



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**Εφαρμογές τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε φωτοβολταϊκά
συστήματα**

Διπλωματική Εργασία

Τζιάτζιου Δήμητρα

Επιβλέπων: Μπαργιώτας Δημήτριος

Σεπτέμβριος 2025



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**Εφαρμογές τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε φωτοβολταϊκά
συστήματα**

Διπλωματική Εργασία

Τζιάτζιου Δήμητρα

Επιβλέπων: Μπαργιώτας Δημήτριος

Σεπτέμβριος 2025



UNIVERSITY OF THESSALY

SCHOOL OF ENGINEERING

DEPARTMENT OF ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING

Applications of artificial neural networks in photovoltaics systems

Diploma Thesis

Tziatziou Dimitra

Supervisor: Bargiotas Dimitrios

September 2025

Εγκρίνεται από την Επιτροπή Εξέτασης:

Επιβλέπων **Μπαργιώτας Δημήτριος**

Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών
Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας.

Μέλος **Δασκαλοπούλου Ασπασία**

Αναπληρώτρια Καθηγήτρια, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και
Μηχανικών Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας.

Μέλος **Φεύγας Αθανάσιος**

Μέλος ΕΔΙΠ, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών
Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας.

ΥΠΕΥΘΥΝΗ ΔΗΛΩΣΗ ΠΕΡΙ ΑΚΑΔΗΜΑΪΚΗΣ ΔΕΟΝΤΟΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΠΝΕΥΜΑΤΙΚΩΝ ΔΙΚΑΙΩΜΑΤΩΝ

Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, δηλώνω ρητά ότι η παρούσα διπλωματική εργασία, καθώς και τα ηλεκτρονικά αρχεία και πηγαίοι κώδικες που αναπτύχθηκαν ή τροποποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας, αποτελούν αποκλειστικά προϊόν προσωπικής μου εργασίας, δεν προσβάλλουν οποιασδήποτε μορφής δικαιώματα διανοητικής ιδιοκτησίας, προσωπικότητας και προσωπικών δεδομένων τρίτων, δεν περιέχουν έργα/εισφορές τρίτων για τα οποία απαιτείται άδεια των δημιουργών/δικαιούχων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον και πληρούν τους κανόνες της επιστημονικής παράθεσης. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο, αρχεία ή/και πηγές άλλων συγγραφέων αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή. Δηλώνω επίσης ότι τα αποτελέσματα της εργασίας δεν έχουν χρησιμοποιηθεί για την απόκτηση άλλου πτυχίου. Αναλαμβάνω πλήρως, ατομικά και προσωπικά, όλες τις νομικές και διοικητικές συνέπειες που δύναται να προκύψουν στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής.

Η Δηλούσα

Τζιάτζιου Δήμητρα

DISCLAIMER ON ACADEMIC ETHICS AND INTELLECTUAL PROPERTY RIGHTS

Being fully aware of the implications of copyright laws, I expressly state that this diploma thesis, as well as the electronic files and source codes developed or modified in the course of this thesis, are solely the product of my personal work and do not infringe any rights of intellectual property, personality and personal data of third parties, do not contain work / contributions of third parties for which the permission of the authors / beneficiaries is required and are not a product of partial or complete plagiarism, while the sources used are limited to the bibliographic references only and meet the rules of scientific citing. The points where I have used ideas, text, files and / or sources of other authors are clearly mentioned in the text with the appropriate citation and the relevant complete reference is included in the bibliographic references section. I also declare that the results of the work have not been used to obtain another degree. I fully, individually and personally undertake all legal and administrative consequences that may arise in the event that it is proven, in the course of time, that this thesis or part of it does not belong to me because it is a product of plagiarism.

The Declarant

Tziatziou Dimitra

Ευχαριστίες

Καταρχάς, θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες στον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Μπαργιώτα Δημήτριο για την πολύτιμη καθοδήγηση, την ουσιαστική υποστήριξη και την αμέριστη υπομονή του, οι οποίες συνέβαλαν καθοριστικά στην ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Ευχαριστώ επίσης τα μέλη της εξεταστικής επιτροπής κα Ασπασία Δασκαλοπούλου και κ. Αθανάσιο Φεύγα για τον χρόνο που αφιέρωσαν και για τις εποικοδομητικές παρατηρήσεις τους, που βελτίωσαν την ποιότητα της εργασίας.

Ιδιαίτερη μνεία οφείλω στον αείμνηστο καθηγητή Ιωάννη Παναπακίδη, πρώτο επιβλέποντα της εργασίας, για την εμπιστοσύνη που έδειξε στο πρόσωπό μου και για την πολύτιμη καθοδήγηση που μου προσέφερε.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για τη συνεχή στήριξη και κατανόηση, καθώς και τον σύζυγό μου Ηλία για την αμέριστη συμπαράσταση, την υπομονή και την ενθάρρυνση που μου προσέφερε καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της διπλωματικής μου εργασίας.

Διπλωματική Εργασία

Εφαρμογές τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε φωτοβολταϊκά συστήματα

Τζιάτζιου Δήμητρα

Περίληψη

Η κλιματική κρίση έστρεψε το παγκόσμιο ενδιαφέρον στην ευρύτερη χρήση των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας (ΑΠΕ). Τα φωτοβολταϊκά συστήματα καταγράφουν τα τελευταία έτη μια ευρύτερη ανάπτυξη και καθίστανται μια από τις κυριότερες πηγές παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Το γεγονός αυτό δημιούργησε την ανάγκη ανάπτυξης αξιόπιστων μεθόδων πρόβλεψης της παραγωγής, ώστε να διασφαλίζεται η αναμενόμενη ενεργειακή ισορροπία. Στην παρούσα εργασία εφαρμόσθηκαν πέντε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα διαφορετικής αρχιτεκτονικής (Feed Forward, Generalized Regression, NARX, Recurrent και Deep Feed Forward με δύο κρυφά επίπεδα) για την πρόβλεψη της παραγόμενης ισχύος σε φωτοβολταϊκό πάρκο ισχύος 4,8 MWp.

Η ανάλυση βασίστηκε σε δεδομένα δύο ημερολογιακών ετών με καταγραφές ανά 15 λεπτά, με παραμέτρους εισόδους την θερμοκρασία περιβάλλοντος και την ηλιακή ακτινοβολία. Για την εκπαίδευση των δικτύων χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα του πρώτου έτους, ενώ το δεύτερο έτος αξιοποιήθηκε για την αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων πρόβλεψης. Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε με τη χρήση δεικτών σφάλματος, με κύριο τον MAPE, ο οποίος επιτρέπει τη συγκριτική αποτίμηση μεταξύ διαφορετικών συνθηκών. Η ανάλυση έδειξε ότι σε συνθήκες καθαρού ουρανού τα μοντέλα επιτυγχάνουν υψηλή ακρίβεια, ενώ σε ημέρες με έντονες διακυμάνσεις της ηλιακής ακτινοβολίας τα σφάλματα αυξάνονται λόγω δυσκολίας αποτύπωσης των αιχμών. Σε ετήσια βάση, ο δείκτης MAPE για τα πέντε εξεταζόμενα δίκτυα κυμάνθηκε μεταξύ 11,77% και 12,49%, με το RNN_N4 να καταγράφει την καλύτερη συνολική επίδοση.

Λέξεις- κλειδιά:

Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, φωτοβολταϊκά συστήματα, ανανεώσιμες πηγές ενέργειας (ΑΠΕ), πρόβλεψη φωτοβολταϊκής ισχύος, εκπαίδευση δικτύων.

Applications of artificial neural networks in photovoltaics systems

Tziatziou Dimitra

Abstract

The climate crisis has turned global attention to the wider use of Renewable Energy Sources (RES). Photovoltaic systems have seen widespread growth in recent years and are becoming one of the main sources of electricity generation. This has created a need to develop reliable methods for forecasting production in order to ensure the expected energy balance. In this study, five artificial neural networks of different architectures (Feed Forward, Generalized Regression, NARX, Recurrent, and Deep Feed Forward with two hidden layers) were applied to predict the power generated in a 4.8 MWp photovoltaic park.

The analysis was based on data from two calendar years with 15-minute recordings, with input parameters being ambient temperature and solar radiation. The data from the first year was used to train the networks, while the second year was used to evaluate the performance of the prediction models. The evaluation was carried out using error indicators, mainly MAPE, which allows for comparative assessment between different conditions.

The comparative analysis confirmed that under clear-sky conditions the models achieve high accuracy, whereas on days with strong solar irradiance fluctuations, errors increase due to the difficulty of capturing peaks and abrupt variations. On an annual basis, the MAPE indicator for the five evaluated networks ranged between 11.77% and 12.49%, with the RNN_N4 model recording the best overall performance.

Keywords:

Artificial neural networks, photovoltaic systems, renewable energy sources, energy prediction; training algorithms; simulation models.

Πίνακας Περιεχομένων

Ευχαριστίες.....	xi
Περίληψη.....	xiii
Abstract	xiv
Πίνακας Περιεχομένων	xv
Κατάλογος Εικόνων.....	xvii
Κατάλογος Πινάκων	xvii
Κατάλογος Διαγραμμάτων	xix
Συνοτομογραφίες.....	xxiii
Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή	25
1.1 Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας	27
1.1.1 Ηλιακή ενέργεια	27
1.1.2 Αιολική ενέργεια.....	28
1.1.3 Υδροηλεκτρική ενέργεια	29
1.1.4 Γεωθερμική ενέργεια.....	29
1.1.5 Βιομάζα	30
1.1.6 Υβριδικά Συστήματα	31
1.2 Φωτοβολταϊκά συστήματα	31
1.2.1 Φωτοβολταϊκό φαινόμενο.....	31
1.2.2 Τεχνολογίες Φωτοβολταϊκών γεννητριών	33
1.2.3 Συνθήκες αναφοράς	34
1.2.4 Παράγοντες που επηρεάζουν την αποδοτικότητα των φωτοβολταϊκών συστημάτων	37
Κεφάλαιο 2 Νευρωνικά Δίκτυα	39
2.1 Δίκτυα πρόσθιας καθοδήγησης.....	40
2.1.1 Δίκτυα perceptron	41
2.1.2 Δίκτυο perceptron πολλών στρωμάτων	41
2.2 Επαναληπτικά νευρωνικά δίκτυα.....	45
2.2.1 Επαναληπτικά νευρωνικά δίκτυα ενός επιπέδου	45
2.2.2 Αναδρομικά δυναμικά νευρωνικά δίκτυα	46
2.2.3 Δίκτυα μακράς βραχύχρονης μνήμης.....	48

2.2.4 Δίκτυο συναρτήσεων βάσης ακτινικού τύπου	43
2.2.5 Μονάδα Αναδρομικής Πύλης	49
2.3 Συνελεκτικά Νευρωνικά Δίκτυα	50
2.4 Νευρο – Ασαφή δίκτυα	52
2.5 Εφαρμογές νευρωνικών δικτύων στην ενέργεια.....	53
2.5.1 Πρόβλεψη παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας	53
2.5.2 Πρόβλεψη ηλιακής ακτινοβολίας.....	55
2.5.3 Πρόβλεψη κατανάλωσης.....	57
2.5.4 Αξιολόγηση απόδοσης φωτοβολταϊκών συστημάτων και εντοπισμός σφαλμάτων.....	61
2.5.5 Ειδικές εφαρμογές.....	66
Κεφάλαιο 3 Μελέτη Περίπτωσης.....	68
3.1 Γενικά στοιχεία φωτοβολταϊκού συστήματος	68
3.2 Επεξεργασία δεδομένων.....	69
3.3 Εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα	69
3.3.1 Feed Forward Neural Network	70
3.3.2 Generalized Regression Neural Network	71
3.3.3 Nonlinear AutoRegressive with eXogenous inputs	72
3.3.4 Recurrent Neural Network.....	73
3.3.5 Deep Neural Network	74
3.4 Δείκτες αξιολόγησης απόδοσης νευρωνικών δικτύων	75
Κεφάλαιο 4 Παρουσίαση αποτελεσμάτων.....	78
4.1 Σύγκλιση πρόβλεψης και πραγματικής ισχύος φωτοβολταϊκού	79
4.2 Έντονη απόκλιση μεταξύ υπολογισμένης και πραγματικής ισχύος.....	84
4.3 Συνθήκες καθαρού ουρανού	86
4.4 Ημέρες με σημαντική διακύμανση ηλιοφάνειας.....	93
4.5 Ημέρες με χαμηλά επίπεδα ακτινοβολίας	94
4.6 Σύνοψη Αποτελεσμάτων	96
Κεφάλαιο 5 Συμπεράσματα.....	98
Βιβλιογραφία.....	100
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ.....	108

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1.1: Ηλεκτρικά χαρακτηριστικά φωτοβολταϊκής κυψέλης. Χαρακτηριστική ρεύματος τάσης και καμπύλη ισχύος ρεύματος [14].	35
Εικόνα 1.2: Καμπύλη λειτουργίας P-I του ΦΒ πλαισίου της εταιρείας Luxor ισχύος 460W(ECO LINE HJT GLASS-GLASS HC BIFACIAL M144 / 460-480 W, WHITE MESH) (2024). Η καμπύλη δίνεται για διαφορετικές τιμές της ηλιακής ακτινοβολίας [15].	36
Εικόνα 1.3: Καμπύλη λειτουργίας V-I του ΦΒ πλαισίου της εταιρείας Luxor ισχύος 460W(ECO LINE HJT GLASS-GLASS HC BIFACIAL M144 / 460-480 W, WHITE MESH) (2024). Η καμπύλη δίνεται για διαφορετικές τιμές της ηλιακής ακτινοβολίας [15].	36
Εικόνα 2.1: Το μοντέλο των McCulloch και Pitts για το νευρώνα [24].	39
Εικόνα 2.2: Απεικόνιση δικτύου πολυεπίπεδου perceptron (MLP) [25].	43
Εικόνα 2.3: Απεικόνιση επαναληπτικού δικτύου (RNN) [36].	46
Εικόνα 2.4: Απεικόνιση αναδρομικού νευρωνικού δικτύου (NARX) [46].	47
Εικόνα 2.5: Απεικόνιση ενός δικτύου μακράς βραχύχρονης μνήμης (LSTM) [58].	48
Εικόνα 2.6: Απεικόνιση δικτύου συναρτήσεων βάσης ακτινικού τύπου (RBFN) [72].	45
Εικόνα 2.7: Απεικόνιση δικτύου μονάδας αναδρομικής πύλης [73].	49
Εικόνα 2.8: Απεικόνιση συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (CNN) [81].	52
Εικόνα 3.1: Δομή Feed forward Neural Network (Matlab).	71
Εικόνα 3.2: Δομή Generalized Regression Neural Network (Matlab).	72
Εικόνα 3.3: Δομή Nonlinear AutoRegressive with eXogenous inputs (Matlab).	73
Εικόνα 3.4: Δομή Recurrent Neural Network (Matlab).	74
Εικόνα 3.5: Δομή Deep Neural Network (Matlab).	75

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 4.1: Απόδοση των εφαρμοζόμενων νευρωνικών δικτύων σε όλα το ετήσιο δείγμα	78
Πίνακας 4.2: Απόδοση των εφαρμοζόμενων δικτύων στις 26/07/2021	80
Πίνακας 4.3: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων στις 11/12/2020.....	81

Πίνακας 4.4: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων στις 13/10/2020.....	81
Πίνακας 4.5: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων στις 12/09/2021.....	82
Πίνακας 4.6: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων στις 02/09/2021.....	83
Πίνακας 4.7: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων στις 29/11/2020.....	84
Πίνακας 4.8: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 04/12/2020	86
Πίνακας 4.9: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 05/12/2020	86
Πίνακας 4.10: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 17/12/2020	88
Πίνακας 4.11: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 22/01/2021	89
Πίνακας 4.12: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 28/02/2021	90
Πίνακας 4.13: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 23/04/2021	91
Πίνακας 4.14: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 30/05/2021	91
Πίνακας 4.15: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 17/07/2021	92
Πίνακας 4.16: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων στις 07/09/2021 & 08/09/2021	93
Πίνακας 4.17: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 11/10/2020 – 14/10/2020	94
Πίνακας 4.18: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 23/01/2021 – 24/01/2021	95
Πίνακας 4.19: Καταγραφή επιδόσεων νευρωνικών δικτύων με εισόδους την θερμοκρασία και την ηλιακή ακτινοβολία.	97
Πίνακας Π.1: Παρουσίαση του συντελεστή RMSE (%) σε ημερήσια βάση για όλο το έτος που έγινε η πρόβλεψη για τα εφαρμοζόμενα πέντε νευρωνικά δίκτυα.....	145
Πίνακας Π.2: Παρουσίαση του δείκτη MBE (W) σε ημερήσια βάση για όλο το έτος που έγινε η πρόβλεψη για τα πέντε εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα.	152
Πίνακας Π.3: Παρουσίαση του δείκτη MAPE (%) σε ημερήσια βάση για όλο το έτος που έγινε η πρόβλεψη για τα πέντε εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα.	159
Πίνακας Π.4: Παρουσίαση του δείκτη MAE (W) σε ημερήσια βάση για όλο το έτος που έγινε η πρόβλεψη για τα πέντε εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα.	166
Πίνακας Π.5: Παρουσίαση του δείκτη nRMSE (%) σε ημερήσια βάση για όλο το έτος που έγινε η πρόβλεψη για τα πέντε εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα.	173

Κατάλογος Διαγραμμάτων

Διάγραμμα 4.1: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 26/07/2021	79
Διάγραμμα 4.2: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 11/12/2020	80
Διάγραμμα 4.3: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 13/10/2020	81
Διάγραμμα 4.4: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 12/09/2021	82
Διάγραμμα 4.5: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 02/09/2021	83
Διάγραμμα 4.6: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 29/11/2020	84
Διάγραμμα 4.7: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 04/12/2020	85
Διάγραμμα 4.8: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 05/12/2020	86
Διάγραμμα 4.9: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 17/12/2020	88
Διάγραμμα 4.10: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 22/01/2021	89
Διάγραμμα 4.11: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 28/02/2021	90
Διάγραμμα 4.12: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 23/04/2021	90
Διάγραμμα 4.13: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 30/05/2021	91
Διάγραμμα 4.14: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 17/07/2021	92

Διάγραμμα 4.15: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 07/09/2021 & 08/09/2021	92
Διάγραμμα 4.16: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος 11/10/2020 – 14/10/2020.....	93
Διάγραμμα 4.17: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος 23/01/2021 – 24/01/2021.....	95
Διάγραμμα Π.1: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 01/10/2020 - 10/10/2020.....	109
Διάγραμμα Π.2: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 11/10/2020 - 20/10/2020.....	110
Διάγραμμα Π.3: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το διάστημα 21/10/2020 - 30/10/2020.....	111
Διάγραμμα Π.4: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 31/10/2020 - 09/11/2020.....	112
Διάγραμμα Π.5: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 10/11/2020 - 19/11/2020.....	113
Διάγραμμα Π.6: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 20/11/2020 - 29/11/2020.....	114
Διάγραμμα Π.7: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 30/11/2020 - 09/12/2020.....	115
Διάγραμμα Π.8: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 10/12/2020 - 19/12/2020.....	116
Διάγραμμα Π.9: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 30/12/2020 – 18/01/2020	117
Διάγραμμα Π.10: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 09/01/2021 - 18/01/2021 .	118
Διάγραμμα Π.11: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 19/01/2021 - 28/01/2021 .	119
Διάγραμμα Π.12: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 29/01/2021 - 07/02/2021 .	120

Διάγραμμα Π.13: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 08/02/2021 - 17/02/2021 .	121
Διάγραμμα Π.14: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 18/02/2021 - 27/02/2021 .	122
Διάγραμμα Π.15: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 28/02/2021 - 09/03/2021 .	123
Διάγραμμα Π.16: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 10/03/2021 - 19/03/2021 .	124
Διάγραμμα Π.17: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 20/03/2021 - 29/03/2021 .	125
Διάγραμμα Π.18: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 30/03/2021 - 08/04/2021 .	126
Διάγραμμα Π.19: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 09/04/2021 - 18/04/2021 .	127
Διάγραμμα Π.20: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 19/04/2021 - 28/04/2021 .	128
Διάγραμμα Π.21: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 29/04/2021 - 08/05/2021 .	129
Διάγραμμα Π.22: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 09/05/2021 - 18/05/2021 .	130
Διάγραμμα Π.23: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 19/05/2021 - 28/05/2021 .	131
Διάγραμμα Π.24: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 29/05/2021 – 07/06/2021.	132
Διάγραμμα Π.25: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 08/06/2021 - 17/06/2021 .	133
Διάγραμμα Π.26: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 18/06/2021 - 27/06/2021 .	134
Διάγραμμα Π.27: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 28/06/2021 - 07/07/2021 .	135
Διάγραμμα Π.28: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 08/07/2021 - 17/07/2021 .	136

Διάγραμμα Π.29: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 18/07/2021 - 27/07/2021 . 137

Διάγραμμα Π.30: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 28/07/2021 - 06/08/2021 . 138

Διάγραμμα Π.31: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 07/08/2021 - 16/08/2021 . 139

Διάγραμμα Π.32: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 17/08/2021 - 26/08/2021 . 140

Διάγραμμα Π.33: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 27/08/2021 - 05/09/2021 . 141

Διάγραμμα Π.34: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 16/09/2021 - 25/09/2021 . 142

Διάγραμμα Π.35: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 26/09/2021 - 30/09/2021 . 143

Συντομογραφίες

AI	ARTIFICIAL INTELIGENCE
ACP	AC POWER
ANFIS	ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM
ANN-HDS	ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS HISTORICAL DATA SERIES
ANN-SFP	ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS STATISTICAL FEATURES PARAMETERS
BPNN	BACK PROPAGATION NEURAL NETWORK
BIPV	BUILDING INTERFRATED PHOTOVOLTAICS
BTA	BOW-TIE ARCHITECTURE
CNN	CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS
CPV	CONCENTRATED PHOTOVOLTAICS
CV	CROSS VALIDATION
DL	DEEP LEARNING
DFFNN	DEEP FEED FORWARD NEURAL NETWORK
DCP	DC POWER
EHP	ELECTRON HOLE PAIR
ENN	ELMAN NEURAL NETWORK
FFNN	FEED FORWARD NEURAL NETWORK
GPR	GAUSSIAN PROCESS REGRESSION
GRU	GATED RECURRENT UNIT
KNN	K-NEAREST NEIGHBORS
LSTM	LONG SHORT – TERM MEMORY
MAE	MEAN ABSOLUTE ERROR

MAPE	MEAN ABSOLUTE PERCENTAGE ERROR
MG	MICROGRID
MINLP	MIXED INTEGER NONLINEAR PROGRAMMING
MLP	MULTILAYER PERCEPTRON
ML	MACHINE LEARNING
NARX	NONLINEAR AUTOREGRESSIVE UNIT
O&M	OPERATION & MAINTANCE
PHANN	PHYSICAL HYBRID ARTIFICIAL NEURAL NETWORK
PID	POTENTIAL INDUCED DEGRADATION
PV	PHOTOVOLTAICS
RBF	RADIAL BASIS FUNCTION
ReLU	RECTIFIED LINEAR UNIT
RMSE	ROOT MEAN SQUARE ERROR
RNN	RECURRENT NEURAL NETWORK
STLF	SHORT TERM LOAD FORECASTING
SVM	SUPPORT VECTOR MACHINE
STC	STANDARD TESTING CONDITIONS
TCN	TEMPORAL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
UAV	UNMANNED AERIAL VEHICLE
WEO	WORLD ENERGY OUTLOOK

Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή

Η εποχή μας χαρακτηρίζεται από την παγκόσμια κλιματική κρίση που αποτελεί την σοβαρότερη πρόκληση με αξιοσημείωτες επιπτώσεις στην παγκόσμια οικονομία, στο κοινωνικό σύνολο και το φυσικό περιβάλλον. Οι ακραίες καιρικές συνθήκες, η σταθερή αύξηση της θερμοκρασία και η μεταβολή των προτύπων κατανάλωσης αποτελούν την βασικότερη κινητήρια δύναμη για μετασχηματισμό εκ βάθρων του ενεργειακού συστήματος. Υπό το πρίσμα των εξελίξεων αυτών, οι Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας (ΑΠΕ) έχουν καθιερωθεί ως βασικός πυλώνας για την επίτευξη της ενεργειακής βιωσιμότητας και την προώθηση της κλιματικής ουδετερότητας.

Το 2023, περισσότερο από το μισό (50,1%) της ηλεκτροπαραγωγής στην Ελλάδα προήλθε από ανανεώσιμες πηγές, ποσοστό που είναι σχεδόν διπλάσιο σε σχέση με το 2013. Η χώρα έχει επιτύχει σημαντική πρόοδο στην ενίσχυση του μεριδίου των ΑΠΕ, μειώνοντας παράλληλα την εξάρτησή της από τον λιγνίτη και το φυσικό αέριο. Συγκεκριμένα, ενώ το 2013 περίπου το 75% της ηλεκτρικής ενέργειας παραγόταν από ορυκτά καύσιμα, το ποσοστό αυτό περιορίστηκε σε 49,9% το 2023. Η πιο εντυπωσιακή άνοδος καταγράφηκε στην παραγωγή ηλιακής και αιολικής ενέργειας [1]. Η ενεργειακή μετάβαση αποτελεί πλέον αναγκαιότητα και όχι μελλοντικός στόχος, αυτό καθορίζεται τόσο από διεθνείς δεσμεύσεις, όσο και από την ενεργειακή ασφάλεια και την οικονομική ανάπτυξη.

Τα φωτοβολταϊκά συστήματα (Φ/Β) έχουν αναδειχθεί ως η ταχύτερα αναπτυσσόμενη τεχνολογία παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, η ικανότητά τους να αξιοποιούν την ηλιακή ακτινοβολία, σε συνδυασμό με τη συνεχή μείωση του κόστους παραγωγής και την ευελιξία εφαρμογής τους — από τις στέγες κτιρίων έως τα πάρκα μεγάλης έκτασης — καθιστά τα φωτοβολταϊκά συστήματα κρίσιμα στην τρέχουσα ενεργειακή μετάβαση. Σύμφωνα με την έκθεση IEA-PVPS Trends Report του έτους 2024 [2], η συνολική εγκατεστημένη ισχύς φωτοβολταϊκών ξεπέρασε τα 1,6 TW στις αρχές του έτους 2024, παράγοντας περίπου 2.135 TWh ηλεκτρικής ενέργειας, ένα σημαντικό ποσοστό στην παγκόσμια κατανάλωση [2].

Η περιγραφόμενη ραγδαία επέκταση αντικατοπτρίζεται και σε μετρήσεις υψηλότερης ανάλυσης. Η μελέτη του Li et al. [3], παρέχει ένα παγκόσμιο σύνολο δεδομένων για την

περίοδο 2019-2022, υπογραμμίζοντας όχι μόνο τη γεωγραφική κατανομή αλλά και τη δυναμική επέκταση των φωτοβολταϊκών συστημάτων [3]. Τα δεδομένα αυτά θεωρούνται κρίσιμα, καθώς προσφέρουν μια αντικειμενική βάση για τον σχεδιασμό της ενεργειακής πολιτικής, την αξιολόγηση των επενδύσεων και την κατανόηση των γεωγραφικών ανισοτήτων στην ανάπτυξη των φωτοβολταϊκών συστημάτων.

Ωστόσο, η αβεβαιότητα των μετεωρολογικών παραμέτρων αποτελεί μια σημαντική πρόκληση για την αποτελεσματική λειτουργία των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Η παραγόμενη ενέργεια επηρεάζεται άμεσα από παράγοντες όπως η νεφοκάλυψη, η θερμοκρασία, οι ατμοσφαιρικοί ρύποι και η σκίαση, οι οποίοι εισάγουν σημαντική αστάθεια στην παραγωγή ενέργειας. Η ανάγκη για ακριβείς προβλέψεις κρίνεται κρίσιμη σε συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας με υψηλή διείσδυση των ΑΠΕ, όπου η σταθερότητα του δικτύου εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την αξιοπιστία των προβλέψεων. Στην περιοχή της Μεσογείου, και ιδίως στην Ελλάδα, οι κλιματολογικές συνθήκες χαρακτηρίζονται από υψηλή ετήσια ηλιακή ακτινοβολία, αλλά και από έντονες εποχιακές διακυμάνσεις που επηρεάζουν σημαντικά την απόδοση των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Η μελέτη του Georgoulas et al. [4], εξετάζει το μελλοντικό δυναμικό παραγωγής φωτοβολταϊκής ενέργειας στην Ελλάδα χρησιμοποιώντας κλιματικά μοντέλα σε επίπεδο περιφέρειας υψηλής ανάλυσης (EURO-CORDEX). Σύμφωνα με τις προβλέψεις των μοντέλων, οι μεταβολές της φωτοβολταϊκής παραγωγής για τις περιόδους 2021-2050 και 2071-2100 αναμένεται να παραμείνουν περιορισμένες σε σύγκριση με την περίοδο αναφοράς 1971-2000, αν και παρατηρούνται διακυμάνσεις [4].

Για να αντιμετωπίσει της μεταβλητότητας που είναι εγγενής στα φωτοβολταϊκά συστήματα, η επιστημονική κοινότητα στρέφεται όλο και περισσότερο προς προηγμένες τεχνικές υπολογιστικής νοημοσύνης. Η εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, και ιδίως μεθόδων βαθιάς μάθησης (deep learning), έχει αποδειχθεί εξαιρετικά αποτελεσματική στην πρόβλεψη και βελτιστοποίηση της φωτοβολταϊκής παραγωγής. Μια ολοκληρωμένη ανασκόπηση από τον Yu et al. [5], εξέτασε την απόδοση διαφορετικών αρχιτεκτονικών — όπως πολυεπίπεδα perceptrons (MLP), επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (RNN), συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN) και νευρωνικά δίκτυα γράφων (GNN) — αποδεικνύοντας την απόδοση κάθε μοντέλου σε διαφορετικές κλίμακες δεδομένων και χρονικούς ορίζοντες [5].

Επιπρόσθετα, η μελέτη του Khouili et al. [6], επικεντρώνεται σε μια συστηματική αξιολόγηση μοντέλων βαθιάς μάθησης για την πρόβλεψη της φωτοβολταϊκής ενέργειας, δείχνοντας ότι η ποιότητα των δεδομένων, η επιλογή των μεταβλητών εισόδου παίζουν καθοριστικό ρόλο στην ακρίβεια του μοντέλου [6]. Η σημασία της σωστής επιλογής παραμέτρων τονίζεται ως βασικός παράγοντας για τη μείωση των σφαλμάτων και την ενίσχυση της αξιοπιστίας των προβλέψεων.

Συνολικά, τα φωτοβολταϊκά συστήματα βρίσκονται στο επίκεντρο της ενεργειακής μετάβασης, ωστόσο η αποτελεσματική ενσωμάτωσή τους στα δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας απαιτεί διεπιστημονικές προσεγγίσεις: από την αξιολόγηση σεναρίων κλιματικής αλλαγής έως την ανάπτυξη προηγμένων μεθόδων πρόβλεψης με τη χρήση νευρωνικών δικτύων. Στο πλαίσιο αυτό, η παρούσα εργασία διερευνά την εφαρμογή τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε φωτοβολταϊκά συστήματα.

Ο πρωταρχικός στόχος της εργασίας είναι να δείξει πώς μπορούν να εφαρμοστούν διαφορετικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της ισχύος των φωτοβολταϊκών συστημάτων και να αναλύσει την απόδοση ενός πραγματικού φωτοβολταϊκού σταθμού ισχύος 4,8 MWp.

1.1 Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας

Οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας αποτελούν σήμερα τον σημαντικότερο πόρο σε παγκόσμιο επίπεδο, παρέχοντας βιώσιμη θερμότητα, ηλεκτρική ενέργεια και καύσιμα για την κάλυψη έως και των πιο εκτεταμένων αναγκών. Η ανανεώσιμη ενέργεια είναι η ενέργεια που λαμβάνεται από φυσικά επαναλαμβανόμενες και συνεχείς ροές ενέργειας που συμβαίνουν στο τοπικό περιβάλλον [7]. Παραδείγματα ανανεώσιμων πηγών ενέργειας αποτελούν η ηλιακή, η αιολική, η βιομάζα, η υδροηλεκτρική, η παλιρροιακή, η κυματική και η γεωθερμική ενέργεια. Οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας αποτελούν αναπόσπαστο τμήμα της στρατηγικής για βιώσιμη ανάπτυξη και κλιματική ουδετερότητα. Σε αυτή την παράγραφο αναφέρουμε μερικές από τις ευρύτερα εφαρμοζόμενες ανανεώσιμες πηγές ενέργειας.

1.1.1 Ηλιακή ενέργεια

Η ηλιακή ενέργεια προέρχεται από την ηλιακή ακτινοβολία και έχει την δυνατότητα μετατροπής είτε σε θερμική είτε σε ηλεκτρική ενέργεια με την χρήση κατάλληλων

τεχνολογιών. Η ηλιακή ακτινοβολία αποτελεί μια αστείρευτη πηγή ενέργειας στον πλανήτη μας, καθώς ανά πάσα χρονική στιγμή περίπου 173.000 TW ηλιακής ισχύος διασχίζουν τα όρια της γήινης ατμόσφαιρας [8]. Το ποσοστό αξιοποίησης της ηλιακής ενέργειας σε σχέση με την προσπίπτουσα ηλιακή ακτινοβολία χαρακτηρίζεται ως μικρό, γεγονός που καταδεικνύει τα περιθώρια ανάπτυξης και βελτιστοποίησης αξιοποίησης της. Οι κυριότεροι τρόποι αξιοποίησης της ηλιακής ενέργειας είναι:

- τα φωτοβολταϊκά συστήματα
- τα ηλιακά θερμικά συστήματα, και
- οι μονάδες συγκεντρωμένης ηλιακής ενέργειας (Concentrated Solar Power – CSP).

Η ηλιακή ενέργεια αποτελεί μια ήπια μορφή ενέργειας, καθώς κατά τη λειτουργία των τεχνολογιών αξιοποίησης της δεν παράγονται ρύποι. Παράλληλα, μπορεί να χαρακτηριστεί ως ανεξάντλητη, καθώς ο ήλιος αποτελεί συνεχή πηγή ακτινοβολίας, και τέλος ως ευρέως γεωγραφικά διαθέσιμη σε σημαντικό ποσοστό. Τα χαρακτηριστικά αυτά ενισχύουν την συμβολή της στην κλιματική ουδετερότητα και στην μείωση εξάρτησης της παγκόσμιας κοινότητας από τους περιορισμένους ορυκτούς πόρους.

1.1.2 Αιολική ενέργεια

Η αιολική ενέργεια προέρχεται από την κινητική ενέργεια των μαζών αέρα, η οποία οφείλεται κυρίως στην ανομοιόμορφη θέρμανση της επιφάνειας της Γης από την ηλιακή ακτινοβολία και στη στροφική κίνηση του πλανήτη. Η εκμετάλλευση της ενέργειας του ανέμου από τον άνθρωπο αποτελεί μία πρακτική που βρίσκει τις ρίζες της στην αρχαιότητα. Χαρακτηριστικά παραδείγματα εκμετάλλευσης της αιολικής ενέργειας είναι τα ιστιοφόρα και οι ανεμόμυλοι [8]. Η αξιοποίηση της αιολικής ενέργειας την εποχή μας πραγματοποιείται μέσω ανεμογεννητριών, οι οποίες μετατρέπουν την κινητική ενέργεια του ανέμου σε μηχανική και στη συνέχεια σε ηλεκτρική.

Οι ανεμογεννήτριες αποτελούν μηχανές που αξιοποιούν την κινητική ενέργεια του ανέμου για την παραγωγή ηλεκτρικής ισχύος. Η διαδικασία μετατροπής πραγματοποιείται σε δύο στάδια: αρχικά, η πτερωτή μετατρέπει την κινητική ενέργεια του ανέμου σε μηχανική ενέργεια με τη μορφή περιστροφικής κίνησης του άξονά της· στη συνέχεια, η γεννήτρια μετατρέπει τη μηχανική αυτή ενέργεια σε ηλεκτρική.

Η αιολική ενέργεια χαρακτηρίζεται ως καθαρή και βιώσιμη λύση με σημαντική συμβολή στη μείωση των εκπομπών CO₂. Παράλληλα, προσφέρει οικονομικά οφέλη και ενισχύει την ενεργειακή ανεξαρτησία.

1.1.3 Υδροηλεκτρική ενέργεια

Ο όρος υδροηλεκτρική ενέργεια αναφέρεται στην αξιοποίηση της πτώσης του ύδατος για την παραγωγή ενέργειας, κυρίως με τη μορφή ηλεκτρισμού. Παραδοσιακά, η δύναμη του νερού είχε χρησιμοποιηθεί σε μηχανικές εφαρμογές, όπως η άλεση σιτηρών και η άντληση νερού. Υπάρχουν και άλλες μορφές υδραυλικής ενέργειας όπως η εκμετάλλευση των κυμάτων και των παλιρροιών, κυματική και παλιρροιακή αντίστοιχα.

Η υδροηλεκτρική ενέργεια παραμένει μέχρι σήμερα η πλέον ανεπτυγμένη και διαδεδομένη μορφή ανανεώσιμης ενέργειας για ηλεκτροπαραγωγή. Οι υδροηλεκτρικές εγκαταστάσεις συνδυάζονται συχνά με πρόσθετες λειτουργίες, όπως αντιπλημμυρική προστασία, ύδρευση και αποθήκευση μέσω αντλησιοταμίευσης. Η τεχνολογία αυτή εφαρμόζεται σε όλες τις κλίμακες ισχύος, από πολύ μεγάλες (της τάξης των GW) έως μικρές (της τάξης των kW). Ωστόσο, η ανάπτυξή της εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη γεωμορφολογία και τα υδρολογικά χαρακτηριστικά της περιοχής, καθώς απαιτείται επαρκής ροή και υψομετρική διαφορά νερού [7].

Η υδροηλεκτρική ενέργεια είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας σε μεγάλη κλίμακα και έχει το πλεονέκτημα ότι είναι πολύ αξιόπιστη και συνεπής.

1.1.4 Γεωθερμική ενέργεια

Η ροή θερμότητας από το εσωτερικό της Γης προς την επιφάνεια της χαρακτηρίζεται σαν γεωθερμική ενέργεια. Η ενέργεια αποτελεί μέρος της ενεργειακής κληρονομιάς του πλανήτη μας από την στιγμή που αυτός αποσπάσθηκε από τη συνολική διάπυρη μάζα του ηλιακού μας συστήματος. Η γεωθερμική ενέργεια εκλύεται στην επιφάνεια είτε υπο μορφή ατμού υψηλής πίεσης και αναφερόμαστε σε γεωθερμικά πεδία υψηλής ενθαλπίας, είτε υπό μορφή ζεστού νερού σε πίεση και δημιουργούνται τα γεωθερμικά πεδία χαμηλής ενθαλπίας. Στις περισσότερες περιπτώσεις απαιτείται η δημιουργία κατάλληλων γεωτρήσεων ώστε να καταστεί δυνατή η έξοδος του γεωθερμικού ρευστού στην επιφάνεια της γης [8].

Η αξιοποίηση της γεωθερμικής ενέργειας μπορεί να πραγματοποιηθεί σε διάφορα επίπεδα:

- άμεσες εφαρμογές θέρμανσης, όπως τηλεθέρμανση, γεωθερμικά θερμοκήπια ή χρήση σε βιομηχανικές διεργασίες,
- παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, μέσω υδροθερμικών συστημάτων υψηλής θερμοκρασίας, τα οποία τροφοδοτούν ατμοστρόβιλους,
- αντλίες θερμότητας εδάφους, που εκμεταλλεύονται τη σχετικά σταθερή θερμοκρασία του υπεδάφους για θέρμανση και ψύξη κτιρίων [7].

Η γεωθερμική ενέργεια κρίνεται ιδιαίτερα αξιόπιστη μορφή ανανεώσιμης πηγής, καθώς η παραγωγή της δεν εξαρτάται από τις καιρικές συνθήκες ή τις ημερήσιες διακυμάνσεις. Ωστόσο, οι γεωλογικές απαιτήσεις περιορίζουν την αξιοποίησή της σε περιοχές με κατάλληλες γεωθερμικές δεξαμενές όπως και το οικονομικό κόστος.

1.1.5 Βιομάζα

Η βιομάζα αποτέλεσε για αιώνες την κυριότερη πηγή ενέργειας του ανθρώπου, κυρίως μέσω της καύσης ξύλου, καλύπτοντας βασικές ανάγκες θέρμανσης και μαγειρέματος. Παρά την περιορισμένη συμμετοχή της στα ενεργειακά συστήματα των βιομηχανικά ανεπτυγμένων χωρών κατά τον 20^ο αιώνα, η πετρελαϊκή κρίση του 1973 ανέδειξε εκ νέου το ενδιαφέρον για τη βιομάζα ως εναλλακτική λύση [8]. Σήμερα θεωρείται μία από τις σημαντικότερες ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, με δυνατότητα να συμβάλει ουσιαστικά στην κάλυψη των ενεργειακών αναγκών και στη μείωση της εξάρτησης από ορυκτά καύσιμα.

Οι μέθοδοι μετατροπής της βιομάζας διακρίνονται σε θερμοχημικές (ξηρές) και βιοχημικές (υγρές). Οι θερμοχημικές διεργασίες περιλαμβάνουν την πυρόλυση, την άμεση καύση, την αεριοποίηση και την υδρογονοδιάσπαση, ενώ οι βιοχημικές βασίζονται σε μικροβιακές διεργασίες, όπως η αναερόβια χώνευση, για την παραγωγή βιοαερίου ή υγρών βιοκαυσίμων [8].

Η βιομάζα είναι αποτέλεσμα της φωτοσυνθετικής δραστηριότητας, κατά την οποία τα φυτά δεσμεύουν ηλιακή ενέργεια μετατρέποντάς την σε χημική. Καθώς το διοξείδιο του άνθρακα (CO₂) που εκλύεται κατά την καύση έχει προηγουμένως απορροφηθεί, η αξιοποίησή της θεωρείται κλιματικά ουδέτερη και επομένως ανανεώσιμη.

1.1.6 Υβριδικά Συστήματα

Τα υβριδικά συστήματα ανανεώσιμων πηγών ενέργειας συνδυάζουν περισσότερες από μία μορφές ΑΠΕ, όπως ηλιακή και αιολική ενέργεια, συχνά σε συνδυασμό με συστήματα αποθήκευσης (μπαταρίες) ή και εφεδρικές συμβατικές μονάδες. Η προσέγγιση αυτή προσφέρει αυξημένη αξιοπιστία και ευελιξία στην κάλυψη ενεργειακών αναγκών, ιδίως σε απομονωμένες ή μη διασυνδεδεμένες περιοχές, όπως τα νησιά. Σύμφωνα με τον Katsivelakis et al. [9], η ανάλυση ενός αυτόνομου υβριδικού συστήματος για τη Δονούσα ανέδειξε ότι τέτοια σχήματα μπορούν να μειώσουν σημαντικά το κόστος παραγωγής, να εξασφαλίσουν αξιόπιστη τροφοδοσία και να επιτύχουν υψηλή διείσδυση ΑΠΕ, μειώνοντας παράλληλα την εξάρτηση από ορυκτά καύσιμα[9].

Συμπερασματικά, η ανάπτυξη και αξιοποίηση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας αποτελεί σήμερα αναπόσπαστο κομμάτι της στρατηγικής για ενεργειακή ασφάλεια, βιώσιμη ανάπτυξη και κλιματική ουδετερότητα. Κάθε μορφή ανανεώσιμης πηγής ενέργειας παρουσιάζει ιδιαίτερα χαρακτηριστικά και προκλήσεις, η ηλιακή ενέργεια ξεχωρίζει για την αφθονία και τη διαθεσιμότητά της, η αιολική για το υψηλό δυναμικό αξιοποίησης σε περιοχές με ισχυρά αιολικά πεδία, η υδροηλεκτρική για την αξιοπιστία και τη δυνατότητα μεγάλης κλίμακας παραγωγής, η γεωθερμική για τη σταθερότητα της παραγωγής, και η βιομάζα για τον πολυδιάστατο ρόλο της στην κυκλική οικονομία.

Τα φωτοβολταϊκά συστήματα έχουν αναδειχθεί την τελευταία εικοσαετία ως η ταχύτερα αναπτυσσόμενη τεχνολογία ΑΠΕ σε παγκόσμιο επίπεδο. Η δυναμική αυτή αποτυπώνεται στην εντυπωσιακή αύξηση της εγκατεστημένης ισχύος διεθνώς αλλά και στην Ελλάδα, όπου οι κλιματικές συνθήκες προσφέρουν σημαντικό συγκριτικό πλεονέκτημα.

Με βάση τα παραπάνω, κρίνεται απαραίτητη η αναλυτική παρουσίαση των φωτοβολταϊκών συστημάτων, τόσο σε επίπεδο φυσικών αρχών όσο και τεχνολογικών εφαρμογών. Στην ενότητα που ακολουθεί, αναλύεται το φωτοβολταϊκό φαινόμενο και οι τεχνολογίες των φωτοβολταϊκών συστημάτων.

1.2 Φωτοβολταϊκά συστήματα

1.2.1 Φωτοβολταϊκό φαινόμενο

Η ηλιακή ακτινοβολία που προσπίπτει σε ένα υλικό μπορεί να ανακλαστεί, να διαπεράσει την επιφάνειά του ή να απορροφηθεί, μετατρέπόμενη συνήθως σε θερμότητα. Ορισμένα

υλικά, ωστόσο, έχουν την ιδιότητα να μετατρέπουν την ενέργεια των φωτονίων σε ηλεκτρική ενέργεια. Σε αυτή τη διαδικασία, τα φωτόνια μεταβιβάζουν την ενέργειά τους σε ηλεκτρόνια του υλικού, σύμφωνα με τις αρχές διατήρησης της ενέργειας και της ορμής. Τα διεγερμένα ηλεκτρόνια απελευθερώνονται από τις θέσεις τους και κινούνται μέσα στον κρυσταλλικό πλέγμα, δημιουργώντας ηλεκτρικό ρεύμα. Το φαινόμενο αυτό είναι γνωστό ως φωτοβολταϊκό φαινόμενο [10, 11]. Αυτά τα υλικά που έχουν ένα κενό ζώνης ενέργειας μεταξύ της ζώνης αγωγιμότητας και της ζώνης σθένους ονομάζονται ημιαγωγοί. Η ζώνη σθένους είναι το ενεργειακό επίπεδο στο οποίο τα ηλεκτρόνια δεσμεύονται να φιλοξενήσουν άτομα, ενώ η ζώνη αγωγιμότητας είναι το ενεργειακό επίπεδο των ηλεκτρονίων που λαμβάνονται από μια εξωτερική πηγή προκαλώντας τα να μην συνδέονται πλέον με το άτομο ξενιστή. Στην απόλυτη μηδενική θερμοκρασία κανένα ηλεκτρόνιο δεν βρίσκεται στη ζώνη αγωγιμότητας. Καθώς η θερμοκρασία ανεβαίνει, μερικά ηλεκτρόνια λαμβάνουν ενέργεια και ανεβαίνουν από τη ζώνη σθένους στη ζώνη αγωγιμότητας, δημιουργώντας ένα ζεύγος ενεργειακών οπών (EHP). Εάν η ενέργεια του προσπίπτοντος φωτονίου είναι μεγαλύτερη από το κενό ζώνης ενέργειας του ημιαγωγού, η ενέργεια φωτονίων θα απορροφηθεί και θα παραχθεί EHP. Το υπόλοιπο της διαφοράς μεταξύ της ενέργειας φωτονίων και του χάσματος ζώνης διαχέεται σε θερμότητα.

Οι ημιαγωγοί ταξινομούνται σε δύο ομάδες, τους ημιαγωγούς άμεσου χάσματος ζώνης και τους ημιαγωγούς έμμεσου χάσματος ζώνης. Ένα υλικό άμεσου διακένου ζώνης μπορεί να είναι αρκετές φορές λεπτότερο από τα έμμεσα κενά ζώνης, ενώ εξακολουθεί να είναι ικανό να απορροφά σημαντική ποσότητα προσπίπτουσας ακτινοβολίας [10-12]. Υπάρχει ένα ηλεκτρικό πεδίο σε υλικά ημιαγωγών στο οποίο μπορούν να παρασυρθούν τα απελευθερωμένα ηλεκτρόνια. Η δύναμη που προκαλείται από αυτό το ηλεκτρικό πεδίο οδηγεί τα ηλεκτρόνια να ταξιδεύουν στην n-πλευρά της διασταύρωσης, ενώ οι οπές στην p-πλευρά της. Η προσθήκη ορισμένων υλικών μέσω ντόπινγκ αναζωογονεί το ηλεκτρικό πεδίο. Για περισσότερη διευκρίνιση, για παράδειγμα, ο φώσφορος δίνει ηλεκτρόνιο στο πυρίτιο και το βόριο προσθέτει οπές δημιουργώντας πυρίτιο τύπου n και p αντίστοιχα. Το ρεύμα από p-side σε n-side μέσω εξωτερικού καλωδίου εξαρτάται από τον αριθμό των EHP που παράγονται στη διασταύρωση. Αυτό το ρεύμα ονομάζεται Photo Current. Για να μεγιστοποιηθεί το φωτογραφικό ρεύμα, θα πρέπει να αυξηθεί ο αριθμός των φωτονίων που απορροφώνται είτε στην ίδια τη διασταύρωση είτε στο μήκος διάχυσης [10, 13].

1.2.2 Τεχνολογίες Φωτοβολταϊκών γεννητριών

Οι τεχνολογίες φωτοβολταϊκών γεννητριών διαδραματίζουν κεντρικό ρόλο στη μετατροπή της ηλιακής ενέργειας σε ηλεκτρική ενέργεια. Διάφορες τεχνολογίες έχουν αναπτυχθεί για να αξιοποιήσουν το φωτοβολταϊκό φαινόμενο και να παράγουν ενέργεια αποτελεσματικά. Αυτές οι τεχνολογίες περιλαμβάνουν μια σειρά υλικών, δομών και σχεδίων, το καθένα με τα μοναδικά πλεονεκτήματα και περιορισμούς του.

- **Ηλιακά κύτταρα κρυσταλλικού πυριτίου**

Οι ηλιακές κυψέλες κρυσταλλικού πυριτίου είναι η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη φωτοβολταϊκή τεχνολογία. Βασίζονται στις ιδιότητες του κρυσταλλικού πυριτίου, ενός υλικού ημιαγωγών. Τα κρυσταλλικά κύτταρα πυριτίου κατηγοριοποιούνται σε μονοκρυσταλλικούς και πολυκρυσταλλικούς τύπους. Τα μονοκρυσταλλικά κύτταρα κατασκευάζονται από μία κρυσταλλική δομή, προσφέροντας υψηλότερη απόδοση λόγω μειωμένου ανασυνδυασμού ηλεκτρονίων. Τα πολυκρυσταλλικά κύτταρα, από την άλλη πλευρά, αποτελούνται από πολλαπλούς κρυσταλλικούς κόκκους, καθιστώντας τα πιο οικονομικά αποδοτικά στην παραγωγή. Ωστόσο, η αποτελεσματικότητά τους είναι ελαφρώς χαμηλότερη σε σύγκριση με τα μονοκρυσταλλικά κύτταρα.

- **Ηλιακές κυψέλες λεπτού υμενίου**

Οι ηλιακές κυψέλες λεπτού υμενίου χρησιμοποιούν στρώματα ημιαγωγών πάχους μόνο λίγων μικρομέτρων. Αυτά τα κύτταρα μπορούν να κατασκευαστούν χρησιμοποιώντας διάφορα υλικά, όπως άμορφο πυρίτιο (a-Si), τελλουριούχο κάδμιο (CdTe) και σεληνιούχο γάλιο ινδίου χαλκού (CIGS). Οι τεχνολογίες λεπτού υμενίου προσφέρουν πλεονεκτήματα όσον αφορά το ελαφρύ βάρος και την ευελιξία, επιτρέποντας την ενσωμάτωσή τους σε μη συμβατικές εφαρμογές και δομικά υλικά.

- **Ηλιακές κυψέλες περοβσκίτη**

Οι ηλιακές κυψέλες περοβσκίτη είναι μια ταχέως εξελισσόμενη τεχνολογία που υπόσχεται πολλά για την επίτευξη υψηλής απόδοσης με χαμηλότερο κόστος κατασκευής. Τα υλικά περοβσκίτη έχουν μοναδική κρυσταλλική δομή που μπορεί να ρυθμιστεί για βέλτιστη απορρόφηση φωτός. Ενώ βρίσκονται ακόμη υπό ανάπτυξη, οι ηλιακές κυψέλες περοβσκίτη έχουν επιδείξει αξιοσημείωτες βελτιώσεις απόδοσης σε σύντομο χρονικό διάστημα.

- **Ηλιακές κυψέλες πολλαπλών συνδέσεων**

Οι ηλιακές κυψέλες πολλαπλών συνδέσεων έχουν σχεδιαστεί για να απορροφούν διαφορετικά τμήματα του ηλιακού φάσματος στοιβάζοντας πολλαπλά στρώματα ημιαγωγών με διαφορετικά κενά ζώνης. Αυτή η τεχνολογία είναι ιδιαίτερα κατάλληλη για συγκεντρωμένα φωτοβολταϊκά συστήματα (CPV), όπου το φως του ήλιου εστιάζεται σε μικρές κυψέλες. Οι κυψέλες πολλαπλής σύνδεσης προσφέρουν υψηλή απόδοση αλλά χρησιμοποιούνται κυρίως σε εξειδικευμένες εφαρμογές λόγω της πολυπλοκότητας και του κόστους τους.

Καθώς η έρευνα και η τεχνολογική εξέλιξη στον τομέα των φωτοβολταϊκών συστημάτων προχωρούν με ταχείς ρυθμούς, καταγράφονται βελτιώσεις που αφορούν την απόδοση μετατροπής και το κόστος παραγωγής. Η ενσωμάτωση καινοτόμων υλικών, η εξέλιξη νέων αρχιτεκτονικών στοιχείων και η βελτιστοποίηση των μεθόδων κατασκευής συμβάλλουν στη σταδιακή εξέλιξη της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Παράλληλα, η μεγαλύτερη προσαρμοστικότητα των συστημάτων επιτρέπει την εγκατάστασή τους σε ευρύτερο φάσμα εφαρμογών, από μικρές οικιακές μονάδες μέχρι μεγάλης κλίμακας φωτοβολταϊκά πάρκα, αλλά και σε υβριδικά συστήματα σε συνδυασμό με άλλες μορφές πηγών. Ως αποτέλεσμα, η μετατροπή της ηλιακής ενέργειας σε ηλεκτρική αναμένεται να αποκτήσει πρωταγωνιστικό ρόλο στην ενεργειακή μετάβαση, διευρύνοντας το φάσμα των εφαρμογών της τόσο σε ανεπτυγμένες όσο και σε αναπτυσσόμενες περιοχές.

1.2.3 Συνθήκες αναφοράς

Τα χαρακτηριστικά ενός φωτοβολταϊκού πλαισίου είναι τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά του, η απόκριση του στο ηλιακό φάσμα και η θερμοκρασιακή του συμπεριφορά. Για να είναι συγκρίσιμα τα χαρακτηριστικά των φωτοβολταϊκών πλαισίων όλα μετρούνται στις πρότυπες συνθήκες που έχουν θεσπιστεί (STC) και αφορούν σε:

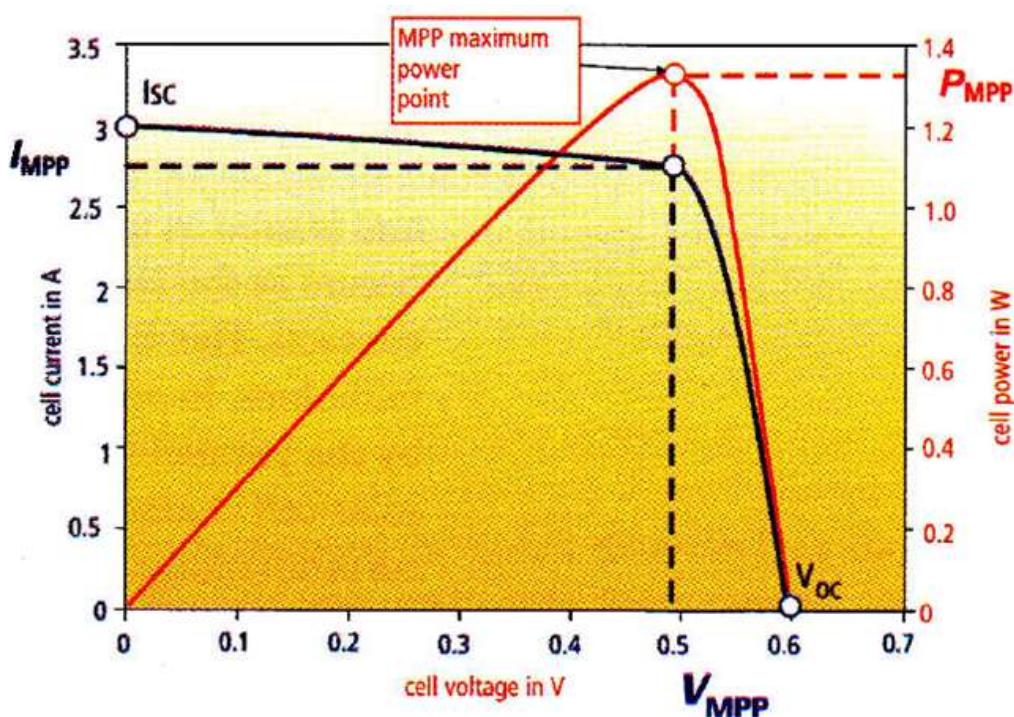
- Προσπίπτουσα ακτινοβολία: 1000W/m^2
- Θερμοκρασία πλαισίου: 25°C
- Ηλιακό φάσμα: AM1.5 σύμφωνα με το πρότυπο IEC 60904-3

Τα κυριότερα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά ενός φωτοβολταϊκού πλαισίου είναι το ρεύμα βραχυκύκλωσης, τάση ανοικτού κυκλώματος, το μέγιστο ρεύμα και η μέγιστη τάση λειτουργίας και η ονομαστική του ισχύς.

Στην Εικόνα 1.1 παρουσιάζονται τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά μίας φωτοβολταϊκής κυψέλης μέσω της χαρακτηριστικής καμπύλης ρεύματος-τάσης (I-V) και της αντίστοιχης

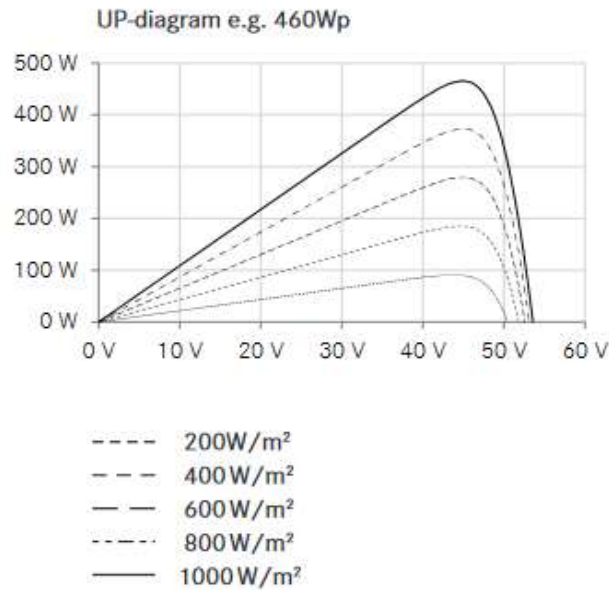
καμπύλης ισχύος-τάσης (P-V). Η καμπύλη αναδεικνύει το σημείο μέγιστης ισχύος (Maximum Power Point – MPP), το οποίο αντιστοιχεί στον βέλτιστο συνδυασμό τάσης και ρεύματος για τη μέγιστη απόδοση της κυψέλης [14].

Στην Εικόνα 1.2 παρουσιάζεται η καμπύλη λειτουργίας P-I φωτοβολταϊκού πλαισίου ισχύος 460 W της εταιρείας Luxor (ECO LINE HJT GLASS-GLASS HC BIFACIAL M144 / 460–480 W, WHITE MESH, 2024). Η γραφική απεικόνιση δίνεται για διαφορετικές τιμές προσπίπτουσας ηλιακής ακτινοβολίας (200–1000 W/m²). Παρατηρείται ότι η μείωση της ακτινοβολίας οδηγεί σε αντίστοιχη μείωση της παραγόμενης ισχύος, αναδεικνύοντας την άμεση εξάρτηση της απόδοσης των ΦΒ πλαισίων από τις συνθήκες ακτινοβολήσης [15].



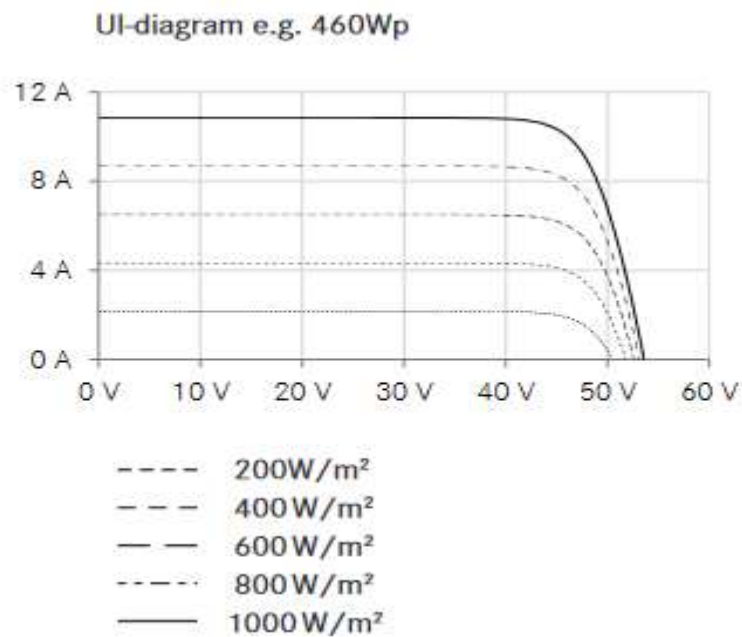
Εικόνα 1.1: Ηλεκτρικά χαρακτηριστικά φωτοβολταϊκής κυψέλης. Χαρακτηριστική ρεύματος τάσης και καμπύλη ισχύος ρεύματος [14].

Ένα ακόμα σημαντικό χαρακτηριστικό ενός φωτοβολταϊκού πλαισίου είναι η συμπεριφορά του σε διάφορες τιμές της ηλιακής ακτινοβολίας το οποίο συνήθως δίνεται από το κατασκευαστή του. Στην Εικόνα 1.3 απεικονίζει την συμπεριφορά ενός φωτοβολταϊκού πλαισίου της εταιρείας Luxor.



Εικόνα 1.2: Καμπύλη λειτουργίας P-I του ΦΒ πλαισίου της εταιρείας Luxor ισχύος 460W(ECO LINE HJT GLASS-GLASS HC BIFACIAL M144 / 460-480 W, WHITE MESH) (2024).

Η καμπύλη δίνεται για διαφορετικές τιμές της ηλιακής ακτινοβολίας [15].



Εικόνα 1.3: Καμπύλη λειτουργίας V-I του ΦΒ πλαισίου της εταιρείας Luxor ισχύος 460W(ECO LINE HJT GLASS-GLASS HC BIFACIAL M144 / 460-480 W, WHITE MESH) (2024).

Η καμπύλη δίνεται για διαφορετικές τιμές της ηλιακής ακτινοβολίας [15].

1.2.4 Παράγοντες που επηρεάζουν την αποδοτικότητα των φωτοβολταϊκών συστημάτων

Η ενεργειακή συμπεριφορά των φωτοβολταϊκών συστημάτων επηρεάζεται τόσο από τις ιδιότητες των υλικών και την τεχνολογία των κυψελών, όσο και από εξωτερικούς παράγοντες του περιβάλλοντος. Η κατανόηση αυτών των παραμέτρων είναι ουσιώδης για την ακριβή εκτίμηση και τη βελτιστοποίηση της απόδοσης και αναλύονται κάτωθι:

- **Ηλιακή ακτινοβολία & φάσμα**

Η μεταβλητότητα της οριζόντιας και κεκλιμένης ακτινοβολίας, καθώς και οι φασματικές μεταβολές (ατμοσφαιρικές συνθήκες), καθορίζουν το ρεύμα βραχυκύκλωσης και την ενεργειακή παραγωγή [16].

- **Θερμοκρασία κυψελών**

Η αύξηση θερμοκρασίας μειώνει την τάση ανοιχτού κυκλώματος Voc και την απόδοση [17].

- **Σκόνη/ρύπανση (soiling)**

Απώλειες από ρύπους/σκόνη μπορεί να φτάνουν διψήφια ποσοστά και να συσσωρεύονται ημερησίως ανάλογα με περιβάλλον–κλίμα–κλίση [18].

- **Μερική σκίαση**

Προκαλεί πολλαπλά τοπικά μέγιστα, hotspots και έντονες απώλειες σε κλασικές series-parallel διατάξεις [19].

- **Απόδοση inverter**

Οι απώλειες μετατροπέα και η σωστή διαστασιολόγηση Inverter – string ΦΒ πλαισίων [20].

- **Γήρανση/υποβάθμιση**

Φαινόμενα όπως PID, discoloration/encapsulant aging και μηχανικές βλάβες μειώνουν την απόδοση στο χρόνο [21].

- **Σχεδιασμός, προσανατολισμός, κλίση & BIPV ιδιαιτερότητες**

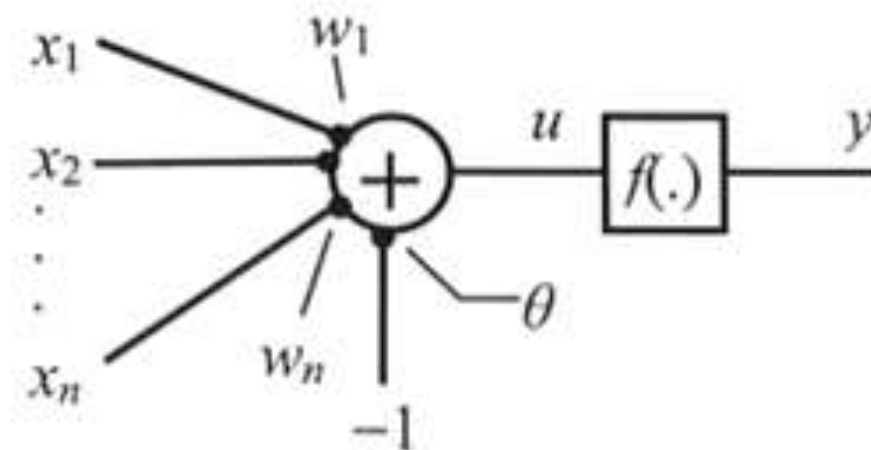
Στα BIPV, αρχιτεκτονικοί περιορισμοί, σκιάσεις από κέλυφος και θερμικά/αισθητικά κριτήρια απαιτούν διαφορετικές στρατηγικές διαμόρφωσης και ελέγχου [22].

- **Ακραία καιρικά φαινόμενα & χιόνι**
Βροχή/χιόνι μπορεί προκαλέσει απώλειες ή ζημιές [23].

Κεφάλαιο 2 Νευρωνικά Δίκτυα

Νευρωνικό δίκτυο ονομάζεται ένα κύκλωμα διασυνδεδεμένων μονάδων επεξεργασίας που ονομάζουμε Νευρώνες. Είναι εμπνευσμένο από το ανθρώπινο Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ), το οποίο προσπαθεί να προσομοιώσει.

Το νευρωνικό δίκτυο ονομάζεται δίκτυο καθώς αποτελείται από υπολογιστικούς κόμβους που συνδέονται μεταξύ τους. Κάθε υπολογιστικός κόμβος δέχεται ένα σύνολο αριθμητικών εισόδων (από άλλους νευρώνες είτε από κάποια άλλη είσοδος), εκτελεί έναν υπολογισμό με βάση αυτές τις εισόδους και παράγει μία έξοδο. Στην Εικόνα 2.1 απεικονίζεται ένας τυπικός μη γραμμικός νευρώνας.



Εικόνα 2.1: Το μοντέλο των McCulloch και Pitts για το νευρώνα [24].

Ο νευρώνας αποτελείται από:

- Ένα σύνολο συνάψεων $x_1, x_2, \dots, x_m$ και η καθεμία έχει το δικό της βάρος $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$
- Έναν αθροιστή όπου αθροίζει τα σήματα σταθμισμένα με το βάρος τους
- Μια συνάρτηση ενεργοποίησης για το περιορισμό του σήματος εξόδου του νευρώνα

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k)$$

Η έξοδος από αυτόν τον κόμβο μπορεί είτε να αποτελέσει μέρος της συνολικής εξόδου του ΤΝΔ είτε να διοχετευτεί σε άλλους κόμβους. Γενικώς, παρότι δεν είναι υποχρεωτική η διάκριση αυτή, θεωρούμε πως υπάρχουν τριών ειδών νευρώνες:

1. Οι νευρώνες εισόδου, των οποίων η εργασία είναι να διοχετεύσουν στους υπολογιστικούς νευρώνες την είσοδο του προβλήματος (π.χ. πρότυπα).
2. Οι νευρώνες εξόδου, χρησιμοποιούνται για να παρουσιάσουν στο περιβάλλον την απάντηση του ΤΝΔ σε κάποιο πρόβλημα, όπως για παράδειγμα την εκτίμηση της κατηγορίας ενός προβλήματος κατηγοριοποίησης.
3. Οι υπολογιστικοί νευρώνες ή κρυμμένοι νευρώνες, οι οποίοι πολλαπλασιάζουν κάθε είσοδό που δέχονται από νευρώνες εισόδου ή από άλλους νευρώνες επεξεργασίας με μια τιμή συσχετισμένη με αυτούς που ονομάζεται βάρος. Το συνολικό αποτέλεσμα εισάγεται σε μια συνάρτηση που θα ονομάζουμε συνάρτηση ενεργοποίησης και είτε παρουσιάζεται στην έξοδο είτε δίδεται σε κάποιον άλλο νευρώνα επεξεργασίας.

Τα κύρια χαρακτηριστικά διαφοροποίησης δικτύων:

- Ροή πληροφορίας. Στα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (Feedforward): η πληροφορία κινείται μόνο από την είσοδο → έξοδο για παράδειγμα Multi-Layer Perceptron (MLP), Radial Basis Function (RBF). Αντίστοιχα τα αναδρομικά (Recurrent) έχουν βρόχους/μνήμη και επεξεργάζονται ακολουθίες π.χ. Recurrent Neural Networks (RNN), Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), Nonlinear Autoregressive eXogenous (NARX).
- Τύπος συναρτήσεων ενεργοποίησης (Sigmoid, tanh, ReLU, radial basis functions)
- Αρχιτεκτονική που σχετίζεται με τον αριθμό των στρωμάτων (λίγα στρώματα vs πολλά στρώματα) και την οργάνωση: συνελκτικά (Convolutional Neural Networks - CNNs), αναδρομικά (RNNs).
- Τρόπος εκπαίδευσης, χρήση αλγορίθμου Backpropagation (τυπικά σε MLPs, CNNs, RNNs), αναλυτική λύση (Extreme Learning machine – ELM) ή Εξελικτικοί αλγόριθμοι ή reinforcement learning σε ειδικές περιπτώσεις.
- Τύπος δεδομένων που στοχεύουν όπως στατικά δεδομένα (πίνακες, κλασική ταξινόμηση/παλινδρόμηση), δεδομένα με χωρική δομή (εικόνες, σήματα → CNNs) και δεδομένα με χρονική/σειριακή δομή (κειμένου, ομιλία, χρονοσειρές → RNNs).
- Συνδυασμοί / Υβριδικότητα όπως τα Νευρο-ασαφή (Neuro-Fuzzy), Νευρο-εξελικτικά ή Νευρωνικά & Support Vector Machine (SVM) / στατιστικά μοντέλα.

