

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ



ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Ανάπτυξη Τεχνικών Μηχανικής Μάθησης για τη
Διαστασιολόγηση Ηλιακών Θερμικών Συστημάτων**

ΣΟΥΡΓΟΥΤΣΙΔΗΣ ΜΙΧΑΗΛ

ΑΕΜ: 2320

Επιβλέπων Καθηγητής:

ΠΑΝΑΡΑΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ

ΚΟΖΑΝΗ, ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ 2024



ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Ανάπτυξη Τεχνικών Μηχανικής Μάθησης για τη
Διαστασιολόγηση Ηλιακών Θερμικών Συστημάτων**

ΣΟΥΡΓΟΥΤΣΙΔΗΣ ΜΙΧΑΗΛ

ΑΕΜ: 2320

Επιβλέπων Καθηγητής:

ΠΑΝΑΡΑΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ

ΚΟΖΑΝΗ, ΟΚΤΩΒΡΙΟΣ 2024

Περίληψη

Η εκτίμηση της παραγόμενης θερμικής ενέργειας σε ηλιακά θερμικά συστήματα είναι σημαντική για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης μίας ηλιακή εφαρμογής. Οι παραδοσιακές μέθοδοι, όπως η μέθοδος f-chart, συχνά αποτυγχάνουν να λάβουν υπόψη την πολυπλοκότητα των σύγχρονων συστημάτων, ιδίως αυτών που ενσωματώνουν προηγμένα συστήματα ελέγχου βοηθητικών πηγών θέρμανσης, ενώ παράλληλα εμφανίζουν περιορισμούς στην εφαρμογή τους σε σχέσης με το επίπεδο της θερμοκρασιακής στάθμης που χαρακτηρίζει την χρήση. Η παρούσα διπλωματική εργασία αντιμετωπίζει αυτούς τους περιορισμούς μέσω της ανάπτυξης ισχυρών προγνωστικών μοντέλων με χρήση προηγμένων τεχνικών παλινδρόμησης και μεθόδων μηχανικής μάθησης.

Ένα δυναμικό ηλιακό θερμικό σύστημα, με στρωματοποιημένη δεξαμενή αποθήκευσης, προσομοιώθηκε ώστε να ενσωματώσει τόσο έναν ηλιακό συλλέκτη όσο και μία βοηθητική αντλία θερμότητας. Χρησιμοποιήθηκαν μετεωρολογικά δεδομένα που αφορούν την Αθήνα, Ελλάδα, μέσω του μοντέλου SARAH-2 για την ηλιακή ακτινοβολία και παλινδρόμηση Fourier για τη μοντελοποίηση της διακύμανσης της θερμοκρασίας του νερού. Οι κύριες παράμετροι που μεταβλήθηκαν στις προσομοιώσεις περιλάμβαναν την επιφάνεια του συλλέκτη, την οπτική απόδοση (η_0) και τους συντελεστές θερμικών απωλειών (a_1 και a_2), καλύπτοντας ένα ευρύ φάσμα συνθηκών που σχετίζονται με οικιακές εφαρμογές.

Για την εξασφάλιση ακριβών προβλέψεων του ηλιακού κλάσματος, εφαρμόστηκαν πολλαπλές μεθοδολογίες μοντελοποίησης, όπως η μη γραμμική παλινδρόμηση, τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANNs) και το λογισμικό ALAMO για την αυτόματη δημιουργία αλγεβρικών μοντέλων. Κάθε μοντέλο εκπαιδεύτηκε και επικυρώθηκε με τη χρήση εκτενών συνόλων δεδομένων που προέκυψαν από τις προσομοιώσεις, εξασφαλίζοντας την πλήρη εξερεύνηση των παραμέτρων που αφορούν τα ηλιακά θερμικά συστήματα.

Τα μοντέλα αξιολογήθηκαν χρησιμοποιώντας στατιστικούς δείκτες, όπως το Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (MAPE), η Απόδοση Nash-Sutcliffe (NSE) και το Τυπικό Σφάλμα Μέσης Τετραγωνικής Απόκλισης (RMSE). Όλα τα μοντέλα παρουσίασαν ισχυρή προγνωστική απόδοση, με τα μοντέλα παλινδρόμησης να αποδίδουν τις καλύτερες μετρήσεις στις περισσότερες περιπτώσεις, ακολουθούμενα στενά από τα μοντέλα ANN και ALAMO. Οι τιμές MAPE παρέμειναν χαμηλές σε όλα τα σύνολα δεδομένων και οι τιμές NSE ξεπέρασαν το 0.99 στα δεδομένα δοκιμών, υποδεικνύοντας την αξιοπιστία των μοντέλων για την παροχή ακριβών προβλέψεων εντός αποδεκτών ορίων σφάλματος.

Επιπλέον, αναπτύχθηκαν υπολογιστικά scripts βάσει αυτών των μοντέλων για τη βελτιστοποίηση των διαμορφώσεων του συστήματος με βάση το ηλιακό κλάσμα. Αυτά τα scripts προσφέρουν στους μηχανικούς ένα αποτελεσματικό εργαλείο για τον καθορισμό των βέλτιστων διαμορφώσεων συστημάτων, βελτιώνοντας την απόδοση των ηλιακών θερμικών συστημάτων σε πραγματικές εφαρμογές.

Τα ευρήματα δείχνουν ότι οι προηγμένες τεχνικές παλινδρόμησης, τα ANNs και τα μοντέλα ALAMO προσφέρουν εξαιρετικές δυνατότητες πρόβλεψης για την εκτίμηση του ηλιακού κλάσματος σε ηλιακά θερμικά συστήματα, αποτυπώνοντας τις μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ των παραμέτρων του συστήματος και των δεικτών απόδοσης. Παρέχοντας αποδοτικά μοντέλα και

εργαλεία, η διπλωματική εργασία αυτή προσφέρει πολύτιμους πόρους για μηχανικούς και ερευνητές που ασχολούνται με τον σχεδιασμό και τη βελτιστοποίηση των ηλιακών θερμικών τεχνολογιών.

Λέξεις κλειδιά: Ηλιακά θερμικά συστήματα, Ηλιακό κλάσμα, Μηχανική μάθηση, Μοντέλα παλινδρόμησης, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANNs), Λογισμικό ALAMO, Προσομοίωση, Καμπύλες f.

Abstract

Accurate estimation of the solar fraction (f) in solar thermal systems is essential for optimizing performance and maximizing energy efficiency. Traditional methods, such as the f -chart method, often fail to account for the complexity of modern systems, particularly those that integrate advanced control systems of auxiliary heating sources while they exhibit limitations in their application with respect to the temperature levels specific to each use. This study addresses these limitations by developing robust predictive models using advanced regression techniques and machine learning methods.

A dynamic solar thermal system, featuring a stratified storage tank, was simulated to integrate both a solar collector and an auxiliary heat pump. Meteorological data specific to Athens, Greece, were employed, utilizing the SARA-H-2 model for solar irradiance and Fourier regression for modeling water temperature fluctuations. The key parameters varied in these simulations included collector area, optical efficiency (η_0), and thermal loss coefficients (a_1 and a_2), covering a wide range of conditions relevant to residential applications.

To ensure accurate predictions of the solar fraction, multiple modeling approaches were applied, including traditional regression analysis, Artificial Neural Networks (ANNs), and ALAMO software for automatically generating algebraic models. Each model was trained and validated using extensive datasets generated from the simulations, ensuring comprehensive exploration of the parameter space pertinent to solar thermal systems.

The models were evaluated using statistical metrics such as Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE), and Root Mean Square Error (RMSE). All models demonstrated strong predictive performance, with the regression models yielding the best metrics in most cases, closely followed by the ANN and ALAMO models. MAPE values remained low across all datasets, and NSE values exceeded 0.99 on testing data, highlighting the models' reliability in delivering accurate predictions within acceptable error margins.

In addition to model development, computational scripts were created to optimize system configurations based on the solar fraction. These scripts provide engineers with an efficient tool for determining optimal system designs, improving the performance and efficiency of solar thermal systems in real-world applications.

The findings demonstrate that advanced regression techniques, ANNs, and ALAMO models are effective at predicting the solar fraction in solar thermal systems, capturing the nonlinear relationships between system parameters and performance metrics. By offering precise, computationally efficient models and tools, this study provides valuable resources for engineers and researchers involved in the design and optimization of solar thermal technologies.

Keywords: Solar thermal systems, Solar fraction, Machine learning, Regression models, Artificial Neural Networks, ALAMO software, Simulation, Optimization.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες στον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ. Γεώργιο Πανάρα, για την αμέριστη υποστήριξη και καθοδήγησή του καθ' όλη τη διάρκεια της διπλωματικής μου εργασίας. Η βοήθειά του, ειδικά μέσα από το script προσομοίωσης που μου παραχώρησε και τα σχόλιά του, υπήρξε καθοριστική για την ολοκλήρωση αυτής της μελέτης. Είμαι επίσης ευγνώμων στον υποψήφιο διδάκτορα Λεωνίδα Ζουλούμη για τις εποικοδομητικές παρατηρήσεις του και τις συζητήσεις μας, που με βοήθησαν να εμβαθύνω στο αντικείμενο της διατριβής.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες στον καθηγητή Νικόλαο Πλόσκα για την πρόσβαση που μου έδωσε σε υπολογιστή του πανεπιστημίου, επιτρέποντάς μου να ολοκληρώσω τις αναγκαίες προσομοιώσεις για τη διπλωματική εργασία. Θέλω επίσης να εκφράσω την απέραντη ευγνωμοσύνη μου στη γυναίκα μου, η οποία με στήριξε ακούραστα στη μισή ακαδημαϊκή μου πορεία.

