



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Εργαστήριο Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας

Τεχνικές Ανίχνευσης Σφαλμάτων σε Φωτοβολταϊκούς Συλλέκτες

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Γεώργιος Γεωργιάδης

Επιβλέπων : Άρης Δημέας
Επίκουρος Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Ιούλιος 2024



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Εργαστήριο Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας

Τεχνικές Ανίχνευσης Σφαλμάτων σε Φωτοβολταϊκά Πάνελ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Γεώργιος Γεωργιάδης

Επιβλέπων : Άρης Δημέας
Επίκουρος Καθηγητής ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 11^η Ιουλίου 2024.

.....
Άρης Δημέας
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....
Πάυλος Γεωργιάκης
Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....
Γεώργιος Κορρές
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Ιούλιος 2024

.....
Γεώργιος Χ. Γεωργιάδης

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π

Copyrights© Γεώργιος Χ. Γεωργιάδης, 2024

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Η ταχεία ανάπτυξη των φωτοβολταϊκών συστημάτων έχει προκαλέσει σημαντικό ενδιαφέρον λόγω των πολλαπλών οφελών τους, συμπεριλαμβανομένης της ικανότητάς τους να παράγουν καθαρή, ανανεώσιμη ενέργεια με ελάχιστες περιβαλλοντικές επιπτώσεις. Καθώς ο κόσμος απευθύνεται όλο και περισσότερο σε βιώσιμες πηγές ενέργειας, η σημασία της διασφάλισης της αδιάλειπτης λειτουργίας των φωτοβολταϊκών συστημάτων γίνεται ζωτικής σημασίας. Η ανίχνευση βλαβών σε αυτά τα συστήματα διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο στη διατήρηση της αποτελεσματικότητάς τους, της αξιοπιστίας και της μακροζωίας τους. Με το να ανιχνεύουμε ακριβώς και να αντιμετωπίζουμε τις βλάβες, ενισχύουμε όχι μόνο την ασφάλεια και την απόδοση των φωτοβολταϊκών εγκαταστάσεων, αλλά βελτιώνουμε επίσης την οικονομική τους βιωσιμότητα, μειώνοντας το χρόνο αδράνειας και τα έξοδα συντήρησης. Παρά τις προόδους στην τεχνολογία, η ανίχνευση και η κατηγοριοποίηση βλαβών στην DC πλευρά των φωτοβολταϊκών συστημάτων αντιμετωπίζουν ακόμα προκλήσεις, τονίζοντας την ανάγκη για καινοτόμες λύσεις και μεθοδολογίες.

Η έρευνα, που πραγματοποιήθηκε μέσω προσομοίωσης φωτοβολταϊκών συστημάτων μέσα στο περιβάλλον Matlab/Simulink, εξετάζει την ανάλυση σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκούς πίνακες τόσο σε θεωρητικά όσο και πρακτικά. Χρησιμοποιώντας προηγμένες τεχνικές όπως τεχνικές μηχανικής μάθησης και ανάλυση μετρήσεων τάσης και ρεύματος, η μελέτη στοχεύει στη βελτίωση των δυνατοτήτων ανίχνευσης σφαλμάτων. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης εφαρμόζονται για να αξιολογηθεί η αποτελεσματικότητά τους στην ανίχνευση βλαβών, ενώ οι μέθοδοι που βασίζονται στις μετρήσεις τάσης και ρεύματος εξετάζουν τα χαρακτηριστικά αυτών των παραμέτρων, δηλαδή τις διάφορες τιμές και μεταβολές της τάσης και του ρεύματος, προκειμένου να ανιχνεύσουν την παρουσία βλάβης στα φωτοβολταϊκά πάνελ.

Επιπλέον, στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας πραγματοποιήθηκε η αξιολόγηση της καλύτερης, εκ των δύο, μεθόδου με πραγματικά δεδομένα από εγκατεστημένο αυτόνομο φωτοβολταϊκό σύστημα. Σε αυτό το στάδιο, ερευνάται η δυνατότητα της βέλτιστης μεθόδου να ανταποκρίνεται αποτελεσματικά στο πλαίσιο ενός πραγματικού συστήματος, παρέχοντας έναν πλήρη κατάλογο των αποτελεσμάτων και της απόδοσής της.

Λέξεις-Κλειδιά : Φωτοβολταϊκά Συστήματα, Ανίχνευση Σφαλμάτων, Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης (MLA), Μετρήσεις Τάσης και Ρεύματος (VCM), Matlab/Simulink, Αξιοπιστία, Αειφορία, Ενεργειακή Απόδοση, Κερδοφορία.

Abstract

The rapid growth of photovoltaic (PV) systems has sparked considerable interest owing to their multitude of benefits, including their ability to generate clean, renewable energy with minimal environmental impact. As the world increasingly turns to sustainable energy sources, the importance of ensuring the uninterrupted operation of PV systems becomes paramount. Fault detection in these systems plays a crucial role in maintaining their efficiency, reliability, and longevity. By accurately identifying and addressing faults, we not only enhance the safety and performance of PV installations but also optimize their economic viability by minimizing downtime and maintenance costs. Despite advancements in technology, the detection and classification of faults on the DC side of PV systems remain challenging, underscoring the need for innovative solutions and methodologies.

The research, conducted via simulation of photovoltaic systems within the Matlab/Simulink environment, investigates the analysis of faults in photovoltaic panels both theoretically and practically. Utilizing advanced techniques such as Machine Learning Techniques and Voltage and Current Measurements, the study aims to enhance fault detection capabilities. Machine learning algorithms are applied to evaluate their effectiveness in fault detection, while methods based on voltage and current measurements analyze the characteristics of these parameters, including their various values and fluctuations, to detect the presence of faults in photovoltaic panels.

Additionally, as part of the thesis, the evaluation of the better of the two methods was carried out using real data from an installed autonomous photovoltaic system. At this stage, the ability of the optimal method to respond effectively within the context of a real system is being investigated, providing a comprehensive list of its results and performance."

Keywords : Photovoltaic Systems, Fault Detection, Machine Learning Algorithms (MLA), Voltage and Current Measurements (VCM), Matlab/Simulink, Reliability, Sustainability, Energy Efficiency, Profitability.

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία συνεγράφη υπό την επίβλεψη του Επίκουρου Καθηγητή του Ε.Μ.Π., κ. Άρη Δημέα, τον οποίο ευχαριστώ θερμά για την ανάθεση της εργασίας και την γενναιόδωρη βοήθεια του στην αντιμετώπιση συγκεκριμένων δυσκολιών. Επίσης ευχαριστώ θερμά για την αμέριστη καθοδήγηση και βοήθεια που μου προσέφερε, σε όλη την διάρκεια της εκπόνησης της Διπλωματικής, τον Δρ. Δημήτριο Λαγό. Επιπλέον, με την ευκαιρία αυτή, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου, την Γεωργία και τους φίλους μου για όλη τη συμπαράσταση που μου πρόσφεραν κατά την διάρκεια των σπουδών μου.

Περιεχόμενα

Περίληψη	1
Abstract	3
Ευχαριστίες	5
1 <u>Εισαγωγή</u>	10
1.1 Γενικά.....	10
1.1.1 Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας και Φωτοβολταϊκή Τεχνολογία	10
1.1.2 Η Σημασία της Ανίχνευσης Σφαλμάτων στα Φωτοβολταϊκά.....	11
1.2 Αντικείμενο της Εργασίας	11
1.3 Δομή της Εργασίας	12
2 <u>Θεωρητικό Υπόβαθρο</u>	14
2.1 Είδη Σφαλμάτων σε Φωτοβολταϊκά Συστήματα.....	14
2.1.1 Σφάλματα Γραμμής-Γης (LG)	14
2.1.2 Σφάλματα Ανοιχτού Κυκλώματος.....	15
2.1.3 Σφάλματα Σκίασης	16
2.1.4 Άλλα Σφάλματα	17
2.2 Μέθοδοι Ανίχνευσης και Διάγνωσης Βλαβών στα Φωτοβολταϊκά Συστήματα.....	19
2.2.1 Μέθοδοι βασισμένες σε στατιστικές σήματος και επεξεργασίας σήματος	19
2.2.2 Μέθοδοι βασισμένες στην ανάλυση των χαρακτηριστικών των καμπυλών Ρεύματος-Τάσης.....	19
2.2.3 Μέθοδοι Βασισμένες στην Ανάλυση Απωλειών Ισχύος (PLA).....	20
2.2.4 Μέθοδοι Βασισμένες στις Μετρήσεις Τάσης και Ρεύματος (VCM)	20
2.2.5 Μέθοδοι βασισμένες σε Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης.....	21
2.2.6 Άλλες Μέθοδοι Ανίχνευσης Βλαβών	21
2.2.7 Περίληψη Ανίχνευσης Σφαλμάτων.....	22
3 <u>Μοντελοποίηση Σφαλμάτων Φωτοβολταϊκής Σειράς</u>	24
3.1 Προσομοίωση Φωτοβολταϊκού Κελιού μέσω Μαθηματικών Εξισώσεων	24
3.2 Επικύρωση του Μπλοκ Φωτοβολταϊκών (PV block) του Simulink με Χαρακτηριστικά και Καμπύλες των Κατασκευαστών	29
3.3 Περιγραφή του Μοντέλου Φωτοβολταϊκής Σειράς (PV STRING)	31
3.3.1 Επισκόπηση του Μοντέλου Αλυσίδας Φ/Β.....	31
3.3.2 Διαμόρφωση των Μπλοκ Φ/Β	31
3.3.3 Ελεγκτής MPPT (MPPT Controller)	31

3.3.4	Ελεγχόμενη Πηγή Τάσης.....	33
3.3.5	Διάγραμμα Μοντέλου Simulink.....	34
3.4	Προσομοίωση Βλαβών στη Φωτοβολταϊκή Σειρά.....	34
3.4.1	Εισαγωγή στη Προσομοίωση Σφαλμάτων στη Φωτοβολταϊκή Σειρά.....	34
3.4.2	Μεθοδολογία Προσομοίωσης.....	34
3.4.2.1	Προσομοίωση Κανονικών Συνθηκών.....	35
3.4.2.2	Προσομοίωση Ανοιχτού Κυκλώματος.....	38
3.4.2.3	Προσομοίωση Σφάλματος Βραχυκυκλώματος.....	39
3.4.2.4	Προσομοίωση Μερικής Σκίασης.....	41
3.5	Συλλογή και Αποθήκευση Δεδομένων Προσομοίωσης.....	43
3.5.1	Εξαγωγή Δεδομένων Προσομοίωσης σε Excel.....	43
3.5.2	Αναδιάταξη και Εξαγωγή Δεδομένων για Ανάλυση.....	44
3.6	Συμπεράσματα.....	45
4	<u>Μέθοδοι Ανίχνευσης Σφαλμάτων και Αποτελέσματα</u>	47
4.1	Εισαγωγή.....	47
4.2	Επιλογή των Μεθόδων Ανίχνευσης Σφαλμάτων.....	47
4.3	Δομή και Εφαρμογή των Μεθόδων Ανίχνευσης.....	47
4.3.1	Μέθοδος Βασισμένη στις Μετρήσεις Τάσης και Ρεύματος (VCM).....	47
4.3.2	Μέθοδος Βασισμένη σε Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης (MLT).....	54
4.4	Συνολική Αξιολόγηση των Δύο Μεθόδων Ανίχνευσης Σφαλμάτων στα Φωτοβολταϊκά Συστήματα.....	62
5	<u>Αξιολόγηση με Πραγματικά Δεδομένα</u>	66
5.1	Παρουσίαση του Φωτοβολταϊκού Συστήματος.....	66
5.2	Συλλογή και Επεξεργασία Δεδομένων.....	66
5.2.1	Συλλογή Δεδομένων.....	66
5.2.2	Επεξεργασία Δεδομένων.....	67
5.3	Εφαρμογή της Μεθόδου στα Πραγματικά Δεδομένα.....	67
5.4	Βελτίωση της Μεθόδου για Εξαγωγή Καλύτερων Αποτελεσμάτων.....	70
5.5	Συμπεράσματα.....	73
6	<u>Συμπεράσματα και Προοπτικές</u>	76
6.1	Συμπεράσματα.....	76
6.2	Προοπτικές και Μελλοντικές Προεκτάσεις.....	76

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Γενικά

Στο κεφάλαιο αυτό θα γίνει επισκόπηση της σημασίας του κλάδου των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας και πιο συγκεκριμένα της ανίχνευσης σφαλμάτων στα φωτοβολταϊκά συστήματα.

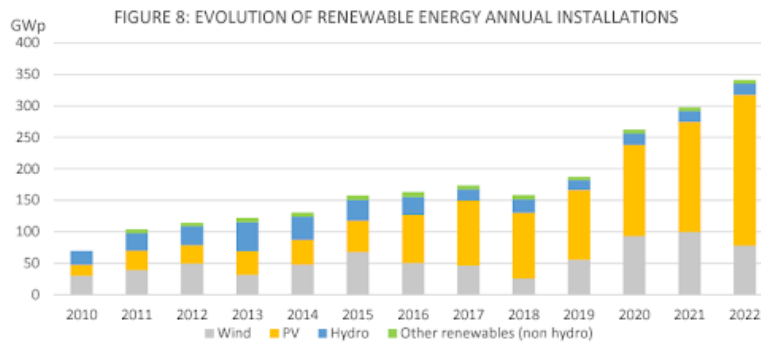
1.1.1 Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας και Φωτοβολταϊκή Τεχνολογία

Οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας έχουν αναδειχθεί ως κρίσιμο στοιχείο στη παγκόσμια στρατηγική για την καταπολέμηση της κλιματικής αλλαγής και την επίτευξη βιώσιμης ανάπτυξης. Οι αυξανόμενες ανησυχίες για την περιβαλλοντική υποβάθμιση και η ανάγκη για ενεργειακή ασφάλεια έχουν οδηγήσει στην αναζήτηση εναλλακτικών λύσεων στις παραδοσιακές πηγές ενέργειας, όπως τα ορυκτά καύσιμα. Οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, όπως η ηλιακή, η αιολική, η υδροηλεκτρική και η γεωθερμική ενέργεια, προσφέρουν μια βιώσιμη και περιβαλλοντικά φιλική επιλογή που μπορεί να καλύψει τις ενεργειακές ανάγκες του πλανήτη.

Η σημασία των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας δεν μπορεί να υπερτονιστεί. Παίζουν καθοριστικό ρόλο στη μείωση των εκπομπών άνθρακα, τη μείωση της εξάρτησης από πεπερασμένους πόρους ορυκτών καυσίμων και την ενίσχυση της ενεργειακής ασφάλειας. Οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας είναι εγγενώς βιώσιμες, καθώς βασίζονται σε φυσικές διαδικασίες που ανανεώνονται συνεχώς. Για παράδειγμα, η ηλιακή ενέργεια αξιοποιεί το ηλιακό φως, έναν σχεδόν ανεξάντλητο πόρο, για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας. Η μετάβαση στις καθαρές πηγές ενέργειας είναι απαραίτητη για την επίτευξη των στόχων που έχουν τεθεί από διεθνείς συμφωνίες όπως η Συμφωνία του Παρισιού, η οποία στοχεύει στον περιορισμό της παγκόσμιας θέρμανσης σε λιγότερο από 2 βαθμούς Κελσίου πάνω από τα προβιομηχανικά επίπεδα. Επιπλέον, προωθούν οικονομικά οφέλη, δημιουργώντας θέσεις εργασίας, ενισχύοντας την τεχνολογική καινοτομία και προάγοντας τις τοπικές οικονομίες, ιδιαίτερα σε αναπτυσσόμενες περιοχές όπου η πρόσβαση σε καθαρή και προσιτή ενέργεια μπορεί να βελτιώσει σημαντικά το βιοτικό επίπεδο.

Η φωτοβολταϊκή (PV) τεχνολογία βρίσκεται στην αιχμή των λύσεων ανανεώσιμης ενέργειας λόγω της κλίμακας, της μείωσης του κόστους και της αυξανόμενης απόδοσής της. Τα συστήματα φωτοβολταϊκών μετατρέπουν το ηλιακό φως απευθείας σε ηλεκτρική ενέργεια χρησιμοποιώντας ημιαγώγιμα υλικά, συνήθως πυρίτιο. Η ευρεία υιοθέτηση της φωτοβολταϊκής τεχνολογίας οφείλεται σε διάφορους παράγοντες, όπως οι προόδοι στις διαδικασίες κατασκευής, οι οικονομίες κλίμακας και οι υποστηρικτικές κυβερνητικές πολιτικές και κίνητρα. Τα φωτοβολταϊκά προσφέρουν μια ευέλικτη λύση για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, από μικρές οικιακές εγκαταστάσεις μέχρι μεγάλες ηλιακές φάρμες. Επιπλέον, η αρθρωτή φύση των φωτοβολταϊκών συστημάτων επιτρέπει την ευέλικτη ανάπτυξη, καθιστώντας τα κατάλληλα για σενάρια τόσο συνδεδεμένα με το δίκτυο όσο και εκτός δικτύου.

Οι προοπτικές για την φωτοβολταϊκή τεχνολογία είναι ελπιδοφόρες, με συνεχείς βελτιώσεις στην απόδοση και την αποδοτικότητα κόστους. Καινοτομίες όπως τα δισδιάστατα μοντέλα, οι ηλιακές κυψέλες νέων υλικών και τα προχωρημένα συστήματα παρακολούθησης ενισχύουν την απόδοση και την ανταγωνιστικότητα των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Καθώς ο κόσμος κινείται προς ένα μέλλον χαμηλών εκπομπών άνθρακα, ο ρόλος των φωτοβολταϊκών αναμένεται να επεκταθεί, συμβάλλοντας σημαντικά στην παγκόσμια παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας και στη συνολική ενεργειακή μετάβαση. Η κατανόηση της σημασίας των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και των δυνατοτήτων της φωτοβολταϊκής τεχνολογίας θέτει τα θεμέλια για την εξερεύνηση προηγμένων μεθόδων ανίχνευσης σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα, διασφαλίζοντας την αξιοπιστία και την αποδοτικότητά τους στην αξιοποίηση της ηλιακής ενέργειας.



Εικόνα 1.1 Εγκατεστημένη Ισχύς Ανανεώσιμων Πηγών ανά Έτος [1]

1.1.2 Η Σημασία της Ανίχνευσης Σφαλμάτων στα Φωτοβολταϊκά

Η ενσωμάτωση της τεχνολογίας της φωτοβολταϊκής αποτελεί ένα σημαντικό βήμα προς την αιεφόρο παραγωγή ενέργειας. Ένας κεντρικός στόχος στην προώθηση των φωτοβολταϊκών συστημάτων είναι η βελτιστοποίηση της απόδοσής τους και της διάρκειάς τους. Για να επιτευχθεί αυτός ο στόχος, απαιτείται μια ολοκληρωμένη προσέγγιση, συμπεριλαμβανομένων αξιόπιστων μεθόδων παρακολούθησης και διάγνωσης βλαβών.

Τα σφάλματα σε οποιαδήποτε μέρη (γραμμές σύνδεσης, μετατροπείς, αντιστροφείς κ.λπ.) των φωτοβολταϊκών συστημάτων (ΦΒ) μπορούν να επηρεάσουν σοβαρά την απόδοση καθώς και την ασφάλεια και την αξιοπιστία ολόκληρου του φωτοβολταϊκού συστήματος, εάν δεν ανιχνευθούν και διορθωθούν γρήγορα. Επιπλέον, αν κάποια σφάλματα επιμένουν (π.χ. ελλειπής τόξο, ελλωτάματα γείωσης και ελλείψεις γραμμής προς γραμμή) μπορούν να οδηγήσουν σε κίνδυνο πυρκαγιάς [2].

Η άμεση και ακριβής ανίχνευση αυτών των παραγόντων είναι ζωτικής σημασίας για την αντιμετώπιση των κινδύνων και τη διατήρηση της ομαλής λειτουργίας του συστήματος. Η ανάπτυξη και η εφαρμογή εργαλείων διάγνωσης βλαβών διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στην αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων. Μέσω της προληπτικής ανίχνευσης και αξιολόγησης των πιθανών βλαβών, οι ενδιαφερόμενοι μπορούν να μειώσουν τα λειτουργικά έξοδα συντήρησης και να αντιμετωπίσουν τους χρόνους αποσύνδεσης του συστήματος. Επομένως, είναι προφανές ότι αυτή η προληπτική προσέγγιση συμβάλλει σημαντικά στη βελτίωση της απόδοσης και της ανθεκτικότητας των φωτοβολταϊκών συστημάτων, προωθώντας τη μετάβαση προς αιεφόρες λύσεις ενέργειας.

1.2 Αντικείμενο της Εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία επικεντρώνεται στην ανάπτυξη και αξιολόγηση μεθόδων ανίχνευσης σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα, με στόχο τη βελτίωση της αξιοπιστίας και της αποδοτικότητάς τους.

Αρχικά, γίνεται εκτενής ανασκόπηση των διαφόρων τύπων σφαλμάτων που μπορούν να προκύψουν σε ΦΒ συστήματα, όπως σφάλματα σύνδεσης, σφάλματα γείωσης και σφάλματα μετατροπέα. Στη συνέχεια, βασισμένοι σε υπάρχον ΦΒ σύστημα, δημιουργείται μια προσομοίωση στο περιβάλλον MATLAB/Simulink. Στόχος αυτής της προσομοίωσης είναι η αναπαράσταση καταστάσεων για ένα ευρύ φάσμα θερμοκρασιών και ηλιακής ακτινοβολίας, συμπεριλαμβανομένων διαφόρων περιπτώσεων σφαλμάτων και της περίπτωσης περικοπής ισχύος του φωτοβολταϊκού.

Μετά τη συλλογή δεδομένων από την προσομοίωση, γίνεται εκτενής αναφορά στις υπάρχουσες συμβατικές και σύγχρονες μεθόδους ανίχνευσης σφαλμάτων. Δύο κατάλληλες μέθοδοι επιλέγονται για το συγκεκριμένο ΦΒ

σύστημα, λαμβάνοντας υπόψη τη δομή των δεδομένων και την αναπαράσταση της προσομοίωσης. Οι μέθοδοι αυτές περιλαμβάνουν τη μέθοδο μετρήσεων τάσης και ρεύματος και τη μέθοδο μηχανικής μάθησης, όπου εξετάζονται τρεις αλγόριθμοι: Decision Tree Classifier, MLPClassifier και XGBClassifier.

Μετά την επιλογή των δύο κατάλληλων μεθόδων ανίχνευσης σφαλμάτων, πραγματοποιείται βελτιστοποίηση και σύγκρισή τους. Η βελτιστοποίηση στοχεύει στην επίτευξη βέλτιστης απόδοσης και ακρίβειας των μεθόδων, λαμβάνοντας υπόψη τη δομή των δεδομένων από την προσομοίωση και την ανάγκη για αξιόπιστη ανίχνευση σφαλμάτων. Στη συνέχεια, γίνεται αξιολόγηση με πραγματικά δεδομένα, όπου η καλύτερη από τις δύο μεθόδους εφαρμόζεται στα πραγματικά δεδομένα και ακολουθείται απόπειρα περαιτέρω βελτιστοποίησής της για την επίτευξη ικανοποιητικών αποτελεσμάτων.

Μέσω αυτής της διαδικασίας, επιδιώκεται η βελτίωση της διαγνωστικής ικανότητας του φωτοβολταϊκού συστήματος και η επίτευξη βέλτιστων επιδόσεων στην αναγνώριση σφαλμάτων, συμβάλλοντας έτσι στην αυξημένη αξιοπιστία και αποδοτικότητα των ΦΒ συστημάτων σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας.

1.3 Δομή της Εργασίας

Η διπλωματική εργασία οργανώνεται σε έξι κεφάλαια, το συνοπτικό περιεχόμενο των οποίων παρατίθεται παρακάτω:

Κεφάλαιο 1: Στο πρώτο κεφάλαιο περιγράφεται η σκοπιμότητα της διπλωματικής άσκησης και παρουσιάζεται συνοπτικά το αντικείμενο και η δομή της.

Κεφάλαιο 2: Στο δεύτερο κεφάλαιο αναλύεται το θεωρητικό πλαίσιο της εργασίας, επικεντρωμένο στα σφάλματα που μπορούν να εμφανιστούν στα φωτοβολταϊκά συστήματα. Γίνεται λεπτομερής αναφορά σε διάφορους τύπους σφαλμάτων, όπως σφάλματα σύνδεσης, σφάλματα γείωσης και σφάλματα μετατροπέα, παρέχοντας μια εις βάθος κατανόηση των προβλημάτων που μπορούν να επηρεάσουν την απόδοση των ΦΒ συστημάτων.

Κεφάλαιο 3: Στο τρίτο κεφάλαιο, παρουσιάζεται η διαδικασία προσομοίωσης ενός ΦΒ συστήματος χρησιμοποιώντας το περιβάλλον MATLAB/Simulink. Συγκεκριμένα, περιγράφεται η προσομοίωση του φωτοβολταϊκού κελιού μέσω μαθηματικών εξισώσεων και η επικύρωση του μοντέλου με τα χαρακτηριστικά και τις καμπύλες των κατασκευαστών. Επίσης, περιλαμβάνονται οι προσομοιώσεις διαφορετικών καταστάσεων λειτουργίας, όπως ένα ευρύ φάσμα θερμοκρασιών και ηλιακής ακτινοβολίας, καθώς και διάφορες περιπτώσεις σφαλμάτων και περικοπής ισχύος του φωτοβολταϊκού.

Κεφάλαιο 4: Στο τέταρτο κεφάλαιο, παρουσιάζονται οι μέθοδοι ανίχνευσης σφαλμάτων που εξετάστηκαν, με ιδιαίτερη έμφαση στη μέθοδο μέτρησης τάσης και ρεύματος (VCM) και στη μέθοδο μηχανικής μάθησης (MLT). Αναλύονται οι τρεις αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που εξετάστηκαν: Decision Tree Classifier, MLPClassifier και XGBClassifier. Επιπλέον, γίνεται προσπάθεια βελτιστοποίησης των μεθόδων αυτών και συγκρίνονται τα αποτελέσματά τους όσον αφορά την ακρίβεια και την αποτελεσματικότητά.

Κεφάλαιο 5: Στο πέμπτο κεφάλαιο, η καλύτερη μέθοδος ανίχνευσης που προέκυψε από τη βελτιστοποίηση εφαρμόζεται σε πραγματικά δεδομένα που συλλέχθηκαν από φωτοβολταϊκό σύστημα σε λειτουργία. Ακολουθεί περαιτέρω προσπάθεια βελτιστοποίησης της μεθόδου για την εξαγωγή ικανοποιητικών αποτελεσμάτων στην αναγνώριση και διάγνωση σφαλμάτων.

Κεφάλαιο 6: Στο έκτο και τελευταίο κεφάλαιο, γίνεται επισκόπηση των συμπερασμάτων της διπλωματικής εργασίας και αναζητούνται πιθανές μελλοντικές προεκτάσεις για τη βελτίωση της προτεινόμενης προσέγγισης.

Κεφάλαιο 2

Θεωρητικό Υπόβαθρο

2.1 Είδη Σφαλμάτων σε Φωτοβολταϊκά Συστήματα

Τα σφάλματα στα φωτοβολταϊκά συστήματα μπορούν να επηρεάσουν την παραγωγή ισχύος, την απόδοση, την αξιοπιστία και τη διάρκεια ζωής του συστήματος. Σε ακραίες περιπτώσεις, μπορεί να προκληθούν καταστροφικά συμβάντα, όπως κίνδυνοι πυρκαγιάς. Σε αυτή την ενότητα, γίνεται λεπτομερής ανάλυση των συνηθισμένων ηλεκτρικών σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκές διατάξεις, τα χαρακτηριστικά τους, οι προκλήσεις στην προστασία και οι επιπτώσεις τους στην καμπύλη I-V για μια καλύτερη κατανόηση της αναγκαιότητας ανίχνευσης σφαλμάτων και προσδιορισμού της σοβαρότητας τους.

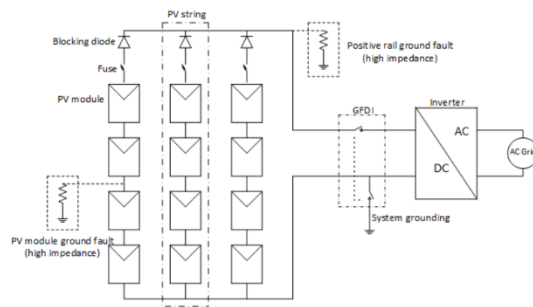
2.1.1 Σφάλματα Γραμμής-Γης (LG)

Ένα σφάλμα γραμμής-γης (LG) συμβαίνει όταν υπάρχει μια απροσδόκητη σύνδεση μεταξύ αγωγών γείωσης και αγωγών ρεύματος σε μια φωτοβολταϊκή διάταξη, οδηγώντας σε συνεχή ροή ρεύματος προς τη γη. Οι αγωγοί γείωσης χρησιμοποιούνται για την προστασία από ηλεκτροπληξία [3]. Τα LG σφάλματα μπορούν να κατηγοριοποιηθούν ως εξής: 1) βραχυκύκλωμα μεταξύ κανονικού αγωγού και αγωγού γείωσης σε κουτί σύνδεσης, 2) βλάβη στη μόνωση των καλωδίων, η οποία συνήθως προκαλείται από τρωκτικά και 3) βραχυκύκλωμα μεταξύ φωτοβολταϊκής κυψέλης και γειωμένων πλαισίων μονάδων.

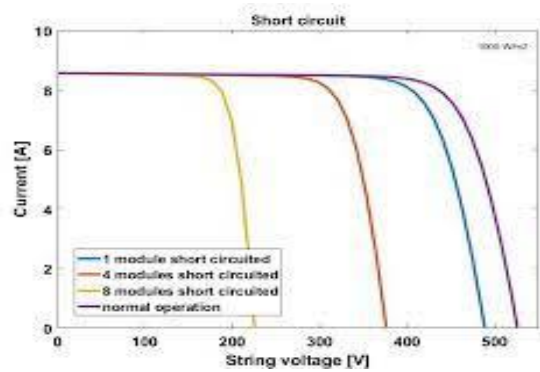
Κατά τη διάρκεια του σφάλματος LG, τα σημεία λειτουργίας της προ-σφάλματος διάταξης και της αλυσίδας μετακινούνται σε νέες θέσεις όπου το ρεύμα της διάταξης είναι μηδέν και το ρεύμα της αλυσίδας είναι αρνητικό. Η MPPT, δηλαδή η τεχνική Μέγιστης Παρακολούθησης Σημείου Ισχύος, η οποία χρησιμοποιείται για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης των φωτοβολταϊκών συστημάτων, αρχίζει να μετατοπίζει τα σημεία λειτουργίας για να επιτύχει τη μέγιστη παραγωγή ισχύος μειώνοντας την τάση στη φωτοβολταϊκή διάταξη. Αυτό προκαλεί σημαντική μείωση της παραγωγής ισχύος. Ως εκ τούτου, μια ταυτόχρονη πτώση τόσο της ισχύος όσο και της τάσης στο σημείο λειτουργίας υποδεικνύει την παρουσία ενός σφάλματος LG.