2.1 Δίκτυα πρόσθιας καθοδήγησης

Τα δίκτυα πρόσθιας καθοδήγησης (feedforward) είναι η απλούστερη μορφή νευρωνικών δικτύων. Η ροή πληροφορίας οδηγείται μόνο προς τα εμπρός, από την είσοδο στα κρυφά στρώματα (layers) και έπειτα στην έξοδο.

2.1.1 Δίκτυα perceptron

Το Perceptron αποτελεί την απλούστερη μορφή νευρωνικού δικτύου και χρησιμοποιεί την γραμμική ταξινόμηση διαχωριζόμενων προτύπων. Αποτελείται από ένα επίπεδο υπολογιστικών νευρώνων που ακολουθούν το μοντέλο McCulloch–Pitts. Το Perceptron είναι το πιο βασικό μοντέλο τεχνητού νευρωνικού δικτύου και θεωρείται το "δομικό στοιχείο" για πιο σύνθετα δίκτυα. Προτάθηκε το 1958 από τον Frank Rosenblatt.

Δομή perceptron:

Ένα perceptron αποτελείται από:

- Εισόδους (inputs) – $x_1, x_2, \dots, x_n$
- Βάρη (weights) – $w_1, w_2, \dots, w_n$, που καθορίζουν τη σημασία κάθε εισόδου
- Συνάρτηση αθροίσματος – Υπολογίζει το

$$z = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b$$

όπου b είναι η μεροληψία (bias).

- Συνάρτηση ενεργοποίησης – Εφαρμόζεται στο z και αποφασίζει την έξοδο. Στο κλασικό perceptron είναι βηματική (step function)

$$y = \begin{cases} 1, & \text{αν } z \geq 0 \\ 0, & \text{αν } z < 0 \end{cases}$$

Το perceptron παίρνει τις εισόδους, τις πολλαπλασιάζει με τα βάρη, προσθέτει το bias, και μέσω της συνάρτησης ενεργοποίησης δίνει μια δυαδική απόφαση (0 ή 1). Η εκπαίδευση γίνεται με κανόνα διόρθωσης λαθών: αν η έξοδος είναι λάθος, τα βάρη τροποποιούνται αναλογικά με το σφάλμα. Για πιο πολύπλοκα προβλήματα χρειάζονται πολυεπίπεδα perceptrons (MLPs) με μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης.

2.1.2 Δίκτυο perceptron πολλών στρωμάτων

Το πολυεπίπεδο perceptron (Multi-Layer Perceptron - MLP) αποτελεί ένα από τα συνήθη εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα. Το MLP αποτελείται από πολλαπλά επίπεδα, όπως απεικονίζονται στην Εικόνα 2.2, το επίπεδο εισόδου, τα κρυφά επίπεδα και το επίπεδο εξόδου, όπου κάθε επίπεδο περιέχει ένα σύνολο στοιχείων perceptron, γνωστών ως νευρώνες. Στις αλληλεπιδράσεις, κάθε κόμβος εμφανίζει μια συγκεκριμένη ποσότητα μεροληψίας (bias) [25].

Τα βασικά του χαρακτηριστικά είναι τα εξής:

- Το επίπεδο εισόδου (input layer) περιέχει n μεταβλητές εισόδου $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$

- Κρυφά στρώματα (hidden layers): επεξεργάζονται τα δεδομένα με μη γραμμικούς μετασχηματισμούς.
- Έξοδος (output layer): παράγει το τελικό αποτέλεσμα, περιέχει m μεταβλητές εξόδου
- $Y=[y_1, y_2, \dots, y_n]$ (π.χ. κατηγοριοποίηση, πρόβλεψη).
- Κάθε νευρώνας υπολογίζει ένα σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων του και εφαρμόζει μια μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης (π.χ. sigmoid, ReLU, tanh).
- Χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο backpropagation για την εκπαίδευση: υπολογίζεται το σφάλμα εξόδου και αναπροσαρμόζονται τα βάρη με τη μέθοδο της καθοδικής κλίσης (gradient descent).

Η πιο διαδεδομένη μέθοδος εκπαίδευσης πολυεπίπεδων perceptrons (MLP) και γενικότερα νευρωνικών δικτύων είναι ο αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης (backpropagation). Ονομάζεται οπίσθιας διάδοσής (back propagation) γιατί το σφάλμα διαδίδεται προς τα πίσω από το στρώμα εξόδου προς τα κρυφά στρώματα. Πρόκειται για μια μέθοδο υπολογισμού των παραγώγων (gradients) του σφάλματος ως προς τα βάρη του δικτύου, με βάση τον κανόνα αλυσίδας στη διαφορική ανάλυση. Ο στόχος είναι να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση κόστους (loss function), συνήθως με μέθοδο καθοδικής κλίσης (gradient descent). Η επιλογή της συνάρτησης κόστους εξαρτάται από το εκάστοτε πρόβλημα, συνήθως χρησιμοποιείται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) σε προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών και η cross-entropy σε προβλήματα ταξινόμησης [26].

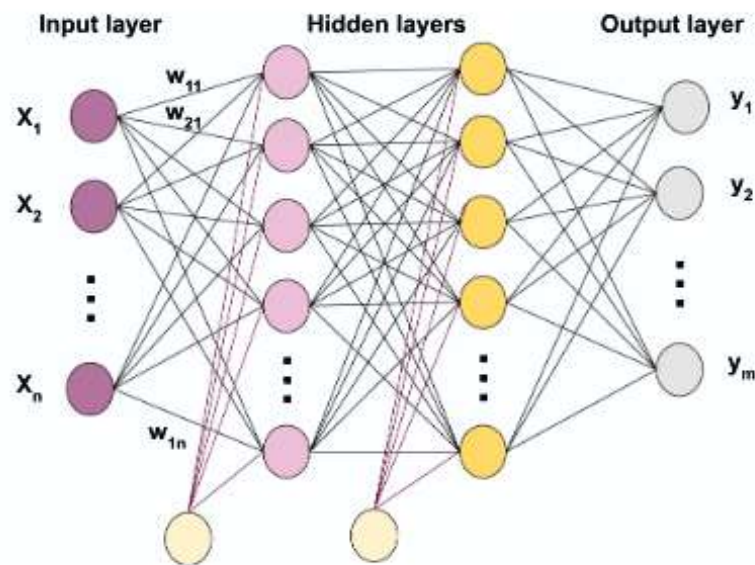
Ο αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης (back propagation) συνοψίζεται παρακάτω [27]:

1. αρχικοποίηση των βαρών του δικτύου
2. παρουσίαση του πρώτου διανύσματος εισόδου, από τα δεδομένα εκπαίδευσης, στο δίκτυο
3. προώθηση του διανύσματος εισόδου μέσω του δικτύου για την απόκτηση εξόδου,
4. υπολογισμός του σήματος σφάλματος συγκρίνοντας την πραγματική έξοδο με την επιθυμητή (στόχο),
5. οπίσθια διάδοση του σήματος σφάλματος μέσα στο δίκτυο,
6. προσαρμογή των βαρών ώστε να ελαχιστοποιηθεί το συνολικό σφάλμα,
7. επανάληψη των βημάτων 2–7 με το επόμενο διάνυσμα εισόδου, έως ότου το συνολικό σφάλμα γίνει ικανοποιητικά μικρό.

Τα δίκτυα MLP βρίσκουν εφαρμογές στους κάτωθι τομείς:

- Μετεωρολογία, παρουσιάζοντας μελέτες περίπτωσης και εμπειρικές χρήσεις του σε προβλέψεις καιρού και κλιματικών μοντέλων [27],
- Ιατρική, όραση, ομιλία, και άλλα πεδία [28, 29],
- Πρόβλεψη ηλιακής ακτινοβολίας [30],

- Γεωργία, παραμέτροι εδάφους μέσω remote sensing [31]
- Πρόβλεψη φαινομένων σε αστικές ραδιοπεριβάλλουσες κυψελωτών δικτύων τηλεπικοινωνιών — π.χ. σήματος, επίπεδα διακύμανση [32],
- Βιομηχανία / Υλικά, Ταξινόμηση κατάστασης κεραμικών μονωτήρων με υπερηχητικά σήματα [33],
- Ψυχολογία, Πρόβλεψη άγχους και κατάθλιψης μέσω καρδιολογικών δεδομένων [34],
- Ασφάλεια Δικτύων [35]



Εικόνα 2.2: Απεικόνιση δικτύου πολυεπίπεδου perceptron (MLP) [25].

2.1.3 Δίκτυο συναρτήσεων βάσης ακτινικού τύπου

Ένα δίκτυο συναρτήσεων βάσης ακτινικού τύπου (Radial Basis Function Network - RBFN) είναι ένα τεχνητό δίκτυο του οποίου η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι μια συνάρτηση βάσης ακτινικού τύπου. Η έξοδος του δικτύου είναι ένας συνδυασμός συναρτήσεων βάσης ακτινικού τύπου των εισόδων και των παραμέτρων των νευρώνων του. Ένα δίκτυο RBF περιέχει τρία επίπεδα:

- ένα επίπεδο εισόδου,
- ένα κρυφό επίπεδο με μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης RBF,
- και ένα γραμμικό επίπεδο εξόδου [66].

Σημαντικό θεωρητικό αποτέλεσμα είναι ότι τα RBFN αποτελούν καθολικούς προσεγγιστές (universal approximators) υπό κατάλληλες συνθήκες [67].

Αναλυτικά τα επίπεδα του δικτύου:

- **Επίπεδο εισόδου:** απλώς διαβιβαζόμενα δεδομένα

- **Κρυφό επίπεδο:** νευρώνες με radial basis functions (π.χ. Gaussian) ως ενεργοποιητική συνάρτηση ενεργοποίησης. Κάθε νευρώνας αντιστοιχεί σε ένα κέντρο και έχει εύρος βελτιστοποιημένο κατά την εκπαίδευση.

Η έξοδος του j νευρώνα είναι:

$$\varphi_j(x) = \exp(-b_i \|x - c_i\|^2)$$

- **Επίπεδο εξόδου:** εκτελεί γραμμικό συνδυασμό των ενεργοποιήσεων του κρυφού επιπέδου:

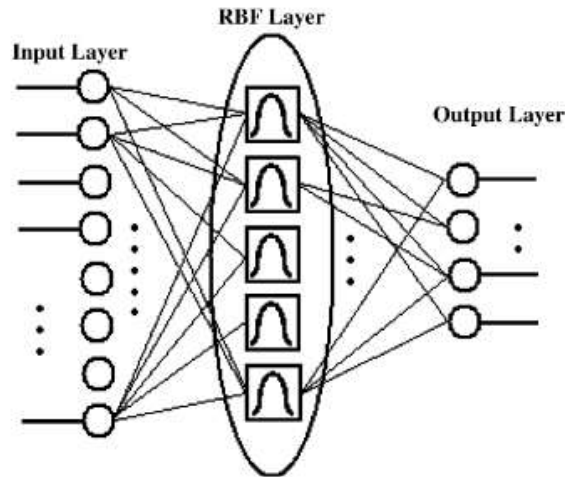
$$y(x) = \exp\left(\sum_j -a_i \rho \|x - c_i\|\right)$$

όπου τα βάρη a_i [57].

Η δομή αυτή επιτρέπει στα RBFN να λειτουργούν ως καθολικοί προσεγγιστές (universal approximators) και να παρέχουν την δυνατότητα να προσεγγίσουν οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση σε κλειστό και περιορισμένο σύνολο εισόδων, με επαρκή αριθμό κρυφών νευρώνων. Το δεύτερο επίπεδο, το κρυφό επίπεδο, πραγματοποιεί έναν μη γραμμικό μετασχηματισμό από τον χώρο εισόδου σε έναν χώρο υψηλότερης διάστασης χρησιμοποιώντας μια Γκαουσιανή ή κάποια άλλη συνάρτηση πυρήνα (kernel function). Το τελικό επίπεδο εκτελεί έναν σταθμισμένο άθροισμα με γραμμική έξοδο. Στπαρουσιάζεται παράδειγμα αρχιτεκτονικής δικτύου συναρτήσεως βάσης ακτινικού τύπου.

Ενδεικτικά πεδία εφαρμογών των RBFNs παρουσιάζονται κάτωθι και στην Εικόνα 2.3:

- πρόβλεψη χαρακτηριστικών φωτοβολταϊκών συστημάτων [68],
- προσομοίωση και πρόβλεψη φυσικών συστημάτων, τα RBFNs χρησιμοποιούνται για τη μοντελοποίηση και πρόβλεψη σε διαδικασίες, πραγματοποιώντας ακριβείς εκτιμήσεις με υπολογιστικά οικονομικά μέσα [69],
- μηχανική, αξιολογήσεις επισημαίνουν την ανθεκτικότητα των RBFNs στον θόρυβο, την ευελιξία στην κατασκευή καθιστώντας τα ιδανικά για δυναμικά συστήματα ελέγχου [70],
- περιβαλλοντικά μοντέλα εκτίμησης εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα, CO_2 , συνδυάζοντας παραμέτρους οικονομικούς, κοινωνικούς και ενεργειακά δεδομένα, παρέχοντας αποδοτικές και μη γραμμικές λύσεις [71].



Εικόνα 2.3: Απεικόνιση δικτύου συναρτήσεων βάσης ακτινικού τύπου (RBFN) [72].

2.2 Επαναληπτικά νευρωνικά δίκτυα

Τα επαναληπτικά νευρωνικά δίκτυα (Recurrent Neural Networks – RNN) διαθέτουν εσωτερική μνήμη, γεγονός που τα καθιστά ικανά να επεξεργάζονται ακολουθίες δεδομένων. Χρησιμοποιούνται ευρέως σε εφαρμογές που αφορούν χρονικές σειρές, επεξεργασία φυσικής γλώσσας και αναγνώριση ομιλίας. Στις σημαντικότερες παραλλαγές τους περιλαμβάνονται:

- Long Short-Term Memory (LSTM)
- Gated Recurrent Unit (GRU).

2.2.1 Επαναληπτικά νευρωνικά δίκτυα ενός επιπέδου

Τα RNNs έχουν σχεδιαστεί για να επεξεργάζονται διαδοχικά δεδομένα, διατηρώντας μια κρυφή κατάσταση που συλλαμβάνει πληροφορίες από προηγούμενες εισόδους. Στην Εικόνα 2.4 απεικονίζεται η βασική αρχιτεκτονική τους, ένα RNN αποτελείται από ένα στρώμα εισόδου, ένα κρυφό στρώμα και ένα στρώμα εξόδου.

$$h_t = \sigma_h(W_{xh}x_t + W_{hh}h_t + b_h)$$

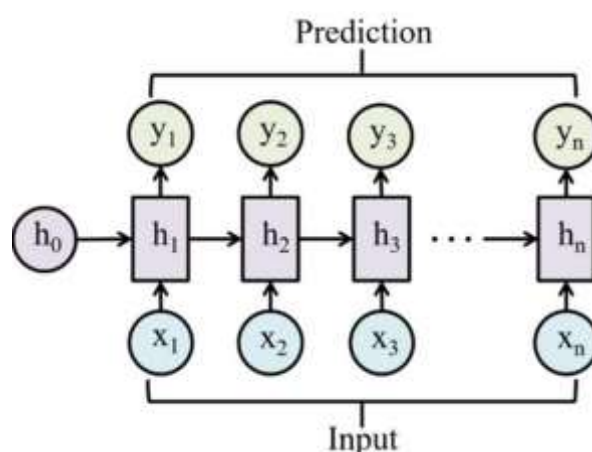
όπου W_{xh} είναι ο πίνακας βαρών μεταξύ του στρώματος εισόδου και του κρυφού στρώματος, W_{hh} είναι ο πίνακας βαρών για την επαναληπτική σύνδεση, b_h είναι το διάνυσμα μεροληψίας, και σ_h είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης, που συνήθως είναι η υπερβολική εφαπτομένη ($\tanh$) ή η ορθοκανονικοποιημένη γραμμική μονάδα (ReLU). Σε κάθε χρονικό βήμα, t , το RNN λαμβάνει ένα διάνυσμα εισόδου, x_t , και ενημερώνει την κρυφή του κατάσταση, h_t , χρησιμοποιώντας την παρακάτω εξίσωση:

$$y_t = \sigma_y(W_{hy}h_t + b_y)$$

Όπου W_{hy} είναι ο πίνακας βαρών μεταξύ του κρυφού στρώματος και του στρώματος εξόδου, b_y είναι το διάνυσμα μεροληψίας, και σ_y είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης για το στρώμα εξόδου [36].

Οι τομείς που βρίσκουν εφαρμογή τα RNN:

- Φυσική Γλώσσα & Συναίσθημα/Κριτικές: Γλωσσική μοντελοποίηση, ταξινόμηση συναισθήματος [37].
- Ομιλία/Ήχος: Αναγνώριση ομιλίας και ανίχνευση ήχων σε πραγματικό χρόνο [38].
- Χρονοσειρές & Πρόγνωση: Έλεγχος ανθεκτικότητας RNN σε πρόβλεψη χρονοσειρών, ειδικές αναθεωρήσεις για ακανόνιστες χρονοσειρές [39].
- Υγεία/Βιοϊατρικά σήματα: RNN για ανίχνευση ανωμαλιών σε αισθητήρες [40].
- Κινητικότητα/Κυκλοφορία: Ανασκόπηση χρήσης RNN στην πρόβλεψη κυκλοφορίας [41].
- Προγνωστική συντήρηση / RUL: Ανασκόπηση RNN για εκτίμηση υπολειπόμενης διάρκειας ζωής [42].
- Ανθρώπινη Δραστηριότητα: RNN πάνω σε μικροελεγκτές [43].



Εικόνα 2.4: Απεικόνιση επαναληπτικού δικτύου (RNN) [36].

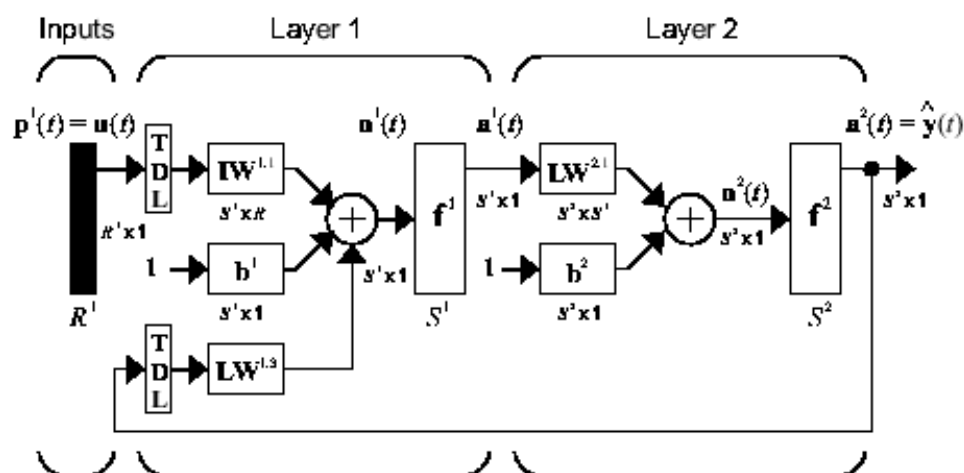
2.2.2 Αναδρομικά δυναμικά νευρωνικά δίκτυα

Τα αναδρομικά δυναμικά νευρωνικά δίκτυα (Nonlinear Autoregressive exogenous – NARX), διαθέτουν την ικανότητα να εκτελούν μη-γραμμική απεικόνιση ιδιαίτερα σε δυναμικά συστήματα όπου οι σχέσεις εισόδου–εξόδου δεν είναι καθορισμένες. Στην Εικόνα 2.5 απεικονίζεται η αρχιτεκτονική ενός δυναμικού νευρωνικού δικτύου. Τα δίκτυα NARXs αποτελούνται από δύο βασικές αρχιτεκτονικές:

- Series-parallel (open-loop): χρησιμοποιεί τις πραγματικές τιμές εξόδου ως εισροή στην επόμενη χρονική στιγμή (φάση εκπαίδευσης), διευκολύνοντας την εκπαίδευση με απλό MLP.
- MLP Parallel (closed-loop): χρησιμοποιεί τις προβλεπόμενες τιμές της εξόδου για ανατροφοδότηση, κατάλληλο για πρόβλεψη πολλών βημάτων σε μελλοντικό πλάνο (multi-step forecasting) [44].

$$y_{n+1} = F \begin{pmatrix} y(n) \dots y(n-q+1) \\ u(n) \dots u(n-q+1) \end{pmatrix}$$

Όπου F – κάποια μη γραμμική συνάρτηση με τα ορίσματα της, η οποία προσεγγίζεται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και q – μοναδιαία καθυστέρηση [45].



Εικόνα 2.5: Απεικόνιση αναδρομικού νευρωνικού δικτύου (NARX) [46].

Τα δίκτυα NARXs εφαρμόζονται σε:

- Προβλέψεις δυναμικών δομικών συστημάτων κατασκευές [47].
- Εφαρμογή στον συντελεστή εκφόρτισης (discharge coefficient) σε ρευστοδυναμικά προβλήματα [48].
- Πρόβλεψη παλιρροιακών επεισοδίων ("storm tide") στη Λίμνη της Βενετίας, ως εργαλείο διαχείρισης του συστήματος MoSE [49, 50].
- Πρόγνωση επιπέδου υπόγειου ύδατος: Σε σύγκριση με LSTM & CNN, τα NARX υπερέρχουν στο seq2val, ενώ είναι πιο αργά και λιγότερο σταθερά [51].
- Αυτόνομη πλοήγηση και navigation σε IoT εφαρμογές [52].
- Εφαρμογές στην ιατρική όπως ανίχνευση τραυμάτων από χημειοθεραπεία (thrombotoxic response) στην ιατρική πρόβλεψη [53].
- Καθορισμός εθνικών πολιτικών και προβλέψεις μακροοικονομικών δεικτών με NARX σε οικονομικά μοντέλα [54].
- Ανάλυση δυναμικής quadrotor, είναι ένα μη επανδρωμένο εναέριο όχημα (UAV) που χρησιμοποιεί τέσσερις έλικες για να παράγει άντωση και να ελέγχει την πτήση του με [55].

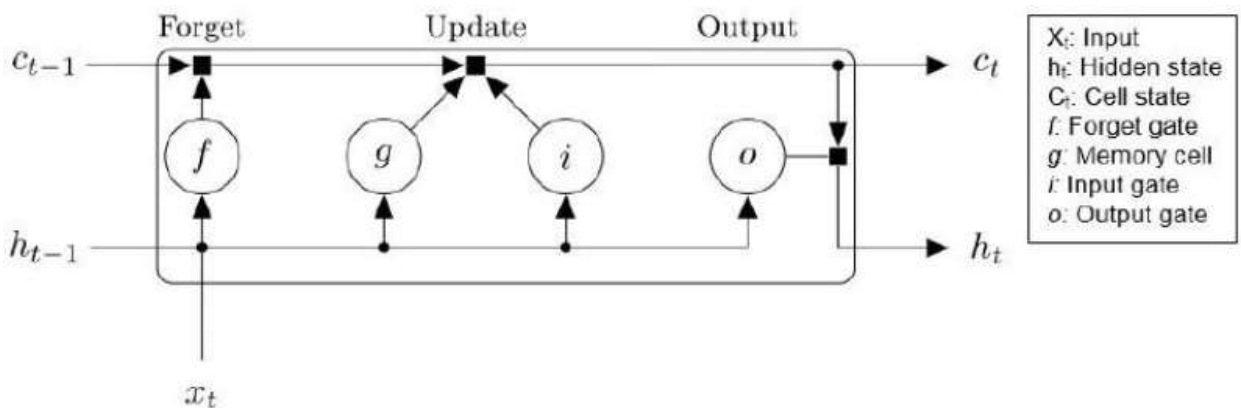
2.2.3 Δίκτυα μακράς βραχύχρονης μνήμης

Τα δίκτυα μακράς βραχύχρονης μνήμης (Long Short-Term Memory - LSTM) ανήκουν στην οικογένεια των επαναληπτικών νευρωνικών δικτύων (RNN), και σχεδιάστηκαν με σκοπό να ξεπεράσουν το πρόβλημα των εξαφανιζόμενων κλίσεων (vanishing gradient), επιτρέποντας την εκμάθηση μακροχρόνιων εξαρτήσεων σε ακολουθίες [56].

Ένα τυπικό LSTM cell περιλαμβάνει μια “κυψέλη μνήμης” (cell estate) και τρεις βασικές πύλες, όπως παρουσιάζεται στην Εικόνα 2.6 [57]:

- Forget gate: καθορίζει ποια πληροφορία θα διαγραφεί από το cell state.
- Input gate: επιλέγει ποιες νέες πληροφορίες θα αποθηκευτούν στο cell estate.
- Output gate: αποφασίζει ποιο τμήμα της κατάστασης του cell estate θα μεταβιβαστεί στην έξοδο [26].

Τα LSTM χρησιμοποιούν τις πρόσθετες πύλες ώστε να ελέγχουν τη ροή της πληροφορίας. Πέρα από την κρυφή κατάσταση στα παραδοσιακά RNNs, η αρχιτεκτονική ενός δικτύου LSTM έχει συνήθως ένα κελί μνήμης, πύλη εισόδου, πύλη εξόδου και πύλη λήθης. Οι πρόσθετες πύλες επιτρέπουν στο δίκτυο να μαθαίνει πιο αποτελεσματικά τις μακροπρόθεσμες σχέσεις στα δεδομένα [58].



Εικόνα 2.6: Απεικόνιση ενός δικτύου μακράς βραχύχρονης μνήμης (LSTM) [58].

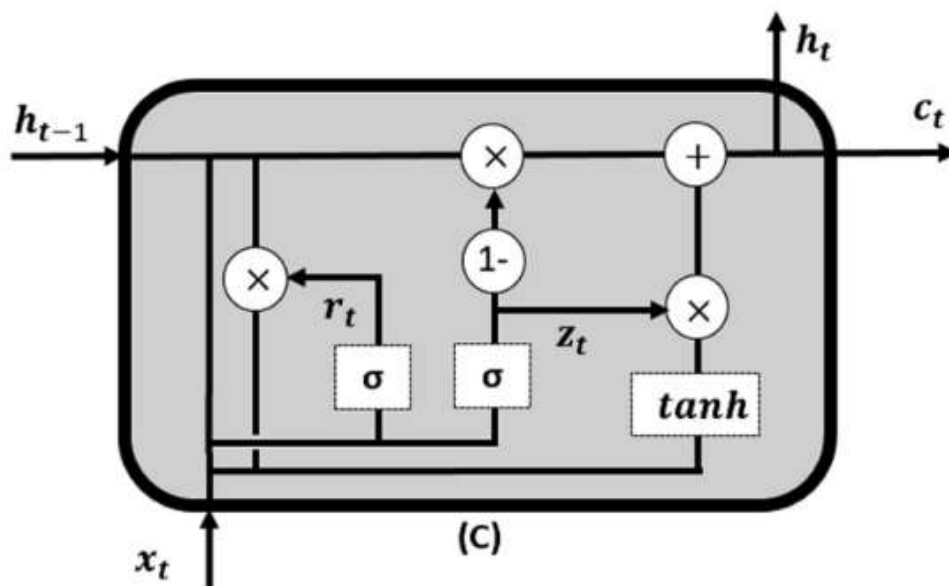
Οι εφαρμογές των δικτύων LSTM είναι πολυάριθμες και καλύπτουν ένα ευρύ φάσμα επιστημονικών και τεχνολογικών πεδίων, μεταξύ των οποίων:

- η επιστήμη πολυμερών, με χρήση σε προβλέψεις ιδιοτήτων υλικών και διαδικασιών πολυμερισμού [59],
- τα συστήματα «έξυπνων πόλεων», κυρίως για πρόβλεψη χρονοσειρών και βελτιστοποίηση λειτουργιών [60],
- η υδρολογική πρόβλεψη, όπως ενδεικτικά στη λεκάνη Velika Morava της Σερβίας [61],

- οι χρηματοοικονομικές εφαρμογές, με σημαντική ακρίβεια σε προβλέψεις που βασίζονται σε πολλαπλά σύνολα δεδομένων χρηματιστηριακών αγορών [62],
- οι διαδικασίες αναγνώρισης λόγου και φυσικής γλώσσας [56],
- η πρόβλεψη χρονοσειρών, καθώς και εφαρμογές σε αυτόνομη οδήγηση και ανίχνευση ανωμαλιών [36]
- η πρόβλεψη παραγωγής ενέργειας από φωτοβολταϊκά συστήματα [63-65].

2.2.4 Μονάδα Αναδρομικής Πύλης

Το δίκτυο τύπου μονάδας αναδρομικής πύλης (Gated Recurrent Units - GRU) αποτελούν ένα τύπος επαναληπτικών νευρωνικών δικτύων (RNNs) που προτάθηκαν ως μια πιο απλοποιημένη παραλλαγή των LSTM, όπως καταδεικνύει και η σχηματική απεικόνιση στην Εικόνα 2.7. Στόχος τους είναι να αντιμετωπίσουν το πρόβλημα των εξαφανιζόμενων κλίσεων και της απότομης αύξησης των κλίσεων (vanishing gradient – exploding gradient), φαινόμενα που παρατηρούνται στα κλασικά RNNs [73].



Εικόνα 2.7: Απεικόνιση δικτύου μονάδας αναδρομικής πύλης [73].

Τα GRU εισάγουν πύλες ελέγχου (gates) που ρυθμίζουν τη ροή της πληροφορίας, οι πύλες είναι:

- Πύλη επαναφοράς (reset gate): αποφασίζει ποια δεδομένα του παρελθόντος θα αγνοηθούν.
- Πύλη ενημέρωσης (Update gate): ελέγχει το μέρος των δεδομένων από την προηγούμενη κρυφή κατάσταση που θα διατηρηθούν και το μέρος του που θα αντικατασταθεί με νέες πληροφορίες.

Σε αντίθεση με τα LSTM, τα GRU δεν έχουν ξεχωριστό κελί μνήμης (cell state), αλλά ενοποιούν την κρυφή κατάσταση και τη μνήμη σε ένα μόνο διάνυσμα. Η ιδιότητα αυτή τα καθιστά απλούστερα και συχνά πιο αποδοτικά από πλευράς υπολογιστικού κόστους.

Τα GRU αποτελούνται από τα κάτωθι επίπεδα:

- Είσοδος (Input vector, x_t) → παρέχεται σε κάθε χρονικό βήμα.
- Κρυφή κατάσταση (Hidden state, h_t) → διατηρεί την πληροφορία της ακολουθίας.

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-q} + z_t * h_t$$

- Οι δύο πύλες (reset και update) χρησιμοποιούν σιγμοειδείς συναρτήσεις για να ελέγξουν δυναμικά την πληροφορία. Στην επομένη εξίσωση περιγράφεται η λειτουργία της πύλης ανανέωσης όπου καθορίζεται κατά πόσο η GRU μονάδα ανανεώνεται [73].

$$z_t = \sigma(W_z * [h_{t-q}, x_t])$$

Αντίστοιχα η πύλη επαναφοράς:

$$r_t = \sigma(W_r * [h_{t-1}, x_t])$$

$$h_t = \tanh(W * [r_t * h_{t-1}, x_t])$$

- Η τελική έξοδος εξαρτάται από τη νέα κατάσταση που δημιουργείται με συνδυασμό της τρέχουσας εισόδου και της προηγούμενης κρυφής κατάστασης.

Ενδεικτικά παραδείγματα εφαρμογών των δικτύων GRU που αναφέρονται στη βιβλιογραφία είναι:

- η πρόβλεψη της τάση του COVID-19 στην ιατρική επιστήμη [73],
- η πρόβλεψη χρονοσειρών ενέργειας/φορτίου [74],
- η πρόβλεψη κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας [75],
- η εκτίμηση Remaining Useful Life (RUL) σε μηχανικά συστήματα/μπαταρίες [76],
- οι ανασκοπήσεις και οι μελέτες βασιζόμενες σε υδρολογικές χρονοσειρές [77],
- η αναγνώριση ομιλίας με μικρότερο κόστος εκπαίδευσης και βελτιωμένη ανθεκτικότητα σε θόρυβο [78].

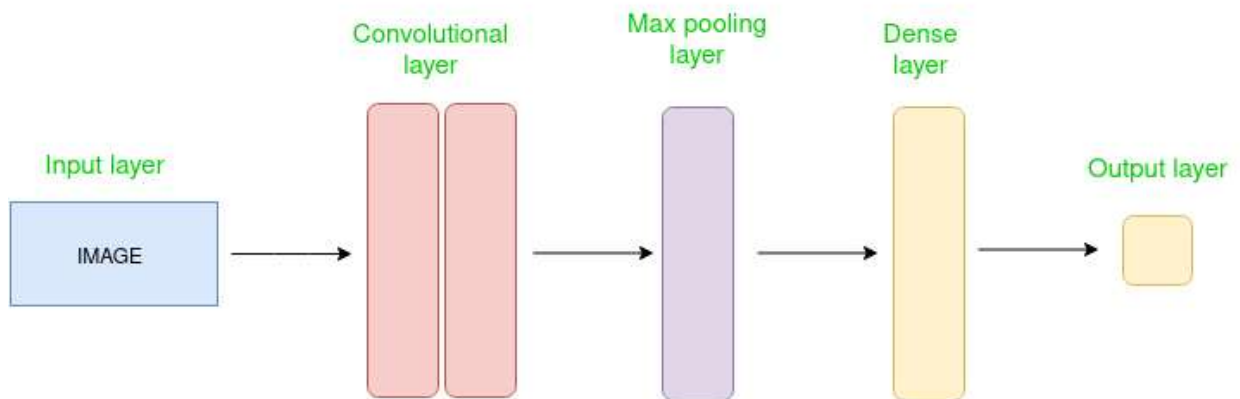
2.3 Συνελεκτικά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Συνελεκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks - CNNs) αποτελούν έναν ισχυρό τύπο νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιείται ευρέως σε εργασίες αναγνώρισης εικόνας. Αποτελούνται από μια σειρά συνελεκτικών και στρωμάτων υποδειγματοληψίας (pooling), τα οποία εξάγουν σχετικά χαρακτηριστικά από την εικόνα εισόδου, ακολουθούμενα από ένα ή περισσότερα πλήρως συνδεδεμένα στρώματα που χρησιμοποιούν αυτά τα χαρακτηριστικά για να κάνουν μια πρόβλεψη. Για να χρησιμοποιηθεί ένα CNN στην αναγνώριση εικόνων, πρέπει πρώτα να εκπαιδευτεί σε ένα

μεγάλο σύνολο δεδομένων με επισημασμένες εικόνες που περιέχουν τα αντικείμενα ενδιαφέροντος. Κατά την εκπαίδευση, το CNN εκπαιδεύεται να συσχετίζει τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά με τις σωστές ετικέτες μέσω της διαδικασίας της οπίσθιας διάδοσης και της βελτιστοποίησης. Μόλις το CNN έχει εκπαιδευτεί, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη σε νέες, άγνωστες εικόνες περνώντας την εικόνα μέσα από το δίκτυο και επιλέγοντας την ετικέτα με την υψηλότερη προβλεπόμενη πιθανότητα [79].

Ακολουθεί ανάλυση των επιπέδων που συνθέτουν ένα δίκτυο CNN και η σχηματικού του απεικόνιση στην Εικόνα 2.8 [80]:

- **Επίπεδο Εισόδου (Input layer):** Το επίπεδο εισόδου δέχεται τις ακατέργαστες εικόνες και τις προωθεί στα επόμενα επίπεδα για την εξαγωγή χαρακτηριστικών από αυτές.
- **Συνελικτικό Επίπεδο (Convolution Layer):** Κάθε έξοδος συνδέεται με μια μικρή γειτονιά της εισόδου μέσω ενός πίνακα βαρών (φίλτρο ή kernel). Μπορούμε να ορίσουμε πολλαπλά φίλτρα για κάθε συνελικτικό επίπεδο, καθένα από τα οποία παράγει μία έξοδο. Κάθε φίλτρο μετακινείται πάνω στην είσοδο και παράγει μια δισδιάστατη έξοδο. Οι έξοδοι που αντιστοιχούν σε κάθε φίλτρο στοιβάζονται, δημιουργώντας τον όγκο εξόδου.
- **ReLU (Rectified Linear Unit):** Μετά το συνελικτικό επίπεδο ακολουθεί το επίπεδο ReLU. Η συνάρτηση ReLU αντικαθιστά όλες τις αρνητικές τιμές του συνελικτικού επιπέδου με μηδέν, μειώνοντας έτσι τον απαιτούμενο χρόνο εκπαίδευσης του μοντέλου.
- **Pooling:** Παρέχει μεταφορική αναλλοίωτη ιδιότητα μέσω υποδειγματοληψίας (subsampling). Μειώνει το μέγεθος του χάρτη χαρακτηριστικών. Συνηθέστερα χρησιμοποιούνται η μέση υποδειγματοληψία (average pooling) και η μέγιστη υποδειγματοληψία (max pooling).
- **Πλήρως Συνδεδεμένο Επίπεδο (Fully Connected Layer):** Το τελευταίο επίπεδο του μοντέλου είναι πλήρως συνδεδεμένο και λαμβάνει όλες τις φιλτραρισμένες εικόνες, εκφράζοντάς τις σε ετικέτες και κατηγορίες.



Εικόνα 2.8: Απεικόνιση συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (CNN) [81].

Ενδεικτικές εφαρμογές των CNNs που αναφέρονται στη βιβλιογραφία περιλαμβάνουν:

- Υπολογιστική όραση: ταξινόμηση, εντοπισμός και τμηματοποίηση αντικειμένων, αναγνώριση προσώπων, συγκριτικές μελέτες και κριτικές για αρχιτεκτονικές και σύνολα δεδομένων [82],
- Ιατρική απεικόνιση: CNNs σε ογκολογία, νευρολογία, καρδιολογία για διάγνωση [83],
- Γεωπονία: ταξινόμηση καλλιεργειών και έλεγχος ποιότητας [84],
- Πρόβλεψη φορτίου: βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη τιμών [85], πρόβλεψη φορτίου επόμενης ημέρας [86] [87],
- Βιομηχανία τροφίμων: οπτικός έλεγχος/ανίχνευση και πρόβλεψη κινδύνου [88],
- Πρόβλεψη καταναλώσης κτιρίων [89],
- Φωτοβολταϊκά Συστήματα, με στόχο την κατηγοριοποίηση σφαλμάτων μέσω ανάλυσης εικόνων υπέρυθρης θερμογραφίας [90].

2.4 Νευρο – Ασαφή δίκτυα

Τα Νευρο-Ασαφή (Neuro-Fuzzy) Συστήματα αποτελούν μια υβριδική προσέγγιση που συνδυάζει τις δυνατότητες των νευρωνικών δικτύων (Neural Networks) και της ασαφούς λογικής (Fuzzy Logic). Τα νευρωνικά δίκτυα προσφέρουν τη δυνατότητα μάθησης από δεδομένα μέσω βελτιστοποίησης βαρών. Η ασαφής λογική επιτρέπει την αναπαράσταση γνώσης με κανόνες τύπου IF–THEN σε γλωσσικό επίπεδο. Ο συνδυασμός τους δημιουργεί συστήματα που μπορούν να μαθαίνουν και να προσαρμόζουν αυτόματα τους ασαφείς κανόνες με τη βοήθεια αλγορίθμων εκπαίδευσης [91].

Μια τυπική αρχιτεκτονική ANFIS έχει:

- επίπεδο εισόδου, fuzzification με παραμετρικές συναρτήσεις συμμετοχής,

- επίπεδο κανόνων που υπολογίζει βαθμούς ενεργοποίησης, κανονικοποίηση των κανόνων, γραμμική συνέλιξη των κανονικοποιημένων βαρών με όρους TSK για την έξοδο (defuzzification είναι εγγενής).

Η εκπαίδευση γίνεται συνήθως με υβριδικό αλγόριθμο: ελαχίστων τετραγώνων για τους συμπερασματικούς όρους (consequents) και μέθοδο της καθοδικής κλίσης (gradient descent) για τις συναρτήσεις συμμετοχής (premises) [92].

Ενδεικτικές εφαρμογές των νευρο - ασαφών δικτύων εντοπίζονται στους παρακάτω τομείς:

- Ρομποτική: αναμονή εμποδίων/πλοήγηση, όπου το ANFIS προσφέρει προσαρμοστικότητα και ομαλές αποφάσεις [93],
- Βιομηχανικά: πρόβλεψη ιδιοτήτων σε πρόσθετη κατασκευή με ANFIS για μη γραμμικές σχέσεις διεργασίας- ιδιοτήτων [94],
- Υπολογιστικά συστήματα: αξιολόγηση κατάστασης Η/Υ (CPU state) [95],
- Περιβάλλον: υδρολογικά μοντέλα [96], κανόνες για ποιότητα αέρα [97] με εκτίμηση σφαλμάτων σε φωτοβολταϊκά συστήματα [98].

2.5 Εφαρμογές νευρωνικών δικτύων στην ενέργεια

Μία από τις πλέον καθοριστικές περιοχές εφαρμογής των νευρωνικών δικτύων αφορά τον τομέα της παραγωγής και κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας, όπου η ανάγκη για βελτιστοποίηση, πρόβλεψη και αποδοτική διαχείριση είναι ιδιαίτερα έντονη. Η αξιοποίηση τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης σε ενεργειακά συστήματα συμβάλλει στη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων, στη μείωση του λειτουργικού κόστους και στην ενίσχυση της αξιοπιστίας των υποδομών. Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, παρουσιάζεται εκτενής βιβλιογραφική ανασκόπηση αναφορικά με τις εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων στον τομέα των φωτοβολταϊκών συστημάτων, με στόχο να αναδειχθεί η συμβολή τους τόσο στην πρόβλεψη της παραγωγής όσο και στη βελτιστοποίηση της λειτουργίας και της συντήρησης των εγκαταστάσεων.

2.5.1 Πρόβλεψη παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας

Ένα από τα προβλήματα ορισμένων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας είναι ότι η παραγωγή αυτών των συστημάτων λόγω της μεταβλητότητας των καιρικών συνθηκών δεν μπορεί να προβλεφθεί και να ελεγχθεί. Από αυτή την άποψη, οι βραχυπρόθεσμες προβλέψεις είναι απαραίτητες για την αποτελεσματική ενσωμάτωση της ηλιακής ενέργειας, αποτελώντας

ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για την αξιοπιστία και τη σταθερότητα του δικτύου διασφαλίζοντας την ύπαρξη επαρκούς εφοδιασμού. Στην παρούσα εργασία παρουσιάζεται μια νέα μεθοδολογία πρόβλεψης της εξόδου μιας Φ/Β γεννήτριας με πρόβλεψη μία ώρα μπροστά με βάση ένα δυναμικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Τα αποτελέσματα αυτής της μελέτης δείχνουν ότι η προτεινόμενη μεθοδολογία θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη της ισχύος εξόδου των φωτοβολταϊκών συστημάτων μία ώρα νωρίτερα με αποδεκτό βαθμό ακρίβειας [99].

Ο Alberto Dolara et al. [100], προτείνουν ένα μοντέλο πρόβλεψης της επόμενης ημέρας παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από φωτοβολταϊκούς σταθμούς, εισάγοντας μια νέα υβριδική μέθοδο με την ονομασία Φυσικό Υβριδικό Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (PHANN). Η μέθοδος αυτή βασίζεται στη συνδυαστική χρήση ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου (ANN) και καμπυλών ηλιακής ακτινοβολίας υπό συνθήκες καθαρού ουρανού από φωτοβολταϊκές εγκαταστάσεις. Η απόδοσή της συγκρίνεται με εκείνη μιας τυπικής μεθόδου ANN. Στόχος της μελέτης είναι η ανάλυση της ακρίβειας των δύο μεθόδων, ώστε να κατανοηθούν καλύτερα τα σφάλματα που σχετίζονται με το PHANN, καθώς και η αξιολόγηση των δυνατοτήτων του για εφαρμογές πρόβλεψης ενέργειας [100]. Αντίστοιχα, στην μελέτη τους ο Li et al. [101] προτείνουν μια νέα μεθοδολογία πρόβλεψης βασισμένη σε Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα (RNN) όπου τα δεδομένα χρονοσειρών ηλιακής ενέργειας διαχωρίζονται σε δεδομένα μεταξύ διαφορετικών ημερών και δεδομένα εντός της ίδιας ημέρας. Εφαρμόζεται ένα RNN για τη διερεύνηση των μη γραμμικών χαρακτηριστικών και των αμετάβλητων δομών που εμφανίζονται τόσο στις γειτονικές ημέρες όσο και στα δεδομένα εντός ημέρας. Με βάση αυτήν την ανάλυση, προτείνεται ένα νέο μοντέλο σημειακής πρόβλεψης, το οποίο χρησιμοποιεί αποκλειστικά προηγούμενα δεδομένα φωτοβολταϊκής ισχύος ως είσοδο, χωρίς να απαιτείται η χρήση μετεωρολογικών πληροφοριών. Οι ορίζοντες πρόβλεψης κυμαίνονται από 15 έως 90 λεπτά. Η μέθοδος δοκιμάστηκε με πραγματικά δεδομένα ηλιακής ενέργειας στη Φλάνδρα του Βελγίου. Ως μέθοδοι αναφοράς χρησιμοποιήθηκαν η κλασική μέθοδος εμμονής (Persistence), το νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης (BPNN), η συνάρτηση ακτινικής βάσης (RBF), η διανυσματική μηχανή υποστήριξης (SVM), καθώς και τα δίκτυα μακροπρόθεσμης-βραχυπρόθεσμης μνήμης (LSTM). Τα εκτενή πειραματικά αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι η προτεινόμενη προσέγγιση επιτυγχάνει υψηλή

ακρίβεια σε πολύ βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, γεγονός που επιβεβαιώνει τη σκοπιμότητα και την αποτελεσματικότητά της [101].

Στην έρευνα του ο Arvanitidis et al [93], παρουσιάζει τέσσερα (4) μοντέλα για την πρόβλεψη φορτίου, καθώς η σταθερή και αποδοτική λειτουργία των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας απαιτεί τη βελτιστοποίησή τους, η οποία, δεδομένης της συνεχώς αυξανόμενης διαθεσιμότητας δεδομένων φορτίου, βασίζεται σε μεθόδους πρόβλεψης φορτίου. Η γρήγορη και ιδιαίτερα ακριβής Βραχυπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου (Short-Term Load Forecasting, STLF) είναι κρίσιμη για την καθημερινή λειτουργία των μονάδων παραγωγής, και οι πλέον σύγχρονες προσεγγίσεις περιλαμβάνουν υβριδικά μοντέλα που αξιοποιούν αλγορίθμους βαθιάς μάθησης παλινδρόμησης, όπως τα νευρωνικά δίκτυα, σε συνδυασμό με τεχνικές συσταδοποίησης για την προ-επεξεργασία των δεδομένων φορτίου πριν εισαχθούν στο νευρωνικό δίκτυο. Η παρούσα εργασία αναπτύσσει και αξιολογεί τέσσερα αξιόπιστα μοντέλα STLF βασισμένα σε Πολυεπίπεδους Αντιληπτές (Multi-Layer Perceptrons, MLPs) σε συνδυασμό με τους αλγορίθμους συσταδοποίησης K-Means και Fuzzy C-Means. Το πρώτο σύνολο δύο μοντέλων συσταδοποιεί τα δεδομένα πριν την εισαγωγή τους στα MLPs και μπορεί να συγκριθεί άμεσα με αντίστοιχες υπάρχουσες προσεγγίσεις, επιτυγχάνοντας όμως καλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης. Επιπλέον, λειτουργεί ως κοινό σημείο αναφοράς για την αξιολόγηση του δεύτερου συνόλου δύο μοντέλων, τα οποία ενισχύουν περαιτέρω τα δεδομένα εισόδου του MLP παρέχοντάς του ρητά πληροφορίες συσταδοποίησης – στοιχείο καινοτόμο. Όλα τα μοντέλα σχεδιάστηκαν, δοκιμάστηκαν και αξιολογήθηκαν με δεδομένα από το ελληνικό σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας, αν και η ανάπτυξή τους είναι γενικής μορφής και θα μπορούσαν, κατ' αρχήν, να εφαρμοστούν σε οποιοδήποτε σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τα τέσσερα μοντέλα συγκρίνονται με εκείνα άλλων μεθόδων STLF, με χρήση αντικειμενικών μετρικών, και η ακρίβεια που επιτυγχάνεται, καθώς και ο χρόνος σύγκλισης, είναι στις περισσότερες περιπτώσεις βελτιωμένα [102].

2.5.2 Πρόβλεψη ηλιακής ακτινοβολίας

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ηλιακής ακτινοβολίας (STSIF) αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για τη βέλτιστη λειτουργία και την αξιόπιστη πρόβλεψη ισχύος των φωτοβολταϊκών (PV) σταθμών που είναι συνδεδεμένοι στο δίκτυο. Ωστόσο, η διαδικασία αυτή είναι ιδιαίτερα

απαιτητική, καθώς η ηλιακή ακτινοβολία παρουσιάζει έντονα τυχαία και μη γραμμικά χαρακτηριστικά υπό μεταβαλλόμενες καιρικές συνθήκες. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) έχουν αποδειχθεί κατάλληλα εργαλεία για τη μοντελοποίηση του STSIF, με πληθώρα σχετικών ερευνητικών εργασιών να έχουν ήδη δημοσιευθεί. Παρ' όλα αυτά, ζητήματα που αφορούν τη συνοπτικότητα και την ευρωστία των υφιστάμενων μοντέλων παραμένουν ανοικτά και απαιτούν περαιτέρω βελτιώσεις. Στην παρούσα εργασία, αφού αναλυθεί η σχέση μεταξύ καιρικών διακυμάνσεων και ηλιακής ακτινοβολίας, υπολογίζονται τα στατιστικά χαρακτηριστικά της ακτινοβολίας σε διαφορετικές καιρικές συνθήκες. Βάσει αυτής της ανάλυσης, προτείνεται ένα νέο μοντέλο ANN που αξιοποιεί παραμέτρους στατιστικών χαρακτηριστικών (ANN-SFP) για το STSIF. Το διάνυσμα εισόδου του μοντέλου ανακατασκευάζεται με τη χρήση ποικίλων στατιστικών χαρακτηριστικών της ακτινοβολίας και της θερμοκρασίας περιβάλλοντος, επιτρέποντας την αποτελεσματική εξαγωγή επαρκών πληροφοριών από περιορισμένο αριθμό εισόδων και οδηγώντας σε μείωση της πολυπλοκότητας του μοντέλου. Η αρχιτεκτονική του μοντέλου καθορίζεται μέσω διασταυρούμενης επικύρωσης (CV), ενώ για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt (LMA). Η αξιολόγηση πραγματοποιείται μέσω προσομοιώσεων, συγκρίνοντας το προτεινόμενο μοντέλο με ένα συμβατικό ANN βασισμένο σε ιστορικά δεδομένα (ANN-HDS). Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι το προτεινόμενο μοντέλο επιτυγχάνει σημαντικά βελτιωμένη ακρίβεια πρόγνωσης υπό συνθήκες μεταβαλλόμενου καιρού [65].

Η ηλιακή φωτοβολταϊκή ενέργεια (PV) κατέχει εξέχουσα θέση στο σύνολο των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Ως εκ τούτου, η μοντελοποίηση και η πρόβλεψή της έχουν προσελκύσει έντονο ερευνητικό ενδιαφέρον, με στόχο τη βελτίωση της διαχείρισης ηλεκτρικών συστημάτων που ενσωματώνουν φωτοβολταϊκές συστοιχίες. Ανάμεσα στις διαθέσιμες μεθόδους, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν αποδείξει την αποτελεσματικότητά τους στην πρόβλεψη της ηλιακής ακτινοβολίας. Ωστόσο, τα υπάρχοντα μοντέλα δεν ανταποκρίνονται πλήρως στις απαιτήσεις ορισμένων ειδικών περιπτώσεων, όπως αυτή που εξετάζεται στην παρούσα εργασία. Στόχος της μελέτης είναι η κάλυψη των ενεργειακών αναγκών ενός αγωνιστικού ιστιοφόρου αποκλειστικά μέσω ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Για τον σκοπό αυτό, αναπτύχθηκε ένα μοντέλο πρόβλεψης της άμεσης ηλιακής ακτινοβολίας σε οριζόντια επιφάνεια, βασισμένο σε ένα μη γραμμικό αυτοπαλίνδρομο εξωγενές νευρωνικό δίκτυο (NARX). Στη διαδικασία

λήφθηκαν υπόψη όλες οι ιδιαίτερες συνθήκες λειτουργίας του ιστιοφόρου. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η ακρίβεια της πρόβλεψης βελτιώνεται σημαντικά όταν η φάση εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου εκτελείται σε τακτά χρονικά διαστήματα[44].

2.5.3 Πρόβλεψη κατανάλωσης

Η πρόβλεψη κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας (Load Forecasting) αποτελεί θεμελιώδη διαδικασία για τον σχεδιασμό και τη λειτουργία των ενεργειακών συστημάτων, καθώς επηρεάζει άμεσα τη διαχείριση του δικτύου, τη βελτιστοποίηση του κόστους και την ενσωμάτωση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας [103]. Η ακριβής εκτίμηση της ζήτησης είναι εξίσου σημαντική τόσο για τους Διαχειριστές Συστημάτων Μεταφοράς και Διανομής (TSOs/DSOs), όσο και για τους παραγωγοκαταναλωτές, καθώς διευκολύνει την αποδοτική συμμετοχή τους στις αγορές ενέργειας και ενισχύει την ευελιξία του δικτύου [104].

Η εξέλιξη των απελευθερωμένων αγορών ηλεκτρισμού, σε συνδυασμό με τις προκλήσεις της μεταβαλλόμενης ζήτησης, έχει ενισχύσει την ανάγκη για προηγμένα μοντέλα πρόβλεψης που αξιοποιούν τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης και αλγορίθμους βελτιστοποίησης. Οι προσεγγίσεις αυτές αποδεικνύονται αποτελεσματικές στην αντιμετώπιση της πολυπλοκότητας των χρονοσειρών κατανάλωσης και οδηγούν σε σημαντική βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων [102].

Η ανάγκη κατανόησης και ταξινόμησης των προτύπων φορτίου έχει οδηγήσει σε μελέτες που εστιάζουν στη δημιουργία προφίλ κατανάλωσης. Σε αυτό το πλαίσιο, ο Panarakidis et al [105], διερεύνησαν την δημιουργία προφίλ κατανάλωσής φορτίου μέσω του αλγορίθμου k-means και μέσω αλγορίθμων αναγνώριση προτύπων τις καμπύλες φορτίων στον κτιριακό τομέα όπως αναλύεται παρακάτω.

Οι σύγχρονες προσεγγίσεις στη δημιουργία προφίλ φορτίου αξιοποιούν αλγορίθμους ομαδοποίησης, με στόχο την ταξινόμηση συνόλων δεδομένων φορτίου, ακόμη και όταν διατίθενται ελάχιστες ή καθόλου εξωτερικές πληροφορίες σχετικά με τη δομή τους και τις μεταξύ τους σχέσεις. Στη σχετική βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφοροι αλγόριθμοι, με τον αλγόριθμο K-means να αποτελεί την πιο διαδεδομένη επιλογή. Αν και παρουσιάζει σημαντική στιβαρότητα, ο βασικός περιορισμός του είναι η εξάρτησή του από τη φάση αρχικοποίησης. Η παρούσα εργασία προτείνει δύο νέες τροποποιημένες εκδόσεις του αλγορίθμου K-means, προκειμένου να ξεπεραστεί ο παραπάνω περιορισμός. Η

ομαδοποίηση εντάσσεται σε ένα πολυ-σταδιακό πλαίσιο δημιουργίας προφίλ φορτίου, το οποίο περιλαμβάνει, εκτός από την ίδια την ομαδοποίηση, τη διαδικασία επιλογής τεχνικής αναπαράστασης των προτύπων και την εξαγωγή «αντιπροσωπευτικών» καταναλωτών. Πέρα από την έκφραση των προτύπων ως χρονικές ακολουθίες τιμών φορτίου, εξετάζονται δύο ακόμη αναπαραστάσεις: μία που βασίζεται σε μεθόδους μείωσης διαστάσεων και μία που αξιοποιεί στατιστικούς δείκτες. Η σύγκριση των διαφορετικών αλγορίθμων πραγματοποιείται με τη χρήση τεσσάρων δεικτών εγκυρότητας ομαδοποίησης. Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων δείχνουν ότι οι προτεινόμενες παραλλαγές του αλγορίθμου K-means προσφέρουν βελτιωμένη ακρίβεια σε όλες τις περιπτώσεις που εξετάστηκαν. Επιπλέον, το προτεινόμενο πολυ-σταδιακό πλαίσιο ομαδοποίησης μειώνει σημαντικά τον απαιτούμενο χρόνο υπολογισμού, γεγονός που το καθιστά ιδιαίτερα αποδοτικό σε εφαρμογές με πολύ μεγάλα σύνολα δεδομένων [105].

Τα κτίρια ευθύνονται για περίπου το 40% της συνολικής κατανάλωσης πρωτογενούς ενέργειας και το 30% της ετήσιας κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας, συμβάλλοντας σημαντικά στις εκπομπές αερίων του θερμοκηπίου. Ως εκ τούτου, η βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης και η προώθηση εννοιών όπως τα κτίρια σχεδόν μηδενικής βασικά μέσα για τη μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα και της εξάρτησης από τα ορυκτά καύσιμα. Ένα σημαντικό βήμα προς αυτή την κατεύθυνση είναι η ενσωμάτωση τεχνολογιών «έξυπνων δικτύων», κυρίως μέσω της διάδοσης της αυτόματης ανάγνωσης μετρητών και των «έξυπνων» μετρητών. Οι τεχνολογίες αυτές επιτρέπουν τη συλλογή λεπτομερών δεδομένων τόσο για τη συμπεριφορά των χρηστών όσο και για την απόδοση των κτιρίων, δημιουργώντας νέες δυνατότητες για εξοικονόμηση ενέργειας και βελτιωμένη διαχείριση. Ωστόσο, η συνεχώς αυξανόμενη συσσώρευση δεδομένων καθιστά απαραίτητη την ανάπτυξη αποτελεσματικών μεθόδων επεξεργασίας και ερμηνείας, ώστε να εξαγονται χρήσιμες και αξιοποιήσιμες πληροφορίες. Για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης, η παρούσα εργασία προτείνει μια ολοκληρωμένη μεθοδολογία διερεύνησης της ηλεκτρικής συμπεριφοράς των κτιρίων με τη χρήση τεχνικών ομαδοποίησης. Ως μελέτη περίπτωσης επιλέχθηκε μια πανεπιστημιούπολη, στην οποία η μεθοδολογία εφαρμόστηκε στις καμπύλες φορτίου διαφορετικών κτιρίων, οδηγώντας στον καθορισμό μιας βέλτιστης διαδικασίας ομαδοποίησης. Η προτεινόμενη προσέγγιση μπορεί να γενικευθεί και να εφαρμοστεί σε οποιονδήποτε τύπο κτιρίου [106].

Τον τελευταίο καιρό, ο τομέας της ηλεκτρικής ενέργειας έχει καταστεί επίκεντρο εκτεταμένου επιστημονικού ενδιαφέροντος, λόγω της σύγκλισης παραγόντων, όπως οι αυξανόμενες παγκόσμιες ανησυχίες σχετικά με την κλιματική αλλαγή, η επίμονη αύξηση των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας στη χονδρική αγορά ενέργειας και η αύξηση των επενδύσεων που καταλύονται από τις τεχνολογικές εξελίξεις σε διάφορους τομείς. Αυτές οι εξελισσόμενες προκλήσεις κατέστησαν αναγκαία την εμφάνιση νέων επιταγών με στόχο την αποτελεσματική διαχείριση των ενεργειακών πόρων, τη διασφάλιση της σταθερότητας του δικτύου, την ενίσχυση της αξιοπιστίας και τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων. Ένας τομέας που έχει συγκεντρώσει ιδιαίτερη προσοχή είναι η ακριβής πρόβλεψη του φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας του τελικού χρήστη, η οποία έχει αναδειχθεί ως κρίσιμη πτυχή στην επιδίωξη αποτελεσματικής διαχείρισης ενέργειας. Για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης, τα μοντέλα μηχανικής και βαθιάς μάθησης έχουν αναδειχθεί ως δημοφιλείς και πολλά υποσχόμενες προσεγγίσεις, λόγω της αξιοσημείωτης αποτελεσματικότητάς τους στο χειρισμό σύνθετων δεδομένων χρονοσειρών. Σε αυτή την εργασία, παρουσιάζεται η ανάπτυξη ενός αλγοριθμικού μοντέλου που αξιοποιεί μια αυτοματοποιημένη διαδικασία για την παροχή εξαιρετικά ακριβών προβλέψεων του φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας, ειδικά προσαρμοσμένο για το νησί της Θήρας στην Ελλάδα. Μέσω της υλοποίησης μιας αυτοματοποιημένης εφαρμογής, δημιουργήθηκε σχολαστικά μια σειρά μοντέλων πρόβλεψης βαθιάς μάθησης, που περιλαμβάνουν το Multilayer Perceptron, τη μακροπρόθεσμη βραχυπρόθεσμη μνήμη (LSTM), το μονοδιάστατο συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (CNN-1D), το υβριδικό CNN-LSTM, το χρονικό συνελκτικό δίκτυο (TCN) και ένα καινοτόμο υβριδικό μοντέλο που ονομάζεται Convolutional LSTM Encoder-Decoder. Μέσω της αξιολόγησης της ακρίβειας των προβλέψεων, παρατηρήθηκε ικανοποιητική απόδοση σε όλα τα εξεταζόμενα μοντέλα, με το προτεινόμενο υβριδικό μοντέλο να παρουσιάζει το υψηλότερο επίπεδο ακρίβειας. Τα ευρήματα αυτά υπογραμμίζουν τη βαθιά σημασία της χρήσης τεχνικών βαθιάς μάθησης για την ακριβή πρόβλεψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, προσφέροντας έτσι πολύτιμες γνώσεις για την αντιμετώπιση των πολύπλευρων προκλήσεων που αντιμετωπίζει ο τομέας της ηλεκτρικής ενέργειας. Με την υιοθέτηση προηγμένων μεθοδολογιών πρόβλεψης, ο τομέας της ηλεκτρικής ενέργειας κινείται προς μεγαλύτερη αποδοτικότητα, ανθεκτικότητα και βιωσιμότητα [107].

Ένα ακόμη παράδειγμα εφαρμογής τεχνητών νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη κατανάλωσης παρουσιάζεται στην εργασία των Kontogiannis et al. [108]. Η μελέτη αυτή εστιάζει στην πρόβλεψη ενεργού ισχύος σε επίπεδο λεπτού, στο πλαίσιο σχεδιασμού στρατηγικών Απόκρισης Ζήτησης (Demand Response). Η πρόβλεψη υψηλής λεπτομέρειας καθίσταται απαραίτητη ώστε οι πάροχοι ενέργειας να μπορούν να αναγνωρίζουν σε πραγματικό χρόνο τα πρότυπα κατανάλωσης και να προσαρμόζουν τα σήματα τιμολόγησης με στόχο τη βελτιστοποίηση της διαχείρισης του φορτίου. Στην ανάλυση συγκρίθηκαν τρεις διαφορετικοί τύποι νευρωνικών δικτύων – πολυεπίπεδο perceptron (MLP), συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο (CNN) και δίκτυα μακράς-βραχείας μνήμης (LSTM). Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το MLP υπερείχε στο συγκεκριμένο πρόβλημα, επιτυγχάνοντας τον χαμηλότερο δείκτη μέσου απόλυτου σφάλματος και τον ταχύτερο χρόνο εκπαίδευσης [108].

Πέρα από τις τεχνικές ομαδοποίησης στην βιβλιογραφία συναντάμε και εναλλακτικές μεθοδολογίες προβλέψεις με γραφηματικές αναπαραστάσεις χρονοσειρών. Ο Vontzos et al. [109] μελετούν με μια διαφορετική προσέγγιση αξιοποιώντας τα γραφήματα ορατότητας την πρόβλεψη φορτίου σε ένα περιφερειακό αεροδρόμιο. Η ανάλυση περιλαμβάνει τις καταναλώσεις των κτιρίων και την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας. Το κίνητρο της έρευνας αυτής προκύπτει από την ανάγκη βελτίωσης της ακρίβειας και της αξιοπιστίας στην πρόβλεψη φορτίου μικροδικτύων, καθώς αυτή αποτελεί κομβικό σημείο για την ενσωμάτωση ανανεώσιμων πηγών και την μείωση του λειτουργικού κόστους. Η μεθοδολογία βασίζεται σε μετασχηματισμούς γραφημάτων ορατότητας, στην μέθοδο υπερτεθειμένης πορείας και σε προσαρμογές χρονικής αποδυνάμωσης, με έμφαση στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα η μέθοδος της έρευνας υπερέχει σε σχέση με άλλα μοντέλα όπως η Εκθετική Εξομάλυνση, το ARIMA, το LightGBM και το CNN-LSTM, καταγράφοντας τιμές όπως SMAPE 4% έως 10%, NMRSE 5% έως 20% και τον συντελεστή R^2 έως 0,96. Η συγκεκριμένη μελέτη μπορεί να αποτελέσει ένα ευέλικτο εργαλείο σε μικροδίκτυα, ενώ παράλληλα δημιουργεί την βάση για περαιτέρω έρευνα και εφαρμογές στον τομέα της πρόβλεψης φορτίου [109].

Σε ένα διαφορετικό πλαίσιο μοντέλου πρόβλεψης ο Dhaked et al. [63], ερευνούν την εκτίμηση παραγωγής ηλιακής ενέργειας για την κάλυψη της ζήτησης και τη στήριξη διαδικασιών λήψης αποφάσεων. Η ακριβής πρόβλεψη της παραγωγής ενός φωτοβολταϊκού συστήματος είναι απαραίτητη για την αποτελεσματική διαχείριση της

ενέργειας, τη διασφάλιση της ασφάλειας και την απρόσκοπτη λειτουργία του δικτύου. Πέραν της βελτίωσης της απόδοσης των φωτοβολταϊκών σταθμών, η ακριβέστερη εκτίμηση της παραγωγής συνεισφέρει ουσιαστικά και στη συνολική σταθερότητα του ηλεκτρικού δικτύου. Το προτεινόμενο μοντέλο επικεντρώνεται στη χρήση δικτύων LSTM και δικτύων οπίσθιας διάδοσης (BPNN) για την πρόβλεψη της παραγόμενης ισχύος από ηλιακές εγκαταστάσεις. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι οι εκτιμήσεις τους είναι ιδιαίτερα κοντά στις πραγματικές τιμές παραγωγής, βάσει δεικτών αξιολόγησης όπως οι MAE, MAPE, RMSE και R^2 . Επιπλέον, εξετάζονται συγκρίσεις διαφορετικών διαμορφώσεων LSTM σε σχέση με τις εκάστοτε καιρικές συνθήκες. Η ανάλυση των σφαλμάτων μεταξύ LSTM και BPNN καταδεικνύει ότι το LSTM υπερέχει σε ακρίβεια πρόβλεψης, παρέχοντας πιο αξιόπιστα αποτελέσματα [63].

2.5.4 Αξιολόγηση απόδοσης φωτοβολταϊκών συστημάτων και εντοπισμός σφαλμάτων

Σύμφωνα με τον Islam et al [110], η ανίχνευση βλαβών σε φωτοβολταϊκά (PV) συστήματα είναι ζωτικής σημασίας, καθώς οι μη εντοπισμένες αστοχίες μπορούν να οδηγήσουν σε σημαντικές απώλειες ενέργειας, οι οποίες σε ορισμένες περιπτώσεις φτάνουν έως και το 10%. Η συνολική απόδοση και αξιοπιστία των PV συστημάτων εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την έγκαιρη ανίχνευση και ακριβή διάγνωση των βλαβών. Τα τελευταία χρόνια, η ενσωμάτωση τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης (AI) έχει αναδειχθεί ως ισχυρή προσέγγιση για την αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων. Στόχος αυτής της συστηματικής ανασκόπησης είναι η παροχή μιας ολοκληρωμένης εικόνας των πρόσφατων εξελίξεων στις μεθοδολογίες ανίχνευσης βλαβών PV που βασίζονται στην AI, ενοποιώντας τα βασικά ευρήματα από 31 ερευνητικές εργασίες. Αρχικά, εντοπίστηκαν εκατόν σαράντα δύο (142) εργασίες, από τις οποίες επιλέχθηκαν τριάντα ένα (31) για εις βάθος ανάλυση βάσει των κατευθυντήριων γραμμών PRISMA. Για καθεμία από αυτές, εξετάστηκαν ο τίτλος, οι στόχοι, οι μέθοδοι και τα κύρια αποτελέσματα, με ιδιαίτερη έμφαση στις προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης (ML) και βαθιάς μάθησης (DL). Οι τεχνικές ML και DL είναι ιδιαίτερα κατάλληλες για την ανίχνευση σφαλμάτων PV, χάρη στην ικανότητά τους να επεξεργάζονται μεγάλους όγκους δεδομένων και να αναγνωρίζουν πολύπλοκα μοτίβα και ανωμαλίες. Στη βιβλιογραφία εντοπίζονται μέθοδοι που κυμαίνονται από κλασικές προσεγγίσεις ML, όπως ο k-πλησιέστερος γείτονας (KNN) και τα τυχαία δάση (Random Forests), έως πιο προηγμένα μοντέλα DL, όπως τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN).

Παράλληλα, διερευνήθηκαν και καινοτόμες προσεγγίσεις που βασίζονται σε κβαντικά κυκλώματα και υπέρυθρη απεικόνιση. Η συγκριτική ανάλυση κατέδειξε ότι τα μοντέλα βαθιάς μάθησης, γενικά, υπερτερούν των παραδοσιακών μεθόδων ML ως προς την ακρίβεια και την αποτελεσματικότητα. Τα ευρήματα αυτά επιβεβαιώνουν ότι οι μεθοδολογίες AI εξελίσσονται συνεχώς και εφαρμόζονται ολοένα και περισσότερο στην ανίχνευση σφαλμάτων PV, προσφέροντας υψηλά επίπεδα αξιοπιστίας. Μετά την επισκόπηση των παραπάνω μελετών, η παρούσα εργασία προτείνει μια μέθοδο ανίχνευσης και ταξινόμησης σφαλμάτων φωτοβολταϊκών βασισμένη σε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN), με στόχο την περαιτέρω βελτίωση της ακρίβειας και της αποτελεσματικότητας [110].