Τέλος, θα ήθελα να αναγνωρίσω την οικογένειά μου και τους φίλους μου για την ενθάρρυνση και τη στήριξή τους. Οι παπαγάλοι μου, επίσης, είχαν σημαντική συμβολή, προσφέροντάς μου χαρά και ισορροπία στις δύσκολες στιγμές. Ευχαριστώ, επίσης, όλους τους καθηγητές μου για τις γνώσεις και την καθοδήγηση που μου παρείχαν καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου.

Περιεχόμενα

1. Εισαγωγή	9
1.1 Επισκόπηση Θερμικών Ηλιακών Συστημάτων	9
1.1.1 Απλοί Επίπεδοι Συλλέκτες	9
1.1.2 Επιλεκτικοί Επίπεδοι Συλλέκτες.....	10
1.1.3 Συλλέκτες Σωλήνων Κενού	11
1.1.4 Δοκιμές Απόδοσης Ηλιακών Συλλεκτών	14
1.2 Μέθοδος Καμπυλών f	19
1.2.1 Περιγραφή της Μεθόδου Καμπυλών f	19
1.2.2 Περιορισμοί της Μεθόδου Καμπυλών f	23
1.3 Ρόλος Προσομοίωσης στην Ανάλυση Ηλιακών Θερμικών Συστημάτων	25
1.3.1 Διαδικασία Προσομοίωσης.....	26
1.3.2 Παράγοντες Προσομοιώσεων	27
1.3.3 Πλεονεκτήματα Προσομοιώσεων.....	28
1.3.4 Περιορισμοί Προσομοιώσεων	28
1.4 Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης και Παλινδρόμησης	28
1.4.1 Μοντέλα Παλινδρόμησης	29
1.4.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	29
1.4.3 Δέντρα απόφασης και Ταξινόμησης.....	30
1.4.4 Λογισμικό ALAMO	31
1.5 Προηγούμενες μελέτες.....	32
1.6 Στόχος Παρούσας Διπλωματικής Εργασίας.....	34
2. Περιγραφή Μεθοδολογίας Ανάλυσης	36
2.1 Προσομοιωτικό Μοντέλο Ηλιακού Θερμικού Συστήματος	38
2.2 Στρατηγικές Ελέγχου Προσομοιωτικού Μοντέλου	39
2.3 Προφίλ Φορτίου και Παράμετροι Συστήματος	40
2.4 Πηγή Δεδομένων Εισόδου του Προσομοιωτικού Μοντέλου	45
2.4.1 Επισκόπηση μοντέλου SARAH-2	45
2.4.2 Δεδομένα Θερμοκρασίας Νερού Δικτύου.....	46
2.5 Περιγραφή μοντέλων	48
2.5.1 Εκτίμηση χαρακτηριστικής συνάρτησης f και παλινδρόμηση	48
2.5.2 Μοντελοποίηση Νευρωνικών Δικτύων Παλινδρόμησης με το MATLAB	51
2.5.3 Μοντελοποίηση Παλινδρόμησης με χρήση του ALAMO.....	53

2.6 Εφαρμογή μεθόδου καμπυλών f	55
2.7 Στατιστικοί δείκτες για αξιολόγηση των μοντέλων και δεδομένων.	57
2.7.1 Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE).....	57
2.7.2 Μέγιστο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MaxAPE).....	57
2.7.3 Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE)	58
2.7.4 Ratio of the Root Mean Square Error to the Standard Deviation Ratio (RSR)	58
2.7.5 Ποσοστιαίο σφάλμα bias (P_{BIAS}):	59
2.7.6 Mallows' C_p	59
2.8 Ανάπτυξη συναρτήσεων στο MATLAB.....	60
3. Αποτελέσματα.....	61
3.1 Ανάλυση δεδομένων εισαγωγής.....	61
3.1.1 Ανάλυση Μετεωρολογικών Δεδομένων.....	61
3.1.2 Ανάλυση Θερμοκρασίας Νερού.....	62
3.2 Αποτελέσματα Προσομοίωσης.....	65
3.2.1 Ερμηνεία Αποτελεσμάτων	65
3.2.2 Σύγκριση με τη μέθοδο καμπυλών f	70
<hr/>	
3.3 Αποτελέσματα Παλινδρόμησης.....	73
3.4 Αποτελέσματα Νευρωνικών Δικτύων.....	76
3.5 Αποτελέσματα Λογισμικού ALAMO	79
3.6 Σύγκριση μοντέλων	82
4. Δημιουργία συναρτήσεων στο MATLAB για εξαγωγή δεδομένων.....	85
4.1 Παλινδρόμηση	85
4.2 ANN	86
4.3 ALAMO	87
4.4 Σύγκριση Μοντέλων με τη μέθοδο καμπυλών f	88
5. Συμπεράσματα	91
6. Βιβλιογραφία	94
7. Παράρτημα.....	99
Διαγράμματα Παλινδρόμησης	100
Διαγράμματα ANN	105
Διαγράμματα ALAMO	110
Εξισώσεις ALAMO	115

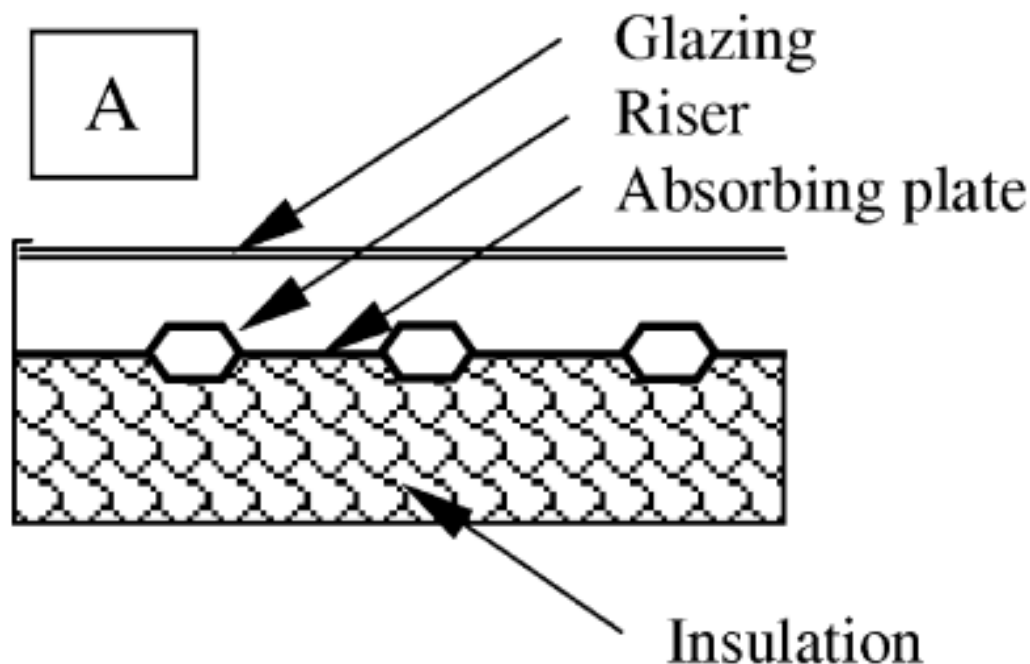
1. Εισαγωγή

1.1 Επισκόπηση Θερμικών Ηλιακών Συστημάτων

Τα ηλιακά θερμικά συστήματα έχουν αναδειχθεί ως μια αναγκαία τεχνολογία στον τομέα της βιώσιμης ενέργειας, παρέχοντας αποδοτικές λύσεις για εφαρμογές θέρμανσης. Αυτά τα συστήματα συλλέγουν και μετατρέπουν την ηλιακή ακτινοβολία σε θερμική ενέργεια μέσω των ηλιακών συλλεκτών. Η θερμική ενέργεια μπορεί να χρησιμοποιηθεί για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, όπως η παροχή ζεστού νερού για οικιακή χρήση, η θέρμανση χώρων και οι βιομηχανικές θερμικές διεργασίες, συμπεριλαμβάνοντας σε αυτές εφαρμογές όπως η ψύξη (ηλιακή) και η αφαλάτωση [1]. Η απόδοση και η αποδοτικότητα των ηλιακών θερμικών συστημάτων εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από διάφορους παράγοντες, όπως οι κλιματικές συνθήκες, ο σχεδιασμός των συλλεκτών, η διαμόρφωση του συστήματος και οι στρατηγικές ελέγχου [2]. Διάφοροι τύποι ηλιακών συλλεκτών, όπως οι επίπεδοι συλλέκτες, οι συλλέκτες σωλήνων κενού και οι επιλεκτικοί συλλέκτες, έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά που τους καθιστούν κατάλληλους για συγκεκριμένες εφαρμογές.

1.1.1 Απλοί Επίπεδοι Συλλέκτες

Οι απλοί επίπεδοι συλλέκτες αποτελούν τον πιο κοινό τύπο ηλιακών θερμικών συλλεκτών για εφαρμογές χαμηλής έως μεσαίας θερμοκρασίας, με τυπική λειτουργία έως 60°C, αν και μπορούν να φτάσουν θερμοκρασίες έως και 100°C [1,3]. Αυτοί οι συλλέκτες διαθέτουν μια επίπεδη απορροφητική πλάκα (absorbing plate) που έχει σχεδιαστεί για να συλλαμβάνει και να μετατρέπει την ηλιακή ακτινοβολία σε θερμική ενέργεια του εργαζόμενου ρευστού. Για τη μείωση των θερμικών απωλειών, η απορροφητική πλάκα καλύπτεται με διαφανές υάλωμα (glazing), ενώ εφαρμόζεται μόνωση (insulation) στο πίσω μέρος και στα πλάγια του συλλέκτη ώστε να αυξηθεί η ενέργεια που μεταφέρεται από τις σωληνώσεις (riser) στο εργαζόμενο ρευστό, όπως παρουσιάζεται στην εικόνα 1.1.