Η προστασία από σφάλματα LG μπορεί να είναι προκλητική, καθώς 1) η MPPT μπορεί να μειώσει το μέγεθος του ρεύματος σφάλματος, καθιστώντας δύσκολη τη λειτουργία των OCPDs (Διατάξεις Προστασίας από Υπερένταση) και GFDIs (Διατάξεις Ανίχνευσης Γείωσης Σφάλματος) και 2) τα GFDIs δεν είναι αρκετά ευαίσθητα για την ανίχνευση ενός σφάλματος LG με υψηλή αντίσταση.

Στις Εικόνες 2.1.1 και 2.1.2 παρουσιάζονται το κυκλωματικό διάγραμμα και η επίδραση στις καμπύλες τάσης ρεύματος υπό Σφάλμα Γραμμής-Γης.



Εικόνα 2.1.1 Κυκλωματικό Διάγραμμα Σφάλματος Γραμμής-Γης [4]



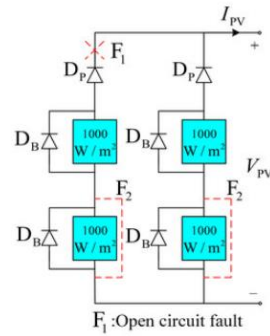
Εικόνα 2.1.2 Καμπύλη Ρεύματος-Τάσης υπό Σφάλμα Γραμμής-Γης [5]

2.1.2 Σφάλματα Ανοιχτού Κυκλώματος (OC)

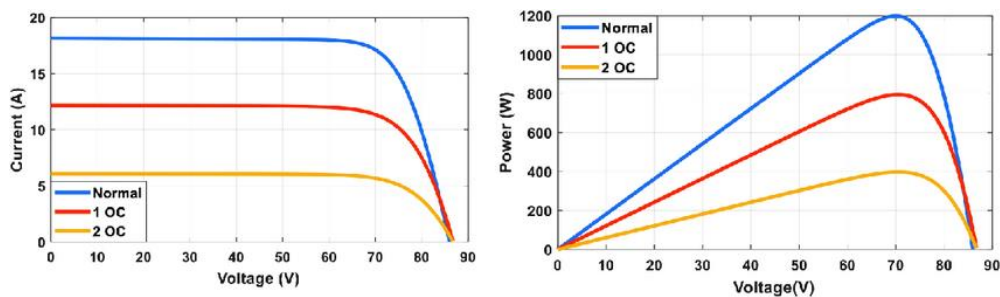
Ένα σφάλμα ανοιχτού κυκλώματος (OC) σε φωτοβολταϊκές διατάξεις αναφέρεται σε μια απροσδόκητη διακοπή στους αγωγούς ρεύματος, που μπορεί να συμβεί λόγω ρωγμών στις φωτοβολταϊκές κυψέλες, τις φωτοβολταϊκές μονάδες ή τις συνδέσεις των μονάδων. Τα σφάλματα OC μπορεί να οφείλονται σε: 1) κυκλικές θερμικές καταπονήσεις, 2) φορτίο από χαλάζι ή άνεμο και 3) ζημιές κατά την επεξεργασία και τη συναρμολόγηση.

Σε σφάλματα OC, τόσο το ρεύμα όσο και η τάση στο MPP επηρεάζονται. Οι αποσυνδεδεμένες αλυσίδες οδηγούν σε λιγότερο ρεύμα βραχυκυκλώματος της φωτοβολταϊκής διάταξης, και έτσι, σε περίπτωση που n παράλληλες αλυσίδες σε μια φωτοβολταϊκή διάταξη εμπλέκονται σε ένα σφάλμα OC, $n \times I_{sc}$ θα αφαιρεθεί από το συνολικό ρεύμα βραχυκυκλώματος της φωτοβολταϊκής διάταξης. Παρακάτω φαίνονται οι επιπτώσεις ανοιχτοκυκλώματος (OC) σε τάση, ρεύμα και ισχύ.

Στις Εικόνες 2.1.3 και 2.1.4 παρουσιάζονται το κυκλωματικό διάγραμμα και η επίδραση στις καμπύλες τάσης ρεύματος υπό Σφάλμα Ανοιχτοκυκλώματος.



Εικόνα 2.1.3 Κυκλωματικό Διάγραμμα Σφάλματος Ανοιχτοκυκλώματος [6]



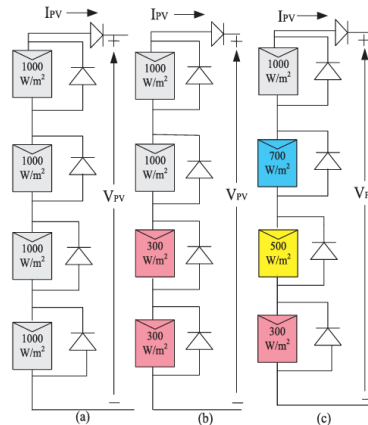
Εικόνα 2.1.4 Καμπύλες Ρεύματος-Τάσης και Ισχύος-Τάσης υπό Σφάλμα Ανοιχτοκυκλώματος [7]

2.1.3 Σφάλματα Σκίασης

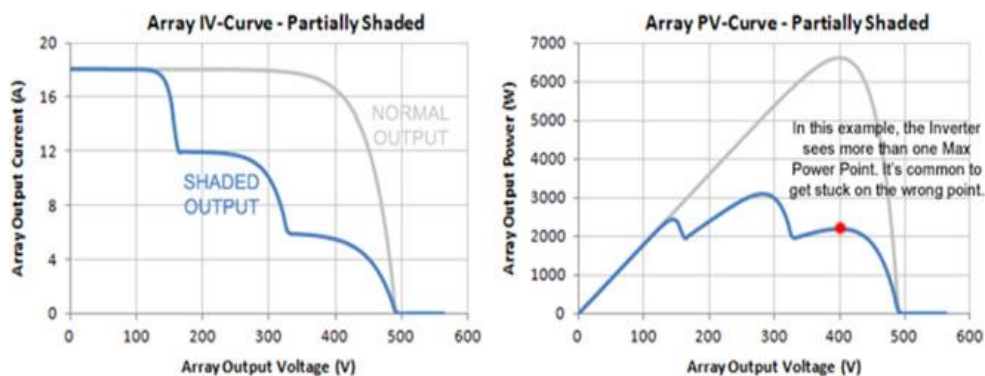
Οι φωτοβολταϊκές διατάξεις μπορούν να υπόκεινται σε σκίαση, είτε ομοιόμορφη είτε μη ομοιόμορφη. Η ομοιόμορφη σκίαση αναφέρεται σε ισορροπημένη αλλά μειωμένη ακτινοβολία σε όλα τα φωτοβολταϊκά πάνελ, ενώ η μη ομοιόμορφη σκίαση είναι η άνιση κατανομή της ακτινοβολίας στα πάνελ μιας φωτοβολταϊκής διάταξης. Η μη ομοιόμορφη σκίαση συμβαίνει κυρίως λόγω: 1) σκιάς από ψηλά κτίρια ή δέντρα, 2) κίνησης των νεφών και 3) κοπράνων πουλιών [8].

Μέχρι σήμερα, δεν υπάρχουν συσκευές προστασίας που μπορούν να ανιχνεύσουν σφάλματα σκίασης σε ένα φωτοβολταϊκό σύστημα. Παρόλο που τα σφάλματα σκίασης είναι συνήθως προσωρινά, η ανίχνευσή τους είναι εξαιρετικά σημαντική για την προστασία των φωτοβολταϊκών συστημάτων, διότι: 1) η γρήγορη ανίχνευση μόνιμων σκιάσεων αυξάνει τη διάρκεια ζωής ενός φωτοβολταϊκού συστήματος, 2) η ανίχνευση σφαλμάτων σκίασης μειώνει την πολυπλοκότητα στην επιλογή των MPPTs και 3) επειδή τα σφάλματα σκίασης έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά με άλλα ηλεκτρικά σφάλματα, πρέπει να ανιχνεύονται και να διακρίνονται για να αποφευχθούν ψευδείς συναγερμοί. Παρακάτω στην Εικόνα 1.3.3 φαίνονται οι επιπτώσεις μερικής σκίασης σε τάση, ρεύμα και ισχύ.

Στις Εικόνες 2.1.5 και 2.1.6 παρουσιάζονται το κυκλωματικό διάγραμμα και η επίδραση στις καμπύλες τάσης ρεύματος υπό Σφάλμα Μερικής Σκίασης.



Εικόνα 2.1.5 Κυκλωματικό Διάγραμμα Σφάλματος Μερικής Σκίασης [9]



Εικόνα 2.1.6 Καμπύλες Ρεύματος-Τάσης και Ισχύος-Τάσης υπό Σφάλμα Μερικής Σκίασης [9]

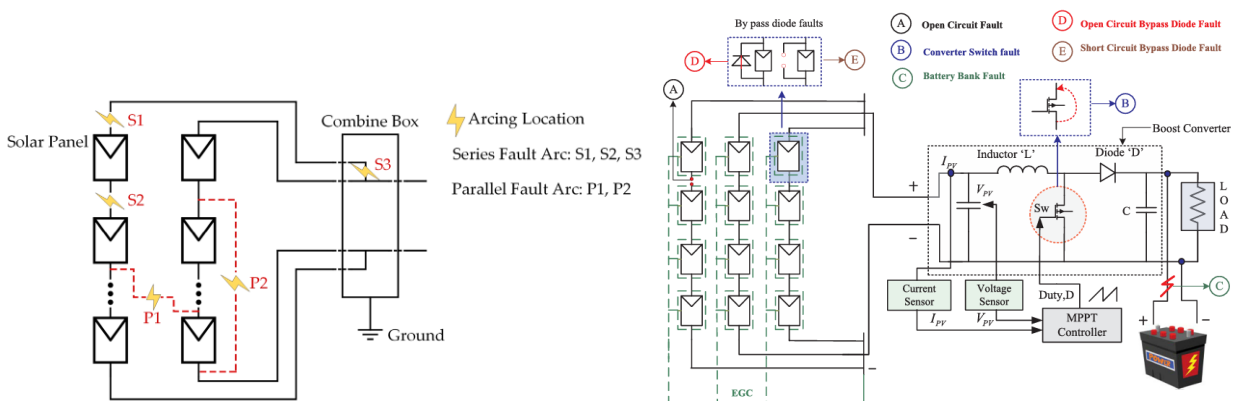
2.1.4 Άλλα Σφάλματα

Εκτός από τα προαναφερθέντα σφάλματα, τα φωτοβολταϊκά συστήματα ενδέχεται να υποστούν και άλλα ηλεκτρικά σφάλματα. Ένα σημαντικό και επικίνδυνο σφάλμα είναι το σφάλμα τόξου. Τα σφάλματα τόξου εκθέτουν εύφλεκτα υλικά στη φωτοβολταϊκή διάταξη ή στο περιβάλλον της στο τόξο, συμβάλλοντας σε σοβαρούς κινδύνους πυρκαγιάς και ασφαλείας. Λόγω της τυχαίας, χαοτικής και διαλείπουσας φύσης τους, τα σφάλματα τόξου είναι πολύ δύσκολο να ανιχνευθούν. Συνήθως, δύο τύποι σεναρίων σφάλματος τόξου εμφανίζονται σε ένα φωτοβολταϊκό σύστημα: 1) Σφάλμα σειράς τόξου, και 2) Σφάλμα παράλληλου τόξου.

Επιπλέον, τα φωτοβολταϊκά συστήματα ενδέχεται να υποστούν και άλλα ηλεκτρικά σφάλματα, όπως: 1) Σφάλματα ΜΡΡΤ και αντιστροφών, κυρίως λόγω βλάβης του διακόπτη του μετατροπέα, 2) Σφάλματα στις διόδους παράκαμψης, ως αποτέλεσμα βραχυκυκλωμάτων λόγω μεγάλης αντίστροφης ροής ρεύματος κατά τη διάρκεια σφαλμάτων, 3) Σφάλματα στις διόδους αποκλεισμού, επίσης λόγω αντίστροφης ροής ρεύματος, 4) Σφάλματα συνδέσεων, λόγω λανθασμένης ή αντίστροφης σύνδεσης των πλαισίων και 5) Αποτυχίες της συστοιχίας μπαταριών, ως αποτέλεσμα μη φυσιολογικών συνθηκών φόρτισης. Ωστόσο, όλα αυτά τα σφάλματα είναι πολύ σπάνια και έχουν μόνο ελάχιστη επίδραση στη λειτουργία των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Επιπλέον, τα περισσότερα από αυτά τα σφάλματα προκύπτουν ως επακόλουθα άλλων σφαλμάτων, τα οποία συνήθως προστατεύονται με συσκευές προστασίας.

Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η ανίχνευση και διάκριση σφαλμάτων είναι απαραίτητη για την σωστή απομόνωση και συντήρηση του συστήματος, καθώς οι συμβατικές συσκευές προστασίας δεν είναι αρκετά ευαίσθητες για να προστατεύσουν τη φωτοβολταϊκή διάταξη από όλα τα σφάλματα, και ως εκ τούτου, απαιτούνται νέα εργαλεία ανίχνευσης σφαλμάτων [9].

Στις Εικόνες 2.1.7 και 2.1.8 παρουσιάζονται τα κυκλωματικά διαγράμματα Σφάλματος Τόξου και Άλλων Σφαλμάτων αντίστοιχα καθώς και η γενική κατηγοριοποίηση των σφαλμάτων στα φωτοβολταϊκά συστήματα. Στην κατηγοριοποίηση αυτή παρατηρούμε ότι τα σφάλματα ποικίλουν και μπορεί να αφορούν σφάλματα στα πάνελ, σφάλματα λόγω του περιβάλλοντος αλλά και ηλεκτρικά σφάλματα. Ορισμένα επιπλέον σφάλματα που παρουσιάζονται στην εικόνα είναι τα σπασμένα ή φθαρμένα πάνελ, τα σφάλματα δικτύου στην AC- πλευρά καθώς και τα σφάλματα διακοπών.



Εικόνα 2.1.7 Σχηματικά Διαγράμματα Σφάλματος Τόξου και Άλλων Σφαλμάτων [9]

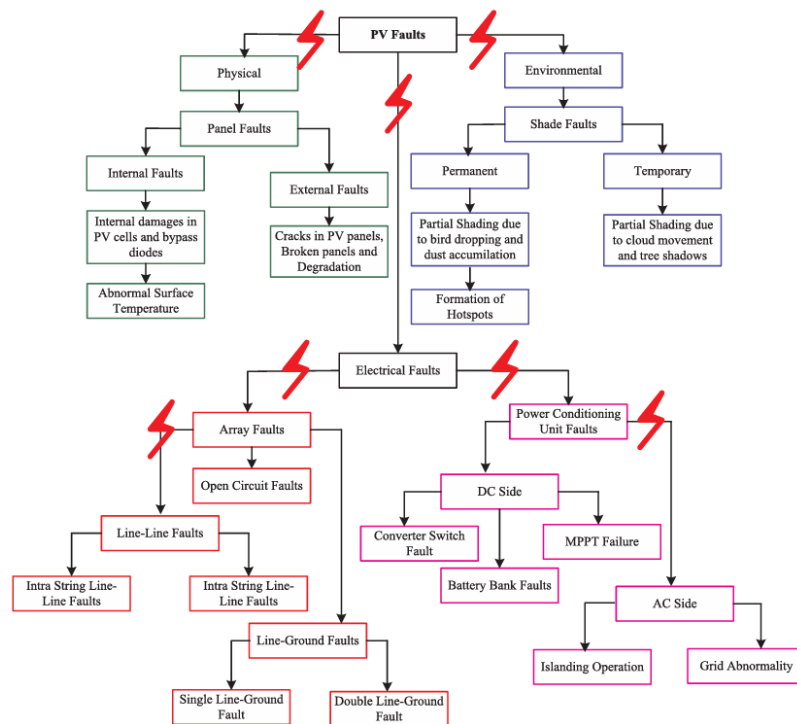


Fig. 1. Classification of faults in PV Systems.

Εικόνα 2.1.8 Κατηγοριοποίηση των σφαλμάτων στα φωτοβολταϊκά συστήματα [9]

2.2 Μέθοδοι Ανίχνευσης και Διάγνωσης Βλαβών στα Φωτοβολταϊκά Συστήματα

Η παρακολούθηση και η διάγνωση σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα αποτελούν κρίσιμη πτυχή για τη διαχείριση και την επίβλεψη της απόδοσής τους. Πολλές μέθοδοι έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία για την ανίχνευση και τη διάγνωση τέτοιων προβλημάτων [10]. Κύρια χαρακτηριστικά που διαφοροποιούν αυτές τις μεθόδους είναι η ταχύτητα ανίχνευσης των δυσλειτουργιών, τα απαιτούμενα δεδομένα εισόδου (περιβαλλοντικά και ηλεκτρικά δεδομένα), καθώς και η ικανότητά τους να διακρίνουν διαφορετικούς τύπους βλαβών.

Οι μέθοδοι αυτές μπορούν να ταξινομηθούν γενικά σε δύο κύριες κατηγορίες: Οπτικές και θερμικές μέθοδοι, οι οποίες χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση διαφορετικών ειδών φυσικών αλλοιώσεων στα φωτοβολταϊκά συστήματα, και ηλεκτρικές μέθοδοι, οι οποίες επικεντρώνονται στην ανάλυση ηλεκτρικών παραμέτρων για τη διάγνωση βλαβών στα φωτοβολταϊκά συστήματα όπως σφάλματα τόξου, βλάβες γείωσης και βλάβες διόδων.

Οι ηλεκτρικές μέθοδοι, ειδικότερα, μπορούν να χωριστούν σε πέντε κύριες ομάδες: στατιστικές και προσεγγιστικές μεθόδους σήματος, ανάλυση χαρακτηριστικών I-V, ανάλυση απωλειών ισχύος, μέτρηση τάσης και ρεύματος, και τεχνικές μηχανικής μάθησης.

2.2.1 Μέθοδοι βασισμένες σε στατιστικές σήματος και επεξεργασίας σήματος (SSPA)

Οι μέθοδοι βασισμένες σε στατιστικές σήματος και επεξεργασίας σήματος (Signal Statistics and Processing Analysis) αναπτύσσονται για την ανίχνευση και διάγνωση βλαβών στα φωτοβολταϊκά συστήματα (Photovoltaic Systems) με νέες προσεγγίσεις και τεχνολογίες. Αυτές οι μέθοδοι συχνά βασίζονται στην ανάλυση των σημάτων των κυματομορφών για τον εντοπισμό ανωμαλιών και ελαττωμάτων, παρέχοντας έτσι κρίσιμες πληροφορίες για τη συντήρηση και τη βελτίωση της απόδοσης των συστημάτων.

Μερικές από τις βασικές μεθόδους περιλαμβάνουν τη χρήση της τεχνικής Time Domain Reflectometry (TDR), η οποία αξιοποιείται για τον εντοπισμό διακοπών και άλλων ελαττωμάτων στην καλωδίωση των φωτοβολταϊκών συστημάτων [11]. Η TDR αναλύει την κυματομορφή της εξόδου τάσης για την ανίχνευση αποσυνδέσεων και ελλείψεων μόνωσης, προσφέροντας ειδοποιήσεις για τη θέση των ελαττωμάτων.

Μια άλλη προσέγγιση είναι η Earth Capacitance Measurement (ECM), η οποία επιτρέπει την ανίχνευση αποσυνδέσεων μεταξύ των φωτοβολταϊκών μονάδων σε μια σειρά, ανεξαρτήτως της αλλαγής της ακτινοβολίας. Η ECM είναι επίσης αποτελεσματική για τον εντοπισμό της θέσης της αποσύνδεσης μεταξύ των μονάδων φωτοβολταϊκών [12].

Οι συχνοτικές αναλύσεις, όπως ο αναλυτής απόκρισης συχνότητας, επίσης χρησιμοποιούνται για την μέτρηση της επίδρασης της ραδιοσυχνότητας σε διάφορες συνθήκες ακτινοβολίας και μεγέθους. Αυτές οι τεχνικές παρέχουν πληροφορίες για την αποτελεσματική επιλογή συχνοτήτων ανίχνευσης κάτω από τα 100kHz, οι οποίες είναι κατάλληλες για την ανίχνευση του τόξου PV σε διάφορες διαμορφώσεις συστημάτων PVS.

Συνοψίζοντας, οι μέθοδοι SSPA προσφέρουν προηγμένες τεχνικές για την ανίχνευση και διάγνωση βλαβών σε φωτοβολταϊκά συστήματα, βασισμένες σε αναλύσεις σημάτων και συχνοτικές αναλύσεις που εντοπίζουν ακριβώς τις θέσεις και τα είδη των ελαττωμάτων, επιτρέποντας τη συντήρηση και τη βελτίωση της απόδοσης των συστημάτων PVS με ακρίβεια και αποτελεσματικότητα.

2.2.2 Μέθοδοι βασισμένες στην ανάλυση των χαρακτηριστικών των καμπυλών Ρεύματος-Τάσης

Οι μέθοδοι ανάλυσης των χαρακτηριστικών I-V αποτελούν ένα σημαντικό εργαλείο για την ανίχνευση βλαβών στα φωτοβολταϊκά συστήματα (PV). Αυτές οι μέθοδοι βασίζονται στην ανάλυση της ηλεκτρικής συμπεριφοράς των φωτοβολταϊκών μονάδων για την ανίχνευση διαφόρων προβλημάτων όπως αποσυνδέσεις, σκίαση κυψελών και άλλες ανωμαλίες. Η κεντρική αρχή της μεθόδου είναι η ανάλυση των καμπυλών I-V, όπου μεταβολές στο

σχήμα της καμπύλης μπορούν να υποδείξουν προβλήματα [13]. Η μέθοδος απαιτεί μετρήσεις της τάσης και του ρεύματος κατά τη λειτουργία του συστήματος, καθώς και συχνά συγκρίσεις με προηγούμενες αναφορές ή πρότυπα για την ανίχνευση ανωμαλιών. Η ανάλυση των I-V χαρακτηριστικών μπορεί να αναδείξει τις διαφορές στις επιδόσεις των μονάδων, προσδιορίζοντας αποσυνδέσεις, μετατοπίσεις ή άλλες μη φυσιολογικές συμπεριφορές που οφείλονται σε εσωτερικά ή εξωτερικά προβλήματα του PVA.

2.2.3 Μέθοδοι Βασισμένες στην Ανάλυση Απωλειών Ισχύος (Power Loss Analysis)

Οι μέθοδοι ανάλυσης απωλειών ισχύος αποτελούν σημαντική προσέγγιση για την ανίχνευση βλαβών στα φωτοβολταϊκά συστήματα (PVS). Αυτές οι μέθοδοι εστιάζουν στην ανάλυση των απωλειών ισχύος που προκύπτουν από διάφορα προβλήματα, όπως αποσυνδέσεις μονάδων, σφάλματα στις συνδέσεις, σκίαση κυψελών, γήρανση και σφάλματα στη λειτουργία του MPPT [14].

Σε μια από τις μελέτες, παρουσιάζεται μια αυτόματη διαδικασία επίβλεψης και ανίχνευσης βλαβών βασισμένη στην ανάλυση των απωλειών ισχύος στη DC πλευρά του φωτοβολταϊκού συστήματος. Η μέθοδος επιτρέπει την αναγνώριση τριών κατηγοριών βλαβών και ενός λανθασμένου συναγερμού: ελαττωματικά modules σε μια σειρά, ελαττωματική σειρά και ομάδα διαφορετικών βλαβών όπως μερική σκίαση, γήρανση και σφάλματα στο MPPT.

Μια άλλη μελέτη προτείνει μια διαδικασία ανίχνευσης βλαβών στα PVA με κατανομημένο MPPT στο επίπεδο της μονάδας, με βελτιστοποιητές ισχύος DC-DC ή μικρο-μετατροπείς DC-AC [15]. Η μέθοδος έχει δείξει ότι μπορεί να διαγνώσει μια ευρεία γκάμα σφαλμάτων, συμπεριλαμβανομένης σταθερής σκίασης αντικειμένων, μικρής τοπικής βρωμιάς, γενικευμένης βρωμιάς και απωλειών καλωδίων.

Μια άλλη προσέγγιση προτείνει μια εύκολη και οικονομικά αποδοτική μέθοδο για την ανίχνευση βλαβών σε εγκαταστάσεις PV, βασισμένη στην ανάλυση της μετρημένης ισχύος. Η μέθοδος συγκρίνει συνεχώς τη μετρημένη ισχύ με την προσομοιωμένη και εκτοξεύει μια σημαία βλάβης εάν παρατηρηθεί απόκλιση (πάνω από 5%).

Οι μέθοδοι αυτές βασίζονται στην ανάλυση των απωλειών ισχύος για να προσδιορίσουν διαφορετικούς τύπους βλαβών στα φωτοβολταϊκά συστήματα, αναζητώντας την απόκριση του συστήματος σε ανωμαλίες και αποσυνδέσεις, ενώ προσπαθούν να ελαχιστοποιήσουν τις πιθανότητες λανθασμένων συναγερμών και να βελτιώσουν τη γενική αποτελεσματικότητα και οικονομική βιωσιμότητα της διαδικασίας.

2.2.4 Μέθοδοι Βασισμένες στις Μετρήσεις Τάσης και Ρεύματος (VCM)

Οι μέθοδοι που βασίζονται στις μετρήσεις τάσης και ρεύματος αποτελούν σημαντική προσέγγιση για την ανίχνευση βλαβών στα φωτοβολταϊκά συστήματα [16]. Αυτές οι μέθοδοι εκμεταλλεύονται τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά των συστημάτων PV για να αναγνωρίσουν και να διαγνώσουν διάφορους τύπους βλαβών, από μεμονωμένες αποσυνδέσεις μονάδων έως και περίπλοκες συνθήκες σκίασης.

Σε μια μελέτη, προτείνεται μια μέθοδος για τον προσδιορισμό της περίπτωσης τοποθεσίας ελαττωματικών πάνελ σε σειρά ή παράλληλα. Η ανάλυση των πειραματικών αποτελεσμάτων επιτρέπει τον εντοπισμό της τοποθεσίας του ελαττωματικού πάνελ, με τη μέθοδο να μπορεί να εφαρμοστεί εύκολα σε χαμηλού κόστους μικροελεγκτές για την online ανίχνευση βλαβών σε φωτοβολταϊκά συστήματα.

Μια άλλη μέθοδος ανίχνευσης πιθανών βλαβών στη DC πλευρά των φωτοβολταϊκών συστημάτων αναγνωρίζει και ταξινομεί διάφορους τύπους βλαβών χρησιμοποιώντας ένα απλοποιημένο υβριδικό μοντέλο φωτοβολταϊκού συστήματος βασισμένο στο περιβάλλον MATLAB. Η μέθοδος έχει δοκιμαστεί πειραματικά και βελτιώθηκε με τη χρήση flash test για τη βελτίωση της συμπεριφοράς του μοντέλου.

Σε άλλη μελέτη, αναπτύχθηκε ένα βασισμένο σε γράφο σύστημα μάθησης με ημιεπίβλεψη για την ανίχνευση και ταξινόμηση βλαβών στα PV [17]. Το μοντέλο βασίζεται σε στατιστική ανάλυση δεδομένων και έχει δείξει ότι μπορεί να ανιχνεύσει και να ταξινομήσει σωστά συγκεκριμένες κανονικές συνθήκες, μεγάλες απώλειες ισχύος και ανοικτά κυκλώματα στις πραγματικές συνθήκες λειτουργίας.

Αυτές οι μέθοδοι εστιάζουν στη χρήση μέτρησης τάσης και ρεύματος για την ανίχνευση και διάγνωση διαφόρων τύπων βλαβών στα συστήματα PV, προσπαθώντας να βελτιώσουν την αποτελεσματικότητα και την οικονομική βιωσιμότητα της διαδικασίας, ενώ ελαχιστοποιούν τους λανθασμένους συναγερμούς και ενισχύουν τη γενική ικανοποίηση της διαδικασίας ανίχνευσης και διάγνωσης.

2.2.5 Μέθοδοι βασισμένες σε Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης

Τα τελευταία χρόνια, οι τεχνικές μηχανικής μάθησης (Machine Learning Techniques) έχουν αποδειχθεί αποτελεσματικές στην μοντελοποίηση, τον έλεγχο, την πρόβλεψη και την ανίχνευση βλαβών σε φωτοβολταϊκά συστήματα. Αυτές οι τεχνικές εκμεταλλεύονται διάφορες μεθόδους μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση, τη διάγνωση και την τοποθέτηση βλαβών, βελτιώνοντας την απόδοση και την αξιοπιστία των συστημάτων [18].

Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks): Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί εκτενώς για τη διάγνωση βλαβών σε PVS. Για παράδειγμα, έχουν χρησιμοποιηθεί για την ανίχνευση της ακριβούς θέσης βλαβών όπως βραχυκυκλώματα, με υψηλή ακρίβεια. Επιπλέον, ANN έχουν χρησιμοποιηθεί για τη διάγνωση σφαλμάτων όπως η υπερθέρμανση συσκευών ισχύος και οι χαμηλές τιμές εξόδου τάσης. Αυτά τα συστήματα μπορούν να παρακολουθούνται online και να ενσωματωθούν σε έξυπνα δίκτυα για συνεχή εποπτεία.

Bayesian Belief Networks (BBN): Τα BBN χρησιμοποιούνται για να διαχειριστούν και να αναλύσουν τις αιτίες των βλαβών στα PVS. Αυτές οι μέθοδοι ενσωματώνουν αισθητήρες και χαρτογραφούν τις μετρήσεις σε ένα BBN, παρέχοντας ευφυή αιτιολόγηση για τις ανιχνευόμενες βλάβες.

Υβριδικές Προσεγγίσεις: Συνδυασμός μεθόδων όπως η υποστήριξη διανυσματικών μηχανών (SVM) και k-Nearest Neighbour (k-NN) έχουν χρησιμοποιηθεί για την ανίχνευση και τον εντοπισμό βλαβών όπως βραχυκυκλώματα και βλάβες bypass diodes. Αυτές οι προσεγγίσεις βελτιώνουν την ικανότητα ανίχνευσης και τοπικής διάγνωσης των βλαβών με υψηλή ακρίβεια.

Ζητήματα και Προκλήσεις στη Μηχανική Μάθηση (MLT): Στη βάση της μηχανικής μάθησης, οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης δημιουργούν σχέσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων ενός PV, χρησιμοποιώντας δεδομένα από πραγματικές και προσομοιωμένες συνθήκες βλάβης. Παρά τα πλεονεκτήματά τους, οι μέθοδοι αυτές εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από την ποιότητα των δεδομένων εκπαίδευσης, τα οποία είναι δύσκολο να συγκεντρωθούν, ειδικά για σπάνιες βλάβες.

Άλλες Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης: Περιλαμβάνουν τη χρήση Fuzzy Logic (FL), την προσαρμοστική θεωρία αντήχησης (LAPART), και δικτυακά συστήματα όπως το ZigBee για την παρακολούθηση και διάγνωση βλαβών σε PVS. Αυτές οι τεχνικές επιτρέπουν την ανίχνευση βλαβών με υψηλή ακρίβεια, ακόμη και σε θορυβώδη περιβάλλοντα και μεταβαλλόμενες συνθήκες λειτουργίας [19].

Συνολικά, οι τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης παρέχουν ισχυρές λύσεις για την ανίχνευση και διάγνωση βλαβών στα φωτοβολταϊκά συστήματα, βελτιώνοντας τη συνολική αξιοπιστία και απόδοσή τους.