Στη σημερινή εποχή, η εκτίμηση της απόδοσης παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από αυτόνομους ή διασυνδεδεμένους φωτοβολταϊκούς σταθμούς αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για τεχνικές και οικονομικές αναλύσεις σκοπιμότητας. Βασικός στόχος είναι η αντιμετώπιση της αβεβαιότητας που χαρακτηρίζει τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, μέσω αξιόπιστης εκτίμησης της παραγωγής και αποτελεσματικής εξισορρόπησης προσφοράς και ζήτησης. Για τον σκοπό αυτό, έχουν αναπτυχθεί και εφαρμόζονται διάφορες μέθοδοι πρόβλεψης της παραγωγής ενέργειας από ΑΠΕ. Η παρούσα εργασία εστιάζει σε μια συγκριτική ανάλυση τριών διαφορετικών προσεγγίσεων για την εκτίμηση της παραγόμενης ενέργειας ενός υφιστάμενου φωτοβολταϊκού σταθμού, εγκατεστημένου στο Ερευνητικό Κέντρο ENEA στο Portici της Νότιας Ιταλίας, ο οποίος είναι ενσωματωμένος σε διαμόρφωση Micro Grid (MG). Συγκεκριμένα, συγκρίνονται: ένα φαινομενολογικό μοντέλο που προτείνεται από τα Εθνικά Εργαστήρια Sandia, ένα νευρωνικό δίκτυο τύπου Multi-Layer Perceptron (MLP) και μια προσέγγιση παλινδρόμησης. Τα τρία μοντέλα διαφέρουν τόσο ως προς τις απαιτήσεις εισόδου όσο και ως προς τις παραμέτρους τους. Ειδικότερα, τα φαινομενολογικά μοντέλα βασίζονται στη διαθεσιμότητα σχεδιαστικών παραμέτρων και τεχνικών προδιαγραφών, ενώ τα στατιστικά μοντέλα μηχανικής μάθησης απαιτούν ιστορικά δεδομένα λειτουργίας. Ο σταθμός a-Si/μc-Si στο Portici συνιστά κατάλληλη μελέτη περίπτωσης, καθώς διαθέτει τόσο αναλυτικά στοιχεία σχεδιασμού όσο και συνεχή ροή δεδομένων λειτουργίας μέσω του MG. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι οι μέθοδοι στατιστικής μηχανικής μάθησης προσφέρουν υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης σε σχέση με το φαινομενολογικό μοντέλο. Η κύρια καινοτομία της εργασίας έγκειται στη βελτιστοποίηση των μοντέλων μέσω της

κατάλληλης αναγνώρισης του ελάχιστου αλλά και πιο αντιπροσωπευτικού συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης. Οι συγγραφείς επισημαίνουν ότι η χρήση χιλιάδων δειγμάτων είναι συχνά περιττή, και προτείνουν την επιλογή του κατάλληλου μεγέθους και των αντιπροσωπευτικών δειγμάτων με τη βοήθεια ενός γενετικού αλγορίθμου. Η αποτελεσματικότητα της στρατηγικής αυτής επιβεβαιώνεται συγκρίνοντας την απόδοση των μοντέλων όταν εκπαιδεύονται με το βέλτιστο υποσύνολο δεδομένων σε σχέση με την εκπαίδευση με τυχαία επιλεγμένα δείγματα. Τα ευρήματα αναδεικνύουν τον γενετικό αλγόριθμο ως μια επιτυχημένη προσέγγιση για τη βελτιστοποίηση των συνόλων δεδομένων που χρησιμοποιούνται σε στατιστικά μοντέλα πρόβλεψης [111].

Η συνεχώς αυξανόμενη διείσδυση φωτοβολταϊκών (PV) συστημάτων στα σύγχρονα δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας εισάγει σημαντικούς παράγοντες μεταβλητότητας και αβεβαιότητας, οι οποίοι πρέπει να αντιμετωπιστούν μέσα από διαφορετικές οπτικές, όπως η προστασία, η λειτουργία και η διαχείριση των συστημάτων. Η παρούσα μελέτη επικεντρώνεται στην εκτίμηση της πραγματικής απόδοσης και της υποβάθμισης φωτοβολταϊκών πάρκων στην Κεντρική Ελλάδα μετά από πολυετή λειτουργία. Για τον σκοπό αυτό, αξιοποιούνται δεδομένα παρακολούθησης διάρκειας οκτώ ετών, τα οποία υφίστανται διαδικασία καθαρισμού και φιλτραρίσματος. Υπολογίζονται βασικοί δείκτες, όπως ο λόγος απόδοσης (PR) και η κανονικοποιημένη παραγωγή, ενώ εφαρμόζονται πέντε διαφορετικοί τύποι τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN): Δίκτυο τροφοδότησης με ένα κρυφό επίπεδο (FFNN), Δίκτυο βαθιάς τροφοδότησης με δύο κρυφά επίπεδα (DFFNN), Επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο (RNN), Δίκτυο διαδοχικών προωθήσεων, Μη γραμμικό αυτοπαλίνδρομο δίκτυο (NARX). Ως μεταβλητές εισόδου χρησιμοποιούνται: η ηλιακή ακτινοβολία στο επίπεδο, η θερμοκρασία του πίσω φύλλου του πλαισίου, η αέρια μάζα, ο δείκτης σαφήνειας και η τάση DC του μετατροπέα. Τα δεδομένα από το πρώτο έτος λειτουργίας χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των δικτύων, ενώ οι προβλέψεις εκροών αφορούν τα επόμενα έτη. Οι υπολογισμένοι δείκτες λειτουργούν ως αναφορά (baseline) για τον εντοπισμό πιθανών σφαλμάτων ή φαινομένων υποβάθμισης. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης επιτυγχάνεται με το μοντέλο DFFNN. Η ετήσια παραγωγή υπερβαίνει τις 1600 kWh/kWp, ενώ οι τιμές του MAPE παρουσιάζουν αυξητική τάση με την πάροδο του χρόνου, γεγονός που υποδηλώνει πιθανή σταδιακή μείωση της απόδοσης των φωτοβολταϊκών πλαισίων [112].

Η ακριβής παρακολούθηση και διάγνωση βλαβών σε φωτοβολταϊκά (Φ/Β) συστήματα ενισχύει την αξιοπιστία τους και συμβάλλει καθοριστικά στη μετάβαση προς τη βιώσιμη ενέργεια. Η παρούσα εργασία προτείνει μια νέα εφαρμογή βαθιάς μάθησης για την ανίχνευση και διάγνωση σφαλμάτων σε Φ/Β συστήματα, βασισμένη σε τρεις άξονες. Αρχικά, αναπτύσσεται και παραμετροποιείται ένα ισχυρό φωτοβολταϊκό μοντέλο με χρήση ευρετικών μεθόδων βελτιστοποίησης. Στη συνέχεια, δημιουργείται μια ολοκληρωμένη βάση δεδομένων, η οποία συνδυάζει δεδομένα προσομοίωσης φωτοβολταϊκών μοντέλων με μετρήσεις θερμοκρασίας μονάδας και ηλιακής ακτινοβολίας, τόσο για φυσιολογικές όσο και για ελαττωματικές συνθήκες λειτουργίας. Στο τελικό στάδιο, η ταξινόμηση των σφαλμάτων πραγματοποιείται με χρήση χαρακτηριστικών που εξάγονται από έναν συνδυασμό συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (CNN) και αμφίδρομης περιφραγμένης επαναλαμβανόμενης μονάδας (Bi-GRU). Η παράλληλη και διαδοχική επεξεργασία που υλοποιεί το δίκτυο αξιοποιεί τα πλεονεκτήματα τόσο των συνελκτικών όσο και των επαναλαμβανόμενων στρωμάτων, επιτρέποντας την αποδοτική ανίχνευση και διάγνωση. Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθοδολογίας στην ανίχνευση και ταξινόμηση διαφορετικών τύπων βλαβών σε Φ/Β συστήματα, όπως ανοικτά κυκλώματα, βραχυκυκλώματα και μερική σκίαση. Επιπλέον, αναδεικνύεται η σημασία της διάκρισης της διαδικασίας σε δύο στάδια (ανίχνευση και διάγνωση), αντί της άμεσης χρήσης μοντέλων βαθιάς μάθησης για τον προσδιορισμό των τύπων σφαλμάτων [113].

Η λειτουργία και συντήρηση ενός φωτοβολταϊκού (Φ/Β) συστήματος αποτελεί μια απαιτητική διαδικασία, που προϋποθέτει υψηλή τεχνική κατάρτιση και έχει σημαντικές οικονομικές επιπτώσεις. Οι βλάβες στα Φ/Β συστήματα εμφανίζονται συχνά και απαιτούν άμεση διάγνωση και αποκατάσταση, ώστε να ελαχιστοποιούνται οι απώλειες παραγωγής. Η αποτελεσματική και ακριβής ανίχνευση και κατηγοριοποίηση των σφαλμάτων βασίζεται σε δεδομένα που συλλέγονται από τα συστήματα παρακολούθησης και διαχείρισης ενέργειας του Φ/Β σταθμού. Η παρούσα εργασία διερευνά την εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης στην ανάλυση δεδομένων παρακολούθησης διασυνδεδεμένων Φ/Β συστημάτων για τη διάγνωση βλαβών. Ειδικότερα, χρησιμοποιούνται δεδομένα από τέσσερα Φ/Β πάρκα που βρίσκονται στην Κεντρική Ελλάδα, τα οποία διαχωρίζονται σε σύνολα εκπαίδευσης και επικύρωσης. Αρχικά, εξετάζονται διάφορα σενάρια, με στόχο την παρατήρηση και ποσοτικοποίηση της απόδοσης τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε ήδη

γνωστές βλάβες. Τα σφάλματα ταξινομούνται σε τρεις βασικές κατηγορίες, ενώ η απόκλιση της πραγματικής απόδοσης του συστήματος από τις προβλέψεις του εκπαιδευμένου μοντέλου επεξεργάζεται μέσω μιας μεθοδολογίας παρακολούθησης της κατάστασης υγείας, με σκοπό τον ποσοτικό προσδιορισμό των βλαβών [114].

Η ανίχνευση βλαβών σε φωτοβολταϊκές (Φ/Β) συστοιχίες και μετατροπείς είναι καθοριστικής σημασίας για τη διασφάλιση της μέγιστης απόδοσης και της αξιοπιστίας τους. Η αξιοποίηση τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης (AI) επιτρέπει τον ταχύ εντοπισμό προβλημάτων, μειώνοντας τον χρόνο διακοπής λειτουργίας και το κόστος συντήρησης, ενώ ταυτόχρονα συμβάλλει σε ένα πιο βιώσιμο ενεργειακό περιβάλλον. Με την ολοένα αυξανόμενη χρήση συστημάτων ηλιακής ενέργειας, η ανάγκη για αξιόπιστες και αποδοτικές μεθόδους ανίχνευσης και διάγνωσης βλαβών καθίσταται ολοένα πιο επιτακτική. Η παρούσα εργασία προτείνει μια νέα προσέγγιση για την ανίχνευση σφαλμάτων σε Φ/Β συστοιχίες και μετατροπείς, συνδυάζοντας πολλαπλές τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης. Συγκεκριμένα, αξιοποιούνται το Elman Neural Network (ENN), οι αλγόριθμοι ενισχυμένου δέντρου (BTA), το Multilayer Perceptron (MLP) και η Gaussian Process Regression (GPR), ώστε να ενισχυθεί η ακρίβεια και η αξιοπιστία της διάγνωσης. Για την εξαγωγή χαρακτηριστικών χρησιμοποιείται ανάλυση ευαισθησίας βασισμένη στη μηχανική χαρακτηριστικών, ενώ η αξιολόγηση πραγματοποιείται με στατιστικούς δείκτες, όπως οι PBAIS, MAE, NSE, RMSE και MAPE. Η μεθοδολογία ελέγχεται μέσω δύο σεναρίων: (i) ανίχνευση βλαβών σε Φ/Β συστοιχίες με την ισχύ DC (DCP) ως έξοδο, και (ii) ανίχνευση βλαβών μετατροπέα με την ισχύ AC (ACP) ως έξοδο. Η προτεινόμενη τεχνική αποδεικνύεται ικανή να ανιχνεύει και να διαγιγνώσκει σφάλματα, προσφέροντας μια αξιόπιστη λύση για τη βελτίωση της απόδοσης και της αξιοπιστίας των συστημάτων ηλιακής ενέργειας. Η αξιολόγηση βασίστηκε σε πραγματικό σύνολο δεδομένων, με τα αποτελέσματα να συγκρίνονται με υπάρχουσες μεθόδους ανίχνευσης. Τα ευρήματα καταδεικνύουν ότι η προτεινόμενη προσέγγιση υπερτερεί των συμβατικών τεχνικών, επιτυγχάνοντας υψηλότερη ακρίβεια και καλύτερη συνολική απόδοση. Ειδικότερα, η βελτιστοποιημένη έκδοση GPR-M4 παρουσίασε τις καλύτερες επιδόσεις, με MAPE = 0,0393 και MAE = 0,002 για την ανίχνευση σφαλμάτων μετατροπέα, καθώς και MAPE = 0,091 και MAE = 0,000 για την ανίχνευση σφαλμάτων σε Φ/Β συστοιχίες [115].

Στην παρούσα εργασία αναπτύσσεται ένα νέο υβριδικό μοντέλο για τη διάγνωση βλαβών σε φωτοβολταϊκά (PV) πλαίσια, το οποίο συνδυάζει ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο

(CNN) με έναν αλγόριθμο μηχανικής μάθησης (ML). Στο πλαίσιο της μελέτης εξετάζονται επτά συνηθισμένα ελαττώματα: συσσώρευση άμμου στις μονάδες, μερική κάλυψη, ρωγμές, υποβάθμιση, ρύπανση/επικάθιση σκόνης, βραχυκύκλωση και υπερθέρμανση των διόδων παράκαμψης. Το υβριδικό μοντέλο CNN-ML αναπτύχθηκε αρχικά για την ταξινόμηση των παραπάνω βλαβών και στη συνέχεια βελτιστοποιήθηκε προκειμένου να επιτύχει υψηλότερη ακρίβεια και αποδοτικότητα. Το βελτιστοποιημένο μοντέλο ενσωματώθηκε σε μικροεπεξεργαστή Raspberry Pi 4, επιτρέποντας την εφαρμογή του σε πραγματικό χρόνο. Επιπλέον, σχεδιάστηκε ένα φιλικό γραφικό περιβάλλον χρήστη (GUI) για την υποστήριξη των χρηστών στην ανάλυση και αξιολόγηση των φωτοβολταϊκών τους μονάδων. Η αξιολόγηση του προτεινόμενου μοντέλου πραγματοποιήθηκε με τη χρήση μιας εκτεταμένης βάσης δεδομένων, η οποία συγκεντρώθηκε από τρεις περιοχές με διαφορετικές κλιματικές συνθήκες (μεσογειακό, ξηρό και ημιάνυδρο κλίμα). Τα αποτελέσματα των πειραματικών δοκιμών επιβεβαιώνουν τη σκοπιμότητα και την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης ενσωματωμένης λύσης για τη διάγνωση βλαβών σε PV πλαίσια. Τέλος, παρουσιάζεται συγκριτική μελέτη του προτεινόμενου μοντέλου με άλλες μεθόδους τελευταίας τεχνολογίας, αναδεικνύοντας την υπεροχή του σε επίπεδο απόδοσης και αξιοπιστίας [116].

2.5.5 Ειδικές εφαρμογές

Στην δική του μελέτη ο Zina Boussaada et al. [44] προτείνει τη χρήση ενός μη γραμμικού αυτοπαλίνδρομου εξωγενούς νευρωνικού δικτύου (NARX) με στόχο την πρόβλεψη και την παροχή ηλεκτρικής ενέργειας σε αγωνιστικό ιστιοφόρο, αποκλειστικά από ανανεώσιμες πηγές. Η προτεινόμενη λύση επικεντρώνεται στην πρόβλεψη της άμεσης ηλιακής ακτινοβολίας σε οριζόντια επιφάνεια, λαμβάνοντας υπόψη όλες τις ιδιαίτερες συνθήκες λειτουργίας του ιστιοφόρου. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η ακρίβεια της πρόβλεψης βελτιώνεται σημαντικά όταν η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου πραγματοποιείται περιοδικά [44].

Ο αριθμός των φωτοβολταϊκών σταθμών αναμένεται να αυξηθεί εκθετικά, ως αποτέλεσμα των πολιτικών που προωθούν την κλιματική ουδετερότητα. Η εξέλιξη αυτή ενδέχεται να επιβαρύνει σημαντικά τις εταιρείες που είναι υπεύθυνες για τη λειτουργία και συντήρηση (O&M) των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Η παρούσα εργασία εξετάζει το πρόβλημα του σχεδιασμού στρατηγικών λειτουργίας και συντήρησης και προτείνει μια κανονιστική

μεθοδολογία, με στόχο τη διαμόρφωση ενός βέλτιστου σχεδίου O&M που ελαχιστοποιεί το συνολικό κόστος. Η μεθοδολογία διατυπώνεται ως Μικτό-Ακέραιο Μη Γραμμικό Πρόβλημα (MINLP) και επιδιώκει τη μείωση όχι μόνο του άμεσου κόστους συντήρησης (εργασία και καύσιμα), αλλά και του κόστους που σχετίζεται με τις συνολικές ενεργειακές απώλειες. Με αυτόν τον τρόπο, ενισχύεται η ανταγωνιστικότητα των παρόχων O&M και αυξάνεται η κερδοφορία των φωτοβολταϊκών συστημάτων. Συγκεκριμένα, διατυπώνονται τέσσερις διαφορετικές αντικειμενικές συναρτήσεις (O&M σχήματα), προκειμένου να επιβεβαιωθεί η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης προσέγγισης, ενώ ένα κανόνων-βασισμένο μοντέλο συντήρησης χρησιμοποιείται ως βασικό σχήμα αναφοράς. Η μεθοδολογία αξιολογείται σε δεκατρία τυχαία διαμορφωμένα σενάρια, που περιλαμβάνουν διαφορετικό αριθμό και τύπο σφαλμάτων καθώς και τέσσερις διαφορετικές διατάξεις συστημάτων. Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν την ευρωστία του προτεινόμενου συστήματος O&M, το οποίο επιτυγχάνει μείωση του κόστους λειτουργίας και συντήρησης από 4,5% έως 17,06%, σε σύγκριση με τα συμβατικά σχήματα [117].

Η κατανάλωση μαζούτ πρέπει να ελαχιστοποιείται για τον προσδιορισμό της οικονομικότερης διαδρομής ενός πλοίου. Για τον σκοπό αυτό, είναι απαραίτητη η ακριβής πρόβλεψη της απαιτούμενης ισχύος πριν από τον σχεδιασμό της πορείας. Παραδοσιακά, χρησιμοποιείται μια αριθμητική μέθοδος βασισμένη σε αποτελέσματα δοκιμών μοντέλου κλίμακας. Ωστόσο, η εφαρμογή της συναντά δυσκολίες λόγω της αβεβαιότητας που εισάγουν οι δοκιμές αυτές. Μία εναλλακτική προσέγγιση είναι οι δοκιμές επί του σκάφους, οι οποίες όμως απαιτούν σημαντικούς πόρους και χρόνο. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, η παρούσα μελέτη προτείνει τη χρήση ενός βαθιού νευρωνικού δικτύου τροφοδότησης (DFN) για την πρόβλεψη της ισχύος του πλοίου, αξιοποιώντας τεχνικές βαθιάς μάθησης και αναγνώρισης προτύπων δεδομένων. Για την εκπαίδευση του DFN, διαμορφώνονται κατάλληλα τα δεδομένα εισόδου και οι ετικέτες (έξοδοι πρόβλεψης). Ως δεδομένα εισόδου χρησιμοποιούνται περιβαλλοντικά ωκεάνια δεδομένα (ύψος κύματος, περίοδος κύματος, κατεύθυνση κύματος, ταχύτητα ανέμου, κατεύθυνση μου και θερμοκρασία επιφάνειας θάλασσας), καθώς και επιχειρησιακά δεδομένα του πλοίου (βύθισμα, ταχύτητα και κατεύθυνση). Ως ετικέτα επιλέγεται η ισχύς του πλοίου. Για τη βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης εφαρμόζονται διάφορες τεχνικές: Προεπεξεργασία των περιβαλλοντικών δεδομένων που σχετίζονται με τον άνεμο και τα κύματα, ώστε να λαμβάνονται υπόψη σε σχέση με την ταχύτητα του πλοίου, Δυναμική

προσαρμογή της δομής του DFN ανάλογα με τα χαρακτηριστικά των δεδομένων εισόδου, Βελτιστοποίηση των υπερπαραμέτρων (αριθμός κρυφών επιπέδων, αριθμός κρυφών κόμβων, ρυθμός μάθησης, dropout και μέθοδος βελτιστοποίησης κλίσης) για τη μεγιστοποίηση της ακρίβειας, Ομαδοποίηση k-means, ώστε να αναλυθεί η επίδραση της κατάστασης της θάλασσας και των επιχειρησιακών συνθηκών του πλοίου μέσω κατηγοριοποίησης σε διαφορετικά μοντέλα. Τέλος, οι επιδόσεις των διαφόρων μοντέλων πρόβλεψης συγκρίνονται και αναλύονται συστηματικά, καταδεικνύοντας την αποτελεσματικότητα του DFN στην εκτίμηση της ισχύος πλοίων και, κατ' επέκταση, στη βελτιστοποίηση της ενεργειακής τους απόδοσης [118].

Κεφάλαιο 3 Μελέτη Περίπτωσης

3.1 Γενικά στοιχεία φωτοβολταϊκού συστήματος

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στη μελέτη προέρχονται από διασυνδεδεμένο φωτοβολταϊκό πάρκο ονομαστικής ισχύος 4,8 MWp. Η εγκατάσταση αποτελείται δεκαεννέα χιλιάδες (19.000) φωτοβολταϊκά πλαίσια τεχνολογίας πολυκρυσταλλικού πυριτίου (poly-Si), τα οποία είναι διασυνδεδεμένα μέσω αντιστροφών ισχύος κατάλληλα διαστασιολογημένων. Η καταγραφή δεδομένων καλύπτει διάστημα δύο ημερολογιακών ετών, με χρονική ανάλυση ανά δεκαπέντε λεπτά.

Οι μεταβλητές που είναι διαθέσιμες περιλαμβάνουν την παραγόμενη ισχύ από τους αντιστροφείς, την προσπίπτουσα ηλιακή ακτινοβολία στην επιφάνεια των πλαισίων, μετρημένη μέσω δύο πυρανομέτρων, καθώς και τη θερμοκρασία περιβάλλοντος. Οι

παράμετροι αυτοί συνιστούν κρίσιμο σύνολο δεδομένων, καθώς επιτρέπουν την αποτίμηση της πραγματικής απόδοσης του συστήματος και προσφέρουν τη βάση για την ανάπτυξη και αξιολόγηση των προτεινόμενων νευρωνικών δικτύων.

3.2 Επεξεργασία δεδομένων

Από το αρχικό σύνολο των δεδομένων αφαιρέθηκαν οι μηδενικές τιμές ισχύος και ακτινοβολίας, καθώς και οι μετρήσεις με τιμές ισχύος μικρότερες των 20 W και ακτινοβολίας μικρότερες του 1 W/m². Η ενέργεια αυτή κρίθηκε απαραίτητη προκειμένου να απομακρυνθούν καταγραφές που αντιστοιχούν σε νυχτερινές ώρες, περιόδους μη λειτουργίας του συστήματος ή μετρητικά σφάλματα, τα οποία θα μπορούσαν να επηρεάσουν αρνητικά την ακρίβεια της μοντελοποίησης.

Για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων αξιοποιήθηκαν τα δεδομένα του πρώτου έτους, ενώ για την αξιολόγηση της προγνωστικής τους ικανότητας χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα του δεύτερου έτους. Με τον τρόπο αυτό διασφαλίζεται ότι τα μοντέλα αξιολογούνται σε διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας.

Τέλος, για την ανάλυση που ακολουθεί επιλέχθηκε η χρήση δεδομένων από έναν αντιστροφέα ισχύος. Η επιλογή αυτή επιτρέπει τη μείωση της πολυπλοκότητας του προβλήματος και την εστίαση στην αποτίμηση της αποδοτικότητας των αλγορίθμων, χωρίς να εισάγονται πρόσθετες διαφοροποιήσεις που ενδέχεται να προκύπτουν από τη λειτουργία πολλαπλών αντιστροφένων.

3.3 Εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα

Στο πλαίσιο της διπλωματικής εργασίας αξιοποιήθηκαν διάφορες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων, οι οποίες υλοποιήθηκαν μέσω του πακέτου **ntools** του λογισμικού **MATLAB R2021**. Στόχος ήταν η συγκριτική αξιολόγηση διαφορετικών δομών, με στόχο την αποτίμηση της ακρίβειας πρόβλεψης και της γενίκευσής τους. Τα δίκτυα που εξετάστηκαν περιλαμβάνουν:

- Νευρωνικό Δίκτυο Προώθησης Σήματος (Feed Forward Neural Network)
- Νευρωνικό Δίκτυο Παλινδρόμησης Ακτινικού τύπου (Generalized Regression Neural)
- Μη Γραμμικό Αυτοπαλίνδρομο Δίκτυο με Εξωγενείς Εισόδους (Nonlinear AutoRegressive with eXogenous inputs)

- Επαναληπτικό Νευρωνικό Δίκτυο (Recurrent Neural Network)
- Βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο με δύο κρυφά επίπεδα (Deep Neural Network)

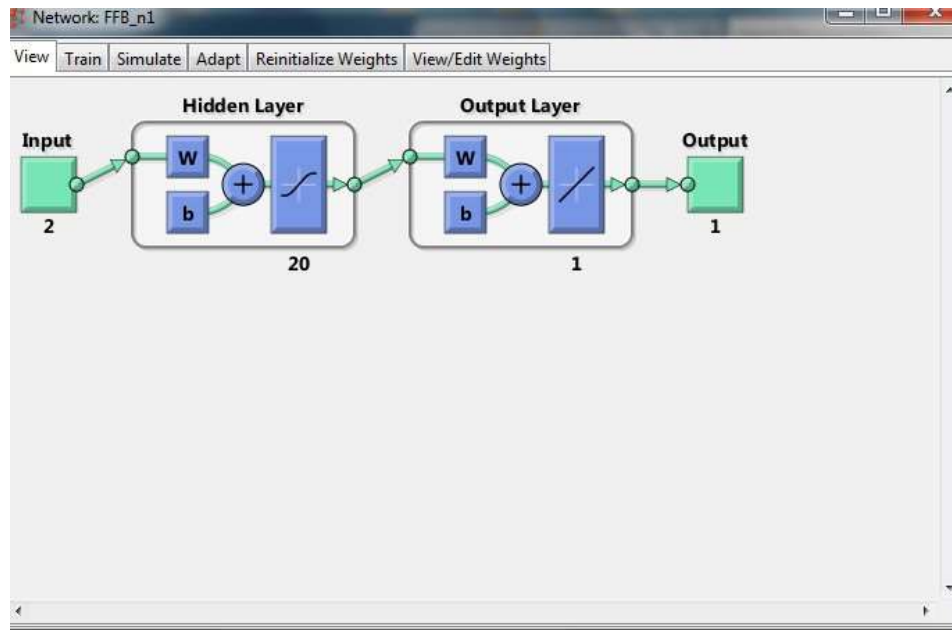
Στις υποενότητες που ακολουθούν παρουσιάζονται αναλυτικά τα χαρακτηριστικά κάθε αρχιτεκτονικής, καθώς και ο τρόπος με τον οποίο εφαρμόστηκαν στην παρούσα μελέτη περίπτωσης. Τα νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιήθηκαν εμπεριέχονται στο πακέτο nntools του MatlabR2021 και αναλύονται στις επόμενες ενότητες.

3.3.1 Feed Forward Neural Network

Το δίκτυο Feed Forward (FFB_n1) αποτελεί μία από τις πλέον κλασικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων, όπου η ροή των δεδομένων πραγματοποιείται μονοκατευθυντικά, από το επίπεδο εισόδου προς το επίπεδο εξόδου, χωρίς αναδρομικές συνδέσεις. Στην παρούσα μελέτη, το συγκεκριμένο δίκτυο δέχεται ως εισόδους τη θερμοκρασία περιβάλλοντος και την προσπίπτουσα ηλιακή ακτινοβολία, ενώ ως έξοδο εκτιμά την παραγόμενη ισχύ του φωτοβολταϊκού συστήματος.

Η επιλογή του Feed Forward Neural Network έγινε λόγω της απλότητάς του και της συχνής χρήσης του ως σημείο αναφοράς (baseline) σε εφαρμογές πρόβλεψης χρονοσειρών. Με αυτόν τον τρόπο, παρέχεται μία βασική γραμμή σύγκρισης με πιο σύνθετες αρχιτεκτονικές που παρουσιάζονται σε επόμενες ενότητες.

Για την εκπαίδευση του μοντέλου αξιοποιήθηκαν τα δεδομένα του πρώτου έτους λειτουργίας του ΦΒ συστήματος, ενώ για την αξιολόγηση της απόδοσής του χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα του δεύτερου έτους. Η αρχιτεκτονική του συγκεκριμένου δικτύου παρουσιάζεται στην Εικόνα 3.1, όπου διακρίνονται δύο είσοδοι, ένα κρυφό επίπεδο με 20 νευρώνες και ένα επίπεδο εξόδου με έναν νευρώνα.



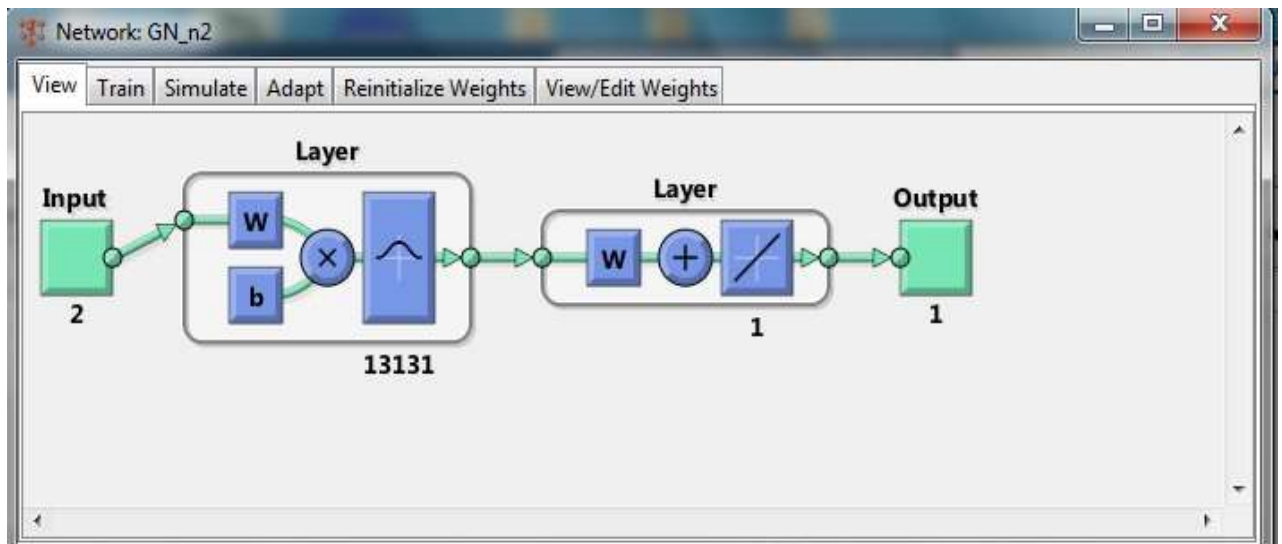
Εικόνα 3.1: Δομή Feed forward Neural Network (Matlab).

3.3.2 Generalized Regression Neural Network

Το Generalized Regression Neural Network (GRNN) ανήκει στην κατηγορία των νευρωνικών δικτύων με συνάρτηση βάσης ακτινικού τύπου (Radial Basis Function – RBF) και χρησιμοποιείται ευρέως για προβλήματα παλινδρόμησης. Βασικό χαρακτηριστικό του είναι η ικανότητα να προσαρμόζεται αποτελεσματικά σε μη γραμμικές σχέσεις εισόδων–εξόδων, παρέχοντας καλή γενίκευση ακόμη και με περιορισμένο όγκο δεδομένων εκπαίδευσης.

Στο πλαίσιο της παρούσας μελέτης, το δίκτυο GN_n2 αξιοποιεί ως εισόδους τη θερμοκρασία περιβάλλοντος και την ηλιακή ακτινοβολία, με στόχο την πρόβλεψη της ισχύος του φωτοβολταϊκού συστήματος. Η εκπαίδευση πραγματοποιήθηκε με βάση τα δεδομένα του πρώτου έτους, ενώ για την αξιολόγηση της απόδοσης εφαρμόστηκαν τα δεδομένα του δεύτερου έτους, εξασφαλίζοντας τον έλεγχο της γενικευσιμότητας του μοντέλου.

Η αρχιτεκτονική του δικτύου παρουσιάζεται στην Εικόνα 3.2, όπου απεικονίζεται η διάρθρωση των επιπέδων και η ροή των δεδομένων εισόδου–εξόδου.



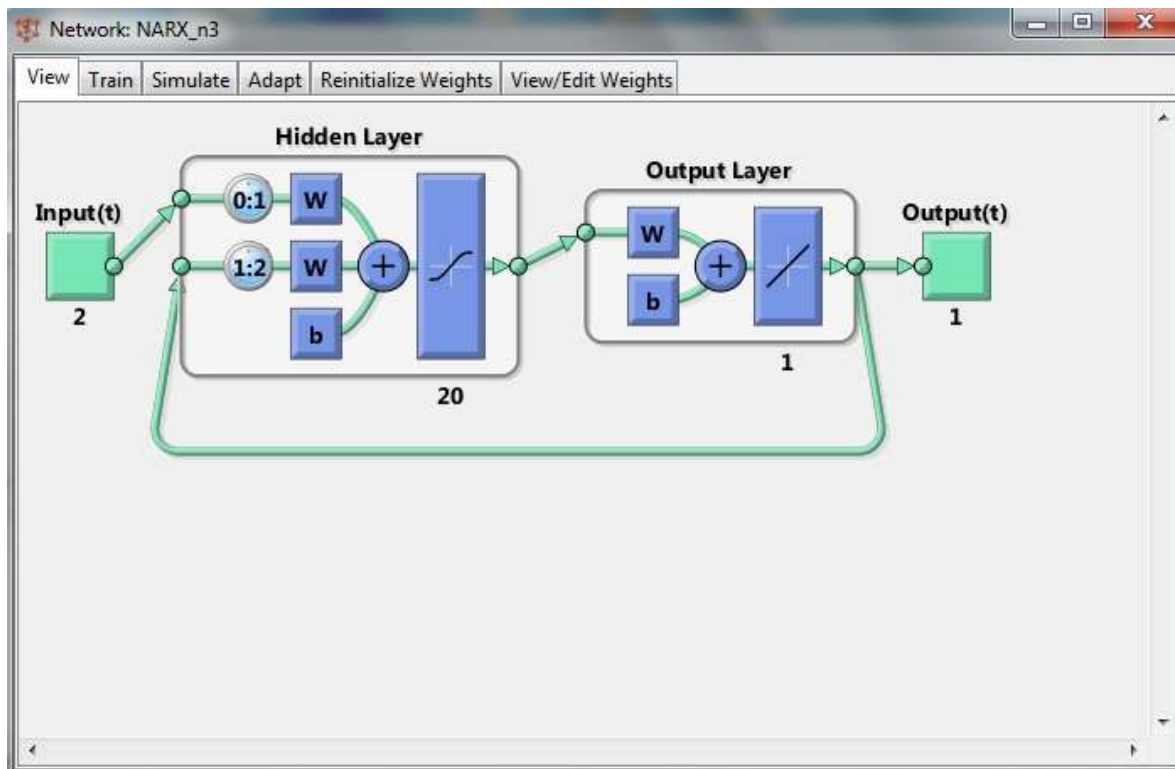
Εικόνα 3.2: Δομή Generalized Regression Neural Network (Matlab).

3.3.3 Nonlinear AutoRegressive with eXogenous inputs

Το δίκτυο NARX (Nonlinear AutoRegressive with eXogenous inputs) ανήκει στην κατηγορία των επαναληπτικών νευρωνικών δικτύων και είναι ιδιαίτερα κατάλληλο για την πρόβλεψη χρονοσειρών, καθώς ενσωματώνει στη λειτουργία του καθυστερημένους όρους τόσο των εισόδων όσο και των εξόδων. Η αναδρομική αυτή δομή επιτρέπει στο δίκτυο να «διατηρεί μνήμη» προηγούμενων καταστάσεων, βελτιώνοντας την ικανότητα πρόβλεψης σε συστήματα με έντονη χρονική εξάρτηση.

Στην παρούσα εργασία, το μοντέλο NARX_n3 αξιοποιεί ως εισόδους τη θερμοκρασία περιβάλλοντος και την προσπίπτουσα ηλιακή ακτινοβολία, ενώ η έξοδος του αντιστοιχεί στην εκτιμώμενη ισχύ του φωτοβολταϊκού συστήματος. Για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα του πρώτου έτους, ενώ τα δεδομένα του δεύτερου έτους διατέθηκαν για την αξιολόγηση της απόδοσης, με στόχο να διερευνηθεί η γενίκευση του μοντέλου σε ανεξάρτητο σύνολο δεδομένων.

Η αρχιτεκτονική του δικτύου παρουσιάζεται στην Εικόνα 3.3, όπου απεικονίζεται η ύπαρξη αναδρομικών συνδέσεων που ενσωματώνουν χρονικές καθυστερήσεις, στοιχείο που διαφοροποιεί το NARX από τα κλασικά προωθητικής τροφοδότησης (feedforward) δίκτυα.



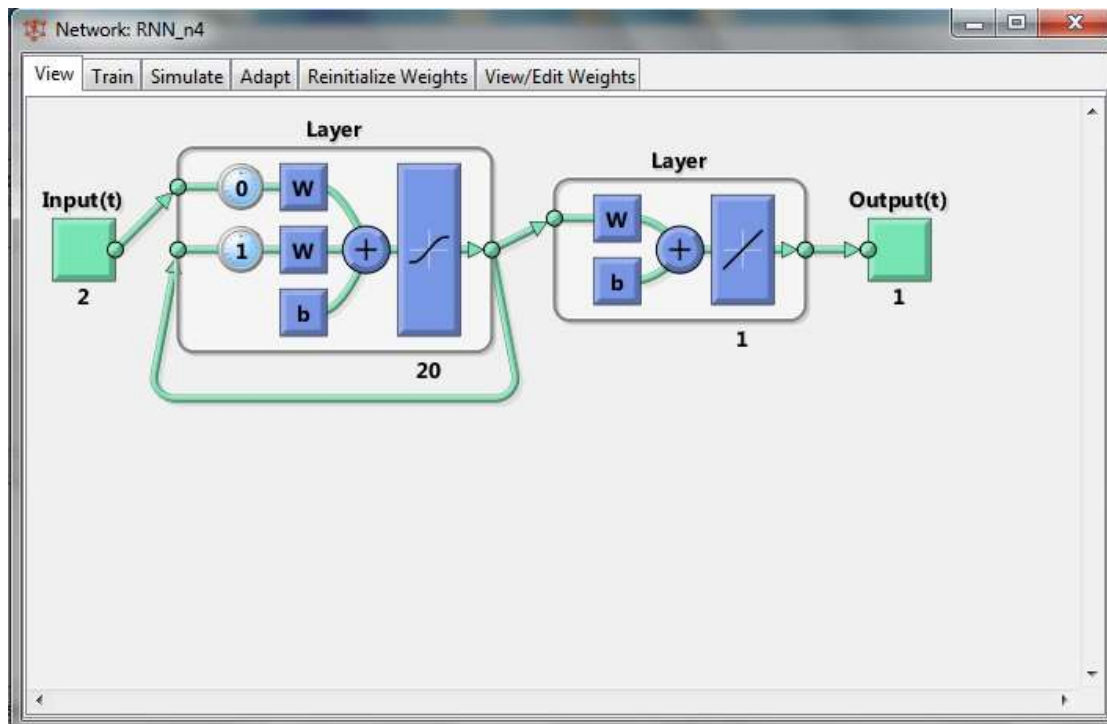
Εικόνα 3.3: Δομή Nonlinear AutoRegressive with eXogenous inputs (Matlab).

3.3.4 Recurrent Neural Network

Τα Επαναληπτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent Neural Networks – RNN) έχουν τη δυνατότητα να επεξεργάζονται ακολουθίες δεδομένων μέσω αναδρομικών συνδέσεων, οι οποίες τους επιτρέπουν να «διατηρούν μνήμη» προηγούμενων εισόδων. Το χαρακτηριστικό αυτό τα καθιστά ιδιαίτερα αποτελεσματικά σε εφαρμογές πρόβλεψης χρονοσειρών, όπου οι τρέχουσες τιμές εξαρτώνται σε σημαντικό βαθμό από το ιστορικό των δεδομένων.

Στο πλαίσιο της παρούσας μελέτης, το μοντέλο RNN_n4 χρησιμοποιεί ως εισόδους τη θερμοκρασία περιβάλλοντος και την προσπίπτουσα ηλιακή ακτινοβολία, με στόχο την πρόβλεψη της παραγόμενης ισχύος του φωτοβολταϊκού συστήματος. Η διαδικασία εκπαίδευσης πραγματοποιήθηκε με τα δεδομένα του πρώτου έτους, ενώ η αξιολόγηση της ακρίβειας πρόβλεψης βασίστηκε στα δεδομένα του δεύτερου έτους.

Η αρχιτεκτονική του δικτύου απεικονίζεται στην Εικόνα 3.4, όπου φαίνεται η ύπαρξη ανατροφοδοτούμενων συνδέσεων στο κρυφό επίπεδο, στοιχείο που διαφοροποιεί το RNN από τα δίκτυα προωθητικής τροφοδότησης.



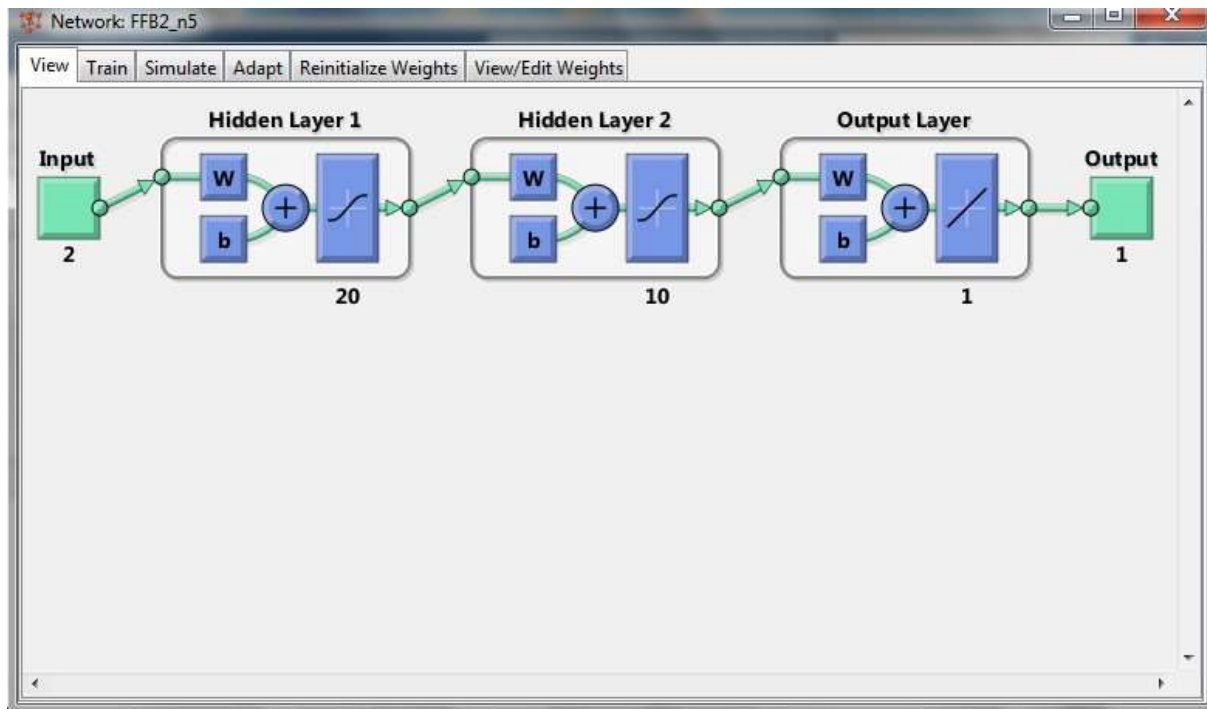
Εικόνα 3.4: Δομή Recurrent Neural Network (Matlab).

3.3.5 Deep Neural Network

Το Deep Neural Network (FFB2) αποτελεί μια εκδοχή βαθιού νευρωνικού δικτύου (Deep Neural Network – DNN), καθώς περιλαμβάνει δύο κρυφά επίπεδα, σε αντίθεση με τα απλούστερα feedforward μοντέλα που διαθέτουν μόνο ένα. Η αυξημένη βάθος της αρχιτεκτονικής επιτρέπει στο δίκτυο να συλλαμβάνει πιο περίπλοκα μοτίβα και μη γραμμικές συσχετίσεις μεταξύ των εισόδων και της εξόδου, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε βελτιωμένη ακρίβεια πρόβλεψης.

Στην παρούσα εργασία, το μοντέλο FFB2_n5 αξιοποιεί ως εισόδους τη θερμοκρασία περιβάλλοντος και την προσπίπτουσα ηλιακή ακτινοβολία, ενώ η έξοδος αντιστοιχεί στην εκτιμώμενη ισχύ του φωτοβολταϊκού συστήματος. Η εκπαίδευση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε με βάση τα δεδομένα του πρώτου έτους, ενώ για την αξιολόγηση της ικανότητας γενίκευσης χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα του δεύτερου έτους.

Η δομή του δικτύου παρουσιάζεται στην Εικόνα 3.5, όπου φαίνονται τα δύο κρυφά επίπεδα (με 20 και 10 νευρώνες αντίστοιχα) καθώς και το επίπεδο εξόδου. Η διάρθρωση αυτή προσφέρει μεγαλύτερη ευελιξία σε σχέση με τα πιο απλά feedforward δίκτυα, αν και ταυτόχρονα αυξάνει τις απαιτήσεις σε υπολογιστικούς πόρους και τη δυσκολία εκπαίδευσης.



Εικόνα 3.5: Δομή Deep Neural Network (Matlab).

3.4 Δείκτες αξιολόγησης απόδοσης νευρωνικών δικτύων

Η αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων πρόβλεψης αποτελεί αναπόσπαστο τμήμα της διαδικασίας επιστημονικής έρευνας, καθώς επιτρέπει την ποσοτικοποίηση της ακρίβειας και της αξιοπιστίας τους. Για τον σκοπό αυτό έχουν αναπτυχθεί στατιστικοί δείκτες, οι οποίοι μετρούν είτε τη μέση απόκλιση των προβλέψεων από τις πραγματικές τιμές είτε την κατεύθυνση και την ένταση της σχέσης μεταξύ τους. Όπως αναφέρουν ο Willmott και ο Matsuura [119], ο συνδυασμός διαφορετικών μετρικών είναι απαραίτητος ώστε να προκύπτει μία πιο ολοκληρωμένη εικόνα της απόδοσης, καθώς κάθε δείκτης αποτυπώνει διαφορετικές πτυχές του σφάλματος ή της ακρίβειας.

Στα πλαίσια τη παρούσας διπλωματικής εργασίας, όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, χρησιμοποιήθηκαν χρονοσειρές δεδομένων από εν λειτουργία φωτοβολταϊκά συστήματα και για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκαν οι παρακάτω δείκτες.

1. **RMSE (Root Mean Squared Error):** Τετραγωνική ρίζα του MSE, εκφράζει το σφάλμα στις ίδιες μονάδες με το μέγεθος-στόχο

$$RMSE = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N (P_{m_i} - P_{f_i})^2}$$

P_{mi} : Ισχύς ΦΒ πάρκου μετρούμενη τιμή

P_{fi} : Ισχύς ΦΒ πάρκου τιμή πρόβλεψης

N : αριθμός δειγμάτων

2. **nRMSE (normalized Root Mean Squared Error)** είναι μια κανονικοποιημένη μορφή του RMSE, ώστε να μπορεί να συγκριθεί ευκολότερα η απόδοση μοντέλων μεταξύ διαφορετικών datasets ή μεταβλητών

$$nRMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (P_{mi} - P_{fi})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (P_{mi})^2}}$$

P_{mi} : Ισχύς ΦΒ πάρκου μετρούμενη τιμή

P_{fi} : Ισχύς ΦΒ πάρκου τιμή πρόβλεψης

N : αριθμός δειγμάτων

3. **MAE (Mean Absolute Error)**: Μέσο απόλυτο σφάλμα, λιγότερο ευαίσθητο σε ακραίες τιμές

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |P_{mi} - P_{fi}|}{N}$$

P_{mi} : Ισχύς ΦΒ πάρκου μετρούμενη τιμή

P_{fi} : Ισχύς ΦΒ πάρκου τιμή πρόβλεψης

N : αριθμός δειγμάτων

4. **MAPE (Mean Absolute Percentage Error)**: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα, εκφράζει το σφάλμα σε ποσοστό %

$$MAPE = \frac{100\%}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|P_{mi} - P_{fi}|}{P_{mi}}$$

P_{mi} : Ισχύς ΦΒ πάρκου μετρούμενη τιμή

P_{fi} : Ισχύς ΦΒ πάρκου τιμή πρόβλεψης

N : αριθμός δειγμάτων

5. **MBE (Mean Bias Error)** είναι ένας δείκτης που χρησιμοποιείται συχνά σε προβλήματα πρόβλεψης

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^N (P_{mi} - P_{fi})}{N}$$

P_{mi} : Ισχύς ΦΒ πάρκου μετρούμενη τιμή

P_{fi} : Ισχύς ΦΒ πάρκου τιμή πρόβλεψης

N : αριθμός δειγμάτων

6. **COR** (ή **Correlation Coefficient**) αναφέρεται συνήθως στον **συντελεστή συσχέτισης Pearson (r)** που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της σχέσης μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών

$$COR = \frac{COV(P_{mi}, P_{fi})}{\sqrt{V(P_{mi})}\sqrt{V(P_{fi})}} 100\%$$

P_{mi} : Ισχύς ΦΒ πάρκου μετρούμενη τιμή

P_{fi} : Ισχύς ΦΒ πάρκου τιμή πρόβλεψης

N : αριθμός δειγμάτων

Η χρήση των παραπάνω δεικτών στην παρούσα εργασία εξασφαλίζει μια σφαιρική εκτίμηση της απόδοσης των νευρωνικών δικτύων. Συγκεκριμένα, ο RMSE και ο nRMSE αποτυπώνουν το συνολικό μέγεθος του σφάλματος, ο MAE και ο MAPE παρέχουν πιο άμεσα ερμηνεύσιμες εκτιμήσεις σε απόλυτες ή ποσοστιαίες μονάδες, ενώ ο MBE αναδεικνύει τυχόν συστηματική μεροληψία στις προβλέψεις. Τέλος, ο συντελεστής συσχέτισης (COR) αξιολογεί τον βαθμό γραμμικής σχέσης μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών. Η συνδυαστική εφαρμογή τους, όπως προτείνεται και στη βιβλιογραφία [119], καθιστά την αξιολόγηση πιο αξιόπιστη και αντιπροσωπευτική.

Κεφάλαιο 4 Παρουσίαση αποτελεσμάτων

Όπως παρουσιάστηκε στο Κεφάλαιο 3, εκπαιδεύτηκαν πέντε νευρωνικά δίκτυα διαφορετικής αρχιτεκτονικής που ανήκουν στην βιβλιοθήκη του Matlab. Έπειτα, τα δίκτυα τροφοδοτήθηκαν με δεδομένα ηλιακής ακτινοβολίας και θερμοκρασίας περιβάλλοντος με σκοπό την πρόβλεψη της φωτοβολταϊκής ισχύς, η οποία στην συνέχεια συγκρίθηκε με την πραγματική ισχύ ώστε να μελετηθεί η απόδοση των δικτύων.

Στον Πίνακα 4.1 παρουσιάζεται η απόδοση των δικτύων υπολογισμένη σε όλο το δείγμα του έτους. Από τα δεδομένα του πίνακα παρατηρείται ότι το RNN_N4 έχει την καλύτερη απόδοση χωρίς να υπάρχει σημαντική διαφορά από τα υπόλοιπα, ενώ το δίκτυο GN_N2 παρουσιάζει να μεν με μικρή διαφορά αλλά την χειρίστη απόδοση.

Πίνακας 4.1: Απόδοση των εφαρμοζόμενων νευρωνικών δικτύων σε όλα το ετήσιο δείγμα

Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
N	17202	17202	17202	17202	17202
RMSE (W)	1032	1173	1026	1024	1035
MBE (W)	-9	1	-2	1	-4
MAPE (%)	12,49	11,96	11,95	11,77	11,87
MAE (W)	574	653	567	566	570
Corel (W)	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99
n_RMSE (%)	9,74	11,08	9,69	9,66	9,77

Στο Παράρτημα της εργασίας παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από τις προβλέψεις των μοντέλων για ολόκληρο το έτος. Πιο συγκεκριμένα παρουσιάζονται διαγράμματα που παρουσιάζουν τις ημερήσιες καμπύλες της προβλεπόμενης τιμής ισχύος από κάθε δίκτυο, της μετρούμενης τιμής ισχύος και την ηλιακή ακτινοβολία. Σε κάθε διάγραμμα απεικονίζονται δέκα ημέρες. Επιπρόσθετα, παρουσιάζονται οι πίνακες με του δείκτες αξιολόγησης για κάθε δίκτυο σε ημερήσια βάση για το σύνολο του έτους. Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται ενδεικτικά παραδείγματα των αποτελεσμάτων του Παραρτήματος ώστε να καταγραφεί η απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων σε διαφορετικές συνθήκες ακτινοβολίας, πιο συγκεκριμένα:

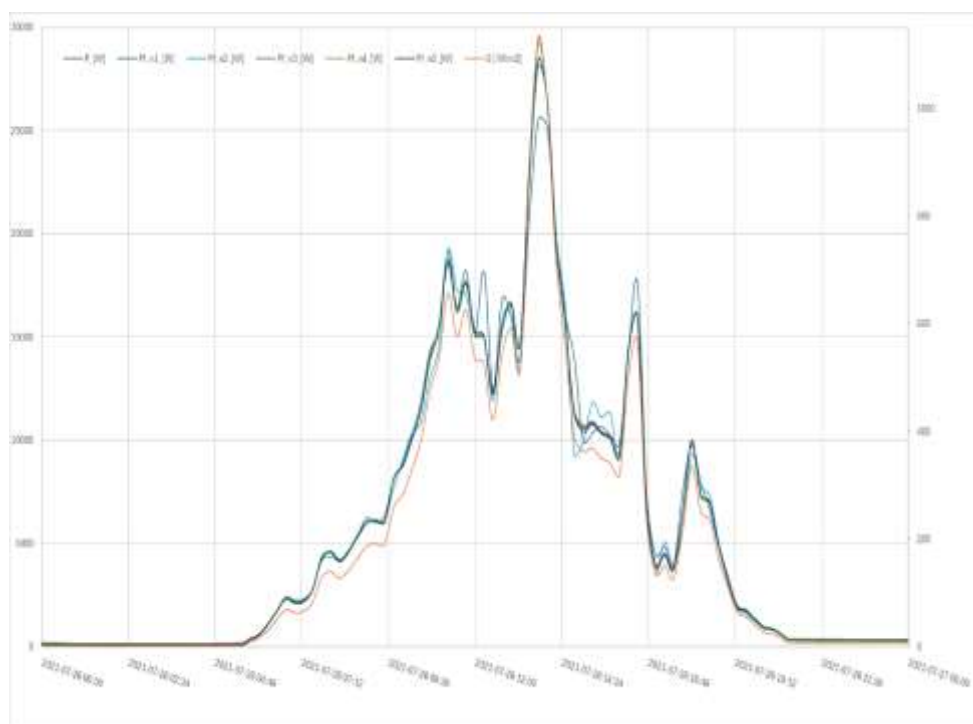
- ημέρες που παρατηρείται μικρή απόκλιση πρόβλεψης και πραγματικής τιμής
- ημέρες που παρατηρείται μεγάλη απόκλιση πρόβλεψης και πραγματικής τιμής

- συνθήκες καθαρού ουρανού (clear sky)
- συνθήκες με έντονη διακύμανση της ηλιακής ακτινοβολίας στη διάρκεια της ημέρας
- συνθήκες με χαμηλή ακτινοβολία
- ημέρες που παρατηρείται μεγάλη απόκλιση πρόβλεψης και πραγματικής τιμής
- ημέρες που παρατηρείται μικρή απόκλιση πρόβλεψης και πραγματικής τιμής

4.1 Σύγκλιση πρόβλεψης και πραγματικής ισχύος φωτοβολταϊκού

Στην ενότητα παρουσιάζονται ενδεικτικά παραδείγματα σύγκρισης μεταξύ των τιμών πρόβλεψης των νευρωνικών δικτύων και των πραγματικών μετρήσεων ισχύος του φωτοβολταϊκού συστήματος. Επιλέχθηκαν ημέρες με διαφορετικά χαρακτηριστικά ηλιακής ακτινοβολίας, ώστε να αξιολογηθεί η συμπεριφορά των δικτύων τόσο σε συνθήκες υψηλής ακτινοβολίας, όσο και σε συνεφιασμένες ημέρες ή σε περιόδους με χαμηλά επίπεδα ακτινοβολίας.

Στον Πίνακα 4.2 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για την ημέρα 26/07/2021. Παρατηρείται ότι τα πέντε διαφορετικά εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα εμφανίζουν υψηλή ακρίβεια, καθώς οι τιμές του δείκτη MAPE κυμαίνονται από 4,71% έως 5,89%. Επιπρόσθετα, το σύνολο των δικτύων με βάση τις τιμές του δείκτη MBE, που είναι αρνητικές, υπερεκτιμούν την πρόβλεψη. Η καλή επίδοση των δικτύων απεικονίζεται στο Διάγραμμα 4.1 όπου οι αποκλίσεις από την πραγματική καμπύλη είναι περιορισμένες.



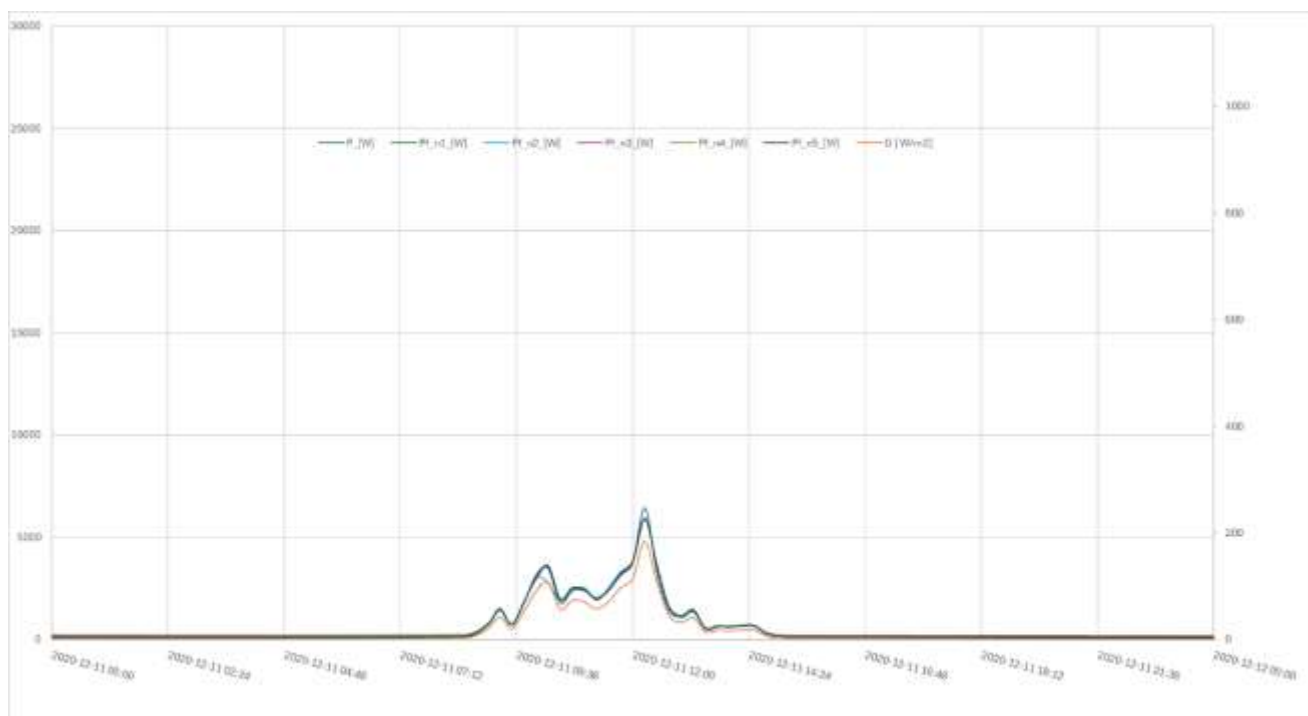
Διάγραμμα 4.1: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 26/07/2021

Πίνακας 4.2: Απόδοση των εφαρμοζόμενων δικτύων στις 26/07/2021

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
26/07/21	N	62	62	62	62	62
	RMSE (W)	808	998	889	880	842
	MBE (W)	-83	-151	-58	-87	-126
	MAPE (%)	4,83	5,89	4,84	4,71	4,92
	MAE (W)	437	564	464	463	455
	n_RMSE (%)	7,34	9,06	8,08	7,99	7,65

Αντίθετα, στο Διάγραμμα 4.2 της ημέρας 11/12/2020 οι τιμές της ηλιακής ακτινοβολίας είναι χαμηλές και η παραγόμενη ισχύς παραμένει σε χαμηλά επίπεδα. Σε αυτή την περίπτωση τα τέσσερα δίκτυα υποεκτιμούν την πρόβλεψη της ισχύος καθώς οι τιμές του δείκτη MBE τους, που παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3, λαμβάνουν θετικές τιμές.

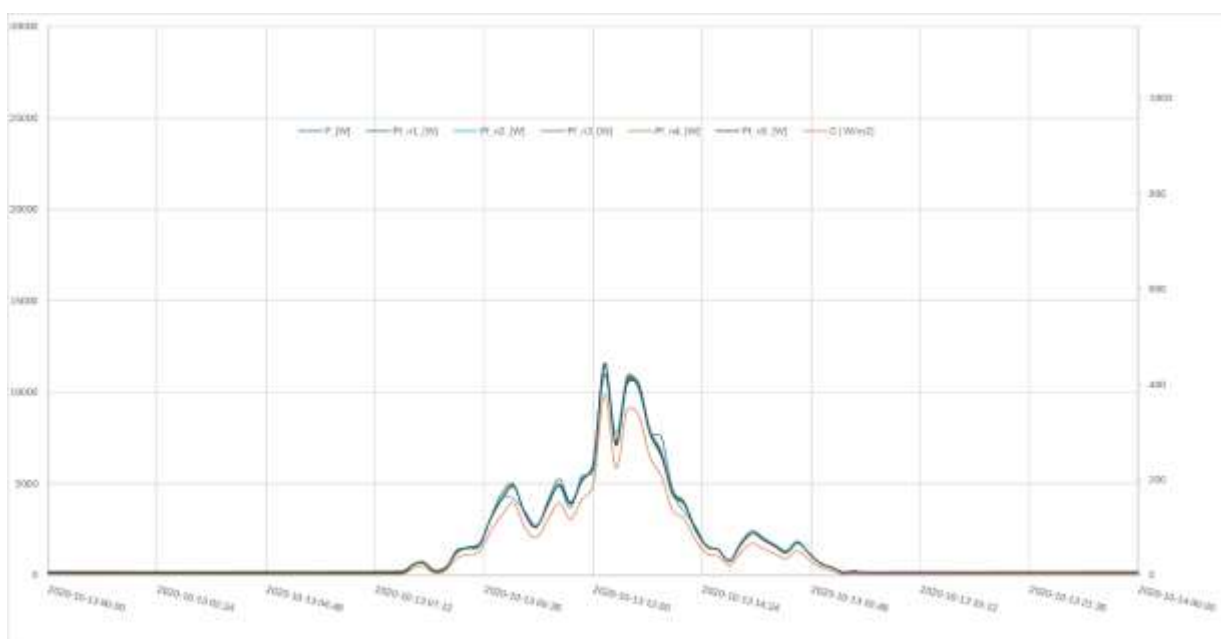
Στην περίπτωση της 13/10/2020 στο Διάγραμμα 4.3, η ακτινοβολία παρουσιάζει σημαντικές διακυμάνσεις και δεν ξεπερνά τα 400W/m². Παρατηρείται ότι οι καμπύλες των προβλεπόμενων τιμών ακολουθούν τις καμπύλες της παραγόμενης ισχύος και ακτινοβολίας. Η παρατήρηση αυτή επιβεβαιώνεται από τα δεδομένα του Πίνακα 4.4 καθώς ο δείκτης MAPE κυμαίνεται από 4,86% μέχρι 8,69% και ο n_RMSE από 4,46% έως 6,54%.



Διάγραμμα 4.2: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 11/12/2020

Πίνακας 4.3: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων στις 11/12/2020

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
11/12/20	N	27	27	27	27	27
	RMSE (W)	143	194	140	149	139
	MBE (W)	25	-17	33	47	16
	MAPE (%)	4,69	6,35	10,44	8,54	4,47
	MAE (W)	86	106	94	99	81
	n_RMSE (%)	6,37	8,62	6,22	6,62	6,16



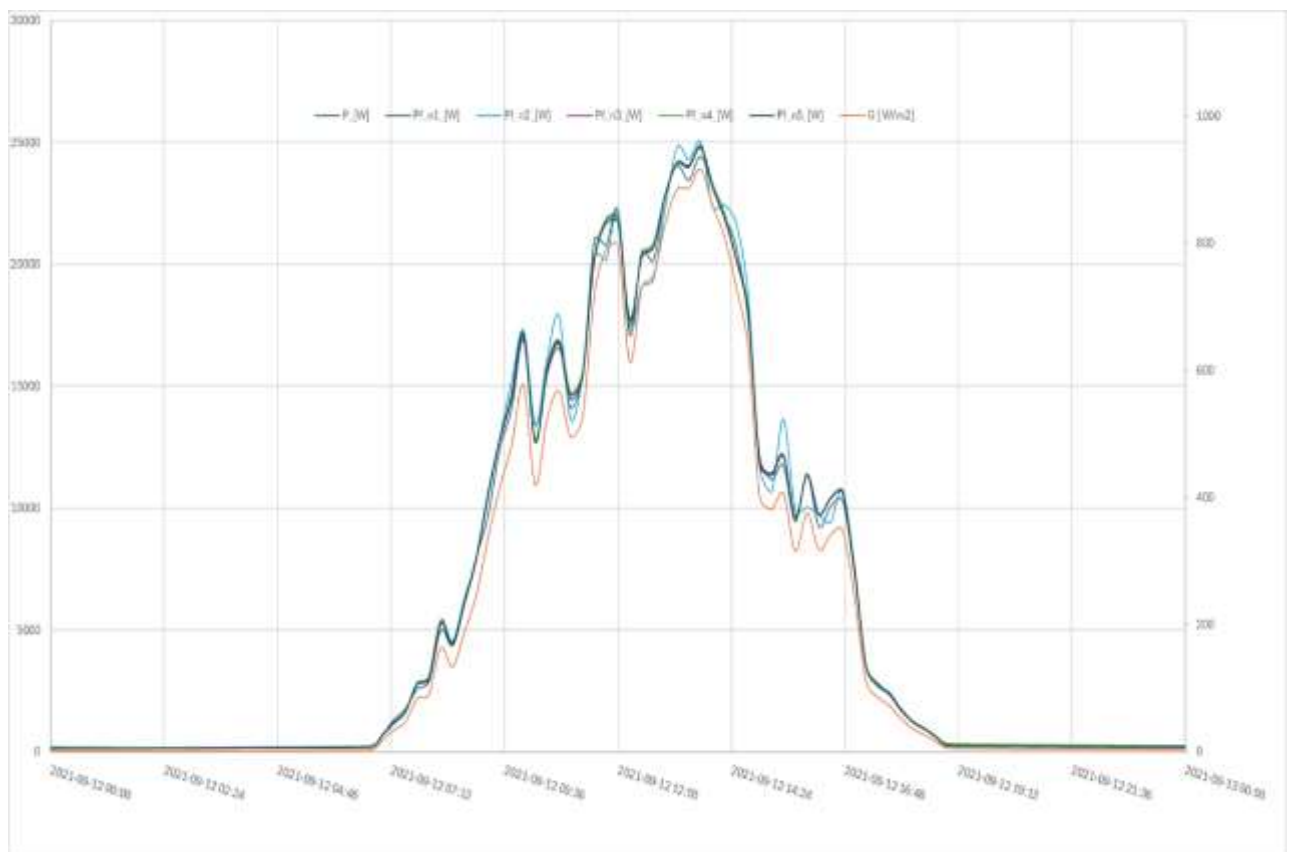
Διάγραμμα 4.3: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 13/10/2020

Πίνακας 4.4: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων στις 13/10/2020

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
13/10/20	N	42	42	42	42	42
	RMSE (W)	200	284	199	194	210
	MBE (W)	-65	-82	-27	-32	-70
	MAPE (%)	4,86	6,86	8,69	6,49	5,27
	MAE (W)	115	174	125	111	122
	n_RMSE (%)	4,62	6,54	4,60	4,46	4,84

Στη συνέχεια, έχουν επιλεγθεί να παρουσιαστούν οι ημέρες όπου τα εφαρμοζόμενα δίκτυα επιτυγχάνουν τις καλύτερες επιδόσεις τους με βάση τον δείκτη MAPE. Αναλυτικά, στις 12/09/2021 τα δίκτυα FFB_N1, RNN_N4 και το FFB2_N5 κατέγραψαν την βέλτιστη

επίδοση σύμφωνα με τον Πίνακα του Παραρτήματος. Σύμφωνα με τον Πίνακα 4.5 φαίνεται καθαρά ότι το δίκτυο RNN_N4 παρουσιάζει την καλύτερη επίδοση με MAPE 2,83%, ακολουθούμενο από το FFB_N1 με τιμή 2,93% και το FFB2_N5 με τιμή 3,20%. Τα υπόλοιπα δίκτυα εμφανίζουν μεγαλύτερες αποκλίσεις, με το GN_N2 να ξεχωρίζει διαγραμματικά από τα υπόλοιπα στο Διάγραμμα 4.4. Αξίζει να σημειώσουμε ότι η συγκεκριμένη ημέρα του φθινοπώρου χαρακτηρίζεται από έντονες διακυμάνσεις της ηλιακής ακτινοβολίας, οι οποίες υπερέβησαν τα 900 W/m².