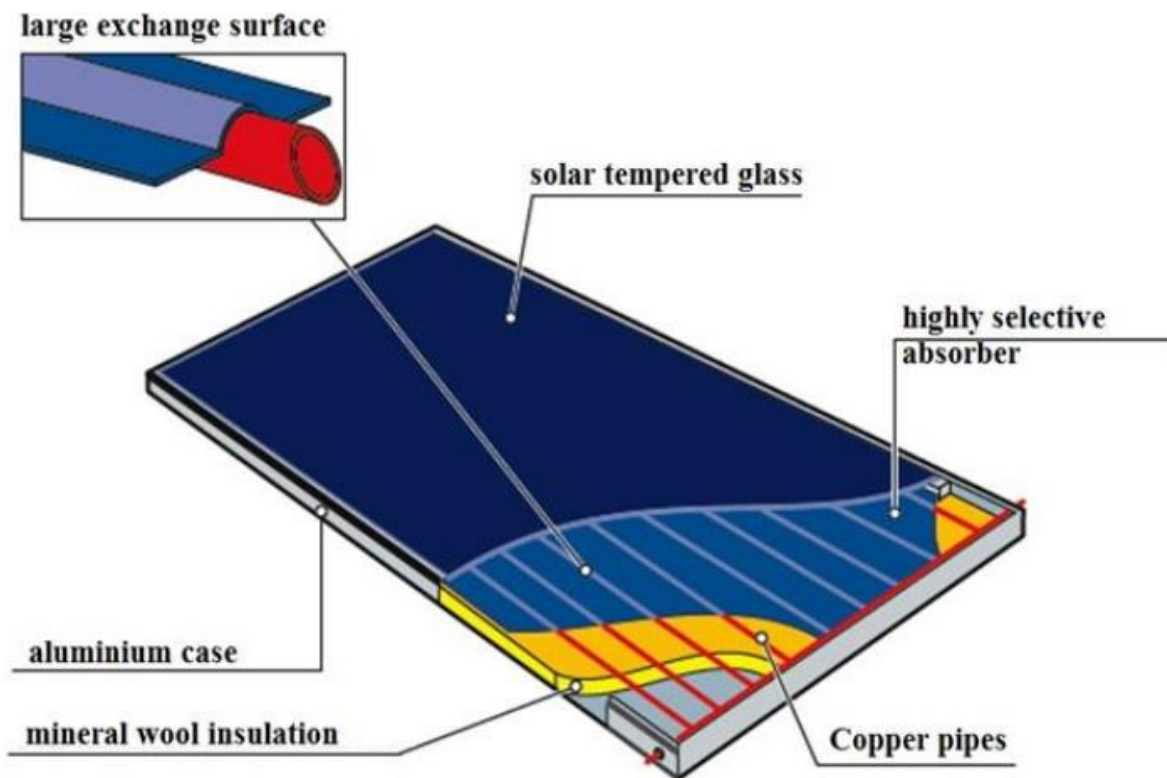


Εικόνα 1.1: Κάθετη τομή επίπεδου ηλιακού συλλέκτη [1]

Αυτοί οι συλλέκτες είναι ιδιαίτερα κατάλληλοι για συστήματα ζεστού νερού χρήσης και θέρμανση χώρων σε οικιακά και εμπορικά κτίρια [4]. Η απλότητα στον σχεδιασμό τους, η αποδεδειγμένη αξιοπιστία, και το χαμηλό κόστος τους καθιστούν προτιμώμενη επιλογή, ιδιαίτερα σε περιοχές με ήπιες κλιματικές συνθήκες και σταθερή ηλιοφάνεια [1,5,6]. Λόγω της ευρείας χρήσης τους και των σχετικά χαμηλών απαιτήσεων συντήρησης, οι επίπεδοι συλλέκτες θεωρούνται συχνά η πιο πρακτική επιλογή για ηλιακές θερμικές εγκαταστάσεις σε περιοχές όπου δεν απαιτούνται υψηλές θερμοκρασίες.

1.1.2 Επιλεκτικοί Επίπεδοι Συλλέκτες

Οι επιλεκτικοί επίπεδοι συλλέκτες (Εικόνα 1.2) ενσωματώνουν προηγμένες επιστρώσεις στην επιφάνεια της απορροφητικής πλάκας, οι οποίες είναι ειδικά σχεδιασμένες για να βελτιώνουν την απορρόφηση της ηλιακής ακτινοβολίας και κυρίως να μειώνουν τις απώλειες θερμότητας μέσω ακτινοβολίας. Αυτοί οι συλλέκτες αποτελούν μια βελτιωμένη έκδοση των απλών επίπεδων συλλεκτών, διαθέτοντας πιο αποδοτικές επιφάνειες και βελτιωμένο υάλωμα, αλλά από την πηγή [7] θεωρείται ως διαφορετική κατηγορία. Αυτές οι «επιλεκτικές επιφάνειες» έχουν υψηλή απορροφητικότητα στο ηλιακό φάσμα και χαμηλή εκπεμπιμότητα στην υπέρυθη περιοχή, μειώνοντας έτσι σημαντικά τις θερμικές απώλειες μέσω υπέρυθρης ακτινοβολίας [8].



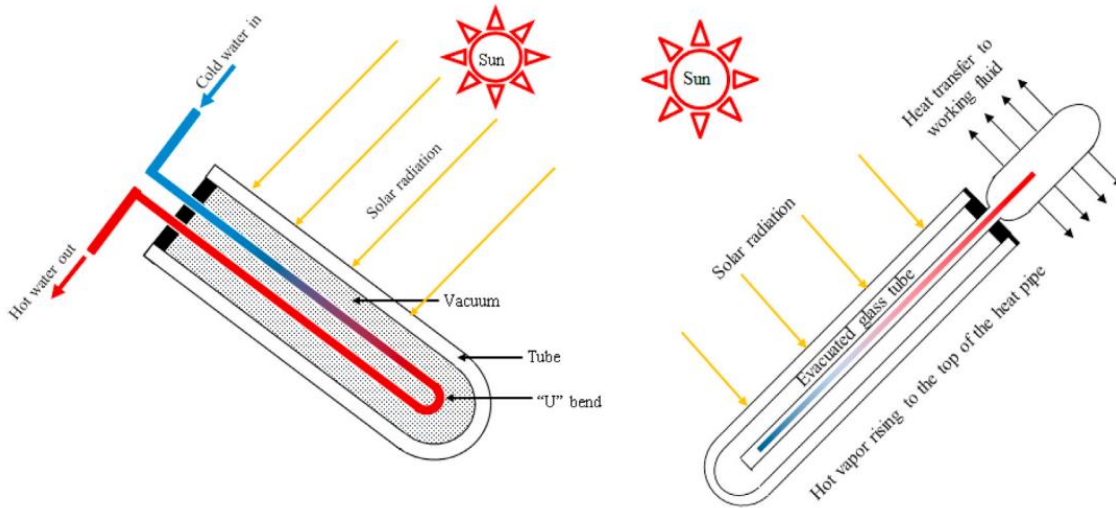
Εικόνα 1.2: Επίπεδος Επιλεκτικός Ηλιακός Συλλέκτης [9]

Με την μείωση των θερμικών απωλειών και τη αύξηση της απορρόφησης ηλιακής ενέργειας, οι επιλεκτικοί συλλέκτες υπερέχουν έναντι των απλών επίπεδων, ιδιαίτερα σε υψηλότερες θερμοκρασίες λειτουργίας [1]. Οι επιλεκτικές επιστρώσεις προσφέρουν σημαντικά πλεονεκτήματα σε εφαρμογές όπου ο συλλέκτης λειτουργεί σε θερμοκρασίες σημαντικά υψηλότερες από τη θερμοκρασία του περιβάλλοντος. Αυτό καθιστά τους επιλεκτικούς συλλέκτες ιδανικούς για συστήματα ηλιακής θερμότητας μεσαίων θερμοκρασιών, όπως η θέρμανση βιομηχανικών διεργασιών, η απορροφητική ψύξη, αλλά και τα συστήματα ζεστού νερού χρήσης υψηλής απόδοσης. Σε περιοχές με χαμηλότερες θερμοκρασίες περιβάλλοντος ή κατά τις περιόδους μειωμένης ηλιοφάνειας, η εφαρμογή επιλεκτικών απορροφητών μπορεί να βελτιώσει την απόδοση του συστήματος μειώνοντας τις ακτινοβολούμενες θερμικές απώλειες. Ωστόσο, παρά την υψηλότερη αποδοτικότητα τους, οι επιλεκτικοί συλλέκτες συνήθως έχουν μικρότερη αξιοπιστία σε σύγκριση με τους απλούς επίπεδους, κυρίως λόγω της πολυπλοκότητας των επιστρώσεων και της ευαισθησίας τους στην περιβαλλοντική φθορά [1,10,11]. Ως αποτέλεσμα, απαιτούν συχνότερη συντήρηση για να διατηρήσουν την απόδοσή τους, ειδικά σε μη φιλικά ή μεταβαλλόμενα κλίματα. Παρ' όλα αυτά, τα οφέλη τους στην εξοικονόμηση ενέργειας συχνά υπερβαίνουν την ανάγκη για συχνότερη συντήρηση σε απαιτητικές εφαρμογές.