2.2.6 Άλλες Μέθοδοι Ανίχνευσης Βλαβών

Ορισμένες δημοσιεύσεις εστιάζουν στην αναγνώριση βλαβών τόσο στην πλευρά DC όσο και στην πλευρά AC των φωτοβολταϊκών συστημάτων (PVS). Αναπτύχθηκαν μέθοδοι για την αναγνώριση της επίδρασης σκίασης και αποτυχίας του μετατροπέα, την ταξινόμηση ενεργειακών απωλειών, τον εντοπισμό ασύμμετρων βλαβών

σε συστήματα GCPV, την ανίχνευση ανοιχτού διακόπτη σε τριεπίπεδο μετατροπέα, και την παρατήρηση θερμών σημείων με υπέρυθρη θερμογραφία. Άλλες μέθοδοι περιλαμβάνουν την ανάλυση της αντίστασης μόνωσης και του ρεύματος διαρροής της γεννήτριας PV, τον σχεδιασμό ανιχνευτή για AF σε σειρά, και τη χρήση εμπειρικών μοντέλων για την ανίχνευση βλαβών, ταξινομώντας τις βλάβες βάσει της διάρκειας και της μερικής σκίασης, παρακολουθώντας την απόδοση του συστήματος.

2.2.7 Περίληψη Διάγνωσης Σφαλμάτων

Η ανίχνευση και διάγνωση βλαβών στα φωτοβολταϊκά συστήματα είναι κρίσιμη για τη διατήρηση της αποδοτικότητας και της αξιοπιστίας τους. Οι μέθοδοι που έχουν αναπτυχθεί ποικίλλουν και βασίζονται σε διάφορες τεχνικές, όπως οι μετρήσεις τάσης και ρεύματος, η θερμογραφία, τα έξυπνα συστήματα και οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης. Κάθε μέθοδος έχει τα δικά της πλεονεκτήματα και περιορισμούς. Οι παραδοσιακές μέθοδοι, όπως οι μετρήσεις τάσης και ρεύματος, προσφέρουν απλές και οικονομικές λύσεις, αλλά μπορεί να περιορίζονται από την ακρίβεια και την ανάγκη για πρόσθετο εξοπλισμό. Οι τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης προσφέρουν υψηλή ακρίβεια και ικανότητα εντοπισμού και διάγνωσης πολλαπλών τύπων βλαβών, αλλά απαιτούν μεγάλο όγκο δεδομένων για εκπαίδευση και εξειδικευμένη γνώση για την ανάπτυξη και τη συντήρησή τους. Οι μέθοδοι που βασίζονται σε υπέρυθρη θερμογραφία και ανάλυση σήματος μπορούν να ανιχνεύσουν βλάβες που δεν είναι ορατές με άλλους τρόπους, αλλά μπορεί να απαιτούν εξειδικευμένο εξοπλισμό και ανάλυση.

Συνολικά, η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου εξαρτάται από τις συγκεκριμένες ανάγκες και τις συνθήκες του κάθε φωτοβολταϊκού συστήματος. Η συνδυαστική χρήση διαφορετικών μεθόδων μπορεί να προσφέρει ολοκληρωμένες λύσεις και να εξασφαλίσει την άμεση και ακριβή ανίχνευση και διάγνωση βλαβών, βελτιώνοντας έτσι την αποδοτικότητα και τη διάρκεια ζωής των φωτοβολταϊκών συστημάτων.

Κεφάλαιο 3

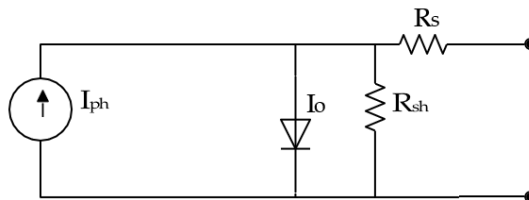
Μοντελοποίηση Σφαλμάτων Φωτοβολταϊκής Σειράς

Εισαγωγή στην Υλοποίηση της Προσομοίωσης

Αυτή η ενότητα έχει ως στόχο να παρουσιάσει μια λεπτομερή επισκόπηση της εγκατάστασης και εκτέλεσης της μελέτης προσομοίωσης βλαβών στη φωτοβολταϊκή σειρά. Θα αναλύσει τα βήματα που απαιτούνται για την ρύθμιση του περιβάλλοντος προσομοίωσης, την ενσωμάτωση στοιχείων και την ανάλυση των αποτελεσμάτων. Η ακριβής μοντελοποίηση και προσομοίωση των φωτοβολταϊκών συστημάτων είναι ουσιώδης για την αξιολόγηση της απόδοσής τους υπό διάφορες συνθήκες, συμπεριλαμβανομένων σεναρίων βλάβης. Μέσω της προσομοίωσης διάφορων συνθηκών βλάβης, μπορούμε να αξιολογήσουμε την ανθεκτικότητα και αξιοπιστία των φωτοβολταϊκών συστημάτων, συμβάλλοντας τελικά στην πρόοδο των στρατηγικών ανίχνευσης και αντιμετώπισης βλαβών.

3.1 Προσομοίωση Φωτοβολταϊκού Κελιού μέσω Μαθηματικών Εξισώσεων

Το ισοδύναμο κύκλωμα ενός φωτοβολταϊκού κελιού [20] φαίνεται στην Εικόνα 3.1.1, όπου το φωτοβολταϊκό κελί αναπαρίσταται ως μια πηγή ρεύματος παράλληλα με μια δίοδο. Το φωτόρευμα αναπαρίσταται από τον I_{ph} και η αντίσταση διαρροής από τον R_{sh} . Το μοντέλο πέντε παραμέτρων θεωρείται σε αυτή την έρευνα λόγω της μεγαλύτερης ακρίβειάς του για την ανάλυση βλαβών και της ταχύτερης σύγκλισης των αριθμητικών μεθόδων σε σύγκριση με το μοντέλο επτά παραμέτρων.

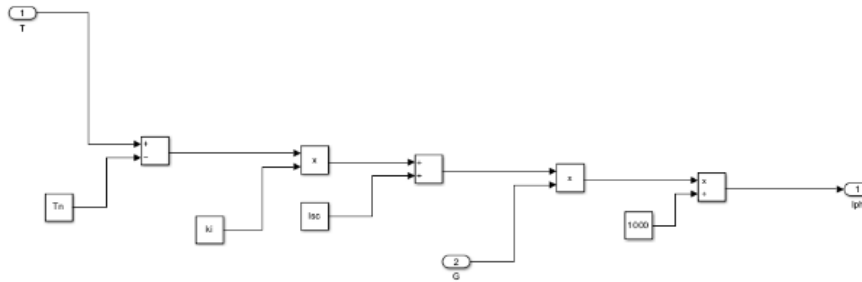


Εικόνα 3.1.1 Ισοδύναμο Κύκλωμα Φωτοβολταϊκού κελιού

Η αντίσταση διαρροής ‘ R_{sh} ’ δηλώνει τη ροή του ρεύματος διαρροής, ενώ η σειρά αντίστασης ‘ R_s ’ δείχνει την αντίσταση της σειράς. Το φωτόρευμα του φωτοβολταϊκού κελιού I_{ph} είναι ένα ρεύμα που παράγεται από το φως και υπολογίζεται χρησιμοποιώντας την Εξίσωση (1).

$$I_{ph} = [I_{sc} + k_i(T - T_r)]G \quad (1)$$

Το ισοδύναμο κύκλωμα σε περιβάλλον Simulink φαίνεται στην εικόνα 3.1.2.

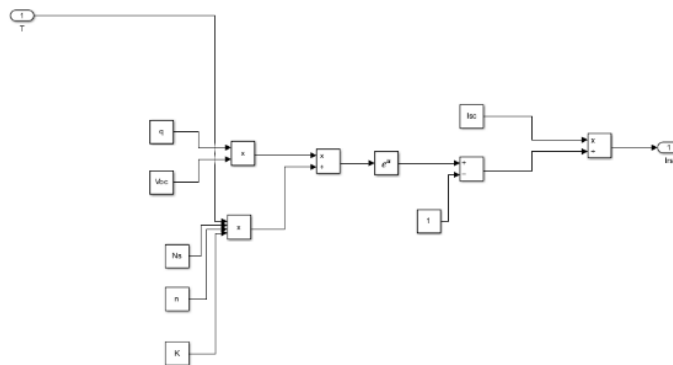


Εικόνα 3.1.2 Αναπαράσταση Iph στο Simulink

Όπου το Isc υποδεικνύει το ρεύμα βραχυκυκλώματος σε Αμπέρ, ο ki είναι ο συντελεστής του Isc, το T είναι η θερμοκρασία λειτουργίας, η Tr είναι η αναφορά της θερμοκρασίας, δηλαδή 25°C, και το G είναι η ηλιακή ακτινοβολία των 1000W/m². Το αντίστροφο ρεύμα κορεσμού μετριέται χρησιμοποιώντας την Εξίσωση (2).

$$I_{rs} = I_{sc} / \exp\left(\frac{q \cdot V_{oc}}{N_s \cdot k \cdot n \cdot T}\right)^{-1} \quad (2)$$

Το ισοδύναμο κύκλωμα σε περιβάλλον Simulink φαίνεται στην Εικόνα 3.1.3.

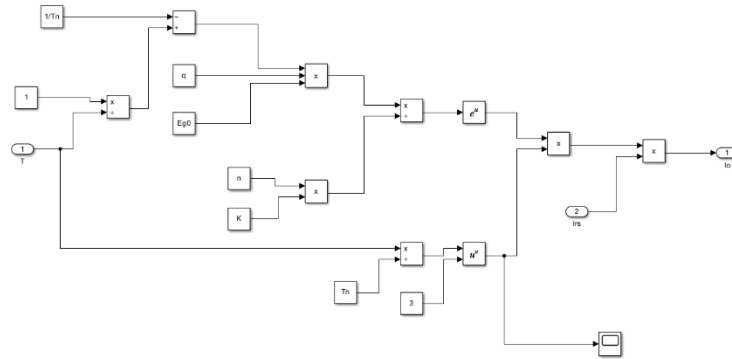


Εικόνα 3.1.3 Αναπαράσταση Irs στο Simulink

Όπου το q αναφέρεται στο φορτίο του ηλεκτρονίου, το οποίο είναι 1,6 x 10⁻¹⁹ C, το n είναι ο παράγοντας ιδιοτήτων ενός διόδου, το Ns είναι ο αριθμός των κυψελών που είναι συνδεδεμένες σε σειρά, το Voc είναι η τάση ανοικτού κυκλώματος και το k είναι η σταθερά του Boltzmann, η οποία είναι ίση με 1,3805 x 10⁻²³ JK⁻¹. Επίσης, το Ego είναι το ενεργειακό διάκενο της απαγορευτικής ζώνης του ημιαγωγού. Η κορεσμένη τρέχουσα εκφράζεται από το Io και βρίσκεται χρησιμοποιώντας την Εξίσωση (3).

$$I_o = I_{rs} \left[\frac{T}{T_r} \right]^3 \exp \left[\frac{E_{go} * q}{nk} \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_r} \right) \right] \quad (3)$$

Το ισοδύναμο κύκλωμα σε περιβάλλον Simulink φαίνεται στην Εικόνα 3.1.4.

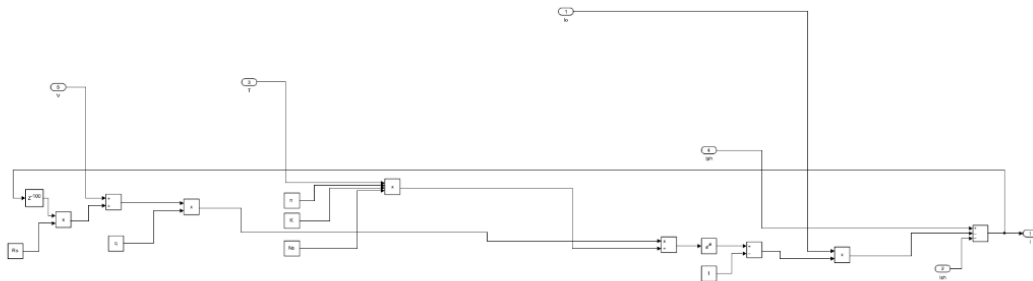


Εικόνα 3.1.4 Αναπαράσταση I_o στο Simulink

Το ρεύμα εξόδου και η τάση εκφράζονται από τα 'I' και 'V' αντίστοιχα, όπως βρίσκονται στην Εξίσωση (4).

$$I = N_p * I_{ph} - N_p * I_o * \left[\exp \left(\frac{V}{N_s} + \frac{I * R_s}{n * V_t} \right) - 1 \right] - I_{sh} \quad (4)$$

Το ισοδύναμο κύκλωμα σε περιβάλλον Simulink φαίνεται στην Εικόνα 3.1.5.

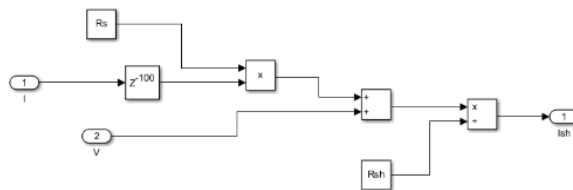


Εικόνα 3.1.5 Αναπαράσταση I στο Simulink

Η θερμική τάση της διόδου αναπαρίσταται ως V_t , και το ρεύμα συρμού I_{sh} υπολογίζεται μέσω της Εξίσωσης (5).

$$I_{sh} = \frac{V * \frac{N_p}{N_s} + I * R_s}{R_{sh}} \quad (5)$$

Το ισοδύναμο κύκλωμα σε περιβάλλον Simulink φαίνεται στην Εικόνα 3.1.6.



Εικόνα 3.1.6 Αναπαράσταση I_{sh} στο Simulink

Οι όροι V_{oc} και I_{sc} αναπαριστούν αντίστοιχα την τάση ανοικτού κυκλώματος και το ρεύμα βραχυκυκλώματος και μπορούν να υπολογιστούν μαθηματικά ως εξής στις Εξισώσεις (6) και (7).

$$I_{sc} = N_p \left(\frac{I_{stc}}{1000} * G_r + k_i(T - T_{stc}) \right) \quad (6)$$

$$V_{oc} = N_s(V_{stc} + k_v(T - T_{stc}) + V_t * \ln \left(\frac{I_{sc}}{I_{stc}} \right)) \quad (7)$$

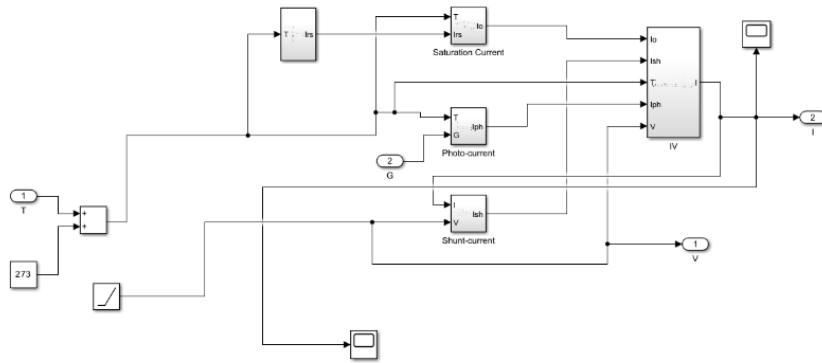
Μέσω των παραπάνω εξισώσεων επιλέχθηκαν οι παρακάτω επιλογές τιμών στο Matlab/Simulink σύμφωνα με τα πραγματικά φωτοβολταϊκά πάνελ στο σύστημα που θα αξιολογηθεί στο Κεφάλαιο 5, όπως φαίνεται στην Εικόνα 3.1.7

```

Pmp=395;
Vmp=31.03;
Voc=36.93;
Isc=13.48;
ki=0.05;
Ns=108;
Tn=298;
n=1.15;
Eg0=1.1;
K=1.38*10^(-23);
q=1.6*10^(-19);
Rs=1.25;
Rsh=701;
Vt=Ns*K*Tn/q;
RshV=Vt/Isc;
    
```

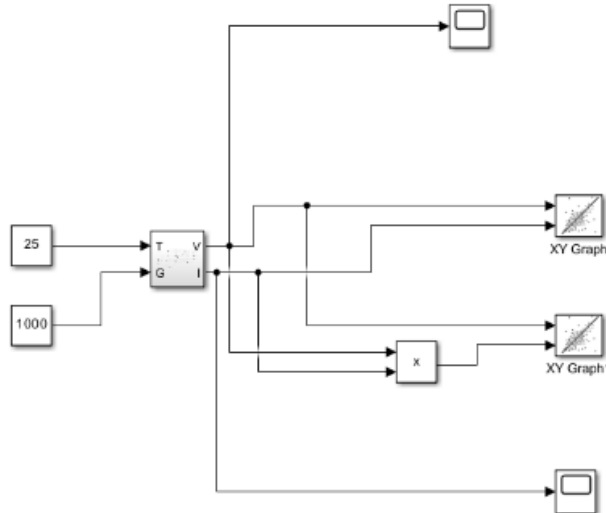
Εικόνα 3.1.7 Τιμές μεταβλητών για το μοντέλο Simulink

Συνεπώς δημιουργήθηκε το παρακάτω μοντέλο σύμφωνα τις τιμές και τις προαναφερθείσες σχέσεις όπως φαίνεται στην Εικόνα 3.1.8.



Εικόνα 3.1.8 Αναπαράσταση των τελικών V και I

Το τελικό σύστημα το οποίο δέχεται ως εισόδους την θερμοκρασία και την ηλιοφάνεια και χρησιμοποιήθηκε για την επιβεβαίωση της λειτουργίας του φωτοβολταϊκού μπλοκ του Simulink φαίνεται στην Εικόνα 3.1.9



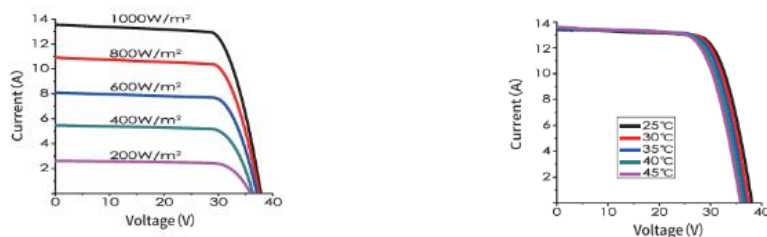
Εικόνα 3.1.9 Τελικό μοντέλο Simulink

Στην συγκεκριμένη απεικόνιση για παράδειγμα οι τιμές θερμοκρασίας και ηλιοφάνειας είναι 25 C και 1000 W/m² αντίστοιχα.

3.2 Επικύρωση του Μπλοκ Φωτοβολταϊκών (PV block) του Simulink με Χαρακτηριστικά και Καμπύλες των Κατασκευαστών

Η εκτίμηση της ακρίβειας και της αξιοπιστίας ενός συστήματος προσομοίωσης φωτοβολταϊκών είναι κρίσιμη για την επιτυχή ανάπτυξη και λειτουργία φωτοβολταϊκών συστημάτων. Στο παρόν κεφάλαιο, εξετάζουμε το πώς χρησιμοποιήσαμε καμπύλες και χαρακτηριστικά που παρέχονται από κατασκευαστές, για την επικύρωση του μπλοκ φωτοβολταϊκών στο Simulink. Αυτή η διαδικασία επικύρωσης είναι ζωτικής σημασίας για τη διασφάλιση ότι η προσομοίωση αντικατοπτρίζει ακριβώς τη συμπεριφορά του πραγματικού συστήματος υπό διάφορες συνθήκες λειτουργίας.

Στη διαδικασία επικύρωσης, οι προτεινόμενες καμπύλες των κατασκευαστών διαδραμάτισαν έναν καθοριστικό ρόλο ως αναφορά για τα αναμενόμενα αποτελέσματα. Αυτές οι καμπύλες, συνήθως παρέχονται από τους κατασκευαστές πάνελ φωτοβολταϊκών, απεικονίζουν τη σχέση μεταξύ της τάσης και του ρεύματος (καμπύλες VI) καθώς και της ισχύος και της τάσης (καμπύλες PV) υπό διάφορες συνθήκες λειτουργίας. Οι καμπύλες που παρέχει ο κατασκευαστής φαίνονται στην Εικόνα 3.2.1.



Εικόνα 3.2.1 Καμπύλες Ρεύματος-Τάσης Κατασκευαστή

Στη διαδικασία επικύρωσης, χρησιμοποιήθηκαν τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά των πάνελ των κατασκευαστών, όπως φαίνονται στην Εικόνα 3.2.2. Αυτά τα χαρακτηριστικά χρησιμοποιήθηκαν για να προσαρμοστούν τα δεδομένα του μπλοκ φωτοβολταϊκών του Simulink, ώστε να προσομοιωθεί το πραγματικό φωτοβολταϊκό πάνελ.

Mechanical Characteristics		Electrical Characteristics					
Number of cells	108pcs	Power level	395	400	405	410	415
Size of cell (mm)	182*91	Pmax (W)	395	400	405	410	415
Type of cell	Mono	Vmp (V)	31.03	31.28	31.52	31.76	32.00
Thickness of glass (mm)	3.2	Imp (A)	12.73	12.79	12.85	12.91	12.97
Type of frame	Anodized aluminum alloy	Voc (V)	36.93	37.18	37.42	37.66	37.90
Junction box	IP68	Isc (A)	13.48	13.54	13.60	13.66	13.72
Size of module (mm)	1722*1134*30	Module efficiency (%)	20.22	20.48	20.74	20.99	21.25
Weight (kg)	20.2	Maximum system voltage (V)	1500				
Cables/connectors	4mm ² , MC4 compatible	Fuse Rating (A)	25				
Length of Cable	Portrait: +300mm/-300mm	Temperature coefficient Pmax (%/°C)	-0.350				
		Temperature coefficient Isc (%/°C)	0.05				
		Temperature coefficient Voc (%/°C)	-0.275				

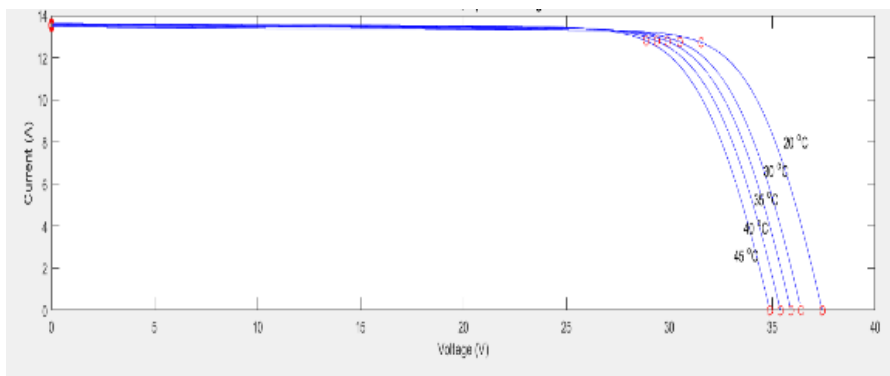
STC: Irradiance 1000W/m², module temperature 25°C, AM=1.5

Εικόνα 3.2.2 Μηχανικά και Ηλεκτρικά Χαρακτηριστικά του Πραγματικού Φωτοβολταϊκού Πάνελ

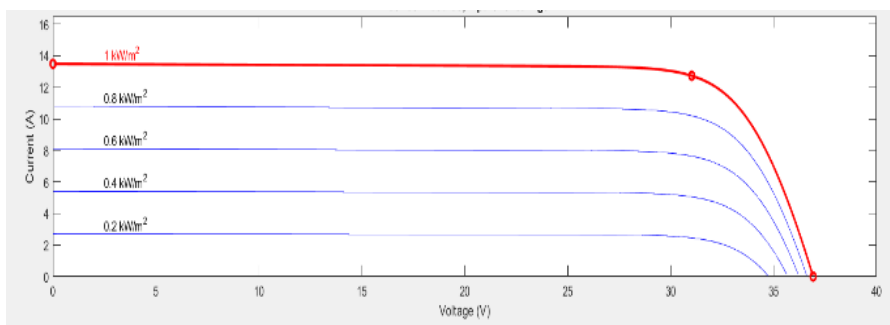
Module data	
Module:	User-defined
Maximum Power (W)	395.0119
Cells per module (Ncell)	108
Open circuit voltage Voc (V)	36.93
Short-circuit current Isc (A)	13.48
Voltage at maximum power point Vmp (V)	31.03

Εικόνα 3.2.3 Προσαρμογή του μπλοκ φωτοβολταϊκών στα χαρακτηριστικά των κατασκευαστών

Στη συνέχεια, μέσω των καμπυλών που προέκυψαν, όπως φαίνεται στην Εικόνα 3.2.4, μετά από αυτές τις προσαρμογές, πραγματοποιήθηκε η σύγκριση των καμπυλών I-V. Το συμπέρασμα που εξήχθη ήταν ότι τα αποτελέσματα της προσομοίωσης παρουσίασαν υψηλό βαθμό συμφωνίας με τις καμπύλες των κατασκευαστών, επιβεβαιώνοντας έτσι την ακρίβεια του μοντέλου.



Εικόνα 3.2.4 Καμπύλες προσομοίωσης για διάφορες θερμοκρασίες σύμφωνα με τον κατασκευαστή



Εικόνα 3.2.5 Καμπύλες προσομοίωσης για διάφορες ηλιοφάνειες σύμφωνα με τον κατασκευαστή

3.3 Περιγραφή του Μοντέλου Φωτοβολταϊκής Σειράς (PV STRING)

3.3.1 Επισκόπηση του Μοντέλου Αλυσίδας Φ/Β

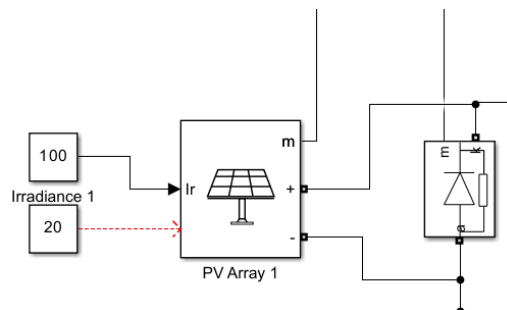
Το μοντέλο φωτοβολταϊκής σειράς (Φ/Β) αποτελείται από 10 μπλοκ Φ/Β, το καθένα με μία διόδο, έναν ελεγκτή MPPT (Παρακολούθηση Μέγιστου Σημείου Ισχύος) και μία ελεγχόμενη πηγή τάσης. Αυτή η διαμόρφωση στοχεύει στην αναπαραγωγή της συμπεριφοράς ενός πραγματικού συστήματος Φ/Β υπό διάφορες συνθήκες λειτουργίας και σενάρια σφαλμάτων.

3.3.2 Διαμόρφωση των Μπλοκ Φ/Β

Ρύθμιση Μπλοκ Φ/Β: Κάθε μπλοκ Φ/Β στο μοντέλο έχει σχεδιαστεί να προσομοιώνει ένα τυπικό φωτοβολταϊκό πάνελ με συγκεκριμένες παραμέτρους, όπως ανοικτή τάση κυκλώματος 36.93V, ρεύμα βραχυκύκλωσης 13.48A, και τάση στο μέγιστο σημείο ισχύος (MPP) 31.03V. Αυτά τα μπλοκ συνδέονται σε σειρά για να σχηματίσουν μία φωτοβολταϊκή σειρά (PV STRING), όμοια με το πραγματικό σύστημα.

Εφαρμογή Διόδων: Για την προστασία κάθε μπλοκ Φ/Β από πιθανή αντίστροφη ροή ρεύματος και για την εξασφάλιση αξιόπιστης λειτουργίας, μία διόδος συνδέεται σε σειρά με κάθε μπλοκ. Αυτές οι διόδους έχουν πτώση τάσης περίπου 0.7V και είναι ικανές να χειριστούν το μέγιστο ρεύμα που παράγεται από τα μπλοκ Φ/Β.

Αναπαράσταση Μπλοκ Φ/Β και Διόδων: Το Σχήμα 3.3.1 δείχνει την διαρρύθμιση των μπλοκ Φ/Β και των διόδων.



Εικόνα 2.3.2 Αναπαράσταση PV μπλοκ και διόδου στο Simulink

3.3.3 Ελεγκτής MPPT (MPPT Controller)

Λειτουργία και Σημασία: Ο ελεγκτής MPPT παίζει σημαντικό ρόλο στην μεγιστοποίηση της ισχύος εξόδου της αλυσίδας Φ/Β προσαρμόζοντας συνεχώς το σημείο λειτουργίας του συστήματος. Στο μοντέλο αυτό, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος Perturb and Observe (P&O), ο οποίος διαταράσσει επαναληπτικά την τάση λειτουργίας και παρατηρεί την επίδραση στην ισχύ εξόδου για να εντοπίσει το MPP.

Ενσωμάτωση με την Φ/Β Σειρά: Ο ελεγκτής MPPT ενσωματώνεται με την αλυσίδα Φ/Β μέσω βρόχων ανατροφοδότησης που παρακολουθούν την τάση και το ρεύμα εξόδου. Ο ελεγκτής στέλνει σήματα στην ελεγχόμενη πηγή τάσης, προσαρμόζοντας την τάση ώστε να επιτευχθεί το μέγιστο σημείο ισχύος και να αποφευχθεί η υπέρβαση της μέγιστης επιτρεπόμενης ισχύος.