Διάγραμμα 4.4: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 12/09/2021

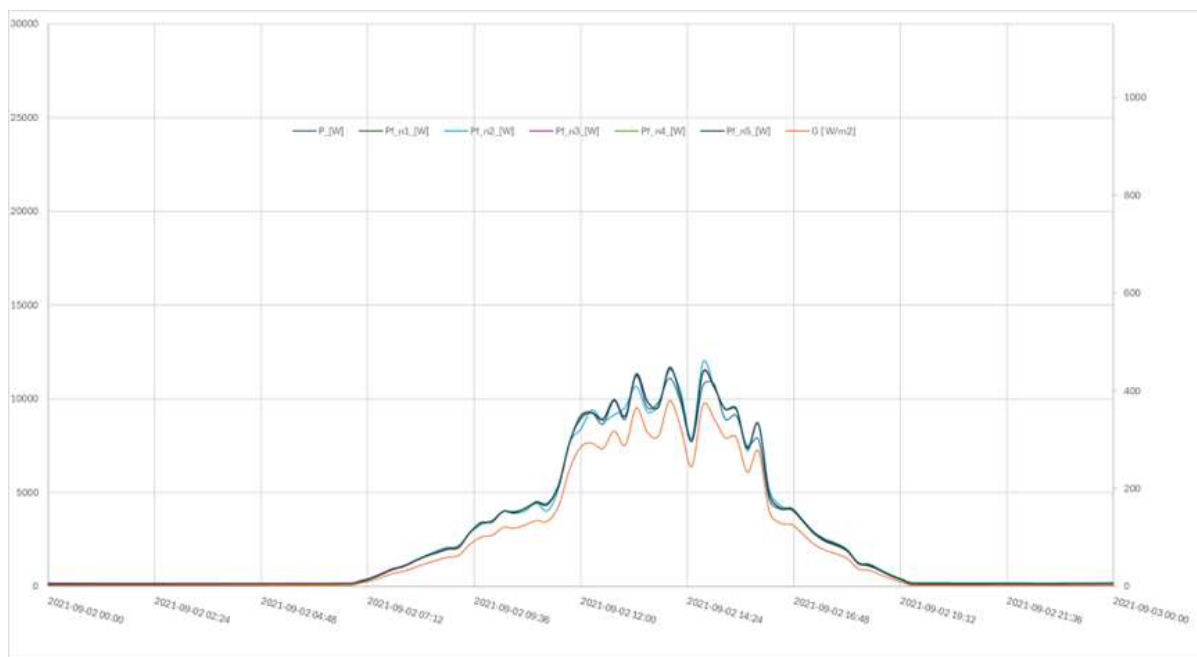
Πίνακας 4.5: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων στις 12/09/2021

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
12/09/21	N	50	50	50	50	50
	RMSE (W)	368	618	358	351	351
	MBE (W)	129	102	122	128	103
	MAPE (%)	2,93	4,60	3,45	2,83	3,20
	MAE (W)	260	453	256	245	250
	n_RMSE (%)	2,67	4,48	2,59	2,54	2,55

Αντίστοιχα, το δίκτυο NARX_N3 επιτυγχάνει την καλύτερη επίδοση στις 02/09/2021 όπως αποτυπώνεται στο Διάγραμμα 4.5, όπου η καμπύλη πρόβλεψης συγκλίνει σε ικανοποιητικό βαθμό με την πραγματική ισχύ. Η τιμή του MAPE, όπως καταγράφεται και στον Πίνακας 4.6, παίρνει την τιμή 2,64%.

Τέλος, στις 29/11/2020 η ημέρα διακρίνεται με χαμηλή ακτινοβολία και χαμηλές τιμές παραγωγής σύμφωνα με το Διάγραμμα 4.6. Στον Πίνακας 4.7 ξεχωρίζει ο δείκτης MAPE του δικτύου GN_N2 με την τιμή 2,64%. Η τιμή αυτή αποτελεί την σημαντικότερη επίδοση του δικτύου GN_N2 στην διάρκεια του έτους σύμφωνα και με τον Πίνακα του Παραρτήματος.

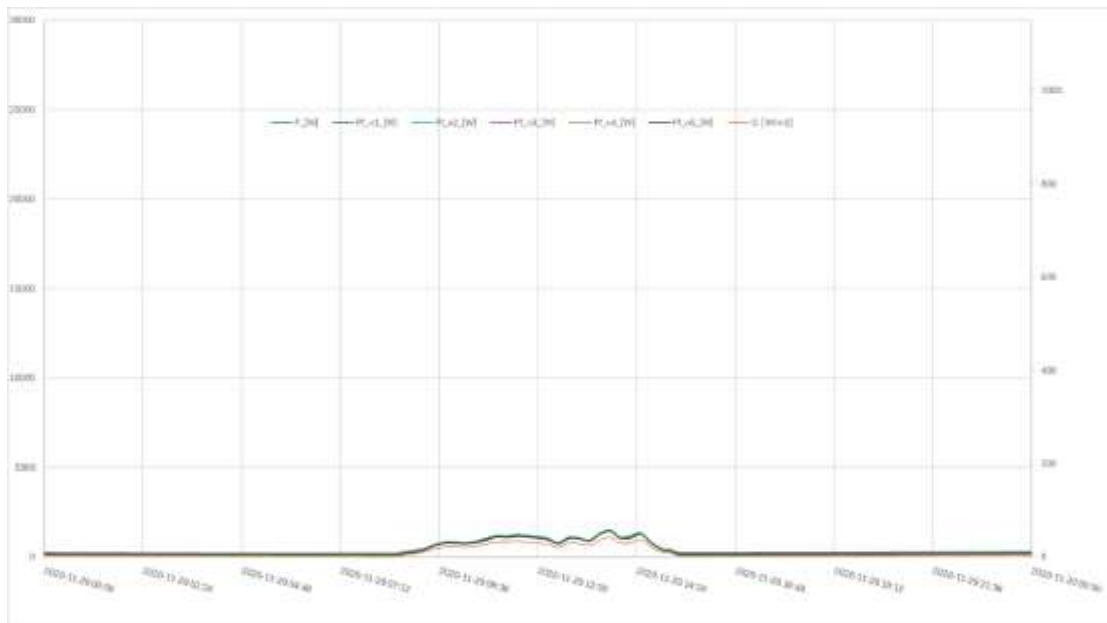
Το σύνολο των αναλυτικών αποτελεσμάτων για όλο το χρονικό διάστημα της μελέτης παρατίθεται στο Παράρτημα.



Διάγραμμα 4.5: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 02/09/2021

Πίνακας 4.6: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων στις 02/09/2021

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
02/09/21	N	52	52	52	52	52
	RMSE (W)	220	322	210	223	218
	MBE (W)	94	51	75	80	77
	MAPE (%)	4,82	3,70	2,64	3,27	4,42
	MAE (W)	133	195	114	124	128
	n_RMSE (%)	3,69	5,40	3,52	3,75	3,66



Διάγραμμα 4.6: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 29/11/2020

Πίνακας 4.7: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων στις 29/11/2020

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
29/11/20	N	29	29	29	29	29
	RMSE (W)	71	37	48	35	60
	MBE (W)	-65	-25	1	-4	-53
	MAPE (%)	8,85	3,46	9,16	5,53	6,87
	MAE (W)	65	29	42	30	53
	n_RMSE (%)	7,50	3,88	5,00	3,65	6,32

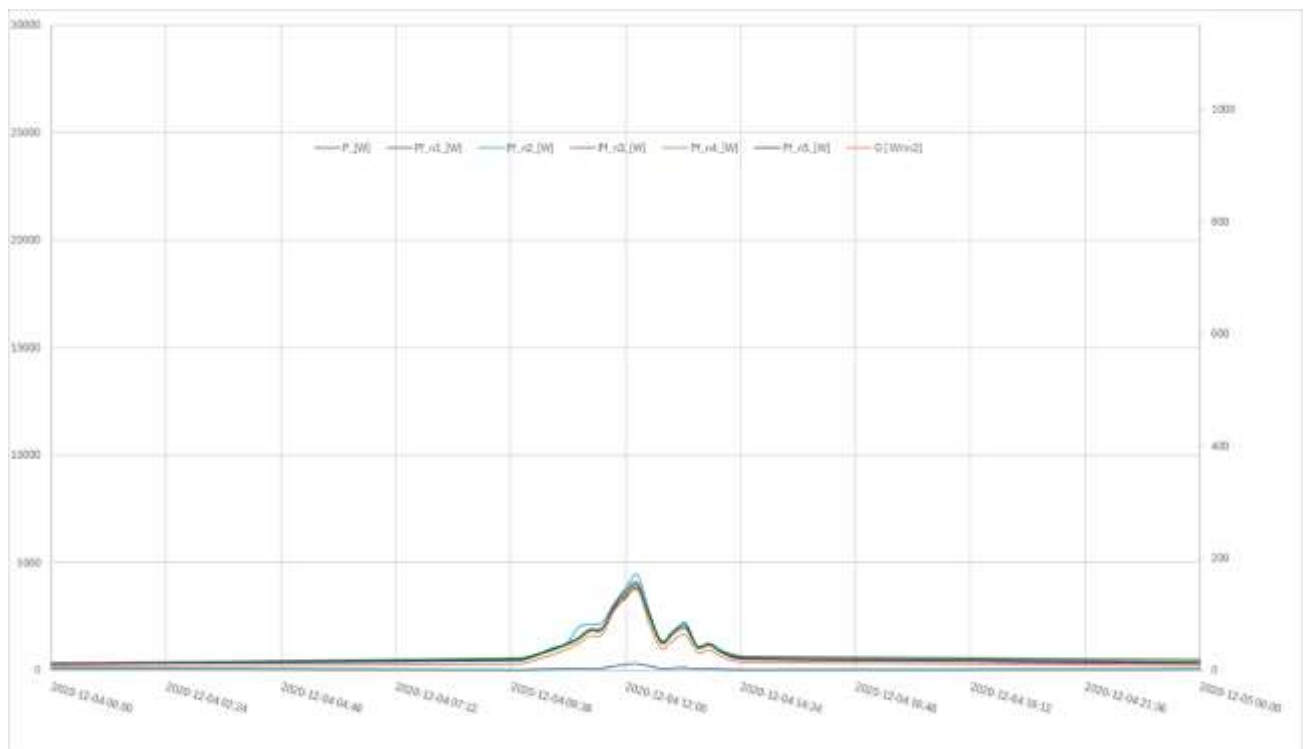
4.2 Έντονη απόκλιση μεταξύ υπολογισμένης και πραγματικής ισχύος

Στην ενότητα αυτή παρατίθενται χαρακτηριστικά παραδείγματα ημερών κατά τις οποίες καταγράφονται αξιοσημείωτες αποκλίσεις ανάμεσα στην προβλεπόμενη και την πραγματική ισχύ. Οι αποκλίσεις αυτές μπορεί να οφείλονται σε εξωτερικούς περιβαλλοντικούς παράγοντες (π.χ. μεταβλητή νεφοκάλυψη, σκίαση ή ακραία καιρικά φαινόμενα), σε τεχνικά ζητήματα που σχετίζονται με την εγκατάσταση και τη συλλογή των δεδομένων ή/και στην απόδοση των δικτύων.

Ο Πίνακας 4.8 αποτυπώνει πολύ υψηλές τιμές σφαλμάτων στο σύνολο των δεικτών, συγκεκριμένα ο δείκτης MBE και ο δείκτης MAE καταγράφουν τις ίδιες τιμές λόγω ότι η

τιμή της παραγόμενης ισχύος σημειώνεται μηδενική σχεδόν για το σύνολο της ημέρας. Η αποτυχία της πρόβλεψης αποτυπώνεται και σχηματικά στο Διάγραμμα 4.7, όπου οι καμπύλες της προβλεπόμενης ισχύος ακολουθούν την τάση της ακτινοβολίας ενώ η παραγόμενη ισχύς παραμένει σχεδόν μηδενική. Το φαινόμενο αυτό ενδέχεται να υποδηλώνει τεχνικό σφάλμα στην εγκατάσταση ή να οφείλεται σε κάλυψη σημαντικού μέρους των φωτοβολταϊκών πλαισίων από χιόνι, δεδομένου ότι πρόκειται για περίοδο στις αρχές του χειμώνα.

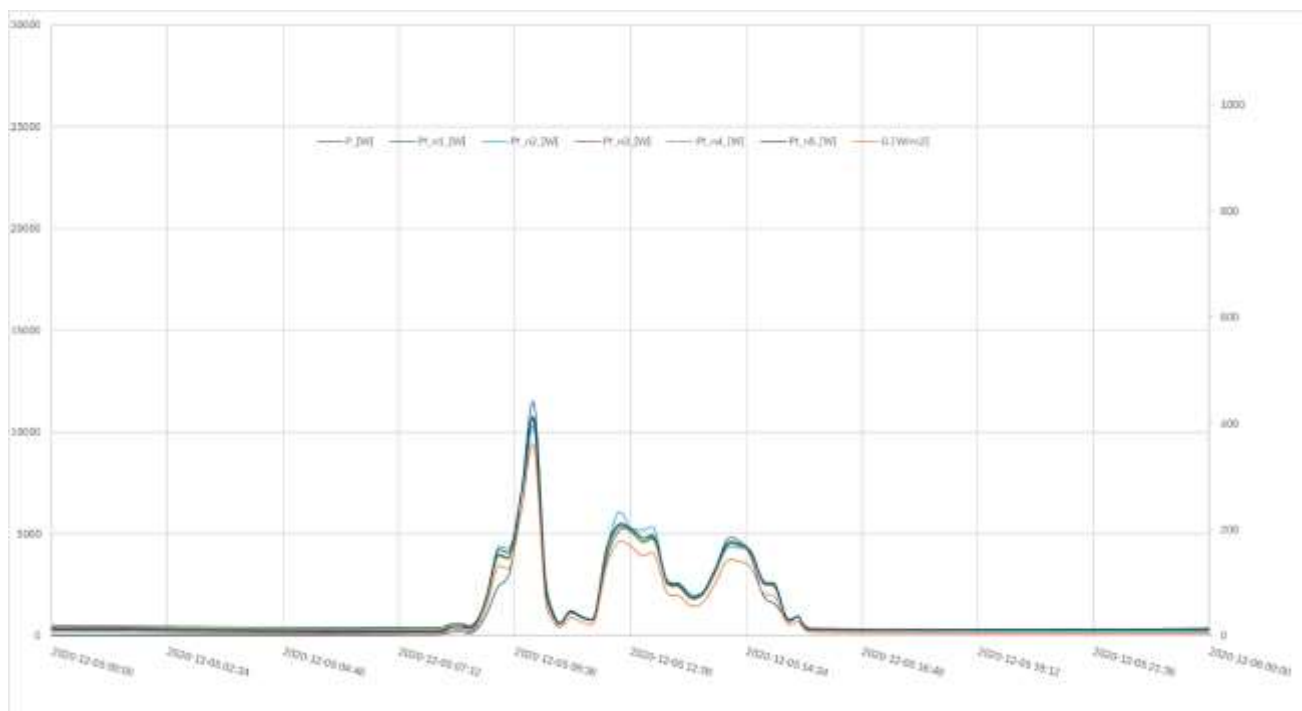
Αντιθέτως την επόμενη ημέρα στις 05/12/2020, σύμφωνα με το Διάγραμμα 4.8 παρατηρείται καμπύλη παραγόμενης ισχύος ωστόσο στον Πίνακα 4.9, συνεχίζεται να παρατηρείται μια απόκλιση της πρόβλεψης και της πραγματικής τιμής σε όλους τους δείκτες, ο δείκτης MAE όμως καταγράφει σημαντικά μειωμένες τιμές σε σύγκριση με την προηγούμενη ημέρα. Συγκεκριμένα, στις 05/12/2020 οι τιμές MAE κυμαίνονται από 279 W έως 399 W ενώ στις 04/12/2020 από 1440 W έως 1596 W.



Διάγραμμα 4.7: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 04/12/2020

Πίνακας 4.8: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 04/12/2020

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
04/12/20	N	20	20	20	20	20
	RMSE (W)	1721	1892	1740	1699	1719
	MBE (W)	1490	1596	1475	1440	1485
	MAPE (%)	1713,17	1727,81	1634,76	1587,74	1660,52
	MAE (W)	1490	1596	1475	1440	1485
	n_RMSE (%)	1366,18	1501,66	1381,34	1348,54	1364,13



Διάγραμμα 4.8: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 05/12/2020

Πίνακας 4.9: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 05/12/2020

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
05/12/20	N	32	32	32	32	32
	RMSE (W)	451	597	453	445	501
	MBE (W)	108	168	127	125	180
	MAPE (%)	45,26	31,40	36,15	30,63	29,70
	MAE (W)	309	399	291	279	301
	n_RMSE (%)	12,38	16,41	12,45	12,22	13,75

4.3 Συνθήκες καθαρού ουρανού

Στην παρούσα ενότητα παρατίθενται ενδεικτικά παραδείγματα ημέρων με συνθήκες καθαρού ουρανού από το σύνολο των αποτελεσμάτων που βρίσκονται στο Παράρτημα. Η

επιλογή των ημερών καλύπτει το σύνολο του ημερολογιακού έτους σε σχέση με την εποχική μεταβολή της έντασης και της διάρκειας της ηλιακής ακτινοβολίας.

Αρχικά παρουσιάζεται μια ημέρα του χειμώνα στις 17/12/2020 με τις καθορισμένες συνθήκες και την ακτινοβολία να μην δεν ξεπέρνα τα 600 W/m^2 και την καμπύλη της να μην παρουσιάζει διακυμάνσεις σύμφωνα με το Διάγραμμα 4.9. Το σύνολο των δικτύων παρουσιάζει παραπλήσια συμπεριφορά και δεν καταγράφει ιδιαίτερα καλές επιδόσεις συγκρίνοντας με τις βέλτιστες επιδόσεις που αναλύθηκαν στην ενότητα 4.1. Παρόλο που στην σχηματική απεικόνιση του Διάγραμμα 4.9 η καμπύλη ισχύος του δικτύου GN_N2 παρατηρούνται αιχμές, οι οποίες δεν ακολουθούν την τάση της ακτινοβολίας, εμφανίζεται να έχει την καλύτερη επίδοση στην τιμή του MAPE και την χείριστη στον MAE με βάση τον Πίνακας 4.10.

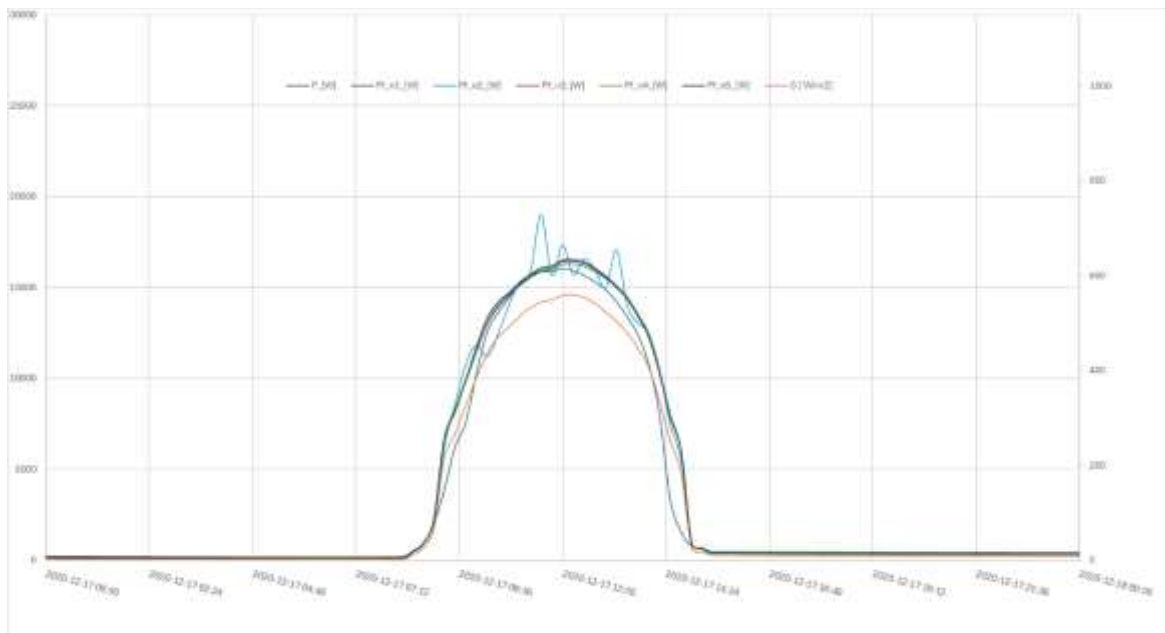
Αντίστοιχα παρουσιάζεται μια ακόμη ημέρα του χειμώνα στις 22/01/2021 με συνθήκες καθαρού ουρανού, στην οποία τα δεδομένα του Πίνακας 4.11 και η σχηματική απεικόνιση του Διαγράμματος 4.10 δεν παρουσιάζουν ιδιαίτερες μεταβολές σε σχέση με την καταγραφή στις 17/12/2020.

Εν αντίθεσή, στις 28/02/2021 ακόμα μια χειμωνιάτικη ημέρα, όπου η ακτινοβολία ξεπέρνα τα 800 W/m^2 , τα εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν σημαντικά καλύτερη επίδοση σε σχέση με τις προηγούμενες ημέρες του χειμώνα που αναλύθηκαν. Εκτενέστερα, στον Πίνακας 4.12 οι τιμές του n_RMSE κυμαίνονται από 4,82% έως 8,53% ενώ στους πίνακες 4.10 & 4.11 των προαναφερθεισών περιπτώσεων από 10,14 % έως 15,75%. Επίσης, στην συγκεκριμένη ημέρα αξίζει να επισημανθεί ότι η διάρκεια ηλιοφάνειας είναι σημαντικά μεγαλύτερη όπως αποτυπώνεται στο Διάγραμμα 4.11.

Ακολουθεί η παρουσίαση περιπτώσεων ημερολογιακά που ανήκουν στην εποχή της άνοιξης. Αρχικά, στις 23/04/2021 οι καμπύλες των δικτύων ακολουθούν την μορφολογία της ακτινοβολίας με εξαίρεση την καμπύλη του δικτύου GN_N2, όπως αποτυπώνεται στο Διάγραμμα 4.12. Από τον Πίνακας 4.13 προκύπτει ότι ο δείκτης n_RMSE για το δίκτυο GN_N2 παρουσιάζει σημαντικά μεγαλύτερη τιμή από τα υπόλοιπα δίκτυα, αντίθετα ίδιος δείκτης για το δίκτυο FFB2_N5 παρουσιάζει το μικρότερο σφάλμα. Παρατηρείται επίσης ότι την συγκεκριμένη ημέρα σύμφωνα με τα δεδομένα του Πίνακα 4.13, τα δίκτυα FFB_N1 και GN_N2 υπερεκτιμούν την πρόβλεψη ενώ τα υπόλοιπα τρία δίκτυα παρουσιάζουν διαφορετική συμπεριφορά στην εκτίμηση πρόβλεψης.

Η ημέρα του Μαΐου, όπου ακολουθεί στην ανάλυση, στις 30/05/2021 παρουσιάζει το ιδιαίτερο χαρακτηριστικό της κοινής συμπεριφοράς για τα δίκτυα FFB_N1, NARX_N3, RNN_N4 & FFB2_N5. Οι τιμές του Πίνακα 4.14 εμφανίζονται βελτιωμένες συνολικά σε σχέση με οποιαδήποτε ημέρα του χειμώνα παρουσιάστηκε στην ενότητα αυτή., αντίστοιχα και στο Διάγραμμα 4.13 οι αιχμές του δικτύου GN_N2 έχουν μειωθεί αισθητά. Στην συνέχεια, έχει επιλεγθεί ημέρα που ημερολογιακά ανήκει στο καλοκαίρι. Στις 17/07/2021 η καμπύλη ακτινοβολίας και οι καμπύλες των δικτύων με εξαίρεση το GN_N2 ακολουθούν μια ομαλή πορεία χωρίς ιδιαίτερες αιχμές όπως παρουσιάζεται στο Διάγραμμα 4.14. Η αξιοπιστία των τεσσάρων δικτύων αποτυπώνεται και στις τιμές των δεικτών του Πίνακα 4.15.

Η ενότητα αυτή ολοκληρώνεται με ημέρες του φθινοπώρου σε συνθήκες καθαρού ουρανού. Το Διάγραμμα 4.16 απεικονίζει σχηματικά την πρόβλεψη των δικτύων, την πραγματική φωτοβολταϊκή ισχύ και την ηλιακή ακτινοβολία, με σημείο ενδιαφέροντος τις έντονες αιχμές της καμπύλης του GN_N2 να κάνουν την εμφάνισή τους και στις δύο καμπύλες. Ο δείκτης MAPE του Πίνακα 4.16 δείχνει να καταγράφει παρόμοια συμπεριφορά με την σχηματική απεικόνιση και αν κυμαίνεται από 9% έως 11%.

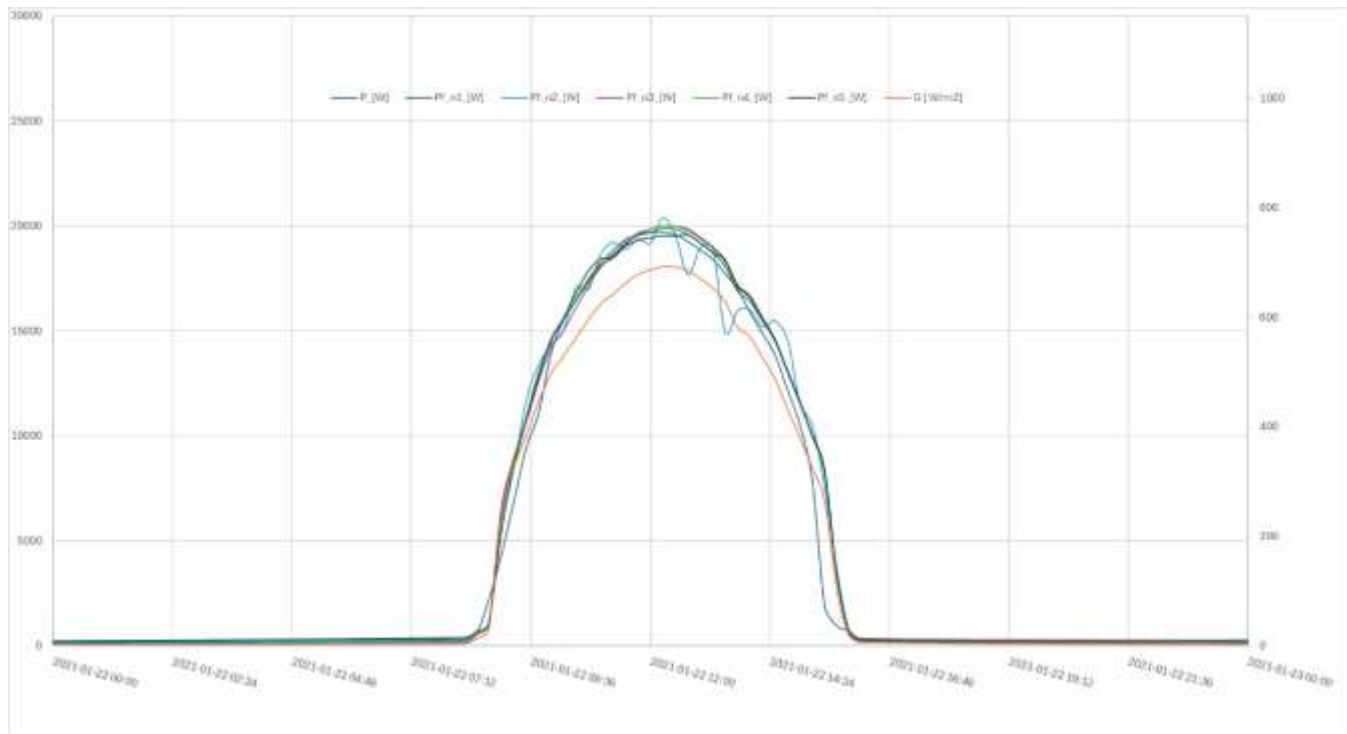


Διάγραμμα 4.9: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 17/12/2020

Πίνακας 4.10: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 17/12/2020

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
17/12/20	N	30	30	30	30	30

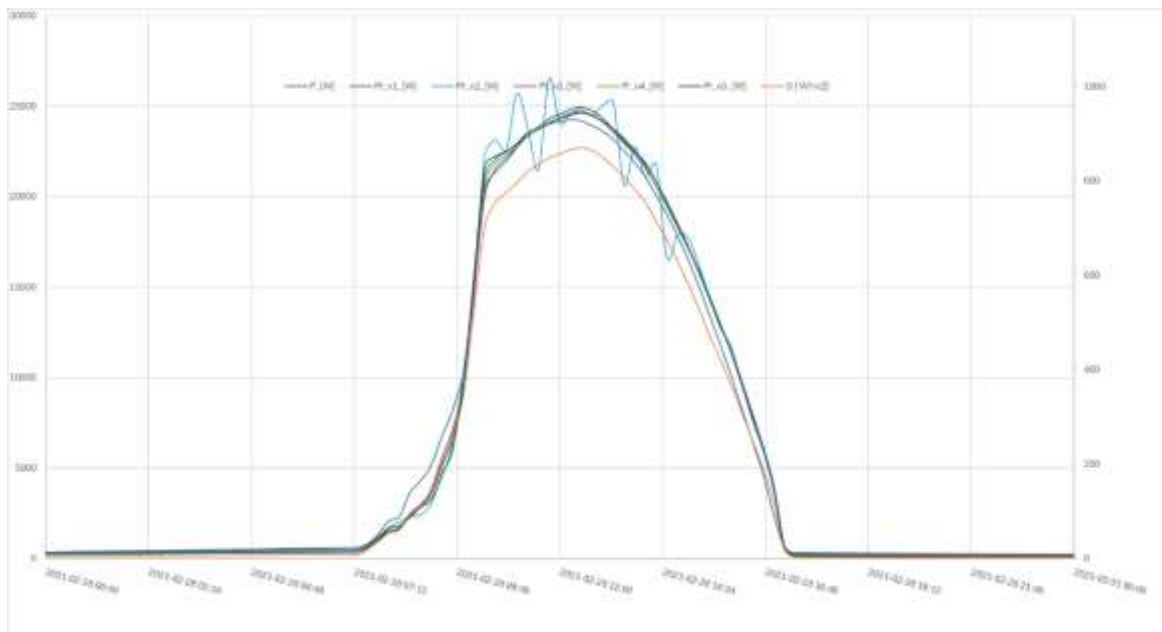
RMSE (W)	1540	1746	1584	1559	1580
MBE (W)	910	978	1000	990	990
MAPE (%)	25,20	24,88	26,04	25,21	26,10
MAE (W)	932	1210	1001	993	1001
n_RMSE (%)	13,89	15,75	14,29	14,06	14,25



Διάγραμμα 4.10: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 22/01/2021

Πίνακας 4.11: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 22/01/2021

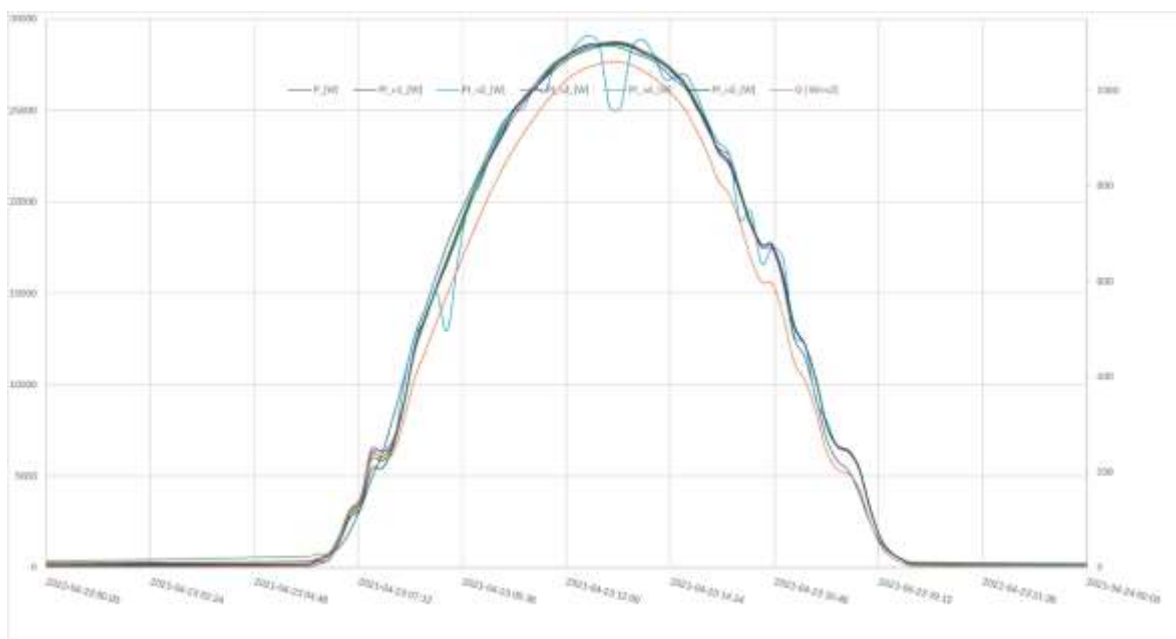
	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
22/01/21	N	33	33	33	33	33
	RMSE (W)	1429	1632	1461	1446	1430
	MBE (W)	658	574	697	747	664
	MAPE (%)	27,07	28,86	27,03	27,80	29,57
	MAE (W)	788	1114	878	847	829
	n_RMSE (%)	10,14	11,59	10,37	10,27	10,15



Διάγραμμα 4.11: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 28/02/2021

Πίνακας 4.12: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 28/02/2021

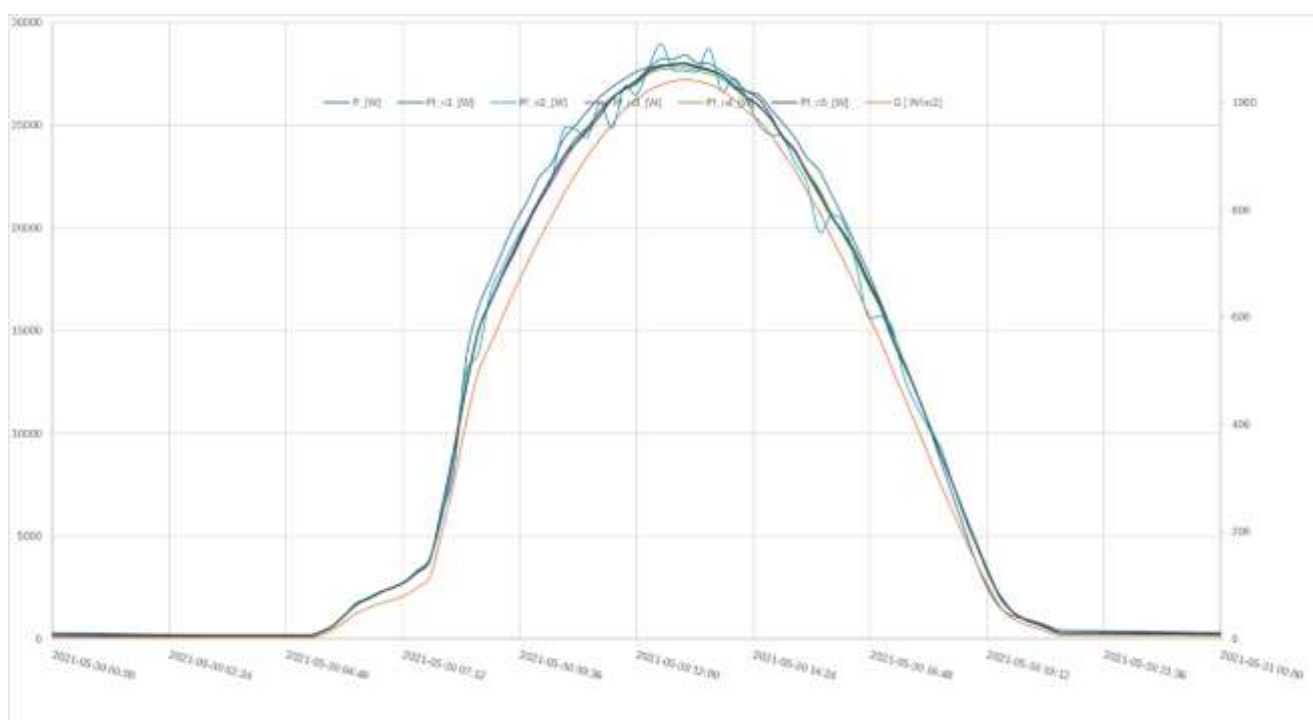
	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
28/02/21	N	42	42	42	42	42
	RMSE (W)	866	1385	783	823	965
	MBE (W)	216	267	191	242	281
	MAPE (%)	12,96	13,42	11,27	12,01	14,01
	MAE (W)	709	1115	617	663	803
	n_RMSE (%)	5,33	8,53	4,82	5,07	5,95



Διάγραμμα 4.12: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 23/04/2021

Πίνακας 4.13: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 23/04/2021

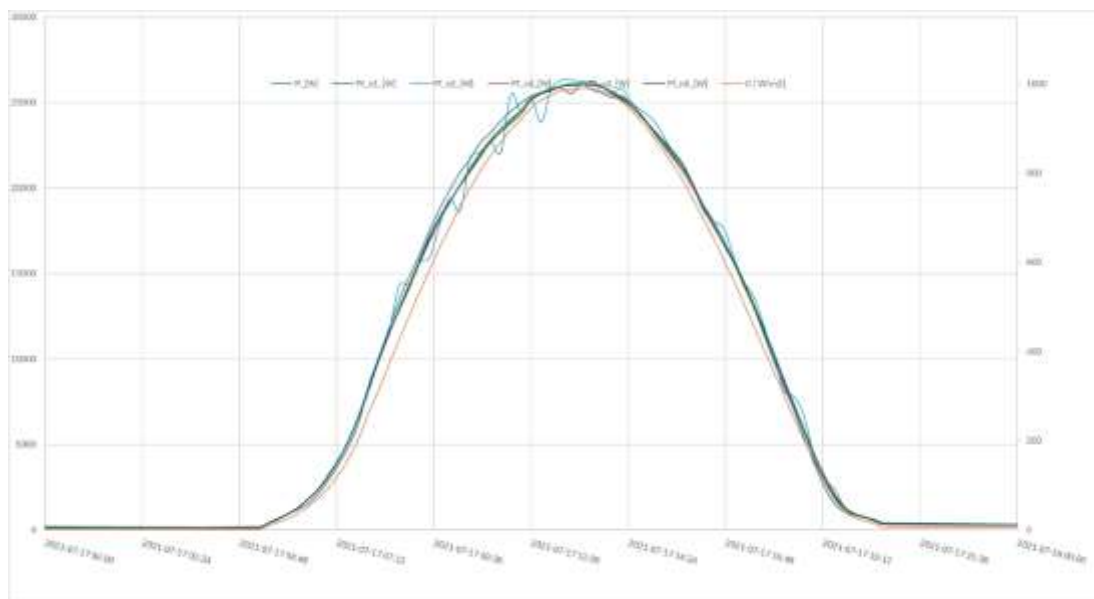
	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
23/04/21	N	57	57	57	57	57
	RMSE (W)	579	1145	601	577	545
	MBE (W)	-10	-134	62	107	11
	MAPE (%)	9,87	9,04	8,70	12,10	7,73
	MAE (W)	439	722	455	436	394
	n_RMSE (%)	3,04	6,01	3,15	3,03	2,86



Διάγραμμα 4.13: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 30/05/2021

Πίνακας 4.14: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 30/05/2021

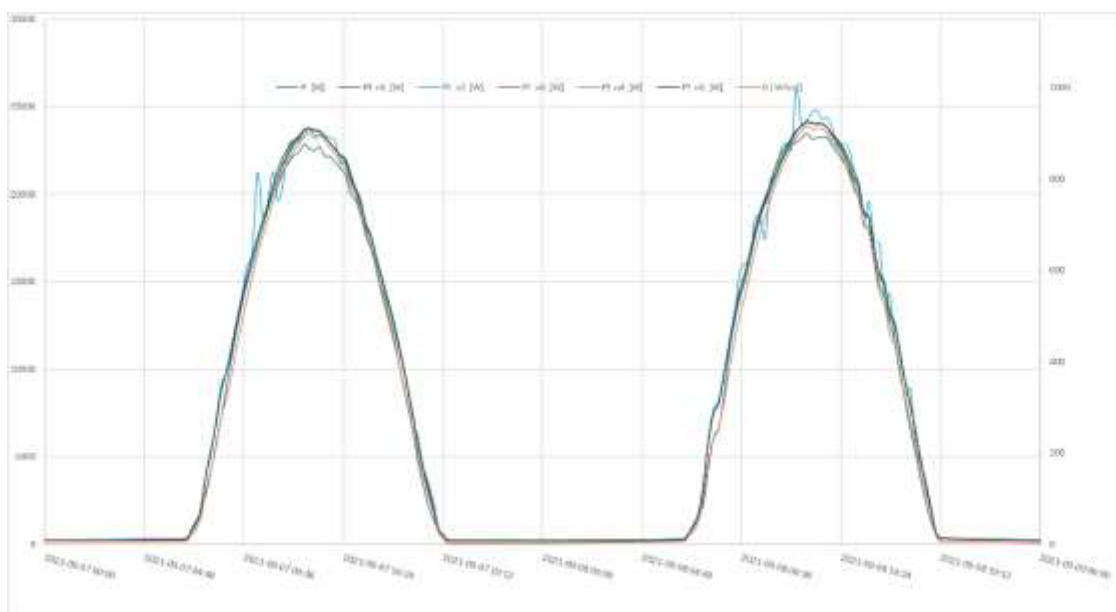
	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
30/05/21	N	63	63	63	63	63
	RMSE (W)	611	872	619	611	610
	MBE (W)	-297	-401	-297	-312	-301
	MAPE (%)	5,88	6,20	6,17	6,01	5,54
	MAE (W)	470	627	477	489	464
	n_RMSE (%)	3,32	4,75	3,37	3,33	3,32



Διάγραμμα 4.14: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 17/07/2021

Πίνακας 4.15: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 17/07/2021

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
17/07/21	N	63	63	63	63	63
	RMSE (W)	345	645	340	329	353
	MBE (W)	-35	25	-50	-24	-50
	MAPE (%)	4,50	5,96	5,30	4,46	4,39
	MAE (W)	280	446	272	257	280
	n_RMSE (%)	2,04	3,81	2,01	1,94	2,08



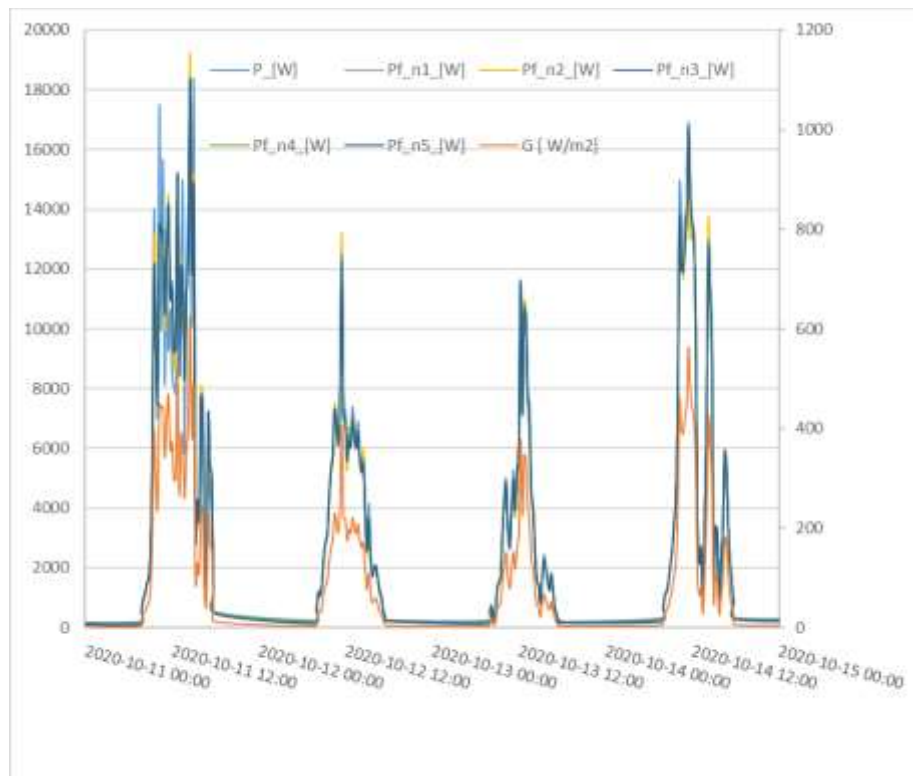
Διάγραμμα 4.15: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος στις 07/09/2021
& 08/09/2021

Πίνακας 4.16: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων στις 07/09/2021 & 08/09/2021

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
07/09/21	N	52	52	52	52	52
	RMSE (W)	748	1013	732	751	781
	MBE (W)	643	710	635	653	683
	MAPE (%)	9,13	10,90	8,98	8,96	9,14
	MAE (W)	655	787	643	664	695
	n_RMSE (%)	4,89	6,63	4,79	4,91	5,11
08/09/21	N	52	52	52	52	52
	RMSE (W)	748	1013	732	751	781
	MBE (W)	643	710	635	653	683
	MAPE (%)	9,13	10,90	8,98	8,96	9,14
	MAE (W)	655	787	643	664	695
	n_RMSE (%)	4,89	6,63	4,79	4,91	5,11

4.4 Ημέρες με σημαντική διακύμανση ηλιοφάνειας

Στην συγκεκριμένη ενότητα παρουσιάζονται τέσσερις ημέρες από τις 11/10/2020 έως 14/10/2020 στις οποίες σημειώθηκαν σημαντικές διακυμάνσεις στην ηλιακή ακτινοβολία. Οι διακυμάνσεις αυτές δημιούργησαν έντονες ακμές σχηματικά στην προσομείωση της πρόβλεψης όπως αποτυπώνεται στο Διάγραμμα 4.16.



Διάγραμμα 4.16: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος 11/10/2020 – 14/10/2020

Τα δίκτυα σε αυτή την περίπτωση παρατηρείται να έχουν σημαντικά μεγαλύτερες αποκλίσεις συγκρινόμενα τόσο με τις ημέρες καθαρού ουρανού όσο και με τις καλύτερες επιδόσεις τους. Συγκεκριμένα, για την χρονική περίοδο των τεσσάρων ημερών τα νευρωνικά δίκτυα που εφαρμόστηκαν καταγράφουν τιμές από 8,5% έως 26% στον δείκτη MAPE, σύμφωνα με τον Πίνακα 4.17.

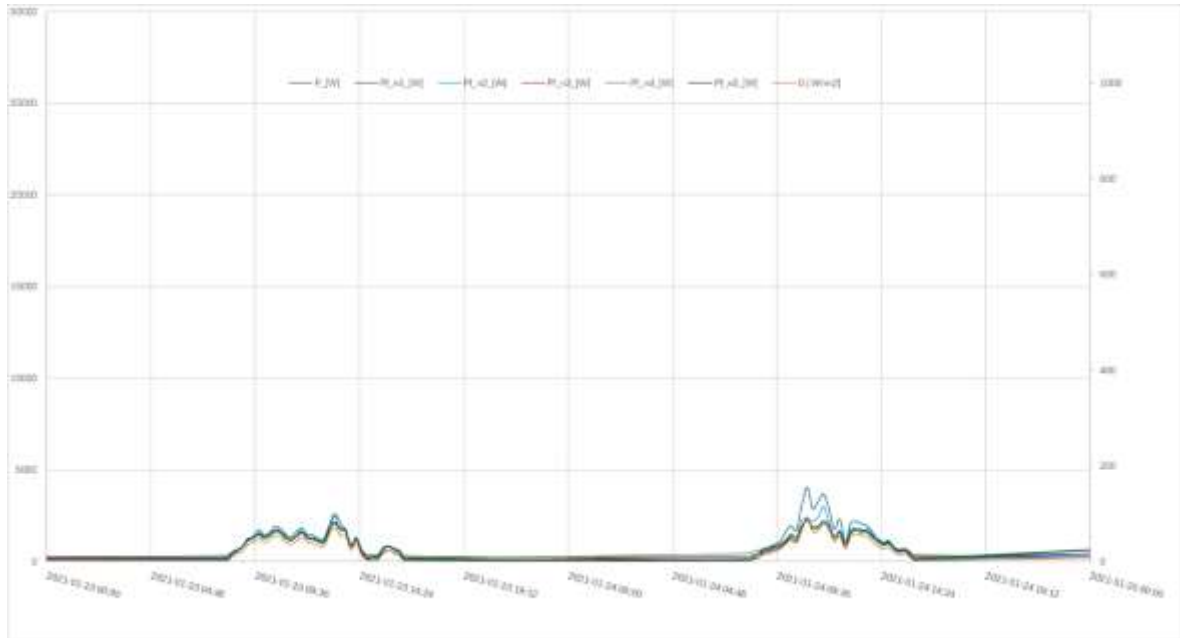
Πίνακας 4.17: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 11/10/2020 – 14/10/2020

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
11/10/20	N	43	43	43	43	43
	RMSE (W)	1830	1915	1866	1849	1842
	MBE (W)	229	233	296	264	239
	MAPE (%)	15,59	14,91	16,31	14,72	15,71
	MAE (W)	1256	1257	1281	1264	1259
	n_RMSE (%)	20,14	21,08	20,53	20,35	20,27
12/10/20	N	35	35	35	43	43
	RMSE (W)	1420	1808	1477	1849	1842
	MBE (W)	1069	1155	1136	264	239
	MAPE (%)	22,17	25,84	24,67	14,72	15,71
	MAE (W)	1097	1453	1168	1264	1259
	n_RMSE (%)	11,72	14,92	12,19	20,35	20,27
13/10/20	N	34	34	34	43	43
	RMSE (W)	701	892	725	1849	1842
	MBE (W)	445	543	487	264	239
	MAPE (%)	8,51	9,54	9,89	14,72	15,71
	MAE (W)	472	575	496	1264	1259
	n_RMSE (%)	7,31	9,31	7,57	20,35	20,27
14/10/20	N	33	33	33	33	33
	RMSE (W)	127,06	127,66	103,79	117	109
	MBE (W)	-79,97	-45,48	-31,85	-65	-60
	MAPE (%)	11,78	7,97	9,56	10	13
	MAE (W)	92,82	74,52	70,33	83	89
	n_RMSE (%)	8,11	8,14	6,62	7	7

4.5 Ημέρες με χαμηλά επίπεδα ακτινοβολίας

Η τελευταία ενότητα παρουσίασης ενδεικτικών ημερών παρουσιάζει δύο ημέρες του μήνα Ιανουαρίου, οι οποίες χαρακτηρίζονται από τα πολύ χαμηλά επίπεδα ακτινοβολίας. Η περίπτωση της χαμηλής ακτινοβολίας καταγράφει σημαντικά μεγαλύτερες αποκλίσεις σε σχέση με τις ημέρες καθαρού ουρανού και με την καλύτερη επίδοση του δικτύου, οι τιμές του δείκτη MAPE, οι οποίες σημειώνονται στον Πίνακα 4.18 λαμβάνουν τιμές από 14%

μέχρι 38%. Αξίζει να σημειωθεί πως στις συγκεκριμένες συνθήκες το δίκτυο GN_N2 καταγράφει μια σημαντικά αξιόπιστη πρόβλεψη επίδοσης και την βέλτιστη έναντι των υπόλοιπων δικτύων. Επίσης, το δίκτυο GN_N2 καταφέρνει να ακολουθήσει την καμπύλη ισχύος την τάση της παραγωγής στο Διάγραμμα 4.17, επιβεβαιώνοντας την καλή απόδοσή του στις συνθήκες αυτές.



Διάγραμμα 4.17: Σύγκριση προβλεπόμενων - πραγματικών τιμών ισχύος 23/01/2021 – 24/01/2021

Πίνακας 4.18: Απόδοση των χρησιμοποιούμενων δικτύων την 23/01/2021 – 24/01/2021

	Μοντέλο	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
23/01/21	N	34	34	34	34	34
	RMSE (W)	210	161	208	220	173
	MBE (W)	-37	-59	-91	-115	-58
	MAPE (%)	38,58	14,55	26,77	24,39	22,21
	MAE (W)	180	124	177	186	147
	n_RMSE (%)	16,03	12,27	15,87	16,82	13,18
24/01/21	N	32	32	32	34	34
	RMSE (W)	681	509	646	220	173
	MBE (W)	-464	-353	-441	-115	-58
	MAPE (%)	29,53	18,85	26,22	24,39	22,21
	MAE (W)	485	353	460	186	147
	n_RMSE (%)	35,86	26,82	34,01	16,82	13,18

4.6 Σύνοψη Αποτελεσμάτων

Ο σκοπός του Κεφαλαίου 4 είναι η συγκριτική αποτίμηση των πέντε αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων σε διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας του φωτοβολταϊκού συστήματος, όπως αυτές καθορίζονται από την ηλιακή ακτινοβολία και τη θερμοκρασία περιβάλλοντος. Για τη σύγκριση χρησιμοποιήθηκε ως βασικό κριτήριο ο δείκτης MAPE, καθώς εκφράζει το σφάλμα σε ποσοστιαίες μονάδες, επιτρέποντας την άμεση σύγκριση μεταξύ ημερών με διαφορετικά επίπεδα ισχύος και διευκολύνοντας την ερμηνεία των αποτελεσμάτων σε γενικότερο πλαίσιο. Παρά τα πλεονεκτήματά του, ο MAPE είναι ευαίσθητος σε περιπτώσεις όπου οι πραγματικές τιμές προσεγγίζουν το μηδέν, $P_{m,i} \approx 0$.

Η ανάλυση που παρουσιάστηκε στις επιμέρους ενότητες του Κεφαλαίου 4 αναδεικνύει την απόδοση πρόβλεψης των πέντε διαφορετικών αρχιτεκτονικών των νευρωνικών δικτύων, ανάλογα με τις κλιματικές συνθήκες και τα επίπεδα ακτινοβολίας. Στην Ενότητα 4.1 καταγράφηκε η χαμηλότερη τιμή του δείκτη MAPE 2,64% για το δίκτυο NARX_N3 σε ημέρα με μέτρια ακτινοβολία επιτυγχάνοντας πολύ καλή σύγκλιση με την πραγματική ισχύ. Στην ίδια Ενότητα παρουσιάστηκαν και οι βέλτιστες αποδόσεις των υπόλοιπων δικτύων, αναλυτικά το FFB_N1 με τιμή 2,93%, RRN_N4 2,83% και το FFB2_N5 3,20%, στην ίδια ημέρα με διακυμάνσεις της ηλιακής ακτινοβολίας, και το GN_N2 σε ημέρα με σημαντικά χαμηλή ακτινοβολία πέτυχε την τιμή MAPE 3,46%. Στην Ενότητα 4.2 όπου εξετάστηκαν ημέρες με έντονες αποκλίσεις, ο δείκτης MAPE υπολογίστηκε σε ακραίες τιμές (>1500%), λόγω σχεδόν μηδενικής παραγωγής. Οι αποκλίσεις αποδίδονται κυρίως σε μεταβολές των περιβαλλοντικών συνθηκών, σε τεχνικά ζητήματα της εγκατάστασης ή σε αδυναμίες των ίδιων των μοντέλων.

Αντίθετα, σε ημέρες με καθαρό ουρανό, που παρουσιάστηκαν στην Ενότητα 4.3, η απόδοση των δικτύων παρουσίασε διαφοροποιήσεις ανά εποχή: κατά τον χειμώνα οι τιμές του MAPE παρέμειναν σχετικά υψηλές (24–29%), ενώ την άνοιξη και το καλοκαίρι περιορίστηκαν σε επίπεδα κάτω του 10%. Στην Ενότητα 4.4, όπου παρουσιάστηκαν ημέρες με σημαντικές διακυμάνσεις, οι τιμές του MAPE αυξήθηκαν (8,5%–26%), επιβεβαιώνοντας τη δυσκολία των δικτύων να παρακολουθήσουν ασταθείς συνθήκες. Τέλος, στην Ενότητα 4.5 οι ημέρες με πολύ χαμηλή ακτινοβολία ανέδειξαν τη σχετική υπεροχή του δικτύου GN_N2, το οποίο κατέγραψε τις χαμηλότερες τιμές MAPE (14–19%), σε αντίθεση με τα υπόλοιπα που εμφάνισαν αποκλίσεις άνω του 25%.

Το κεφάλαιο 4 μας βοήθησε να συμπεράνουμε ότι τα δίκτυα FFB_N1, RNN_N4 και FFB2_N5 παρουσιάζουν παρεμφερή αποτελέσματα σε συνθήκες με διακυμάνσεις ακτινοβολίας, ενώ το GN_N2 αποδίδει καλύτερα σε συνθήκες χαμηλής ηλιοφάνειας, επιβεβαιώνοντας ότι η επιλογή του κατάλληλου μοντέλου εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τα μετεωρολογικά δεδομένα.

Στον Πίνακα 4.19 παρατίθενται ενδεικτικές τιμές από ερευνητικές εργασίες του δείκτη MAPE που επιτεύχθηκαν από νευρωνικά δίκτυα που έλαβαν εισόδους την θερμοκρασία και την ηλιακή ακτινοβολία όπως και στην παρούσα εργασία. Ο Li et al. [110] πρότειναν ένα υβριδικό δίκτυο WPD-LSTM, το οποίο πέτυχε MAPE 2,40 %, ενώ χωρίς τη μέθοδο γραμμικού συνδυασμού το σφάλμα αυξήθηκε σε 7,59 %.Αντίστοιχα, οι Liu et al. [111] με τη χρήση πολυεπίπεδου FFB (δύο επιπέδων) κατέγραψαν τιμές MAPE μεταξύ 6,78 % και 7,27 %.

Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα αυτά και της παρούσας εργασίας, προκύπτει ότι ο ετήσιος δείκτης MAPE των νευρωνικών δικτύων που εφαρμόστηκαν είναι σημαντικά μεγαλύτερος. Αντιθέτως, αν εξετάσουμε μεμονωμένες ημέρες, σε συνθήκες καθαρού ουρανού, ο δείκτης MAPE παρουσιάζει συγκρίσιμη ακρίβεια πρόβλεψης σε σχέση με τις τιμές του Πίνακα 4.19.

Πίνακας 4.19: Καταγραφή επιδόσεων νευρωνικών δικτύων με εισόδους την θερμοκρασία και την ηλιακή ακτινοβολία.

Πηγή	Τύπος δικτύου	MAPE [%]
P. Li, K. Zhou, X. Lu, and S. Yang, "A hybrid deep learning model for short-term PV power forecasting," Applied Energy [120]	WPD-LSTM	2,4002
P. Li, K. Zhou, X. Lu, and S. Yang, "A hybrid deep learning model for short-term PV power forecasting," Applied Energy [120]	WPD-LSTM without linear combination method	7,5978
L. Liu, D. Liu, Q. Sun, H. Li, and R. Wennersten, "Forecasting Power Output of Photovoltaic System Using A BP Network Method," Energy Procedia [121]	FFB (two layers)	6,78 – 7,27

Κεφάλαιο 5 Συμπεράσματα

Ο στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν να μελετηθούν οι εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη παραγωγής φωτοβολταϊκής ισχύος. Εφαρμόστηκαν πέντε νευρωνικά δίκτυα διαφορετικής αρχιτεκτονικής σε ένα φωτοβολταϊκό πάρκο συνολικής ισχύος 4,8 MW_p αξιοποιώντας πραγματικά δεδομένα δύο ημερολογιακών ετών. Η συγκριτική ανάλυση των αποτελεσμάτων μέσω ενδεικτικών περιπτώσεων μας οδήγησε σε συμπεράσματα αναφορικά με την συμπεριφορά των νευρωνικών δικτύων. Σε συνθήκες καθαρού ουρανού όλα τα μοντέλα κατέγραψαν βελτιωμένη απόδοση, με περιορισμένες αποκλίσεις μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών ισχύος. Αντίθετα, σε ημέρες με έντονες διακυμάνσεις της ηλιακής ακτινοβολίας παρατηρήθηκε σημαντική αύξηση των σφαλμάτων, καθώς τα δίκτυα δυσκολεύτηκαν να αποτυπώσουν τις απότομες αιχμές και πτώσεις της παραγωγής. Σε συνθήκες χαμηλής ακτινοβολίας, η απόδοση όλων των δικτύων μειώθηκε, καθώς οι πραγματικές τιμές που έτειναν στο μηδεν επηρέασαν δυσανάλογα τους δείκτες. Ειδικότερα, το RNN_N4 εμφάνισε τη χαμηλότερη τιμή MAPE στο ετήσιο δείγμα, επιβεβαιώνοντας την καταλληλότητά του για προβλέψεις σε χρονοσειρές, ενώ το GN_N2, παρά τις χαμηλότερες επιδόσεις στις περισσότερες περιπτώσεις, κατέγραψε καλύτερη απόδοση σε ημέρες με πολύ χαμηλή ακτινοβολία. Τα αποτελέσματα αυτά δείχνουν ότι κάθε αρχιτεκτονική μπορεί να υπερέχει σε διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας, ενώ η χρήση του δείκτη MAPE ως βασικού εργαλείου αξιολόγησης αποδείχθηκε ιδιαίτερα χρήσιμη για συγκρίσεις μεταξύ ημερών και εποχών, αν και απαιτεί προσοχή σε περιπτώσεις σχεδόν μηδενικής ισχύος.

Τα συμπεράσματα αυτής της εργασίας θα μπορούσαν να επεκταθούν και να εμβαθύνουν στο ζήτημα της πρόβλεψης φωτοβολταϊκής ισχύος. Η αξιοποίηση εκτενέστερων βάσεων δεδομένων θα βοηθήσει στην εκπαίδευση των μοντέλων και στον έλεγχο της αξιοπιστίας τους. Παράλληλα, η συμπερίληψη δεδομένων από διαφορετικά φωτοβολταϊκά πάρκα θα δώσει τη δυνατότητα αξιολόγησης των δικτύων σε ποικίλες γεωγραφικές και κλιματικές συνθήκες, ενισχύοντας την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η εφαρμογή πιο εξελιγμένων αρχιτεκτονικών, όπως τα δίκτυα LSTM, τα οποία είναι ειδικά σχεδιασμένα για την ανάλυση και πρόβλεψη χρονοσειρών. Τέλος, ο εμπλουτισμός των μεταβλητών εισόδου με πρόσθετα δεδομένα, όπως η θερμοκρασία των

φωτοβολταϊκών πλαισίων, η υγρασία και η βροχόπτωση, δίνει την δυνατότητα της ακριβέστερης κατανόησης του συστήματος.

Η παρούσα διπλωματική εργασία κατέγραψε μέσω μια μελέτης περίπτωσης ότι τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν αξιόπιστο και αποτελεσματικό εργαλείο για την πρόβλεψη της φωτοβολταϊκής ισχύος, συμβάλλοντας στη βελτίωση της διαχείρισης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και παράλληλα στην ενίσχυση της σταθερότητας του ηλεκτρικού δικτύου. Η χρήση κατάλληλων αρχιτεκτονικών σε συνδυασμό με διευρυμένες βάσεις δεδομένων μπορεί να οδηγήσει σε ακριβή αποτελέσματα, ενισχύοντας γενικότερα την συμβολή της τεχνητής νοημοσύνης στην ενεργειακή μετάβαση.

Βιβλιογραφία

- [1] Δ. Μιχαηλίδης, "Παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας & Ενεργειακή Μετάβαση," {Greece in Figures}, 2024.
- [2] IEA-PVPS, "Trends in Photovoltaic Applications 2024," International Energy Agency 2024.
- [3] A. Li, L. Liu, S. Li, X. Cui, X. Chen, and X. Cao, "Global photovoltaic solar panel dataset from 2019 to 2022," Scientific Data, vol. 12, p. 637, 2025/04/16 2025.
- [4] A. K. Georgoulas, D. Akritidis, A. Kalisoras, D. Melas, and P. Zanis, "Future Projections of Photovoltaic Power Generation Potential Change in Greece Based on High-Resolution EURO-CORDEX RCM Simulations," Environmental and Earth Sciences Proceedings, vol. 35, p. 20, 2025.
- [5] J. Yu, X. Li, L. Yang, L. Li, Z. Huang, K. Shen, et al., "Deep Learning Models for PV Power Forecasting: Review," Energies, vol. 17, p. 3973, 2024.
- [6] O. Khouili, M. Hanine, M. Louzazni, M. A. L. Flores, E. G. Villena, and I. Ashraf, "Evaluating the impact of deep learning approaches on solar and photovoltaic power forecasting: A systematic review," Energy Strategy Reviews, vol. 59, p. 101735, 2025/05/01/ 2025.
- [7] J. Twidell and T. Weir, Renewable Energy Resources London, 2015.
- [8] Ι. Κ. Καλδέλλης and Κ. Α. Καββαδίας, Εργαστηριακές Εφαρμογές Ήπιων Μορφών Ενέργειας. Αθήνα: Εκδόσεις Σταμούλη Α.Ε., 2001.
- [9] M. Katsivelakis, D. Bargiotas, A. Daskalopulu, I. P. Panapakidis, and L. Tsoukalas, "Techno-Economic Analysis of a Stand-Alone Hybrid System: Application in Donoussa Island, Greece," Energies, vol. 14, p. 1868, 2021.
- [10] A. Goetzberger, C. Hebling, and H.-W. Schock, "Photovoltaic materials, history, status and outlook," Materials Science and Engineering: R: Reports, vol. 40, pp. 1-46, 2003.
- [11] "Messenger RA, Ventre J. Photovoltaic systems engineering. CRC; 2004."
- [12] "Razykov TM, Ferekides CS, Morel D, Stefanakos E, Ullal HS, Upadhyaya HM. Solar photovoltaic electricity: current status and future prospects. Solar Energy 2011;85(8):1580–608."
- [13] T. M. Razykov, C. Ferekides, D. L. Morel, E. Stefanakos, H. S. Ullal, and H. Upadhyaya, "Solar Photovoltaic Electricity: Current Status and Future Prospects," Solar Energy, vol. 85, pp. 1580-1608, 08/01 2011.
- [14] D. G. F. S. (DGS), Planning and Installing Photovoltaic Systems: A Guide for Installers, Architects and Engineers. London, 2008.
- [15] L. Solar, "Datasheet ECO LINE HJT GLASS-GLASS HC BIFACIAL M144 / 460-480 W," 2024.
- [16] O. Bamisile, C. Acen, D. Cai, Q. Huang, and I. Staffell, "The environmental factors affecting solar photovoltaic output," Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 208, p. 115073, 2025/02/01/ 2025.
- [17] A. Ahmad, N. Power, and E. Finegan, "Maximising solar PV potential: A comprehensive review of factors affecting photovoltaic installation and generation in a mild temperate oceanic climate," Solar Energy Advances, vol. 5, p. 100111, 2025/01/01/ 2025.

- [18] S. Yakubu, R. Samikannu, S. Gawusu, S. D. Wetajega, V. Okai, A.-K. S. Shaibu, et al., "A holistic review of the effects of dust buildup on solar photovoltaic panel efficiency," *Solar Compass*, vol. 13, p. 100101, 2025/03/01/ 2025.
- [19] I. M. Mehedi, Z. Salam, M. Z. Ramli, V. J. Chin, H. Bassi, M. J. H. Rawa, et al., "Critical evaluation and review of partial shading mitigation methods for grid-connected PV system using hardware solutions: The module-level and array-level approaches," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 146, p. 111138, 2021/08/01/ 2021.
- [20] B. Sharma, S. Manna, V. Saxena, P. Raghuvanshi, M. Alsharif, and M. K. Kim, "A comprehensive review of multi-level inverters, modulation, and control for grid-interfaced solar PV systems," *Scientific Reports*, vol. 15, 01/03 2025.
- [21] T. Dimitriou, N. Skandalos, and D. Karamanis, "Progress in Improving Photovoltaics Longevity," *Applied Sciences*, vol. 14, p. 10373, 2024.
- [22] C. A. Ramos-Paja, L. A. Trejos-Grisales, and S. I. Serna-Garcés, "Building Integrated Photovoltaic Systems: Characteristics and Power Management," *Processes*, vol. 13, p. 1650, 2025.
- [23] IEA-PVS, "Soiling Losses – Impact on the Performance of Photovoltaic Power Plants," 2022.
- [24] K. Διαμαντάρας, *Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα: Εκδόσεις Κλειδάριθμος*, 2007.
- [25] K. Y. Chan, B. Abu-Salih, R. Qaddoura, A. M. Al-Zoubi, V. Palade, D.-S. Pham, et al., "Deep neural networks in the cloud: Review, applications, challenges and research directions," *Neurocomputing*, vol. 545, p. 126327, 2023/08/07/ 2023.
- [26] V. Laitzos, G. Vontzos, P. Paraschoudis, E. Tsampasis, D. Bargiotas, and L. H. Tsoukalas, "The State of the Art Electricity Load and Price Forecasting for the Modern Wholesale Electricity Market," *Energies*, vol. 17, p. 5797, 2024.
- [27] M. W. Gardner and S. R. Dorling, "Artificial neural networks (the multilayer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences," *Atmospheric Environment*, vol. 32, pp. 2627-2636, 1998/08/01/ 1998.
- [28] A. Khotanzad and C. Chung, "Application of multi-layer perceptron neural networks to vision problems," *Neural Computing & Applications*, vol. 7, pp. 249-259, 1998/09/01 1998.
- [29] A. Lenson and G. Airlangga, "Comparative Analysis of MLP, CNN, and RNN Models in Automatic Speech Recognition: Dissecting Performance Metric," *Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro*, vol. 5, pp. 576-583, 01/08 2024.
- [30] L. Hontoria, J. Aguilera, and P. Zufiria, "An application of the multilayer perceptron: Solar radiation maps in Spain," *Solar Energy*, vol. 79, pp. 523-530, 2005/11/01/ 2005.
- [31] A. Tripathi, R. K. Tiwari, and S. P. Tiwari, "A deep learning multi-layer perceptron and remote sensing approach for soil health based crop yield estimation," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 113, p. 102959, 2022/09/01/ 2022.
- [32] J. Isabona, A. L. Imoize, S. Ojo, O. Karunwi, Y. Kim, C.-C. Lee, et al., "Development of a Multilayer Perceptron Neural Network for Optimal Predictive Modeling in Urban Microcellular Radio Environments," *Applied Sciences*, vol. 12, p. 5713, 2022.
- [33] N. F. Sopelsa Neto, S. F. Stefenon, L. H. Meyer, R. Bruns, A. Nied, L. O. Seman, et al., "A Study of Multilayer Perceptron Networks Applied to Classification of Ceramic Insulators Using Ultrasound," *Applied Sciences*, vol. 11, p. 1592, 2021.