1.1.3 Συλλέκτες Σωλήνων Κενού

Οι συλλέκτες σωλήνων κενού αποτελούνται από πολλαπλούς παράλληλους γυάλινους σωλήνες, ο καθένας από τους οποίους περιέχει μια απορροφητική επιφάνεια και έναν σωλήνα υψηλής

θερμικής διαπερατότητας που είναι κλεισμένοι σε περιβάλλον χαμηλής πίεσης [12]. Το κενό μεταξύ των στρωμάτων γυαλιού μειώνει δραστικά τις θερμικές απώλειες λόγω συναγωγής και αγωγιμότητας, καθιστώντας αυτούς τους συλλέκτες ιδιαίτερα αποδοτικούς [1,12]. Αυτός ο σχεδιασμός είναι ιδιαίτερα πλεονεκτικός σε ψυχρότερα κλίματα και κατά τις συνθήκες διάχυτου ηλιακού φωτός, όπου οι επίπεδοι συλλέκτες συνήθως παρουσιάζουν μείωση στην απόδοσή τους [9,13].



Εικόνα 1.3: Συλλέκτης Σωλήνων Κενού [9]

Αυτοί οι συλλέκτες μπορούν να επιτύχουν υψηλότερες θερμοκρασίες, φτάνοντας έως και 120°C , καθιστώντας τους κατάλληλους για εφαρμογές που απαιτούν υψηλότερες θερμικές αποδόσεις, όπως η θέρμανση βιομηχανικών διεργασιών και τα συστήματα απορροφητικής ψύξης [14,15]. Ωστόσο, παρά τη δυνατότητα λειτουργίας σε υψηλές θερμοκρασίες, οι συλλέκτες σωλήνων κενού είναι γενικά λιγότερο αξιόπιστοι από τους επίπεδους συλλέκτες. Ο σχεδιασμός τους, που περιλαμβάνει στρώματα γυαλιού και κενό (χαμηλή πυκνότητα αέρα), αυξάνει την πιθανότητα αστοχίας και απαιτεί συχνότερη συντήρηση για τη διασφάλιση της μακροχρόνιας απόδοσης, ειδικά εάν το σύστημα λειτουργεί σε θερμοκρασίες άνω των 100°C σε οικιακές εφαρμογές [15]. Επιπλέον, η ύπαρξη ενός επιπλέον στρώματος γυαλιού μειώνει τη οπτική τους απόδοση σε σύγκριση με άλλους τύπους συλλεκτών. Το γυαλί απορροφά και αντανακλά μέρος της εισερχόμενης ηλιακής ακτινοβολίας, μειώνοντας ελαφρώς την ικανότητα του συστήματος να συλλαμβάνει άμεσα το ηλιακό φως, ειδικά σε μεγάλες γωνίες πρόσπτωσης [1]. Παρ' όλα αυτά, οι δυνατότητές τους σε υψηλές θερμοκρασίες και η ανώτερη μόνωσή τους τους καθιστούν κατάλληλους για εφαρμογές σε ψυχρότερα κλίματα ή υψηλότερη απαιτούμενη θερμοκρασία.

Τύπος Συλλέκτη	Πλεονεκτήματα	Μειονεκτήματα	Εφαρμογές
Απλοί Επίπεδοι	Απλός σχεδιασμός	Μικρότερη απόδοση σε υψηλές θερμοκρασίες λειτουργίας	Θέρμανση ζεστού νερού χρήσης
	Οικονομικά αποδοτικοί	Αυξημένες θερμικές απώλειες σε ψυχρά κλίματα	Θέρμανση χώρων
	Υψηλότερη αξιοπιστία		Θέρμανση πισίνας
	Καλή απόδοση σε ήπια κλίματα	Απαιτούν περισσότερο χώρο για εγκατάσταση	Γεωργικές εφαρμογές
Επιλεκτικοί Επίπεδοι	Υψηλή απόδοση λόγω επιλεκτικών επιφανειών	Υψηλότερο κόστος κατασκευής	Συστήματα μεσαίων θερμοκρασιών
	Καλύτερη απόδοση σε ψυχρότερα κλίματα	Κίνδυνος υποβάθμισης της επίστρωσης με την πάροδο του χρόνου	Προηγμένα συστήματα ζεστού νερού χρήσης
	Μακροχρόνια εξοικονόμηση ενέργειας	Περιορισμένη διαθεσιμότητα σε ορισμένες περιοχές	Γεωργικές εφαρμογές Θέρμανση πισίνας
Σωλήνων Κενού	Υψηλή απόδοση σε διάφορες συνθήκες καιρού	Περισσότερη πολυπλοκότητα στην εγκατάσταση	Οικιακά και εμπορικά συστήματα ζεστού νερού
	Μικρές θερμικές απώλειες λόγω κενού	Κίνδυνος απώλειας κενού με την πάροδο του χρόνου	Θέρμανση και ψύξη χώρων σε μη ευνοϊκά κλίματα
	Αποτελεσματικοί σε διάχυτο φως	Ευαισθησία και ευπάθεια σε ζημιές	
	Υψηλή Αξιοπιστία σε Βιομηχανικές εφαρμογές	Υψηλότερο αρχικό κόστος Μειωμένη οπτική απόδοση σε μεγάλες γωνίες πρόσπτωσης	Βιομηχανικές διεργασίες

Πίνακας 1.1 Παρουσίαση Πλεονεκτημάτων, Μειονεκτημάτων και τυπικών εφαρμογών διάφορων ειδών ηλιακών συλλεκτών

1.1.4 Δοκιμές Απόδοσης Ηλιακών Συλλεκτών

Ενώ ο πίνακας 1.1 παρέχει μια συνοπτική παρουσίαση των πλεονεκτημάτων, μειονεκτημάτων και εφαρμογών κάθε τύπου ηλιακού συλλέκτη, οι πληροφορίες αυτές από μόνες τους δεν είναι αρκετές για να ληφθούν αποφάσεις σχετικά με το ποιος συλλέκτης είναι ο καταλληλότερος για κάθε περίπτωση. Για το λόγο αυτό, τα διεθνή πρότυπα παρέχουν ένα τυποποιημένο πλαίσιο για την αξιολόγηση της απόδοσης των συλλεκτών.

1.1.4.1 Διεθνή Πρότυπα

Δύο εκ των πλέον αναγνωρισμένων προτύπων είναι το ISO 9806 και το EN 12975-2 [16-19], τα οποία περιγράφουν διαδικασίες για τον έλεγχο της θερμικής απόδοσης των ηλιακών θερμικών συλλεκτών υπό ελεγχόμενες συνθήκες. Αυτές οι μέθοδοι περιλαμβάνουν τη μέτρηση βασικών παραμέτρων που χαρακτηρίζουν την απόδοση του συλλέκτη, όπως η οπτική απόδοση (η_0), ο συντελεστής θερμικών απωλειών πρώτης τάξης (a_1) και ο συντελεστής θερμικών απωλειών δεύτερης τάξης (a_2) [7].

Η **οπτική απόδοση (η_0)** αντιπροσωπεύει την απόδοση του συλλέκτη όταν δεν υπάρχει διαφορά θερμοκρασίας μεταξύ της απορροφητικής πλάκας και του περιβάλλοντος αέρα [7]. Ουσιαστικά υποδεικνύει το ποσοστό της προσπίπτουσας ηλιακής ακτινοβολίας που μετατρέπεται σε χρήσιμη θερμότητα υπό ιδανικές συνθήκες. Η οπτική απόδοση εξαρτάται από παράγοντες όπως η διαπερατότητα του υαλοπίνακα και η απορροφητικότητα της απορροφητικής πλάκας. Μια υψηλότερη οπτική απόδοση σημαίνει μεγαλύτερη αποδοτικότητα στη σύλληψη και μετατροπή της ηλιακής ακτινοβολίας σε θερμότητα υπό ιδανικές συνθήκες.

Ο **Συντελεστής Θερμικών Απωλειών Πρώτης Τάξης (a_1)** αντιπροσωπεύει τις θερμικές απώλειες λόγω συναγωγής και αγωγιμότητας, οι οποίες είναι ανάλογες με τη διαφορά θερμοκρασίας μεταξύ του συλλέκτη και του περιβάλλοντος αέρα [7]. Αυτός ο συντελεστής είναι αναγκαίος για την αξιολόγηση της απόδοσης σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας, όπου η θερμοκρασία του απορροφητήρα είναι υψηλότερη από τη θερμοκρασία του περιβάλλοντος.

Ο **Συντελεστής Θερμικών Απωλειών Δεύτερης Τάξης (a_2)** χαρακτηρίζει τις θερμικές απώλειες λόγω ακτινοβολίας, οι οποίες γίνονται πιο σημαντικές καθώς αυξάνεται η θερμοκρασία λειτουργίας του συλλέκτη [7]. Οι απώλειες ακτινοβολίας είναι πιο έντονες σε υψηλές θερμοκρασίες, γι' αυτό και αυτή η παράμετρος είναι αναγκαία για εφαρμογές υψηλών θερμοκρασιών.