Κώδικας MPPT: Ο παρακάτω κώδικας MATLAB , που παρουσιάζεται στην εικόνα 3.3.2 , υλοποιεί τον ελεγκτή MPPT. Ο ελεγκτής αυτός παρακολουθεί και ρυθμίζει την τάση (V_c) ώστε να επιτυγχάνεται η μέγιστη δυνατή ισχύς και να αποφεύγεται η υπέρβαση της μέγιστης επιτρεπόμενης ισχύος του συστήματος.

```
function Vc = fcn(P, DP, DV, V, Pmax)
if P > Pmax
    Vc = V + 0.5; % Increase voltage by 0.5 if P > Pmax
else
    if DP >= 0
        if DV >= 0
            DVc = 1;
        else
            DVc = -1;
        end
    else
        if DV >= 0
            DVc = -1;
        else
            DVc = 1;
        end
    end
    Vc = V + DVc;
end
end
```

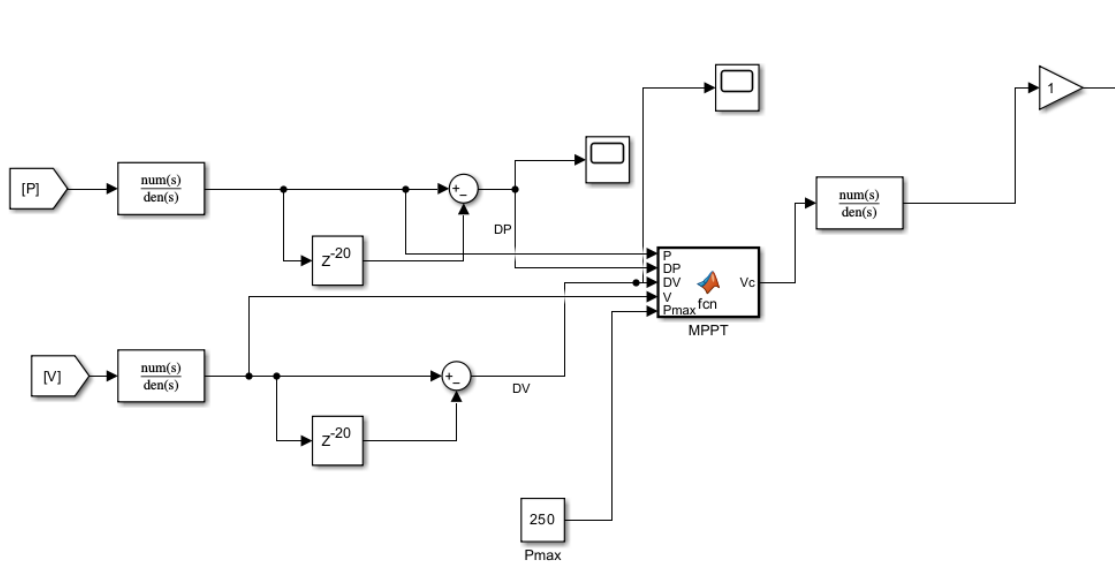
Εικόνα 3.3.2 Κώδικας MPPT Controller

Επεξήγηση Κώδικα: Ο κώδικας υλοποιεί μια απλή λογική για την παρακολούθηση του MPP και την αποφυγή υπέρβασης της P_{max} :

- Αν η τρέχουσα ισχύς (P) υπερβαίνει τη μέγιστη επιτρεπόμενη ισχύ (P_{max}), η τάση αυξάνεται κατά 0.5 volts για να μειωθεί η παραγόμενη ισχύς. Η συνθήκη αυτή είναι απαραίτητη για το πραγματικό αυτόνομο σύστημα αφού ,αν φορτιστούν οι μπαταρίες αρχίζει αναγκαστικά περικοπή ισχύος από το φωτοβολταϊκό σύστημα.
- Αν η ισχύς είναι εντός των επιτρεπόμενων ορίων, ο κώδικας ελέγχει τη μεταβολή της ισχύος (DP) και της τάσης (DV) και προσαρμόζει την τάση αντίστοιχα:
 - Αν η μεταβολή της ισχύος (DP) είναι θετική και η μεταβολή της τάσης (DV) είναι επίσης θετική, η τάση αυξάνεται κατά 1 volt.
 - Αν η μεταβολή της ισχύος (DP) είναι θετική αλλά η μεταβολή της τάσης (DV) είναι αρνητική, η τάση μειώνεται κατά 1 volt.
 - Αν η μεταβολή της ισχύος (DP) είναι αρνητική και η μεταβολή της τάσης (DV) είναι θετική, η τάση μειώνεται κατά 1 volt.
 - Αν η μεταβολή της ισχύος (DP) είναι αρνητική και η μεταβολή της τάσης (DV) είναι επίσης αρνητική, η τάση αυξάνεται κατά 1 volt.

Ο παραπάνω κώδικας εξασφαλίζει την παρακολούθηση του μέγιστου σημείου ισχύος και την προστασία του συστήματος από υπέρβαση της επιτρεπόμενης ισχύος, διατηρώντας την αξιοπιστία και την αποδοτικότητα του συστήματος Φ/Β.

Αναπαράσταση Ελεγκτή MPPT: Το Σχήμα 3.3.3 δείχνει την διαρρύθμιση του ελεγκτή MPPT.

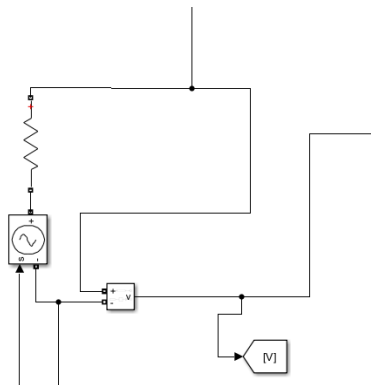


Εικόνα 3.3.3 Αναπαράσταση MPPT Controller στο Simulink

3.3.4 Ελεγχόμενη Πηγή Τάσης

Ρόλος στο Μοντέλο: Η ελεγχόμενη πηγή τάσης χρησιμοποιείται για την προσομοίωση μεταβαλλόμενων συνθηκών φορτίου και ουσιαστικά αποτελεί την προσομοίωση του DC/DC μετατροπέα. Η πηγή τάσης ελέγχεται από τον ελεγκτή MPPT, ο οποίος στέλνει σήματα ελέγχου για την προσαρμογή της τάσης έτσι ώστε να επιτευχθεί το μέγιστο σημείο ισχύος και να αποφεύγεται η υπέρβαση της μέγιστης επιτρεπόμενης ισχύος.

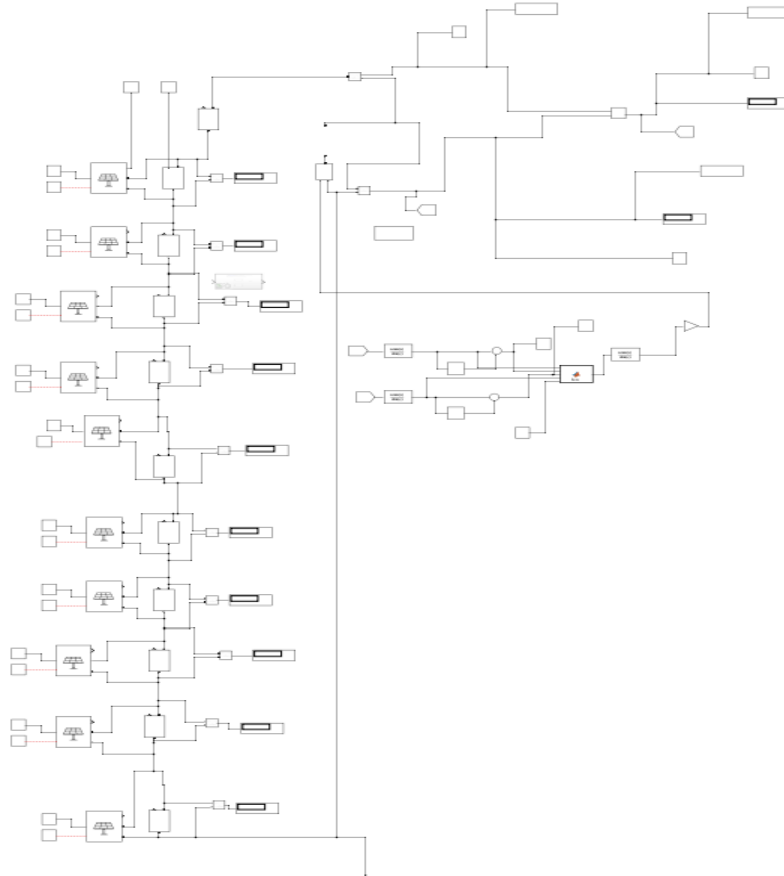
Ενσωμάτωση στο Σύστημα: Η ελεγχόμενη πηγή τάσης λαμβάνει τα σήματα από τον ελεγκτή MPPT και προσαρμόζει την έξοδο τάσης ανάλογα με τις απαιτήσεις του συστήματος. Αυτό επιτρέπει την προσομοίωση διάφορων συνθηκών λειτουργίας και τη δοκιμή της απόκρισης του συστήματος σε πραγματικό χρόνο.



Εικόνα 3.3.4 Αναπαράσταση Ελεγχόμενης Πηγής Τάσης στο Simulink

3.3.5 Διάγραμμα Μοντέλου Simulink

Η Εικόνα 3.3.5 δείχνει τη διαρρύθμιση του μοντέλου Simulink, συμπεριλαμβανομένων των διασυνδέσεων μεταξύ των μπλοκ Φ/Β, των διόδων, του ελεγκτή MPPT και της ελεγχόμενης πηγής τάσης.



Εικόνα 3.3.5 Τελικό Μοντέλο PV String στο Simulink

3.4: Προσομοίωση Βλαβών στη Φωτοβολταϊκή Σειρά

3.4.1: Εισαγωγή στη Προσομοίωση Σφαλμάτων στη Φωτοβολταϊκή Σειρά

Στο κεφάλαιο αυτό, θα εστιάσουμε στην προσομοίωση βλαβών σε φωτοβολταϊκά συστήματα και στο πώς αυτή η προσομοίωση συμβάλλει στην κατανόηση της συμπεριφοράς τους. Θα εξετάσουμε επίσης τις βασικές κατηγορίες βλαβών που προσομοιώθηκαν στο πλαίσιο αυτής της μελέτης και πώς επηρεάζουν τη λειτουργία των συστημάτων φωτοβολταϊκών. Τέλος, θα παρουσιάσουμε μια επισκόπηση της μεθοδολογίας προσομοίωσης που ακολουθήθηκε για την ανάλυση των βλαβών και την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων.

3.4.2 Μεθοδολογία Προσομοίωσης

Στο Κεφάλαιο αυτό περιγράφεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε έτσι ώστε να δημιουργηθεί το dataset το οποίο περιέχει τα δεδομένα που προσομοιάζουν τις διάφορες καταστάσεις είτε κανονικής λειτουργίας είτε των τριών σφαλμάτων. Η δημιουργία ενός πλήρους dataset για διάφορες τιμές ηλιακής ακτινοβολίας και θερμοκρασίας καθίσταται σημαντική για την μετέπειτα αξιολόγηση των μεθόδων ανίχνευσης.

3.4.2.1 Προσομοίωση Κανονικών Συνθηκών

Περιγραφή του Μοντέλου: Όπως περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, το μοντέλο που χρησιμοποιείται για την προσομοίωση είναι το ίδιο με αυτό που περιγράφηκε για την προσομοίωση της συστοιχίας φωτοβολταϊκών, ενώ κάθε προσομοίωση διαρκεί για ένα λεπτό

Κώδικας MATLAB για Κανονικές Συνθήκες χωρίς περικοπή ισχύος: Ο παρακάτω κώδικας MATLAB χρησιμοποιείται για την εκτέλεση της προσομοίωσης κανονικών συνθηκών.

```
% Define arrays for temperatures and irradiances
temperatures = 0:2.5:40; % Specify temperature values
irradiances = 100:50:1000; % Specify irradiance values

% Preallocate arrays to store data
num_temperatures = length(temperatures);
num_irradiances = length(irradiances);
current_value = zeros(num_temperatures, num_irradiances);
voltage_value = zeros(num_temperatures, num_irradiances);
power_value = zeros(num_temperatures, num_irradiances);

% Load the Simulink model
load_system('PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS.slx');

irradiance_blocks = {'PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Irradiance 1',
'PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Irradiance 2','PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Irradiance
3','PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Irradiance 4','PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Irradiance
5','PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Irradiance 6','PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Irradiance
7','PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Irradiance 8','PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Irradiance 9',
'PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Irradiance 10'};%PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Irradianc... %
Specify the names of the irradiance blocks

% Loop over temperatures
for i = 1:num_temperatures
    % Loop over irradiances
    for j = 1:num_irradiances
        % Set irradiance for simulation
        for k = 1:length(irradiance_blocks)
            set_param(irradiance_blocks{k}, 'Value', num2str(irradiances(j)));
        end
        % Set cell temperature for PV array block
        for k = 1:10
            set_param(sprintf('PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/PV Array %d', k), 'RobustCellTemperature',
num2str(temperatures(i)));
        end
        % Run Simulink simulation
        simOut = sim('PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS.slx', 'SimulationMode', 'normal');

        % Access logged signals
        final_current = simOut.get('Current');
        final_voltage = simOut.get('Voltage');
        final_power = simOut.get('Power');

        % Store final values
        current_value_oc(i, j) = final_current.Data(end); % Final current value
        voltage_value_oc(i, j) = final_voltage.Data(end); % Final voltage value
        power_value_oc(i, j) = final_power.Data(end); % Final power value
    end
end
end
```


Εικόνα 3.4.1 Κώδικας Matlab Προσομοίωσης Φυσιολογικής Λειτουργίας χωρίς περικοπές ισχύος

Επεξήγηση του Κώδικα Προσομοίωσης Φυσιολογικής Λειτουργίας χωρίς περικοπές ισχύος

- **Ορισμός Πινάκων Θερμοκρασιών και Ηλιακών Ακτινοβολιών:**
 - Ο πίνακας temperatures περιέχει τιμές θερμοκρασίας από 0°C έως 40°C με βήμα 2.5°C. Οι θερμοκρασίες επιλέχθηκαν έτσι ώστε να καλύπτουν το μεγαλύτερο εύρος θερμοκρασιών που θα υφίστανται τα φωτοβολταϊκά πάνελ. Το βήμα 2.5°C συνδυάζει την επαρκή ακρίβεια με τα πραγματικά δεδομένα αλλά και δυνατότητα διαχείρισης των μετρήσεων.
 - Ο πίνακας irradiances περιέχει τιμές ηλιακής ακτινοβολίας από 100 W/m² έως 1000 W/m² με βήμα 50 W/m². Οι τιμές ηλιακής ακτινοβολίας επιλέχθηκαν έτσι ώστε να καλύπτουν το μεγαλύτερο εύρος ηλιακών ακτινοβολιών που θα υφίστανται τα φωτοβολταϊκά πάνελ. Το βήμα 50 W/m² συνδυάζει την επαρκή ακρίβεια με τα πραγματικά δεδομένα αλλά και δυνατότητα διαχείρισης των μετρήσεων.
- **Προκαθορισμός Πινάκων για Αποθήκευση Δεδομένων:**
 - Οι πίνακες current_value, voltage_value, και power_value προαποθηκεύονται για να αποθηκεύσουν τις τελικές τιμές ρεύματος, τάσης και ισχύος για κάθε συνδυασμό θερμοκρασίας και ηλιακής ακτινοβολίας.
- **Φόρτωση του Μοντέλου Simulink:** Το μοντέλο Simulink PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS.slx φορτώνεται στη μνήμη για να είναι έτοιμο για προσομοίωση.
- **Ορισμός Μπλοκ Ηλιακής Ακτινοβολίας:**
 - Ορίζονται τα ονόματα των μπλοκ που αντιστοιχούν στην ηλιακή ακτινοβολία για κάθε φωτοβολταϊκό πάνελ στο μοντέλο.
- **Κύριος Βρόγχος Προσομοίωσης:**
 - Βρόγχος Θερμοκρασιών: Ο εξωτερικός βρόγχος διατρέχει κάθε τιμή θερμοκρασίας στον πίνακα temperatures.
 - Βρόγχος Ηλιακών Ακτινοβολιών: Ο εσωτερικός βρόγχος διατρέχει κάθε τιμή ηλιακής ακτινοβολίας στον πίνακα irradiances.
 - Ορισμός Ηλιακής Ακτινοβολίας στα Μπλοκ: Ορίζεται η τιμή της ηλιακής ακτινοβολίας για κάθε μπλοκ στο μοντέλο Simulink χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση set_param.
 - Ορισμός Θερμοκρασίας Κελιών : Ορίζεται η θερμοκρασία των κελιών για κάθε μπλοκ φωτοβολταϊκού πάνελ στο μοντέλο Simulink.
 - Εκτέλεση της Προσομοίωσης: Εκτελείται η προσομοίωση του μοντέλου στο Simulink σε κανονική λειτουργία.
 - Πρόσβαση στα Καταγεγραμμένα Σήματα: Λαμβάνονται τα καταγεγραμμένα σήματα ρεύματος, τάσης και ισχύος από τα αποτελέσματα της προσομοίωσης.
 - Αποθήκευση των Τελικών Τιμών: Οι τελικές τιμές ρεύματος, τάσης και ισχύος αποθηκεύονται στους αντίστοιχους πίνακες για περαιτέρω ανάλυση.

Αυτός ο κώδικας παρέχει ένα ευέλικτο και αποδοτικό τρόπο για τη μελέτη της απόδοσης του φωτοβολταϊκού συστήματος των 10 πάνελ σε σειρά υπό διάφορες κανονικές συνθήκες λειτουργίας και χωρίς περικοπή ισχύος, επιτρέποντας τη λεπτομερή ανάλυση της συμπεριφοράς του συστήματος. Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο κώδικας ,όπως φαίνεται στην Εικόνα 3.4.2 ,που αφορά στην περίπτωση που συμπεριλαμβάνεται περικοπή ισχύος.

```

% Define arrays for temperatures and irradiances
temperatures = 0:2.5:40; % Specify temperature values
irradiances = 100:50:1000; % Specify irradiance values

% Preallocate arrays to store data
num_temperatures = length(temperatures);
num_irradiances = length(irradiance);
current_value = zeros(num_temperatures, num_irradiances);
voltage_value = zeros(num_temperatures, num_irradiances);
power_value = zeros(num_temperatures, num_irradiances);

% Load the Simulink model
load_system('PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS.slx');

% Loop over temperatures
for i = 1:num_temperatures
% Loop over irradiances
for j = 1:num_irradiances
% Calculate 'Pmax' based on 'G' (irradiance)
G = irradiances(j); % Assuming 'G' represents irradiance
Pmax = 0.8 * G; % Calculate Pmax as 2.5 times 'G'

% Set Pmax value
set_param('PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Pmax', 'Value', num2str(Pmax));

% Set irradiance for simulation for each panel
for k = 1:10
set_param(sprintf('PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/Irradiance %d', k), 'Value', num2str(irradiance(j)));
end

% Set cell temperature for PV array block
for k = 1:10
set_param(sprintf('PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS/PV Array %d', k), 'RobustCellTemperature',
num2str(temperatures(i)));
end

% Run Simulink simulation
simOut = sim('PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS.slx', 'SimulationMode', 'normal');

% Access logged signals
finalcurrent = simOut.get('Current');
finalvoltage = simOut.get('Voltage');
finalpower = simOut.get('Power');

% Store final values
current_value_sc_pmax08(i,j) = finalcurrent.Data(end); % Final current value
voltage_value_sc_pmax08(i,j) = finalvoltage.Data(end); % Final voltage value
power_value_sc_pmax08(i,j) = finalpower.Data(end); % Final power value
end
end

```

Εικόνα 3.4.2 Κώδικας Matlab Προσομοίωσης Φυσιολογικής Λειτουργίας με περικοπές ισχύος

Επεξήγηση Κώδικα για Κανονικές Συνθήκες με Περικοπές Ισχύος

Ο παραπάνω κώδικας είναι μια τροποποίηση του προηγούμενου κώδικα προσομοίωσης κανονικών συνθηκών, περιλαμβάνοντας όμως την περικοπή ισχύος μέσω του ελεγκτή MPPT. Σημειώνονται μόνο οι διαφορές από τον προηγούμενο κώδικα για να αναδειχθούν οι προσθήκες και αλλαγές.

Επεξήγηση των Διαφορών

- **Υπολογισμός και Ρύθμιση της Μέγιστης Ισχύος (Pmax):** Σε αυτό το τμήμα του κώδικα, υπολογίζεται η μέγιστη ισχύς (Pmax) ως 80% της ηλιακής ακτινοβολίας (G). Αυτή η νέα παράμετρος ορίζεται στο μοντέλο Simulink μέσω της συνάρτησης set_param. Σημειώνεται ότι η προσομοίωση με περικοπή ισχύος πραγματοποιήθηκε και για μέγιστη ισχύ (Pmax) ως 150% και 250% της ηλιακής ακτινοβολίας (G). Αυτό προκύπτει από την παρατήρηση της σχέσης μεταξύ της ηλιακής ακτινοβολίας και της παραγόμενης ισχύος του φωτοβολταϊκού συστήματος ($P \cong 4 \cdot G$), οπότε και επιλέχθηκε να προσομοιαστεί η περικοπή ισχύος στο 62.5%, 37.5% και 20% για μεγαλύτερο και πιο αξιόπιστο πλήθος δεδομένων.

Ο κώδικας αυτός εκτελεί παρόμοιες προσομοιώσεις με τον προηγούμενο κώδικα, αλλά περιλαμβάνει την επιπλέον ρύθμιση της μέγιστης ισχύος (Pmax) στο 80% της ηλιακής ακτινοβολίας. Αυτή η τροποποίηση επιτρέπει τη μελέτη της συμπεριφοράς του φωτοβολταϊκού συστήματος υπό κανονικές συνθήκες λειτουργίας με περικοπή ισχύος, συμβάλλοντας στην κατανόηση της επίδρασης της μείωσης ισχύος στην απόδοση του συστήματος.

3.4.2.2 Προσομοίωση Ανοιχτού Κυκλώματος

Προσθήκη Μοντέλου Σφάλματος Ανοιχτού Κυκλώματος στο Simulink

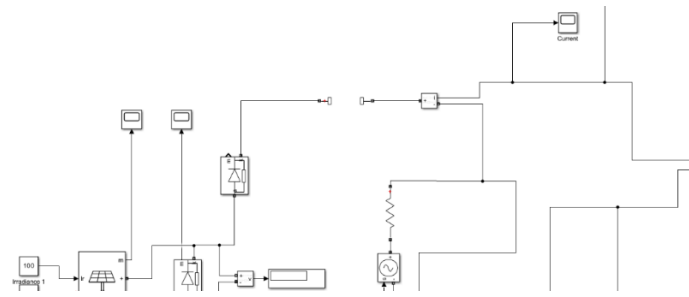
Η προσομοίωση ανοιχτού κυκλώματος αποτελεί σημαντική πτυχή της μελέτης σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα. Στην περίπτωση αυτή, η κύρια διαφορά σε σχέση με τις κανονικές συνθήκες λειτουργίας είναι η προσθήκη ενός μοντέλου σφάλματος ανοιχτού κυκλώματος στο Simulink. Ο κώδικας MATLAB παραμένει ίδιος, καθώς η διαδικασία προσομοίωσης και η συλλογή δεδομένων είναι παρόμοιες με εκείνες των κανονικών συνθηκών λειτουργίας.

Προσθήκη Σφάλματος Ανοιχτού Κυκλώματος στο Μοντέλο Simulink

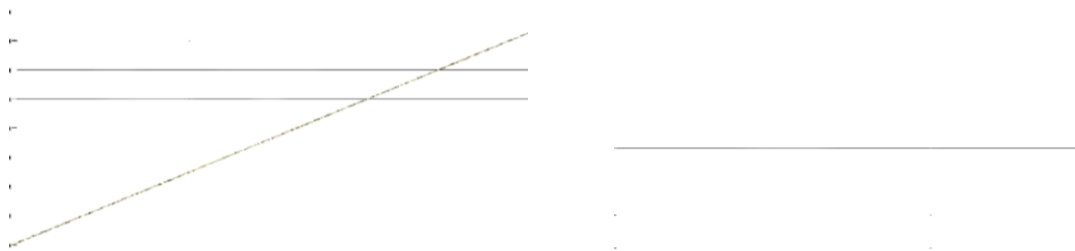
Για να προσθέσουμε το σφάλμα ανοιχτού κυκλώματος στο μοντέλο Simulink:

1. **Προσθήκη ενός μπλοκ RLC** με μόνο την αντίσταση ενεργοποιημένη και στην επιλογή για ανοιχτοκύκλωμα.
2. **Τοποθέτηση του μπλοκ RLC** σε σειρά με τη φωτοβολταϊκή σειρά πάνελ για να προσομοιωθεί το ανοιχτοκύκλωμα.. Η διάταξη αυτή αναμένεται να παράξει μηδενικό ρεύμα και το σύστημα θα παράγει μηδενική ισχύ.

Η υλοποίηση στο Simulink φαίνεται στην Εικόνα 3.4.3, ενώ στην Εικόνα 3.4.4 παρουσιάζονται οι γραφικές τάσης και ρεύματος που επιβεβαιώνουν την σωστή λειτουργία.



Εικόνα 3.4.3 Υλοποίηση ανοιχτοκυκλώματος (open-circuit) στο Simulink



Εικόνα 3.4.4 Γραφική Αναπαράσταση τάσης και ρεύματος υπό σφάλμα ανοιχτοκύκλωσης (open-circuit)

Εκτέλεση της Προσομοίωσης με το MATLAB Κώδικα

Ο κώδικας MATLAB παραμένει ίδιος με την περίπτωση των κανονικών συνθηκών, καθώς οι παράμετροι προσομοίωσης και οι συνθήκες που ελέγχονται παραμένουν οι ίδιες. Η μόνη διαφορά είναι η εισαγωγή του σφάλματος ανοιχτού κυκλώματος μέσω του μοντέλου Simulink.

Η προσθήκη ενός μπλοκ RLC ρυθμισμένου στην επιλογή "open circuit" στο μοντέλο Simulink είναι κρίσιμη για την προσομοίωση του σφάλματος ανοιχτού κυκλώματος. Αυτός ο τύπος σφάλματος βοηθά στην ανάλυση της επίδρασης των διακοπών κυκλώματος στην απόδοση του φωτοβολταϊκού συστήματος.

Προσομοίωση Συνθηκών Ανοιχτού Κυκλώματος με Περικοπή Ισχύος

Για την προσομοίωση των συνθηκών ανοιχτού κυκλώματος με περικοπή ισχύος το μοντέλο Simulink περιελάμβανε επίσης το ίδιο RLC block για ανοιχτοκύκλωμα (open-circuit) με την παράμετρο ισχύος Pmax να περιορίζεται σε ένα ποσοστό της ηλιακής ακτινοβολίας G. Αυτή η περικοπή ισχύος εφαρμόζεται για να μιμηθούν οι συνθήκες ανοιχτού κυκλώματος στο πραγματικό σύστημα Φ/Β και να αξιολογηθούν οι επιπτώσεις στην απόδοση του συστήματος

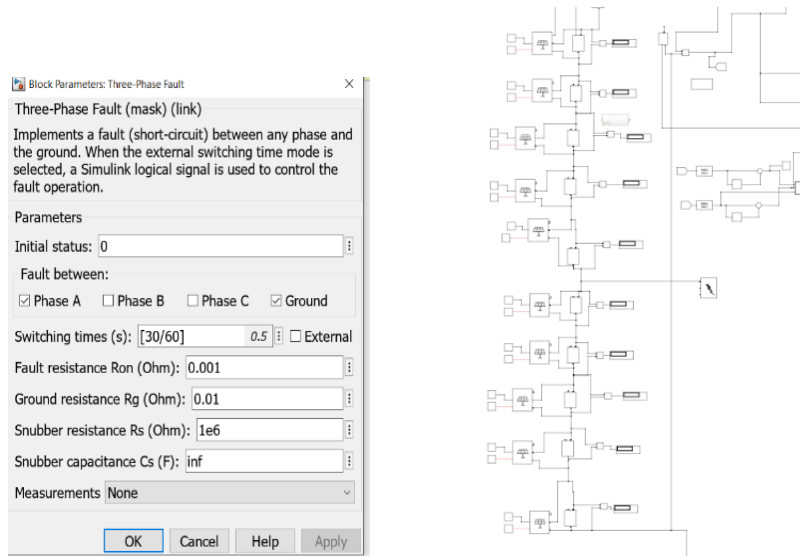
3.4.2.3 Προσομοίωση Σφάλματος Βραχυκυκλώματος

Προσθήκη Μοντέλου Σφάλματος Βραχυκυκλώματος στο Simulink

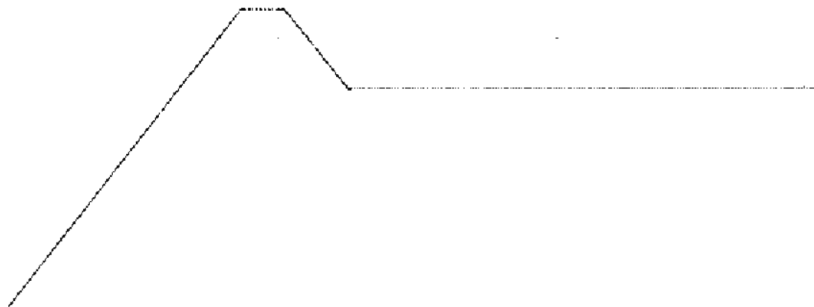
Για την προσομοίωση σφάλματος βραχυκυκλώματος, προστέθηκε στο μοντέλο Simulink ένα μπλοκ σφάλματος τριών φάσεων. Το σφάλμα προσομοιώνεται μεταξύ της φάσης A και της γείωσης, τοποθετώντας το μπλοκ σφάλματος στο σημείο του κυκλώματος όπου θέλουμε να συμβεί το βραχυκύκλωμα. Στην περίπτωση αυτή, το σφάλμα βραχυκυκλώματος προσομοιώθηκε σε τρία διαφορετικά σημεία της αλυσίδας των πάνελ: μετά το πρώτο πάνελ, στο μέσο της αλυσίδας, και πριν από το τελευταίο πάνελ.

Διάγραμμα Μοντέλου Simulink με Σφάλμα Βραχυκυκλώματος

Το μοντέλο σφάλματος βραχυκυκλώματος έχει προστεθεί στο Simulink και παρουσιάζεται στις Εικόνες 3.4.5, 3.4.6. Οι εικόνες δείχνουν τη θέση του σφάλματος στο σύστημα, καθώς και τα αποτελέσματα της προσομοίωσης στην τάση. Αυτά τα γραφήματα απεικονίζουν την επίδραση του βραχυκυκλώματος στην απόδοση του συστήματος και επιβεβαιώνουν την ορθότητα της προσομοίωσης.



Εικόνα 3.4.5 Υλοποίηση βραχυκυκλώματος (short-circuit) στο μέσο της φωτοβολταϊκής σειράς στο Simulink



Εικόνα 3.4.6 Γραφική Αναπαράσταση τάσης υπό σφάλμα βραχυκύκλωσης στο μέσο της διάταξης

Εκτέλεση της Προσομοίωσης με τον Κώδικα MATLAB

Ο κώδικας MATLAB που χρησιμοποιήθηκε για την προσομοίωση του σφάλματος βραχυκυκλώματος παραμένει ίδιος με εκείνον της προσομοίωσης κανονικών συνθηκών. Η μόνη διαφορά είναι η παρουσία του μπλοκ σφάλματος βραχυκυκλώματος στο μοντέλο Simulink.

Προσομοίωση Συνθηκών Βραχυκυκλώματος με Περικοπή Ισχύος

Σημειώνεται ότι στην προσομοίωση των συνθηκών βραχυκυκλώματος (short-circuit), επιλέχθηκε να προσομοιωθεί μόνο το σημείο πάνω από το τελευταίο πάνελ του συστήματος Φ/Β. Αυτή η επιλογή έγινε λόγω της δυσκολίας διάκρισης της κανονικής λειτουργίας από την περίπτωση βραχυκυκλώματος σε άλλα σημεία της σειράς πάνελ, διευκολύνοντας έτσι την ανάλυση των επιπτώσεων του βραχυκυκλώματος στο σύστημα.

Σύνοψη

Η προσομοίωση σφάλματος βραχυκυκλώματος περιλαμβάνει την εισαγωγή ενός μπλοκ σφάλματος τριών φάσεων στο μοντέλο Simulink, το οποίο προσομοιώνει το σφάλμα μεταξύ της φάσης A και της γείωσης. Το σφάλμα προσομοιώθηκε σε τρία διαφορετικά σημεία της αλυσίδας των πάνελ: μετά το πρώτο πάνελ, στο μέσο της αλυσίδας, και πριν από το τελευταίο πάνελ. Ο κώδικας MATLAB παραμένει ίδιος με την προσομοίωση κανονικών συνθηκών, με τη διαφορά ότι το σφάλμα βραχυκυκλώματος προσομοιώνεται μέσω του μοντέλου Simulink. Οι εικόνες που προστέθηκαν υποστηρίζουν τα αναμενόμενα αποτελέσματα της προσομοίωσης. Τέλος, η υλοποίηση στην περίπτωση περικοπής ισχύος γίνεται αποκλειστικά στο χαμηλότερο σημείο εξαιτίας της μικρότερης συμβολής του βραχυκυκλώματος στο σύστημα και κατά συνέπεια στην εν συνεχεία αντίχρευση του σφάλματος.