- [34] X. Li, L. Zou, and H. Li, "Multilayer Perceptron-Based Wearable Exercise-Related Heart Rate Variability Predicts Anxiety and Depression in College Students," *Sensors*, vol. 24, p. 4203, 2024.
- [35] A. Ali, M. Assam, F. U. Khan, Y. Y. Ghadi, Z. Nurdaulet, A. Zhibek, et al., "An optimized multilayer perceptron-based network intrusion detection using Gray Wolf Optimization," *Computers and Electrical Engineering*, vol. 120, p. 109838, 2024/12/01/ 2024.
- [36] I. D. Mienye, T. G. Swart, and G. Obaido, "Recurrent Neural Networks: A Comprehensive Review of Architectures, Variants, and Applications," *Information*, vol. 15, p. 517, 2024.
- [37] M. Greeshma and P. Simon, "Bidirectional Gated Recurrent Unit with Glove Embedding and Attention Mechanism for Movie Review Classification," *Procedia Computer Science*, vol. 233, pp. 528-536, 2024/01/01/ 2024.
- [38] D. Utebayeva, L. Ilipbayeva, and E. T. Matson, "Practical Study of Recurrent Neural Networks for Efficient Real-Time Drone Sound Detection: A Review," *Drones*, vol. 7, p. 26, 2023.
- [39] X. Zhang, C. Zhong, J. Zhang, T. Wang, and W. W. Y. Ng, "Robust recurrent neural networks for time series forecasting," *Neurocomputing*, vol. 526, pp. 143-157, 2023/03/14/ 2023.
- [40] A. Minic, L. Jovanovic, N. Bacanin, C. Stoean, M. Zivkovic, P. Spalevic, et al., "Applying Recurrent Neural Networks for Anomaly Detection in Electrocardiogram Sensor Data," *Sensors*, vol. 23, p. 9878, 2023.
- [41] Y. He, P. Huang, W. Hong, Q. Luo, L. Li, and K.-L. Tsui, "In-Depth Insights into the Application of Recurrent Neural Networks (RNNs) in Traffic Prediction: A Comprehensive Review," *Algorithms*, vol. 17, p. 398, 2024.
- [42] Y. Wang, S. Addepalli, and Y. Zhao, "Recurrent Neural Networks and its variants in Remaining Useful Life prediction," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 53, pp. 137-142, 2020/01/01/ 2020.
- [43] M. Alessandrini, G. Biagetti, P. Crippa, L. Falaschetti, and C. Turchetti, "Recurrent Neural Network for Human Activity Recognition in Embedded Systems Using PPG and Accelerometer Data," *Electronics*, vol. 10, p. 1715, 2021.
- [44] Z. Boussaada, O. Curea, A. Remaci, H. Camblong, and N. Mrabet Bellaaj, "A Nonlinear Autoregressive Exogenous (NARX) Neural Network Model for the Prediction of the Daily Direct Solar Radiation," *Energies*, vol. 11, p. 620, 2018.
- [45] T. Serikov, A. Zhetpisbayeva, S. Mirzakulova, K. Zhetpisbayev, Ж. Ибраева, L. Soboleva, et al., "Application Of The Narx Neural Network For Predicting A One-Dimensional Time Series," *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, vol. 5, pp. 12-19, 10/29 2021.
- [46] M.-. Matlab. https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ug/design-time-series-narx-feedback-neural-networks.html?utm_source=chatgpt.com.
- [47] A. Cheng and Y. M. Low, "Improved generalization of NARX neural networks for enhanced metamodeling of nonlinear dynamic systems under stochastic excitations," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 200, p. 110543, 2023/10/01/ 2023.
- [48] R. Ezzeldin and A. Hatata, "Application of NARX neural network model for discharge prediction through lateral orifices," *Alexandria Engineering Journal*, vol. 57, pp. 2991-2998, 2018/12/01/ 2018.

- [49] F. Di Nunno, G. de Marinis, R. Gargano, and F. Granata, "Tide Prediction in the Venice Lagoon Using Nonlinear Autoregressive Exogenous (NARX) Neural Network," *Water*, vol. 13, p. 1173, 2021.
- [50] F. Di Nunno, F. Granata, R. Gargano, and G. De Marinis, "Nonlinear Autoregressive Exogenous (NARX) Neural Network Models for Storm Tide Forecasting in the Venice Lagoon," *Environmental Sciences Proceedings*, vol. 21, p. 93, 2022.
- [51] A. Wunsch, T. Liesch, and S. Broda, "Groundwater level forecasting with artificial neural networks: a comparison of long short-term memory (LSTM), convolutional neural networks (CNNs), and non-linear autoregressive networks with exogenous input (NARX)," *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, vol. 25, pp. 1671-1687, 2021.
- [52] H. Zhao, C. Shen, H. Cao, X. Chen, C. Wang, H. Huang, et al., "Seamless Micro-Electro-Mechanical System-Inertial Navigation System/Polarization Compass Navigation Method with Data and Model Dual-Driven Approach," *Micromachines*, vol. 15, p. 237, 2024.
- [53] M. Steinacker, Y. Kheifetz, and M. Scholz, "Predicting chemotherapy-induced thrombotoxicity by NARX neural networks and transfer learning," *Journal of Cancer Research and Clinical Oncology*, vol. 150, p. 457, 2024/10/14 2024.
- [54] L. Tang, "Application of Nonlinear Autoregressive with Exogenous Input (NARX) neural network in macroeconomic forecasting, national goal setting and global competitiveness assessment," *arXiv preprint arXiv:2005.08735*, 2020.
- [55] K. Telli, O. Kraa, Y. Himeur, M. Boumehraz, S. Atalla, W. Mansoor, et al., "Quadrotor experimental dynamic identification with comprehensive NARX neural networks," in *2023 6th International Conference on Signal Processing and Information Security (ICSPIS)*, 2023, pp. 167-172.
- [56] I. D. Mienye and T. G. Swart, "A Comprehensive Review of Deep Learning: Architectures, Recent Advances, and Applications," *Information*, vol. 15, p. 755, 2024.
- [57] Wikipedia. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Long_short-term_memory?utm_source=chatgpt.com
- [58] M.-. Matlab. <https://www.mathworks.com/discovery/lstm.html>.
- [59] I. Malashin, V. Tynchenko, A. Gantimurov, V. Nelyub, and A. Borodulin, "Applications of Long Short-Term Memory (LSTM) Networks in Polymeric Sciences: A Review," *Polymers*, vol. 16, p. 2607, 2024.
- [60] B.-J. Kim and I.-W. Nam, "A Review of Hybrid LSTM Models in Smart Cities," *Processes*, vol. 13, p. 2298, 2025.
- [61] I. Leščešen, M. Tanhapour, P. Pekárová, P. Miklánek, and Z. Bajtek, "Long Short-Term Memory (LSTM) Networks for Accurate River Flow Forecasting: A Case Study on the Morava River Basin (Serbia)," *Water*, vol. 17, p. 907, 2025.
- [62] M. R. Kabir, D. Bhadra, M. Ridoy, and M. Milanova, "LSTM–Transformer-Based Robust Hybrid Deep Learning Model for Financial Time Series Forecasting," *Sci*, vol. 7, p. 7, 2025.
- [63] D. K. Dhaked, S. Dadhich, and D. Birla, "Power output forecasting of solar photovoltaic plant using LSTM," *Green Energy and Intelligent Transportation*, vol. 2, p. 100113, 2023/10/01/ 2023.
- [64] M. S. Hossain and H. Mahmood, "Short-Term Photovoltaic Power Forecasting Using an LSTM Neural Network," in *2020 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, 2020, pp. 1-5.

- [65] F. Wang, Z. Mi, S. Su, and H. Zhao. (2012, Short-Term Solar Irradiance Forecasting Model Based on Artificial Neural Network Using Statistical Feature Parameters. *Energies* 5(5), 1355-1370.
- [66] S. Mohanty, P. K. Patra, and S. S. Sahoo, "Prediction and application of solar radiation with soft computing over traditional and conventional approach – A comprehensive review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, pp. 778-796, 2016/04/01/ 2016.
- [67] J. Park and I. W. Sandberg, "Universal Approximation Using Radial-Basis-Function Networks," *Neural Computation*, vol. 3, pp. 246-257, 1991.
- [68] F. Bonanno, G. Capizzi, G. Graditi, C. Napoli, and G. Tina, "A radial basis function neural network based approach for the electrical characteristics estimation of a photovoltaic module," *Applied Energy*, vol. 97, pp. 956-961, 09/30 2012.
- [69] K. Szwajka, J. Zielińska-Szwajka, and T. Trzepieciński, "The Use of a Radial Basis Function Neural Network and Fuzzy Modelling in the Assessment of Surface Roughness in the MDF Milling Process," *Materials*, vol. 16, p. 5292, 2023.
- [70] H. Yu, T. Xie, S. Paszczynski, and B. Wilamowski, "Advantages of Radial Basis Function Networks for Dynamic System Design," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 58, pp. 5438-5450, 01/01 2012.
- [71] P. R. Jena, B. Majhi, and R. Majhi, "Estimating Long-Run Relationship between Renewable Energy Use and CO2 Emissions: A Radial Basis Function Neural Network (RBFNN) Approach," *Sustainability*, vol. 14, p. 5260, 2022.
- [72] A. Karami and M. S. Mohammadi, "Radial basis function neural network for power system load-flow," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 30, pp. 60-66, 2008/01/01/ 2008.
- [73] K. E. ArunKumar, D. V. Kalaga, C. Mohan Sai Kumar, M. Kawaji, and T. M. Brenza, "Comparative analysis of Gated Recurrent Units (GRU), long Short-Term memory (LSTM) cells, autoregressive Integrated moving average (ARIMA), seasonal autoregressive Integrated moving average (SARIMA) for forecasting COVID-19 trends," *Alexandria Engineering Journal*, vol. 61, pp. 7585-7603, 2022/10/01/ 2022.
- [74] X. He, W. Zhao, Z. Gao, L. Zhang, Q. Zhang, and X. Li, "Short-term load forecasting by GRU neural network and DDPG algorithm for adaptive optimization of hyperparameters," *Electric Power Systems Research*, vol. 238, p. 111119, 2025/01/01/ 2025.
- [75] D. Kontogiannis, D. Bargiotas, A. Daskalopulu, and L. H. Tsoukalas, "A Meta-Modeling Power Consumption Forecasting Approach Combining Client Similarity and Causality," *Energies*, vol. 14, p. 6088, 2021.
- [76] A. F. Azyus, S. K. Wijaya, and M. Naved, "Prediction of remaining useful life using the CNN-GRU network: A study on maintenance management," *Software Impacts*, vol. 17, p. 100535, 2023/09/01/ 2023.
- [77] M. Waqas and U. W. Humphries, "A critical review of RNN and LSTM variants in hydrological time series predictions," *MethodsX*, vol. 13, p. 102946, 2024/12/01/ 2024.
- [78] M. Ravanelli, P. Brakel, M. Omologo, and Y. Bengio, "Light gated recurrent units for speech recognition," *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, vol. 2, pp. 92-102, 2018.
- [79] M. Krichen, "Convolutional Neural Networks: A Survey," *Computers*, vol. 12, p. 151, 2023.

- [80] K. Singh, D. Singh, and N. Mishra, "Review: Convolutional neural networks and its architecture," *International journal of health sciences*, vol. 6, pp. 9183-9190, 05/08 2022.
- [81] <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/introduction-convolution-neural-network/>.
- [82] D. Bhatt, C. Patel, H. Talsania, J. Patel, R. Vaghela, S. Pandya, et al., "CNN Variants for Computer Vision: History, Architecture, Application, Challenges and Future Scope," *Electronics*, vol. 10, p. 2470, 2021.
- [83] I. D. Mienye, T. G. Swart, G. Obaido, M. Jordan, and P. Ilono, "Deep Convolutional Neural Networks in Medical Image Analysis: A Review," *Information*, vol. 16, p. 195, 2025.
- [84] M. El Sakka, M. Ivanovici, L. Chaari, and J. Mothe, "A Review of CNN Applications in Smart Agriculture Using Multimodal Data," *Sensors*, vol. 25, p. 472, 2025.
- [85] V. Laitzos, G. Vontzos, D. Bargiotas, A. Daskalopulu, and L. H. Tsoukalas, "Data-Driven Techniques for Short-Term Electricity Price Forecasting through Novel Deep Learning Approaches with Attention Mechanisms," *Energies*, vol. 17, p. 1625, 2024.
- [86] V. Laitzos, G. Vontzos, A. Tsiovoulos, D. Bargiotas, and L. H. Tsoukalas, "Enhanced Sequence-to-Sequence Deep Transfer Learning for Day-Ahead Electricity Load Forecasting," *Electronics*, vol. 13, p. 1996, 2024.
- [87] D. Kontogiannis, D. Bargiotas, A. Fevgas, A. Daskalopulu, and L. H. Tsoukalas, "Combinatorial Component Day-Ahead Load Forecasting through Unanchored Time Series Chain Evaluation," *Energies*, vol. 17, p. 2844, 2024.
- [88] H. Ding, H. Hou, L. Wang, X. Cui, W. Yu, and D. I. Wilson, "Application of Convolutional Neural Networks and Recurrent Neural Networks in Food Safety," *Foods*, vol. 14, p. 247, 2025.
- [89] G. Vontzos, V. Laitzos, A. Charakopoulos, D. Bargiotas, and T. E. Karakasidis, "Estimating Spatio-Temporal Building Power Consumption Based on Graph Convolution Network Method," *Dynamics*, vol. 4, pp. 337-356, 2024.
- [90] C. Bu, T. Liu, T. Wang, H. Zhang, and S. Sfarra, "A CNN-Architecture-Based Photovoltaic Cell Fault Classification Method Using Thermographic Images," *Energies*, vol. 16, p. 3749, 2023.
- [91] K. V. Shihabudheen and G. N. Pillai, "Recent advances in neuro-fuzzy system: A survey," *Knowledge-Based Systems*, vol. 152, pp. 136-162, 2018/07/15/ 2018.
- [92] M. A. Adebawale, K. T. Lwin, E. Sánchez, and M. A. Hossain, "Intelligent web-phishing detection and protection scheme using integrated features of Images, frames and text," *Expert Systems with Applications*, vol. 115, pp. 300-313, 2019/01/01/ 2019.
- [93] J. Zúñiga, W. Chamorro, J. Medina, P. Proaño, R. Díaz, and C. Chillán, "On the Performance Comparison of Fuzzy-Based Obstacle Avoidance Algorithms for Mobile Robots," *Engineering Proceedings*, vol. 77, p. 23, 2024.
- [94] V. D. Sagias, P. Zacharia, A. Tempeloudis, and C. Stergiou, "Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System-Based Predictive Modeling of Mechanical Properties in Additive Manufacturing," *Machines*, vol. 12, p. 523, 2024.
- [95] A. Buriboev and A. Muminov, "Computer State Evaluation Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems," *Sensors*, vol. 22, p. 9502, 2022.

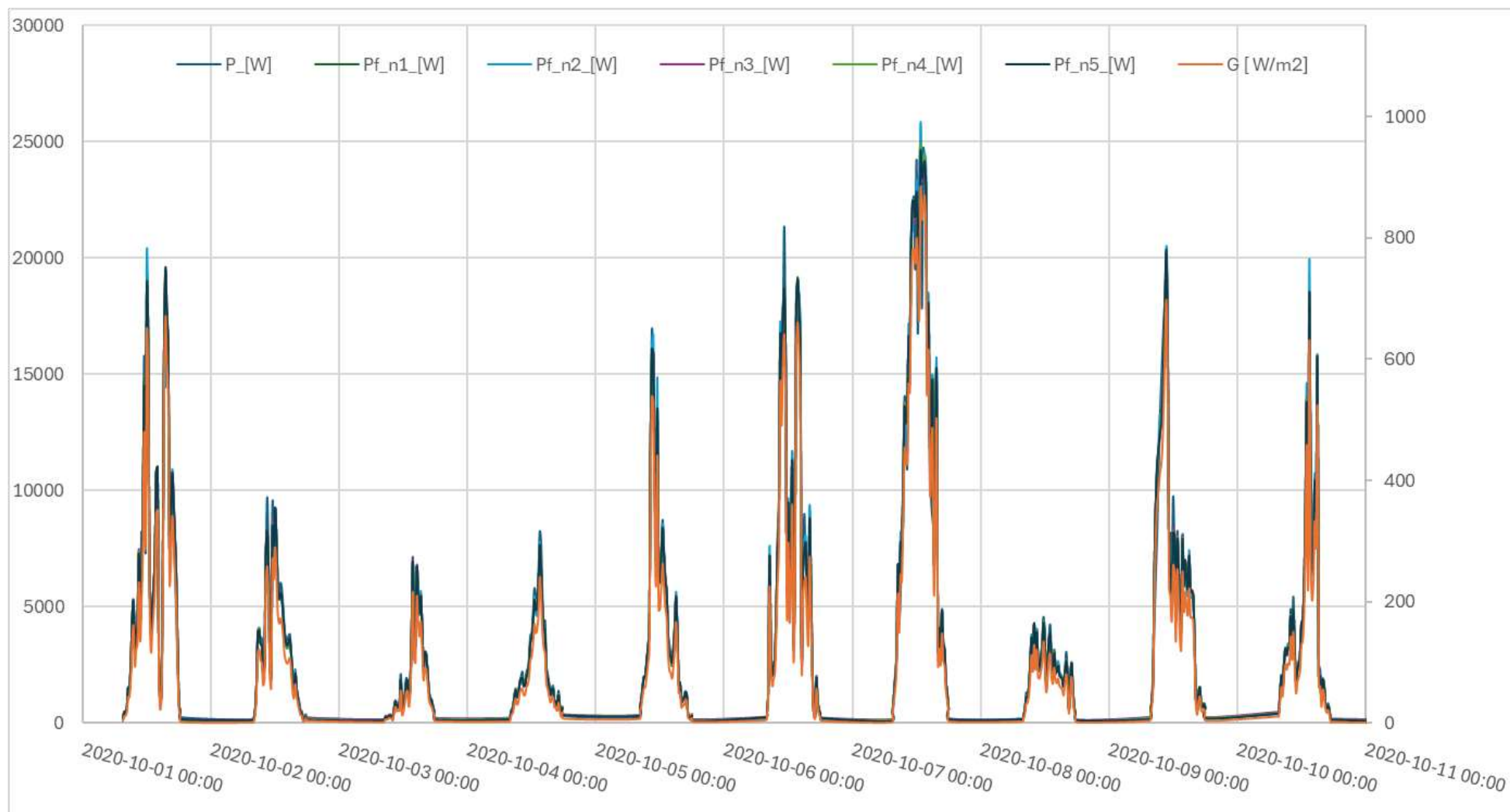
- [96] Y. K. Ang, A. Talei, I. Zahidi, and A. Rashidi, "Past, Present, and Future of Using Neuro-Fuzzy Systems for Hydrological Modeling and Forecasting," *Hydrology*, vol. 10, p. 36, 2023.
- [97] A. Michalíková, "Explanation of Air Quality Data Using Takagi–Sugeno Fuzzy Inference System," *Applied Sciences*, vol. 15, p. 3461, 2025.
- [98] L. Bonsignore, M. Davarifar, A. Rabhi, G. M. Tina, and A. Elhajjaji, "Neuro-Fuzzy Fault Detection Method for Photovoltaic Systems," *Energy Procedia*, vol. 62, pp. 431-441, 2014/01/01/ 2014.
- [99] F. Almonacid, P. J. Pérez-Higueras, E. F. Fernández, and L. Hontoria, "A methodology based on dynamic artificial neural network for short-term forecasting of the power output of a PV generator," *Energy Conversion and Management*, vol. 85, pp. 389-398, 2014/09/01/ 2014.
- [100] A. Dolara, F. Grimaccia, S. Leva, M. Mussetta, and E. Ogliari, "A Physical Hybrid Artificial Neural Network for Short Term Forecasting of PV Plant Power Output," *Energies*, vol. 8, pp. 1138-1153, 2015.
- [101] G. Li, H. Wang, S. Zhang, J. Xin, and H. Liu, "Recurrent Neural Networks Based Photovoltaic Power Forecasting Approach," *Energies*, vol. 12, p. 2538, 2019.
- [102] A. I. Arvanitidis, D. Bargiotas, A. Daskalopulu, D. Kontogiannis, I. P. Panapakidis, and L. H. Tsoukalas, "Clustering Informed MLP Models for Fast and Accurate Short-Term Load Forecasting," *Energies*, vol. 15, p. 1295, 2022.
- [103] I. Panapakidis, M. Katsivelakis, and D. Bargiotas, "A Metaheuristics-Based Inputs Selection and Training Set Formation Method for Load Forecasting," *Symmetry*, vol. 14, p. 1733, 2022.
- [104] V. Mladenov, V. Chobanov, G. C. Seritan, R. F. Porumb, B.-A. Enache, V. Vita, et al., "A Flexibility Market Platform for Electricity System Operators Using Blockchain Technology," *Energies*, vol. 15, p. 539, 2022.
- [105] I. P. Panapakidis and G. C. Christoforidis, "Implementation of modified versions of the K-means algorithm in power load curves profiling," *Sustainable Cities and Society*, vol. 35, pp. 83-93, 2017/11/01/ 2017.
- [106] I. P. Panapakidis, T. A. Papadopoulos, G. C. Christoforidis, and G. K. Papagiannis, "Pattern recognition algorithms for electricity load curve analysis of buildings," *Energy and Buildings*, vol. 73, pp. 137-145, 2014/04/01/ 2014.
- [107] V. Laitzos, G. Vontzos, D. Bargiotas, A. Daskalopulu, and L. H. Tsoukalas, "Enhanced Automated Deep Learning Application for Short-Term Load Forecasting," *Mathematics*, vol. 11, p. 2912, 2023.
- [108] D. Kontogiannis, D. Bargiotas, and A. Daskalopulu, "Minutely Active Power Forecasting Models Using Neural Networks," *Sustainability*, vol. 12, p. 3177, 2020.
- [109] G. Vontzos, V. Laitzos, D. Bargiotas, A. Fevgas, A. Daskalopulu, and L. H. Tsoukalas, "Microgrid Multivariate Load Forecasting Based on Weighted Visibility Graph: A Regional Airport Case Study," *Electricity*, vol. 6, p. 17, 2025.
- [110] M. Islam, M. R. Rashel, M. T. Ahmed, A. K. M. K. Islam, and M. Tlemçani, "Artificial Intelligence in Photovoltaic Fault Identification and Diagnosis: A Systematic Review," *Energies*, vol. 16, p. 7417, 2023.
- [111] G. Graditi, S. Ferlito, and G. Adinolfi, "Comparison of Photovoltaic plant power production prediction methods using a large measured dataset," *Renewable Energy*, vol. 90, pp. 513-519, 2016/05/01/ 2016.

- [112] E. Roumpakias and T. Stamatelos, "Comparative Performance Analysis of a Grid-Connected Photovoltaic Plant in Central Greece after Several Years of Operation Using Neural Networks," *Sustainability*, vol. 15, p. 8326, 2023.
- [113] A. F. Amiri, S. Kichou, H. Oudira, A. Chouder, and S. Silvestre, "Fault Detection and Diagnosis of a Photovoltaic System Based on Deep Learning Using the Combination of a Convolutional Neural Network (CNN) and Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)," *Sustainability*, vol. 16, p. 1012, 2024.
- [114] E. Roumpakias and T. Stamatelos, "Health Monitoring and Fault Detection in Photovoltaic Systems in Central Greece Using Artificial Neural Networks," *Applied Sciences*, vol. 12, p. 12016, 2022.
- [115] A. Abubakar, M. M. Jibril, C. F. M. Almeida, M. Gemignani, M. N. Yahya, and S. I. Abba, "A Novel Hybrid Optimization Approach for Fault Detection in Photovoltaic Arrays and Inverters Using AI and Statistical Learning Techniques: A Focus on Sustainable Environment," *Processes*, vol. 11, p. 2549, 2023.
- [116] M. Benghanem, A. Mellit, and C. Moussaoui, "Embedded Hybrid Model (CNN–ML) for Fault Diagnosis of Photovoltaic Modules Using Thermographic Images," *Sustainability*, vol. 15, p. 7811, 2023.
- [117] D. Kothona, I. P. Panapakidis, and G. C. Christoforidis, "Development of prescriptive maintenance methodology for maintenance cost minimization of photovoltaic systems," *Solar Energy*, vol. 271, p. 112402, 2024/03/15/ 2024.
- [118] J.-B. Lee, M.-I. Roh, and K.-S. Kim, "Prediction of ship power based on variation in deep feed-forward neural network," *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*, vol. 13, pp. 641-649, 2021/01/01/ 2021.
- [119] C. Willmott and K. Matsuura, "Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) over the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Average Model Performance," *Climate Research*, vol. 30, p. 79, 12/19 2005.
- [120] P. Li, K. Zhou, X. Lu, and S. Yang, "A hybrid deep learning model for short-term PV power forecasting," *Applied Energy*, vol. 259, p. 114216, 2020/02/01/ 2020.
- [121] L. Liu, D. Liu, Q. Sun, H. Li, and R. Wennersten, "Forecasting Power Output of Photovoltaic System Using A BP Network Method," *Energy Procedia*, vol. 142, pp. 780-786, 2017/12/01/ 2017.

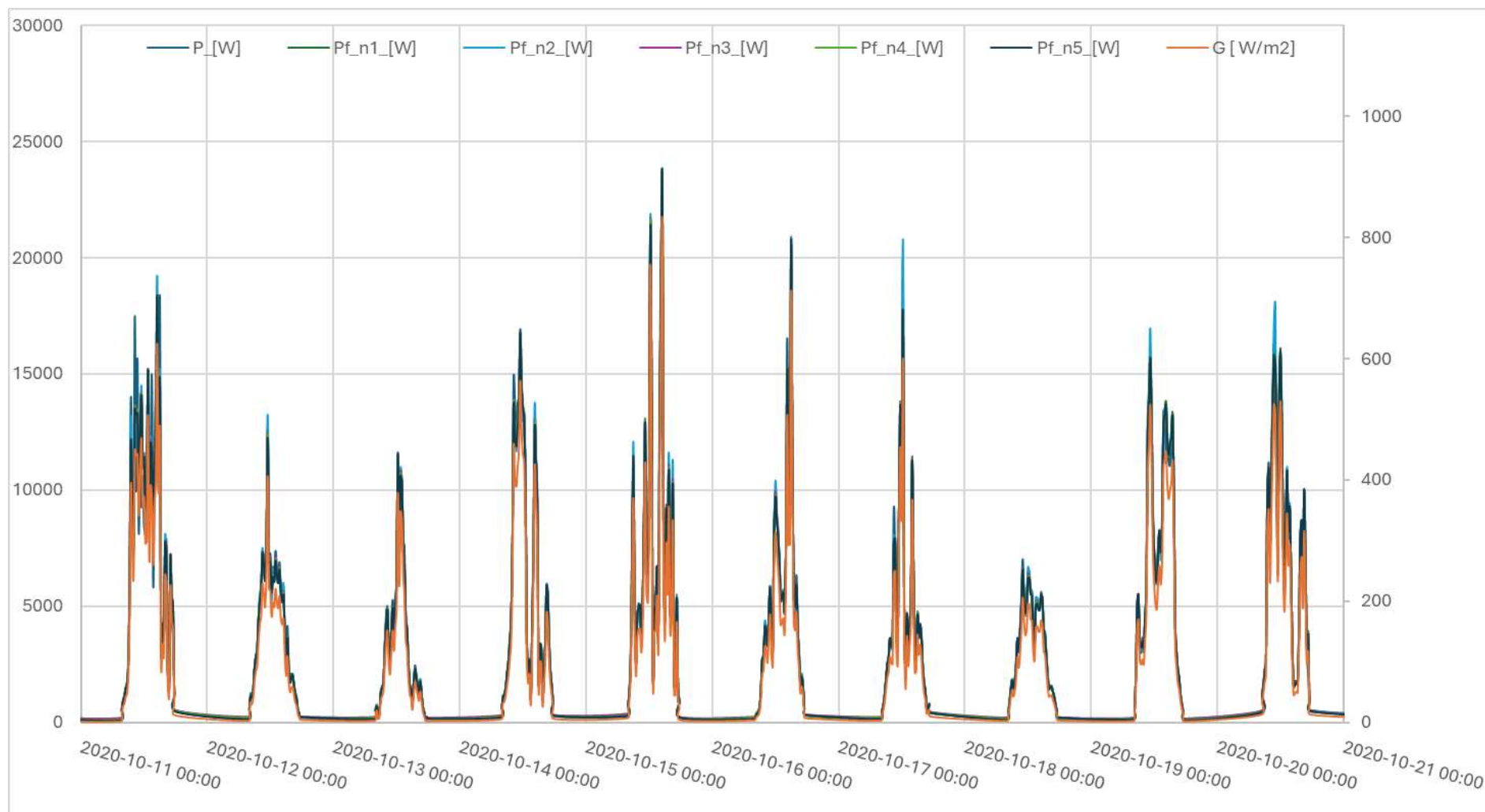
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Καταγραφή Συνολικών Αποτελεσμάτων Ετήσιας Πρόβλεψης

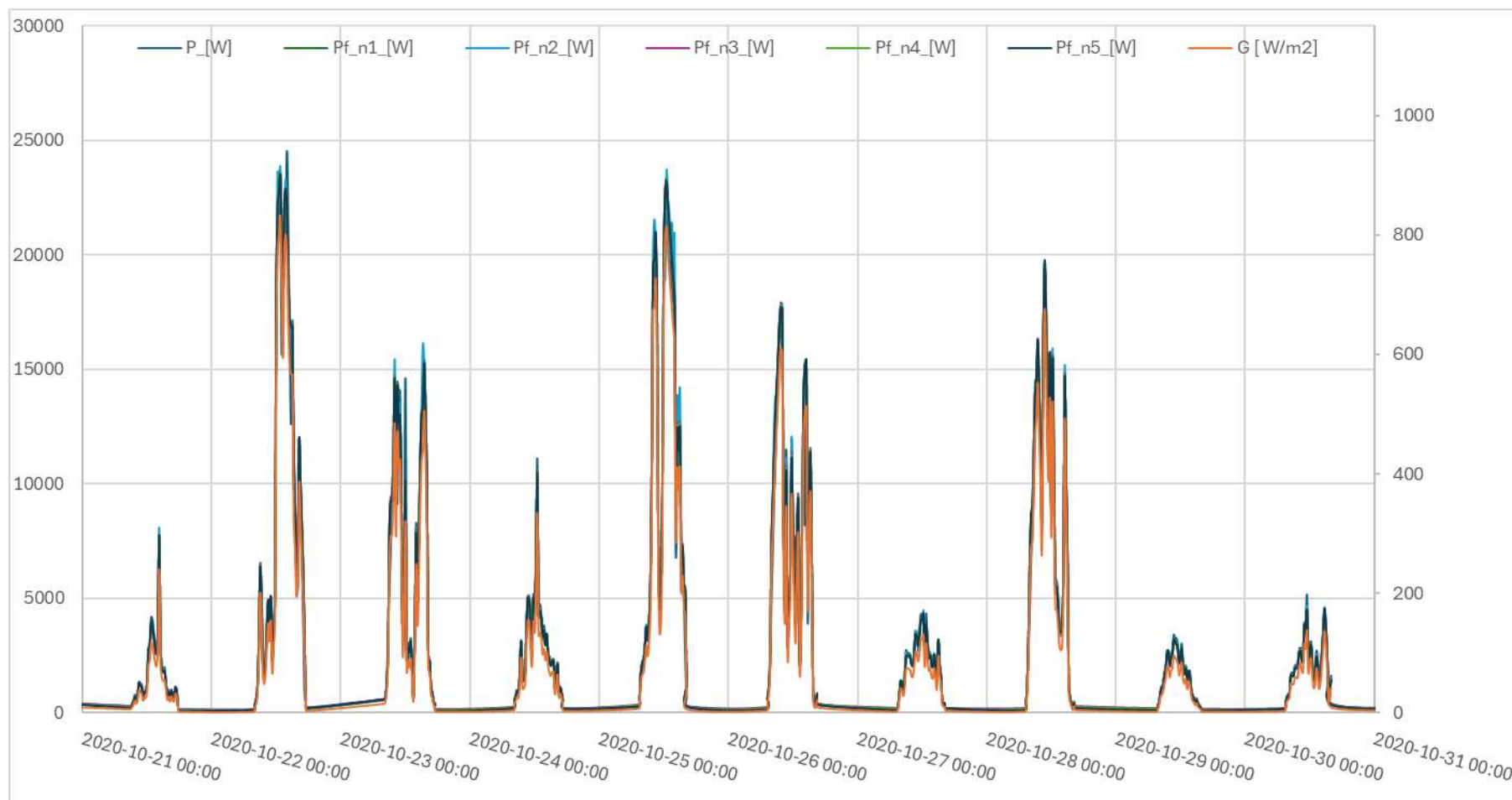
Στο Παράρτημα παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων στο σύνολο του ετήσιου δείγματος δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα, παρουσιάζονται διαγράμματα που απεικονίζουν τις ημερήσιες καμπύλες της προβλεπόμενης ισχύος για κάθε δίκτυο, σε σύγκριση με τις πραγματικές τιμές και την ηλιακή ακτινοβολία (Διαγράμματα Π.1-Π.35). Κάθε διάγραμμα περιλαμβάνει δέκα διαδοχικές ημέρες, αποτυπώνοντας μια ολοκληρωμένη εικόνα της συμπεριφοράς των μοντέλων σε διαφορετικές ημερολογιακές περιόδους του έτους. Τέλος, παρατίθεται και ο συνολικός πίνακας με τις τιμές των δεικτών αξιολόγησης για κάθε δίκτυο σε ημερήσια βάση, με σκοπό να είναι δυνατή η λεπτομερής αναζήτηση των αποτελεσμάτων των προβλέψεων σε ετήσια βάση (Πίνακες Π.1-Π.5).



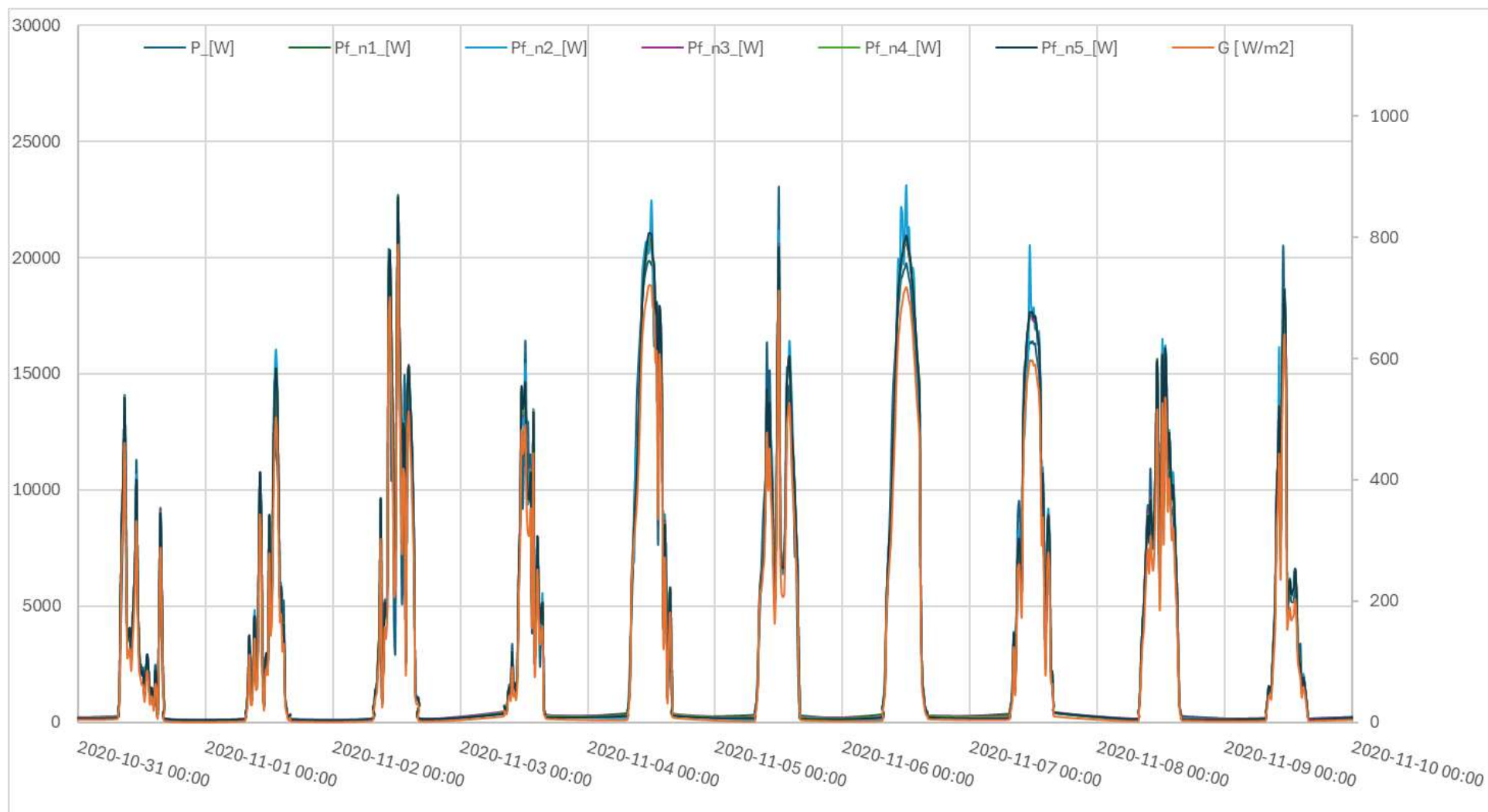
Διάγραμμα Π.1: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 01/10/2020 - 10/10/2020



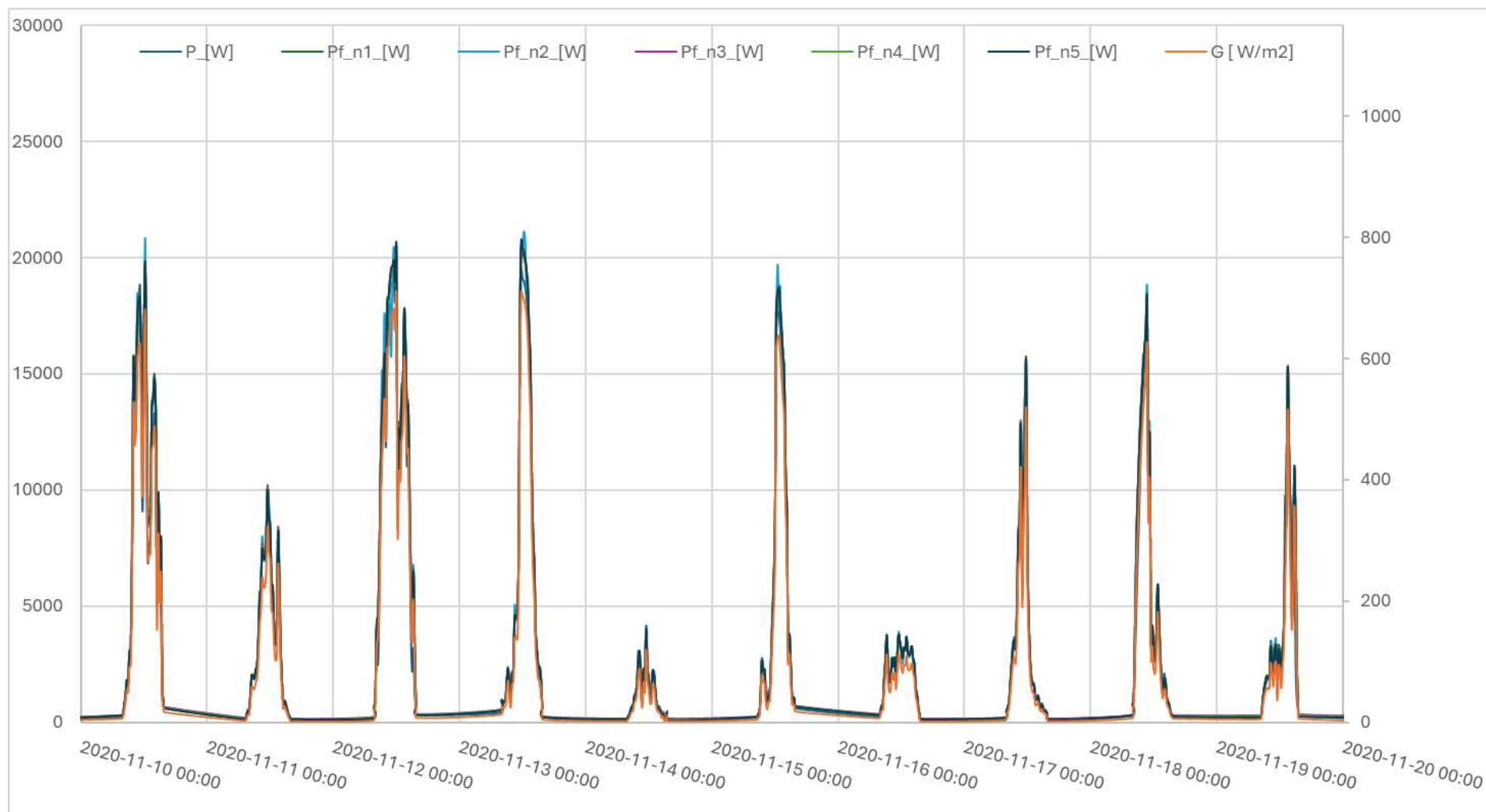
Διάγραμμα Π.2: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 11/10/2020 - 20/10/2020



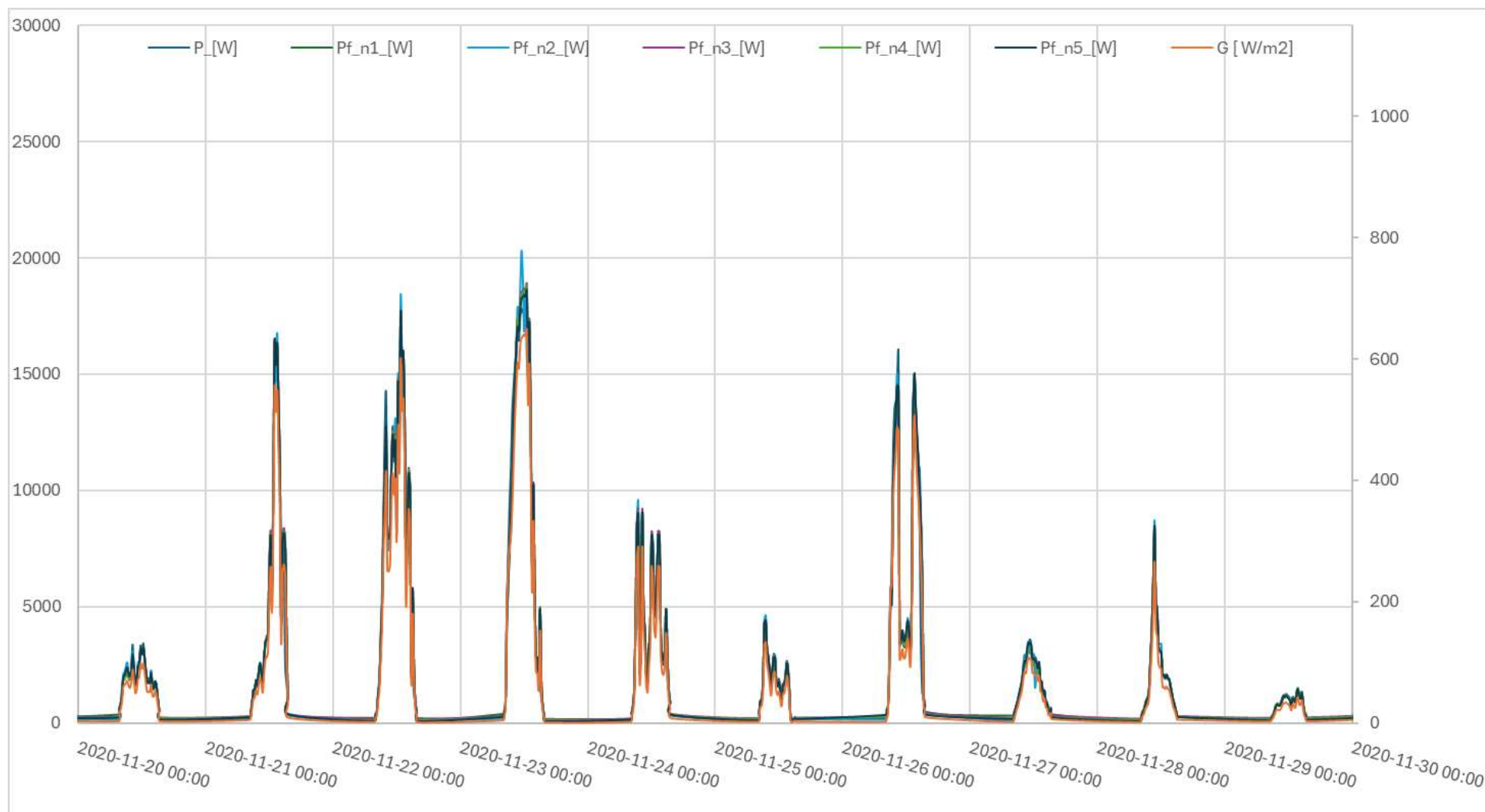
Διάγραμμα Π.3: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το διάστημα 21/10/2020 - 30/10/2020



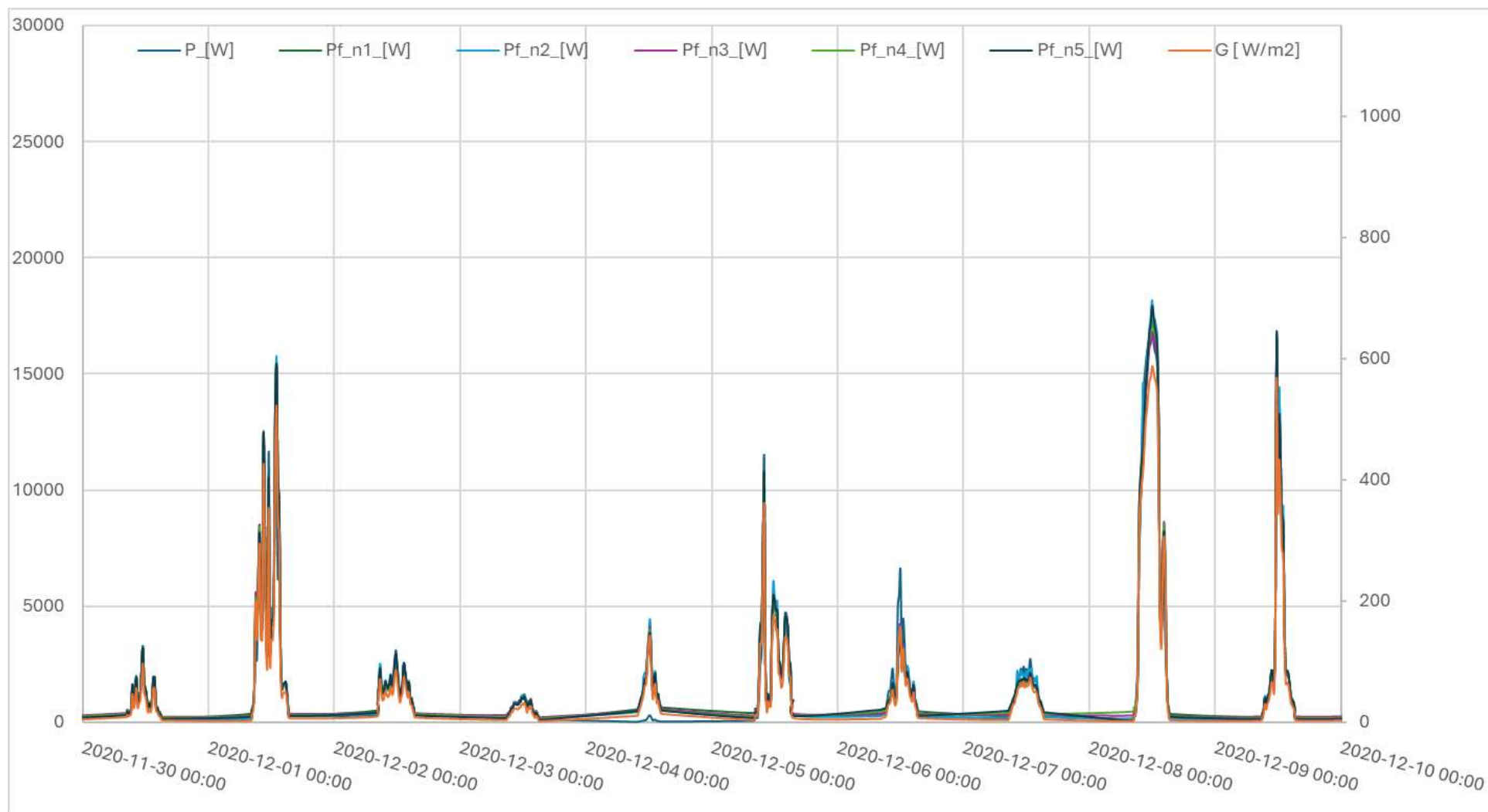
Διάγραμμα Π.4: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 31/10/2020 - 09/11/2020



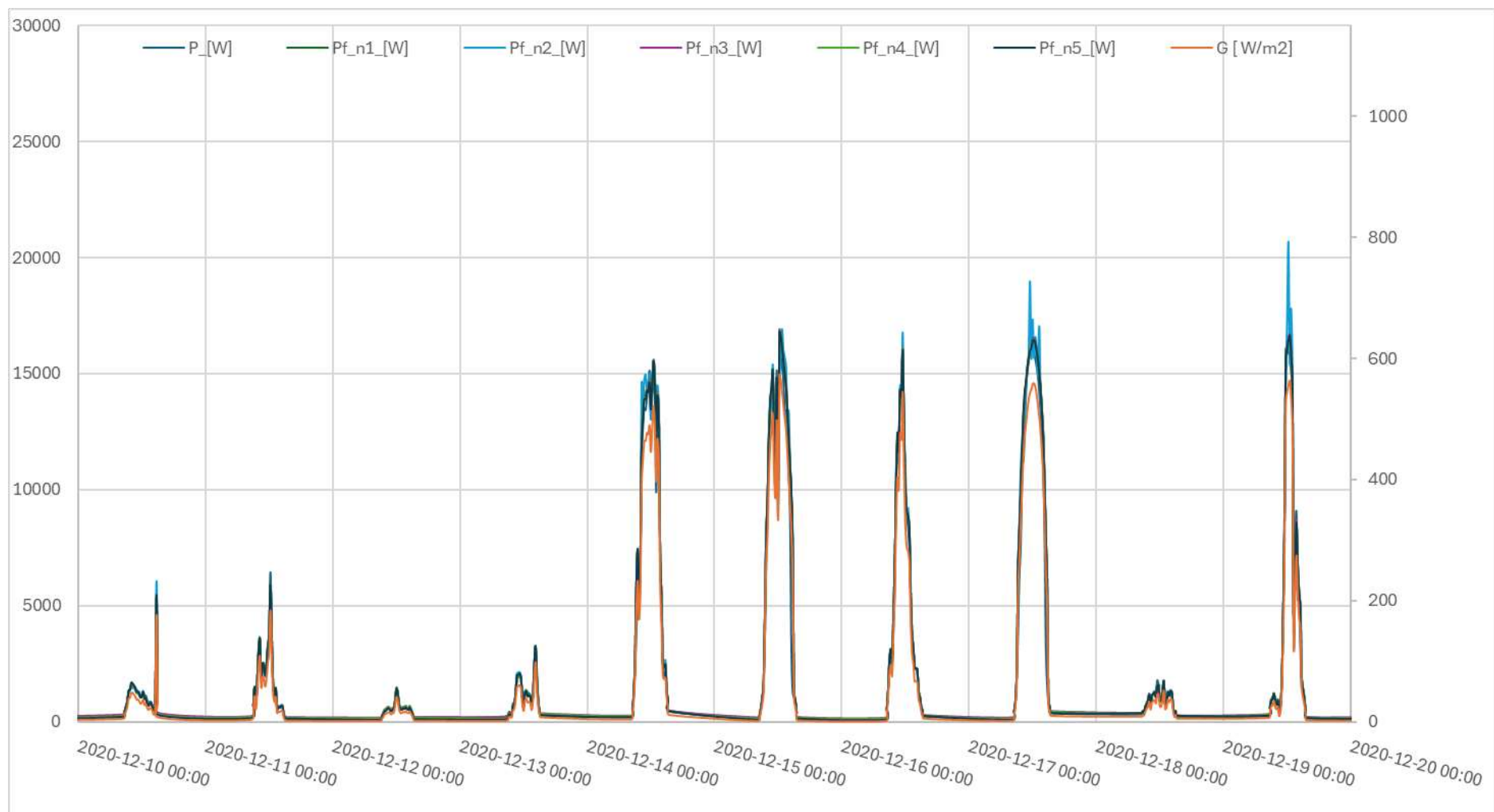
Διάγραμμα Π.5: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 10/11/2020 - 19/11/2020



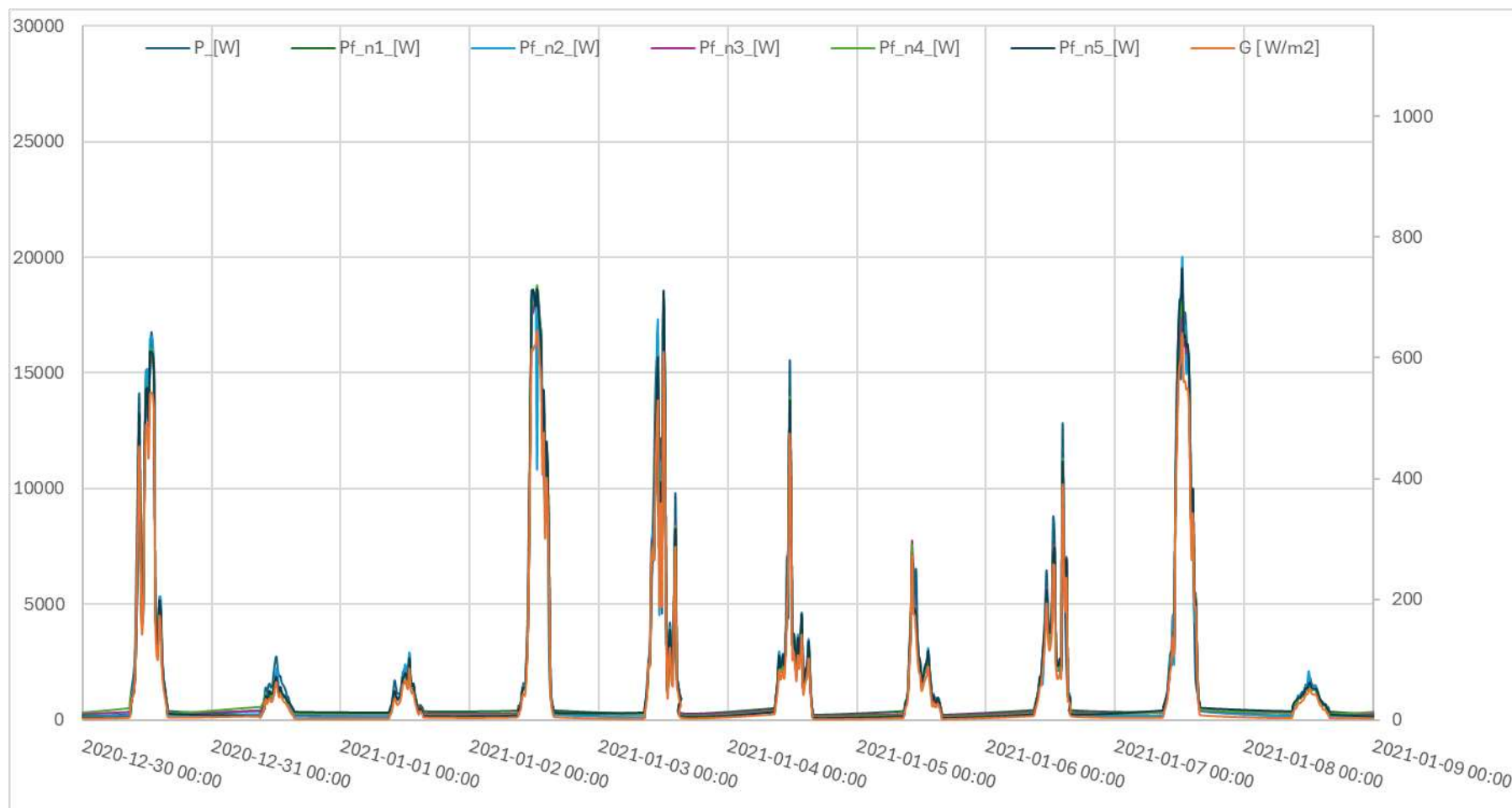
Διάγραμμα Π.6: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 20/11/2020 - 29/11/2020



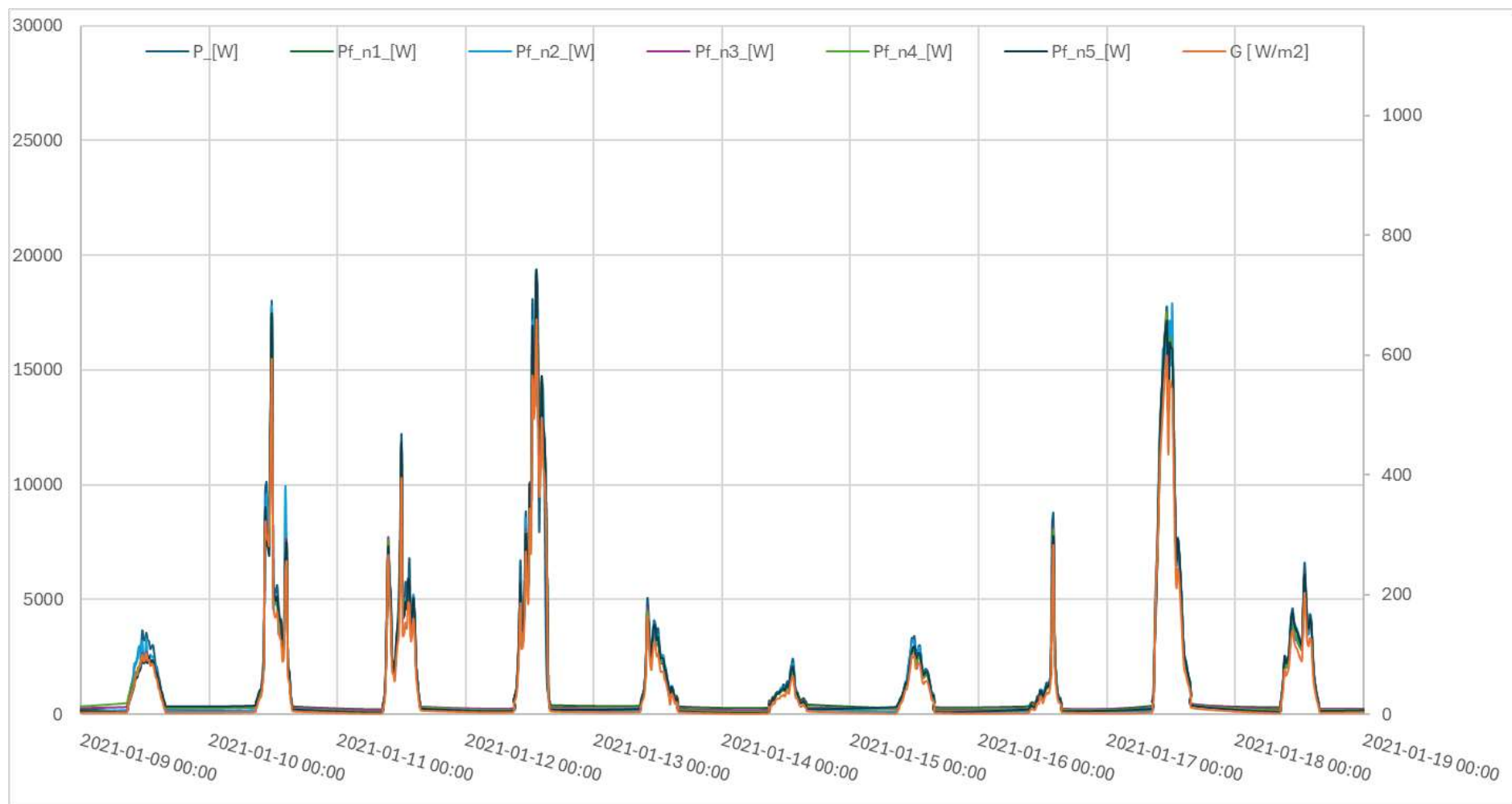
Διάγραμμα Π.7: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 30/11/2020 - 09/12/2020



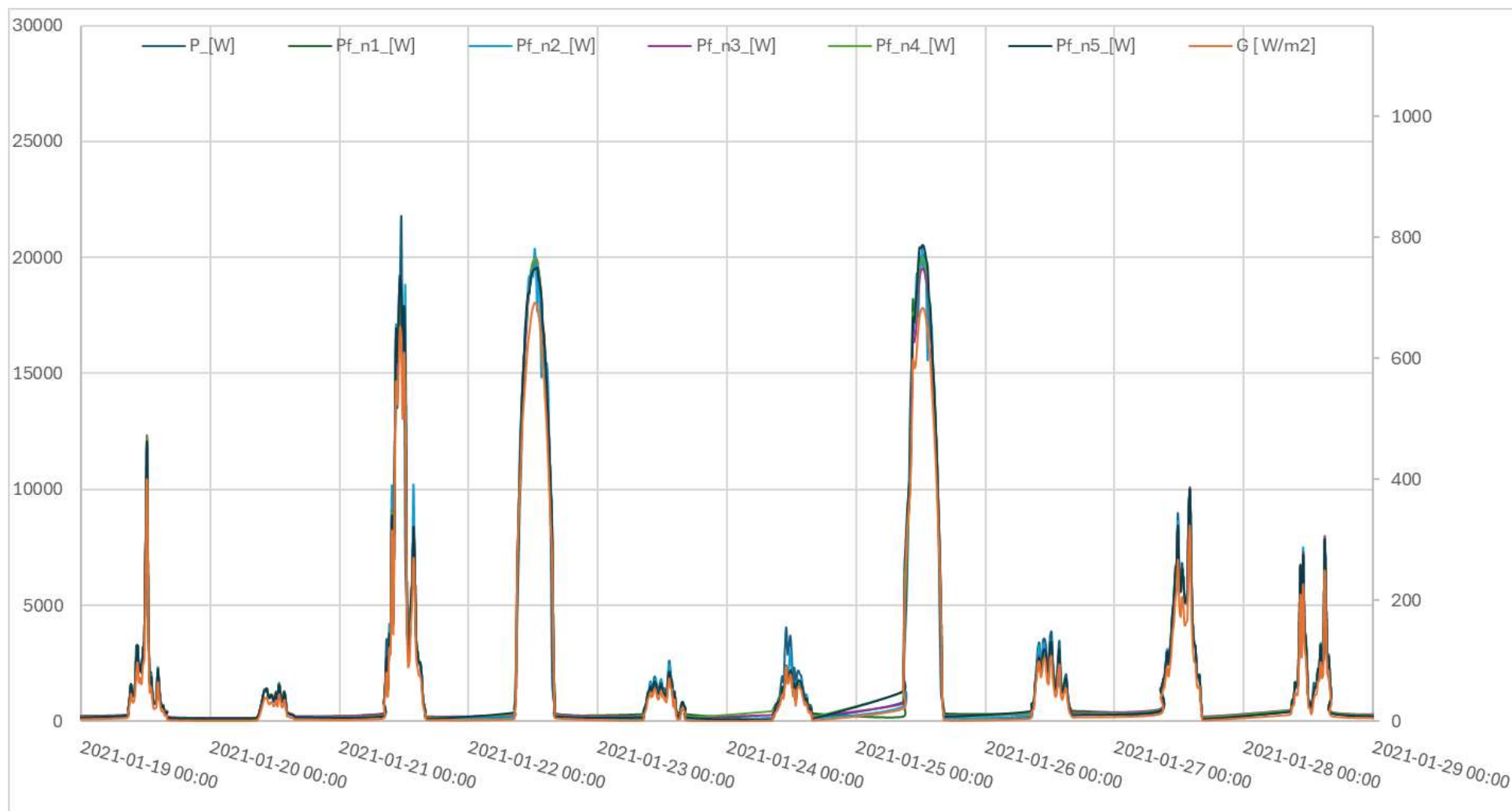
Διάγραμμα Π.8: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 10/12/2020 - 19/12/2020



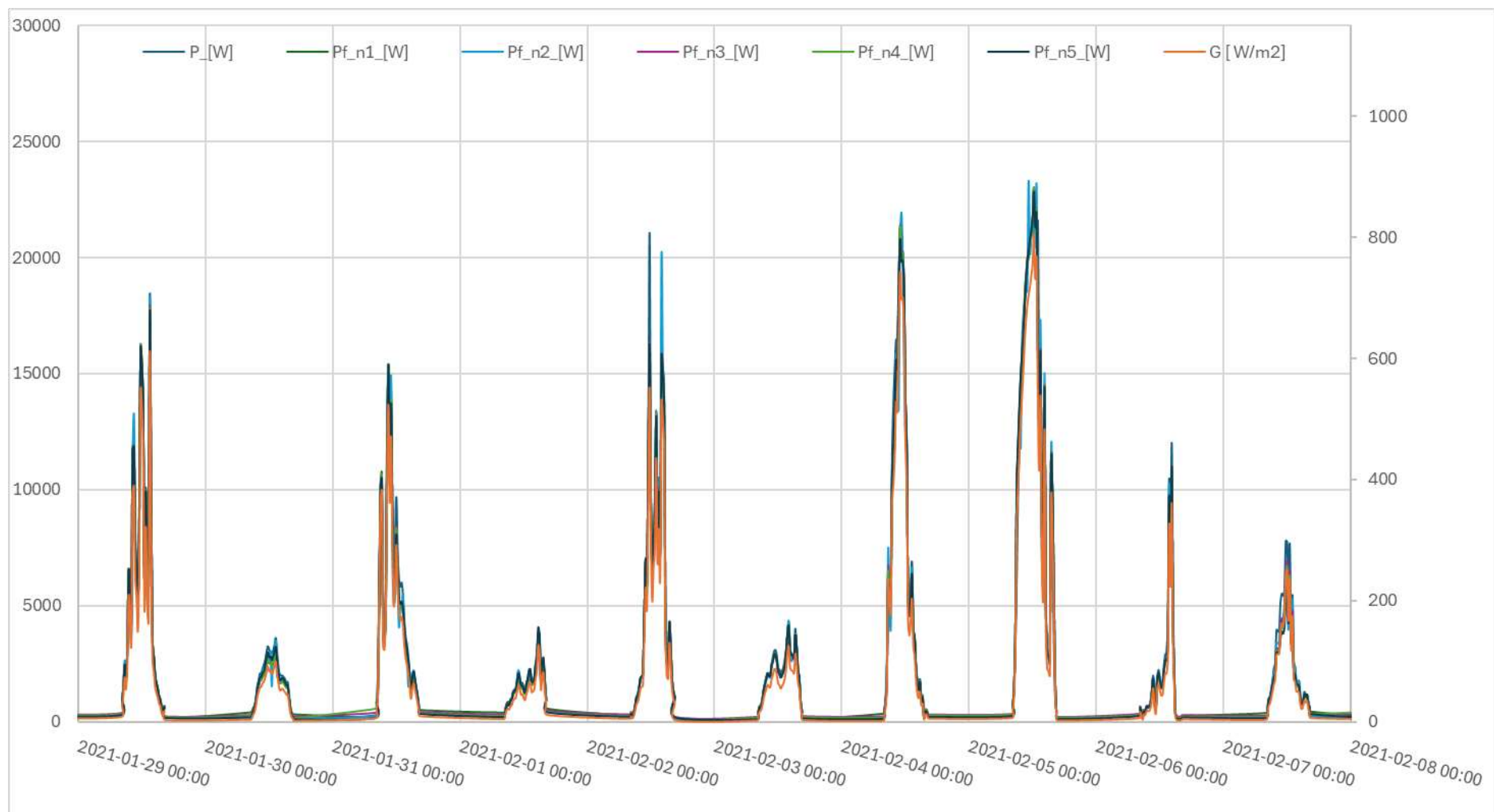
Διάγραμμα Π.9: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 30/12/2020 – 18/01/2020



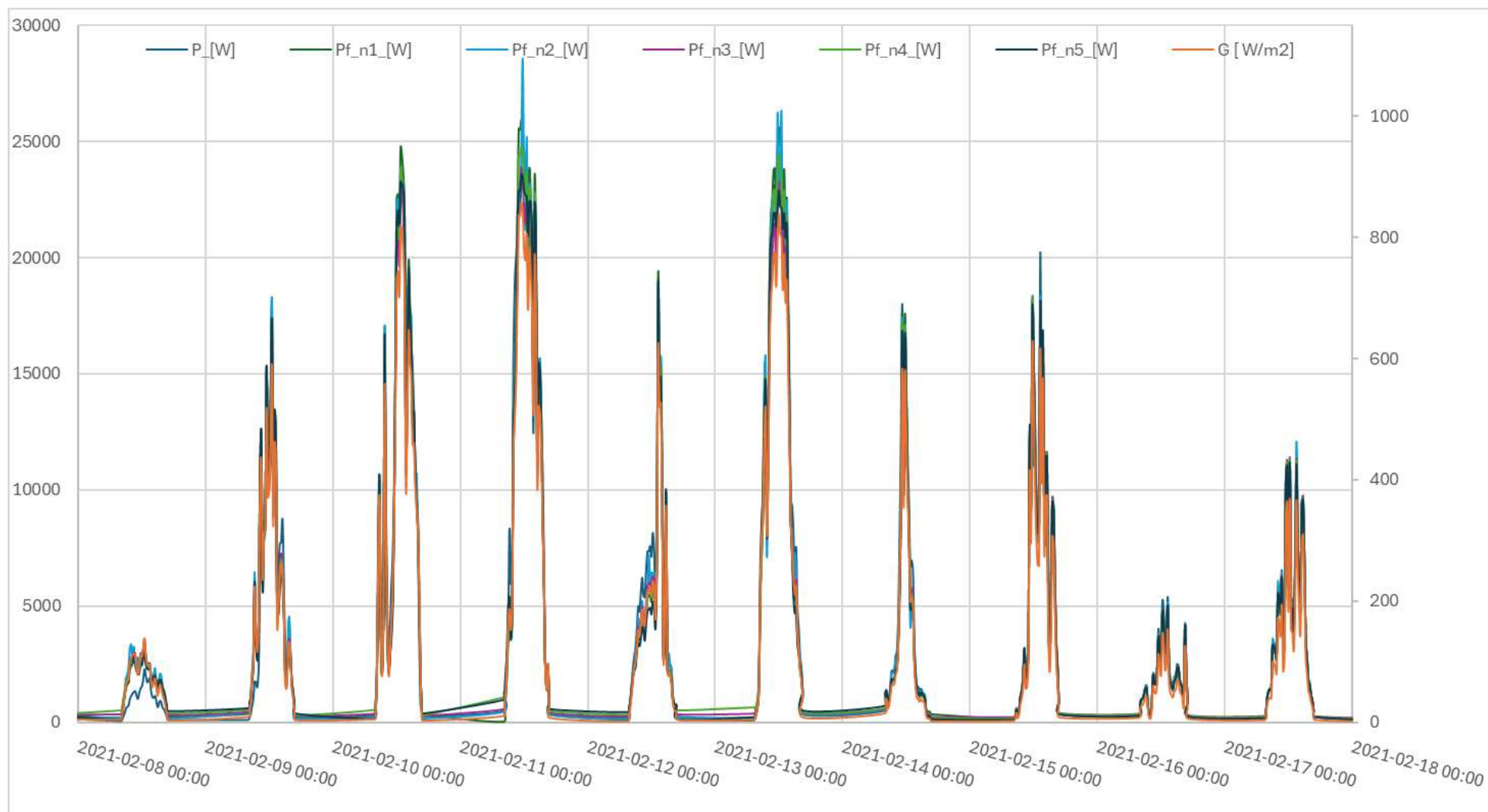
Διάγραμμα Π.10: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 09/01/2021 - 18/01/2021