Οι διαδικασίες δοκιμής, όπως ορίζονται από τα πρότυπα, περιλαμβάνουν συνήθως την έκθεση του ηλιακού συλλέκτη σε γνωστό επίπεδο ηλιακής ακτινοβολίας, τη διέλευση ενός θερμικού υγρού μέσω του συλλέκτη και τη μέτρηση των θερμοκρασιών εισόδου και εξόδου του υγρού, των ρυθμών ροής και των συνθηκών περιβάλλοντος [18,19]. Συλλέγονται δεδομένα υπό ένα ευρύ φάσμα συνθηκών λειτουργίας για την αξιολόγηση της απόδοσης του συλλέκτη σε διαφορετικές διαφορές θερμοκρασίας. Για το EN 12975-2 [16,19], η απόδοση του συλλέκτη υπολογίζεται χρησιμοποιώντας την **Εξίσωση 1.1**:

$$\eta = \eta_0 K_{\theta} - a_1 \frac{T_m - T_a}{G} - a_2 \frac{(T_m - T_a)^2}{G} \quad (1.1)$$

όπου,

- η : Απόδοση του ηλιακού συλλέκτη στις συγκεκριμένες συνθήκες [-]
- η_0 : Οπτική απόδοση του ηλιακού συλλέκτη [-]
- a_1 : Συντελεστής θερμικών απωλειών πρώτης τάξης [W/m^2K]
- a_2 : Συντελεστής θερμικών απωλειών δεύτερης τάξης [W/m^2K^2]
- T_m : Μέση θερμοκρασία του ηλιακού συλλέκτη: [K]
- T_a : Θερμοκρασία περιβάλλοντος [K]

Ο διορθωτικός συντελεστής γωνίας πρόσπτωσης K_θ λαμβάνει υπόψη την επίδραση της γωνίας πρόσπτωσης της ηλιακής ακτινοβολίας στην απόδοση του συλλέκτη [16,19]. Καθώς η γωνία μεταξύ των ακτινών του ήλιου και της επιφάνειας του συλλέκτη αλλάζει κατά τη διάρκεια της ημέρας, ο συντελεστής αυτός διορθώνει την οπτική απόδοση ώστε να αντιπροσωπεύει τις πραγματικές συνθήκες. Αυτός ο συντελεστής αλλιώς ονομάζεται Incidence Angle Modifier (IAM).

Σύμφωνα με την ASHRAE για ηλιακούς συλλέκτες ο συντελεστής K_θ δίνεται από τη σχέση 1.2 [16,19,49]:

$$K_\theta = 1 - b_0 \left(\frac{1}{\cos\theta} - 1 \right) - b_1 \left(\frac{1}{\cos\theta} - 1 \right)^2 \quad (1.2)$$

όπου,

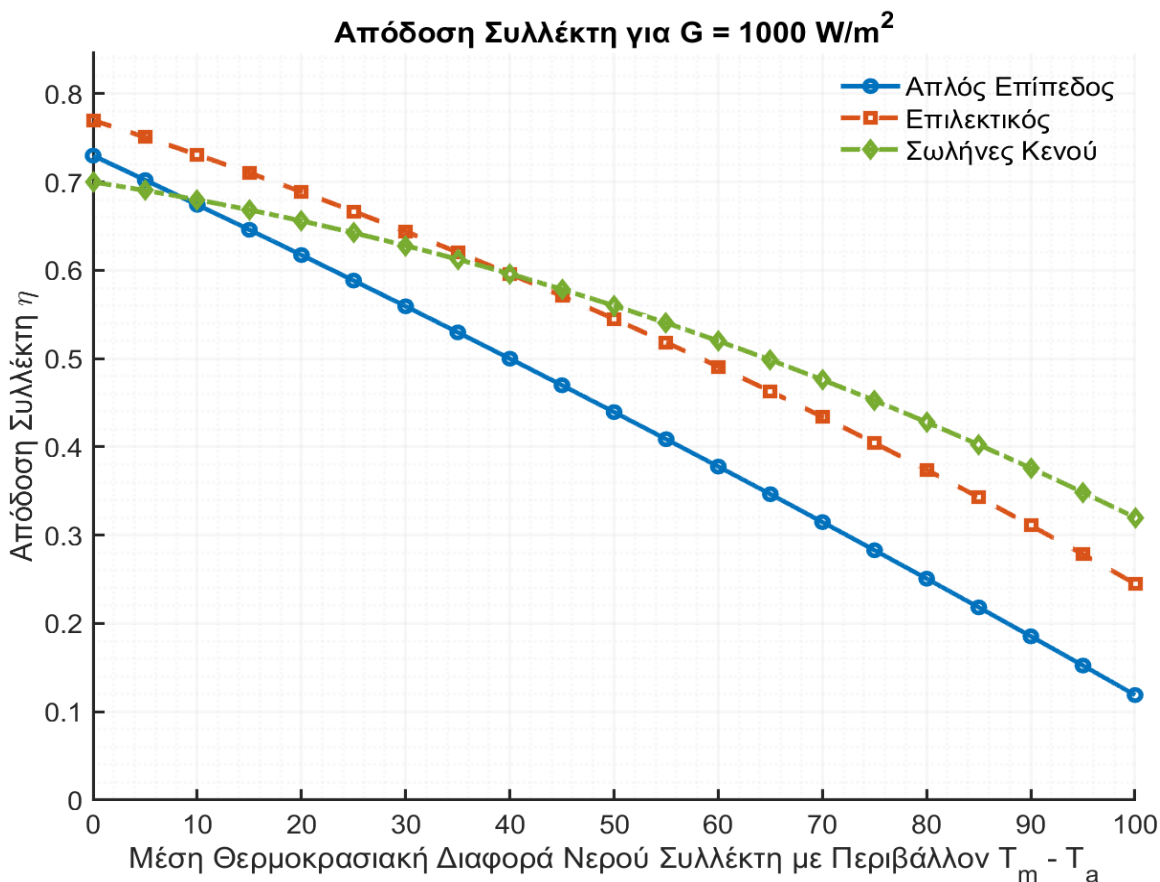
- θ : η γωνία πρόσπτωσης της ηλιακής ακτινοβολίας [3].
- $b_{0,1}$: Συντελεστές προσδιορισμένους πειραματικά [16].

Με την απεικόνιση της απόδοσης σε σχέση με τη διαφορά θερμοκρασίας κανονικοποιημένη ως προς την ακτινοβολία, οι παράμετροι η_0 , a_1 και a_2 μπορούν να προσδιοριστούν μέσω ανάλυσης παλινδρόμησης. Αυτές οι πειραματικά προσδιορισμένες παράμετροι είναι απαραίτητες για τη μοντελοποίηση, προσομοίωση των ηλιακών θερμικών συστημάτων και πιστοποίηση των συλλεκτών. Διαφορετικοί τύποι ηλιακών συλλεκτών παρουσιάζουν επίσης διαφορετικούς συνδυασμούς αυτών των παραμέτρων, κάτι που τους καθιστά μοναδικούς υπό τις κατάλληλες συνθήκες λειτουργίας. Στον πίνακα 1.2 παρουσιάζονται τυπικές τιμές για τους συντελεστές των τριών τύπων ηλιακών συλλεκτών που αναφέρθηκαν προηγουμένως [7].

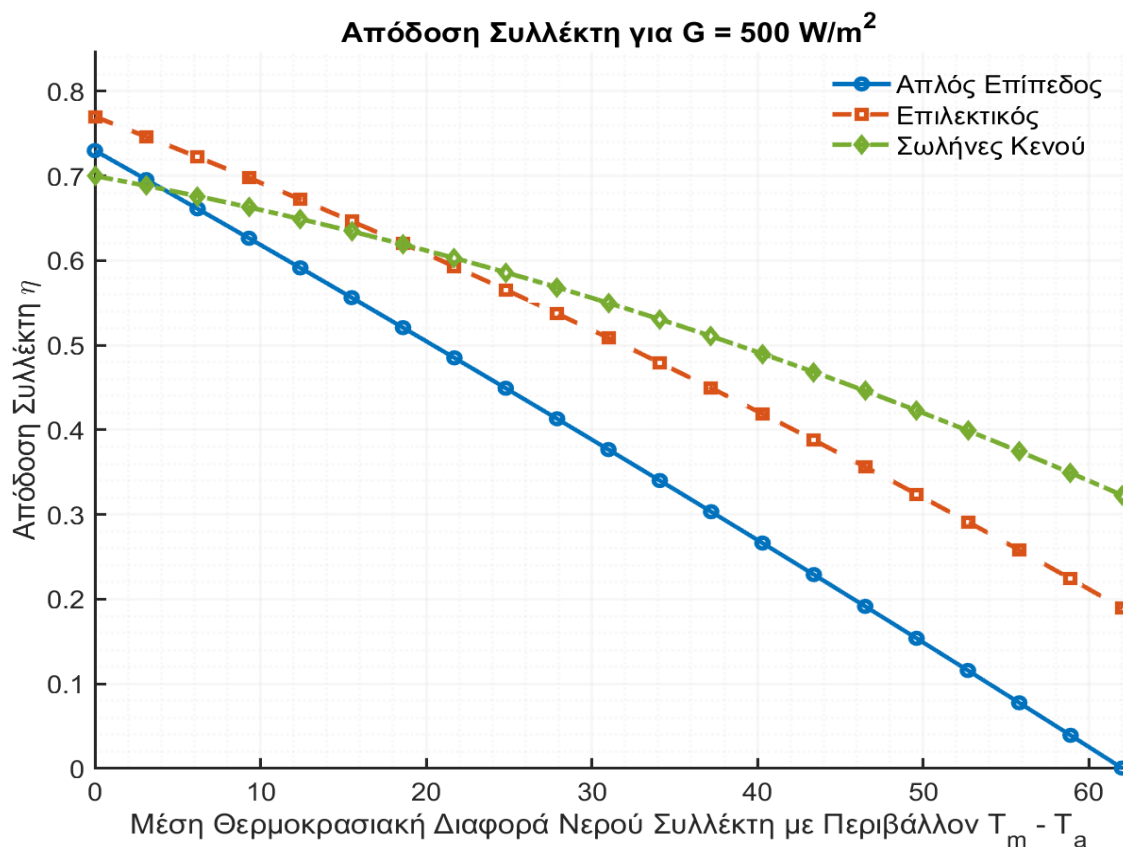
Τύπος Συλλέκτη	η_0 [-]	a_1 [W/m^2K]	a_2 [W/m^2K^2]
Απλός Επίπεδος	0.73	5.51	0.006
Επιλεκτικός	0.77	3.75	0.015
Σωλήγων Κενού	0.7	1.8	0.02

Πίνακας 1.2 Τυπικές τιμές παραμέτρων απόδοσης ηλιακών συλλεκτών [7]

Όπως παρουσιάζεται στα διαγράμματα 1.1 και 1.2, μπορεί να παρατηρηθεί πώς η απόδοση αλλάζει με τη διαφορά θερμοκρασίας υπό συγκεκριμένη ηλιακή ακτινοβολία. Αυτή η γραφική αναπαράσταση υπογραμμίζει τα μοναδικά χαρακτηριστικά απόδοσης κάθε τύπου ηλιακού συλλέκτη υπό διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας, δείχνοντας την επίδραση της διαφοράς θερμοκρασίας στη συνολική απόδοση.