3.4.2.4 Προσομοίωση Μερικής Σκίασης

Περιγραφή του Μοντέλου Simulink:

Το μοντέλο Simulink που χρησιμοποιήθηκε για την προσομοίωση μερικής σκίασης διατηρεί την ίδια διαμόρφωση όπως το μοντέλο που περιγράφηκε στην Ενότητα 3.4.2.1, αντιπροσωπεύοντας τις φυσιολογικές συνθήκες λειτουργίας. Το μοντέλο περιλαμβάνει έναν πίνακα ΦΒ με 10 πάνελ, έναν ελεγκτή MPPT και μια ελεγχόμενη πηγή τάσης όπως και προηγουμένως. Συνεπώς η υλοποίηση αυτού του σφάλματος θα γίνει μέσω του κώδικα Matlab.

Κώδικας MATLAB για Συνθήκες Μερικής Σκίασης χωρίς περικοπή ισχύος: Ο παρακάτω κώδικας MATLAB, όπως φαίνεται στην Εικόνα 3.4.7, χρησιμοποιείται για την εκτέλεση της προσομοίωσης συνθηκών μερικής σκίασης. Η υλοποίηση γίνεται θέτοντας σε ορισμένα πάνελ χαμηλότερη ηλιακή ακτινοβολία σε σχέση με τα υπόλοιπα, δηλαδή θέτοντας μία γενική ηλιοφάνεια για όλα και αφαιρώντας ηλιοφάνεια από ορισμένα. Παρόλα αυτά η συνθήκη αυτή δεν ισχύει πάντα. Συγκεκριμένα έχει οριστεί ότι εφόσον η γενική ηλιοφάνεια είναι χαμηλή είτε 50 W/m^2 είτε 100 W/m^2 , τότε η ηλιακή ακτινοβολία των υπό σκίαση πάνελ δεν θα μειώνεται περαιτέρω.

```

% Define arrays for temperatures and general irradiances
temperatures = 0:2.5:40; % Specify temperature values
general_irradiances = 100:50:1000; % Specify general irradiance values

% Load the Simulink model
load_system('PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS1.slx');

% Define the block names for irradiance control for each PV panel
irradiance_blocks = cell(1, 10);
for k = 1:10
irradiance_blocks{k} = sprintf('PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS1/Irradiance %d', k);
end

% Loop over temperatures
for i = 1:length(temperatures)
% Loop over general irradiances
for j = 1:length(general_irradiances)
% Set irradiance for simulation for each panel
G = general_irradiances(j); % Assuming 'G' represents irradiance;
set_param('PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS1/Pmax', 'Value', num2str(Pmax));
for k = 1:10
if k == 2
panel_irradiance = max(general_irradiances(j) - 100, 50); % Panel 2: general irradiance - 100, but not less than
100
else
panel_irradiance = general_irradiances(j); % Other panels: general irradiance value
end
set_param(irradiance_blocks{k}, 'Value', num2str(panel_irradiance));
end
end

% Run Simulink simulation with shading status
simOut = sim('PV_ARRAY_PO_MPPT_10_PANELS1.slx', 'SimulationMode', 'normal');

% Access logged signals
final_current = simOut.get('Current').Data;
final_voltage = simOut.get('Voltage').Data;
final_power = simOut.get('Power').Data;

% Store final values
current_value_ps1_pmax08(i,j) = final_current(end); % Final current value
voltage_value_ps1_pmax08(i,j) = final_voltage(end); % Final voltage value
power_value_ps1_pmax08(i,j) = final_power(end); % Final power value
end
end

```

Εικόνα 3.4.7 Κώδικας Matlab Προσομοίωσης Μερικής Σκίασης χωρίς περικοπές ισχύος

Επεξήγηση

- **Έλεγχος Ηλιακής Ακτινοβολίας:** Κάθε πάνελ ρυθμίζεται για την ηλιακή ακτινοβολία που δέχεται, λαμβάνοντας υπόψη τη μερική σκίαση. Ορισμένα πάνελ μπορεί να λαμβάνουν λιγότερη ηλιακή ακτινοβολία σε σχέση με άλλα. Στον συγκεκριμένο κώδικα υλοποιείται η μερική σκίαση ενός μόνο

πάνελ (συγκεκριμένα του πάνελ 2) , ενώ προσαρμόζεται ο κώδικας ανάλογα για να υλοποιηθεί η μερική σκίαση για 2 ή 3 πάνελ. Στις Εικόνες 3.4.8, 3.4.9 και παρουσιάζονται τα σημεία προσαρμογής του κώδικα για να αναπαριστά την σκίαση σε 2 και σε 3 πάνελ.

```

for k = 1:10
    if k == 2
        panel_irradiance = max(general_irradiances(j) - 100, 50); % Panel 2: general irradiance - 100, but
not less than 100
    elseif k==3
        panel_irradiance = max(general_irradiances(j) - 100, 50);
    else
        panel_irradiance = general_irradiances(j); % Other panels: general irradiance value
    end
    set_param(irradiance_blocks{k}, 'Value', num2str(panel_irradiance));
end

```

Εικόνα 3.4.8 Κώδικας Matlab Προσομοίωσης Λειτουργίας Μερικής Σκίασης σε 2 πάνελ χωρίς περικοπές ισχύος

Όπως φαίνεται στο παραπάνω κώδικα επιλέγεται για το δεύτερο πάνελ ηλιοφάνεια μικρότερη κατά 100 W/m^2 σε σχέση με τα υπόλοιπα πάνελ, αλλά μεγαλύτερη από 50 W/m^2 . Ομοίως στο τρίτο πάνελ εφαρμόζεται ηλιοφάνεια μικρότερη από 50 W/m^2 σε σχέση με τα υπόλοιπα , αλλά και πάλι οπωσδήποτε μεγαλύτερη από 50 W/m^2 .

```

for k = 1:10
    if k == 2
        panel_irradiance = max(general_irradiances(j) - 100, 50); % Panel 2: general irradiance - 100, but
not less than 100
    elseif k==3
        panel_irradiance = max(general_irradiances(j) - 100, 50);
    elseif k==5
        panel_irradiance = max(general_irradiances(j) - 100, 50);
    else
        panel_irradiance = general_irradiances(j); % Other panels: general irradiance value
    end
    set_param(irradiance_blocks{k}, 'Value', num2str(panel_irradiance));
end

```

Εικόνα 3.4.9 Κώδικας Matlab Προσομοίωσης Λειτουργίας Μερικής Σκίασης σε 3 πάνελ χωρίς περικοπές ισχύος

Με αυτόν τον τρόπο, ο κώδικας MATLAB προσαρμόζει δυναμικά την ηλιακή ακτινοβολία για κάθε πάνελ, ανάλογα με τον βαθμό της σκίασης, ενώ το μοντέλο Simulink παραμένει το ίδιο με τις απαραίτητες προσαρμογές για τις νέες τιμές εισόδου.

Προσομοίωση Συνθηκών Μερικής Σκίασης με Περικοπή Ισχύος

Για την προσομοίωση των συνθηκών μερικής σκίασης (partial-shading), δοκιμάστηκαν όλες οι πιθανές περιπτώσεις μερικής σκίασης πάνω στα πάνελ του συστήματος Φ/Β. Κάθε περίπτωση αναπαριστά τη σκίαση ενός ή περισσότερων πάνελ και αξιολογεί τις αντίστοιχες επιπτώσεις στην απόδοση του συστήματος,

βοηθώντας στην κατανόηση των δυνατοτήτων και των περιορισμών της σχεδίασης και λειτουργίας των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Όσον αφορά στον αντίστοιχο κώδικα Matlab υλοποιήθηκε με τον αντίστοιχο τρόπο όπως στην περίπτωση κανονικής λειτουργίας και για όλες τις αντίστοιχες περιπτώσεις περικοπής ισχύος του φωτοβολταϊκού συστήματος.

3.5 Συλλογή και Αποθήκευση Δεδομένων Προσομοίωσης

Μετά την ολοκλήρωση των προσομοιώσεων για κανονικές συνθήκες λειτουργίας, βραχυκυκλώματα και μερική σκίαση, ήταν απαραίτητο να συλλέξουμε και να αποθηκεύσουμε τα δεδομένα προσομοίωσης για περαιτέρω ανάλυση και ανίχνευση σφαλμάτων. Για το σκοπό αυτό, γράφτηκε κώδικας MATLAB που αποθηκεύει τα δεδομένα σε αρχεία Excel. Αυτός ο κώδικας εξασφαλίζει ότι κάθε προσομοίωση αποθηκεύεται σε τρία διαφορετικά φύλλα, ένα για την τάση, ένα για το ρεύμα και ένα για την ισχύ.

3.5.1 Εξαγωγή Δεδομένων Προσομοίωσης σε Excel

Για να απλοποιηθεί η συλλογή δεδομένων, χρησιμοποιήσαμε κώδικα MATLAB για να εξάγουμε τα αποτελέσματα προσομοίωσης σε αρχεία Excel. Συγκεκριμένα ο κώδικας γράφει τους πίνακες που παράγονται κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης σε ξεχωριστά φύλλα μέσα σε ένα αρχείο για κάθε ξεχωριστή περίπτωση σφάλματος. Παρακάτω φαίνεται η διαδικασία εξαγωγής των αποτελεσμάτων ανάλογα το σφάλμα. Η κατάσταση κανονικής λειτουργίας αποτελείται από 2 αρχεία excel, ένα για την συνθήκη μη περικοπής ισχύος και ένα για την συνθήκη περικοπής ισχύος. Αντίστοιχα δημιουργήθηκαν τα αρχεία για την περίπτωση

Επεξήγηση Εξαγωγής Δεδομένων :

- **Κανονική Λειτουργία :** Η κατάσταση κανονικής λειτουργίας αποτελείται από 2 αρχεία excel, ένα για την συνθήκη μη περικοπής ισχύος και ένα για την συνθήκη περικοπής ισχύος. Η θερμοκρασία και η ηλιακή ακτινοβολία παίρνουν τιμές στα προκαθορισμένα εύρη.
- **Ανοιχτοκύκλωμα :** Αντίστοιχα δημιουργήθηκαν τα αρχεία για την περίπτωση που πραγματοποιείται σφάλμα ανοιχτοκυκλώματος.
- **Βραχυκύκλωμα :** Η κατάσταση βραχυκυκλώματος αποτελείται από 4 αρχεία excel, τρία για την συνθήκη μη περικοπής ισχύος και ένα για την συνθήκη περικοπής ισχύος. Τα τρία excel συνιστούν τις τρεις διαφορετικές θέσεις βραχυκυκλώματος, ενώ στην συνθήκη περικοπής ισχύος συμπεριλήφθηκε μόνο το σφάλμα στο χαμηλότερο σημείο, το οποίο δημιουργεί και μεγαλύτερη σύγχυση στην ανίχνευση. Η θερμοκρασία και η ηλιακή ακτινοβολία παίρνουν τιμές στα προκαθορισμένα εύρη.
- **Μερική Σκίαση :** Η κατάσταση μερικής σκίασης αποτελείται από 6 αρχεία excel, τρία για την συνθήκη μη περικοπής ισχύος και τρία για την συνθήκη περικοπής ισχύος. Τα τρία excel συνιστούν τις τρεις διαφορετικές περιπτώσεις για το πλήθος των πάνελ υπό μερική σκίαση, ενώ στην συνθήκη περικοπής ισχύος ακολουθήθηκε η ίδια ακριβώς διαδικασία. Αυτό οφείλεται στην αυξημένη δυσκολία ανίχνευσης σφάλματος, αφού οι τιμές τάσης και ρεύματος δεν απέχουν σημαντικά από την κανονική λειτουργία και στόχος αποτελεί η βέλτιστη διερεύνηση των σφαλμάτων. Η θερμοκρασία και η ηλιακή ακτινοβολία παίρνουν τιμές στα προκαθορισμένα εύρη.

3.5.2 Αναδιάταξη και Εξαγωγή Δεδομένων για Ανάλυση

Μετά τη συλλογή των δεδομένων προσομοίωσης, ήταν απαραίτητο να αναδιαταχθούν οι πίνακες δεδομένων σε στήλες για περαιτέρω ανάλυση. Έτσι δημιουργήθηκαν δύο excel ένα το οποίο περιέχει τις περιπτώσεις χωρίς περικοπή ισχύος και ένα με τα πλήρη δεδομένα, δηλαδή με και χωρίς περικοπή ισχύος. Στο πρώτο excel η κάθε γραμμή περιέχει την αντίστοιχη θερμοκρασία, ηλιακή ακτινοβολία, την τάση, το ρεύμα, την ισχύ καθώς και την «σημαία» που υποδεικνύει το εκάστοτε σφάλμα, αν υπάρχει. Ομοίως το δεύτερο excel περιέχει τις ίδιες πληροφορίες και συμπληρωματικά την ισχύ περικοπής που επιβάλλεται στο φωτοβολταϊκό σύστημα να παράξει.

Συμπέρασμα

Αυτή η ενότητα περιγράφει τις διαδικασίες που χρησιμοποιήθηκαν για τη συλλογή και οργάνωση των δεδομένων προσομοίωσης. Με την εξαγωγή των αποτελεσμάτων προσομοίωσης σε αρχεία Excel και την αναδιάταξη των δεδομένων σε στήλες, εξασφαλίσαμε ότι τα δεδομένα είναι σε μορφή κατάλληλη για λεπτομερή ανάλυση ανίχνευσης βλαβών. Η χρήση του MATLAB για αυτές τις εργασίες καταδεικνύει την αποδοτικότητα και την ακρίβεια που απαιτείται για τον χειρισμό μεγάλων συνόλων δεδομένων που παράγονται από τις προσομοιώσεις φωτοβολταϊκών συστημάτων.

Κεφάλαιο 3.6 Συμπεράσματα

Το τρίτο κεφάλαιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας επικεντρώθηκε στην προσομοίωση και αξιολόγηση φωτοβολταϊκών συστημάτων, καθώς και στη συλλογή και αποθήκευση δεδομένων προσομοίωσης για ανάλυση και εφαρμογή στην ανίχνευση σφαλμάτων.

Συνολικά, καταφέραμε να δημιουργήσουμε και να επιβεβαιώσουμε με επιτυχία το μοντέλο προσομοίωσης των φωτοβολταϊκών συστημάτων, το οποίο θα χρησιμοποιηθεί για την εκτίμηση της απόδοσης. Η επιβεβαίωση του μπλοκ φωτοβολταϊκών στο Simulink έγινε με την αντιστοίχιση των χαρακτηριστικών και των καμπυλών από τους κατασκευαστές, ενώ η υλοποίηση σφαλμάτων για διαφορετικές συνθήκες θερμοκρασίας και ηλιακής ακτινοβολίας επιτεύχθηκε επιτυχώς.

Εντούτοις, σημειώνεται ότι οι περιπτώσεις σφαλμάτων βραχυκυκλώματος και μερικής σκίασης δεν έχουν ελεγχθεί στον ακριβέστερο βαθμό που θα μπορούσε, περιοριζόμενες σε χαρακτηριστικές περιπτώσεις. Παρόλα αυτά ο στόχος είναι η δημιουργία αντιπροσωπευτικών dataset με τα οποία θα ελέγχονται οι μέθοδοι ανίχνευσης καθώς και η ικανότητα τους σε γενικότερα σφάλματα τέτοιου είδους.

Τελικά, παρά τη συμβατότητα της υλοποίησής μας με το πραγματικό σύστημα φωτοβολταϊκών, πρέπει να σημειωθεί ότι δεν αντιπροσωπεύει την πλέον σύνθετη και πραγματική διάταξη. Η εξέταση σφαλμάτων σε διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας θα μπορούσε να προσφέρει περαιτέρω ενδιαφέρον και γνώσεις για το μέλλον.

Τα αποτελέσματα είναι ικανοποιητικά σε σχέση με τις αναμενόμενες τιμές και δημιουργούν μια στερεά βάση για την επιτυχημένη διάγνωση και εξέταση σφαλμάτων, όπως θα αναλυθεί στο επόμενο κεφάλαιο.

Κεφάλαιο 4

Μέθοδοι Ανίχνευσης Σφαλμάτων και Αποτελέσματα

4.1 Εισαγωγή

Το τρίτο κεφάλαιο της διπλωματικής αυτής εργασίας επικεντρώνεται στη μεθοδολογία ανίχνευσης σφαλμάτων στα φωτοβολταϊκά συστήματα και στα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή αυτών των μεθόδων. Αρχικά, θα αιτιολογηθεί η επιλογή των δύο συγκεκριμένων μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν στην εργασία αυτή.

Αφού παρουσιαστεί η δομή και η εφαρμογή κάθε μεθόδου, θα συγκριθούν τα αποτελέσματά τους προκειμένου να αποφασιστεί ποια μέθοδος είναι η πλέον αποδοτική. Τέλος, η βέλτιστη μέθοδος θα δοκιμαστεί με πραγματικά δεδομένα που συλλέχθηκαν για μήνες από το εργαστήριο και θα συγκριθούν τα αποτελέσματα των πραγματικών δεδομένων με τα αρχικά αποτελέσματα προσομοίωσης. Με αυτόν τον τρόπο, θα σχολιαστεί η αποδοτικότητα της μεθόδου.

4.2 Επιλογή των Μεθόδων Ανίχνευσης Σφαλμάτων

Από τις προαναφερόμενες μεθόδους του Κεφαλαίου 2.2, χρησιμοποιήθηκαν δύο τύποι μεθόδων για την ανίχνευση σφαλμάτων. Η πρώτη είναι η Μέθοδος Βασισμένη στις Μετρήσεις Τάσης και Ρεύματος (VCM). Αυτή η μέθοδος αποτελεί μια συμβατική προσέγγιση που έχει χρησιμοποιηθεί και εξεταστεί ευρέως στην επιστημονική κοινότητα. Ένας βασικός λόγος για τη χρήση αυτής της μεθόδου είναι η δυνατότητα συλλογής και ανάλυσης δεδομένων που προσφέρει. Χρησιμοποιώντας το λογισμικό Matlab, παράγονται αρχεία που περιέχουν μετρήσεις ρεύματος και τάσης, καθιστώντας την εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθόδου ιδανική.

Η δεύτερη μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε είναι οι Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης. Η επιλογή αυτής της μεθόδου βασίζεται σε δύο κύριους λόγους. Πρώτον, το μεγάλο πλήθος μετρήσεων που διαθέτουμε, τόσο από τις προσομοιώσεις όσο και από τα πειραματικά δεδομένα, δημιουργεί το κατάλληλο περιβάλλον για την εξέταση αυτής της μεθόδου. Επιπλέον, δεδομένων των συνεχών τεχνολογικών εξελίξεων στους τομείς της μηχανικής μάθησης και της τεχνητής νοημοσύνης, καθίσταται σαφές ότι ο έλεγχος και η αξιολόγηση αυτών των μεθόδων αποτελούν μια καλή βάση για περαιτέρω έρευνα και ανάπτυξη στην ανίχνευση σφαλμάτων.

4.3 Δομή και Εφαρμογή των Μεθόδων Ανίχνευσης

Στην ενότητα αυτή, θα παρουσιάσουμε πώς δομήσαμε και εφαρμόσαμε κάθε μέθοδο ανίχνευσης σφαλμάτων. Θα περιγράψουμε αναλυτικά τα βήματα που ακολουθήσαμε για την υλοποίηση των τεχνικών μηχανικής μάθησης και των συμβατικών μεθόδων ανάλυσης.

4.3.1 Μέθοδος Βασισμένη στις Μετρήσεις Τάσης και Ρεύματος (VCM)

Η μέθοδος βασισμένη στις μετρήσεις τάσης και ρεύματος αποτελεί μια συμβατική τεχνική για την ανίχνευση σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα. Η επιλογή αυτή βασίστηκε στις δυνατότητές της να αξιοποιεί τα δεδομένα που συλλέγονται από τους αισθητήρες τάσης και ρεύματος που είναι διαθέσιμοι σε πραγματικό χρόνο από τα φωτοβολταϊκά συστήματα αλλά και στην δυνατότητα υλοποίησης της με βάση τα δεδομένα προσομοίωσης.

Αρχική Προσαρμογή Δεδομένων

Η διαδικασία της αρχικής προσαρμογής των δεδομένων πραγματοποιήθηκε σε δύο φάσεις: μία φορά για τα δεδομένα προσομοίωσης χωρίς μείωση ισχύος και μια δεύτερη φορά για τα συνολικά δεδομένα, τα οποία περιλάμβαναν τόσο τις μετρήσεις με μείωση ισχύος όσο και αυτές χωρίς μείωση ισχύος.

Πρώτη Φάση: Προσαρμογή Δεδομένων Χωρίς Μείωση Ισχύος

Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων χωρίς περικοπή ισχύος εξήχθησαν σε αρχείο Excel, το οποίο περιείχε μετρήσεις τάσης ρεύματος και ισχύος και την υπόδειξη ενδεχόμενου σφάλματος. Στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας κώδικα που γράφτηκε στην πλατφόρμα PyCharm, προσαρμόσαμε το αρχείο Excel. Ο κώδικας μετέτρεψε τις απόλυτες μετρήσεις τάσης και ρεύματος σε ποσοστιαίες αλλαγές (V% και I%) αναπαριστώντας την μεταβολή στην τάση που θα παρατηρηθεί τόσο σε κανονική λειτουργία όσο και σε περίπτωση σφαλμάτων.

Παρατηρήσεις

- **Φιλτράρισμα Δεδομένων:** Τα δεδομένα φιλτράρονται για συγκεκριμένες τιμές θερμοκρασίας και ηλιακής ακτινοβολίας. Συγκεκριμένα υποθέτουμε ότι από την μία μέτρηση στην άλλη δεν θα έχουμε σημαντική μεταβολή της θερμοκρασίας, δηλαδή λαμβάνουμε τις περιπτώσεις ± 2.5 από κάθε θερμοκρασία που εξετάζεται κάθε φορά. Αντίστοιχα υποθέτοντας πάλι ότι δεν θα υπάρχουν μεγάλες μεταβολές στην ηλιακή ακτινοβολία από την μία μέτρηση στην άλλη θέτουμε όριο μεταβολής ± 350 .
- **Υπολογισμοί Κανονικής Κατάστασης:** Θεωρούμε ότι τα σφάλματα ξεκινούν από κατάσταση κανονικής λειτουργίας και για αυτό το λόγο οι υπολογισμοί των μεταβολών τάσης, ρεύματος και ισχύος γίνονται με την θεώρηση ότι οι αρχικές τιμές αντιστοιχούν σε κατάσταση κανονικής λειτουργίας. Σε περίπτωση που δεν υπολογίζονται οι μεταβολές για περίπτωση σφάλματος και η δεύτερες τιμές αντιστοιχούν σε κατάσταση κανονικής λειτουργίας.
- **Υπολογισμοί για Σφάλματα:** Υπολογίζονται οι ποσοστιαίες μεταβολές για διάφορες σημαίες σφάλματος λαμβάνοντας ως δεύτερες τιμές εκείνες που αντιστοιχούν σε κάποιο από τα σφάλματα.

Δεύτερη Φάση: Συνδυαστικά Δεδομένα με και χωρίς Μείωση Ισχύος

Δεδομένα από τις προσομοιώσεις που περιλαμβάνουν τόσο μείωση ισχύος όσο και χωρίς. Και σε αυτή την περίπτωση ακολουθείται η ίδια διαδικασία με στόχο την εξαγωγή ποσοστιαίων μεταβολών για την μετέπειτα αξιολόγηση των μεθόδων. Στην περίπτωση αυτή οι μετρήσεις περιορισμού ισχύος έχουν κατηγοριοποιηθεί σε 4 καταστάσεις ανάλογα με το ποσοστό που παρέχει το φωτοβολταϊκό σύστημα συγκριτικά με τις δυνατότητες που έχει στις δεδομένες συνθήκες.

Παρατηρήσεις

- **Δειγματοληψία Δεδομένων:** Σε αυτή την περίπτωση δεδομένου ότι συμπεριλαμβάνεται σημαντικά μεγαλύτερο πλήθος συνδυασμών και κατά συνέπεια αυξάνονται αντίστοιχα οι ποσοστιαίες μεταβολές που θα παραχθούν, καθίσταται αναγκαίο να γίνει δειγματοληψία των δεδομένων ώστε να είναι διαχειρίσιμο σύνολο δεδομένων.

- **Ορισμός Περιορισμών P_{MAX}:** Ορίζονται οι περιορισμοί για την παράμετρο P_{MAX}, οι οποίοι χρησιμοποιούνται αργότερα για φιλτράρισμα των δεδομένων. Συγκεκριμένα στις περιπτώσεις περικοπής ελέγχονται μόνο οι περιπτώσεις που δημιουργείται σφάλμα από κανονική κατάσταση και όχι αντίστροφα. Επιπλέον συμπεριλαμβάνονται μόνο ρεαλιστικές μεταβολές περικοπής ισχύος
- **Έλεγχος Περιορισμών P_{MAX}:** Για κάθε περιορισμό P_{MAX}, γίνονται περαιτέρω επαναλήψεις και έλεγχοι στις τιμές θερμοκρασίας και ακτινοβολίας για την εκπλήρωση συγκεκριμένων συνθηκών. Συγκεκριμένα και σε αυτή την περίπτωση λαμβάνονται ρεαλιστικές μεταβολές θερμοκρασίας και ηλιακής ακτινοβολίας. Επιπλέον, γίνεται η παραδοχή ότι τα σφάλματα θα συμβούν υπό σταθερό περιορισμό ισχύος, δηλαδή ότι δεν θα αλλάξει από την λήψη της πρώτης μέτρησης έως την δεύτερη.

Εφαρμογή της Μεθόδου Βασισμένης στις Μετρήσεις Τάσης και Ρεύματος (VCM)

Στην παρούσα ενότητα, περιγράφεται η εφαρμογή της Μεθόδου Βασισμένη στις Μετρήσεις Τάσης και Ρεύματος (VCM) στις δύο φάσεις ρύθμισης δεδομένων που προαναφέρθηκαν. Η μέθοδος VCM εφαρμόστηκε τόσο στα δεδομένα χωρίς μείωση ισχύος όσο και στα συνολικά δεδομένα με και χωρίς μείωση ισχύος. Για την επίτευξη των καλύτερων δυνατών αποτελεσμάτων, επιλέχθηκαν κατάλληλα thresholds έπειτα από διάφορες δοκιμές συνδυασμών.

Αρχικά, έγινε επιλογή των thresholds για τις ποσοστιαίες μεταβολές τάσης ($\Delta V/V$), ρεύματος ($\Delta I/I$) και ισχύος ($\Delta P/P$) μέσα από σειρά δοκιμών. Ο σκοπός ήταν η βέλτιστη ανίχνευση σφαλμάτων με ελαχιστοποίηση των ψευδώς θετικών και ψευδώς αρνητικών προβλέψεων. Τα thresholds επιλέχθηκαν με βάση την απόδοση της μεθόδου σε δοκιμαστικά δεδομένα, εξασφαλίζοντας υψηλή ακρίβεια (accuracy) στην ανίχνευση των σφαλμάτων. Η τελική επιλογή των thresholds επέτρεψε την ακριβή διάκριση μεταξύ κανονικών συνθηκών και σφαλμάτων.

Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της μεθόδου VCM χρησιμοποιήθηκαν δύο βασικά κριτήρια: η ακρίβεια (accuracy) και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix). Η ακρίβεια υπολογίστηκε ως το ποσοστό των σωστών προβλέψεων (σωστά θετικά και σωστά αρνητικά) σε σχέση με το σύνολο των προβλέψεων. Η αξιολόγηση της ακρίβειας έγινε τόσο για τα δεδομένα χωρίς μείωση ισχύος όσο και για τα δεδομένα με και χωρίς μείωση ισχύος.

Επιπλέον, χρησιμοποιήθηκε ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για την ανάλυση των αποτελεσμάτων της μεθόδου VCM. Ο confusion matrix επέτρεψε την ταυτοποίηση των ψευδώς θετικών και ψευδώς αρνητικών προβλέψεων, παρέχοντας μια λεπτομερή εικόνα της απόδοσης της μεθόδου.

Εφαρμογή της Μεθόδου VCM με Δεδομένα Χωρίς Περικοπή Ισχύος

Για την εφαρμογή της μεθόδου VCM (Voltage and Current Measurements) χρησιμοποιώντας τα δεδομένα από την πρώτη φάση (χωρίς περικοπή ισχύος), ακολουθήθηκε η διαδικασία που περιγράφεται παρακάτω. Η μέθοδος αυτή περιλαμβάνει την φόρτωση των δεδομένων, την πρόβλεψη των σφαλμάτων και την αξιολόγηση της ακρίβειας των προβλέψεων χρησιμοποιώντας μετρικές όπως η ακρίβεια και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix). Συγκεκριμένα, μετά την φόρτωση των δεδομένων πραγματοποιείται η κατηγοριοποίηση των σφαλμάτων με βάση τα κατώφλια για την ποσοστιαία μεταβολή της τάσης αλλά και την τιμή του ρεύματος. Προσδίδοντας την αντίστοιχη προβλεπόμενη «σημαία» σε κάθε περίπτωση συγκρίνεται με την αντίστοιχη πραγματική «σημαία» της και εφόσον ταυτίζονται η πρόβλεψη θεωρείται ακριβής.

Παρατηρήσεις

- **Συνάρτηση Πρόβλεψης Σφαλμάτων:** Τα όρια που χρησιμοποιούνται στην συνάρτηση πρόβλεψης έχουν ως εξής:
 - **Κανονική Κατάσταση:** Εάν η ποσοστιαία μεταβολή τάσης (DV/V) είναι μεγαλύτερη ή ίση με -4.5% και το ρεύμα (I) είναι μεγαλύτερο ή ίσο με 0.1, η κατάσταση θεωρείται κανονική.
 - **Ανοιχτοκύκλωμα:** Εάν το ρεύμα (I) είναι μικρότερο από 0.1, θεωρείται ότι έχουμε ανοιχτοκύκλωμα. Σε ένα ανοικτό κύκλωμα, το ρεύμα είναι σχεδόν μηδενικό.
 - **Βραχυκύκλωμα:** Εάν η ποσοστιαία μεταβολή τάσης (DV/V) είναι μικρότερη από -43% ή είναι μεταξύ -4.5% και -10.8%, θεωρείται ότι έχουμε βραχυκύκλωμα. Το όριο του -43% επιλέχθηκε γιατί σε ένα βραχυκύκλωμα η τάση πέφτει δραματικά, ενώ τα μικρότερα όρια χρησιμοποιούνται για να καλύψουν περιπτώσεις βραχυκυκλωμάτων σε χαμηλό σημείο της διάταξης.
 - **Μερική Σκίαση:** Εάν η ποσοστιαία μεταβολή τάσης (DV/V) είναι μεταξύ -10.8% και -43%, θεωρείται ότι έχουμε μερική σκίαση.
- **Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων:** Η τελική αξιολόγηση γίνεται μέσω της ακρίβειας, δηλαδή μέσω των σωστά προβλεπόμενων σφαλμάτων ως προς το σύνολο των προβλέψεων.
- **Πίνακας Σύγκρισης:** Δημιουργήθηκε και απεικονίστηκε ένας πίνακας σύγκρισης για την καλύτερη κατανόηση των εσφαλμένων προβλέψεων και των περιπτώσεων όπου η μέθοδος λειτούργησε σωστά.