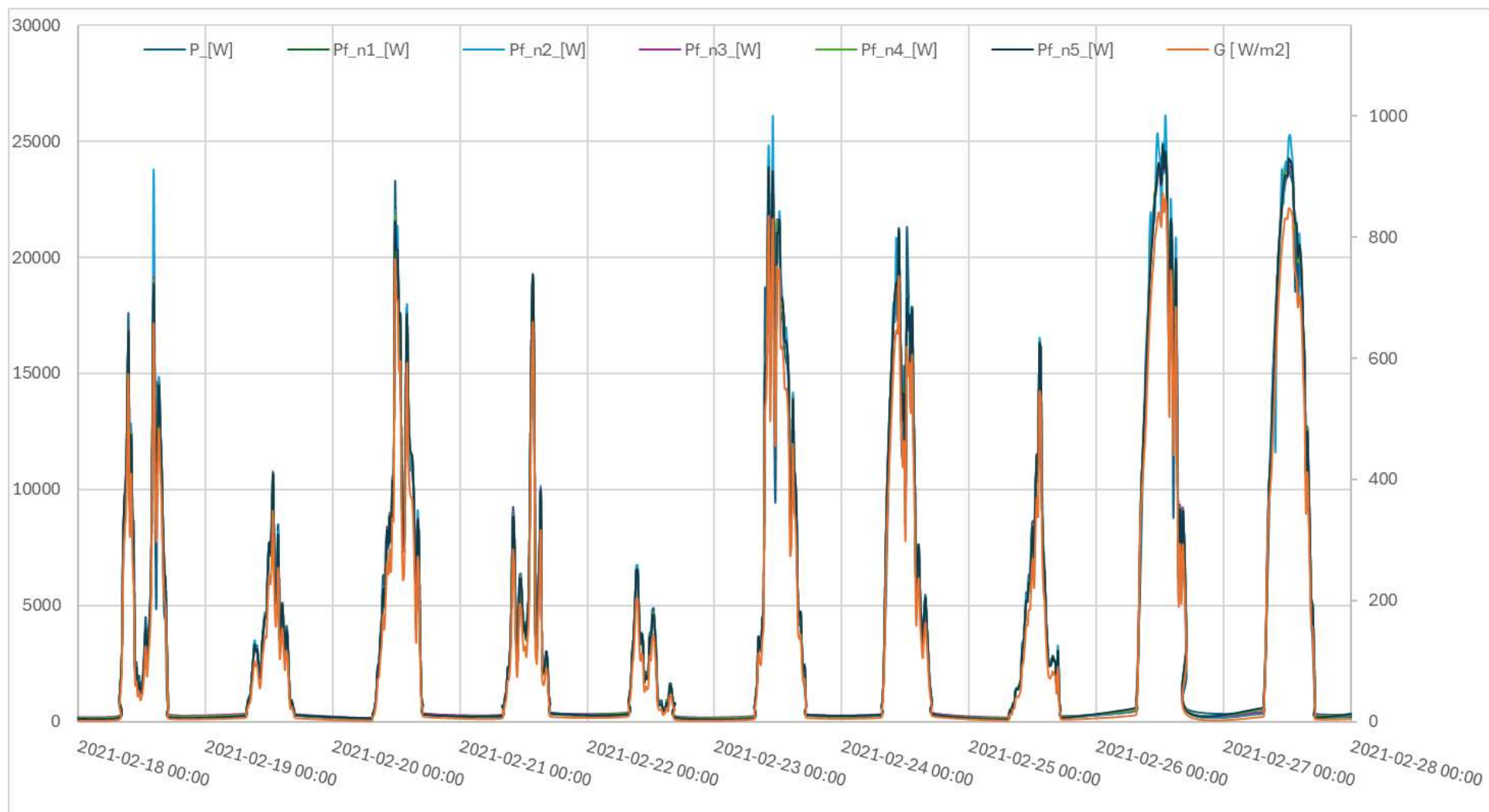
Διάγραμμα Π.11: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 19/01/2021 - 28/01/2021



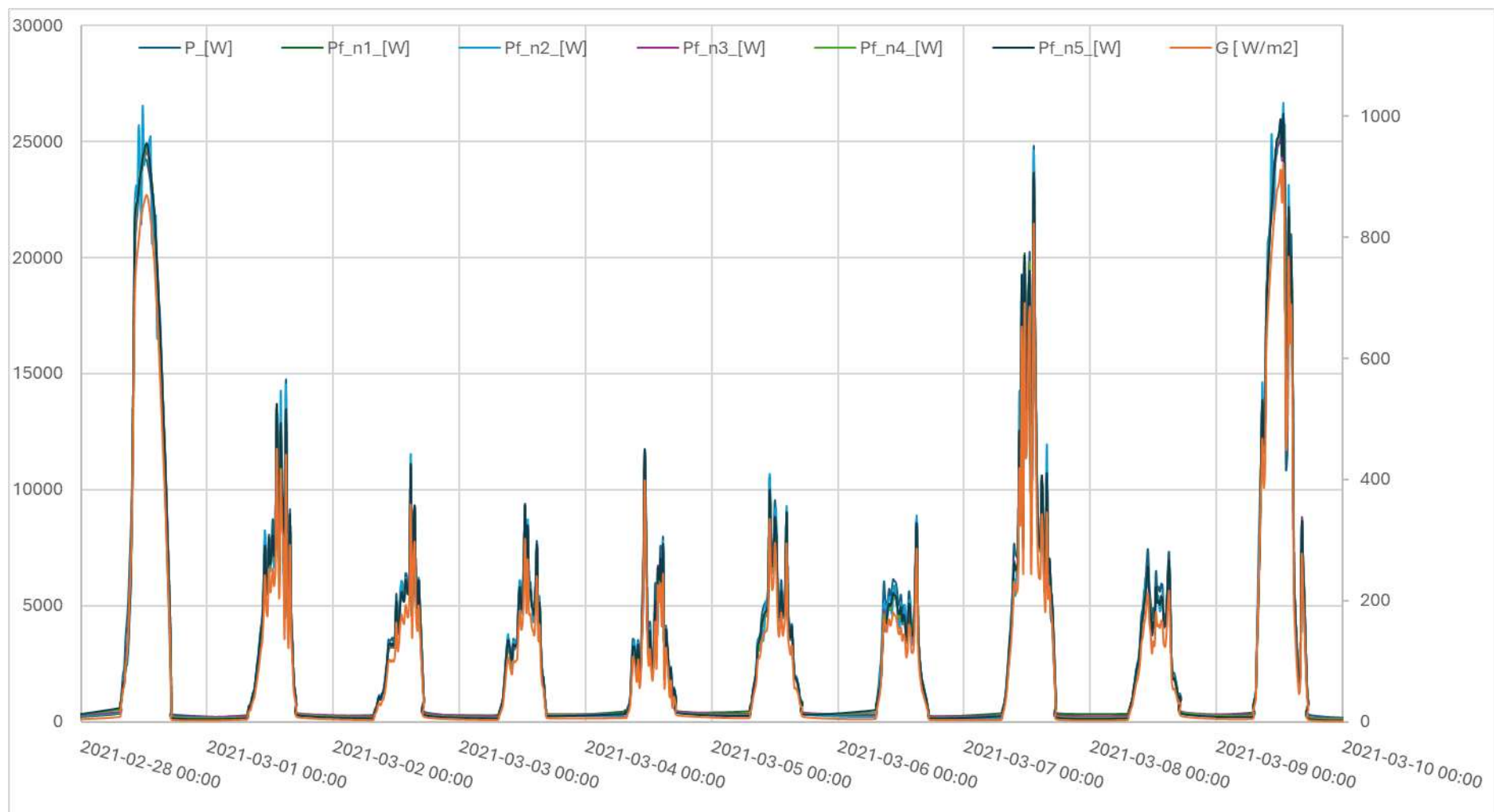
Διάγραμμα Π.12: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 29/01/2021 - 07/02/2021



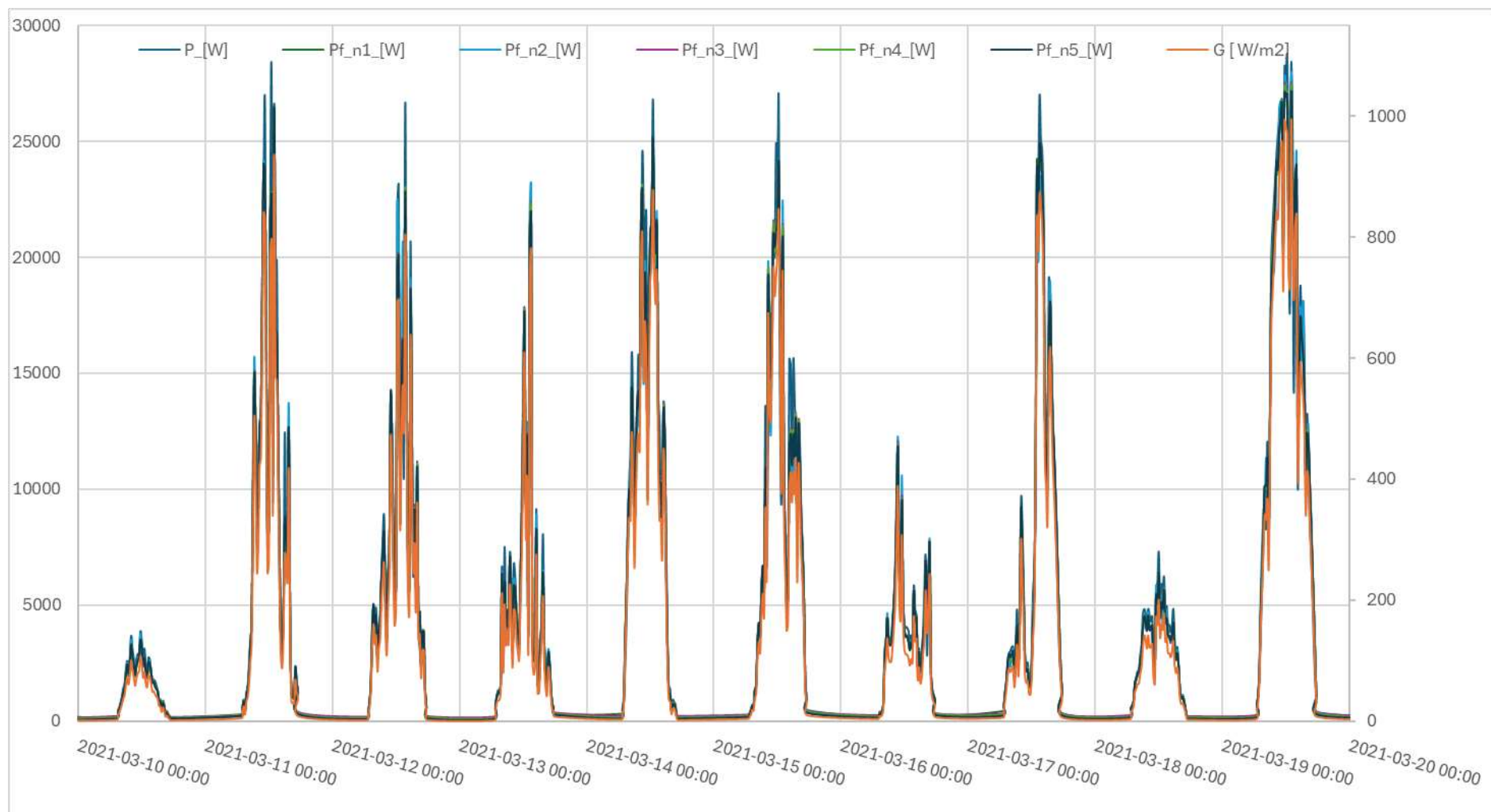
Διάγραμμα Π.13: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 08/02/2021 - 17/02/2021



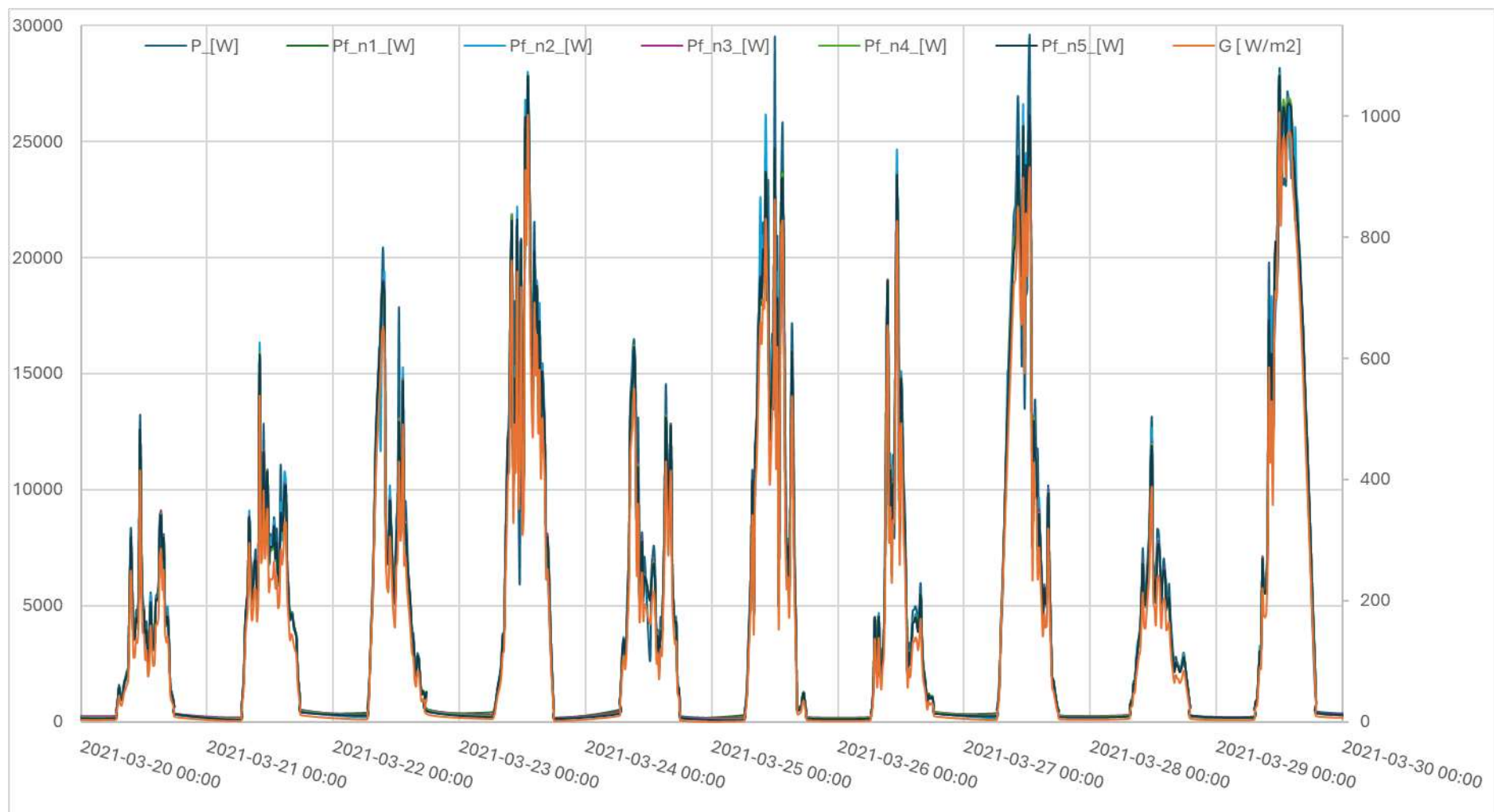
Διάγραμμα Π.14: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 18/02/2021 - 27/02/2021



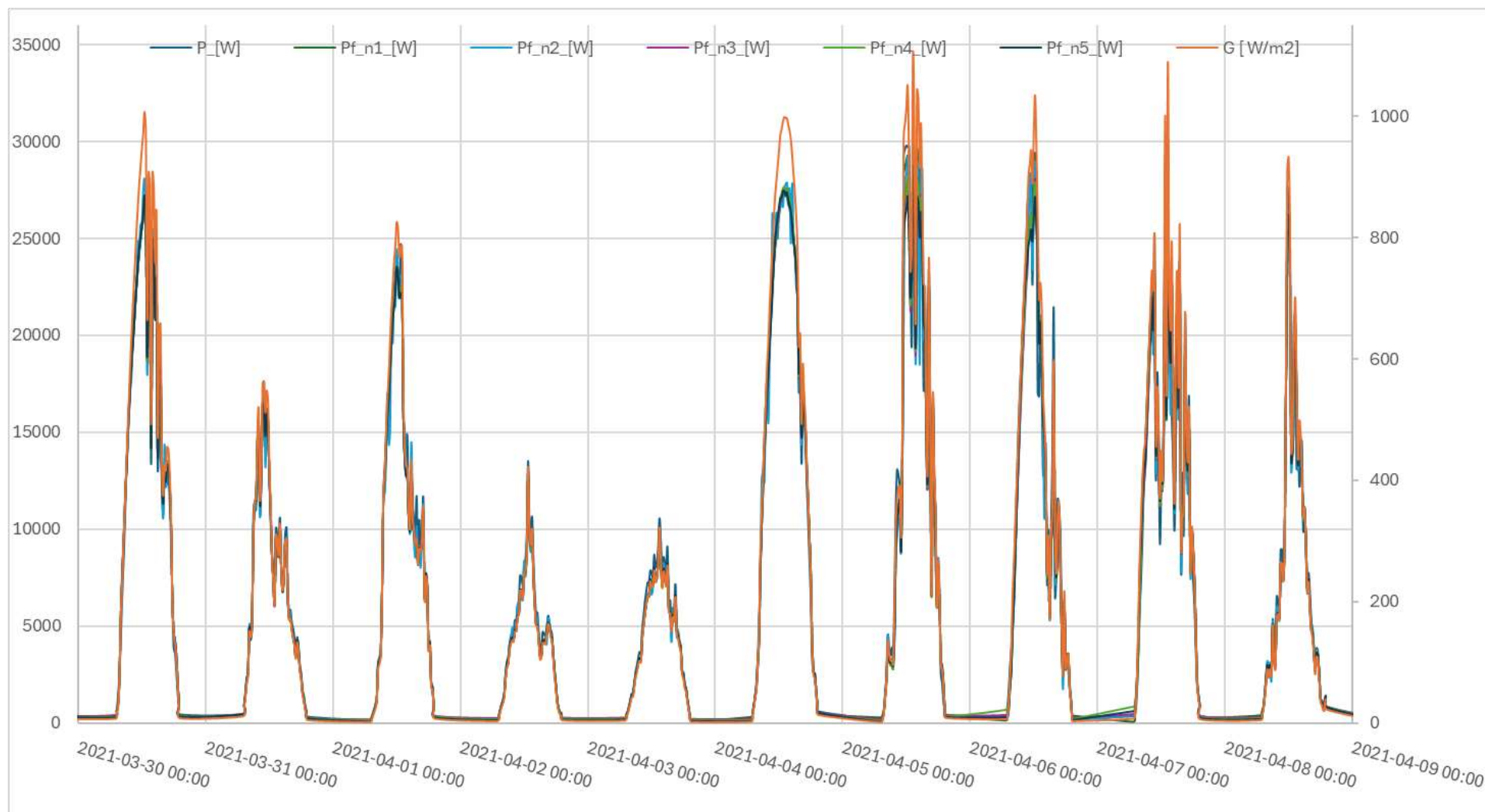
Διάγραμμα Π.15: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 28/02/2021 - 09/03/2021



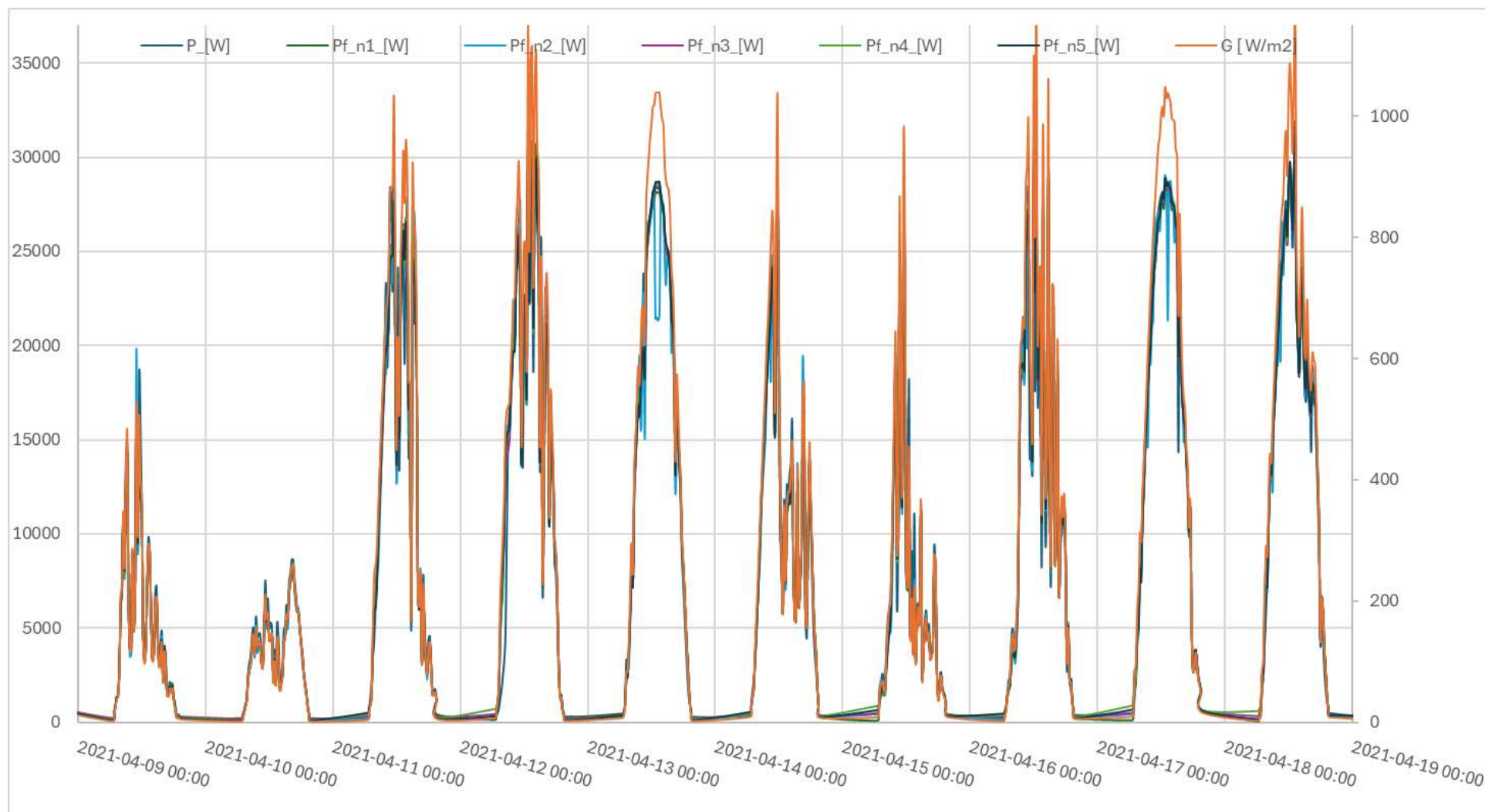
Διάγραμμα Π.16: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 10/03/2021 - 19/03/2021



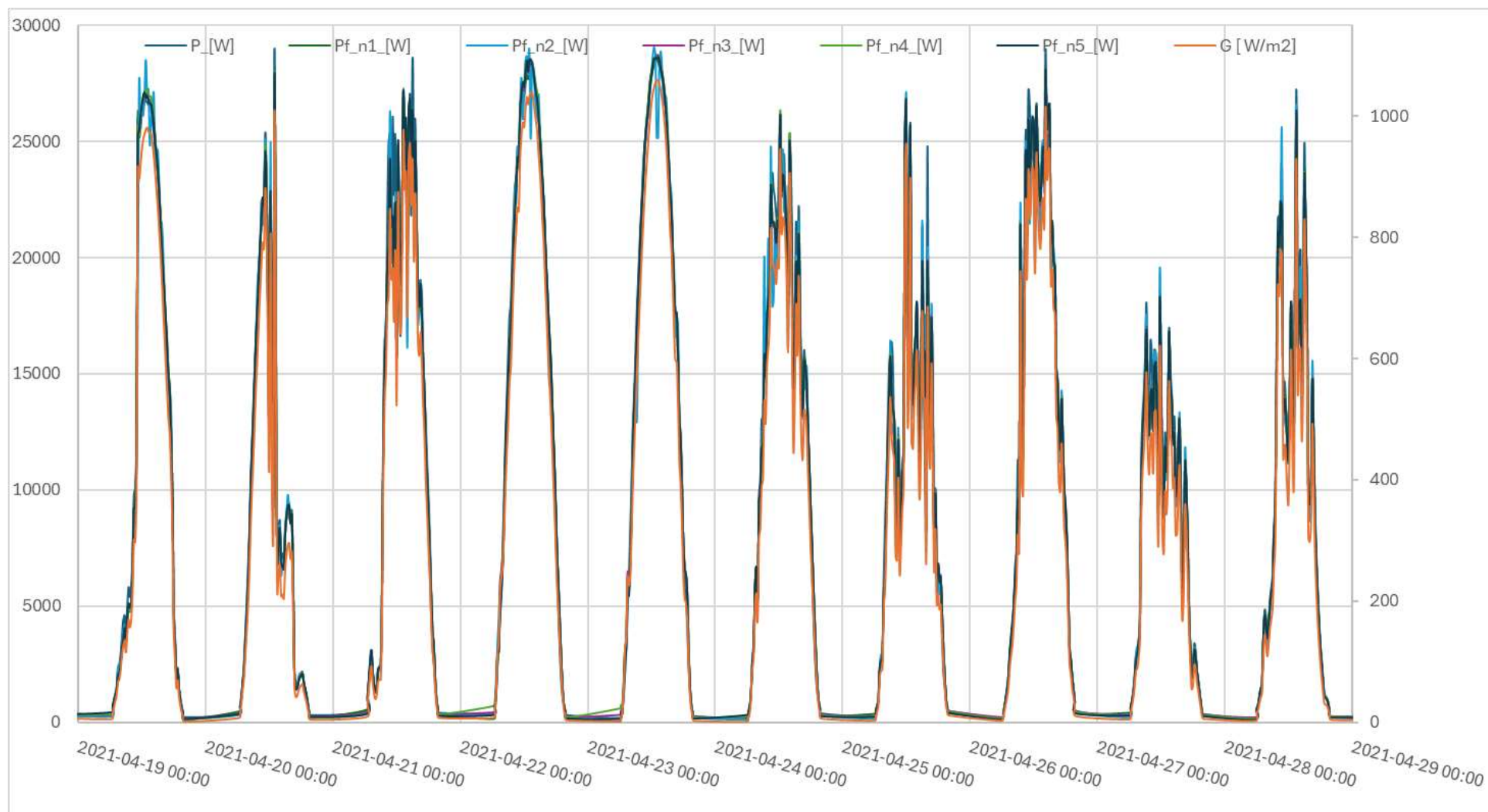
Διάγραμμα Π.17: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 20/03/2021 - 29/03/2021



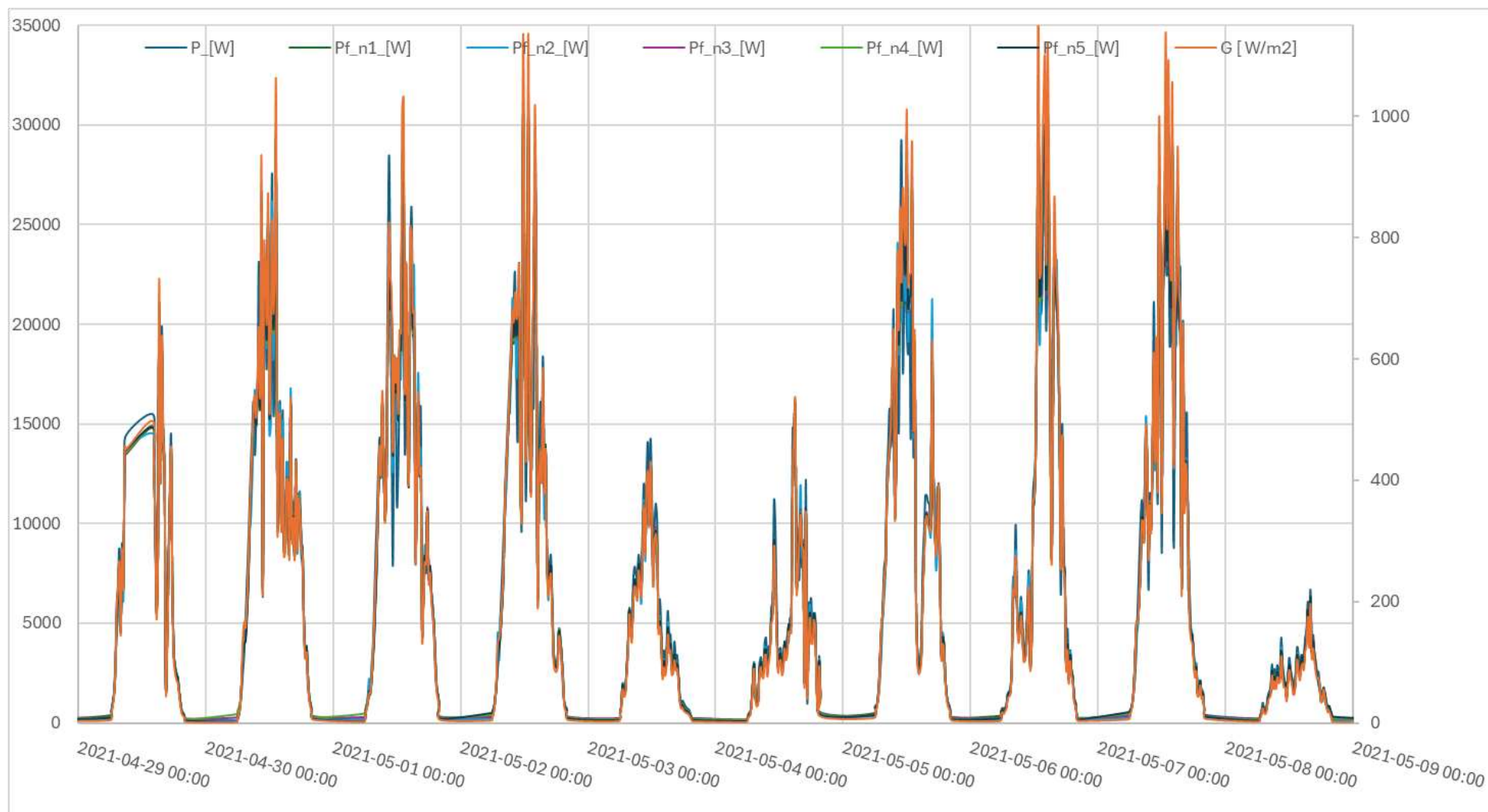
Διάγραμμα Π.18: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 30/03/2021 - 08/04/2021



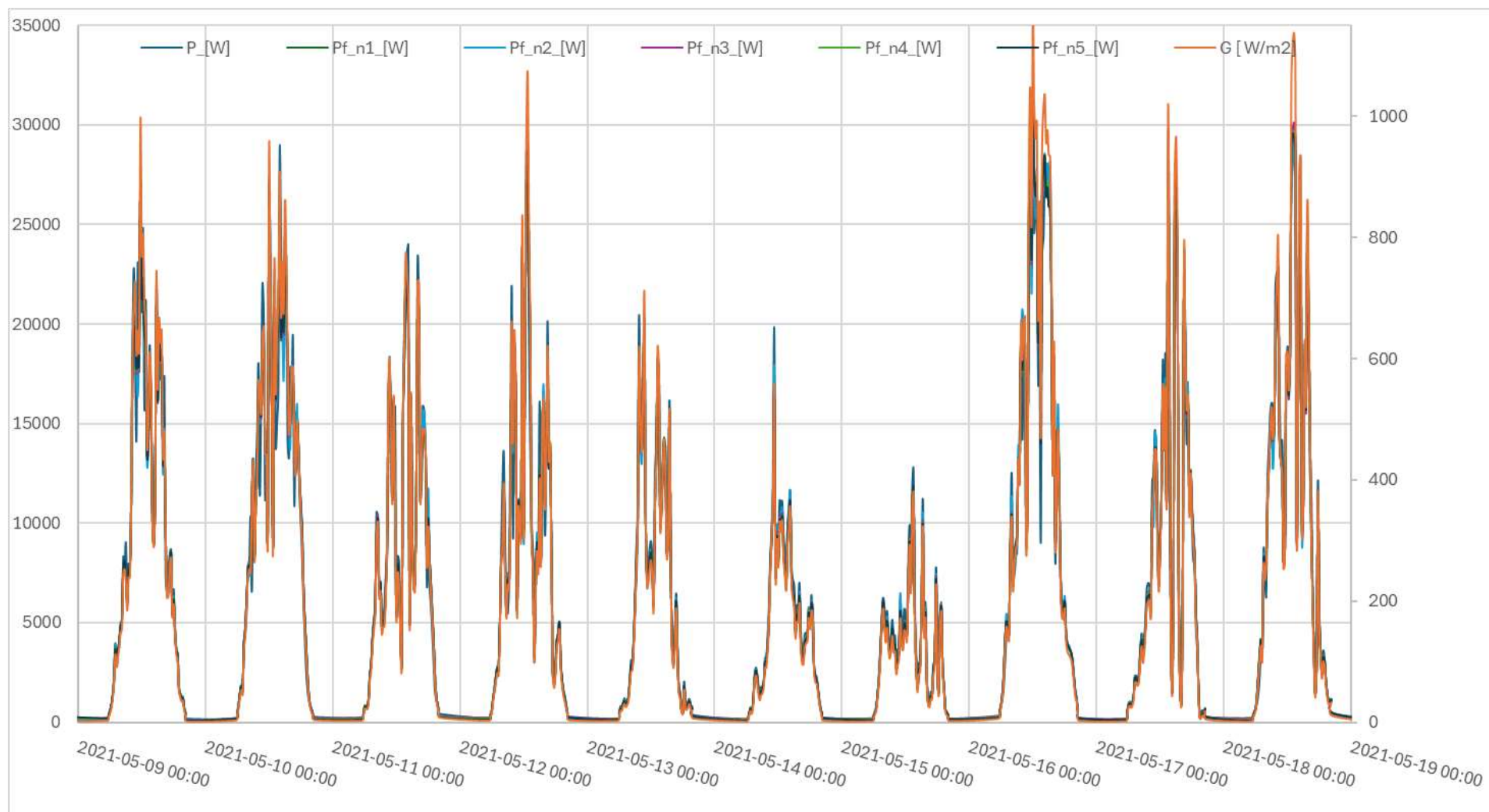
Διάγραμμα Π.19: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 09/04/2021 - 18/04/2021



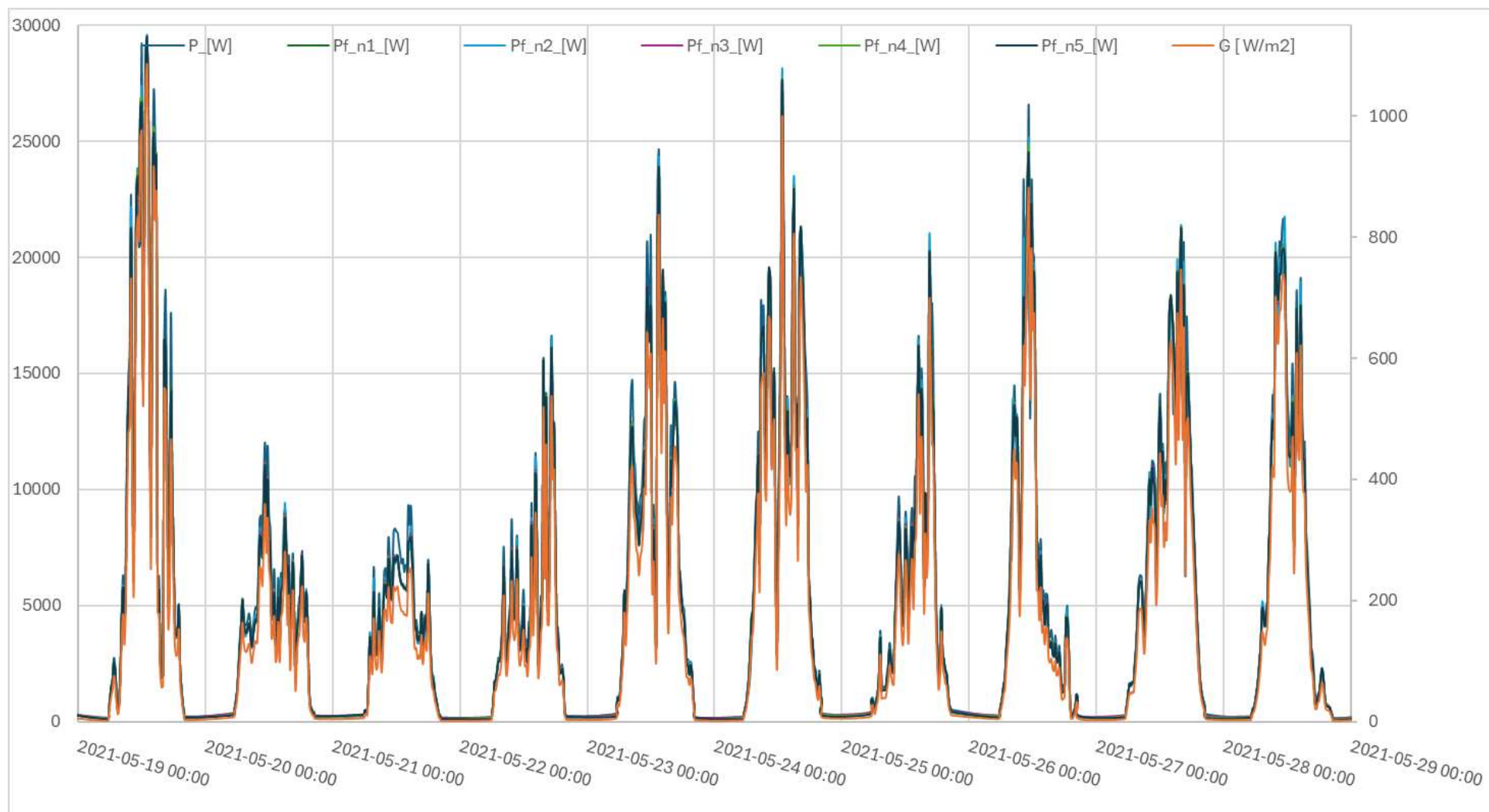
Διάγραμμα Π.20: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 19/04/2021 - 28/04/2021



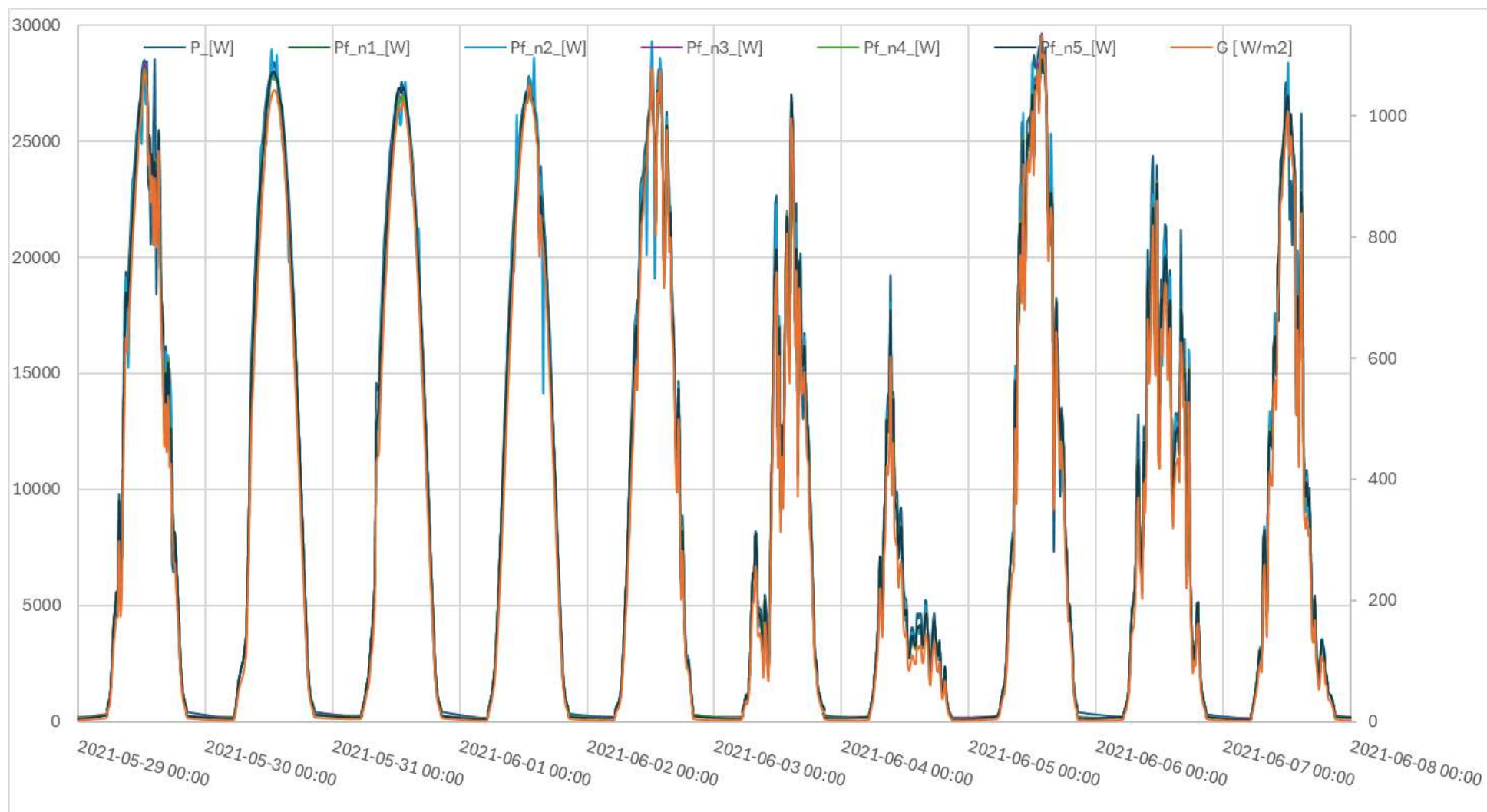
Διάγραμμα Π.21: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 29/04/2021 - 08/05/2021



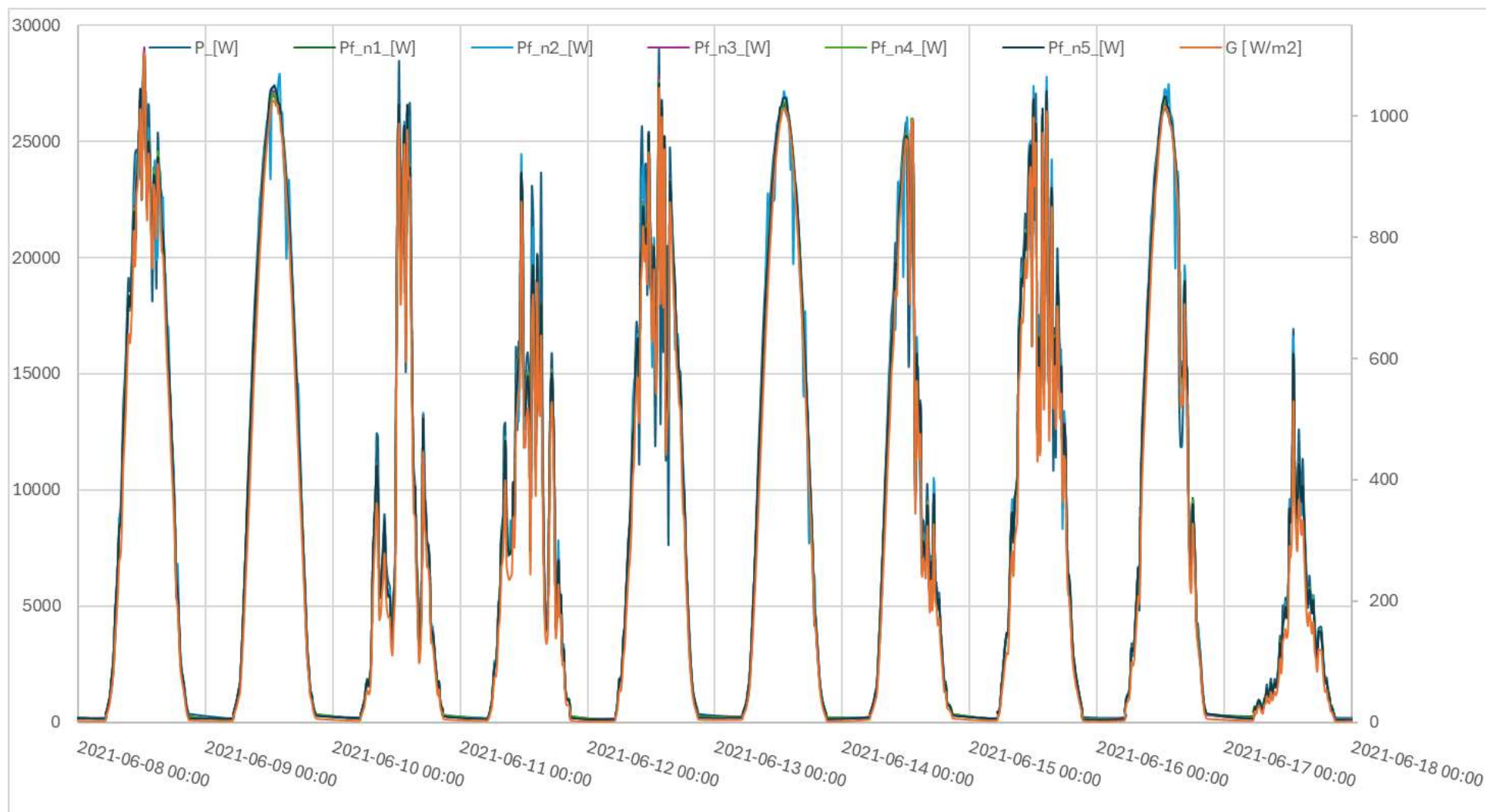
Διάγραμμα Π.22: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 09/05/2021 - 18/05/2021



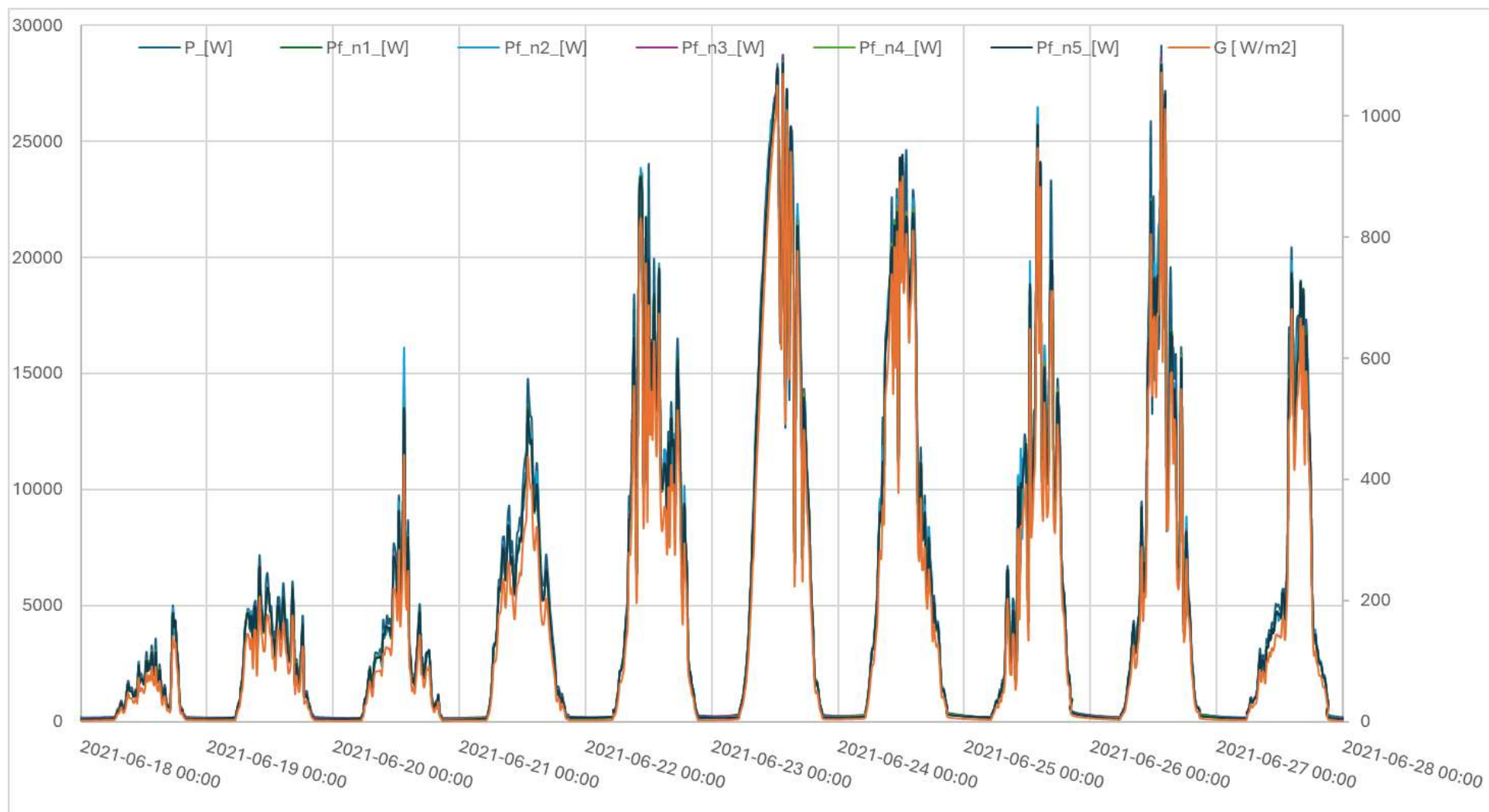
Διάγραμμα Π.23: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 19/05/2021 - 28/05/2021



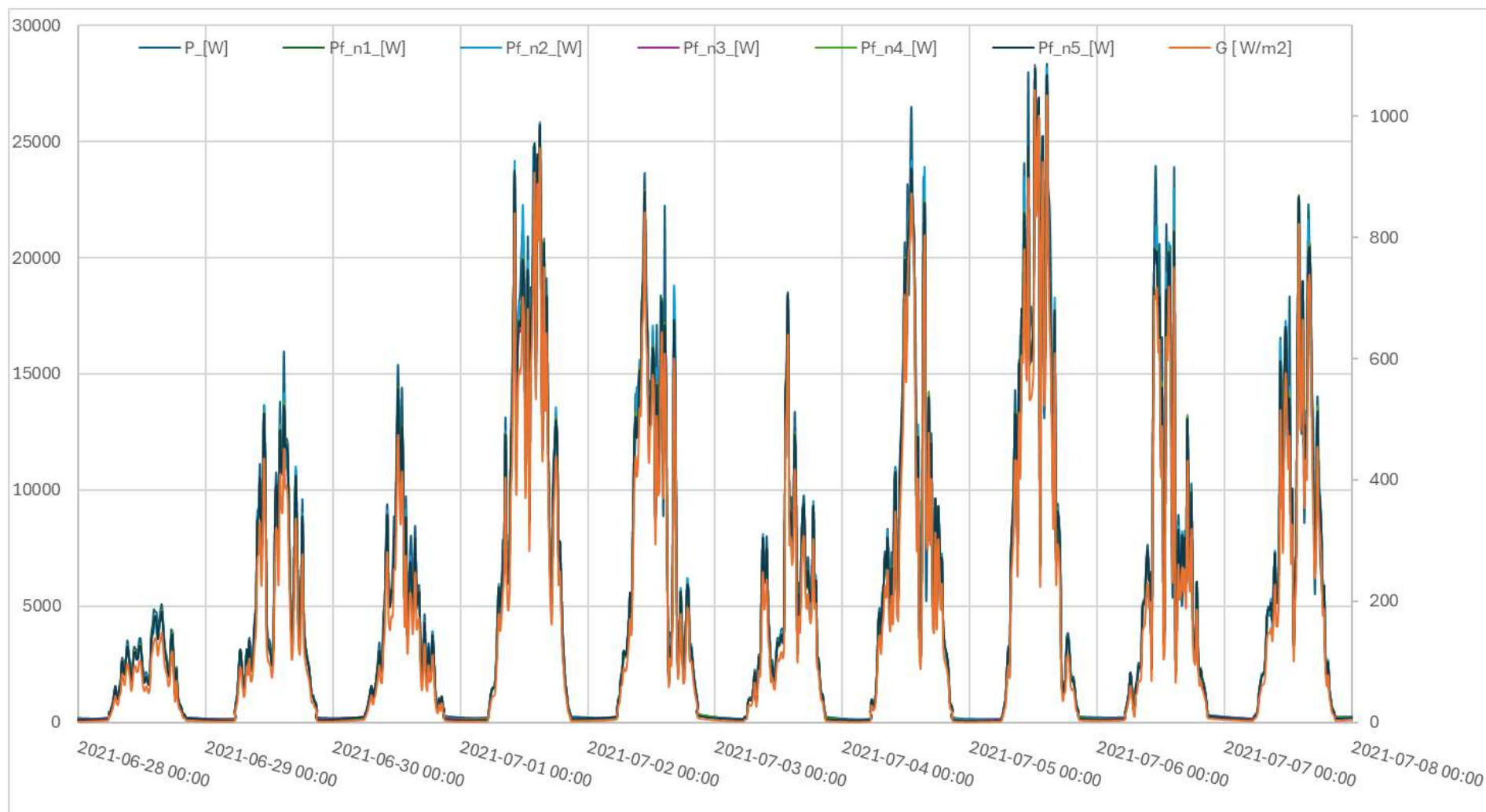
Διάγραμμα Π.24: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 29/05/2021 – 07/06/2021



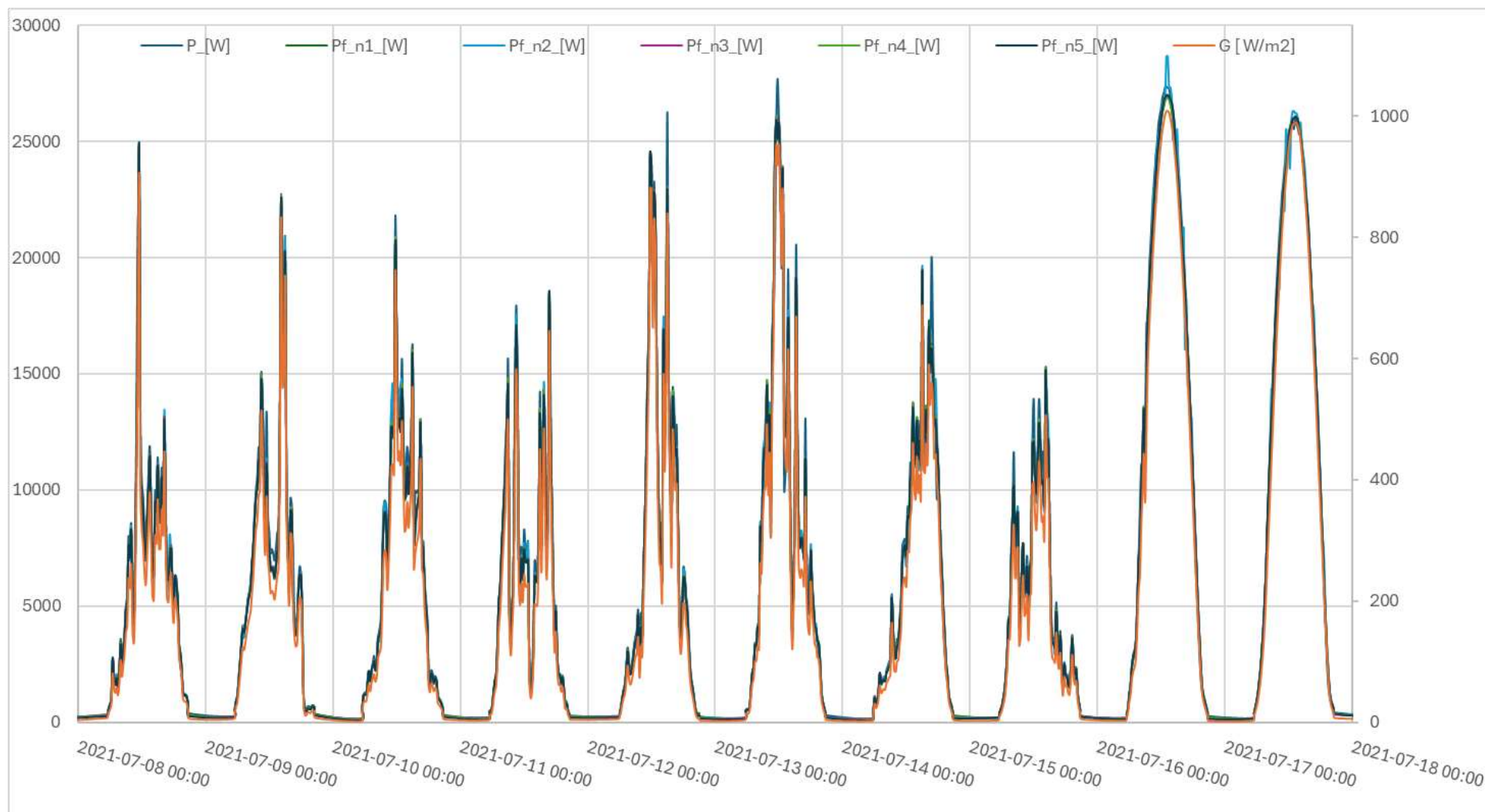
Διάγραμμα Π.25: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 08/06/2021 - 17/06/2021



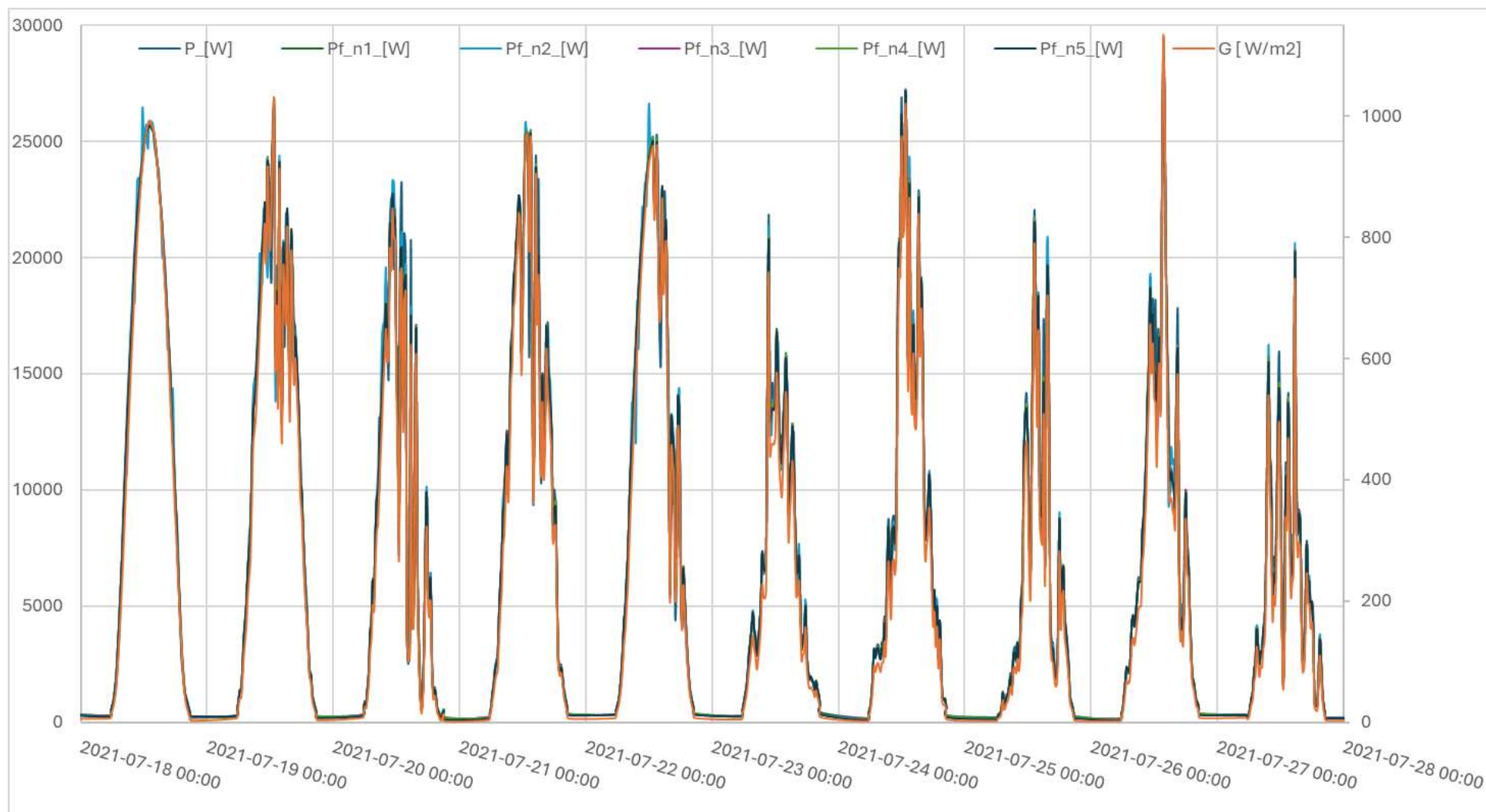
Διάγραμμα Π.26: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 18/06/2021 - 27/06/2021



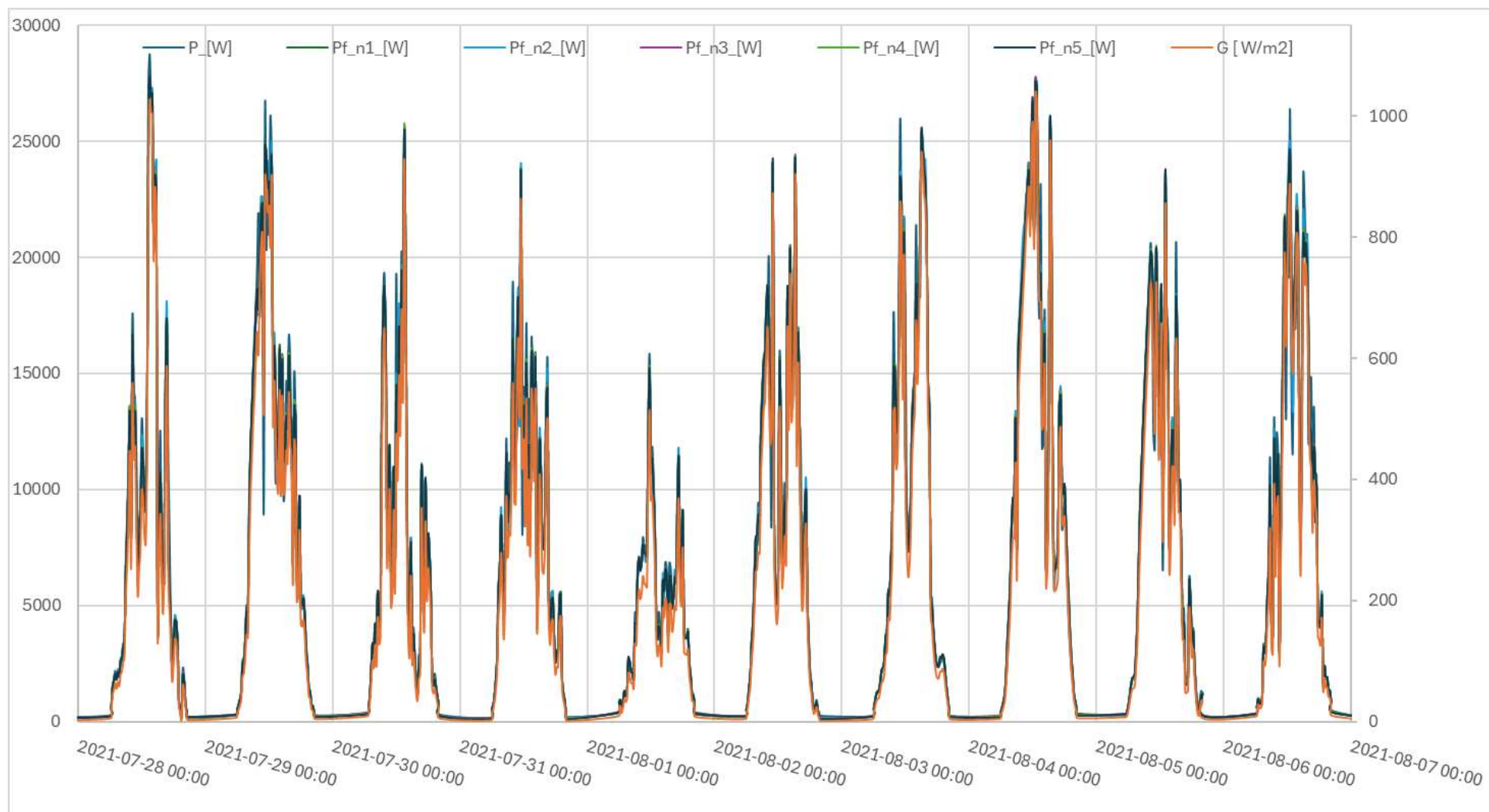
Διάγραμμα Π.27: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 28/06/2021 - 07/07/2021



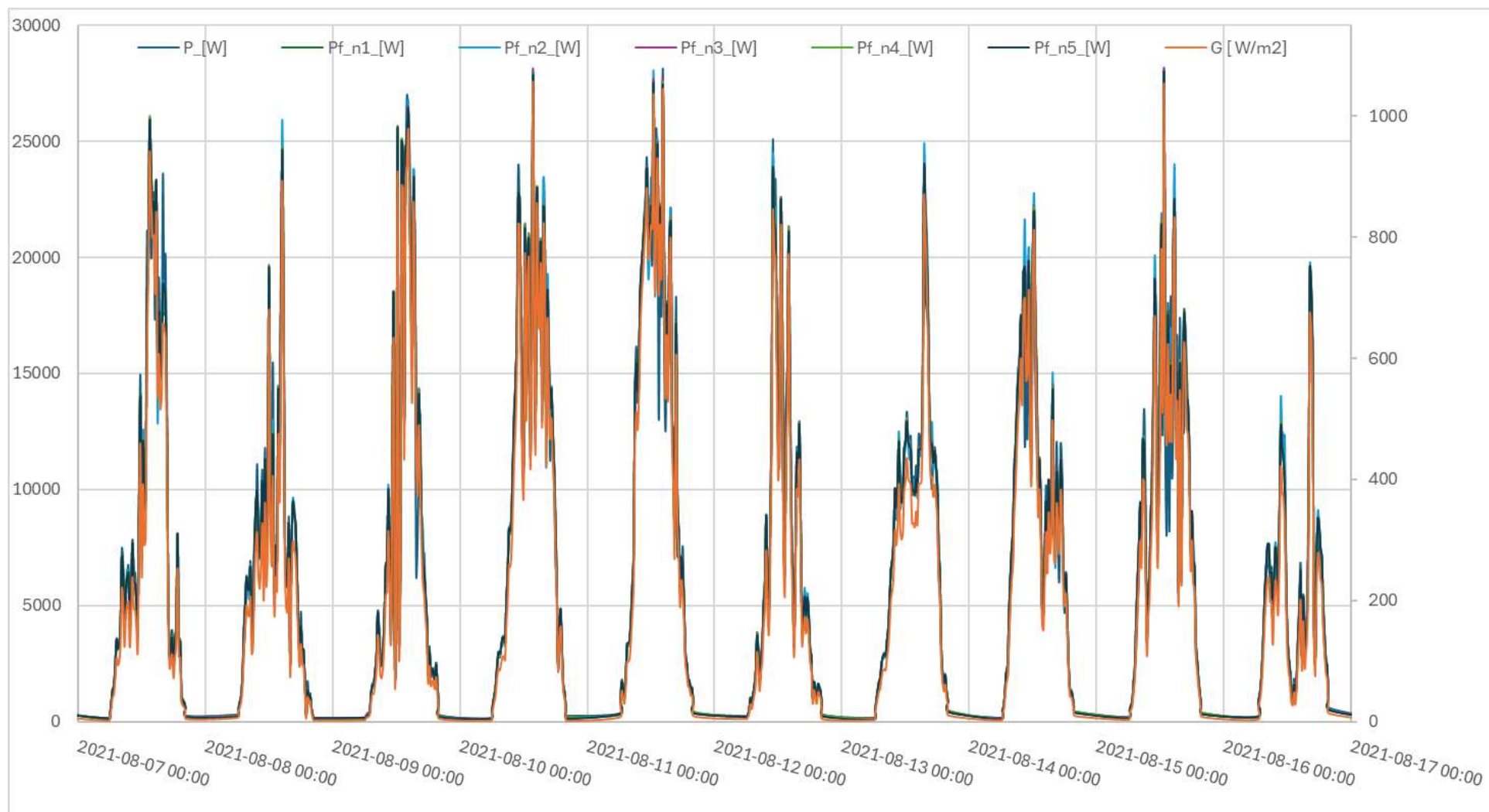
Διάγραμμα Π.28: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 08/07/2021 - 17/07/2021



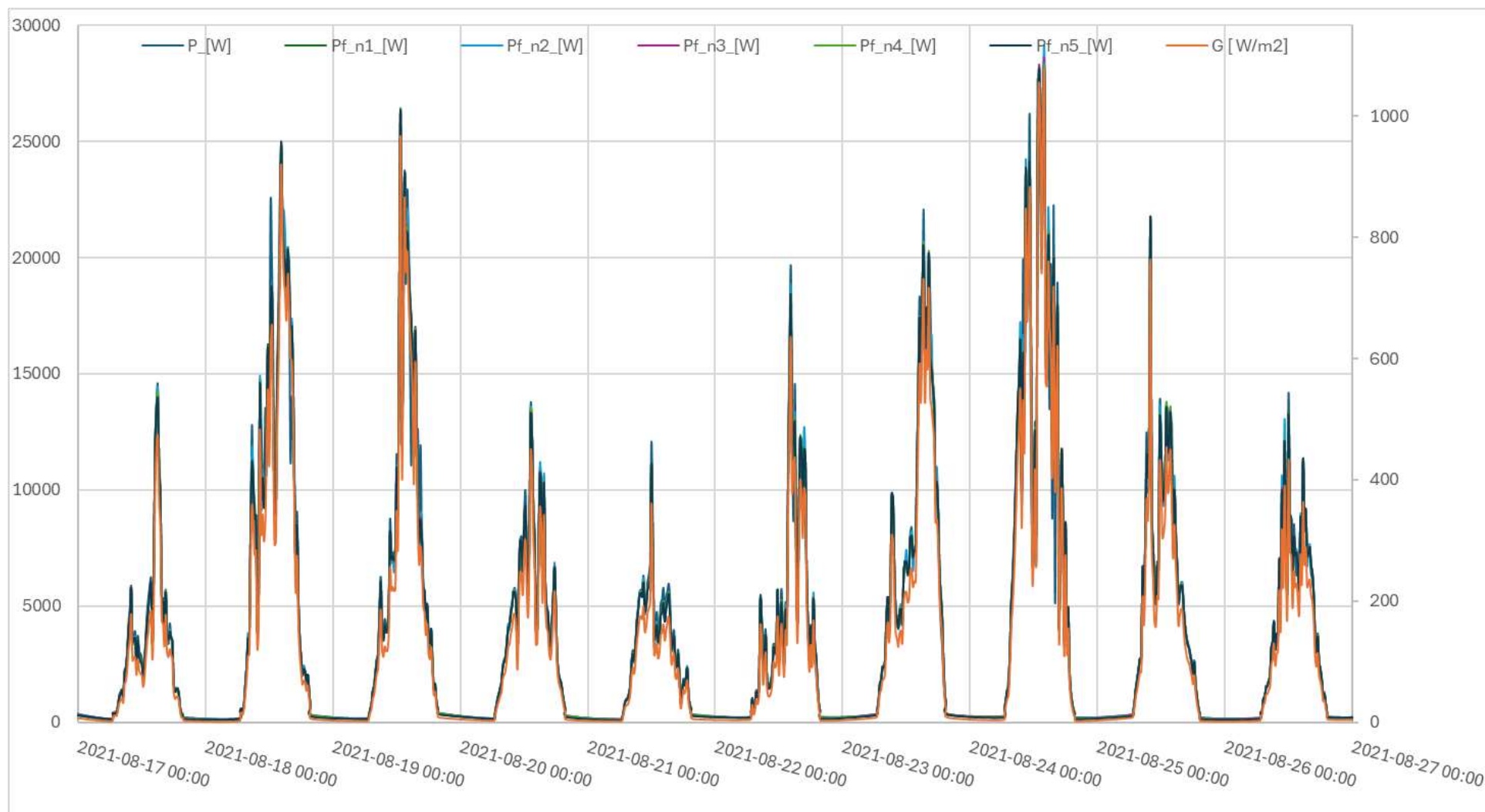
Διάγραμμα Π.29: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 18/07/2021 - 27/07/2021