Διάγραμμα 1.1: Χαρακτηριστική καμπύλη απόδοσης με δεδομένη Ακτινοβολία $G=1000 \text{ W/m}^2$



Διάγραμμα 1.2: Χαρακτηριστική καμπύλη απόδοσης με δεδομένη Ακτινοβολία $G=500 \text{ W/m}^2$

Για μεγάλες διαφορές μεταξύ της μέσης θερμοκρασίας του νερού στον ηλιακό συλλέκτη και της θερμοκρασίας του περιβάλλοντος, είναι εμφανές ότι οι συλλέκτες σωλήνων κενού παρουσιάζουν πιο ευνοϊκή απόδοση, ιδιαίτερα σε συννεφιασμένες συνθήκες. Γενικά, οι επιλεκτικοί συλλέκτες έχουν καλύτερη απόδοση από τους απλούς επίπεδους συλλέκτες, ειδικά σε ψυχρότερα κλίματα όπως τονίστηκε παραπάνω.

1.1.4.2 Πειραματική Διαδικασία

Σύμφωνα με τα αναφερόμενα πρότυπα, οι ηλιακοί συλλέκτες δοκιμάζονται υπό ελεγχόμενες συνθήκες για την αξιολόγηση της θερμικής τους απόδοσης. Η πειραματική διαδικασία μπορεί να πραγματοποιηθεί είτε με τη χρήση ενός ηλιακού προσομοιωτή είτε σε μια υπαίθρια μονάδα δοκιμής, ανάλογα με τους στόχους των δοκιμών.

- Ηλιακός Προσομοιωτής:** Πρόκειται για μια τεχνητή πηγή φωτός που αναπαράγει την ένταση και την φασματική κατανομή του φυσικού ηλιακού φωτός. Παρέχει σταθερή ακτινοβολία, ανεξάρτητα από τις καιρικές συνθήκες, γεγονός που τον καθιστά ιδανικό για εκτεταμένες δοκιμές που απαιτούν σταθερή ηλιακή ακτινοβολία αλλά με μεγαλύτερο κόστος λειτουργίας [18].

- **Υπαίθρια Μονάδα Δοκιμής:** Αντίθετα, οι υπαίθριες εγκαταστάσεις εκθέτουν τους συλλέκτες σε πραγματικές περιβαλλοντικές συνθήκες, καταγράφοντας τις επιπτώσεις των μεταβαλλόμενων θερμοκρασιών, του ανέμου και του φυσικού ηλιακού φάσματος. Η επιλογή μεταξύ αυτών των μεθόδων εξαρτάται από την ανάγκη για πραγματικές συνθήκες, καθώς και από τους διαθέσιμους πόρους.

Ένα **σύστημα συλλογής δεδομένων** παίζει καθοριστικό ρόλο σε αυτά τα πειράματα, καταγράφοντας βασικές παραμέτρους όπως οι θερμοκρασίες στην είσοδο και την έξοδο, οι περιβαλλοντικές συνθήκες, η ηλιακή ακτινοβολία και η ροή του θερμικού υγρού. Το σύστημα αυτό διασφαλίζει ακριβείς και συνεπείς μετρήσεις μέσω υψηλής «ακρίβειας» αισθητήρων και οργάνων, όπως θερμοστοιχεία, πυρανόμετρα και ροόμετρα. Η σωστή βαθμονόμηση και ο συγχρονισμός του συστήματος είναι απαραίτητα για την ακρίβεια των δεδομένων [18].

Το **σύστημα κυκλοφορίας υγρών** διασφαλίζει τη συνεχή ροή του θερμικού υγρού—συνήθως νερό ή μίγμα νερού-γλυκόλης—μέσω του συλλέκτη. Αποτελείται από αντλίες, σωληνώσεις με μόνωση και βαλβίδες ελέγχου ροής, επιτρέποντας τη ρύθμιση της ροής, η οποία επηρεάζει άμεσα την θερμική απόδοση του συλλέκτη. Τα υλικά πρέπει να είναι ανθεκτικά και συμβατά με το εργαζόμενο μέσο για την αποφυγή διάβρωσης ή φθορά [18,19].

Η πειραματική διαδικασία ακολουθεί τα εξής βήματα για την εξασφάλιση έγκυρων και ακριβών δεδομένων:

1. **Σταθεροποίηση:** Το σύστημα πρώτα φέρνεται σε σταθερές συνθήκες, επιτρέποντας τη σταθεροποίηση των θερμοκρασιών, των ρυθμών ροής και της ακτινοβολίας. Αυτό διαρκεί συνήθως 15 έως 30 λεπτά, ανάλογα με τη θερμική μάζα του συστήματος. Οι σταθερές συνθήκες εξασφαλίζουν ότι δεν επηρεάζουν τα δεδομένα οι μεταβατικές επιδράσεις [18].
2. **Συλλογή Δεδομένων:** Αφού επιτευχθούν σταθερές συνθήκες, ξεκινά η συλλογή δεδομένων. Καταγράφονται βασικές μεταβλητές όπως οι θερμοκρασίες εισόδου και εξόδου του συλλέκτη, η θερμοκρασία του περιβάλλοντος, η ηλιακή ακτινοβολία και ο ρυθμός ροής. Τα δεδομένα συλλέγονται σε διάφορες συνθήκες λειτουργίας, μεταβάλλοντας παραμέτρους όπως η θερμοκρασία του ρευστού εισόδου ή η ροή, για τον χαρακτηρισμό της απόδοσης του συλλέκτη σε όλο το εύρος λειτουργίας του. Για να θεωρηθεί ένα σημείο λειτουργίας έγκυρο, θα πρέπει οι συνθήκες (παροχής, προσπίπτουσας ακτινοβολίας και θερμοκρασίας εισόδου) να μην μεταβάλλονται πέραν ενός επιτρεπτού και καθορισμένου ορίου για διάστημα 15 λεπτών [19].

Υπολογισμός Απόδοσης:

Τα συλλεγόμενα δεδομένα χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της απόδοσης του ηλιακού συλλέκτη στις ελεγχόμενες συνθήκες του κάθε test [19]. Αυτή η εξίσωση, όπως ορίζεται από το πρότυπο EN 12975-2, βασίζεται στη διαφορά θερμοκρασίας, την ηλιακή ακτινοβολία και τον ρυθμό ροής του θερμικού υγρού όπως φαίνεται και στην εξίσωση 1.3 [16,19].

$$\eta = \frac{\dot{m}c_p(T_{out} - T_{in})}{A_c G} \quad (1.3)$$

Όπου,

- \dot{m} είναι ο ρυθμός ροής μάζας του θερμικού υγρού (kg/s),
- c_p είναι η ειδική θερμοχωρητικότητα του υγρού (J/kg·K),
- T_{out} είναι η θερμοκρασία εξόδου του υγρού (°C).
- T_{in} είναι η θερμοκρασία εισόδου του υγρού (°C).
- A_c είναι η επιφάνεια του συλλέκτη (m^2),
- G είναι η ηλιακή ακτινοβολία στην επιφάνεια του συλλέκτη (W/m^2).

1.2 Μέθοδος Καμπυλών f

Με παρόμοιο τρόπο μπορεί να υπολογιστεί η κάλυψη του ηλιακού φορτίου, υπολογίζοντας πόση ενέργεια χρειάστηκε ή θα χρειαζόταν, και συγκρίνοντάς την με τη θερμική ενέργεια που παράγεται από τον ηλιακό συλλέκτη. Ωστόσο, ενώ η εκτίμηση των παραμέτρων του ηλιακού συλλέκτη μπορεί να γίνει σχετικά γρήγορα, η συλλογή ενός δείγματος για ένα έτος θα απαιτούσε φυσικά έναν ολόκληρο χρόνο. Γι' αυτό οι επιστήμονες συνήθως επιλέγουν ειδικά προσαρμοσμένες υπολογιστικές μεθόδους ή προσομοιωτικά μοντέλα για να εκτιμήσουν την κάλυψη του ηλιακού φορτίου πιο αποδοτικά, αντί να βασίζονται αποκλειστικά στη συλλογή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο.