Ακρίβεια και Πίνακας Σύγκρισης

Η ακρίβεια της μεθόδου, δηλαδή το ποσοστό των σωστών προβλέψεων σφάλματος, καθώς και πίνακας σύγκρισης παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3.1.

Γεγονός / Πρόβλεψη	Κανονική Λειτουργία	Ανοιχτοκύκλωμα	Βραχυκύκλωμα	Μερική Σκίαση
Κανονική Λειτουργία	11211	0	0	0
Ανοιχτοκύκλωμα	0	11210	0	0
Βραχυκύκλωμα	0	0	31890	1773
Μερική Σκίαση	1176	0	6026	26461
Ακρίβεια	90%			

Πίνακας 4.3.1 Αποτελέσματα Μεθόδου VCM χωρίς περικοπή ισχύος

Συμπέρασμα

Η ακρίβεια της μεθόδου για την ανίχνευση βλαβών στο σύστημα φωτοβολταϊκών βρέθηκε στο 90%, το οποίο είναι ένα αρκετά ικανοποιητικό αποτέλεσμα. Ο πίνακας σύγκρισης δείχνει ότι οι λανθασμένες προβλέψεις εντοπίζονται κυρίως μεταξύ των περιπτώσεων βραχυκυκλώματος και μερικής σκίασης. Αυτό προκύπτει από την περίπτωση του βραχυκυκλώματος στο χαμηλότερο σημείο δοκιμής. Για να βελτιωθεί η ανάλυση, προσαρμόστηκε ο κώδικας για να συμπεριληφθούν αυτά τα λάθη σε μια κοινή κατηγορία, επιτρέποντας έτσι την επανεκτίμηση της ακρίβειας και του πίνακα σύγκρισης.

Διαφορές

- **Συνάρτηση Πρόβλεψης Σφαλμάτων:** Στην περίπτωση αυτή αλλάζει η συνάρτηση πρόβλεψης, αφού συμπεριλαμβάνεται και η νέα κατηγορία. Υπάρχουν πέντε κύριες κατηγορίες:
 - **Κανονική Κατάσταση:** Εάν η ποσοστιαία μεταβολή τάσης (DV/V) είναι μεγαλύτερη ή ίση με -4.5% και το ρεύμα (I) είναι μεγαλύτερο ή ίσο με 0.1 , η κατάσταση θεωρείται κανονική. Αυτό το όριο επιλέχθηκε γιατί σε κανονικές συνθήκες η τάση δεν μειώνεται σημαντικά.
 - **Ανοικτοκύκλωμα (Open Circuit):** Εάν το ρεύμα (I) είναι μικρότερο από 0.1 , θεωρείται ότι έχουμε ανοικτό κύκλωμα. Σε ένα ανοικτό κύκλωμα, το ρεύμα είναι σχεδόν μηδενικό, οπότε και ο εντοπισμός του σφάλματος επικεντρώνεται αποκλειστικά στο χαμηλό ρεύμα.
 - **Βραχυκύκλωμα (Short Circuit):** Εάν η ποσοστιαία μεταβολή τάσης (DV/V) είναι μικρότερη από -43% ή είναι μεταξύ -4.5% και -10.8% , θεωρείται ότι έχουμε βραχυκύκλωμα. Το όριο του -43% επιλέχθηκε γιατί σε ένα βραχυκύκλωμα η τάση πέφτει δραματικά, ενώ τα μικρότερα όρια χρησιμοποιούνται για να καλύψουν περιπτώσεις μερικών βραχυκυκλωμάτων.
 - **Μερική Σκίαση (Partial Shading):** Εάν η ποσοστιαία μεταβολή τάσης (DV/V) είναι μεταξύ -10.8% και -43% , θεωρείται ότι έχουμε μερική σκίαση. Σε μερική σκίαση, η τάση μειώνεται σημαντικά αλλά όχι τόσο όσο σε βραχυκύκλωμα, εκτός αν έχουμε περίπτωση βραχυκυκλώματος με χαμηλή επίδραση στην συνολική τάση, όπως εξηγείται στην επόμενη κατηγορία.
 - **Μερική Σκίαση/Βραχυκύκλωμα (Partial Shading/Short Circuit):** Εάν η ποσοστιαία μεταβολή τάσης (DV/V) είναι μικρότερη από -10.8% , θεωρείται ότι έχουμε μερική σκίαση ή βραχυκύκλωμα. Αυτή η κατηγορία καλύπτει περιπτώσεις όπου η μεταβολή της τάσης είναι αρκετά χαμηλή, ώστε να μην είναι σαφές αν πρόκειται για μερική σκίαση σε ένα πάνελ ή βραχυκύκλωμα στο χαμηλότερο σημείο.
- **Ακρίβεια (accuracy):** Η ακρίβεια υπολογίζεται ως το ποσοστό των πραγματικών προβλέψεων που ταιριάζουν με τις πραγματικές καταστάσεις, συμπεριλαμβανομένων και των περιπτώσεων "Μερική σκίαση ή Βραχυκύκλωμα" που επαναταξινομήθηκαν ως σωστές προβλέψεις.

Ακρίβεια και Πίνακας Σύγχυσης

Η ακρίβεια της μεθόδου, δηλαδή το ποσοστό των σωστών προβλέψεων σφάλματος, καθώς και πίνακας σύγχυσης παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3.2. Στην περίπτωση αυτή ο πίνακας σύγχυσης περιέχει μία επιπλέον κατηγορία, η οποία όπως είναι αναμενόμενο δεν έχει καμία περίπτωση πραγματικής κατάστασης, αλλά μόνο χρησιμεύει ως πρόβλεψη για τις δύο που αναφέρθηκαν.

Γεγονός /Πρόβλεψη	Κανονική Λειτουργία	Ανοιχτο-κύκλωμα	Βραχυκύκλωμα	Μερική Σκίαση	Βραχυκύκλωμα/Μερική Σκίαση
Κανονική Λειτουργία	11211	0	0	0	0
Ανοιχτοκύκλωμα	0	11211	0	0	0
Βραχυκύκλωμα	0	0	22442	1773	9448
Μερική Σκίαση	1176	0	6026	26461	6026
Βραχυκύκλωμα/Μερική Σκίαση	0	0	0	0	0
Ακρίβεια	96.7%				

Πίνακας 4.3.2 Αποτελέσματα Μεθόδου VCM χωρίς περικοπή ισχύος με κοινή κατηγορία

Συμπέρασμα

Η ακρίβεια των αποτελεσμάτων φτάνοντας το 96.7% αποδεικνύει μια σαφή βελτίωση στην αποτελεσματικότητα του μοντέλου. Η αυξημένη ακρίβεια αυτή επιβεβαιώνεται από τον νέο πίνακα σύγχυσης, ο οποίος δείχνει την ακριβή κατάταξη των πέντε κατηγοριών βάσει των συνθηκών τάσης και ρεύματος. Παρατηρούμε ότι ένα σημαντικό ποσοστό των βραχυκυκλωμάτων ή των σφαλμάτων μερικής σκίασης κατατάσσονται στην νέα κατηγορία. Συγκεκριμένα το ποσοστό των σφαλμάτων της νέας κατηγορίας είναι εξαπλάσια και οχταπλάσια αντίστοιχα σε σχέση με τις προηγούμενες κατηγορίες.

Εφαρμογή της Μεθόδου VCM με Δεδομένα Με και Χωρίς Περικοπή Ισχύος

Η αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας και εφαρμογής της μεθόδου VCM σε συνδυαστικά δεδομένα, δηλαδή δεδομένα που περιλαμβάνουν τόσο περιπτώσεις με περικοπή ισχύος όσο και χωρίς, είναι κρίσιμη για να αξιολογηθεί η συνολική απόδοση της μεθόδου σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας ηλιακών συστημάτων. Η μέθοδος αυτή περιλαμβάνει, όπως και στην περίπτωση χωρίς περικοπή ισχύος, την φόρτωση των δεδομένων, την πρόβλεψη των σφαλμάτων και την αξιολόγηση της ακρίβειας των προβλέψεων χρησιμοποιώντας μετρικές όπως η ακρίβεια και ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix).

Παρατηρήσεις

- **Συνάρτηση Πρόβλεψης Σφαλμάτων:** Αυτή η συνάρτηση προβλέπει και σε αυτή την περίπτωση το σενάριο βλάβης με βάση τις τιμές DV/V και ρεύματος (I) αλλά επιπλέον και της περικοπής ισχύος (P_{MAX}). Υπάρχουν τέσσερις κύριες κατηγορίες:
 - **Κανονική Κατάσταση:** Αν τα όρια περικοπής της πρώτης και της δεύτερης μέτρησης σε κάθε περίπτωση δεν είναι ίσα, η συνάρτηση επιστρέφει 0, υποδεικνύοντας κανονική κατάσταση. Αυτό σημαίνει ότι το σύστημα λειτουργεί σε συνθήκες μεταβολής της περικοπής. Οι πιθανότητες ταυτόχρονου σφάλματος είναι ελάχιστες
 - **Ανοιχτοκύκλωμα (Open Circuit):** Η συνάρτηση ελέγχου πρώτα ελέγχει το ρεύμα (I₂). Αν το ρεύμα είναι λιγότερο από 0.05, επιστρέφει 1, υποδεικνύοντας ανοικτό κύκλωμα. Αυτό συμβαίνει όταν το σύστημα δεν είναι σε θέση να διακρίνει ή να μετρήσει ρεύμα, υποδεικνύοντας πρόβλημα με τη σύνδεση ή άλλη αιτία που εμποδίζει την κυκλοφορία ηλεκτρικού ρεύματος στο σύστημα.
 - **Βραχυκύκλωμα (Short Circuit):** Όταν όρια περικοπής ισχύος είναι 0 και η ποσοστιαία μεταβολή τάσης (DV/V) πέφτει σε συγκεκριμένα εύρη τιμών, η συνάρτηση επιστρέφει 2, υποδεικνύοντας βραχυκύκλωμα. Σε αυτή την περίπτωση, η τάση μειώνεται δραματικά, υποδεικνύοντας σοβαρό πρόβλημα στη ροή του ηλεκτρικού ρεύματος.
 - **Μερική Σκίαση (Partial Shading):** Όταν τα όρια περικοπής ισχύος είναι κοινά και η ποσοστιαία μεταβολή τάσης (DV/V) βρίσκεται σε συγκεκριμένα εύρη τιμών, η συνάρτηση επιστρέφει 3, υποδεικνύοντας μερική σκίαση. Αυτό υποδεικνύει μείωση της τάσης λόγω σκίασης σε μέρος του συστήματος.
 - **Προεπιλεγμένη Κατάσταση (Default Condition):** Εάν καμία από τις προηγούμενες συνθήκες δεν ικανοποιείται, η συνάρτηση επιστρέφει 0. Αυτό σημαίνει ότι το σύστημα βρίσκεται σε κανονική κατάσταση ως προεπιλογή.

Ακρίβεια και Πίνακας Σύγκρισης

Η ακρίβεια της μεθόδου, δηλαδή το ποσοστό των σωστών προβλέψεων σφάλματος, καθώς και πίνακας σύγκρισης παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3.3.

Γεγονός / Πρόβλεψη	Κανονική Λειτουργία	Ανοιχτοκύκλωμα	Βραχυκύκλωμα	Μερική Σκίαση
Κανονική Λειτουργία	12992	0	18	3769
Ανοιχτοκύκλωμα	0	2374	0	0
Βραχυκύκλωμα	18	0	17036	6526
Μερική Σκίαση	3772	0	9860	43676
Ακρίβεια	76%			

Πίνακας 4.3.3 Αποτελέσματα Μεθόδου VCM με και χωρίς περικοπή ισχύος

Συμπέρασμα

Αναλύοντας τα συνολικά δεδομένα, τόσο με όσο και χωρίς περικοπή ισχύος, παρατηρούμε ότι η ακρίβεια της μεθόδου VCM είναι τώρα στο 76%, γεγονός που αποτελεί μια εμφανώς χειρότερη επίδοση σε σύγκριση με προηγούμενες δοκιμές. Τα λάθη εντοπίζονται κυρίως μεταξύ των περιπτώσεων βραχυκυκλώματος και μερικής σκίασης, υποδεικνύοντας δυσκολίες στη διάκριση μεταξύ αυτών των δύο σεναρίων. Επιπλέον, υπάρχουν αρκετές περιπτώσεις όπου η μερική σκίαση συγχέεται με την κανονική κατάσταση, δείχνοντας ότι η μέθοδος δυσκολεύεται να εντοπίσει την μερική σκίαση με ακρίβεια. Αυτό υποδηλώνει την ανάγκη για βελτίωση των αλγορίθμων ή των μεθόδων μέτρησης ώστε να μειωθούν τα ποσοστά σφαλμάτων και να αυξηθεί η αξιοπιστία της διάγνωσης.

Συνολικό Συμπέρασμα Μεθόδου VCM

Η μέθοδος VCM παρουσιάζει αξιόλογη απόδοση όταν το σύστημα λειτουργεί χωρίς περικοπή ισχύος, επιδεικνύοντας καλή ακρίβεια στη διάγνωση των διαφόρων σφαλμάτων. Μέσω προσαρμογών στον διαχωρισμό των σφαλμάτων, είναι εφικτή η επίτευξη ακόμα καλύτερων αποτελεσμάτων. Ωστόσο, η συμπερίληψη περιπτώσεων με περικοπή ισχύος οδηγεί σε αισθητά περισσότερα λάθη και χαμηλότερη ακρίβεια, με ενδεχόμενα ψευδώς θετικά σφάλματα σε περιπτώσεις όπου δεν υφίστανται πραγματικά σφάλματα. Δεδομένου ότι ο περιορισμός ισχύος είναι ένα συχνό φαινόμενο στα φωτοβολταϊκά συστήματα, καθίσταται σαφές ότι η παρούσα προσέγγιση δεν αποδίδει τα βέλτιστα αποτελέσματα και απαιτεί περαιτέρω βελτιώσεις. Η ανάπτυξη πιο εξελιγμένων αλγορίθμων και μεθόδων μέτρησης θα μπορούσε να ενισχύσει σημαντικά την ακρίβεια και την αξιοπιστία της διάγνωσης σε συνθήκες με περικοπή ισχύος, προωθώντας έτσι τη βιωσιμότητα και την αποτελεσματικότητα των φωτοβολταϊκών συστημάτων.

4.3.2 Μέθοδος Βασισμένη σε Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning Techniques)

Ανίχνευση Σφαλμάτων με Χρήση Τεχνικών Μηχανικής Μάθησης

Στην επόμενη φάση της ανίχνευσης σφαλμάτων, χρησιμοποιούμε τεχνικές μηχανικής μάθησης για τη βελτίωση της ακρίβειας και της αξιοπιστίας του συστήματος ανίχνευσης σφαλμάτων. Θα πραγματοποιήσουμε πειράματα σε δύο σενάρια: το ένα χωρίς περικοπή ισχύος και το άλλο συνδυάζοντας δεδομένα με και χωρίς περικοπή ισχύος. Για το σενάριο χωρίς περικοπή ισχύος, θα αξιολογήσουμε την απόδοση τριών διαφορετικών αλγορίθμων: Decision Tree Classifier, MLPClassifier (Πολυεπίπεδος Αντιληπτήρας) και XGBClassifier (Extreme Gradient Boosting).

Εφαρμογή της Μεθόδου MLT με Δεδομένα Χωρίς Περικοπή Ισχύος

Η εφαρμογή της μεθόδου μηχανικής μάθησης (ML) για την ανίχνευση σφαλμάτων χωρίς περικοπή ισχύος πραγματοποιήθηκε με τη χρήση τριών διαφορετικών αλγορίθμων: Decision Tree Classifier, MLPClassifier και XGBClassifier. Θα παρουσιάσουμε τον κώδικα για τον πρώτο αλγόριθμο με επεξηγήσεις και αποτελέσματα και στη συνέχεια θα συνεχίσουμε με τις διαφορές κώδικα στους άλλους δύο αλγορίθμους και τα δικά τους αποτελέσματα. Η σύγκριση των διαφορετικών αλγορίθμων καθιστά δυνατή την εξαγωγή συμπερασμάτων για την αποδοτικότητα τους σε τέτοιες εφαρμογές φωτοβολταϊκών συστημάτων.

Decision Tree Classifier

Ο αλγόριθμος Decision Tree Classifier δημιουργεί ένα μοντέλο που προβλέπει την τιμή της στόχευσης μαθαίνοντας απλά κανόνες από τα δεδομένα χαρακτηριστικών. Είναι γνωστός για την ευκολία στην ερμηνεία

και την ταχύτητά του στην εκπαίδευση και την πρόβλεψη. Η δομή του μοιάζει με ένα δέντρο απόφασης, όπου κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει μια απόφαση που οδηγεί σε μια πρόβλεψη.

Η διαδικασία εφαρμογής του δέντρου έχει παρόμοια λογική με την προηγούμενη μέθοδο όσον αφορά στον τρόπο αξιολόγησης, δηλαδή γίνεται μέσω της ακρίβειας και του πίνακα σύγχυσης. Παρόλα αυτά ο τρόπος κατηγοριοποίησης των σφαλμάτων γίνεται μέσω του αλγορίθμου Decision Tree Classifier χρησιμοποιώντας το 80% των μετρήσεων για την εκπαίδευση του μοντέλου και το υπόλοιπο 20% για την αξιολόγηση του, ενώ χρησιμοποιείται μια συγκεκριμένη τιμή για τον αρχικοποιητή τυχαίων αριθμών, ώστε ο διαχωρισμός των δεδομένων να είναι επαναλήψιμος και συνεπής. Οι είσοδοι οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν στην περίπτωση αυτή είναι η τάση και το ρεύμα έτσι ώστε να συγκριθούν οι δύο μέθοδοι έχοντας διαθέσιμα τα ίδια «μετρητικά».

Ακρίβεια και Πίνακας Σύγχυσης

Η ακρίβεια της μεθόδου, δηλαδή το ποσοστό των σωστών προβλέψεων σφάλματος, καθώς και πίνακας σύγχυσης παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3.4.

Γεγονός / Πρόβλεψη	Κανονική Λειτουργία	Ανοιχτοκύκλωμα	Βραχυκύκλωμα	Μερική Σκίαση
Κανονική Λειτουργία	2224	0	0	84
Ανοιχτοκύκλωμα	0	2185	0	0
Βραχυκύκλωμα	0	0	6200	501
Μερική Σκίαση	0	0	385	6372
Ακρίβεια	94.5%			

Πίνακας 4.3.4 Αποτελέσματα Μεθόδου MLT-DecisionTreeClassifier χωρίς περικοπή ισχύος

Συμπέρασμα

Η εφαρμογή του αλγορίθμου Decision Tree Classifier για την ανίχνευση σφαλμάτων στα φωτοβολταϊκά συστήματα χωρίς περικοπή ισχύος έδειξε ιδιαίτερα ενθαρρυντικά αποτελέσματα. Ο αλγόριθμος επέτυχε ακρίβεια 94.5%, δείχνοντας υψηλή ικανότητα διάκρισης των κανονικών συνθηκών από τις διάφορες καταστάσεις σφάλματος.

Ωστόσο, η ανάλυση του πίνακα σύγχυσης ανέδειξε ότι τα λίγα λάθη εντοπίζονται κυρίως μεταξύ των κατηγοριών του βραχυκυκλώματος και της μερικής σκίασης. Αυτή η παρατήρηση υποδηλώνει ότι υπάρχει περιθώριο βελτίωσης στον ακριβή διαχωρισμό αυτών των δύο σφαλμάτων. Ενδεχομένως, η ενσωμάτωση επιρόσθετων χαρακτηριστικών ή η βελτίωση της κλιμάκωσης των υπάρχοντων χαρακτηριστικών μπορεί να ενισχύσει την ακρίβεια του αλγορίθμου σε αυτές τις περιπτώσεις.

Συνολικά, ο Decision Tree Classifier αποδείχθηκε αποτελεσματικός για την ανίχνευση σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα υπό κανονικές συνθήκες λειτουργίας, προσφέροντας μια αξιόπιστη βάση για περαιτέρω βελτιώσεις και μελλοντικές έρευνες.

Multi-Layer Perceptron Classifier (MLPClassifier)

Ο MLPClassifier (Multi-Layer Perceptron Classifier) είναι ένας τύπος νευρωνικού δικτύου που αποτελείται από πολλαπλά στρώματα νευρώνων, συμπεριλαμβανομένου ενός στρώματος εισόδου, ενός ή περισσότερων κρυφών στρωμάτων, και ενός στρώματος εξόδου. Χρησιμοποιείται συχνά για ταξινομήσεις λόγω της ικανότητάς του να μαθαίνει μη γραμμικές σχέσεις.

Η διαδικασία εφαρμογής του Multilayer Perceptron Classifier (MLPClassifier) ακολουθεί μια παρόμοια λογική με τις άλλες μεθόδους αξιολόγησης, χρησιμοποιώντας μετρήσεις ακρίβειας και πίνακα σύγχυσης. Αρχικά, τα δεδομένα διαχωρίζονται και πάλι σε σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμών σε αναλογία 80-20%. Στη συνέχεια, οι εισόδοι, οι οποίες και σε αυτή την περίπτωση είναι η τάση και το ρεύμα, κανονικοποιούνται μέσω του StandardScaler για να εξασφαλιστεί η ομοιογένεια των δεδομένων. Ο αλγόριθμος MLPClassifier επιλέγεται για την κατηγοριοποίηση των σφαλμάτων, με αρχιτεκτονική δύο κρυφών επιπέδων νευρώνων (100 και 50 νευρώνες αντίστοιχα), όπου τα κρυφά επίπεδα είναι στρώματα του νευρωνικού δικτύου που βρίσκονται μεταξύ της εισόδου και της εξόδου και βοηθούν στην αναγνώριση σύνθετων σχέσεων στα δεδομένα. Η λειτουργία ενεργοποίησης ReLU (Rectified Linear Unit) χρησιμοποιείται για την εισαγωγή μη γραμμικότητας στο μοντέλο, καθιστώντας το ικανό να μάθει και να μοντελοποιεί πιο πολύπλοκα μοτίβα. Η μέθοδος βελτιστοποίησης Adam (Adaptive Moment Estimation) επιλέγεται για την εκπαίδευση του μοντέλου, καθώς συνδυάζει τα πλεονεκτήματα των αλγορίθμων AdaGrad και RMSProp, προσφέροντας ταχεία σύγκλιση και βελτιωμένη απόδοση.

Ακρίβεια και Πίνακας Σύγχυσης

Η ακρίβεια της μεθόδου, δηλαδή το ποσοστό των σωστών προβλέψεων σφάλματος, καθώς και πίνακας σύγχυσης παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3.5.

Γεγονός / Πρόβλεψη	Κανονική Λειτουργία	Ανοιχτοκύκλωμα	Βραχυκύκλωμα	Μερική Σκίαση
Κανονική Λειτουργία	2224	0	0	0
Ανοιχτοκύκλωμα	0	2188	0	0
Βραχυκύκλωμα	0	0	6215	486
Μερική Σκίαση	0	0	794	5963
Ακρίβεια	92.4%			

Πίνακας 4.3.5 Αποτελέσματα Μεθόδου MLT-MLPClassifier χωρίς περικοπή ισχύος

Συμπέρασμα

Η εφαρμογή του αλγορίθμου MLPClassifier (Multilayer Perceptron Classifier) για την ανίχνευση σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα απέδειξε την αποτελεσματικότητά της, με την ακρίβεια του μοντέλου να φτάνει το 92.4%. Αυτό το αποτέλεσμα υποδεικνύει ότι ο αλγόριθμος MLPClassifier έχει υψηλή απόδοση στην ταξινόμηση των σφαλμάτων, αν και ελαφρώς χαμηλότερη από αυτή του αλγορίθμου Decision Tree, που είχε ακρίβεια 94.5%.

Αναλύοντας τον πίνακα σύγκυσης του MLPClassifier, διαπιστώνουμε ότι τα περισσότερα λάθη επικεντρώνονται κυρίως μεταξύ των κατηγοριών του βραχυκυκλώματος και της μερικής σκίασης, όπως ακριβώς παρατηρήθηκε και με τον αλγόριθμο Decision Tree. Αυτή η τάση δείχνει ότι οι συγκεκριμένες κατηγορίες σφαλμάτων είναι πιο δύσκολες να διακριθούν, ανεξάρτητα από τον αλγόριθμο που χρησιμοποιείται.

Η σύγκριση των δύο αλγορίθμων καταδεικνύει ότι, αν και ο MLPClassifier παρουσιάζει ικανοποιητικά αποτελέσματα, ο αλγόριθμος Decision Tree υπερτερεί ελαφρώς ως προς την ακρίβεια. Η διαφορά αυτή καθιστά την πρώτη μέθοδο (Decision Tree) προτιμότερη για την ανίχνευση σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα, αν και οι δύο αλγόριθμοι λειτουργούν σε παρόμοιο επίπεδο απόδοσης.

Συμπερασματικά, ενώ ο MLPClassifier αποτελεί μια αξιόπιστη επιλογή για την ανίχνευση σφαλμάτων, η χρήση του αλγορίθμου Decision Tree προσφέρει ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα, καθιστώντας τον πιο κατάλληλο για εφαρμογές όπου η ακρίβεια είναι κρίσιμη. Ωστόσο, η επιλογή του κατάλληλου αλγορίθμου μπορεί να εξαρτάται και από άλλους παράγοντες, όπως η ταχύτητα εκπαίδευσης και η ευκολία υλοποίησης.

Extreme Gradient Boosting

Ο XGBoost (Extreme Gradient Boosting) είναι ένας ισχυρός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που βασίζεται στη μέθοδο gradient boosting. Ο XGBClassifier είναι η υλοποίηση ταξινόμησης του XGBoost και είναι γνωστός για την υψηλή του ακρίβεια και αποδοτικότητα. Ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιεί τη μέθοδο της ενίσχυσης (boosting), όπου δημιουργεί ένα σύνολο αδύναμων μοντέλων (συνήθως δέντρα απόφασης) και τα συνδυάζει για να δημιουργήσει ένα ισχυρό μοντέλο. Ο XGBoost είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικός σε προβλήματα ταξινόμησης και παλινδρόμησης και έχει κερδίσει πολλές φορές διαγωνισμούς δεδομένων λόγω της ισχύος και της ευελιξίας του.

Η διαδικασία εφαρμογής του XGBoost Classifier ακολουθεί παρόμοια λογική με τις άλλες μεθόδους αξιολόγησης, χρησιμοποιώντας μετρήσεις ακρίβειας και πίνακα σύγκυσης. Αρχικά, τα δεδομένα διαχωρίζονται και πάλι σε σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμών σε αναλογία 80-20%, όπου χρησιμοποιείται μια συγκεκριμένη τιμή για τον αρχικοποιητή τυχαίων αριθμών, ώστε ο διαχωρισμός των δεδομένων να είναι επαναλήψιμος και συνεπής. Επιπλέον, αν και ο XGBoost δεν απαιτεί κανονικοποίηση, οι είσοδοι, οι οποίες και πάλι είναι η τάση και το ρεύμα, κανονικοποιούνται μέσω του StandardScaler για να εξασφαλιστεί η ομοιογένεια των δεδομένων.

Ακρίβεια και Πίνακας Σύγκυσης

Η ακρίβεια της μεθόδου, δηλαδή το ποσοστό των σωστών προβλέψεων σφάλματος, καθώς και πίνακας σύγκυσης παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3.6.

Γεγονός / Πρόβλεψη	Κανονική Λειτουργία	Ανοιχτοκύκλωμα	Βραχυκύκλωμα	Μερική Σκίαση
Κανονική Λειτουργία	2220	0	0	0
Ανοιχτοκύκλωμα	0	2188	0	0
Βραχυκύκλωμα	0	0	6252	449
Μερική Σκίαση	0	0	409	6348
Ακρίβεια	94.7%			

Πίνακας 4.3.6 Αποτελέσματα Μεθόδου MLT-XGBClassifier χωρίς περικοπή ισχύος

Συμπέρασμα

Ο αλγόριθμος XGBClassifier παρουσιάζει υψηλή ακρίβεια 94.7% στην ανίχνευση σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα, κάτι που υποδεικνύει την αποτελεσματικότητά του στην ταξινόμηση των δεδομένων. Παρόλα αυτά, παρατηρούμε ότι τα σφάλματα συγκεντρώνονται κυρίως στις κατηγορίες βραχυκυκλώματος και μερικής σκίασης, παρόμοια με τους προηγούμενους αλγορίθμους.

Σε σύγκριση με τον Decision Tree Classifier που είχε ακρίβεια 94.5%, ο XGBClassifier εμφανίζει μικρή βελτίωση στην ακρίβεια, γεγονός που τους καθιστά εξίσου αποδοτικούς. Παρ' όλα αυτά, η ικανότητά του να χειρίζεται αλληλεπιδράσεις μεταξύ χαρακτηριστικών και η δυνατότητα βελτιστοποίησης μέσω παραμετροποίησης τον καθιστούν επιλογή μεγάλου ενδιαφέροντος για ανάλογες εφαρμογές.

Συνοψίζοντας, ο XGBClassifier προσφέρει ικανοποιητική ακρίβεια και εμφανίζει ανταγωνιστική απόδοση σε σχέση με τους προηγούμενους αλγορίθμους, ενώ η επιλογή του αλγορίθμου θα εξαρτάται από τις συγκεκριμένες απαιτήσεις και τα χαρακτηριστικά της κάθε εφαρμογής.

Εφαρμογή της Μεθόδου MLT με Δεδομένα Με και Χωρίς Περικοπή Ισχύος

Στο πλαίσιο αυτό, αναλύουμε την εφαρμογή των δύο καλύτερων αλγορίθμων από το προηγούμενο σενάριο σε συνδυασμένα δεδομένα που περιλαμβάνουν και τα σενάρια με περικοπή ισχύος και χωρίς περικοπή ισχύος σε φωτοβολταϊκά συστήματα. Οι αλγόριθμοι αυτοί επιλέχθηκαν για την αξιόπιστη απόδοσή τους και την ικανότητά τους να αντιμετωπίζουν περίπλοκα δεδομένα σε πραγματικές συνθήκες, όπως αυτές που συναντώνται στα φωτοβολταϊκά συστήματα.

Οι προηγούμενες μελέτες έχουν αποδείξει την αποτελεσματικότητά και τη σημασία της εξέτασης των αλγορίθμων σε συνδυασμένα δεδομένα, καθώς αυτό αντανακλά πιο ακριβώς τις πραγματικές συνθήκες που επηρεάζουν τη λειτουργία των φωτοβολταϊκών εγκαταστάσεων. Η προσέγγιση αυτή είναι κρίσιμη για την εξαγωγή ουσιαστικών συμπερασμάτων σχετικά με την αποτελεσματικότητά και την απόδοση της μεθόδου μηχανικής μάθησης σε πραγματικές εφαρμογές.