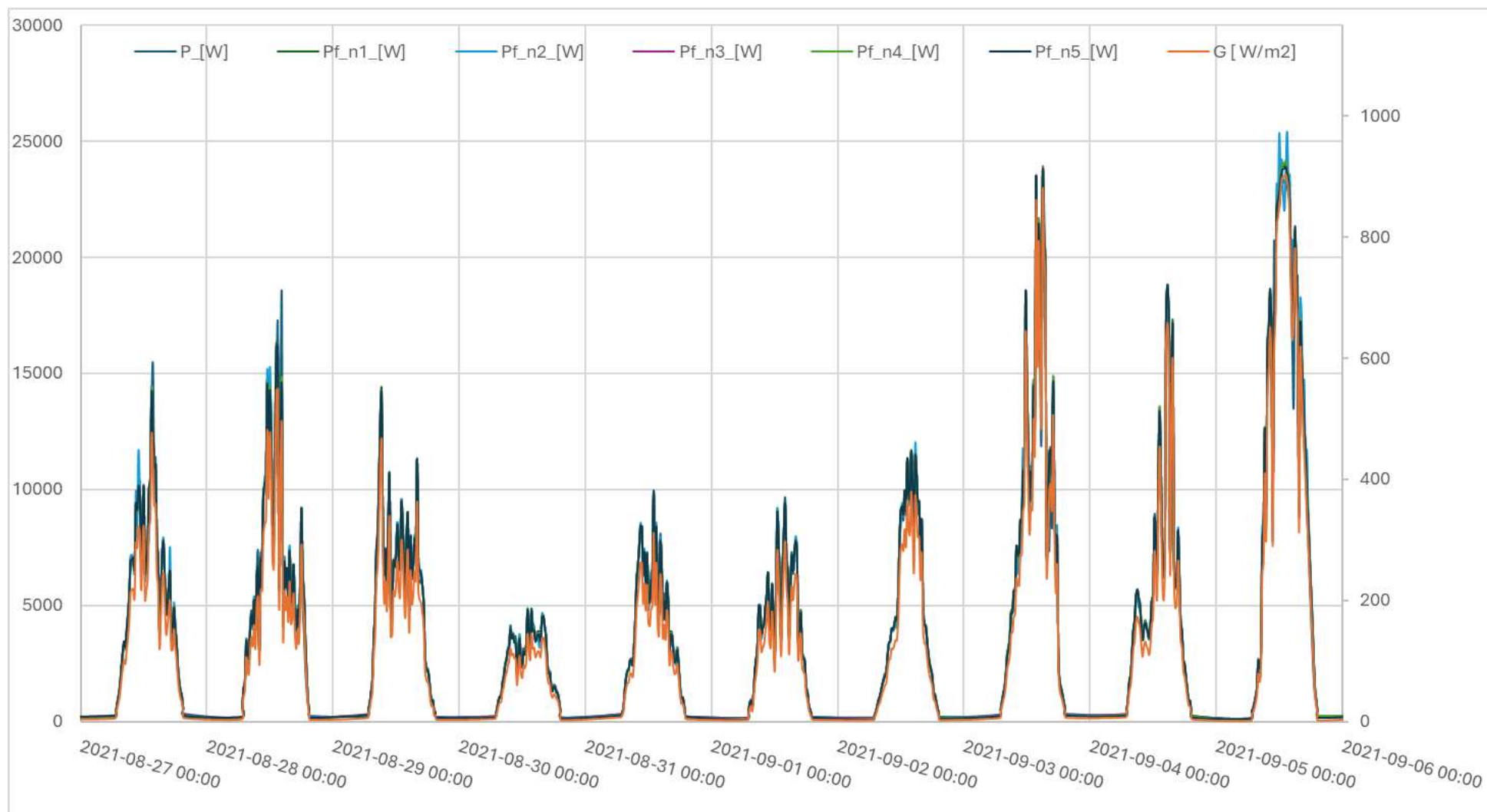
Διάγραμμα Π.30: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 28/07/2021 - 06/08/2021



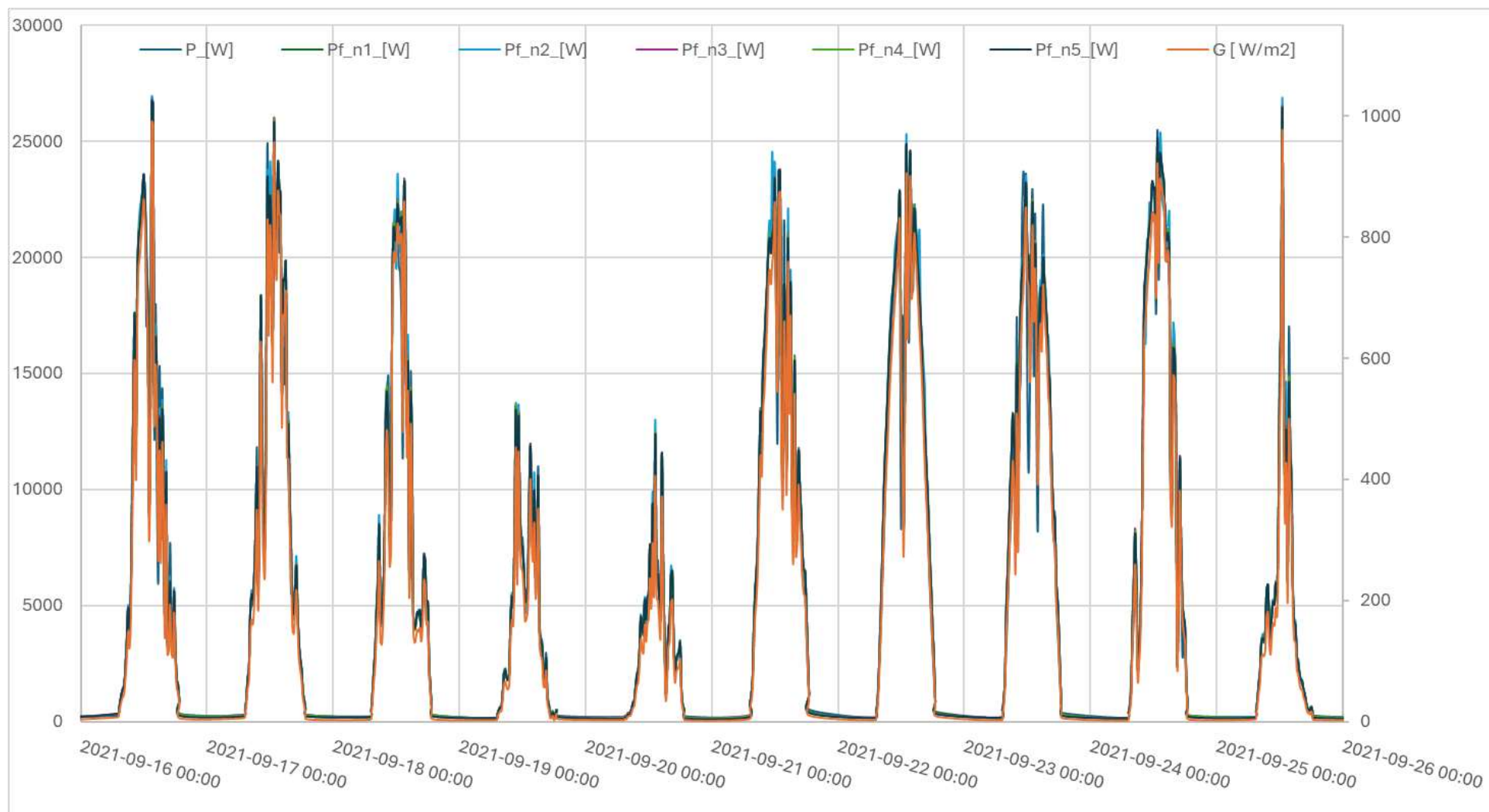
Διάγραμμα Π.31: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 07/08/2021 - 16/08/2021



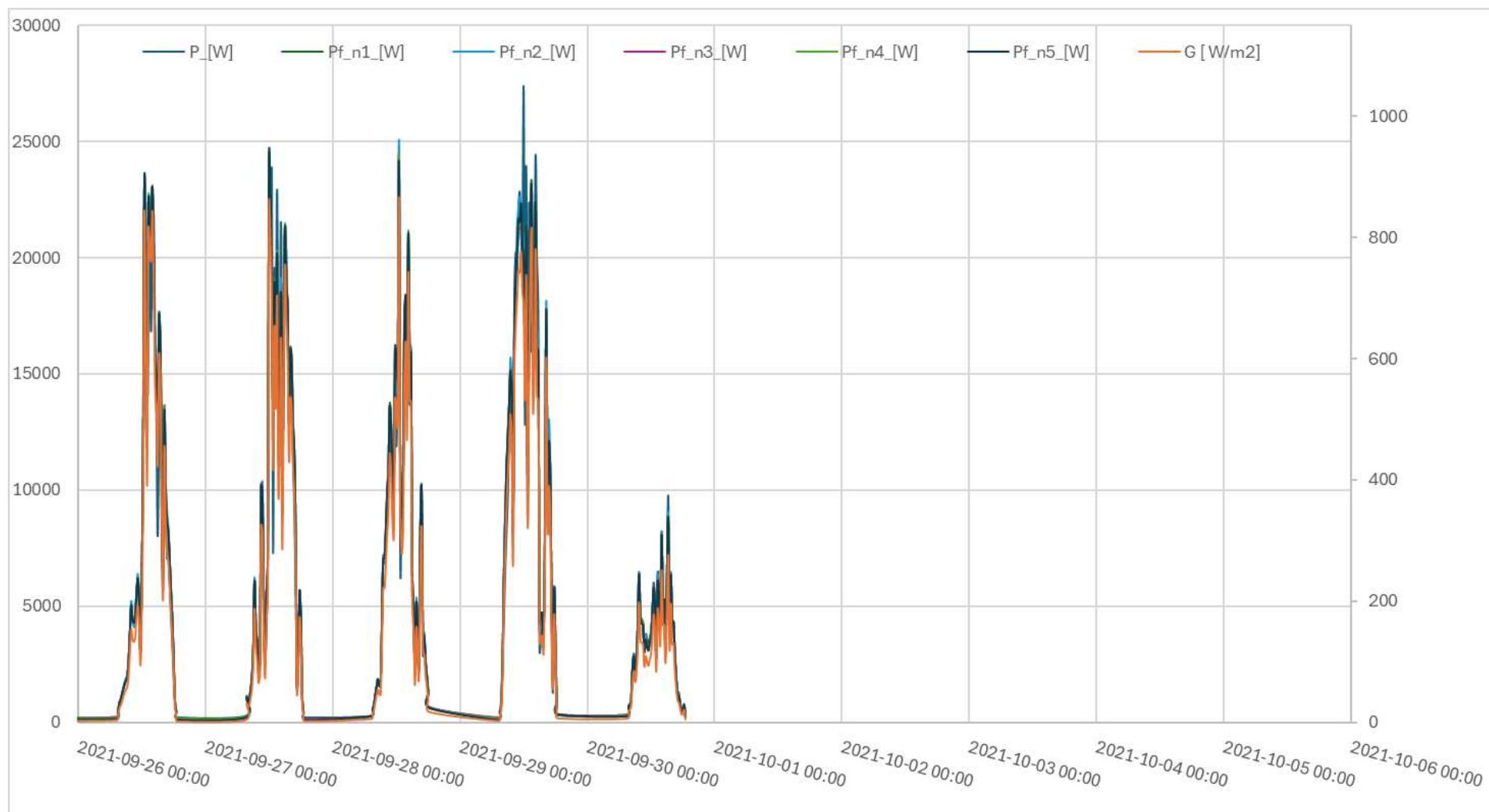
Διάγραμμα Π.32: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 17/08/2021 - 26/08/2021



Διάγραμμα Π.33: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 27/08/2021 - 05/09/2021



Διάγραμμα Π.34: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 16/09/2021 - 25/09/2021



Διάγραμμα Π.35: Σύγκριση πρόβλεψης πέντε νευρωνικών δικτύων με την μετρούμενη ισχύς και την ηλιακή ακτινοβολία για το χρονικό διάστημα 26/09/2021 - 30/09/2021

Πίνακας Π.1: Παρουσίαση του συντελεστή RMSE (%) σε ημερήσια βάση για όλο το έτος που έγινε η πρόβλεψη για τα εφαρμοζόμενα πέντε νευρωνικά δίκτυα.

ΗΜΕΡΟΜΗΝΙΑ	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
1/10/2020	861,16	1042,76	859,29	865,17	885,29
2/10/2020	381,18	411,99	350,79	367,40	353,35
3/10/2020	121,97	123,77	94,16	110,86	112,34
4/10/2020	316,81	342,47	302,61	302,58	303,37
5/10/2020	343,01	522,64	315,36	328,86	314,64
6/10/2020	921,69	932,74	920,83	927,88	927,03
7/10/2020	1944,94	2023,20	1883,54	1923,14	1923,20
8/10/2020	175,19	206,38	158,18	161,95	164,83
9/10/2020	949,97	1087,89	929,09	937,07	991,10
10/10/2020	754,58	922,18	775,26	767,81	770,80
11/10/2020	1830,34	1915,24	1865,72	1848,71	1842,25
12/10/2020	225,44	260,01	166,68	186,76	230,71
13/10/2020	200,42	283,61	199,29	193,52	209,72
14/10/2020	427,28	740,91	397,01	412,09	451,54
15/10/2020	703,36	923,43	721,63	710,10	736,39
16/10/2020	298,07	406,80	308,46	302,51	324,16
17/10/2020	579,59	405,59	583,94	576,03	545,88
18/10/2020	181,57	207,80	128,25	139,97	163,03
19/10/2020	739,24	810,95	726,48	726,83	721,51
20/10/2020	830,28	1047,96	793,25	807,85	805,16
21/10/2020	132,97	151,32	124,37	132,05	127,49
22/10/2020	1559,35	1604,79	1550,53	1563,83	1555,15
23/10/2020	1378,96	1323,66	1356,92	1364,72	1348,86
24/10/2020	177,92	180,31	150,35	167,11	163,31
25/10/2020	960,01	1581,36	1009,71	992,92	1028,60
26/10/2020	1548,11	1522,19	1558,29	1548,30	1567,19
27/10/2020	140,29	180,86	151,69	132,21	137,67
28/10/2020	769,81	863,64	794,80	767,59	781,76
29/10/2020	128,31	132,43	120,55	106,32	118,98
30/10/2020	199,08	217,92	210,56	211,35	225,06
31/10/2020	910,25	939,78	957,60	930,26	916,74
1/11/2020	990,22	1117,42	950,61	971,77	976,65
2/11/2020	1827,94	1686,02	1783,19	1799,70	1798,38
3/11/2020	1188,52	1164,51	1168,02	1199,16	1232,42
4/11/2020	1513,83	1465,30	1538,97	1511,29	1528,65
5/11/2020	1265,66	1476,25	1289,11	1257,31	1242,68
6/11/2020	1048,18	1492,20	1036,29	1059,44	1063,92
7/11/2020	912,66	1346,54	873,42	914,01	913,26
8/11/2020	1094,77	1221,97	1049,87	1069,61	1080,81
9/11/2020	875,47	1118,34	867,11	875,35	878,74
10/11/2020	1282,09	1352,24	1241,48	1252,94	1263,85
11/11/2020	246,69	287,65	296,85	263,43	253,89
12/11/2020	1419,86	1807,73	1476,78	1457,31	1456,45
13/11/2020	700,68	891,79	725,46	749,60	776,16
14/11/2020	127,06	127,66	103,79	117,27	109,48
15/11/2020	598,55	639,58	689,80	650,23	655,34
16/11/2020	73,34	126,17	75,38	79,68	72,47
17/11/2020	629,15	525,33	641,06	630,31	611,93
18/11/2020	1139,66	1201,66	1190,92	1161,58	1137,68

19/11/2020	1303,28	1320,97	1323,85	1308,76	1341,62
20/11/2020	174,45	144,20	167,36	154,06	123,71
21/11/2020	1185,02	1210,25	1239,78	1210,83	1189,18
22/11/2020	1105,14	1193,09	1134,19	1110,78	1066,97
23/11/2020	1064,34	1372,23	1100,36	1069,63	1046,44
24/11/2020	759,76	839,29	818,50	787,21	788,65
25/11/2020	110,48	138,22	121,94	121,05	111,65
26/11/2020	1452,70	1655,14	1454,01	1440,52	1486,67
27/11/2020	228,60	316,39	202,51	208,34	125,28
28/11/2020	145,57	232,44	154,45	143,20	161,98
29/11/2020	71,30	36,88	47,59	34,71	60,12
30/11/2020	77,88	76,20	81,33	70,23	67,89
1/12/2020	954,12	958,32	974,41	963,84	955,61
2/12/2020	153,77	100,57	134,71	133,09	59,49
3/12/2020	73,48	42,35	55,08	60,28	68,08
4/12/2020	1721,35	1892,05	1740,45	1699,12	1718,77
5/12/2020	450,60	597,28	453,02	444,73	500,56
6/12/2020	861,45	741,62	752,37	803,68	922,79
7/12/2020	342,75	207,72	309,40	316,71	273,11
8/12/2020	1081,52	1084,56	1194,02	1107,71	1146,55
9/12/2020	379,41	375,50	370,40	394,95	410,45
10/12/2020	638,86	771,20	642,91	636,45	657,95
11/12/2020	143,38	193,94	140,07	149,01	138,70
12/12/2020	48,12	30,40	43,94	29,34	46,08
13/12/2020	122,52	94,34	104,66	92,96	99,63
14/12/2020	793,02	1098,93	823,79	803,59	788,67
15/12/2020	1817,01	2028,17	1882,81	1844,99	1826,83
16/12/2020	357,53	441,97	366,50	361,60	377,11
17/12/2020	1539,59	1745,98	1584,13	1558,89	1579,78
18/12/2020	64,36	69,80	70,67	63,01	64,74
19/12/2020	535,95	1223,06	580,16	566,59	551,99
20/12/2020	1422,89	1453,62	1443,98	1436,10	1459,37
21/12/2020	82,66	101,20	96,19	91,23	88,39
22/12/2020	66,06	61,90	64,82	54,70	71,16
23/12/2020	272,05	263,64	250,84	266,28	269,81
24/12/2020	972,38	1024,88	1041,83	969,09	958,31
25/12/2020	1008,50	1399,64	1025,53	991,22	1026,52
26/12/2020	253,80	334,86	247,20	246,78	219,17
27/12/2020	1585,38	1725,36	1597,41	1588,02	1613,51
28/12/2020	666,80	605,98	528,74	617,41	704,56
29/12/2020	118,24	48,06	85,80	93,21	54,89
30/12/2020	829,00	1036,84	798,49	792,10	887,89
31/12/2020	492,61	396,98	461,70	452,24	410,09
1/1/2021	245,64	180,47	243,51	247,44	181,74
2/1/2021	946,84	1601,68	917,44	957,22	1001,61
3/1/2021	1302,67	1273,09	1279,47	1264,19	1366,02
4/1/2021	739,49	965,31	771,48	732,58	740,89
5/1/2021	570,43	509,93	560,96	567,01	526,37
6/1/2021	1032,95	1064,19	1021,56	1005,52	1010,20
7/1/2021	1089,70	1099,49	1095,42	1098,58	1194,00
8/1/2021	143,04	111,67	148,59	151,99	106,30
9/1/2021	636,53	412,87	516,06	533,38	638,87
10/1/2021	690,72	701,06	669,54	690,15	730,66
11/1/2021	532,88	622,70	564,97	543,77	511,45

12/1/2021	1720,35	1746,33	1723,64	1726,44	1755,95
13/1/2021	282,83	259,19	238,43	244,92	199,78
14/1/2021	160,45	76,76	161,43	177,48	113,81
15/1/2021	294,23	206,23	281,34	301,67	225,65
16/1/2021	640,87	844,66	595,80	626,37	669,01
17/1/2021	435,39	761,72	440,30	435,49	418,26
18/1/2021	278,39	339,26	246,26	240,66	147,59
19/1/2021	495,87	477,74	518,56	503,01	473,48
20/1/2021	46,42	48,53	56,42	50,07	48,76
21/1/2021	1542,68	2167,79	1555,39	1558,87	1541,93
22/1/2021	1428,62	1631,70	1460,61	1445,91	1429,93
23/1/2021	209,97	160,70	207,90	220,35	172,73
24/1/2021	680,94	509,20	645,67	655,64	632,79
25/1/2021	1183,77	1330,81	1254,72	1127,59	1381,04
26/1/2021	384,07	335,44	354,82	374,16	279,29
27/1/2021	212,32	286,39	211,77	216,97	181,30
28/1/2021	244,75	252,15	258,97	257,80	251,89
29/1/2021	696,71	740,35	698,52	697,33	688,52
30/1/2021	356,83	347,27	338,01	346,07	190,98
31/1/2021	872,31	1072,56	779,43	786,13	884,04
1/2/2021	172,11	124,86	158,54	165,18	101,72
2/2/2021	971,46	1471,57	959,26	955,56	952,66
3/2/2021	140,44	165,43	147,31	131,44	141,45
4/2/2021	680,50	1421,16	702,60	656,25	593,30
5/2/2021	1389,78	1657,13	1398,64	1402,37	1426,95
6/2/2021	400,16	353,88	391,02	369,77	359,14
7/2/2021	786,95	727,73	613,93	725,24	946,36
8/2/2021	849,50	1117,96	1025,48	996,34	900,95
9/2/2021	1450,23	1631,39	1365,47	1371,38	1560,08
10/2/2021	1058,65	1153,61	981,46	844,11	1068,08
11/2/2021	1825,75	1743,27	1864,20	1723,71	1622,34
12/2/2021	1278,91	986,45	959,80	1111,31	1529,94
13/2/2021	1083,92	1259,07	1079,91	790,65	1158,19
14/2/2021	858,12	934,30	851,13	820,10	993,75
15/2/2021	1306,13	1192,05	1323,84	1314,56	1305,06
16/2/2021	289,14	317,08	290,33	285,60	289,94
17/2/2021	413,87	593,37	432,69	415,99	391,88
18/2/2021	1186,24	1507,58	1217,97	1193,74	1190,67
19/2/2021	265,67	332,17	263,35	254,74	253,58
20/2/2021	547,41	707,84	552,12	547,12	584,02
21/2/2021	363,20	415,68	351,17	359,82	367,47
22/2/2021	175,53	204,02	152,10	153,26	169,34
23/2/2021	1182,84	1400,99	1229,27	1201,63	1185,95
24/2/2021	1213,71	1334,18	1199,31	1210,27	1199,36
25/2/2021	313,62	376,51	252,40	281,45	294,89
26/2/2021	1285,46	1524,67	1274,81	1279,21	1264,68
27/2/2021	853,36	1426,97	864,62	845,65	851,56
28/2/2021	865,73	1385,44	782,96	822,75	965,18
1/3/2021	558,57	667,64	565,28	573,04	537,92
2/3/2021	371,52	411,90	373,80	361,65	374,55
3/3/2021	263,86	302,73	267,58	254,20	229,15
4/3/2021	432,25	552,91	401,30	408,98	365,16
5/3/2021	395,93	457,34	384,14	389,67	309,52
6/3/2021	555,84	495,80	510,92	534,66	521,85

7/3/2021	953,85	1237,98	954,60	979,50	1018,59
8/3/2021	396,08	447,09	400,69	390,91	378,13
9/3/2021	1105,93	1392,78	1088,69	1092,12	1104,78
10/3/2021	238,49	159,26	229,18	200,36	188,21
11/3/2021	1382,96	1622,36	1395,71	1388,78	1389,95
12/3/2021	1346,70	1485,65	1342,50	1337,06	1346,20
13/3/2021	791,09	888,63	820,69	819,16	786,42
14/3/2021	1522,44	1827,99	1492,94	1494,22	1473,29
15/3/2021	1975,08	2129,78	2002,42	1993,16	1976,38
16/3/2021	504,22	599,33	485,96	486,49	496,97
17/3/2021	971,41	1222,41	929,24	944,35	943,14
18/3/2021	396,12	408,78	418,28	389,23	399,96
19/3/2021	1587,38	1821,63	1580,82	1575,13	1620,89
20/3/2021	279,17	307,94	263,00	262,17	251,12
21/3/2021	821,61	906,02	815,73	848,54	805,43
22/3/2021	921,17	1506,72	886,15	903,79	927,90
23/3/2021	1430,94	1621,46	1445,26	1439,89	1436,63
24/3/2021	801,24	940,72	788,87	786,01	796,43
25/3/2021	1624,42	1881,72	1620,16	1607,17	1611,82
26/3/2021	1032,86	1273,34	1052,77	1042,84	1036,97
27/3/2021	1810,49	1839,97	1798,20	1792,05	1825,10
28/3/2021	417,99	379,62	338,55	374,74	406,27
29/3/2021	1426,59	1609,44	1396,71	1452,13	1400,91
30/3/2021	599,37	987,51	596,62	582,02	579,49
31/3/2021	321,51	594,93	303,30	310,84	302,70
1/4/2021	781,84	1099,82	714,51	743,72	792,52
2/4/2021	458,53	498,46	478,06	478,26	414,27
3/4/2021	482,27	523,67	492,81	514,62	437,81
4/4/2021	550,88	1041,83	497,33	529,65	537,50
5/4/2021	1814,14	2258,69	1909,98	1884,61	2080,10
6/4/2021	1643,13	1793,87	1811,56	1737,40	1809,92
7/4/2021	1960,35	2099,15	1837,74	1803,51	1846,43
8/4/2021	1050,12	1374,23	1022,78	1035,92	1026,40
9/4/2021	765,23	1136,00	753,62	757,96	766,86
10/4/2021	469,38	532,34	472,08	462,42	411,89
11/4/2021	1770,33	2007,00	1814,16	1761,83	1802,10
12/4/2021	2809,76	2801,80	2671,68	2693,30	2832,76
13/4/2021	981,12	2315,85	934,57	932,37	938,98
14/4/2021	1016,93	1725,07	968,61	985,39	1016,61
15/4/2021	1296,63	1361,42	1288,38	1300,66	1338,37
16/4/2021	1817,72	2111,98	1743,86	1751,73	1758,21
17/4/2021	941,19	1643,59	934,72	913,73	958,04
18/4/2021	1015,89	1490,51	960,80	961,11	975,98
19/4/2021	442,40	1259,05	406,43	468,22	398,34
20/4/2021	732,58	771,34	716,24	696,80	705,35
21/4/2021	1625,65	1857,94	1609,98	1620,51	1594,27
22/4/2021	646,48	1050,88	625,35	608,88	615,53
23/4/2021	579,14	1144,76	601,13	576,86	544,55
24/4/2021	912,92	1574,26	929,08	870,68	883,92
25/4/2021	1639,01	1811,75	1639,81	1652,65	1657,97
26/4/2021	938,80	1129,74	928,51	933,13	932,26
27/4/2021	643,82	762,48	635,99	631,71	628,08
28/4/2021	742,24	887,41	736,50	714,80	705,48
29/4/2021	567,81	814,56	532,20	556,38	564,71

30/4/2021	1307,96	1563,02	1293,98	1296,28	1345,61
1/5/2021	1959,18	1963,54	1950,94	1942,49	1979,30
2/5/2021	1444,73	1603,98	1385,00	1404,49	1407,26
3/5/2021	615,91	728,64	537,79	572,92	608,81
4/5/2021	949,89	976,87	956,13	948,18	934,43
5/5/2021	2238,95	2548,92	2237,59	2276,64	2276,11
6/5/2021	1155,75	1270,54	1055,68	1094,02	1138,65
7/5/2021	1918,90	1993,15	1877,08	1887,52	1916,53
8/5/2021	304,70	277,50	278,26	273,65	269,50
9/5/2021	1376,40	1612,62	1385,65	1372,05	1390,05
10/5/2021	1992,18	2031,01	1976,19	1968,47	1974,05
11/5/2021	1295,39	1310,78	1266,60	1257,78	1257,72
12/5/2021	1638,30	1702,65	1585,12	1615,98	1631,73
13/5/2021	655,56	733,93	660,62	657,95	650,21
14/5/2021	666,64	526,87	598,32	631,65	642,51
15/5/2021	462,56	507,31	415,79	431,91	438,90
16/5/2021	1648,14	1919,47	1630,03	1677,48	1688,22
17/5/2021	978,91	1069,54	971,98	955,72	957,01
18/5/2021	1096,36	1226,81	1139,76	1091,63	1086,84
19/5/2021	1290,45	1297,52	1285,79	1293,58	1282,26
20/5/2021	566,85	587,22	497,34	527,64	554,58
21/5/2021	708,27	679,36	639,04	669,24	676,16
22/5/2021	620,51	567,48	560,51	586,15	594,12
23/5/2021	1032,84	1108,71	946,09	986,47	1003,35
24/5/2021	1110,19	1318,18	1067,65	1088,03	1074,97
25/5/2021	728,65	988,08	725,00	712,49	745,03
26/5/2021	1164,49	1124,01	1130,51	1139,56	1135,32
27/5/2021	1016,81	1081,28	1011,47	1021,57	1035,66
28/5/2021	635,24	815,04	642,76	646,99	663,52
29/5/2021	1400,79	1535,10	1393,73	1392,98	1413,40
30/5/2021	610,72	872,37	619,32	611,17	610,33
31/5/2021	619,66	865,67	614,48	604,60	610,09
1/6/2021	592,75	1336,40	593,85	571,67	579,57
2/6/2021	788,24	1313,84	745,23	732,92	773,74
3/6/2021	1019,92	1090,66	1033,10	1029,46	1040,90
4/6/2021	483,11	554,16	490,96	475,84	476,88
5/6/2021	1487,46	1672,81	1450,37	1456,31	1455,79
6/6/2021	990,99	1196,89	1028,74	1034,47	1044,09
7/6/2021	1142,74	1122,65	1147,89	1148,76	1151,64
8/6/2021	962,13	1205,77	988,14	972,94	990,25
9/6/2021	449,12	889,15	467,29	448,01	478,30
10/6/2021	901,27	983,36	903,33	905,97	917,99
11/6/2021	1310,96	1575,05	1332,92	1342,10	1348,28
12/6/2021	2101,89	1999,11	2084,93	2087,30	2106,47
13/6/2021	478,84	1226,10	485,61	471,49	493,63
14/6/2021	1352,16	1740,73	1384,24	1380,14	1403,17
15/6/2021	1109,87	1294,04	1126,31	1116,33	1115,99
16/6/2021	1045,44	1342,72	1024,29	1032,19	1064,56
17/6/2021	378,55	401,45	405,02	394,42	401,14
18/6/2021	178,29	146,50	134,12	147,95	166,72
19/6/2021	320,00	340,42	302,50	320,82	313,12
20/6/2021	312,53	363,68	295,27	307,76	298,84
21/6/2021	643,77	676,75	639,48	653,37	627,82
22/6/2021	875,61	1052,26	870,58	856,99	851,64

23/6/2021	1091,60	1135,87	1091,64	1068,33	1075,25
24/6/2021	903,85	977,39	909,26	904,23	921,86
25/6/2021	827,13	1054,45	831,01	827,45	837,50
26/6/2021	1380,94	1592,80	1400,95	1403,75	1405,96
27/6/2021	637,85	807,12	642,88	627,84	657,56
28/6/2021	157,35	243,33	188,64	196,52	218,90
29/6/2021	415,60	507,03	438,38	416,75	432,84
30/6/2021	519,64	575,70	496,70	517,06	516,72
1/7/2021	1258,67	1356,48	1299,65	1277,39	1278,51
2/7/2021	1026,57	1277,03	1028,71	1028,39	1039,92
3/7/2021	389,43	496,12	381,46	398,82	390,65
4/7/2021	1144,16	1200,11	1136,86	1126,49	1128,80
5/7/2021	1528,76	1485,44	1546,98	1536,15	1534,32
6/7/2021	1224,16	1185,90	1230,68	1207,40	1207,26
7/7/2021	1441,00	1388,60	1428,21	1430,05	1435,72
8/7/2021	696,51	1006,51	711,25	705,98	704,82
9/7/2021	506,63	696,99	486,75	517,72	522,10
10/7/2021	506,07	726,08	494,92	504,69	523,75
11/7/2021	583,84	838,19	583,36	582,89	586,53
12/7/2021	802,99	871,51	816,58	813,36	818,23
13/7/2021	1183,42	1259,02	1186,55	1181,89	1170,03
14/7/2021	1100,89	1338,07	1117,80	1114,15	1120,25
15/7/2021	478,50	510,72	475,70	465,17	475,87
16/7/2021	643,33	889,72	645,41	642,33	632,30
17/7/2021	345,00	644,85	339,63	329,34	352,62
18/7/2021	361,35	784,73	363,70	370,32	343,47
19/7/2021	1306,31	1485,10	1336,01	1345,60	1321,09
20/7/2021	1007,02	1220,60	1037,42	1021,55	1041,69
21/7/2021	1083,91	1400,19	1070,35	1079,79	1107,70
22/7/2021	1056,87	1408,13	1032,20	1027,98	1037,90
23/7/2021	534,81	660,66	500,91	521,43	540,11
24/7/2021	575,30	713,04	592,21	583,19	584,31
25/7/2021	675,96	900,39	656,91	665,38	683,99
26/7/2021	807,89	997,72	889,27	879,54	841,61
27/7/2021	486,27	597,64	469,64	488,59	479,83
28/7/2021	1012,69	1153,91	1017,23	1017,47	1007,89
29/7/2021	1585,04	1674,53	1594,23	1593,03	1584,32
30/7/2021	1327,38	1222,06	1341,07	1337,91	1320,56
31/7/2021	1302,89	1508,64	1290,45	1293,47	1297,47
1/8/2021	276,74	377,84	289,06	287,90	295,43
2/8/2021	1176,18	1309,14	1202,15	1202,22	1177,97
3/8/2021	1064,32	1222,36	1093,81	1095,04	1075,84
4/8/2021	1101,74	1346,69	1122,00	1091,11	1118,34
5/8/2021	1183,94	1130,51	1168,20	1175,93	1185,48
6/8/2021	1944,35	1776,00	1925,05	1932,60	1920,84
7/8/2021	1176,31	1301,98	1187,17	1191,45	1174,72
8/8/2021	851,35	969,18	844,04	845,34	843,80
9/8/2021	1471,42	1578,62	1459,97	1467,96	1464,91
10/8/2021	1104,40	1277,37	1120,00	1096,20	1079,80
11/8/2021	1506,14	1800,18	1475,94	1479,25	1486,62
12/8/2021	782,73	735,08	788,69	790,34	759,87
13/8/2021	772,41	1027,49	786,50	772,68	762,85
14/8/2021	1600,29	1833,79	1587,41	1584,06	1579,94
15/8/2021	2010,46	2091,02	1999,58	1990,41	2001,20

16/8/2021	520,45	615,03	518,64	526,67	524,26
17/8/2021	250,27	279,07	254,64	260,71	251,48
18/8/2021	1507,35	1498,22	1511,65	1507,13	1491,79
19/8/2021	1721,42	1629,92	1698,89	1705,19	1715,09
20/8/2021	260,50	336,10	234,59	250,96	240,21
21/8/2021	327,27	325,58	343,07	329,82	342,66
22/8/2021	907,52	871,98	917,66	918,14	911,49
23/8/2021	698,19	739,52	679,07	679,55	696,90
24/8/2021	1744,76	1713,50	1754,76	1728,27	1741,64
25/8/2021	519,60	624,90	513,16	521,17	513,82
26/8/2021	320,67	495,98	321,52	320,32	326,62
27/8/2021	402,92	617,96	393,85	386,96	400,25
28/8/2021	790,29	863,41	782,49	783,25	793,30
29/8/2021	306,22	341,78	304,50	299,92	298,78
30/8/2021	90,85	156,21	111,69	117,06	140,50
31/8/2021	176,90	275,71	191,09	189,81	189,44
1/9/2021	146,67	242,93	151,65	150,60	140,27
2/9/2021	220,14	321,81	209,62	223,47	218,03
3/9/2021	1129,29	1208,08	1114,22	1116,33	1098,35
4/9/2021	420,53	241,72	377,61	380,45	410,37
5/9/2021	1056,64	1632,67	1067,39	1062,91	1042,11
6/9/2021	682,96	730,44	668,45	677,59	703,71
7/9/2021	747,68	1013,31	731,90	751,18	781,37
8/9/2021	744,76	1117,46	732,96	742,47	760,30
9/9/2021	1520,02	1693,05	1502,63	1503,77	1529,73
10/9/2021	800,08	870,57	796,85	792,54	787,87
11/9/2021	1374,07	1458,64	1367,41	1366,67	1354,61
12/9/2021	368,04	618,12	357,84	350,90	351,45
13/9/2021	800,74	817,30	756,83	767,33	773,94
14/9/2021	73,45	95,33	85,19	92,54	100,23
15/9/2021	1349,90	1478,38	1352,87	1352,49	1362,60
16/9/2021	1274,63	1360,99	1255,78	1257,59	1276,30
17/9/2021	1456,64	1385,97	1451,49	1437,77	1450,04
18/9/2021	1345,11	1431,06	1375,06	1358,33	1321,88
19/9/2021	433,22	537,88	419,72	426,81	408,30
20/9/2021	200,30	341,05	184,84	192,22	202,99
21/9/2021	1112,94	1154,40	1104,66	1105,95	1080,59
22/9/2021	1801,67	1929,43	1802,19	1803,88	1766,77
23/9/2021	2320,42	2092,99	2307,09	2294,83	2299,03
24/9/2021	956,97	1316,50	982,30	957,81	952,77
25/9/2021	603,76	875,05	606,32	588,34	613,52
26/9/2021	1583,79	1517,45	1555,04	1548,31	1554,86
27/9/2021	1721,71	1645,08	1691,50	1693,38	1704,59
28/9/2021	1427,42	1383,48	1379,97	1416,71	1405,86
29/9/2021	2352,48	2355,99	2361,55	2347,59	2349,33
30/9/2021	284,11	276,75	257,68	263,59	267,49

Πίνακας Π.2: Παρουσίαση του δείκτη MBE (W) σε ημερήσια βάση για όλο το έτος που έγινε η πρόβλεψη για τα πέντε εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα.

ΗΜΕΡΟΜΗΝΙΑ	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
1/10/2020	263,80	81,42	297,09	284,36	291,42
2/10/2020	-182,21	-166,40	-116,24	-152,81	-145,60
3/10/2020	-80,80	-42,88	-28,33	-65,88	-66,28
4/10/2020	-193,71	-215,76	-180,88	-173,02	-196,98
5/10/2020	-45,86	10,24	-12,67	-34,88	-31,83
6/10/2020	27,58	79,79	33,65	37,23	41,51
7/10/2020	758,93	852,98	708,78	762,91	742,76
8/10/2020	-40,24	-24,52	-24,33	-42,95	-51,52
9/10/2020	-13,20	-43,00	49,16	18,25	24,84
10/10/2020	-19,40	68,90	9,81	3,43	-9,21
11/10/2020	229,47	232,51	296,40	264,12	239,05
12/10/2020	-169,80	-112,63	-98,63	-124,29	-166,85
13/10/2020	-64,67	-81,74	-26,76	-32,38	-70,14
14/10/2020	-110,62	-174,88	-71,64	-83,38	-116,83
15/10/2020	322,98	340,88	380,55	356,98	336,57
16/10/2020	-48,53	23,23	28,98	-0,95	-11,85
17/10/2020	-63,05	25,51	-11,69	-24,23	-40,59
18/10/2020	-146,70	-84,20	-83,25	-99,30	-125,08
19/10/2020	334,93	385,20	366,00	343,10	338,48
20/10/2020	426,08	400,46	379,87	396,28	392,90
21/10/2020	-66,82	-22,38	-30,46	-64,74	-69,59
22/10/2020	494,71	474,10	507,73	525,44	530,71
23/10/2020	95,23	139,10	121,60	96,03	88,90
24/10/2020	-74,90	-54,26	-40,51	-62,03	-71,21
25/10/2020	624,58	833,05	689,92	673,29	684,63
26/10/2020	573,85	591,70	668,63	631,00	614,35
27/10/2020	-74,85	-57,23	-55,64	-42,00	-62,18
28/10/2020	312,29	242,95	409,97	367,87	340,87
29/10/2020	-100,56	-76,86	-66,22	-69,11	-94,83
30/10/2020	8,81	-19,76	-23,51	-44,11	-61,92
31/10/2020	343,21	382,55	395,37	357,13	366,39
1/11/2020	267,43	290,11	259,35	252,81	263,19
2/11/2020	866,82	784,76	845,26	850,89	843,66
3/11/2020	137,00	150,71	179,59	177,59	179,06
4/11/2020	182,54	251,81	274,19	259,30	262,27
5/11/2020	213,70	373,76	294,08	255,00	231,16
6/11/2020	272,57	489,11	298,76	306,49	355,57
7/11/2020	369,25	296,47	348,69	358,58	396,00
8/11/2020	477,49	486,97	500,49	479,43	484,94
9/11/2020	138,86	129,20	121,23	124,26	112,89
10/11/2020	722,26	616,71	723,21	724,21	725,85
11/11/2020	47,83	59,31	135,72	96,33	65,44
12/11/2020	1069,31	1155,14	1136,09	1121,40	1123,17
13/11/2020	444,79	543,12	487,15	496,26	491,24
14/11/2020	-79,97	-45,48	-31,85	-64,70	-59,91
15/11/2020	344,16	295,68	431,10	398,87	397,23
16/11/2020	16,79	9,55	28,64	44,27	29,70
17/11/2020	112,79	191,41	164,15	130,26	114,50
18/11/2020	622,70	647,09	668,24	634,82	628,48

19/11/2020	400,87	321,35	416,00	423,35	414,58
20/11/2020	-110,33	-37,94	-106,33	-88,61	-61,91
21/11/2020	438,48	368,45	513,06	483,19	455,39
22/11/2020	365,38	403,97	441,59	397,38	391,03
23/11/2020	92,24	-92,12	228,55	207,45	86,36
24/11/2020	393,09	401,19	462,50	439,50	423,91
25/11/2020	13,68	51,43	53,11	49,93	27,46
26/11/2020	271,88	369,47	312,88	342,75	374,34
27/11/2020	-87,94	-53,68	-95,81	-119,00	-0,03
28/11/2020	34,67	56,40	54,23	60,13	38,60
29/11/2020	-64,66	-24,90	1,07	-3,83	-52,52
30/11/2020	-35,55	-13,03	16,59	15,48	-22,83
1/12/2020	114,26	117,23	145,39	152,55	145,48
2/12/2020	-104,97	-35,90	-84,84	-88,13	-27,65
3/12/2020	-48,93	-29,74	-4,26	-38,63	-61,52
4/12/2020	1490,35	1595,85	1475,30	1440,45	1484,90
5/12/2020	107,94	168,00	127,25	124,72	179,56
6/12/2020	-497,67	-390,00	-441,17	-447,00	-452,10
7/12/2020	-254,83	-56,14	-225,48	-211,93	-143,45
8/12/2020	136,57	311,93	-85,10	106,33	261,53
9/12/2020	56,54	169,29	75,50	84,79	125,36
10/12/2020	89,18	136,07	113,68	88,79	107,21
11/12/2020	25,11	-17,33	33,11	47,41	15,74
12/12/2020	-43,26	-14,52	30,74	17,70	-40,26
13/12/2020	-66,21	-33,11	-35,18	-44,50	-64,93
14/12/2020	440,20	639,50	495,53	469,87	420,47
15/12/2020	930,26	898,32	1018,32	986,26	966,68
16/12/2020	154,87	232,03	189,33	185,33	189,07
17/12/2020	910,47	977,80	1000,43	989,63	990,40
18/12/2020	-8,75	5,25	31,50	10,61	5,21
19/12/2020	157,37	358,00	231,70	203,43	182,73
20/12/2020	746,32	784,65	827,03	814,19	815,42
21/12/2020	9,61	29,64	50,89	40,57	10,43
22/12/2020	-37,26	-30,26	-16,19	-3,22	-47,67
23/12/2020	-37,64	-5,80	15,80	-12,56	-19,72
24/12/2020	-184,63	-171,13	-190,07	-175,50	-184,93
25/12/2020	-105,77	10,00	-84,33	-71,20	-53,80
26/12/2020	-89,97	-48,00	-74,07	-75,79	-77,83
27/12/2020	615,48	603,55	657,21	658,83	669,31
28/12/2020	-462,67	-382,53	-387,13	-446,53	-462,17
29/12/2020	62,38	-27,14	-10,41	-54,93	-39,76
30/12/2020	-442,35	-271,16	-431,32	-357,90	-417,29
31/12/2020	-397,96	-318,04	-354,68	-307,46	-319,61
1/1/2021	-117,61	-95,21	-151,68	-169,64	-98,25
2/1/2021	346,86	-48,24	300,76	367,03	377,83
3/1/2021	-417,67	-372,97	-404,23	-368,40	-382,43
4/1/2021	-40,71	18,81	-26,74	-20,00	77,13
5/1/2021	-197,45	-168,00	-163,58	-196,65	-160,00
6/1/2021	-84,87	-116,73	-64,63	-92,93	-17,07
7/1/2021	175,60	152,77	67,00	194,23	302,90
8/1/2021	-72,50	-43,40	-106,37	-109,60	-43,37
9/1/2021	-524,45	-248,00	-409,58	-386,45	-493,61
10/1/2021	-391,83	-190,63	-387,53	-388,87	-336,63
11/1/2021	-85,13	-86,10	-73,90	-69,97	-52,42

12/1/2021	360,97	465,60	356,17	404,10	476,30
13/1/2021	-161,26	-105,81	-159,81	-176,97	-94,32
14/1/2021	-21,71	-49,97	-83,61	-122,32	-84,42
15/1/2021	-179,16	-98,23	-197,52	-218,45	-127,23
16/1/2021	-118,30	-216,19	-131,11	-166,00	-164,15
17/1/2021	-41,41	137,81	4,59	33,22	-21,75
18/1/2021	-208,91	-177,16	-181,13	-183,78	-79,00
19/1/2021	50,94	38,66	87,34	79,47	51,31
20/1/2021	7,23	-0,17	28,73	20,63	-0,53
21/1/2021	114,82	353,00	93,21	161,65	222,26
22/1/2021	657,52	574,18	696,58	747,39	664,45
23/1/2021	-36,82	-59,41	-91,44	-114,85	-57,53
24/1/2021	-463,56	-352,88	-441,41	-427,06	-431,91
25/1/2021	415,52	332,36	59,09	320,58	714,82
26/1/2021	-279,88	-208,36	-272,91	-292,33	-180,33
27/1/2021	-101,71	-84,18	-81,82	-81,32	-62,24
28/1/2021	49,09	37,79	88,91	86,30	61,58
29/1/2021	-15,69	-11,20	45,66	28,83	10,57
30/1/2021	-251,88	-192,53	-263,74	-286,41	-162,00
31/1/2021	-309,89	-398,91	-312,71	-309,80	-243,74
1/2/2021	-102,79	-53,00	-110,88	-127,85	-25,65
2/2/2021	24,64	213,50	93,50	60,03	32,33
3/2/2021	-71,72	-71,25	-65,08	-40,94	-70,11
4/2/2021	-238,44	-517,22	-179,81	-184,94	-242,50
5/2/2021	278,11	347,03	371,11	355,06	333,50
6/2/2021	-184,90	-174,52	-158,84	-169,16	-162,52
7/2/2021	-522,14	-411,89	-447,89	-527,43	-619,40
8/2/2021	771,27	995,43	936,38	928,49	829,32
9/2/2021	366,46	477,84	382,84	408,68	320,27
10/2/2021	83,84	21,05	-450,18	-124,74	-121,11
11/2/2021	-185,41	-358,70	-947,95	-431,22	-444,78
12/2/2021	-766,87	-471,15	-683,21	-702,10	-952,85
13/2/2021	143,26	-31,36	-817,05	-245,87	-467,77
14/2/2021	-521,00	-540,16	-579,97	-551,00	-614,73
15/2/2021	251,75	208,44	350,42	315,19	283,39
16/2/2021	-62,46	-80,10	-57,26	-40,00	-71,92
17/2/2021	-14,21	39,15	41,46	23,62	-8,03
18/2/2021	351,85	475,28	411,55	393,20	361,50
19/2/2021	-104,67	-49,31	-76,87	-76,23	-78,33
20/2/2021	108,22	203,02	165,59	138,76	148,76
21/2/2021	72,36	15,23	129,46	106,92	102,77
22/2/2021	-89,45	-70,13	-51,42	-53,37	-80,50
23/2/2021	369,95	596,05	448,24	428,71	423,12
24/2/2021	489,10	479,80	462,34	488,34	484,61
25/2/2021	-113,00	-42,62	-62,60	-76,17	-98,05
26/2/2021	431,27	424,76	413,32	475,63	402,78
27/2/2021	346,86	443,45	361,62	398,52	371,71
28/2/2021	215,67	267,26	190,88	242,38	280,50
1/3/2021	-187,05	-112,25	-189,33	-201,00	-127,73
2/3/2021	-12,12	29,05	-15,66	-15,34	9,95
3/3/2021	-184,51	-154,49	-190,62	-185,38	-154,28
4/3/2021	-226,26	-223,10	-214,48	-219,10	-147,86
5/3/2021	-317,05	-252,91	-314,14	-321,51	-241,07
6/3/2021	-444,95	-322,47	-408,44	-414,21	-370,28

7/3/2021	238,77	328,07	231,52	225,91	306,95
8/3/2021	-319,65	-305,16	-321,93	-317,51	-302,65
9/3/2021	134,20	241,22	128,60	173,24	161,07
10/3/2021	-190,55	-108,57	-155,74	-139,81	-151,14
11/3/2021	-267,09	-291,18	-214,43	-227,82	-239,80
12/3/2021	41,04	201,96	93,40	72,38	69,47
13/3/2021	-183,83	-89,23	-165,66	-163,79	-159,49
14/3/2021	-301,32	-476,52	-228,59	-255,84	-236,55
15/3/2021	-8,87	-57,28	85,33	48,70	-2,41
16/3/2021	-169,31	-120,20	-110,27	-120,67	-148,44
17/3/2021	-375,91	-504,19	-350,74	-353,94	-311,91
18/3/2021	-316,47	-278,62	-319,22	-294,58	-311,56
19/3/2021	72,33	104,42	140,92	116,19	107,31
20/3/2021	-193,70	-150,43	-148,28	-159,47	-167,49
21/3/2021	-155,44	-102,38	-126,69	-152,35	-107,92
22/3/2021	-275,10	-345,94	-181,33	-210,33	-239,25
23/3/2021	215,78	450,76	243,45	238,51	268,49
24/3/2021	-181,00	-192,33	-117,59	-138,50	-130,24
25/3/2021	-583,72	-433,64	-548,72	-554,78	-526,58
26/3/2021	-68,10	-7,80	-20,22	-28,69	-61,27
27/3/2021	-226,54	-100,30	-144,16	-157,62	-196,16
28/3/2021	-322,90	-241,35	-244,73	-274,88	-306,63
29/3/2021	627,64	561,82	619,44	677,34	613,50
30/3/2021	307,36	506,06	298,12	293,54	296,08
31/3/2021	-58,38	-146,84	-71,80	-52,24	-67,72
1/4/2021	-440,88	-384,60	-361,56	-390,98	-421,42
2/4/2021	-374,04	-325,70	-378,76	-372,38	-336,44
3/4/2021	-381,14	-375,24	-379,14	-386,57	-346,51
4/4/2021	50,58	149,65	72,62	142,04	93,29
5/4/2021	-379,44	-652,28	-702,92	-646,56	-808,50
6/4/2021	-279,77	-444,46	-480,83	-397,83	-467,08
7/4/2021	372,54	432,02	304,50	366,48	431,35
8/4/2021	-282,61	-349,75	-252,53	-264,20	-247,41
9/4/2021	-298,23	-210,23	-241,83	-262,31	-270,13
10/4/2021	-382,19	-377,64	-384,43	-377,47	-330,91
11/4/2021	-228,06	-237,50	-302,19	-266,07	-289,56
12/4/2021	434,70	280,70	332,15	387,54	426,39
13/4/2021	-243,19	-706,30	-141,96	-88,48	-99,43
14/4/2021	-297,13	-392,22	-216,17	-245,26	-253,57
15/4/2021	-496,81	-458,33	-449,09	-437,11	-491,04
16/4/2021	302,62	193,44	298,44	299,98	307,29
17/4/2021	-259,63	-297,61	-133,35	-57,24	-82,98
18/4/2021	41,55	92,18	91,24	163,82	137,67
19/4/2021	-57,18	-142,93	-58,32	-10,79	-17,07
20/4/2021	-299,98	-195,98	-326,35	-303,25	-281,36
21/4/2021	-198,61	-74,77	-161,63	-131,38	-63,59
22/4/2021	-70,39	-103,27	36,95	111,45	16,13
23/4/2021	-9,70	-133,95	61,79	106,61	11,14
24/4/2021	-272,23	-308,02	-323,47	-248,19	-262,37
25/4/2021	41,91	65,23	106,18	81,89	87,65
26/4/2021	-143,82	-164,67	-138,91	-94,47	-56,74
27/4/2021	-362,44	-288,16	-358,56	-354,75	-336,05
28/4/2021	-383,60	-390,45	-380,98	-363,12	-364,43
29/4/2021	-290,00	-393,92	-239,82	-263,85	-283,31

30/4/2021	-220,61	-175,02	-99,12	-127,07	-194,86
1/5/2021	-133,17	29,56	-31,17	-63,31	-113,64
2/5/2021	-153,10	-241,78	-154,05	-133,68	-111,88
3/5/2021	-498,65	-532,77	-422,60	-449,88	-483,67
4/5/2021	-243,55	-218,40	-221,36	-216,16	-238,24
5/5/2021	197,68	252,12	238,22	239,20	259,63
6/5/2021	-121,75	-111,73	-154,83	-134,32	-77,85
7/5/2021	103,47	137,49	120,32	145,47	170,08
8/5/2021	-248,79	-217,96	-217,60	-214,00	-196,19
9/5/2021	-287,56	-324,59	-312,21	-291,31	-300,39
10/5/2021	145,17	61,23	116,58	158,17	163,27
11/5/2021	-142,98	-121,53	-137,77	-122,95	-133,80
12/5/2021	86,70	53,66	102,20	112,89	103,16
13/5/2021	-272,22	-304,69	-289,19	-268,57	-283,22
14/5/2021	-396,93	-269,56	-312,58	-348,88	-369,83
15/5/2021	-344,17	-342,32	-292,81	-304,90	-320,92
16/5/2021	544,97	666,60	572,42	607,82	595,11
17/5/2021	-352,28	-342,69	-362,02	-335,90	-347,23
18/5/2021	-201,16	-244,16	-207,58	-185,23	-223,40
19/5/2021	-184,18	-187,60	-212,90	-172,22	-196,90
20/5/2021	-365,00	-310,33	-285,57	-315,90	-349,33
21/5/2021	-529,95	-496,33	-463,13	-484,43	-497,03
22/5/2021	-334,46	-272,37	-290,08	-301,63	-314,31
23/5/2021	-692,85	-615,15	-612,55	-651,84	-662,84
24/5/2021	-343,16	-442,94	-299,23	-305,87	-308,35
25/5/2021	-352,19	-366,65	-319,56	-326,98	-351,49
26/5/2021	-137,98	-45,23	-111,66	-103,37	-130,53
27/5/2021	-71,13	-114,79	-72,94	-46,95	-71,79
28/5/2021	-394,59	-397,95	-377,67	-386,16	-403,33
29/5/2021	-149,65	-123,27	-120,79	-146,94	-166,67
30/5/2021	-297,06	-400,65	-297,08	-311,86	-301,03
31/5/2021	-347,08	-397,97	-332,95	-340,00	-298,79
1/6/2021	-303,30	-181,05	-278,98	-274,86	-273,05
2/6/2021	-433,18	-433,98	-386,56	-381,60	-398,02
3/6/2021	-165,49	-191,02	-165,52	-183,92	-180,58
4/6/2021	-323,18	-335,05	-301,74	-305,55	-301,57
5/6/2021	-142,54	47,21	-62,21	-105,86	-152,44
6/6/2021	-522,35	-545,92	-546,00	-561,58	-563,31
7/6/2021	85,21	47,56	91,82	71,29	93,26
8/6/2021	-205,60	-157,62	-172,54	-184,92	-209,88
9/6/2021	-193,60	-118,65	-185,98	-189,98	-160,46
10/6/2021	-94,80	-86,49	-80,08	-103,71	-92,91
11/6/2021	-411,38	-527,82	-409,12	-432,52	-460,08
12/6/2021	173,09	144,11	171,03	153,18	132,20
13/6/2021	-138,08	-353,70	-144,32	-127,64	-123,11
14/6/2021	-44,58	-127,97	-54,54	-44,25	-61,42
15/6/2021	51,39	129,85	53,91	30,19	56,97
16/6/2021	139,06	104,20	127,17	133,98	109,61
17/6/2021	-183,09	-223,66	-224,45	-207,98	-223,77
18/6/2021	-134,18	-86,52	-72,59	-101,70	-118,82
19/6/2021	-242,53	-238,89	-214,48	-239,13	-236,61
20/6/2021	-228,70	-168,77	-188,33	-213,73	-205,25
21/6/2021	-523,15	-507,08	-501,22	-524,11	-510,55
22/6/2021	-232,43	-295,84	-266,42	-235,45	-231,45

23/6/2021	18,95	225,55	15,12	-0,44	-5,91
24/6/2021	-357,05	-271,23	-369,22	-366,15	-375,77
25/6/2021	-54,94	-21,80	-59,63	-72,11	-72,66
26/6/2021	-247,03	-207,59	-252,75	-269,48	-263,27
27/6/2021	-106,58	-135,20	-147,14	-152,17	-164,68
28/6/2021	-105,15	-162,18	-136,64	-153,26	-174,05
29/6/2021	-222,86	-263,80	-243,55	-242,18	-248,57
30/6/2021	-316,02	-321,03	-273,73	-305,62	-301,22
1/7/2021	-5,49	47,94	-28,85	-13,29	-22,62
2/7/2021	-110,59	-20,84	-106,95	-123,48	-131,45
3/7/2021	-171,39	-178,38	-173,22	-180,53	-172,16
4/7/2021	-120,62	-153,11	-121,68	-113,48	-134,29
5/7/2021	-109,66	-120,87	-154,03	-141,15	-129,03
6/7/2021	-139,46	-97,88	-142,23	-129,85	-140,25
7/7/2021	270,44	277,42	244,98	255,31	232,14
8/7/2021	-234,39	-299,55	-217,72	-244,09	-235,23
9/7/2021	-298,86	-255,33	-292,06	-319,48	-341,97
10/7/2021	-338,69	-276,45	-332,25	-339,58	-355,08
11/7/2021	-179,44	-164,56	-170,41	-172,19	-185,97
12/7/2021	-89,71	-109,83	-119,22	-123,65	-140,51
13/7/2021	227,17	265,46	213,10	214,90	200,73
14/7/2021	78,14	32,87	71,57	60,24	30,87
15/7/2021	-75,80	-82,53	-111,73	-96,25	-114,06
16/7/2021	-271,59	-183,59	-248,31	-269,17	-247,86
17/7/2021	-35,03	25,29	-50,40	-24,06	-50,38
18/7/2021	-76,89	-57,19	-108,65	-88,48	-90,46
19/7/2021	-12,11	-90,60	-42,92	-19,05	-1,79
20/7/2021	-365,50	-213,72	-369,38	-357,88	-369,66
21/7/2021	86,34	9,61	60,66	69,76	87,79
22/7/2021	199,18	257,47	187,44	210,08	192,39
23/7/2021	-55,52	-106,55	-58,68	-64,48	-87,52
24/7/2021	-152,08	-112,10	-137,29	-155,65	-169,37
25/7/2021	-91,67	-130,21	-111,39	-117,33	-130,26
26/7/2021	-83,39	-151,08	-58,40	-87,19	-126,31
27/7/2021	-172,33	-168,44	-170,25	-191,38	-191,41
28/7/2021	-241,03	-233,03	-258,88	-254,03	-266,27
29/7/2021	153,51	148,15	146,84	149,05	122,18
30/7/2021	-84,00	-99,21	-122,80	-100,86	-107,88
31/7/2021	19,37	-124,17	5,97	-0,22	-16,75
1/8/2021	-125,75	-159,32	-144,10	-147,15	-151,68
2/8/2021	91,22	-97,09	73,02	78,60	71,00
3/8/2021	-99,83	-165,48	-111,27	-120,28	-130,30
4/8/2021	224,90	337,73	240,05	219,40	227,55
5/8/2021	263,93	168,07	229,75	243,08	241,60
6/8/2021	367,46	341,63	337,61	341,66	334,93
7/8/2021	-53,60	-248,22	-91,33	-79,92	-77,42
8/8/2021	61,69	71,31	42,51	54,27	58,61
9/8/2021	201,66	194,71	193,83	190,05	188,47
10/8/2021	406,32	459,46	407,34	380,78	382,81
11/8/2021	250,19	228,47	270,14	248,47	217,47
12/8/2021	44,58	90,56	41,27	37,81	20,29
13/8/2021	160,38	166,69	172,33	154,41	145,00
14/8/2021	479,56	397,18	480,53	448,65	433,84
15/8/2021	557,88	609,25	563,39	536,14	519,54

16/8/2021	102,23	167,09	94,68	101,25	103,52
17/8/2021	-109,14	-130,04	-113,89	-117,63	-122,32
18/8/2021	-49,68	-104,96	-86,21	-79,77	-82,46
19/8/2021	251,31	270,55	241,58	224,51	228,22
20/8/2021	-136,32	-144,57	-116,89	-136,77	-127,79
21/8/2021	-221,15	-214,91	-248,64	-235,42	-250,64
22/8/2021	83,16	51,89	39,13	54,47	43,38
23/8/2021	129,78	121,49	83,22	108,60	92,42
24/8/2021	457,61	387,57	439,55	436,84	419,16
25/8/2021	41,66	-6,53	13,91	34,40	13,92
26/8/2021	46,43	41,13	33,26	20,47	29,70
27/8/2021	26,74	-33,56	12,28	18,74	14,67
28/8/2021	100,15	148,28	77,37	97,15	82,43
29/8/2021	133,20	74,96	110,15	110,17	108,83
30/8/2021	-21,62	-54,98	-56,38	-72,15	-96,75
31/8/2021	-50,00	-93,96	-69,31	-83,14	-77,73
1/9/2021	-15,29	-56,88	-38,57	-43,69	-35,29
2/9/2021	94,06	50,87	75,38	79,75	76,50
3/9/2021	535,77	447,27	528,42	522,04	488,69
4/9/2021	164,12	78,56	146,21	147,12	146,33
5/9/2021	458,38	653,81	462,00	471,79	452,81
6/9/2021	471,83	264,69	448,79	456,98	469,06
7/9/2021	642,67	710,37	635,06	653,33	682,88
8/9/2021	610,86	751,00	605,69	623,25	653,96
9/9/2021	126,47	143,29	113,55	91,18	85,61
10/9/2021	19,84	59,37	28,37	23,59	25,29
11/9/2021	247,72	232,56	215,76	200,56	199,88
12/9/2021	129,42	101,62	121,80	127,62	103,20
13/9/2021	239,92	243,29	215,76	222,88	205,04
14/9/2021	-9,90	-35,86	-38,22	-54,61	-61,08
15/9/2021	724,61	818,47	717,27	729,39	722,94
16/9/2021	321,80	458,20	341,86	317,90	320,57
17/9/2021	448,61	492,37	456,37	457,73	451,88
18/9/2021	547,57	602,57	593,37	562,51	540,65
19/9/2021	-68,71	-106,88	-57,81	-79,35	-79,98
20/9/2021	70,31	47,38	63,90	63,13	61,23
21/9/2021	504,27	500,42	501,42	493,31	466,48
22/9/2021	864,21	937,71	841,17	852,40	823,08
23/9/2021	861,50	704,83	823,71	820,54	816,23
24/9/2021	508,17	439,48	555,92	537,83	507,19
25/9/2021	67,91	115,11	41,63	48,09	26,67
26/9/2021	727,60	685,02	710,77	707,77	686,43
27/9/2021	300,76	122,17	253,78	303,24	290,22
28/9/2021	637,62	564,87	588,16	617,58	607,44
29/9/2021	160,15	232,59	145,65	176,04	205,98
30/9/2021	-69,14	-72,06	-36,83	-48,92	-63,00

Πίνακας Π.3: Παρουσίαση του δείκτη MAPE (%) σε ημερήσια βάση για όλο το έτος που έγινε η πρόβλεψη για τα πέντε εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα.