Η εξερεύνηση των δεδομένων που συνδυάζουν και τα δύο σενάρια προσφέρει μια πλήρη εικόνα της απόδοσης των αλγορίθμων, αναδεικνύοντας τις ικανότητές τους να αντιμετωπίζουν την ποικιλομορφία και τις πιθανές παραμέτρους που επηρεάζουν την απόδοσή τους στην πράξη. Μέσω αυτής της ανάλυσης, αναμένουμε να

προσφέρουμε αξιόπιστες κατευθυντήριες γραμμές για τη βελτίωση της λειτουργικότητας και της αξιοπιστίας των φωτοβολταϊκών εγκαταστάσεων μέσω της εφαρμογής αυτών των προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης

Decision Tree Classifier

Στην περίπτωση αυτή η υλοποίηση παραμένει ακριβώς η ίδια με πριν με την μοναδική διαφορά ότι χρησιμοποιείται το αντίστοιχο excel με τα συνολικά δεδομένα με και χωρίς περικοπή ισχύος.

Ακρίβεια και Πίνακας Σύγκυσης

Η ακρίβεια της μεθόδου, δηλαδή το ποσοστό των σωστών προβλέψεων σφάλματος, καθώς και πίνακας σύγκυσης παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3.7. Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι για να είναι ικανοποιητικά τα αποτελέσματα είναι σημαντικό να μην υπάρχει μεγάλος αριθμός εσφαλμένων προειδοποιήσεων, χωρίς να υπάρχει πραγματικό σφάλμα, δηλαδή ο συνδυασμός Actual Normal με Predicted-Not Normal να μην εμφανίζεται πολλές φορές.

Γεγονός / Πρόβλεψη	Κανονική Λειτουργία	Ανοιχτοκύκλωμα	Βραχυκύκλωμα	Μερική Σκίαση
Κανονική Λειτουργία	2987	0	99	229
Ανοιχτοκύκλωμα	0	463	0	0
Βραχυκύκλωμα	42	0	4686	30
Μερική Σκίαση	49	0	38	11372
Ακρίβεια	97.5%			

Πίνακας 4.3.7 Αποτελέσματα Μεθόδου MLT-DecisionTreeClassifier με και χωρίς περικοπή ισχύος

Συμπέρασμα

Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου Decision Tree Classifier για τα συνδυαστικά δεδομένα παρουσιάζουν αξιοσημείωτη βελτίωση, με ακρίβεια 97.56%. Η υψηλή αυτή ακρίβεια καταδεικνύει ότι η ενσωμάτωση ρεαλιστικών και συνδυαστικών δεδομένων, τα οποία περιλαμβάνουν σενάρια με και χωρίς περικοπή ισχύος, μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την απόδοση της μεθόδου ανίχνευσης σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα.

Η ανάλυση του πίνακα σύγκυσης αποκαλύπτει ότι, όπως και στις προηγούμενες αναλύσεις, τα περισσότερα λάθη συγκεντρώνονται στις κατηγορίες βραχυκυκλώματος και μερικής σκίασης. Ωστόσο, η βελτιωμένη ακρίβεια υποδεικνύει ότι τα συνδυαστικά δεδομένα προσφέρουν καλύτερη δυνατότητα διάκρισης μεταξύ των κανονικών καταστάσεων και των σφαλμάτων, με τον αριθμό των κανονικών καταστάσεων που χαρακτηρίστηκαν λανθασμένα ως σφάλματα να είναι περιορισμένος. Αυτό το αποτέλεσμα είναι ιδιαίτερα σημαντικό για την αξιοπιστία και την αποτελεσματικότητα της μεθόδου στην πρακτική εφαρμογή.

Η έρευνα αυτή υπογραμμίζει την αξία της χρήσης συνδυαστικών δεδομένων για τη βελτίωση των μεθόδων μηχανικής μάθησης στην ανίχνευση σφαλμάτων, επιβεβαιώνοντας ότι η ενσωμάτωση ρεαλιστικών συνθηκών λειτουργίας μπορεί να οδηγήσει σε πιο αξιόπιστα και ακριβή αποτελέσματα.

Extreme Gradient Boosting

Ο κώδικας παραμένει ο ίδιος, όπως και στην περίπτωση του DecisionTreeClassifier με τον αντίστοιχο κώδικα χωρίς περικοπή ισχύος. Η μόνη διαφορά εντοπίζεται στην εισαγωγή του αντίστοιχου αρχείου Excel το οποίο περιέχει τις συνολικές περιπτώσεις με και χωρίς περικοπή ισχύος.

Ακρίβεια και Πίνακας Σύγχυσης

Η ακρίβεια της μεθόδου, δηλαδή το ποσοστό των σωστών προβλέψεων σφάλματος, καθώς και πίνακας σύγχυσης παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3.8. Και σε αυτή την περίπτωση για να είναι ικανοποιητικά τα αποτελέσματα είναι σημαντικό να μην υπάρχει μεγάλος αριθμός εσφαλμένων προειδοποιήσεων, χωρίς να υπάρχει πραγματικό σφάλμα, δηλαδή ο συνδυασμός Actual Normal με Predicted-Not Normal να μην εμφανίζεται πολλές φορές.

Γεγονός / Πρόβλεψη	Κανονική Λειτουργία	Ανοιχτοκύκλωμα	Βραχυκύκλωμα	Μερική Σκίαση
Κανονική Λειτουργία	2636	0	205	474
Ανοιχτοκύκλωμα	0	463	0	0
Βραχυκύκλωμα	105	0	3879	774
Μερική Σκίαση	182	0	491	10786
Ακρίβεια	88.8%			

Πίνακας 4.3.8 Αποτελέσματα Μεθόδου MLT-XGBClassifier με και χωρίς περικοπή ισχύος

Συμπέρασμα

Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου XGBClassifier για τα συνδυαστικά δεδομένα παρουσιάζουν σημαντική μείωση στην ακρίβεια, η οποία ανέρχεται σε 88.8%. Αυτή η αξιοσημείωτη πτώση στην απόδοση σε σύγκριση με τα δεδομένα χωρίς περικοπή ισχύος αναδεικνύει τις προκλήσεις που αντιμετωπίζει ο αλγόριθμος όταν καλείται να διαχειριστεί πιο περίπλοκα και ρεαλιστικά δεδομένα.

Η σύγκριση με τον αλγόριθμο Decision Tree Classifier αναδεικνύει περαιτέρω την υστέρηση του XGBClassifier, καθώς η ακρίβεια του δεύτερου είναι σημαντικά χαμηλότερη. Ενώ ο Decision Tree Classifier βελτιώνει την απόδοσή του με τα συνδυαστικά δεδομένα, ο XGBClassifier εμφανίζει σαφή μείωση. Ο πίνακας σύγχυσης δείχνει ότι τα περισσότερα λάθη εντοπίζονται και πάλι στις κατηγορίες βραχυκυκλώματος και μερικής σκίασης, ωστόσο, παρατηρούνται επίσης σημαντικά λάθη όπου κανονικές καταστάσεις χαρακτηρίζονται εσφαλμένα ως σφάλματα.

Παρά την υποχώρηση της απόδοσης, ο XGBClassifier εξακολουθεί να παρέχει σχετικά επαρκή αποτελέσματα, αν και η αποτελεσματικότητά του μειώνεται αισθητά σε αυτό το πιο περίπλοκο σενάριο. Η μελέτη αυτή υπογραμμίζει τη σημασία της επιλογής του κατάλληλου αλγορίθμου και της συνεχούς αξιολόγησης των

μεθόδων μηχανικής μάθησης με δεδομένα που αντανακλούν ρεαλιστικές συνθήκες λειτουργίας, προκειμένου να διασφαλιστεί η ακρίβεια και η αξιοπιστία των συστημάτων ανίχνευσης σφαλμάτων στα φωτοβολταϊκά συστήματα.

Εφαρμογή της Μεθόδου **MLT-DecisionTreeClassifier** με επιπλέον εισόδους

Στην ενότητα αυτή θα συνεχίσουμε την ανάλυση της μεθόδου μηχανικής μάθησης διερευνώντας την επίδραση στην αποτελεσματικότητα της μεθόδου χρησιμοποιώντας επιπλέον εισόδους εκτός της τάσης και του ρεύματος. Για το σκοπό αυτό θα χρησιμοποιηθεί μόνο ο καλύτερος από τους προηγούμενους αλγορίθμους, δηλαδή ο **DecisionTreeClassifier**. Η εφαρμογή έγινε προσθέτοντας αρχικά στον προηγούμενο αντίστοιχο κώδικα την παράμετρο της ηλιακής ακτινοβολίας και της θερμοκρασίας, ενώ εξετάστηκε και η επίδραση της περικοπής ισχύος θεωρώντας ότι το ποσοστό περικοπής είναι γνωστό.

Η ακρίβεια της μεθόδου, δηλαδή το ποσοστό των σωστών προβλέψεων σφάλματος, καθώς και πίνακας σύγχυσης με την προσθήκη της περικοπής ισχύος ως είσοδο παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3.9.

Γεγονός / Πρόβλεψη	Κανονική Λειτουργία	Ανοιχτοκύκλωμα	Βραχυκύκλωμα	Μερική Σκίαση
Κανονική Λειτουργία	3170	0	11	134
Ανοιχτοκύκλωμα	0	463	0	0
Βραχυκύκλωμα	10	0	4700	48
Μερική Σκίαση	19	0	50	11390
Ακρίβεια	98.6%			

Πίνακας 4.3.9 Αποτελέσματα Μεθόδου **MLT-DecisionTreeClassifier** με είσοδο περικοπή ισχύος

Συμπέρασμα

Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου **DecisionTreeClassifier** με την προσθήκη της περικοπής ισχύος ως είσοδο παρουσιάζουν μικρή βελτίωση στην ακρίβεια, η οποία ανέρχεται σε 98.6%. Αυτή η αύξηση της ακρίβειας κατά περίπου 1.1% δεν είναι αρκετή ώστε να καθίσταται αναγκαία και ενδεχομένως προτιμότερη η προσθήκη μετρητικών για την περικοπή ισχύος

Η ακρίβεια της μεθόδου, δηλαδή το ποσοστό των σωστών προβλέψεων σφάλματος, καθώς και πίνακας σύγχυσης με την προσθήκη της θερμοκρασίας και της ηλιακής ακτινοβολίας ως εισόδων παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3.1.

Γεγονός / Πρόβλεψη	Κανονική Λειτουργία	Ανοιχτοκύκλωμα	Βραχυκύκλωμα	Μερική Σκίαση
Κανονική Λειτουργία	3162	0	55	98
Ανοιχτοκύκλωμα	0	463	0	0
Βραχυκύκλωμα	16	0	4678	64
Μερική Σκίαση	38	0	32	11389
Ακρίβεια	98.4%			

Πίνακας 4.3.10 Αποτελέσματα Μεθόδου MLT-DecisionTreeClassifier με είσοδο θερμοκρασίας και ηλιακής ακτινοβολίας

Συμπέρασμα

Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου DecisionTreeClassifier με την προσθήκη της ηλιακής ακτινοβολίας και της θερμοκρασίας ως εισόδου παρουσιάζουν μικρή βελτίωση στην ακρίβεια, η οποία ανέρχεται σε 98.4%. Αυτή η αύξηση της ακρίβειας κατά περίπου 0.9% δεν είναι αρκετή ώστε να καθίσταται αναγκαία και ενδεχομένως προτιμότερη η προσθήκη μετρητικών θερμοκρασίας και ηλιακής ακτινοβολίας.

Η επίδραση των επιπλέον εισόδων στην ακρίβεια παρουσιάζεται στον Πίνακα 4.3.11.

	Είσοδος Τάσης και Ρεύματος	Επιπλέον Είσοδοι Θερμοκρασίας και Ηλιοφάνειας	Επιπλέον Είσοδοι Περικοπής Ισχύος
Ακρίβεια	97.5%	98.4%	98.6%

Πίνακας 4.3.11 Συγκριτικά Αποτελέσματα Εισόδων

Συμπέρασμα

Η προσθήκη επιπλέον εισόδων στον αλγόριθμο DecisionTreeClassifier πέρα της τάσης και του ρεύματος βελτιώνει τα αποτελέσματα της μεθόδου και συνεπώς η δυνατότητα προσθήκης επιπλέον μετρητικών να καταλήγει σε καλύτερη ανίχνευση σφαλμάτων. Παρόλα αυτά παρατηρώντας τις ποσοστιαίες μεταβολές στην ακρίβεια καθίσταται σαφές ότι οι βασικές εισοδοί είναι επαρκέστατες και η προσθήκη νέων μετρητικών δεν είναι απαραίτητη.

4.4 Συνολική Αξιολόγηση των Μεθόδων Ανίχνευσης Σφαλμάτων σε Φωτοβολταϊκά Συστήματα

Συμπεράσματα της Μεθόδου VCM

Η μέθοδος VCM παρουσιάζει αξιόλογη απόδοση όταν το σύστημα λειτουργεί χωρίς περικοπή ισχύος, επιδεικνύοντας καλή ακρίβεια (90%) στη διάγνωση των διαφόρων σφαλμάτων. Μέσω προσαρμογών στον διαχωρισμό των σφαλμάτων, είναι εφικτή η επίτευξη ακόμα καλύτερων αποτελεσμάτων (96.7%). Ωστόσο, η συμπερίληψη περιπτώσεων με περικοπή ισχύος οδηγεί σε αισθητά περισσότερα λάθη και χαμηλότερη ακρίβεια (76%), με ενδεχόμενα ψευδώς θετικά σφάλματα σε περιπτώσεις όπου δεν υφίστανται πραγματικά σφάλματα. Δεδομένου ότι ο περιορισμός ισχύος είναι ένα συχνό φαινόμενο στα φωτοβολταϊκά συστήματα υπό εξέταση, καθίσταται σαφές ότι η παρούσα προσέγγιση δεν αποδίδει τα βέλτιστα αποτελέσματα και απαιτεί περαιτέρω βελτιώσεις. Η ανάπτυξη πιο εξελιγμένων αλγορίθμων και μεθόδων μέτρησης θα μπορούσε να ενισχύσει σημαντικά την ακρίβεια και την αξιοπιστία της διάγνωσης σε συνθήκες με περικοπή ισχύος, προωθώντας έτσι τη βιωσιμότητα και την αποτελεσματικότητα των φωτοβολταϊκών συστημάτων.

Συμπεράσματα της Μεθόδου MLT

Η μέθοδος μηχανικής μάθησης (MLT) για την ανίχνευση σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα αποδεικνύεται ιδιαίτερα αποτελεσματική. Περιλαμβάνει διάφορους αλγορίθμους που παρουσιάζουν υψηλή απόδοση, με ακρίβεια που ποικίλλει ανάλογα με τον αλγόριθμο και τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται. Τα γενικά αποτελέσματα δείχνουν ότι οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να προσφέρουν αξιόπιστες λύσεις για την ανίχνευση σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα, με δυνατότητα περαιτέρω βελτίωσης μέσω προσαρμογών και παραμετροποίησης.

Decision Tree Classifier

Η εφαρμογή του αλγορίθμου Decision Tree Classifier για την ανίχνευση σφαλμάτων στα φωτοβολταϊκά συστήματα χωρίς περικοπή ισχύος έδειξε ιδιαίτερα ενθαρρυντικά αποτελέσματα. Ο αλγόριθμος επέτυχε ακρίβεια 94.5%, δείχνοντας υψηλή ικανότητα διάκρισης των κανονικών συνθηκών από τις διάφορες καταστάσεις σφάλματος. Ωστόσο, τα λίγα λάθη εντοπίζονται κυρίως μεταξύ των κατηγοριών του βραχυκυκλώματος και της μερικής σκίασης. Η εφαρμογή του αλγορίθμου στα συνδυαστικά δεδομένα παρουσίασε αξιοσημείωτη βελτίωση, με ακρίβεια 97.56%. Η υψηλή αυτή ακρίβεια καταδεικνύει ότι η ενσωμάτωση ρεαλιστικών και συνδυαστικών δεδομένων μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την απόδοση της μεθόδου ανίχνευσης σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα. Επιπλέον είναι σημαντικό να αναφερθεί πως η προσθήκη επιπλέον εισόδων στον αλγόριθμο δίνει καλύτερα αποτελέσματα έχοντας ακρίβεια 98.6 και 98.4 αντίστοιχα.

MLPClassifier

Η εφαρμογή του αλγορίθμου MLPClassifier για την ανίχνευση σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα χωρίς περικοπή ισχύος απέδειξε την αποτελεσματικότητά της, με την ακρίβεια του μοντέλου να φτάνει το 92.4%. Τα περισσότερα λάθη επικεντρώνονται κυρίως μεταξύ των κατηγοριών του βραχυκυκλώματος και της μερικής σκίασης, όπως ακριβώς παρατηρήθηκε και με τον αλγόριθμο Decision Tree. Ωστόσο, η εφαρμογή του MLPClassifier στα συνδυαστικά δεδομένα δεν εξετάστηκε εξαιτίας της χαμηλότερης επίδοσης του στο σενάριο χωρίς περικοπή ισχύος.

XGBClassifier

Ο αλγόριθμος XGBClassifier παρουσιάζει υψηλή ακρίβεια 94.7% στην ανίχνευση σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα χωρίς περικοπή ισχύος, υποδεικνύοντας την αποτελεσματικότητά του στην ταξινόμηση των δεδομένων. Παρόλα αυτά, η απόδοση του αλγορίθμου μειώθηκε σημαντικά στα συνδυαστικά δεδομένα, με ακρίβεια 88.84%.

Συγκριτικά Αποτελέσματα

Με βάση τα παραπάνω συμπεράσματα για κάθε μέθοδο και με βάση τον συγκεντρωτικό πίνακα παρακάτω, καταλήγουμε στα ακόλουθα συγκριτικά αποτελέσματα των δύο μεθόδων, με στόχο την επιλογή της πιο αποδοτικής μεθόδου για την αξιολόγηση με πραγματικά δεδομένα στο επόμενο κεφάλαιο, προκειμένου να επιτευχθεί η μέγιστη απόδοση και αξιοπιστία του συστήματος.

- Απλότητα και Απαιτήσεις Πόρων:** Η μέθοδος τάσης ρεύματος απαιτεί μόνο μετρήσεις τάσης και ρεύματος, δίνοντας την αρχική εντύπωση ότι απαιτεί λιγότερους πόρους. Παρόλα αυτά, η μηχανική μάθηση παρουσιάζει εξαιρετικά αποτελέσματα με τις ίδιες εισόδους. Όπως φαίνεται για τα συνολικά δεδομένα προσομοίωσης η μέθοδος τάσης ρεύματος επιτυγχάνει ακρίβεια 76% , έναντι 97.56% που επιτυγχάνει η μέθοδος μηχανικής μάθησης. Είναι σημαντικό να αναφερθεί μάλιστα ότι η προσθήκη επιπλέον εισόδων στην μηχανική μάθηση δεν βελτίωσε σημαντικά την ακρίβεια, τονίζοντας την περιορισμένη χρησιμότητα επιπρόσθετων μετρητικών.
- Επίδραση Περίπλοκων Δεδομένων:** Η μηχανική μάθηση έχει αποδειχθεί ότι βελτιώνει την απόδοση με περισσότερα και πιο πολύπλοκα δεδομένα, αφού ο αλγόριθμος Decision Tree Classifier βελτίωσε την ακρίβεια του από 94.5% σε 97.56% . Αντίθετα, η μέθοδος τάσης ρευμάτων συχνά δεν είναι αρκετά ευέλικτη για να αντιμετωπίσει περίπλοκες καταστάσεις εντοπισμού σφαλμάτων, όπως φαίνεται από την μείωση της ακρίβειας της από 90% σε 76% , η οποία μάλιστα ήταν και αρκετά χαμηλότερη από τον δεύτερο πιο αποδοτικό αλγόριθμο που είχε ακρίβεια 88.8%.
- Πιθανότητες Βελτίωσης με VCM:** Στην περίπτωση της μεθόδου τάσης-ρεύματος (VCM), υπάρχουν περιθώρια βελτίωσης μέσω της κατάλληλης διαχείρισης κοινών κατηγοριών σφαλμάτων. Παρά ταύτα, η απόδοση παραμένει σημαντικά χειρότερη από αυτήν της μηχανικής μάθησης , η οποία κιόλας διαθέτει πληθώρα τρόπων εφαρμογής.

Συνολικά, η μηχανική μάθηση παρέχει την καλύτερη απόδοση και αξιοπιστία σε σύγκριση με την μέθοδο τάσης ρεύματος (VCM), ιδίως όταν αναλύονται πιο πολύπλοκα δεδομένα .

Ακρίβεια	Μέθοδος Μετρήσεων Τάσης-Ρεύματος		Μέθοδος Μηχανικής Μάθησης		
	Χωρίς Κοινή Κατηγορία	Με Κοινή Κατηγορία	DTC	MLPC	XGBC
Χωρίς Περικοπή Ισχύος	90	96.7	94.5	92.4	94.7
Συνολικά Δεδομένα	76	-	97.5	-	88.8

Πίνακας Συγκριτικών Αποτελεσμάτων Μεθόδων Ανίχνευσης

Κεφάλαιο 5

Αξιολόγηση με Πραγματικά Δεδομένα

Σε αυτό το κεφάλαιο, αξιολογείται η απόδοση της επιλεγμένης μεθόδου, δηλαδή της μεθόδου μηχανικής μάθησης ως αποδοτικότερης, χρησιμοποιώντας πραγματικά δεδομένα από το εργαστηριακό φωτοβολταϊκό (PV) σύστημα που είναι διαθέσιμο. Η αξιολόγηση με πραγματικά δεδομένα είναι ζωτικής σημασίας, διότι εξασφαλίζει ότι η αναπτυχθείσα μέθοδος λειτουργεί αποτελεσματικά σε συνθήκες που αντικατοπτρίζουν την πραγματική λειτουργία των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Μόνο μέσω της δοκιμής με πραγματικά δεδομένα είναι δυνατό να επιβεβαιωθεί η αξιοπιστία και η ακρίβεια της μεθόδου, και να γίνουν οι απαραίτητες βελτιώσεις για να διασφαλιστεί η απόδοση του συστήματος στον πραγματικό κόσμο.

5.1 Παρουσίαση του Φωτοβολταϊκού Συστήματος

Το φωτοβολταϊκό σύστημα που αξιολογείται σε αυτή την εργασία είναι μέρος ενός υβριδικού μικροδικτύου, το οποίο είναι εγκατεστημένο στην Κύθνο. Το μικροδίκτυο αυτό αποτελείται από φωτοβολταϊκά πάνελ, μπαταρίες και μια γεννήτρια πετρελαίου που ενεργοποιείται μόνο όταν οι μπαταρίες είναι πολύ αποφορτισμένες. Η εγκατάσταση αυτή επιτρέπει την αυτόνομη λειτουργία των κατοικιών, με τη γεννήτρια να λειτουργεί ως εφεδρική πηγή ενέργειας.

Η βασική λειτουργία του συστήματος χρησιμοποιεί τη συχνότητα ως σήμα επικοινωνίας μεταξύ των μονάδων ισχύος, διασφαλίζοντας τον έλεγχο της ισχύος των φωτοβολταϊκών μέσω της ρύθμισης της συχνότητας. Το σύστημα καταγραφής δεδομένων του μικροδικτύου παρέχει σημαντικές πληροφορίες σχετικά με τη λειτουργία του συστήματος σε πραγματικό χρόνο. Η ανάλυση αυτών των δεδομένων επιτρέπει την αξιολόγηση της απόδοσης των φωτοβολταϊκών πάνελ και του συνολικού μικροδικτύου, προσφέροντας πολύτιμες πληροφορίες για τη βελτίωση των μεθόδων ανίχνευσης και διάγνωσης σφαλμάτων.

Η εγκατάσταση αυτή αποτελεί μέρος της συνεχούς προσπάθειας για την ελαχιστοποίηση της χρήσης της γεννήτριας πετρελαίου, επιτυγχάνοντας έναν πιο βιώσιμο και αξιόπιστο τρόπο παροχής ενέργειας στους κατοίκους της Κύθνου.

5.2 Συλλογή και Επεξεργασία Δεδομένων

5.2.1 Συλλογή Δεδομένων

Η συλλογή των δεδομένων πραγματοποιήθηκε μέσω μετρητικών συστημάτων που καταγράφουν τις μεταβλητές τάσης, ρεύματος, ισχύος, θερμοκρασίας, ηλιακής ακτινοβολίας και συχνότητας. Στα πλαίσια της διπλωματικής χρειάστηκαν αποκλειστικά οι μετρήσεις τάσης και ρεύματος, καθώς στόχος είναι η γενίκευση της αξιολόγησης των μεθόδων και συνεπώς η χρήση περιορισμένων μετρητικών.

Οι καταγραφές πραγματοποιήθηκαν σε διάρκεια τριών μηνών κρατώντας την μέση τιμή των μετρήσεων εντός του λεπτού. Αυτή η πυκνότητα δειγματοληψίας επιλέχθηκε προκειμένου να διασφαλιστεί ότι τα δεδομένα είναι επαρκή για την αξιόπιστη αξιολόγηση της μεθόδου. Η συνεχής καταγραφή σε αυτήν την υψηλή συχνότητα επέτρεψε τη συγκέντρωση ενός μεγάλου όγκου δεδομένων, εξασφαλίζοντας την ακρίβεια και την αναλυτικότητα που απαιτούνται για την ανίχνευση και την ανάλυση των σφαλμάτων στα φωτοβολταϊκά συστήματα.

Τα δεδομένα αποθηκεύτηκαν σε αρχείο μορφής CSV, περιλαμβάνοντας την ακριβή ώρα καταγραφής και τις αντίστοιχες μετρήσεις των παραπάνω μεταβλητών. Η συγκεκριμένη μορφή αποθήκευσης επιλέχθηκε λόγω της ευελιξίας και της ευκολίας που προσφέρει στην επεξεργασία και την ανάλυση δεδομένων, σε συνδυασμό με την προγενέστερη χρήση παρόμοιων αρχείων στα προηγούμενα κεφάλαια.

5.2.2 Επεξεργασία Δεδομένων

Για το στάδιο της επεξεργασίας των δεδομένων, χρησιμοποιήθηκε το παραπάνω αρχείο CSV. Δεδομένου ότι ο στόχος είναι η ανίχνευση σφαλμάτων, σκοπός είναι η καταγραφή των μεταβολών τάσης και ρεύματος μεταξύ διαδοχικών χρονικών στιγμών. Αυτές οι μεταβολές παρέχουν ενδείξεις για την παρουσία ή απουσία σφαλμάτων στο σύστημα. Η ανάλυση των διαφορών αυτών θα επιτρέπει την ανίχνευση πιθανών σφαλμάτων, βοηθώντας στην καλύτερη κατανόηση των συνθηκών λειτουργίας του φωτοβολταϊκού συστήματος. Κατά την επεξεργασία των δεδομένων κάθε μέτρηση χαρακτηρίστηκε ως κατάσταση κανονικής λειτουργίας, καθώς το πειραματικό φωτοβολταϊκό σύστημα λειτουργεί κανονικά χωρίς σφάλματα, εκτός λιγοστών περιπτώσεων μερικής σκίασης, οι οποίες δεν είναι γνωστές εκ των προτέρων. Συνεπώς στο τελικό αρχείο Excel που παράγεται θα περιέχονται αποκλειστικά οι μεταβολές τάσης και ρεύματος, καθώς και η «σημαία» που θα είναι παντού 0, υποδηλώνοντας κανονική κατάσταση λειτουργίας.

5.3 Εφαρμογή της Μεθόδου στα Πραγματικά Δεδομένα

Σε αυτή την ενότητα, θα εφαρμοστεί η επιλεγμένη μέθοδος μηχανικής μάθησης στα πραγματικά δεδομένα από το φωτοβολταϊκό σύστημα της Κύθνου. Όπως αναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, η μέθοδος μηχανικής μάθησης κρίθηκε ως εμφανώς πιο αποτελεσματική από τη μέθοδο VCM, και συγκεκριμένα θα χρησιμοποιηθεί ο αλγόριθμος Decision Tree Classifier. Ο αλγόριθμος αυτός απέδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα τόσο σε απλά όσο και σε σύνθετα δεδομένα, επιτυγχάνοντας ακρίβεια 97.5%.

Για την εκπαίδευση του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν τα συνολικά δεδομένα προσομοίωσης, ενώ τα πραγματικά δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση του μοντέλου. Η αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας του αλγορίθμου έγινε μέσω της ακρίβειας (accuracy) των αποτελεσμάτων, καθώς και μέσω της δημιουργίας του πίνακα σύγχυσης, με στόχο την αξιολόγηση της ποιότητας των ανιχνευόμενων σφαλμάτων.

Ακρίβεια και Πίνακας Σύγχυσης

Τα αποτελέσματα της μεθόδου, δηλαδή η ακρίβεια και ο πίνακας σύγχυσης, παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.3.1. Είναι σημαντικό να επιτευχθεί υψηλή ακρίβεια για να χαρακτηριστεί η μέθοδος και το συγκεκριμένο μοντέλο ως αποτελεσματικά, αλλά και ο πίνακας σύγχυσης να μην παρουσιάζει σημαντικό αριθμό εσφαλμένων προβλέψεων ως βραχυκύκλωμα ή ανοιχτοκύκλωμα, δηλαδή να μην έχουμε ψευδείς συναγερμούς.

Γεγονός / Πρόβλεψη	Κανονική Λειτουργία	Ανοιχτοκύκλωμα	Βραχυκύκλωμα	Μερική Σκίαση
Κανονική Λειτουργία	57764	1	202	3091
Ανοιχτοκύκλωμα	0	0	0	0
Βραχυκύκλωμα	0	0	0	0
Μερική Σκίαση	0	0	0	0
Ακρίβεια	94.6%			

Πίνακας 5.3.1 Αποτελέσματα Μεθόδου Μηχανικής Μάθησης με Πραγματικά Δεδομένα

Συμπέρασμα

Τα αποτελέσματα της μελέτης δείχνουν ότι η μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε παρουσιάζει μια ικανοποιητική ακρίβεια περίπου 94.6%. Στον πίνακα σύγχυσης παρατηρούνται κυρίως περιπτώσεις σφαλμάτων που σχετίζονται με μερική σκίαση, γεγονός που προκύπτει πιθανόν από την γενίκευση ότι το φωτοβολταϊκό σύστημα λειτουργεί μονίμως στην κανονική λειτουργία. Εφόσον είχαμε ακριβέστερη εικόνα των περιπτώσεων μερικής σκίασης τα αποτελέσματα θα ήταν πιθανότατα ακόμα καλύτερα. Τα ελάχιστα λανθασμένα σφάλματα που παρατηρούνται ως ανοιχτοκύκλωμα ή βραχυκύκλωμα ενδέχεται να οφείλονται σε στιγμές με χαμηλή ηλιακή ακτινοβολία, κάτι που εξετάζεται στην συνέχεια. Η λανθασμένη πρόβλεψη ανοιχτοκυκλώματος παρουσιάζεται στον Πίνακα 5.3.2, ενώ ενδεικτικές λανθασμένες προβλέψεις βραχυκυκλώματος παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.3.3.

Χρόνος	DV/V (%)	I2	FLAG	Predicted Flag	G
2024-03-01-10:59	128.63	0.0	0	1	0.7

Πίνακας 5.3.2 Καταγραφή εσφαλμένων προβλέψεων ανοιχτοκυκλώματος

Παρατηρώντας την εσφαλμένη πρόβλεψη ανοιχτού κυκλώματος είναι σαφές ότι πρόκειται για την έναρξη των μετρήσεων. Εκτός του ότι πρόκειται για την πρώτη μετρηση που λήφθηκε είναι σαφές μέσω της μηδενικής ηλιακής ακτινοβολίας ότι πρόκειται για πολύ σπάνιο φαινόμενο σε συνδυασμό με την ώρα. Στην πραγματικότητα αγνοώντας την μοναδική αυτή περίπτωση θα μπορούσε να θεωρηθεί ότι η μέθοδος δεν εμφανίζει κανένα λανθασμένο συναγερμό ανοιχτού κυκλώματος.

Χρόνος	DV/V (%)	I2	FLAG	Predicted Flag	G
2024-03-01-10:59	-1.6	1.6	0	1	131.7
2024-03-02-05:44	-6.7	2.4	0	2	86.7
2024-03-03-15:09	-11	0.3	0	2	38.6
2024-03-04-05:39	-10.1	3.7	0	2	25.2
2024-03-04-05:54	-10	5.4	0	2	39.9
2024-03-05-08:14	-1.1	1.5	0	2	496
2024-03-06-05:29	-12.3	2.9	0	2	32.1
2024-03-07-05:14	-8.1	0.8	0	2	10.7
2024-03-07-05:29	-5.9	3.6	0	2	28.3
2024-03-07-14:59	-3	0.6	0	2	41.7
2024-03-07-15:29	-8.6	0.4	0	2	56.2
2024-03-08-05:14	-10.7	1.1	0	2	12.3
2024-03-08-05:34	-9.3	4.5	0	2	58.2

Πίνακας 5.3.3 Καταγραφή εσφαλμένων προβλέψεων βραχυκύκλωματος

Παρατηρώντας τις εσφαλμένες προβλέψεις σε αυτή την περίπτωση είναι αντιληπτό ότι πρόκειται για στιγμές με πολύ χαμηλή ηλιοφάνεια και κυρίως πρωινές ώρες. Συνεπώς ενδεχομένως οι λανθασμένες προβλέψεις να προκύπτουν από το γεγονός ότι στις προσομοιώσεις του Κεφαλαίου 3 δεν έχουν συμπεριληφθεί τα σενάρια για ηλιακή ακτινοβολία χαμηλότερη του 100 W/m^2 .

Αξιολόγηση

Η εφαρμογή της μεθόδου μηχανικής μάθησης με τον αλγόριθμο Decision Tree Classifier παρουσιάζει εξαιρετικά αποτελέσματα κατά την ανίχνευση σφαλμάτων στο φωτοβολταϊκό σύστημα. Συγκεκριμένα, η ακρίβεια της μεθόδου φτάνει το 94.6%, υποδεικνύοντας υψηλή αξιοπιστία στην ταξινόμηση των δεδομένων. Αυτή η επίδοση επιβεβαιώνει την αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου στην αναγνώριση των διαφορετικών καταστάσεων λειτουργίας και σφαλμάτων του συστήματος.

Παρατηρείται ότι οι περισσότερες λανθασμένες προβλέψεις σχετίζονται με τις καταστάσεις μερικής σκίασης, οι οποίες ενδέχεται να οφείλονται στην αρχική υπόθεση ότι το φωτοβολταϊκό σύστημα λειτουργεί χωρίς μερική σκίαση. Αυτές οι λανθασμένες ταξινομήσεις υποδεικνύουν την ανάγκη για περαιτέρω βελτίωση των δεδομένων προσομοίωσης, ώστε να αντικατοπτρίζουν πιο ρεαλιστικά τις πραγματικές συνθήκες λειτουργίας του συστήματος.

Επιπλέον, οι ελάχιστες λανθασμένες προβλέψεις για ανοιχτό κύκλωμα ή βραχυκύκλωμα φαίνεται να αντιστοιχούν σε στιγμές με πολύ χαμηλή ηλιακή ακτινοβολία, σενάρια τα οποία δεν είχαν υλοποιηθεί κατάλληλα στις προσομοιώσεις. Αυτό το εύρημα υποδεικνύει ότι με την περαιτέρω βελτίωση του αλγορίθμου και την προσαρμογή των δεδομένων εκπαίδευσης, είναι εφικτή η μείωση αυτών των σφαλμάτων και η αύξηση της συνολικής ακρίβειας της μεθόδου.

Συνοψίζοντας, τα αποτελέσματα της μεθόδου μηχανικής μάθησης με τον αλγόριθμο Decision Tree Classifier είναι πολύ ικανοποιητικά, υποδεικνύοντας την υψηλή ακρίβεια και αξιοπιστία της μεθόδου για την ανίχνευση σφαλμάτων στο φωτοβολταϊκό σύστημα. Ωστόσο, υπάρχουν περιθώρια για περαιτέρω βελτιώσεις, τόσο στον αλγόριθμο όσο και στα δεδομένα εκπαίδευσης, με στόχο την επίτευξη ακόμη καλύτερων αποτελεσμάτων και την αύξηση της αποτελεσματικότητας της μεθόδου.

5.4 Βελτίωση της Μεθόδου για Εξαγωγή Καλύτερων Αποτελεσμάτων

Η παρούσα ενότητα εστιάζει στη βελτίωση της μεθόδου ανίχνευσης σφαλμάτων μέσω της βελτίωσης του αλγορίθμου Decision Tree Classifier. Αν και τα αποτελέσματα που επιτεύχθηκαν με τον βασικό αλγόριθμο ήταν ικανοποιητικά, με ακρίβεια 94.6%, υπάρχει περιθώριο βελτίωσης ώστε να επιτευχθούν ακόμα καλύτερα αποτελέσματα και να μειωθούν τα σφάλματα ανίχνευσης.

Για την επίτευξη αυτού του στόχου, κρατώντας σταθερά τα δεδομένα προσομοίωσης ως training set και τα πραγματικά δεδομένα ως test set θα εξεταστούν διάφορες παράμετροι του αλγορίθμου Decision Tree Classifier, όπως το μέγιστο βάθος του δέντρου, ο ελάχιστος αριθμός δειγμάτων ανά φύλλο, ο ελάχιστος αριθμός δειγμάτων ανά διακλάδωση, τα κριτήρια διάσπασης και η επιλογή των κριτηρίων μέτρησης ποιότητας του διαχωρισμού. Τέλος θα εξεταστεί και η επίδραση της προσθήκης επιπλέον εισόδων

Μέγιστο Βάθος του Δέντρου (max_depth)

Το μέγιστο βάθος του δέντρου καθορίζει πόσο βαθιά μπορεί να πάει το δέντρο για να διαχωρίσει τα δεδομένα. Ένα πολύ βαθύ δέντρο μπορεί να υπερπροσαρμοστεί στα δεδομένα εκπαίδευσης, ενώ ένα πολύ ρηχό δέντρο μπορεί να μην πιάσει την πολυπλοκότητα των δεδομένων.

Ελάχιστος Αριθμός Δειγμάτων ανά Φύλλο (min_samples_leaf)

Αυτή η παράμετρος καθορίζει τον ελάχιστο αριθμό δειγμάτων που απαιτούνται για να σχηματιστεί ένα φύλλο στο δέντρο. Αυξάνοντας αυτή την τιμή μπορεί να μειωθεί η υπερπροσαρμογή και να βελτιωθεί η γενίκευση του μοντέλου.

Ελάχιστος Αριθμός Δειγμάτων ανά Διακλάδωση (min_samples_split)

Αυτή η παράμετρος καθορίζει τον ελάχιστο αριθμό δειγμάτων που απαιτούνται για να διασπαστεί ένας κόμβος. Όπως και με το min_samples_leaf, η αύξηση αυτής της τιμής μπορεί να βοηθήσει στη μείωση της υπερπροσαρμογής.

Κριτήρια Διάσπασης (splitter)

Η επιλογή των κριτηρίων διάσπασης, όπως η χρήση του best ή του δείκτη random μπορεί επίσης να επηρεάσει την απόδοση του μοντέλου. Η δοκιμή διαφορετικών κριτηρίων μπορεί να οδηγήσει σε βελτίωση της ακρίβειας.

Κριτήρια Μέτρησης Ποιότητας Διαχωρισμού (criterion)

Αυτή η παράμετρος καθορίζει τη μέθοδο μέτρησης της ποιότητας του διαχωρισμού. Οι επιλογές περιλαμβάνουν την εντροπία ('entropy') και τον δείκτη Gini ('gini'). Η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου μπορεί να επηρεάσει σημαντικά την απόδοση του μοντέλου.

Μέγιστος Αριθμός Φύλλων (max_leaf_nodes)

Η παράμετρος "Μέγιστος Αριθμός Φύλλων" (max_leaf_nodes) καθορίζει το μέγιστο πλήθος των φύλλων (τερματικών κόμβων) που μπορεί να έχει ένα δέντρο αποφάσεων κατά την εκπαίδευσή του. Αυτή η παράμετρος ελέγχει άμεσα την πολυπλοκότητα του μοντέλου: ένα μικρότερο πλήθος φύλλων οδηγεί σε πιο απλά δέντρα με λιγότερες αποφάσεις, ενώ ένα μεγαλύτερο πλήθος φύλλων επιτρέπει στο δέντρο να δημιουργήσει περισσότερες αποφάσεις για να διαχωρίσει τα δεδομένα εκπαίδευσης.

Διερεύνηση Βελτιώσεων

Για τη βελτίωση του αλγορίθμου, θα πραγματοποιηθεί πειραματική διερεύνηση των παραμέτρων που προαναφέρθηκαν. Θα αναζητηθούν οι βέλτιστες τιμές των παραμέτρων που μεγιστοποιούν την ακρίβεια του μοντέλου, ενώ τα αποτελέσματα των πειραμάτων θα αξιολογηθούν με βάση την ακρίβεια και τον πίνακα σύγχυσης, όπως και στην αρχική αξιολόγηση, για να εξασφαλιστεί η αξιοπιστία των βελτιώσεων.

Η προσαρμογή των παραμέτρων του Decision Tree Classifier αναμένεται να βελτιώσει την ακρίβεια της μεθόδου και να μειώσει τα λάθη ανίχνευσης σφαλμάτων, συμβάλλοντας στην αποδοτικότερη και αξιόπιστη λειτουργία του φωτοβολταϊκού συστήματος.

Κριτήρια Μέτρησης Ποιότητας Διαχωρισμού (criterion)

Η αρχική βελτίωση ξεκίνησε με τον έλεγχο του κριτηρίου μέτρησης ποιότητας διαχωρισμού. Με σταθερές τις υπόλοιπες παραμέτρους, η παράμετρος criterion τέθηκε στις τιμές entropy και gini αντίστοιχα, και τα αποτελέσματα που ελήφθησαν ήταν ακρίβεια 94.9% και 90.3% αντίστοιχα. Η χρήση του entropy ως κριτήριο διάσπασης απέδωσε καλύτερα αποτελέσματα.

Κριτήρια Διάσπασης (splitter)

Αφού εξετάστηκε το κριτήριο διάσπασης, πραγματοποιήθηκε μια αλλαγή στη μεταβλητή splitter από την τιμή best σε random. Η τιμή αυτή επιλέχθηκε για να δοκιμαστεί μια διαφορετική στρατηγική επιλογής του διαχωρισμού. Το αποτέλεσμα ήταν απόδοση με μόλις 88% ακρίβεια, που είναι σαφώς χειρότερη από την αρχική αξιολόγηση του μοντέλου.

Αυτή η μειωμένη απόδοση οφείλεται στο γεγονός ότι η τυχαία επιλογή κόμβων για διαχωρισμό μπορεί να μην είναι αποτελεσματική στην εξαγωγή συμπερασμάτων από τα δεδομένα. Αντίθετα, η τιμή best χρησιμοποιεί τη βέλτιστη στρατηγική διαχωρισμού, που συνήθως οδηγεί σε καλύτερη απόδοση του μοντέλου.

Μέγιστο Βάθος του Δέντρου (max_depth)

Η αλλαγή της παραμέτρου max_depth από 5 σε 10 στον αλγόριθμο Decision Tree Classifier οδήγησε σε μείωση της ακρίβειας του μοντέλου από 94.9% σε 90.6% , όπως φαίνεται στον Πίνακα 5.4.1 . Αυτό υποδηλώνει ότι ένα πιο βαθύ δέντρο μπορεί να οδηγήσει σε υπερεκπαίδευση, καθιστώντας δυσκολότερη την ικανότητά του να γενικεύσει σε νέα δεδομένα. Αυτή η προσαρμογή της παραμέτρου μας προσφέρει κρίσιμη κατανόηση για τη βέλτιστη αρχιτεκτονική του δέντρου απόφασης, ενισχύοντας τη διαδικασία βελτιστοποίησης του μοντέλου για αυξημένη ακρίβεια και αξιοπιστία στην ανίχνευση φωτοβολταϊκών συστημάτων. Να σημειωθεί ότι δοκιμάστηκε και μείωση της παραμέτρου αλλά με επίσης χειρότερα αποτελέσματα.

Μέγιστο Βάθος Δέντρου

	5	6	7	8	9	10
Ακρίβεια	94.9%	93.2%	92.1%	91.7%	91.1%	90.6%

Πίνακας 5.4.1 Αποτελέσματα Αλγορίθμου DecisionTreeClassifier για διάφορες τιμές μέγιστου βάθους δέντρου

Ελάχιστος Αριθμός Δειγμάτων ανά Φύλλο - Ελάχιστος Αριθμός Δειγμάτων ανά Διακλάδωση

Για την εξέταση των παραμέτρων `min_samples_leaf` και `min_samples_split`, προχωρήσαμε σε παρόμοια διαδικασία πειραματισμού για τη βελτιστοποίηση του αλγορίθμου Decision Tree Classifier. Βρέθηκε ότι οι βέλτιστες τιμές για το `min_samples_leaf` και το `min_samples_split` είναι 10 και 5 αντίστοιχα επιτυγχάνοντας ακρίβεια 98.2% , όπως φαίνεται στους Πίνακες 5.4.2 και 5.4.3 αντίστοιχα. Η αύξηση αυτών των τιμών συνέβαλε στη μείωση της υπερπροσαρμογής του μοντέλου, βελτιώνοντας τη γενίκευση και επιτρέποντας την αποτελεσματική ανίχνευση φωτοβολταϊκών συστημάτων. Αυτή η διαδικασία ενίσχυσε την ικανότητα του μοντέλου να προβλέπει με υψηλή ακρίβεια, παρέχοντας ταυτόχρονα σταθερότητα και αξιοπιστία στην ανίχνευση σφαλμάτων σε πραγματικό περιβάλλον.

Ελάχιστος Αριθμός Δειγμάτων ανά Φύλλο

	5	7	10	12	14	15
Ακρίβεια	95.2%	96.4%	97%	96.7%	96.4%	96%

Πίνακας 5.4.2 Αποτελέσματα Αλγορίθμου DecisionTreeClassifier για διάφορες τιμές ελάχιστου αριθμού δειγμάτων ανά φύλλο

Ελάχιστος Αριθμός Δειγμάτων ανά Διακλάδωση

	3	4	5	6	7	8
Ακρίβεια	96.9%	97.5%	98.2%	97.7%	96.1%	95.6%

Πίνακας 5.4.3 Αποτελέσματα Αλγορίθμου DecisionTreeClassifier για διάφορες τιμές ελάχιστου αριθμού δειγμάτων ανά διακλάδωση

Μέγιστος Αριθμός Φύλλων (`max_leaf_nodes`)

Η παράμετρος `max_leaf_nodes` εξετάστηκε με τέσσερις διαφορετικές τιμές: 5, 10, 15 και 20. Η προκαθορισμένη τιμή της παραμέτρου ήταν 15 και επέτυχε ακρίβεια 98.2%, όπως αναφέρεται προηγουμένως. Η δοκιμή της τιμής 20 οδήγησε σε μειωμένη ακρίβεια, στο επίπεδο του 97.2%. Αντίθετα, η χρήση της τιμής 10 βελτίωσε σημαντικά την απόδοση στο 99.2%. Περαιτέρω μείωση σε 5 δεν οδήγησε σε βελτίωση των αποτελεσμάτων, καθώς η ακρίβεια κορέστηκε στο 99.2%. Αυτή η ανάλυση επιβεβαιώνει την σημασία της σωστής επιλογής της παραμέτρου `max_leaf_nodes` για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης του μοντέλου με ελάχιστη υπερπροσαρμογή και υψηλή γενίκευση των αποτελεσμάτων.

	Μέγιστος Αριθμός Φύλλων			
	5	10	15	20
Ακρίβεια	99.2%	99.2%	98.2%	97.2%

Πίνακας 5.4.4 Αποτελέσματα Αλγορίθμου DecisionTreeClassifier για διάφορες τιμές μέγιστου αριθμού φύλλων

Με την διερεύνηση αρκετών παραμέτρων του αλγορίθμου DecisionTreeClassifier καταλήξαμε στην πολύ ικανοποιητική απόδοση του αλγορίθμου με ακρίβεια 99.2% . Παρακάτω στον Πίνακα 5.4.5 παρουσιάζονται η ακρίβεια και ο τελικός πίνακας σύγκρισης.

Γεγονός / Πρόβλεψη	Κανονική Λειτουργία	Ανοιχτοκύκλωμα	Βραχυκύκλωμα	Μερική Σκίαση
Κανονική Λειτουργία	60661	1	446	0
Ανοιχτοκύκλωμα	0	0	0	0
Βραχυκύκλωμα	0	0	0	0
Μερική Σκίαση	0	0	0	0
Ακρίβεια	99.2%			

Πίνακας 5.4.5 Αποτελέσματα Αλγορίθμου DecisionTreeClassifier Βέλτιστου Συνδυασμού Παραμέτρων

5.5 Συμπεράσματα

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύθηκε η αποτελεσματικότητα της μεθόδου ανίχνευσης σφαλμάτων μέσω της μηχανικής μάθησης και της εφαρμογής του αλγορίθμου Decision Tree Classifier, καθώς και οι βελτιώσεις που πραγματοποιήθηκαν για την επίτευξη καλύτερων αποτελεσμάτων.

Αρχικά, ο μεγάλος όγκος δεδομένων που συλλέχθηκε, καθώς και τα ποιοτικά χαρακτηριστικά αυτών, έπαιξαν καθοριστικό ρόλο στην εξαγωγή ικανοποιητικών συνόλων δεδομένων. Οι βασικές αδυναμίες του μοντέλου προσομοίωσης εντοπίζονται στην απουσία σεναρίων με ηλιακή ακτινοβολία χαμηλότερη των 100 W/m², καθώς και στην υπόθεση ότι καμία φωτοβολταϊκή μονάδα δεν θα βρίσκεται υπό μερική σκίαση όταν η ηλιακή ακτινοβολία είναι ίση με 100 W/m².

Η εφαρμογή των μεθόδων ανίχνευσης σφαλμάτων κατέδειξε ότι η μηχανική μάθηση αποτελεί μια σύγχρονη και αποτελεσματική μέθοδο, υπερτερώντας της παραδοσιακής μεθόδου μέτρησης τάσης-ρεύματος. Η σύγκριση κατέδειξε ότι η μηχανική μάθηση παρέχει καλύτερα αποτελέσματα τόσο σε επίπεδο απλότητας και περιθωρίων εξέλιξης όσο και στην αποτελεσματικότητα γενικά.

Στην αξιολόγηση με πραγματικά δεδομένα, η εφαρμογή της μεθόδου μηχανικής μάθησης παρουσίασε αρχικά ικανοποιητικά αποτελέσματα με ακρίβεια 94.9%. Ωστόσο, μέσω της περαιτέρω διερεύνησης των τρόπων βελτίωσης του αλγορίθμου, η ακρίβεια βελτιώθηκε σημαντικά. Με τις βελτιστοποιήσεις που εφαρμόστηκαν, η ακρίβεια ανήλθε στο εξαιρετικό ποσοστό του 99.2%, επιτυγχάνοντας σχεδόν απόλυτη ανίχνευση σφαλμάτων.

Συμπερασματικά, η μελέτη και βελτιστοποίηση του αλγορίθμου Decision Tree Classifier κατέδειξε ότι η μηχανική μάθηση μπορεί να αποτελέσει μια εξαιρετικά αποτελεσματική μέθοδο ανίχνευσης σφαλμάτων στα φωτοβολταϊκά συστήματα, με την ικανότητα να προσαρμόζεται και να βελτιώνεται συνεχώς, οδηγώντας σε υψηλής ακρίβειας αποτελέσματα.

Κεφάλαιο 6

Συμπεράσματα και Προοπτικές

6.1 Συμπεράσματα

Η παρούσα διπλωματική εργασία επικεντρώθηκε στην ανάλυση δύο μεθόδων ανίχνευσης σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα: τη μέθοδο μέτρησης τάσης-ρεύματος (VCM) και τη μέθοδο μηχανικής μάθησης (MLT). Οι ραγδαίες εξελίξεις στον τομέα των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και η συνεχώς αυξανόμενη εγκατάσταση φωτοβολταϊκών συστημάτων καθιστούν επιτακτική την ανάγκη για βελτίωση της απόδοσης και αξιοπιστίας τους. Ένας από τους βασικούς παράγοντες που επηρεάζουν την απόδοση είναι τα σφάλματα των φωτοβολταϊκών, τα οποία πρέπει να περιοριστούν στο ελάχιστο.

Το φωτοβολταϊκό σύστημα υπό μελέτη της το οποίο αποτελείται από μια φωτοβολταϊκή σειρά 10 πάνελ, μοντελοποιήθηκε μέσω του προγράμματος Matlab για ένα ευρύ φάσμα θερμοκρασιών και ηλιακής ακτινοβολίας, προσομοιώνοντας καταστάσεις κανονικής λειτουργίας και τριών βασικών σφαλμάτων: βραχυκύκλωσης, ανοιχτοκύκλωσης και μερικής σκίασης. Οι προσομοιώσεις περιελάμβαναν τόσο το σενάριο περικοπής ισχύος όσο και τη μέγιστη απόδοση του συστήματος.

Η μέθοδος μέτρησης τάσης-ρεύματος παρήγαγε ικανοποιητικά αποτελέσματα στην περίπτωση των δεδομένων χωρίς περικοπή ισχύος, με ακρίβεια περίπου 90%. Με τη δημιουργία επιπλέον κοινής κατηγορίας μερικής σκίασης/βραχυκυκλώματος για συγκεκριμένες περιπτώσεις λαθών, η ακρίβεια αυξήθηκε στο 96.7%. Ωστόσο, στα συνολικά δεδομένα που περιελάμβαναν περιπτώσεις περικοπής ισχύος, η ακρίβεια μειώθηκε στο 76%.

Αντιθέτως, η μέθοδος μηχανικής μάθησης, που υλοποιήθηκε μέσω των αλγορίθμων Decision Tree Classifier, Multi-Layer Perceptron Classifier (MLPClassifier) και Extreme Gradient Boosting, έδειξε αρχικά ικανοποιητική ακρίβεια 94.5%, 92% και 94.7% αντίστοιχα, στο σενάριο χωρίς περικοπή ισχύος. Οι δύο αλγόριθμοι με τα καλύτερα αποτελέσματα χρησιμοποιήθηκαν για τη διερεύνηση των συνολικών δεδομένων, επιτυγχάνοντας ακρίβεια 97.5% και 88% αντίστοιχα, ενώ στην συνέχεια ο αλγόριθμος DecisionTreeClassifier, έχοντας ακρίβεια 97.5%, εξετάστηκε περαιτέρω για επιπλέον είσοδο μετρητικού περικοπής ισχύος επιτυγχάνοντας ακρίβεια 98.6% και για επιπλέον είσοδο μετρητικού θερμοκρασίας και ηλιακής ακτινοβολίας επιτυγχάνοντας 98.4%. Τα αποτελέσματα αυτά κατέδειξαν ότι ο αλγόριθμος Decision Tree Classifier είναι σαφώς πιο αποτελεσματικός, ενώ η μέθοδος μηχανικής μάθησης γενικότερα υπερτερεί σε απόδοση, απαιτεί τον ίδιο αριθμό μετρητικών (τάση και ρεύμα) και διαθέτει περισσότερες προοπτικές βελτίωσης.

Στην τελική αξιολόγηση με πραγματικά δεδομένα, η εφαρμογή της μεθόδου μηχανικής μάθησης έδειξε αρχικά ικανοποιητικά αποτελέσματα, φτάνοντας την ακρίβεια στο 94.5%. Με την περαιτέρω διερεύνηση και βελτιστοποίηση των παραμέτρων του αλγορίθμου, η ακρίβεια έφτασε το εξαιρετικό επίπεδο του 99.2%, υποδεικνύοντας σχεδόν απόλυτη λειτουργικότητα στην ανίχνευση σφαλμάτων.

6.2 Προοπτικές και Μελλοντικές Επεκτάσεις

Η ανίχνευση σφαλμάτων αποτελεί μείζον ζήτημα για την απόδοση των φωτοβολταϊκών συστημάτων, καθώς επηρεάζει άμεσα την αποδοτικότητα και την αξιοπιστία τους. Η περαιτέρω μελέτη και βελτίωση των μεθόδων ανίχνευσης σφαλμάτων είναι απαραίτητες για την αποτελεσματική λειτουργία των φωτοβολταϊκών συστημάτων.

Η επέκταση της έρευνας θα μπορούσε να περιλαμβάνει τη χρήση διαφορετικών φωτοβολταϊκών συστημάτων, καθώς με την αλλαγή στην διάταξη του συστήματος θα προέκυπταν πολύ διαφορετικά χαρακτηριστικά τάσης και ρεύματος, οδηγώντας ενδεχομένως σε διαφορετικά αποτελέσματα κατά την μελέτη των μεθόδων ανίχνευσης. Επίσης, η προσομοίωση επιπλέον σημαντικών σφαλμάτων, όπως το σφάλμα τόξου, ή η γήρανση θα προσέφερε μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα των δυνατοτήτων ανίχνευσης.

Στο επίπεδο της προσομοίωσης των συνδυασμών θερμοκρασίας και ηλιακής ακτινοβολίας, παρόλο που έχει μελετηθεί ένα ευρύ φάσμα, θα μπορούσαν να εξεταστούν πιο ασυνήθιστες περιπτώσεις για την εξαγωγή ακόμα πιο λεπτομερών συμπερασμάτων. Συγκεκριμένα η απουσία προσομοιώσεων για ηλιακή ακτινοβολία κατώτερη των 100 W/m^2 , συνιστώντας παράγοντα λανθασμένης ανίχνευσης τις περιόδους χαμηλής ακτινοβολίας.

Όσον αφορά στις μεθόδους ανίχνευσης σφαλμάτων, η περαιτέρω διερεύνηση της παραδοσιακής μεθόδου μέτρησης τάσης-ρεύματος θα μπορούσε να περιλαμβάνει τον καθορισμό βέλτιστων κατωφλίων και την ανίχνευση γενικότερων σφαλμάτων για τη βελτίωση της λειτουργικότητάς της. Από την άλλη, η μέθοδος μηχανικής μάθησης προσφέρει ενθαρρυντικά αποτελέσματα και παρουσιάζει εξαιρετικές προοπτικές για περαιτέρω έρευνα και εφαρμογή νέων αλγορίθμων στον κλάδο των φωτοβολταϊκών, ιδίως λόγω της ραγδαίας εξέλιξης του τομέα της μηχανικής μάθησης.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] Chen, C.; Wu, T.; Gu, Y.; Shi, C. A Novel Non-Isolated Step-Up DC/AC Inverter with Less Switches. *Electronics* 2022,
- [2] Mellit, A., Tina, G. M., & Kalogirou, S. A. (2018). Fault detection and diagnosis methods for photovoltaic systems: A review. In *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (Vol. 91., 1–17).
- [3] Aref Eskandari, Amir Nedaei, Jafar Milimonfared, Mohammadreza Aghaei, A multilayer integrative approach for diagnosis, classification and severity detection of electrical faults in photovoltaic arrays, *Expert Systems with Applications*, Volume 252, Part A.
- [4] Wang, G. et al. "DC-side high impedance ground fault detection for transformerless single-phase PV systems." *2015 North American Power Symposium (NAPS)* (2015): 1-6.
- [5] B. Zbib and H. Al Sheikh, "Fault Detection and Diagnosis of Photovoltaic Systems through I-V Curve Analysis," *2020 International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE)*, Istanbul, Turkey, 2020.
- [6] Pei, Tingting & Hao, Xiaohong. (2019). A Fault Detection Method for Photovoltaic Systems Based on Voltage and Current Observation and Evaluation. *Energies*. 12. 1712. 10.3390/en12091712.
- [7] Gnetchejo, Patrick & Salomé, Ndjakomo & Ele, Pierre & Dadjé, Abdouramani & Chen, Zhi-Cong. (2021). Faults diagnosis in a photovoltaic system based on multivariate statistical analysis. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*. 1-22.
- [8] Mohammad Reza Maghami, Hashim Hizam, Chandima Gomes, Mohd Amran Radzi, Mohammad Ismael Rezadad, Shahrooz Hajighorbani, Power loss due to soiling on solar panel: A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 59, 2016
- [9] Dhanup S. Pillai, N. Rajasekar, A comprehensive review on protection challenges and fault diagnosis in PV systems, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 91, 2018
- [10] N. Pearsall and B. Atanasiu, "The European PV system monitoring guidelines - Modernisation under the PERFORMANCE project," *2009 34th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC)*, Philadelphia, PA, USA, 2009,
- [11] Takashima, Takumi & Yamaguchi, Junji & Otani, Kenji & Oozeki, Takashi & Kato, Kazuhiko & Ishida, Masayoshi. (2009). Experimental studies of fault location in PV module strings. *Solar Energy Materials and Solar Cells*
- [12] Johnson J, Pahl B, Luebke C, Pier T, Miller T, Strauch J, Kuszmaul S, Bower W. Photovoltaic DC Arc Fault Detector testing at Sandia National Laboratories. In: *Proceedings*
- [13] Chine W, Mellit A, Pavan AM, Lughì V. Fault diagnosis in photovoltaic arrays. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP)*. 2015. p. 67–72.
- [14] Chouder A, Silvestre S. Automatic supervision and fault detection of PV systems based on power losses analysis. *Energy Convers Manag* 2010

- [15] Davarifar M, Rabhi A, El Hajjaji A. Comprehensive modulation and classification of faults and analysis their effect in DC side of photovoltaic system. *Energy Power Eng* 2013
- [16] Zhiqiang H, Li G. Research and implementation of microcomputer online fault detection of solar array. In: *Proceedings of the 4th International Conference on Computer Science & Education, 2009 ICCSE'09*. 2009. p. 1052–55.
- [17] Zhao, Ye & Lehman, Brad & Ball, Roy & Palma, Jean-Francois. (2013). Graph-Based Semi-supervised Learning for Fault Detection and Classification in Solar Photovoltaic Arrays. *IEEE Transactions on Power Electronics*. 30.
- [18] Adel Mellit, Soteris A. Kalogirou, Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: A review, *Progress in Energy and Combustion Science*, Volume 34, Issue 5, 2008,
- [19] Jones CB, Stein JS, Gonzalez S, King BH. Photovoltaic system fault detection and diagnostics using Laterally Primed Adaptive Resonance Theory neural network. In: *Proceedings of the 42nd IEEE Photovoltaic Specialist Conference (PVSC)*. 2015. p. 1–6.
- [20] Gul, S, Ul Haq, A.; Jalal, M.; Anjum, A.; Khalil, I.U. A Unified Approach for Analysis of Faults in Different Configurations of PV Arrays and Its Impact on Power Grid. *Energies* 2020