ΗΜΕΡΟΜΗΝΙΑ	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
1/10/2020	11,02856	11,26482	11,98848	11,64076	11,60055
2/10/2020	10,78068	7,156713	6,288211	8,747221	9,382581
3/10/2020	8,175479	6,716617	6,136957	6,138702	7,769719
4/10/2020	6,795436	7,839475	9,047613	7,71617	6,968055
5/10/2020	7,380757	5,775142	5,061731	6,248807	7,080334
6/10/2020	10,77639	11,43624	12,33164	11,39333	12,24661
7/10/2020	13,85817	14,75328	14,3331	13,77816	13,47919
8/10/2020	7,11455	6,759954	5,505341	6,669454	5,878163
9/10/2020	8,40719	10,05791	10,48346	9,757826	8,47882
10/10/2020	6,815743	8,041722	8,160427	6,493697	6,600274
11/10/2020	15,59355	14,91443	16,3071	14,71707	15,70602
12/10/2020	5,211632	5,855931	6,815486	5,797232	5,70141
13/10/2020	4,859894	6,862141	8,687349	6,485294	5,268795
14/10/2020	5,604602	7,864012	7,069849	6,446185	5,578347
15/10/2020	10,15849	10,85674	10,87199	10,08902	9,571659
16/10/2020	3,986877	4,492769	5,394149	4,244587	3,480858
17/10/2020	4,980178	5,052417	6,941762	6,23938	4,626129
18/10/2020	5,220996	4,481606	4,548958	4,2232	4,160741
19/10/2020	8,061707	8,257696	8,74705	8,390247	8,48767
20/10/2020	10,50777	11,22398	10,91477	10,39322	9,980658
21/10/2020	7,292616	6,694243	6,768435	6,218332	8,238506
22/10/2020	19,679	20,00324	19,11377	19,62105	18,94228
23/10/2020	10,88477	10,45101	10,60611	9,987274	10,8881
24/10/2020	4,918312	5,618286	6,281234	6,080914	4,969847
25/10/2020	13,80136	17,28863	15,01489	14,87263	14,14957
26/10/2020	14,11326	12,93743	15,05639	14,14807	14,31244
27/10/2020	6,825434	7,114386	10,47141	8,009396	5,967079
28/10/2020	7,678755	8,532746	11,50537	9,467785	7,423733
29/10/2020	7,979805	7,384989	10,22097	6,816375	8,527942
30/10/2020	6,142345	8,430439	7,611483	6,666263	8,018912
31/10/2020	14,43384	14,13047	14,51596	14,47378	14,36698
1/11/2020	11,44326	11,17192	11,81558	12,27662	12,28645
2/11/2020	19,52441	18,51208	17,99459	17,70002	17,14769
3/11/2020	14,09354	13,21967	12,70677	12,62486	13,88391
4/11/2020	20,11196	16,72679	18,70965	18,09235	17,86583
5/11/2020	23,71123	19,36904	20,65328	19,85777	19,64711
6/11/2020	13,20763	10,1755	10,9671	10,57404	10,67843
7/11/2020	14,63622	13,39691	12,8057	11,19981	10,56531
8/11/2020	11,73352	12,23912	11,67095	11,81184	12,07843
9/11/2020	10,57808	8,964559	9,52354	10,08129	9,860541
10/11/2020	13,335	14,62216	15,19497	13,84765	14,57805
11/11/2020	6,045259	5,586538	8,602398	6,735733	5,237583
12/11/2020	22,17389	25,83804	24,67021	23,87884	22,63126
13/11/2020	8,506088	9,544409	9,886973	9,521419	8,512586
14/11/2020	11,78264	7,970819	9,564787	9,774879	13,37611
15/11/2020	7,838241	7,685849	9,807969	8,578067	8,667256
16/11/2020	5,21535	5,843689	6,50395	5,458157	4,603439
17/11/2020	6,940153	7,694906	8,768252	6,649963	7,359139
18/11/2020	13,23025	14,37145	14,396	12,83506	12,37798

19/11/2020	21,44733	22,36424	21,38049	21,3011	21,83998
20/11/2020	11,92901	6,178427	9,481716	7,821454	6,742588
21/11/2020	18,23138	17,95835	20,7964	19,66133	18,57707
22/11/2020	21,89809	18,61295	20,2805	17,97281	17,50446
23/11/2020	20,67896	17,10327	17,93529	16,37311	17,66301
24/11/2020	12,00794	12,36143	15,15105	13,84925	12,64237
25/11/2020	6,883904	6,948505	9,517295	8,571718	5,684636
26/11/2020	25,9731	28,04442	24,84139	26,029	29,89608
27/11/2020	23,79978	11,6524	16,58981	14,30098	11,71795
28/11/2020	5,646401	8,51907	12,05732	9,476689	5,232221
29/11/2020	8,84845	3,458423	9,159035	5,53265	6,871037
30/11/2020	6,935252	6,893172	11,23302	8,204964	6,112914
1/12/2020	15,3108	11,29576	14,17106	12,69048	11,40729
2/12/2020	8,819801	4,989952	7,286672	6,619079	3,738104
3/12/2020	10,66443	5,627093	11,27059	7,906985	9,99845
4/12/2020	1713,167	1727,807	1634,761	1587,745	1660,525
5/12/2020	45,26029	31,40198	36,15215	30,62641	29,69887
6/12/2020	24,58271	15,38911	19,62098	21,86231	23,66134
7/12/2020	19,10127	8,683839	18,19126	21,18311	22,79576
8/12/2020	19,35806	10,96016	15,75373	20,12908	17,26306
9/12/2020	6,933411	7,826694	9,066111	6,327996	6,063533
10/12/2020	13,26371	12,72757	13,95337	12,68336	11,818
11/12/2020	4,686686	6,347051	10,43501	8,538551	4,465051
12/12/2020	10,31861	5,883402	11,51126	6,558833	9,295581
13/12/2020	15,17184	5,703001	11,74542	5,97034	9,278154
14/12/2020	10,95835	13,1485	12,93505	12,34798	10,72731
15/12/2020	32,19285	33,95803	34,19606	31,46032	32,94116
16/12/2020	6,834434	6,846609	9,185665	7,949519	6,506022
17/12/2020	25,20184	24,87693	26,04257	25,21271	26,09844
18/12/2020	5,281754	5,072418	8,232	5,626367	6,253712
19/12/2020	9,301997	11,92254	9,924509	10,05155	9,364209
20/12/2020	22,01859	20,95659	22,72092	21,35311	22,61881
21/12/2020	6,524254	8,852184	14,21204	8,89493	7,903333
22/12/2020	5,011382	4,577294	4,215356	3,688374	5,122715
23/12/2020	14,62117	14,44983	17,29705	15,49018	13,71665
24/12/2020	16,5375	13,71071	13,27533	11,35663	11,82853
25/12/2020	18,25727	19,26439	16,14938	17,63854	20,39752
26/12/2020	13,15814	6,582387	13,31555	8,840218	4,292611
27/12/2020	33,38799	33,39909	34,12697	31,73424	33,19289
28/12/2020	23,41231	11,8902	17,22251	15,51444	16,32106
29/12/2020	29,78831	5,582871	15,79716	10,24147	6,474994
30/12/2020	15,9314	11,99817	12,30182	13,9557	15,57297
31/12/2020	31,91179	24,57182	26,38559	29,65421	30,66694
1/1/2021	25,04328	9,832951	19,72148	18,15854	18,53259
2/1/2021	19,73582	13,88631	14,50787	14,35008	13,69121
3/1/2021	24,7811	13,67354	21,48961	21,49737	26,68974
4/1/2021	14,23048	13,76759	12,23848	9,757105	11,82747
5/1/2021	18,10067	8,1018	12,69277	9,148175	7,837503
6/1/2021	22,0968	16,8434	18,0563	15,89102	12,89533
7/1/2021	22,96865	18,02456	22,5977	23,6823	27,29069
8/1/2021	16,51992	7,000899	13,61635	13,61785	12,13221
9/1/2021	26,62049	12,73979	22,91916	27,72158	29,61547
10/1/2021	12,93125	8,065873	10,94025	10,93787	13,75557
11/1/2021	12,38537	9,285312	12,58923	8,87646	8,476168

12/1/2021	30,12375	29,47783	29,75634	28,36108	28,41084
13/1/2021	17,15415	6,423898	11,07748	10,38641	8,129283
14/1/2021	19,28821	5,482469	12,33439	10,94983	8,318276
15/1/2021	22,56206	7,930433	18,8638	19,41004	20,68693
16/1/2021	22,03323	10,22585	15,53679	13,46937	12,46561
17/1/2021	8,197829	8,678104	7,056268	5,918502	4,94673
18/1/2021	14,17291	7,197378	12,50933	8,529539	3,865174
19/1/2021	7,324129	7,495639	9,757273	8,243784	6,930806
20/1/2021	4,839234	6,653467	11,28471	7,113419	7,251085
21/1/2021	11,63741	13,34658	10,62228	9,307937	10,40982
22/1/2021	27,07238	28,86239	27,02615	27,79544	29,57113
23/1/2021	38,58385	14,54888	26,76803	24,3897	22,21183
24/1/2021	29,52795	18,85	26,22121	31,4356	24,76854
25/1/2021	24,56359	19,7396	19,37494	18,70513	23,15424
26/1/2021	17,66931	10,86671	15,14396	15,8694	15,22091
27/1/2021	6,063574	5,802568	4,78532	4,570779	5,187403
28/1/2021	8,886395	9,027496	9,695676	9,546814	8,740589
29/1/2021	6,607817	7,116618	8,671609	7,821945	6,3892
30/1/2021	22,53237	9,463416	16,63652	13,93967	9,19348
31/1/2021	14,51306	14,59532	12,91809	14,68176	12,08981
1/2/2021	11,85374	4,963682	9,152065	8,971113	4,794992
2/2/2021	8,759823	8,912269	9,818376	7,773963	6,333618
3/2/2021	6,794644	5,674388	6,800572	4,54737	6,069032
4/2/2021	13,62022	10,82658	10,43123	7,910622	7,771427
5/2/2021	12,80701	13,94091	12,04626	12,20318	13,018
6/2/2021	11,80856	7,640431	12,52621	8,588327	9,959666
7/2/2021	20,39998	10,8089	16,195	16,56423	15,99219
8/2/2021	96,84732	131,3418	130,0124	148,218	110,4684
9/2/2021	48,39719	60,54961	54,6645	58,39347	61,59133
10/2/2021	16,99839	17,00151	15,0214	16,30708	19,50666
11/2/2021	18,77084	13,30917	14,62344	17,09962	16,92545
12/2/2021	22,35483	13,6162	18,97202	25,25291	31,58268
13/2/2021	13,65258	9,630358	12,32038	17,76566	14,51147
14/2/2021	23,50729	11,18619	17,4756	15,37122	14,47241
15/2/2021	11,86303	11,59059	16,46041	13,65049	11,91441
16/2/2021	8,523808	9,541458	9,290844	8,327823	9,09965
17/2/2021	5,704502	7,492538	6,899815	6,082287	5,571961
18/2/2021	17,5534	19,72516	18,93717	18,30705	17,71804
19/2/2021	4,868026	4,214399	6,466772	4,974971	4,060725
20/2/2021	5,846118	8,050028	8,102533	6,474868	6,756109
21/2/2021	4,89168	5,149541	5,349692	5,157944	4,48014
22/2/2021	7,106568	8,213556	7,806524	7,647939	7,161979
23/2/2021	8,788745	10,2512	9,654533	9,025692	8,820295
24/2/2021	8,960144	9,255163	9,088631	8,928967	9,236364
25/2/2021	6,186	5,700716	6,223204	5,299255	5,846268
26/2/2021	11,69036	12,08618	11,46945	11,54829	11,5226
27/2/2021	9,702882	10,549	8,679047	8,990639	9,909028
28/2/2021	12,95552	13,42048	11,27369	12,01316	14,00937
1/3/2021	9,021406	5,796812	8,154956	6,677151	5,868115
2/3/2021	11,41381	7,655447	10,03292	8,605133	7,468068
3/3/2021	9,337831	6,090397	8,156715	5,942527	5,355495
4/3/2021	14,00844	7,593142	10,48692	9,558719	8,220917
5/3/2021	9,779816	6,870588	8,131812	7,465117	5,589789
6/3/2021	12,27133	9,587551	11,29827	11,34266	11,38521

7/3/2021	15,47911	12,94315	13,37527	13,82325	13,93404
8/3/2021	13,77172	8,329637	10,86363	8,646681	7,739098
9/3/2021	9,50713	10,57789	7,756583	7,940604	8,751481
10/3/2021	10,64224	6,699592	11,62552	8,560036	8,955749
11/3/2021	8,287255	10,12819	9,263517	8,583371	8,718948
12/3/2021	13,54583	12,93125	15,20757	13,01742	12,97296
13/3/2021	8,945429	10,16343	11,07664	8,983773	8,384515
14/3/2021	14,39443	14,03328	11,48058	11,32486	14,2548
15/3/2021	12,17444	12,36824	13,72858	12,73909	12,32818
16/3/2021	9,473701	9,641515	11,26223	9,71114	9,085515
17/3/2021	13,33655	11,27325	11,12203	10,84433	10,0858
18/3/2021	11,27384	8,347803	11,90339	9,101856	9,380319
19/3/2021	12,51846	13,66519	12,31602	11,81883	12,0255
20/3/2021	7,231302	6,105567	7,235593	6,119398	5,203937
21/3/2021	6,498765	7,128735	6,598696	6,00731	6,694884
22/3/2021	7,741117	9,118856	6,401501	6,748789	6,612686
23/3/2021	14,3806	11,30736	12,00809	10,93913	9,843239
24/3/2021	11,29984	12,08528	10,18414	10,80978	11,02074
25/3/2021	11,77357	12,50237	9,743563	9,616435	11,17011
26/3/2021	10,17704	11,25116	11,57329	10,7264	10,36884
27/3/2021	10,98319	9,803391	9,467636	9,191327	9,3116
28/3/2021	7,033475	5,695311	5,433938	5,403502	6,597952
29/3/2021	9,265618	9,648751	9,445419	9,328544	8,837562
30/3/2021	7,194119	8,515359	6,814739	6,945146	7,255794
31/3/2021	4,81686	6,147055	5,521604	5,087432	5,193111
1/4/2021	7,225204	6,62107	6,338329	5,410337	6,8017
2/4/2021	8,203399	6,492373	7,872697	6,713637	7,777893
3/4/2021	8,548203	6,78017	7,902417	6,757543	7,591587
4/4/2021	6,353963	6,738432	4,896532	4,703745	5,358082
5/4/2021	15,60519	15,60215	14,61046	14,39204	16,22095
6/4/2021	14,14489	13,49468	11,60687	13,83571	13,92319
7/4/2021	14,65277	12,92137	11,73286	13,29411	13,46788
8/4/2021	9,866631	7,448842	8,127745	7,597084	6,736764
9/4/2021	9,239053	10,14224	7,862423	6,845931	8,774772
10/4/2021	11,84767	9,826964	10,56074	9,585685	9,836037
11/4/2021	11,56431	12,23039	11,8137	12,23422	12,52514
12/4/2021	36,10153	42,29547	42,65015	48,08783	41,36525
13/4/2021	9,783239	11,04244	8,054165	8,294223	8,640208
14/4/2021	9,51206	11,47376	8,690247	9,019466	9,806358
15/4/2021	14,93178	12,19026	11,56064	13,6516	13,50408
16/4/2021	15,24195	14,14412	15,1543	17,2003	19,14792
17/4/2021	7,222987	7,79259	5,557549	7,369224	7,188893
18/4/2021	12,60185	12,21117	11,44139	15,7396	10,22588
19/4/2021	7,905793	7,434788	6,521019	7,57375	7,060661
20/4/2021	6,640953	5,780333	5,812149	6,3964	5,964849
21/4/2021	9,163761	10,22769	8,300898	8,578086	8,544359
22/4/2021	9,541233	11,09586	7,986434	10,05696	8,215517
23/4/2021	9,873058	9,041105	8,698078	12,10032	7,73039
24/4/2021	8,415809	9,918488	7,896467	8,12805	9,606728
25/4/2021	11,1238	12,33254	10,13725	10,33179	10,46698
26/4/2021	5,511173	5,917241	5,513252	5,536417	5,830186
27/4/2021	7,203067	5,93317	5,993966	5,978622	5,468269
28/4/2021	5,705204	6,217551	4,968105	4,470785	5,927588
29/4/2021	8,23274	8,754307	5,346477	5,916349	7,093636

30/4/2021	11,45709	9,915694	10,72659	14,29279	12,04005
1/5/2021	14,52336	12,06355	13,26149	15,29783	14,42656
2/5/2021	9,91099	10,94401	9,16509	9,566156	10,67438
3/5/2021	12,84249	11,5686	10,18396	10,31852	12,42613
4/5/2021	12,80123	10,98593	12,05716	11,08148	12,50272
5/5/2021	12,61723	13,39551	11,33805	12,00832	12,64731
6/5/2021	10,70318	8,506792	8,84387	9,190668	8,753604
7/5/2021	12,01834	12,92312	11,71051	12,24059	13,18939
8/5/2021	14,28048	10,9247	10,8491	11,90676	14,49061
9/5/2021	7,537405	8,331758	7,413775	7,744053	7,911305
10/5/2021	14,03717	13,74339	13,55942	13,62699	13,91369
11/5/2021	11,20551	9,911618	10,72805	10,24963	11,03207
12/5/2021	10,91227	11,26679	9,75725	10,01666	10,58618
13/5/2021	9,072261	9,137644	7,248016	7,930596	9,15415
14/5/2021	9,56796	7,332746	7,857614	7,657444	8,662751
15/5/2021	8,866547	8,921293	8,070615	7,683489	8,286243
16/5/2021	10,10058	11,04526	9,434263	9,864664	9,657217
17/5/2021	9,192743	9,976884	9,278149	9,247961	9,563179
18/5/2021	9,509253	9,962876	9,381882	9,401299	10,15467
19/5/2021	8,2323	8,670451	7,911828	7,931251	8,041874
20/5/2021	9,299477	8,748043	8,45637	8,42958	8,94944
21/5/2021	10,56081	10,23814	9,307785	9,493429	10,16915
22/5/2021	9,616509	7,811627	7,359478	7,850896	8,404793
23/5/2021	9,914062	8,410479	8,171808	8,709866	9,066586
24/5/2021	9,599813	10,60577	8,399184	8,520214	9,591642
25/5/2021	8,079201	7,204956	6,908257	6,808336	7,838368
26/5/2021	10,72776	9,679513	9,355085	9,846368	9,724979
27/5/2021	8,764997	8,615201	7,561835	7,840496	8,600699
28/5/2021	7,746749	6,720005	6,637311	7,554992	8,03432
29/5/2021	9,223119	9,195578	9,141751	9,407618	9,278202
30/5/2021	5,884029	6,196596	6,16887	6,014818	5,541892
31/5/2021	5,689483	6,009144	6,187573	5,995234	6,186559
1/6/2021	5,564782	7,510133	5,949813	5,296045	6,429798
2/6/2021	6,281273	7,143051	5,804498	5,616604	6,350529
3/6/2021	6,720303	7,288084	6,31316	6,258349	7,073093
4/6/2021	10,12367	9,082842	8,349815	9,307934	9,979978
5/6/2021	7,874583	9,175563	8,220419	7,631202	8,249997
6/6/2021	6,636328	7,841359	7,288509	7,073461	7,454476
7/6/2021	6,883968	7,124287	6,515457	6,621052	6,769655
8/6/2021	7,618775	9,097055	8,655734	7,670406	8,448567
9/6/2021	4,784582	5,596323	4,900552	4,160026	4,530972
10/6/2021	6,848982	6,495128	5,575823	6,701682	5,887592
11/6/2021	8,58917	9,807218	7,42914	8,481309	7,979665
12/6/2021	11,09813	11,43526	11,14618	11,13445	11,77354
13/6/2021	5,674213	7,711957	6,50101	5,254426	5,661951
14/6/2021	8,906775	9,435796	7,887657	8,660035	7,928228
15/6/2021	6,335717	6,833485	6,44097	6,22088	6,708465
16/6/2021	6,594208	7,061076	5,549976	6,111482	6,521731
17/6/2021	7,005685	7,546101	7,567146	8,010198	7,576487
18/6/2021	10,05292	6,318503	5,970576	7,429902	9,645546
19/6/2021	8,88215	7,692703	7,803969	8,757138	9,249296
20/6/2021	9,223218	6,47234	6,670151	7,746636	8,965639
21/6/2021	10,47887	8,989302	9,507004	10,53177	10,14945
22/6/2021	6,77428	7,491919	6,032045	6,336817	5,969694

23/6/2021	6,966353	6,354794	6,152442	6,423905	6,794208
24/6/2021	5,773912	5,199242	5,895349	5,571845	5,281649
25/6/2021	5,900257	6,908554	5,822282	6,580451	6,337372
26/6/2021	7,647103	7,99652	7,159956	7,171292	8,158154
27/6/2021	5,647078	6,866172	5,990616	6,844972	6,730141
28/6/2021	5,951251	6,21964	5,520481	6,816826	7,434494
29/6/2021	5,507155	5,296749	4,58955	5,183193	6,195468
30/6/2021	8,376463	7,340107	6,746367	7,758808	7,829884
1/7/2021	9,768142	8,728702	8,499692	9,052877	9,557267
2/7/2021	7,752552	8,772783	7,839808	7,285904	7,900252
3/7/2021	6,759385	6,655136	6,899442	7,802018	7,444559
4/7/2021	7,631511	8,396627	7,869454	8,221434	7,955799
5/7/2021	10,16668	8,974035	9,436917	10,19533	10,82914
6/7/2021	11,34795	10,07019	9,922596	10,68311	10,53254
7/7/2021	10,9277	9,966174	9,680451	10,26854	10,5701
8/7/2021	5,493961	8,222822	6,445936	5,519721	6,139942
9/7/2021	6,389565	7,801123	6,478608	6,454401	7,217447
10/7/2021	6,338646	5,927106	5,704134	5,463391	6,363152
11/7/2021	7,996671	7,956932	7,349628	7,017425	8,071409
12/7/2021	5,762484	6,822161	6,40081	6,553022	7,632605
13/7/2021	7,769308	7,895898	7,255132	7,722043	7,68228
14/7/2021	7,071311	10,24761	8,614201	7,51547	8,847143
15/7/2021	6,628858	7,457941	7,093724	6,622493	6,661092
16/7/2021	5,207665	6,260354	6,661544	5,693634	6,012316
17/7/2021	4,499747	5,96461	5,297362	4,457164	4,39497
18/7/2021	5,627942	7,608863	5,787569	5,715239	4,463498
19/7/2021	6,11739	7,530533	6,558848	6,032285	5,846295
20/7/2021	8,63637	9,190114	7,688878	7,501185	8,09824
21/7/2021	6,250219	6,919687	6,008087	5,225713	6,117411
22/7/2021	7,32383	9,518168	7,793202	7,172161	7,461221
23/7/2021	3,810758	5,314078	3,739395	3,700014	3,845342
24/7/2021	4,60342	5,117769	4,088275	4,195009	5,206594
25/7/2021	7,099061	5,186692	4,887217	4,911938	5,377611
26/7/2021	4,833786	5,893633	4,843278	4,711765	4,919141
27/7/2021	7,514134	7,304372	6,132323	6,508136	6,290086
28/7/2021	9,460234	9,580649	8,332283	8,773376	8,360184
29/7/2021	8,639994	10,12262	9,009262	8,855592	9,00483
30/7/2021	7,58454	8,033353	7,99898	7,878673	8,134506
31/7/2021	8,71296	8,876303	8,329861	8,902895	9,076001
1/8/2021	4,491985	5,416008	4,830835	4,796423	4,965053
2/8/2021	8,135922	8,978624	9,49556	9,009326	9,301745
3/8/2021	4,665366	5,180415	5,341272	5,055321	5,001058
4/8/2021	7,598939	8,654716	8,325488	7,526121	8,514518
5/8/2021	6,756249	7,565259	7,579428	7,112632	7,72159
6/8/2021	10,9485	10,57131	10,52851	10,97213	10,7947
7/8/2021	7,314691	7,719472	6,808203	7,18343	6,950314
8/8/2021	6,909072	8,177131	7,291801	7,131789	7,306662
9/8/2021	11,05162	10,25391	9,072982	9,996393	10,46921
10/8/2021	6,931814	8,14026	7,886583	6,574211	7,252143
11/8/2021	7,478545	9,069781	7,719169	8,188226	7,953284
12/8/2021	5,920374	6,243608	5,736013	5,593438	5,442663
13/8/2021	5,314514	6,417136	4,872688	5,262207	5,634151
14/8/2021	11,76251	11,71838	10,70131	11,24172	11,16262
15/8/2021	14,42662	14,17807	13,60251	14,03473	13,77196

16/8/2021	7,359931	7,25002	7,260483	7,238122	7,310637
17/8/2021	6,543593	5,332091	5,180314	5,526347	6,244135
18/8/2021	7,919342	9,607281	8,531837	7,858688	8,205594
19/8/2021	7,696737	8,775359	7,643237	8,33809	7,8816
20/8/2021	4,626204	5,064389	3,435429	4,454973	3,793163
21/8/2021	6,338875	6,733804	6,659291	6,298981	6,543164
22/8/2021	9,067431	9,79394	9,758233	9,047016	9,731754
23/8/2021	6,158411	6,386735	5,871717	5,747266	6,089131
24/8/2021	12,08242	11,55796	11,69886	11,6509	11,69814
25/8/2021	4,802039	4,075952	3,828069	3,991578	4,673747
26/8/2021	4,412968	4,677125	3,762191	4,008782	4,169781
27/8/2021	4,53624	6,852503	4,957	4,474691	4,339828
28/8/2021	8,822363	9,251514	9,276076	8,850822	9,064481
29/8/2021	4,318827	4,202101	4,342645	4,414095	3,895384
30/8/2021	3,613332	4,032266	3,327604	3,939342	4,747073
31/8/2021	3,487919	4,872044	3,385624	3,64377	3,463854
1/9/2021	4,122254	4,21104	3,220687	3,746098	3,693415
2/9/2021	4,824264	3,702056	2,636078	3,268362	4,416978
3/9/2021	7,347895	8,744737	7,033631	6,687198	6,456849
4/9/2021	4,27473	4,771581	4,658903	4,158972	4,516696
5/9/2021	9,111639	11,66349	9,416182	9,135392	8,919113
6/9/2021	6,406619	7,054742	6,825138	6,89189	6,480845
7/9/2021	9,129391	10,90021	8,97684	8,95704	9,142643
8/9/2021	9,099022	10,84628	9,653959	9,11757	9,39821
9/9/2021	10,78986	12,11061	10,07957	10,57614	9,811652
10/9/2021	9,711812	8,627291	7,817872	7,475376	7,518486
11/9/2021	10,93809	9,324803	9,142281	8,74637	9,277315
12/9/2021	2,927625	4,602799	3,44818	2,828197	3,198662
13/9/2021	4,602668	5,639239	5,082156	4,857499	4,378393
14/9/2021	7,017904	6,208828	4,837401	7,254091	6,384391
15/9/2021	14,06329	14,57741	14,46851	14,09425	14,52148
16/9/2021	9,142886	11,06203	10,53568	9,885319	10,32173
17/9/2021	8,714462	9,221147	9,482966	8,23348	9,25422
18/9/2021	8,88489	10,51981	9,005941	9,36659	8,738551
19/9/2021	6,08816	7,580068	6,826272	6,907896	7,152842
20/9/2021	6,659143	5,245156	5,208708	5,306525	7,4612
21/9/2021	9,901404	9,219551	10,25025	10,02778	9,916003
22/9/2021	12,71248	13,70724	13,31483	13,00709	12,62502
23/9/2021	16,29267	15,50305	17,23844	16,14052	16,90533
24/9/2021	10,57804	11,39351	10,71723	10,40325	10,50272
25/9/2021	6,368558	5,642922	3,941014	4,662511	3,60644
26/9/2021	11,7478	10,6181	10,59523	10,46569	11,57259
27/9/2021	16,25444	14,58819	14,61884	15,33421	15,28011
28/9/2021	10,57558	9,90081	10,12292	9,958883	9,869959
29/9/2021	17,74424	17,59546	16,63382	16,46166	17,68771
30/9/2021	5,357953	5,155551	3,778171	3,989817	5,252216

Πίνακας Π.4: Παρουσίαση του δείκτη MAE (W) σε ημερήσια βάση για όλο το έτος που έγινε η πρόβλεψη για τα πέντε εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα.

ΗΜΕΡΟΜΗΝΙΑ	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
1/10/2020	598,51	677,60	605,98	609,96	611,73
2/10/2020	252,50	247,12	213,62	233,10	222,50
3/10/2020	90,70	78,93	66,38	79,23	87,88
4/10/2020	204,71	222,81	207,93	196,07	203,64
5/10/2020	203,67	273,29	179,86	196,02	179,50
6/10/2020	629,30	608,91	624,81	631,98	633,23
7/10/2020	1252,53	1370,00	1233,36	1240,73	1265,51
8/10/2020	132,43	152,95	120,48	128,43	129,33
9/10/2020	546,30	667,05	523,93	533,75	559,80
10/10/2020	320,83	433,48	344,43	321,43	329,02
11/10/2020	1256,35	1256,98	1281,09	1263,84	1259,47
12/10/2020	182,54	188,15	132,34	148,24	184,85
13/10/2020	115,00	174,26	125,48	111,43	122,00
14/10/2020	260,43	460,74	247,93	254,33	276,12
15/10/2020	474,55	610,26	504,69	488,93	484,38
16/10/2020	183,43	253,98	180,83	175,15	183,35
17/10/2020	291,82	238,64	304,56	297,87	278,28
18/10/2020	147,55	129,40	99,90	108,60	128,78
19/10/2020	439,28	510,55	438,90	436,25	443,08
20/10/2020	551,92	620,00	533,62	541,21	535,26
21/10/2020	94,82	93,05	85,08	95,46	98,05
22/10/2020	1054,80	1136,34	1049,54	1055,59	1052,76
23/10/2020	760,28	768,90	743,95	751,53	750,45
24/10/2020	116,03	119,90	102,31	113,77	109,72
25/10/2020	717,32	1143,89	756,03	749,13	776,74
26/10/2020	928,40	882,50	959,78	948,30	958,50
27/10/2020	102,64	115,44	115,44	97,13	101,05
28/10/2020	512,71	594,63	538,08	514,55	521,76
29/10/2020	101,00	90,14	94,56	79,00	95,72
30/10/2020	111,84	134,19	123,68	126,32	141,49
31/10/2020	515,16	526,82	538,68	527,45	529,61
1/11/2020	513,32	542,92	514,86	515,95	528,76
2/11/2020	1074,45	1045,03	1045,84	1053,21	1048,66
3/11/2020	700,29	698,29	680,35	690,47	718,71
4/11/2020	1106,65	1113,81	1155,86	1126,81	1140,16
5/11/2020	936,14	1093,81	965,05	928,08	901,70
6/11/2020	822,84	1099,97	832,22	850,43	868,38
7/11/2020	761,08	1021,69	734,53	755,19	752,89
8/11/2020	770,57	838,00	735,51	751,37	761,69
9/11/2020	476,86	568,46	456,03	461,57	466,26
10/11/2020	877,09	925,35	857,62	859,26	868,44
11/11/2020	153,94	178,31	196,00	170,72	160,72
12/11/2020	1097,31	1453,20	1168,14	1154,71	1165,91
13/11/2020	472,32	575,29	496,44	513,03	516,88
14/11/2020	92,82	74,52	70,33	83,12	89,42
15/11/2020	390,10	394,19	458,19	428,74	433,81
16/11/2020	52,24	96,52	54,52	53,97	49,21
17/11/2020	322,26	284,29	345,38	331,91	319,74
18/11/2020	690,21	718,91	723,03	698,64	686,91

19/11/2020	621,13	643,68	643,16	631,48	642,00
20/11/2020	138,27	113,70	127,36	109,76	87,18
21/11/2020	619,45	601,87	672,10	649,97	629,65
22/11/2020	746,38	837,62	781,76	752,79	711,62
23/11/2020	709,82	972,79	773,76	748,30	691,70
24/11/2020	397,84	419,88	464,75	440,00	425,72
25/11/2020	79,54	94,93	87,18	86,93	77,96
26/11/2020	815,56	963,59	813,00	806,06	862,47
27/11/2020	178,45	180,71	156,32	156,42	95,90
28/11/2020	82,27	136,40	97,43	96,60	80,60
29/11/2020	64,66	28,90	42,38	29,62	52,52
30/11/2020	62,52	58,69	70,59	56,17	52,76
1/12/2020	505,87	543,42	502,42	511,45	483,23
2/12/2020	124,52	76,87	107,74	103,94	46,81
3/12/2020	63,00	35,44	47,67	50,70	61,52
4/12/2020	1490,35	1595,85	1475,30	1440,45	1484,90
5/12/2020	309,06	399,19	291,00	278,53	300,88
6/12/2020	529,87	411,13	462,70	489,33	517,43
7/12/2020	284,41	132,34	256,10	263,79	226,83
8/12/2020	777,23	804,87	785,50	762,80	841,73
9/12/2020	197,68	221,50	191,00	195,86	208,00
10/12/2020	184,46	194,86	178,96	180,86	171,86
11/12/2020	86,44	105,78	93,85	99,04	81,07
12/12/2020	43,93	25,56	34,37	22,44	41,89
13/12/2020	91,86	48,82	70,46	55,43	66,07
14/12/2020	540,40	725,03	572,67	558,40	534,73
15/12/2020	979,48	1198,00	1039,68	1010,97	1015,45
16/12/2020	232,60	311,10	253,40	248,40	246,73
17/12/2020	931,80	1209,93	1001,17	992,97	1001,47
18/12/2020	43,89	46,39	57,14	45,68	47,57
19/12/2020	331,37	654,93	360,83	356,83	341,00
20/12/2020	866,58	916,58	909,03	912,26	927,29
21/12/2020	50,25	68,64	70,39	58,29	58,86
22/12/2020	50,37	48,78	41,96	39,44	53,44
23/12/2020	159,16	151,88	152,44	158,40	157,56
24/12/2020	621,50	646,33	657,73	622,57	586,20
25/12/2020	645,03	846,07	636,07	635,20	656,67
26/12/2020	143,83	128,21	141,86	121,72	92,24
27/12/2020	850,17	978,31	885,83	876,76	887,79
28/12/2020	512,27	407,93	415,33	462,87	483,43
29/12/2020	102,10	36,24	70,48	69,14	43,28
30/12/2020	572,10	659,68	556,10	539,65	612,19
31/12/2020	407,82	318,04	368,46	363,25	344,68
1/1/2021	200,25	114,36	191,39	190,93	138,39
2/1/2021	570,31	783,34	531,66	593,79	610,45
3/1/2021	888,07	734,90	854,97	828,53	908,83
4/1/2021	390,00	500,94	389,00	364,19	374,16
5/1/2021	297,71	239,16	275,45	272,65	226,90
6/1/2021	558,40	607,87	519,17	514,40	447,80
7/1/2021	735,27	687,03	711,93	745,37	824,63
8/1/2021	124,90	73,47	126,17	127,87	87,63
9/1/2021	539,10	289,03	435,45	446,13	534,84
10/1/2021	431,90	406,83	429,40	421,47	417,90
11/1/2021	372,94	415,19	392,10	365,00	338,68

12/1/2021	972,90	1005,67	953,70	966,23	979,57
13/1/2021	223,26	139,94	181,94	187,74	120,06
14/1/2021	118,35	54,55	111,23	126,19	84,42
15/1/2021	237,03	128,55	229,58	246,00	171,48
16/1/2021	253,19	277,96	224,37	237,93	238,67
17/1/2021	308,47	532,44	297,66	278,09	275,44
18/1/2021	234,03	224,09	208,63	195,97	108,56
19/1/2021	182,81	188,97	189,91	180,91	173,94
20/1/2021	36,97	40,23	51,07	41,83	40,47
21/1/2021	632,88	911,71	645,38	625,76	617,74
22/1/2021	788,24	1114,00	878,45	846,85	829,18
23/1/2021	180,24	123,65	177,21	185,97	147,29
24/1/2021	485,31	352,88	459,72	472,88	432,03
25/1/2021	798,48	867,33	767,39	724,88	979,24
26/1/2021	317,70	220,73	295,09	312,88	226,82
27/1/2021	161,47	197,82	153,53	155,44	137,18
28/1/2021	162,73	171,06	175,58	172,06	163,64
29/1/2021	387,69	396,97	396,51	395,57	375,60
30/1/2021	306,47	194,82	286,03	290,41	162,00
31/1/2021	661,54	768,69	602,26	619,63	623,86
1/2/2021	147,15	86,76	132,41	139,79	79,59
2/2/2021	409,97	633,72	418,94	406,25	393,22
3/2/2021	104,67	128,58	109,86	87,94	102,28
4/2/2021	407,00	779,00	415,08	382,33	364,00
5/2/2021	760,61	1022,47	793,11	788,22	807,50
6/2/2021	246,32	182,65	233,74	215,68	209,94
7/2/2021	560,71	427,71	463,77	536,00	628,43
8/2/2021	771,27	995,43	936,38	928,49	829,32
9/2/2021	1013,16	1114,65	983,54	1002,95	1111,89
10/2/2021	827,37	909,79	786,92	646,79	796,21
11/2/2021	1352,38	1257,89	1324,38	1209,76	1143,65
12/2/2021	1032,36	713,77	791,00	896,26	1207,77
13/2/2021	913,56	951,72	865,87	546,74	922,13
14/2/2021	590,35	542,76	602,35	563,00	638,08
15/2/2021	800,14	705,72	817,64	806,64	800,56
16/2/2021	170,46	193,85	179,15	163,49	177,46
17/2/2021	257,03	331,62	268,38	252,03	241,77
18/2/2021	768,10	965,03	804,65	777,25	776,35
19/2/2021	179,79	166,90	179,44	164,38	162,59
20/2/2021	387,20	514,34	406,56	390,76	403,73
21/2/2021	201,74	239,54	204,49	204,31	199,59
22/2/2021	133,82	141,66	114,00	118,37	127,34
23/2/2021	659,33	933,38	698,10	678,00	684,45
24/2/2021	826,80	884,24	815,22	828,78	831,29
25/2/2021	225,43	216,95	179,60	193,45	212,10
26/2/2021	901,76	1161,98	863,41	882,90	877,85
27/2/2021	653,14	960,02	632,33	638,33	631,71
28/2/2021	708,76	1115,12	617,12	662,95	803,21
1/3/2021	395,70	391,20	402,68	405,75	353,33
2/3/2021	284,12	264,76	282,49	270,41	262,44
3/3/2021	221,59	215,77	222,00	204,92	181,92
4/3/2021	337,98	325,71	306,14	305,14	251,24
5/3/2021	335,74	313,09	322,88	323,14	242,51
6/3/2021	456,26	351,21	422,67	431,60	391,91

7/3/2021	737,27	801,02	726,07	753,18	764,23
8/3/2021	341,84	335,86	334,77	320,44	303,02
9/3/2021	640,96	916,82	613,09	629,20	655,82
10/3/2021	190,55	116,71	177,60	152,24	151,14
11/3/2021	779,77	972,68	787,52	775,86	796,61
12/3/2021	931,09	957,57	950,77	939,53	934,11
13/3/2021	453,23	514,55	462,13	457,87	434,68
14/3/2021	975,50	1181,11	964,27	959,80	982,14
15/3/2021	1254,22	1321,59	1289,76	1268,35	1273,07
16/3/2021	347,22	387,89	326,84	323,69	333,24
17/3/2021	726,09	815,30	691,38	691,43	656,60
18/3/2021	321,00	284,98	335,44	302,13	313,11
19/3/2021	1177,38	1340,83	1143,83	1148,60	1201,60
20/3/2021	226,60	222,21	215,85	208,23	198,21
21/3/2021	449,06	499,71	432,94	453,02	431,04
22/3/2021	508,10	769,56	456,21	484,50	493,71
23/3/2021	823,73	989,49	825,37	819,53	819,27
24/3/2021	573,70	651,98	539,80	545,98	552,59
25/3/2021	1044,96	1282,32	1027,52	1030,02	1041,34
26/3/2021	618,73	719,57	635,51	623,12	631,51
27/3/2021	1165,18	1154,18	1136,72	1123,90	1146,32
28/3/2021	322,90	273,22	250,78	275,78	307,16
29/3/2021	939,84	1075,46	910,56	935,94	914,54
30/3/2021	472,68	709,06	454,76	451,90	458,40
31/3/2021	264,38	401,36	253,16	256,00	245,92
1/4/2021	548,00	736,80	490,20	510,38	530,82
2/4/2021	375,28	343,02	386,36	374,50	336,80
3/4/2021	383,88	381,35	389,45	393,35	349,84
4/4/2021	397,73	731,35	372,15	403,88	390,71
5/4/2021	1327,80	1613,00	1488,72	1457,32	1595,50
6/4/2021	1122,19	1200,00	1307,17	1246,13	1281,58
7/4/2021	1400,81	1516,90	1344,19	1285,02	1344,15
8/4/2021	663,08	756,57	624,88	633,18	612,78
9/4/2021	405,54	557,58	389,33	383,58	387,37
10/4/2021	393,13	401,68	393,60	381,81	335,70
11/4/2021	1271,54	1348,76	1296,59	1255,37	1236,15
12/4/2021	1872,96	1840,11	1783,78	1770,24	1834,28
13/4/2021	629,07	1347,52	575,00	574,52	583,54
14/4/2021	798,76	1219,81	752,94	766,93	777,13
15/4/2021	811,52	833,56	782,61	792,63	834,74
16/4/2021	1311,09	1418,13	1254,58	1262,42	1249,22
17/4/2021	603,04	945,61	551,28	535,13	561,50
18/4/2021	829,44	1123,31	780,69	791,85	785,38
19/4/2021	356,32	676,79	321,71	383,71	324,71
20/4/2021	409,33	448,85	412,31	400,05	388,31
21/4/2021	1076,89	1255,23	1059,30	1059,95	1034,09
22/4/2021	510,71	818,55	448,02	491,63	458,84
23/4/2021	439,25	721,53	454,53	436,09	394,40
24/4/2021	676,40	1027,18	690,00	658,65	659,04
25/4/2021	1019,53	1119,02	1006,88	1013,19	1008,91
26/4/2021	635,51	707,30	635,40	641,14	626,49
27/4/2021	470,16	546,09	471,44	465,39	439,60
28/4/2021	486,29	573,38	478,78	469,09	479,33
29/4/2021	408,82	551,31	379,77	402,21	398,79

30/4/2021	854,31	997,90	826,85	843,41	865,98
1/5/2021	1328,53	1332,47	1290,90	1287,41	1314,90
2/5/2021	965,71	1015,20	903,61	908,12	905,27
3/5/2021	498,65	533,40	427,30	452,30	483,88
4/5/2021	599,03	585,84	608,67	590,29	590,00
5/5/2021	1257,65	1452,28	1234,48	1263,43	1251,50
6/5/2021	762,68	802,90	698,00	725,28	730,52
7/5/2021	1300,36	1390,81	1281,78	1283,92	1299,10
8/5/2021	261,77	227,72	228,30	229,44	227,81
9/5/2021	837,03	989,54	836,21	832,75	847,74
10/5/2021	1442,67	1461,77	1424,32	1417,53	1425,30
11/5/2021	869,18	790,10	845,57	844,65	844,50
12/5/2021	983,36	1061,75	952,46	973,61	989,39
13/5/2021	433,74	507,17	434,98	431,81	437,81
14/5/2021	445,78	354,20	378,81	405,73	425,56
15/5/2021	358,61	380,86	324,98	329,98	337,46
16/5/2021	1043,81	1231,34	1045,23	1074,08	1070,15
17/5/2021	640,93	702,39	630,70	626,62	637,72
18/5/2021	795,71	845,77	818,55	796,71	799,98
19/5/2021	771,02	812,23	763,33	764,02	768,93
20/5/2021	455,25	436,62	401,10	422,03	443,52
21/5/2021	541,55	519,60	481,40	500,33	513,27
22/5/2021	434,19	368,00	387,37	402,88	411,15
23/5/2021	773,15	749,56	700,06	736,06	761,23
24/5/2021	768,10	928,42	729,00	746,48	738,48
25/5/2021	458,29	483,48	437,08	433,52	464,44
26/5/2021	680,89	674,52	652,66	656,15	662,24
27/5/2021	610,24	664,89	592,08	603,87	612,43
28/5/2021	456,75	556,42	452,14	460,72	473,11
29/5/2021	964,73	1019,75	949,65	958,30	973,08
30/5/2021	470,05	626,52	476,83	489,41	463,83
31/5/2021	487,71	604,03	484,44	485,40	453,11
1/6/2021	457,42	718,14	459,02	437,36	440,45
2/6/2021	606,82	784,82	565,02	554,40	587,50
3/6/2021	615,31	705,17	620,38	620,75	625,97
4/6/2021	375,58	407,54	365,80	365,34	362,40
5/6/2021	911,59	1068,38	856,75	867,92	904,35
6/6/2021	694,82	818,60	726,92	731,68	746,11
7/6/2021	670,73	708,50	660,55	673,05	654,50
8/6/2021	668,74	770,69	686,69	670,74	690,43
9/6/2021	341,69	571,08	363,03	339,55	380,46
10/6/2021	579,82	594,00	560,69	575,00	571,31
11/6/2021	822,34	1021,08	820,51	835,94	850,54
12/6/2021	1229,37	1265,68	1224,42	1222,60	1253,31
13/6/2021	377,05	780,36	385,29	368,52	370,14
14/6/2021	777,69	976,37	782,38	788,74	791,94
15/6/2021	673,69	791,10	692,51	677,45	687,39
16/6/2021	504,22	705,27	491,39	497,77	530,77
17/6/2021	235,22	264,81	265,73	257,36	262,67
18/6/2021	138,21	103,30	91,95	108,73	127,61
19/6/2021	246,05	254,21	226,26	246,29	242,45
20/6/2021	235,83	235,23	209,11	224,23	218,63
21/6/2021	525,22	510,46	508,85	530,48	511,85
22/6/2021	555,78	679,15	556,84	547,57	542,31

23/6/2021	662,38	675,70	667,24	657,89	670,79
24/6/2021	621,29	609,17	628,20	619,85	627,22
25/6/2021	496,06	616,36	497,94	498,83	502,25
26/6/2021	780,08	892,92	778,11	792,68	790,73
27/6/2021	362,43	454,83	379,11	378,97	388,86
28/6/2021	123,41	168,93	144,31	157,10	175,30
29/6/2021	243,48	295,00	257,68	252,12	264,35
30/6/2021	362,21	370,78	328,87	353,65	351,32
1/7/2021	794,63	852,58	812,88	808,52	804,37
2/7/2021	623,72	775,91	617,14	611,17	626,02
3/7/2021	271,08	331,66	275,22	286,06	275,34
4/7/2021	677,23	739,14	679,92	671,63	669,06
5/7/2021	996,02	946,77	1005,21	1002,98	1003,33
6/7/2021	710,14	709,57	700,88	695,51	691,17
7/7/2021	824,91	811,11	815,33	822,84	829,05
8/7/2021	393,33	563,20	394,84	401,28	399,83
9/7/2021	354,32	493,56	339,65	360,17	369,65
10/7/2021	368,50	422,23	356,41	362,61	373,20
11/7/2021	402,56	514,49	401,05	395,62	410,73
12/7/2021	438,89	507,10	464,62	463,90	476,67
13/7/2021	709,43	744,98	702,11	701,86	691,08
14/7/2021	521,76	733,22	553,25	543,10	552,14
15/7/2021	309,45	350,31	309,42	301,94	304,16
16/7/2021	475,38	589,03	470,44	480,86	452,95
17/7/2021	280,05	446,43	272,14	256,67	280,03
18/7/2021	288,95	548,78	298,65	297,81	263,35
19/7/2021	778,02	930,57	801,11	804,95	784,24
20/7/2021	616,41	754,16	610,91	601,41	614,47
21/7/2021	600,69	776,77	587,95	591,11	614,98
22/7/2021	644,66	928,27	636,24	626,98	647,87
23/7/2021	270,55	381,06	252,42	259,00	271,87
24/7/2021	377,21	454,39	383,90	382,58	385,82
25/7/2021	359,84	400,05	336,97	335,95	347,57
26/7/2021	437,13	564,47	464,44	463,35	454,56
27/7/2021	337,34	390,80	310,80	330,95	320,92
28/7/2021	645,93	738,83	635,28	644,37	630,10
29/7/2021	960,75	1119,10	978,38	970,98	977,36
30/7/2021	597,50	602,21	604,80	592,61	598,13
31/7/2021	752,46	881,08	747,76	752,05	759,22
1/8/2021	213,68	288,22	226,23	226,32	233,58
2/8/2021	637,81	740,81	669,19	655,12	651,72
3/8/2021	511,77	607,12	534,93	530,02	533,27
4/8/2021	673,33	820,33	701,18	675,87	708,42
5/8/2021	599,07	662,17	626,22	608,22	619,13
6/8/2021	1214,17	1112,75	1211,58	1214,20	1213,31
7/8/2021	631,27	752,75	641,17	646,98	642,22
8/8/2021	462,75	523,20	467,83	465,86	466,41
9/8/2021	748,38	835,36	721,07	737,74	734,33
10/8/2021	689,10	787,22	707,95	672,14	673,86
11/8/2021	863,36	1050,84	862,24	867,91	880,29
12/8/2021	437,80	433,71	436,12	440,42	416,97
13/8/2021	409,21	605,72	415,05	409,21	412,90
14/8/2021	932,75	1037,74	924,91	925,63	917,14
15/8/2021	1272,51	1351,18	1279,46	1268,91	1274,07

16/8/2021	370,20	394,41	362,36	371,68	367,13
17/8/2021	180,89	192,75	175,18	181,45	180,36
18/8/2021	855,96	931,82	866,96	863,55	851,21
19/8/2021	760,22	791,71	752,85	761,89	767,49
20/8/2021	193,39	236,14	159,50	178,09	162,93
21/8/2021	231,44	236,22	252,96	239,31	251,51
22/8/2021	466,25	480,07	485,75	481,13	484,80
23/8/2021	406,73	449,96	402,38	396,89	411,00
24/8/2021	1034,75	1081,96	1041,88	1027,23	1030,20
25/8/2021	277,89	315,13	271,87	275,38	276,64
26/8/2021	201,83	277,09	201,08	198,51	203,32
27/8/2021	182,89	357,44	175,46	172,78	170,63
28/8/2021	424,26	484,31	425,78	427,07	423,72
29/8/2021	175,76	203,81	179,15	178,13	176,80
30/8/2021	65,81	111,21	81,04	85,77	107,56
31/8/2021	126,86	195,41	133,63	133,80	134,78
1/9/2021	108,98	160,96	108,29	109,65	101,41
2/9/2021	132,71	195,48	113,81	123,87	127,92
3/9/2021	600,15	681,77	581,12	580,46	562,00
4/9/2021	232,46	177,90	216,63	213,65	226,17
5/9/2021	711,17	1128,34	730,15	720,17	697,45
6/9/2021	503,25	575,27	505,02	514,75	523,29
7/9/2021	654,98	787,13	643,33	663,75	695,27
8/9/2021	616,67	862,65	611,84	629,53	661,06
9/9/2021	857,14	975,53	854,37	859,37	869,53
10/9/2021	464,78	486,55	443,71	444,53	444,08
11/9/2021	817,52	825,96	807,80	799,56	789,24
12/9/2021	260,38	452,90	256,44	244,62	249,68
13/9/2021	426,39	518,12	404,78	406,80	400,10
14/9/2021	55,53	68,76	55,94	66,69	69,57
15/9/2021	857,71	947,57	861,71	857,59	863,96
16/9/2021	805,27	882,29	801,41	801,98	823,22
17/9/2021	919,39	926,90	935,06	917,78	923,59
18/9/2021	787,86	900,94	813,37	810,88	768,61
19/9/2021	261,33	322,38	243,48	254,65	242,23
20/9/2021	146,10	196,25	126,06	130,83	146,69
21/9/2021	819,48	830,13	813,75	815,69	801,40
22/9/2021	1161,88	1314,17	1149,00	1163,10	1131,21
23/9/2021	1609,54	1455,00	1601,21	1583,54	1594,44
24/9/2021	703,92	967,27	727,33	719,04	703,60
25/9/2021	303,30	409,63	272,41	272,74	264,28
26/9/2021	916,96	900,17	896,94	893,00	899,32
27/9/2021	1168,89	1095,83	1146,48	1145,93	1158,26
28/9/2021	846,47	818,24	819,84	829,22	829,62
29/9/2021	1582,85	1666,98	1605,17	1587,91	1594,02
30/9/2021	202,75	190,17	164,50	171,42	191,22

Πίνακας Π.5: Παρουσίαση του δείκτη nRMSE (%) σε ημερήσια βάση για όλο το έτος που έγινε η πρόβλεψη για τα πέντε εφαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα.

ΗΜΕΡΟΜΗΝΙΑ	FFB_N1	GN_N2	NARX_N3	RNN_N4	FFB2_N5
1/10/2020	10,40	12,59	10,38	10,45	10,69
2/10/2020	8,65	9,35	7,96	8,34	8,02
3/10/2020	4,50	4,57	3,48	4,09	4,15
4/10/2020	9,65	10,43	9,21	9,21	9,24
5/10/2020	5,73	8,74	5,27	5,50	5,26
6/10/2020	10,04	10,16	10,03	10,11	10,10
7/10/2020	14,44	15,02	13,98	14,28	14,28
8/10/2020	6,95	8,18	6,27	6,42	6,54
9/10/2020	11,51	13,19	11,26	11,36	12,01
10/10/2020	12,80	15,65	13,15	13,03	13,08
11/10/2020	20,14	21,08	20,53	20,35	20,27
12/10/2020	4,47	5,16	3,31	3,70	4,58
13/10/2020	4,62	6,54	4,60	4,46	4,84
14/10/2020	5,44	9,44	5,06	5,25	5,75
15/10/2020	8,61	11,31	8,84	8,70	9,02
16/10/2020	4,52	6,17	4,68	4,59	4,91
17/10/2020	10,01	7,00	10,09	9,95	9,43
18/10/2020	4,62	5,29	3,26	3,56	4,15
19/10/2020	9,31	10,21	9,15	9,15	9,09
20/10/2020	10,38	13,11	9,92	10,10	10,07
21/10/2020	6,06	6,90	5,67	6,02	5,81
22/10/2020	13,25	13,64	13,18	13,29	13,22
23/10/2020	17,43	16,74	17,16	17,25	17,05
24/10/2020	5,13	5,20	4,34	4,82	4,71
25/10/2020	7,75	12,76	8,15	8,01	8,30
26/10/2020	17,95	17,65	18,06	17,95	18,17
27/10/2020	5,65	7,28	6,11	5,32	5,54
28/10/2020	7,85	8,80	8,10	7,82	7,97
29/10/2020	6,72	6,93	6,31	5,57	6,23
30/10/2020	8,35	9,14	8,83	8,87	9,44
31/10/2020	19,95	20,60	20,99	20,39	20,10
1/11/2020	17,52	19,77	16,82	17,20	17,28
2/11/2020	18,95	17,48	18,49	18,66	18,65
3/11/2020	16,98	16,64	16,69	17,14	17,61
4/11/2020	11,54	11,17	11,73	11,52	11,65
5/11/2020	12,98	15,13	13,22	12,89	12,74
6/11/2020	7,78	11,08	7,69	7,87	7,90
7/11/2020	8,61	12,71	8,24	8,63	8,62
8/11/2020	12,95	14,45	12,42	12,65	12,78
9/11/2020	12,06	15,40	11,94	12,05	12,10
10/11/2020	12,45	13,13	12,05	12,16	12,27
11/11/2020	5,36	6,25	6,45	5,72	5,52
12/11/2020	11,72	14,92	12,19	12,02	12,02
13/11/2020	7,31	9,31	7,57	7,82	8,10
14/11/2020	8,11	8,14	6,62	7,48	6,98
15/11/2020	7,13	7,62	8,22	7,74	7,80
16/11/2020	2,99	5,14	3,07	3,25	2,95
17/11/2020	11,99	10,01	12,21	12,01	11,66
18/11/2020	15,42	16,26	16,12	15,72	15,40

19/11/2020	25,51	25,85	25,91	25,61	26,26
20/11/2020	8,32	6,87	7,98	7,34	5,90
21/11/2020	17,60	17,97	18,41	17,98	17,66
22/11/2020	12,40	13,39	12,73	12,46	11,97
23/11/2020	9,23	11,89	9,54	9,27	9,07
24/11/2020	17,33	19,14	18,67	17,96	17,99
25/11/2020	5,31	6,64	5,86	5,82	5,36
26/11/2020	18,35	20,90	18,36	18,19	18,78
27/11/2020	11,20	15,51	9,93	10,21	6,14
28/11/2020	5,19	8,29	5,51	5,11	5,78
29/11/2020	7,50	3,88	5,00	3,65	6,32
30/11/2020	6,11	5,98	6,38	5,51	5,33
1/12/2020	15,31	15,38	15,63	15,46	15,33
2/12/2020	8,98	5,87	7,87	7,77	3,48
3/12/2020	9,79	5,64	7,34	8,03	9,07
4/12/2020	1366,18	1501,66	1381,34	1348,54	1364,13
5/12/2020	12,38	16,41	12,45	12,22	13,75
6/12/2020	34,73	29,90	30,33	32,40	37,20
7/12/2020	20,53	12,44	18,53	18,97	16,36
8/12/2020	9,98	10,01	11,02	10,22	10,58
9/12/2020	6,80	6,73	6,64	7,08	7,36
10/12/2020	56,55	68,26	56,91	56,33	58,24
11/12/2020	6,37	8,62	6,22	6,62	6,16
12/12/2020	7,42	4,69	6,78	4,53	7,11
13/12/2020	8,81	6,79	7,53	6,69	7,17
14/12/2020	8,28	11,47	8,60	8,39	8,23
15/12/2020	18,09	20,19	18,74	18,37	18,19
16/12/2020	4,83	5,97	4,95	4,88	5,09
17/12/2020	13,89	15,75	14,29	14,06	14,25
18/12/2020	6,26	6,79	6,87	6,13	6,30
19/12/2020	6,99	15,96	7,57	7,39	7,20
20/12/2020	14,54	14,86	14,76	14,68	14,91
21/12/2020	6,72	8,23	7,82	7,42	7,18
22/12/2020	4,31	4,04	4,23	3,57	4,64
23/12/2020	7,84	7,59	7,22	7,67	7,77
24/12/2020	13,49	14,21	14,45	13,44	13,29
25/12/2020	13,88	19,27	14,12	13,64	14,13
26/12/2020	10,56	13,94	10,29	10,27	9,12
27/12/2020	17,14	18,65	17,27	17,17	17,44
28/12/2020	19,15	17,40	15,18	17,73	20,23
29/12/2020	14,14	5,75	10,26	11,15	6,56
30/12/2020	9,53	11,91	9,17	9,10	10,20
31/12/2020	35,17	28,34	32,96	32,29	29,28
1/1/2021	17,69	12,99	17,53	17,82	13,09
2/1/2021	8,87	15,01	8,60	8,97	9,39
3/1/2021	16,62	16,24	16,33	16,13	17,43
4/1/2021	17,48	22,82	18,24	17,32	17,51
5/1/2021	19,78	17,68	19,45	19,66	18,25
6/1/2021	23,42	24,13	23,16	22,80	22,91
7/1/2021	10,76	10,85	10,81	10,85	11,79
8/1/2021	12,85	10,03	13,35	13,65	9,55
9/1/2021	27,97	18,14	22,67	23,43	28,07
10/1/2021	11,07	11,23	10,73	11,06	11,71
11/1/2021	11,73	13,71	12,44	11,97	11,26

12/1/2021	18,74	19,03	18,78	18,81	19,13
13/1/2021	11,66	10,68	9,83	10,09	8,23
14/1/2021	14,41	6,89	14,49	15,94	10,22
15/1/2021	15,03	10,54	14,37	15,41	11,53
16/1/2021	25,58	33,72	23,78	25,00	26,71
17/1/2021	4,44	7,77	4,49	4,45	4,27
18/1/2021	8,49	10,35	7,51	7,34	4,50
19/1/2021	17,65	17,00	18,46	17,90	16,85
20/1/2021	5,04	5,26	6,12	5,43	5,29
21/1/2021	17,29	24,29	17,43	17,47	17,28
22/1/2021	10,14	11,59	10,37	10,27	10,15
23/1/2021	16,03	12,27	15,87	16,82	13,18
24/1/2021	35,86	26,82	34,01	34,53	33,33
25/1/2021	8,46	9,51	8,97	8,06	9,87
26/1/2021	16,64	14,53	15,37	16,21	12,10
27/1/2021	4,39	5,93	4,38	4,49	3,75
28/1/2021	8,06	8,31	8,53	8,49	8,30
29/1/2021	9,45	10,04	9,47	9,46	9,34
30/1/2021	16,67	16,22	15,79	16,16	8,92
31/1/2021	13,37	16,44	11,94	12,05	13,55
1/2/2021	9,19	6,67	8,47	8,82	5,43
2/2/2021	13,07	19,80	12,91	12,86	12,82
3/2/2021	5,90	6,95	6,19	5,52	5,94
4/2/2021	6,77	14,13	6,99	6,53	5,90
5/2/2021	10,25	12,22	10,31	10,34	10,52
6/2/2021	11,29	9,99	11,04	10,44	10,14
7/2/2021	21,38	19,78	16,68	19,71	25,72
8/2/2021	73,77	97,08	89,05	86,52	78,23
9/2/2021	19,95	22,44	18,78	18,86	21,46
10/2/2021	8,20	8,94	7,60	6,54	8,27
11/2/2021	11,55	11,02	11,79	10,90	10,26
12/2/2021	19,21	14,82	14,42	16,69	22,98
13/2/2021	7,35	8,54	7,32	5,36	7,86
14/2/2021	12,97	14,12	12,86	12,39	15,02
15/2/2021	16,07	14,67	16,29	16,18	16,06
16/2/2021	12,21	13,40	12,26	12,06	12,25
17/2/2021	7,55	10,83	7,90	7,59	7,15
18/2/2021	14,89	18,92	15,29	14,98	14,94
19/2/2021	5,96	7,45	5,90	5,71	5,68
20/2/2021	5,52	7,13	5,56	5,51	5,89
21/2/2021	5,71	6,54	5,52	5,66	5,78
22/2/2021	6,00	6,98	5,20	5,24	5,79
23/2/2021	9,24	10,95	9,60	9,39	9,27
24/2/2021	10,65	11,71	10,53	10,62	10,53
25/2/2021	5,24	6,29	4,22	4,70	4,93
26/2/2021	7,84	9,30	7,78	7,80	7,72
27/2/2021	5,20	8,69	5,27	5,15	5,19
28/2/2021	5,33	8,53	4,82	5,07	5,95
1/3/2021	8,61	10,29	8,72	8,84	8,29
2/3/2021	8,31	9,21	8,36	8,09	8,38
3/3/2021	5,86	6,72	5,94	5,65	5,09
4/3/2021	10,22	13,08	9,49	9,67	8,64
5/3/2021	7,94	9,17	7,71	7,82	6,21
6/3/2021	12,53	11,18	11,52	12,05	11,76

7/3/2021	9,80	12,71	9,80	10,06	10,46
8/3/2021	9,21	10,40	9,32	9,09	8,79
9/3/2021	7,15	9,00	7,04	7,06	7,14
10/3/2021	11,50	7,68	11,05	9,66	9,08
11/3/2021	11,52	13,52	11,63	11,57	11,58
12/3/2021	14,05	15,50	14,00	13,95	14,04
13/3/2021	11,21	12,60	11,63	11,61	11,15
14/3/2021	11,37	13,65	11,15	11,16	11,00
15/3/2021	16,64	17,95	16,88	16,80	16,66
16/3/2021	10,61	12,61	10,23	10,24	10,46
17/3/2021	8,61	10,84	8,24	8,37	8,36
18/3/2021	10,45	10,78	11,03	10,26	10,55
19/3/2021	9,19	10,55	9,15	9,12	9,39
20/3/2021	5,71	6,30	5,38	5,36	5,14
21/3/2021	11,57	12,76	11,49	11,95	11,34
22/3/2021	10,22	16,71	9,83	10,02	10,29
23/3/2021	10,63	12,05	10,74	10,70	10,68
24/3/2021	10,18	11,95	10,02	9,98	10,12
25/3/2021	11,92	13,80	11,88	11,79	11,82
26/3/2021	12,98	16,00	13,23	13,10	13,03
27/3/2021	12,84	13,05	12,75	12,71	12,94
28/3/2021	7,96	7,23	6,45	7,14	7,74
29/3/2021	8,68	9,79	8,50	8,84	8,53
30/3/2021	3,63	5,98	3,61	3,53	3,51
31/3/2021	3,67	6,80	3,47	3,55	3,46
1/4/2021	5,95	8,37	5,44	5,66	6,03
2/4/2021	8,13	8,83	8,47	8,47	7,34
3/4/2021	8,47	9,19	8,65	9,04	7,69
4/4/2021	3,00	5,68	2,71	2,89	2,93
5/4/2021	10,55	13,13	11,11	10,96	12,10
6/4/2021	10,61	11,58	11,70	11,22	11,69
7/4/2021	13,53	14,49	12,68	12,45	12,74
8/4/2021	9,88	12,93	9,62	9,75	9,66
9/4/2021	11,06	16,42	10,89	10,95	11,08
10/4/2021	9,94	11,27	10,00	9,79	8,72
11/4/2021	11,10	12,59	11,38	11,05	11,30
12/4/2021	15,86	15,81	15,08	15,20	15,99
13/4/2021	5,19	12,25	4,95	4,93	4,97
14/4/2021	7,86	13,33	7,48	7,61	7,86
15/4/2021	13,87	14,57	13,79	13,92	14,32
16/4/2021	12,27	14,26	11,78	11,83	11,87
17/4/2021	4,96	8,65	4,92	4,81	5,04
18/4/2021	5,67	8,32	5,36	5,36	5,45
19/4/2021	2,74	7,78	2,51	2,90	2,46
20/4/2021	5,98	6,29	5,84	5,68	5,75
21/4/2021	9,82	11,22	9,72	9,79	9,63
22/4/2021	3,39	5,51	3,28	3,20	3,23
23/4/2021	3,04	6,01	3,15	3,03	2,86
24/4/2021	5,70	9,83	5,80	5,44	5,52
25/4/2021	13,32	14,72	13,32	13,43	13,47
26/4/2021	5,58	6,71	5,51	5,54	5,54
27/4/2021	6,17	7,31	6,10	6,06	6,02
28/4/2021	5,85	6,99	5,80	5,63	5,56
29/4/2021	6,25	8,96	5,86	6,12	6,21

30/4/2021	9,75	11,65	9,64	9,66	10,03
1/5/2021	14,29	14,33	14,23	14,17	14,44
2/5/2021	10,57	11,74	10,13	10,28	10,30
3/5/2021	9,69	11,46	8,46	9,01	9,58
4/5/2021	16,27	16,74	16,38	16,24	16,01
5/5/2021	17,54	19,96	17,53	17,83	17,83
6/5/2021	8,76	9,64	8,01	8,30	8,64
7/5/2021	13,51	14,03	13,21	13,28	13,49
8/5/2021	11,06	10,07	10,10	9,93	9,78
9/5/2021	11,00	12,89	11,08	10,97	11,11
10/5/2021	14,38	14,66	14,27	14,21	14,25
11/5/2021	11,89	12,03	11,63	11,54	11,54
12/5/2021	14,80	15,38	14,32	14,60	14,74
13/5/2021	7,35	8,23	7,41	7,38	7,29
14/5/2021	10,22	8,08	9,17	9,68	9,85
15/5/2021	9,27	10,16	8,33	8,65	8,79
16/5/2021	10,97	12,78	10,85	11,17	11,24
17/5/2021	8,63	9,43	8,57	8,43	8,44
18/5/2021	7,74	8,66	8,04	7,70	7,67
19/5/2021	9,24	9,29	9,21	9,27	9,18
20/5/2021	9,91	10,26	8,69	9,22	9,69
21/5/2021	13,20	12,66	11,91	12,48	12,61
22/5/2021	9,67	8,84	8,74	9,14	9,26
23/5/2021	9,30	9,98	8,52	8,88	9,03
24/5/2021	8,81	10,46	8,47	8,64	8,53
25/5/2021	9,42	12,78	9,37	9,21	9,63
26/5/2021	12,28	11,85	11,92	12,01	11,97
27/5/2021	9,83	10,45	9,78	9,87	10,01
28/5/2021	5,97	7,65	6,04	6,08	6,23
29/5/2021	8,14	8,92	8,10	8,09	8,21
30/5/2021	3,32	4,75	3,37	3,33	3,32
31/5/2021	3,46	4,83	3,43	3,37	3,40
1/6/2021	3,36	7,58	3,37	3,24	3,29
2/6/2021	4,53	7,55	4,28	4,21	4,45
3/6/2021	8,46	9,05	8,57	8,54	8,63
4/6/2021	7,55	8,66	7,67	7,44	7,45
5/6/2021	8,44	9,49	8,23	8,27	8,26
6/6/2021	7,73	9,34	8,03	8,07	8,15
7/6/2021	8,46	8,31	8,50	8,50	8,52
8/6/2021	5,75	7,21	5,91	5,82	5,92
9/6/2021	2,57	5,08	2,67	2,56	2,74
10/6/2021	8,06	8,80	8,08	8,10	8,21
11/6/2021	11,61	13,94	11,80	11,88	11,94
12/6/2021	14,07	13,39	13,96	13,98	14,11
13/6/2021	2,81	7,20	2,85	2,77	2,90
14/6/2021	10,30	13,27	10,55	10,52	10,69
15/6/2021	7,67	8,94	7,78	7,71	7,71
16/6/2021	6,38	8,19	6,25	6,30	6,49
17/6/2021	6,79	7,20	7,27	7,08	7,20
18/6/2021	9,03	7,42	6,80	7,50	8,45
19/6/2021	8,24	8,76	7,79	8,26	8,06
20/6/2021	7,20	8,38	6,80	7,09	6,89
21/6/2021	9,00	9,46	8,94	9,14	8,78
22/6/2021	7,51	9,03	7,47	7,35	7,31

23/6/2021	6,79	7,06	6,79	6,64	6,68
24/6/2021	6,85	7,40	6,89	6,85	6,98
25/6/2021	8,12	10,35	8,15	8,12	8,22
26/6/2021	11,62	13,40	11,78	11,81	11,83
27/6/2021	7,39	9,35	7,45	7,28	7,62
28/6/2021	5,71	8,82	6,84	7,13	7,94
29/6/2021	6,10	7,44	6,43	6,12	6,35
30/6/2021	8,96	9,93	8,57	8,92	8,91
1/7/2021	9,82	10,58	10,14	9,96	9,97
2/7/2021	9,76	12,14	9,78	9,77	9,88
3/7/2021	6,18	7,88	6,06	6,33	6,20
4/7/2021	10,57	11,09	10,50	10,41	10,43
5/7/2021	11,03	10,72	11,17	11,09	11,08
6/7/2021	12,62	12,22	12,68	12,44	12,44
7/7/2021	15,06	14,51	14,93	14,94	15,00
8/7/2021	8,94	12,92	9,13	9,06	9,05
9/7/2021	6,02	8,28	5,78	6,15	6,20
10/7/2021	5,87	8,42	5,74	5,85	6,07
11/7/2021	7,49	10,75	7,48	7,48	7,52
12/7/2021	7,90	8,57	8,03	8,00	8,05
13/7/2021	10,54	11,21	10,57	10,52	10,42
14/7/2021	12,90	15,67	13,09	13,05	13,12
15/7/2021	6,95	7,42	6,91	6,76	6,91
16/7/2021	3,67	5,08	3,68	3,67	3,61
17/7/2021	2,04	3,81	2,01	1,94	2,08
18/7/2021	2,19	4,75	2,20	2,24	2,08
19/7/2021	8,89	10,11	9,10	9,16	8,99
20/7/2021	8,68	10,52	8,94	8,80	8,98
21/7/2021	7,71	9,96	7,62	7,68	7,88
22/7/2021	7,14	9,51	6,97	6,95	7,01
23/7/2021	6,12	7,56	5,73	5,97	6,18
24/7/2021	4,74	5,87	4,88	4,80	4,81
25/7/2021	7,92	10,55	7,70	7,79	8,01
26/7/2021	7,34	9,06	8,08	7,99	7,65
27/7/2021	6,65	8,17	6,42	6,68	6,56
28/7/2021	8,90	10,14	8,94	8,94	8,86
29/7/2021	12,25	12,94	12,32	12,31	12,25
30/7/2021	13,94	12,84	14,09	14,05	13,87
31/7/2021	13,23	15,32	13,10	13,13	13,17
1/8/2021	4,48	6,11	4,68	4,66	4,78
2/8/2021	10,60	11,80	10,84	10,84	10,62
3/8/2021	8,69	9,98	8,93	8,94	8,78
4/8/2021	7,71	9,43	7,85	7,64	7,83
5/8/2021	10,90	10,41	10,75	10,83	10,91
6/8/2021	16,15	14,75	15,99	16,05	15,95
7/8/2021	10,47	11,59	10,57	10,61	10,46
8/8/2021	10,37	11,80	10,28	10,29	10,27
9/8/2021	12,87	13,81	12,77	12,84	12,82
10/8/2021	8,64	10,00	8,77	8,58	8,45
11/8/2021	10,21	12,21	10,01	10,03	10,08
12/8/2021	8,24	7,74	8,30	8,32	8,00
13/8/2021	7,89	10,49	8,03	7,89	7,79
14/8/2021	15,27	17,50	15,15	15,11	15,07
15/8/2021	17,71	18,42	17,61	17,53	17,63

16/8/2021	7,51	8,87	7,48	7,60	7,56
17/8/2021	5,16	5,75	5,25	5,37	5,18
18/8/2021	12,65	12,57	12,69	12,65	12,52
19/8/2021	17,50	16,57	17,27	17,34	17,44
20/8/2021	4,39	5,67	3,96	4,23	4,05
21/8/2021	7,58	7,54	7,94	7,63	7,93
22/8/2021	14,00	13,45	14,16	14,16	14,06
23/8/2021	7,25	7,68	7,05	7,06	7,24
24/8/2021	12,45	12,23	12,53	12,34	12,43
25/8/2021	6,69	8,04	6,60	6,71	6,61
26/8/2021	5,36	8,29	5,37	5,35	5,46
27/8/2021	6,01	9,22	5,87	5,77	5,97
28/8/2021	10,31	11,27	10,21	10,22	10,35
29/8/2021	4,69	5,24	4,67	4,60	4,58
30/8/2021	3,02	5,19	3,71	3,89	4,67
31/8/2021	3,55	5,53	3,83	3,80	3,80
1/9/2021	2,99	4,96	3,09	3,07	2,86
2/9/2021	3,69	5,40	3,52	3,75	3,66
3/9/2021	10,95	11,72	10,81	10,83	10,65
4/9/2021	5,78	3,32	5,19	5,23	5,64
5/9/2021	7,28	11,24	7,35	7,32	7,18
6/9/2021	5,38	5,75	5,27	5,34	5,54
7/9/2021	4,89	6,63	4,79	4,91	5,11
8/9/2021	4,67	7,01	4,60	4,66	4,77
9/9/2021	14,90	16,59	14,73	14,74	14,99
10/9/2021	10,00	10,89	9,96	9,91	9,85
11/9/2021	13,90	14,75	13,83	13,82	13,70
12/9/2021	2,67	4,48	2,59	2,54	2,55
13/9/2021	7,30	7,45	6,90	7,00	7,06
14/9/2021	4,48	5,81	5,19	5,64	6,11
15/9/2021	16,64	18,22	16,68	16,67	16,80
16/9/2021	10,24	10,93	10,08	10,10	10,25
17/9/2021	11,58	11,02	11,54	11,43	11,52
18/9/2021	12,24	13,02	12,51	12,36	12,03
19/9/2021	7,39	9,17	7,16	7,28	6,96
20/9/2021	4,33	7,37	3,99	4,15	4,38
21/9/2021	8,22	8,53	8,16	8,17	7,98
22/9/2021	12,44	13,32	12,45	12,46	12,20
23/9/2021	16,91	15,26	16,82	16,73	16,76
24/9/2021	6,48	8,91	6,65	6,48	6,45
25/9/2021	8,02	11,63	8,06	7,82	8,15
26/9/2021	15,70	15,04	15,41	15,34	15,41
27/9/2021	14,70	14,04	14,44	14,45	14,55
28/9/2021	15,18	14,71	14,67	15,06	14,95
29/9/2021	16,71	16,73	16,77	16,67	16,69
30/9/2021	6,25	6,09	5,67	5,80	5,88