1.2.1 Περιγραφή της Μεθόδου Καμπυλών f

Ένα από τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα παραδοσιακά εργαλεία μοντελοποίησης είναι η **μέθοδος καμπυλών f (f-chart)**, που αναπτύχθηκε από τους Klein και Beckman το 1976-1977 [20]. Η μέθοδος f-chart παρέχει έναν απλοποιημένο τρόπο εκτίμησης της μηνιαίας ή ετήσιας απόδοσης των συστημάτων ηλιακής θέρμανσης, βασιζόμενη σε εμπειρικές συσχετίσεις που προέρχονται από εκτεταμένη έρευνα. Αυτές οι συσχετίσεις έχουν επικυρωθεί μέσω πολλαπλών προσομοιώσεων με τη χρήση του λογισμικού **TRNSYS** (το οποίο θεωρείται, όπως θα αναλυθεί στη συνέχεια ένα αξιόπιστο εργαλείο για την προσομοίωση σχετικών διεργασιών), πειραμάτων, και εφαρμογών στην πράξη. Κάποιες μελέτες αναφέρουν απόκλιση από 1.1% έως 4.7% όταν συγκρίνεται η μέθοδος f-chart με προσομοιώσεις TRNSYS, και μέχρι 15% σε σύγκριση με μετρημένα δεδομένα [20-22]. Τα βήματα εφαρμογής της μεθόδου καμπυλών f, λαμβάνοντας υπόψη την προσαρμογή της στις συνθήκες του Ελληνικού χώρου για συστήματα με εργαζόμενο μέσο υγρό είναι τα ακόλουθα [20,46]:

1. Υπολογισμός του μηνιαίου συνολικού φορτίου θέρμανσης για τη ζήτηση ζεστού νερού χρήσης για το σύνολο των ενόικων, τη διαφορά θερμοκρασίας μεταξύ του νερού εισόδου και εξόδου και τις απώλειες θερμότητας από τους σωλήνες.
2. Υπολογισμός της μηνιαίας μέσης μηνιαίας ακτινοβολίας που προσπίπτει στον συλλέκτη, με βάση το γεωγραφικό πλάτος, τον προσανατολισμό και την κλίση του συλλέκτη και τα δεδομένα μηνιαίας μέσης μηνιαίας ακτινοβολίας και θερμοκρασίας που λαμβάνονται συνήθως από τα αρχεία της πηγής [45] για τα κλιματικά δεδομένα.
3. Προσδιορισμός του μέσου μηνιαίου γινομένου διαπερατότητας-απορροφητικότητας και του συνολικού συντελεστή θερμικών απωλειών των συλλεκτών, με βάση τον τύπο του

συλλέκτη, τη τυπική θερμοκρασία του εργαζόμενου μέσου στον συλλέκτη και τη θερμοκρασία περιβάλλοντος.

4. Υπολογισμός των μηνιαίων τιμών των X και Y , χρησιμοποιώντας τους τύπους που προκύπτουν από τη μέθοδο καμπυλών f .
5. Υπολογισμός των μηνιαίων τιμών της κάλυψης του συλλέκτη f_i , χρησιμοποιώντας τις εμπειρικές εξισώσεις ή τα διαγράμματα που παρέχει η μέθοδος καμπυλών f .
6. Προσδιορισμός της μέσης σταθμισμένης τιμής της κάλυψης \bar{F} σε ετήσια βάση.

Οι εξισώσεις της παρουσιάζονται παρακάτω αρχίζοντας από το τελευταίο στάδιο:

Η κάλυψη σε ετήσια βάση \bar{F} υπολογίζεται από τη σχέση 1.4:

$$\bar{F} = \frac{\sum_{i=1}^{12} f_i L_i}{\sum_{i=1}^{12} L_i} \quad (1.4)$$

Όπου,

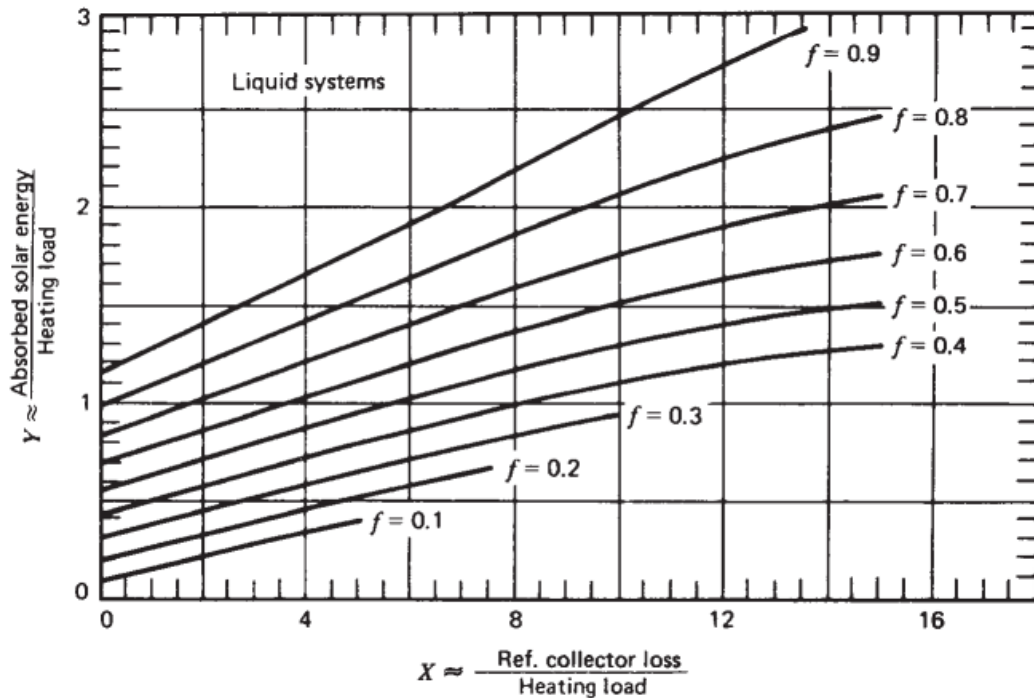
- f_i : η κάλυψη του ηλιακού φορτίου προς το απαιτούμενο θερμικό φορτίο του μήνα i
- L_i : το απαιτούμενο θερμικό φορτίο για την αποτελεσματική θέρμανση αέρα/νερού του μήνα i

Η κάλυψη f_i του ηλιακού μηνιαίου φορτίου υπολογίζεται από τη σχέση 1.5:

$$f_i = 1.029Y_i - 0.065X_i - 0.245Y_i^2 + 0.0018X_i^2 + 0.0215Y_i^3 \quad [-] \quad (1.5)$$

Όπου,

- Y_i : ο λόγος της απορροφούμενης ηλιακής ακτινοβολίας προς το απαιτούμενο θερμικό φορτίο του μήνα i
- X_i : ο λόγος των θερμικών απωλειών του συλλέκτη προς το απαιτούμενο θερμικό φορτίο.



Διάγραμμα 1.3: Γραφική απεικόνιση Μεταβολής ηλιακού θερμικού κλάσματος f προς X και Y

Ο λόγος Y υπολογίζεται από τη σχέση 1.6:

$$Y = F_R(\tau\alpha)_n \frac{F'_R}{F_R} \frac{(\overline{\tau\alpha})}{(\tau\alpha)_n} H_T \frac{A_c}{L} K_2 \quad (1.6)$$

Όπου,

- $F_R(\tau\alpha)_n$: οπτική απόδοση του συλλέκτη (η_0)
- $\frac{(\overline{\tau\alpha})}{(\tau\alpha)_n}$: διορθωτικός συντελεστής γωνιακής εξάρτησης απορρόφησης και διαπερατότητας του συλλέκτη (IAM)
- H_T : μέση τιμή μηνιαίας ολικής ακτινοβολίας που προσπίπτει στον ηλιακό συλλέκτη γωνίας κλίσης β .
- A_c : η συνολική επιφάνεια όλων των συλλεκτών [m^2]
- F'_R/F_R : ο διορθωτικός συντελεστής του εναλλάκτη θερμότητας στο σύστημα
- K_2 : συντελεστής εναλλάκτη θερμότητας φορτίου θέρμανσης
- L : το απαιτούμενο ενεργειακό φορτίο θέρμανσης

Ο συντελεστής εναλλάκτης θερμότητας φορτίου θέρμανσης υπολογίζεται από την εξίσωση:

$$K_2 = \begin{cases} 0.39 + 0.65e^{-\frac{0.139(UA)_h}{\varepsilon L C_{min}}}, & \text{εάν εφαρμόζεται θέρμανση χώρου} \\ 1, & \text{εάν δεν εφαρμόζεται θέρμανση χώρου} \end{cases} \quad (1.7)$$

Συνθήκη:

$$0.5 \leq \frac{\varepsilon_L C_{min}}{(UA)_h} \leq 50$$

Όπου:

- ε_L : η αποτελεσματικότητα του εναλλάκτη θερμότητας φορτίου θέρμανσης χώρου
- C_{min} : ο ελάχιστος ρυθμός θερμικής μάζας του ρευστού $(\dot{m}c_p)_{min}$ στον εναλλάκτη θερμότητας φορτίου θέρμανσης χώρου
- $(UA)_h$: είναι το γινόμενο συνολικής ενεργειακής απώλειας συντελεστή-εμβαδού για το κτίριο που χρησιμοποιείται στο μοντέλο βαθμών-ημέρας φορτίου θέρμανσης χώρου

Ο λόγος X υπολογίζεται από τη σχέση:

$$X = F_R U_L \frac{F'_{R}}{F_R} (T_{ref} - T_{aday}) \Delta t \frac{A_c}{L} K_1 K_3 \quad (1.8)$$

Όπου,

- T_{ref} : η θερμοκρασία αναφοράς [100 °C]
- $F_R U_L$: Συντελεστής θερμικών απωλειών πρώτης τάξης (a_1)
- T_{aday} : η μέση μηνιαία θερμοκρασία κατά τη διάρκεια ηλιοφάνειας
- Δt : χρονική περίοδος του μήνα [s]
- K_1 : ο συντελεστής χωρητικότητας δεξαμενής αποθήκευσης θερμότητας
- K_3 : ο συντελεστής ζεστού νερού

Ο συντελεστής χωρητικότητας δεξαμενής αποθήκευσης θερμότητας K_2 δίνεται από την εξίσωση:

$$K_2 = \left(\frac{M}{75}\right)^{-0.25} \quad (1.9)$$

Συνθήκη:

$$0.5 \leq \frac{M}{75} \leq 4.0$$

Όπου:

- M : η χωρητικότητα της δεξαμενής $\left[\frac{lt}{m^2 \text{ επιφάνειας συλλέκτη}}\right]$

Ο συντελεστής ζεστού νερού K_3 δίνεται από την εξίσωση:

$$K_3 = \begin{cases} \frac{11.6 + 1.18T_w + 3.86T_m - 2.32T_{a24}}{100 - T_{a24}}, & \text{εάν μόνο φορτίο ZNX} \\ 1, & \text{εάν δεν είναι μόνο φορτίο ZNX} \end{cases} \quad (1.10)$$

Όπου,

- T_{a24} : η μέση μηνιαία θερμοκρασία κατά τη διάρκεια 24ώρου [°C]
- T_m : η θερμοκρασία νερού δικτύου [°C]
- T_w : η επιθυμητή θερμοκρασία ζεστού νερού [°C]

1.2.2 Περιορισμοί της Μεθόδου Καμπυλών f

Τονίζεται από τους Duffie και Beckman [20] ότι η μέθοδος καμπυλών f υπόκειται σε πολλούς περιορισμούς μερικοί ποσοτικοί παρουσιάζονται στον πίνακα παρακάτω:

Σύμβολο	Περιγραφή	Μονάδες	Εύρος
$(\tau\alpha)_n$	Μέγιστο γινόμενο διαπερατότητας-απορρόφησης ηλιακού συλλέκτη	[-]	[0.6,0.9]
F'_{RAc}	Γινόμενο παράγοντα εναλλάκτη θερμότητας-συλλέκτη με την επιφάνεια του συλλέκτη	[W/°C]	[5,120]
U_L	Συντελεστής θερμοπερατότητας του συλλέκτη	[W/m ² °C]	[2.1,8.3]
β	Κλίση ηλιακού συλλέκτη	[°]	[30,90]
$(UA)_h$	Συνολικό γινόμενο του συντελεστή θερμοπερατότητας και της επιφάνειας του κτηρίου υπό μελέτη	[W/°C]	[83,667]

Πίνακας 1.3: Ποσοτικοί Περιορισμοί Καμπυλών f [20]

Επίσης οι καμπύλες f δεν εφαρμόζονται για τιμές του $Y > 3$ ή τιμές $X > 15$ αλλά μπορεί να γίνει προεκβολή για μεγαλύτερες τιμές με ικανοποιητικά αποτελέσματα [55].

Εκτός από τους ποσοτικούς περιορισμούς υπήρχαν ποιοτικοί περιορισμοί που λήφθηκαν υπόψη κατά τη διάρκεια της συλλογής των δεδομένων των μετρήσεων που αποτέλεσαν τη βάση για τη μέθοδο:

Πλήρως Αναμειγμένες Δεξαμενές Αποθήκευσης: Θεωρείται ότι όλες οι δεξαμενές υγρών αποθήκευσης, συμπεριλαμβανομένων των κύριων και προθερμαντικών δεξαμενών, είναι πλήρως αναμειγμένες. Αυτό σημαίνει ότι η θερμοκρασία μέσα στη δεξαμενή είναι ομοιόμορφη, κάτι που απλοποιεί την ανάλυση. Ωστόσο, αυτή η υπόθεση μπορεί να μην είναι πάντα αντιπροσωπευτική για τις πραγματικές συνθήκες. Θεωρείται συντηρητική, καθώς γενικά προβλέπει υψηλότερες θερμοκρασίες εισόδου για τους ηλιακούς συλλέκτες [20].

Θεώρηση Συμμετρικής Ημέρας: Για την απλοποίηση των προσομοιώσεων, όλες οι ημέρες θεωρούνται συμμετρικές γύρω από το ηλιακό μεσημέρι. Αυτό σημαίνει ότι το προφίλ της ηλιακής ακτινοβολίας πριν και μετά το μεσημέρι είναι πανομοιότυπο, κάτι που στην πραγματικότητα δεν ισχύει. Αυτή η υπόθεση οδηγεί σε συντηρητικές εκτιμήσεις απόδοσης, καθώς οι πραγματικές ημερήσιες διακυμάνσεις μπορεί να οδηγήσουν σε υψηλότερες ή χαμηλότερες αποδόσεις του συστήματος [20].

Αγνόηση Αποθήκευσης Ενέργειας: Για τις εφαρμογές θέρμανσης νερού, οποιαδήποτε ενέργεια αποθηκεύεται στο νερό πάνω από την καθορισμένη θερμοκρασία δεν θεωρείται χρήσιμη. Μόλις το νερό φτάσει στην επιθυμητή θερμοκρασία, οποιαδήποτε επιπλέον ενέργεια αποθηκευτεί με τη μορφή υψηλότερων θερμοκρασιών δεν λαμβάνεται υπόψη στους υπολογισμούς απόδοσης. Αυτή η συντηρητική προσέγγιση εξασφαλίζει ότι οι εκτιμώμενες εξοικονομήσεις ενέργειας δεν υπερεκτιμώνται [20].

Καλά Μονωμένες Δεξαμενές Αποθήκευσης και Χωρίς Διαρροές: Το μοντέλο υποθέτει ότι οι δεξαμενές αποθήκευσης είναι καλά μονωμένες και ότι δεν υπάρχουν διαρροές στο σύστημα. Αυτές οι ιδανικές συνθήκες ελαχιστοποιούν τις θερμικές απώλειες, συμβάλλοντας σε ακριβέστερες προβλέψεις για την απόδοση αποθήκευσης ενέργειας [20].

Παρόλο που η μέθοδος καμπυλών f προσφέρει απλότητα και ταχύτητα, καθιστώντας την κατάλληλη για προκαταρκτικές μελέτες σχεδιασμού και σκοπιμότητας, παρουσιάζει περιορισμούς που μπορούν να επηρεάσουν την ακρίβεια και την εφαρμοσιμότητά της, ιδιαίτερα σε σύγχρονα συστήματα με έξυπνη τεχνολογία και βοηθητικές πηγές θέρμανσης με αισθητήρες που διατηρούν μια καθορισμένη θερμοκρασία όταν οι ηλιακοί συλλέκτες δεν μπορούν να καλύψουν τη ζήτηση φορτίου [20]. Η μέθοδος f -chart αναπτύχθηκε αρχικά για συγκεκριμένες διαμορφώσεις συστημάτων που αναφέρθηκαν παραπάνω και δεν λαμβάνει όλους τα σενάρια σύνδεσης βοηθητικών συστημάτων θέρμανσης, μεταβαλλόμενα προφίλ φορτίων ή προηγμένους μηχανισμούς ελέγχου, περιορίζοντας έτσι τη συνάφειά της σε πιο περίπλοκα, σύγχρονα συστήματα. Αυτοί οι περιορισμοί μπορούν να οδηγήσουν σε υποδιαστασιολόγηση ή υπερδιαστασιολόγηση συστημάτων, αναποτελεσματική λειτουργία και μη αντιπροσωπευτικά οικονομικά μοντέλα προς βελτιστοποίηση, υπογραμμίζοντας την ανάγκη για πιο προηγμένες τεχνικές μοντελοποίησης. Επιπλέον, το μοντέλο καμπυλών f δεν περιλαμβάνει τον συντελεστή απωλειών a_2 , γεγονός που μπορεί να μειώσει την ακρίβειά του.

Σε αντίθεση με τη μέθοδο καμπυλών f , η μέθοδος φ, f -chart παρέχει μεγαλύτερη ευελιξία, καθώς επιτρέπει τη μεταβολή της θερμοκρασίας εισόδου του εργαζόμενου ρευστού, προσφέροντας μια πιο προσαρμοστική λύση για δυναμικές συνθήκες συστήματος. Ενώ η μέθοδος καμπυλών f είναι πιο κατάλληλη για συστήματα θέρμανσης χώρου όπου η θερμοκρασία διατηρείται κοντά στους 20°C και για συστήματα ζεστού νερού χρήσης (με την εισαγωγή του διορθωτικού συντελεστή K_3), η μέθοδος φ, f -chart είναι πιο ευέλικτη [20]. Επιτρέπει τον προσδιορισμό του ηλιακού κλάσματος φορτίου μέσω επαναληπτικών διαδικασιών, προσφέροντας μια ευρύτερη γκάμα εφαρμογών. Ωστόσο, για να λειτουργήσει σωστά η μέθοδος φ, f -chart, η μεταφορά θερμότητας στο φορτίο πρέπει να πραγματοποιείται σε κλειστό κύκλωμα, διασφαλίζοντας ότι η θερμοκρασία επιστροφής παραμένει στο καθορισμένο ελάχιστο επίπεδο ή παραπάνω από αυτό [20].

Επιπλέον, κάθε συσκευή που ενσωματώνεται στο σύστημα πρέπει να λειτουργεί με σταθερή απόδοση, η οποία δεν επηρεάζεται από τις θερμοδυναμικές ιδιότητες του εργαζόμενου ρευστού. Και οι δύο μέθοδοι—καμπυλών f και φ, f -chart—μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε συστήματα με βοηθητικές πηγές θέρμανσης [20]. Ωστόσο, το βοηθητικό σύστημα συνδέεται παράλληλα με το ηλιακό θερμικό σύστημα και χρησιμοποιείται μόνο για την κάλυψη του θερμικού φορτίου όταν το ηλιακό σύστημα δεν μπορεί να καλύψει πλήρως τη ζήτηση. Η δεξαμενή αποθήκευσης σε αυτά τα συστήματα είναι συνήθως υπό πίεση για να αποτρέπεται η απόρριψη ενέργειας [20].

Η μέθοδος φ, f -chart αναπτύχθηκε ειδικά για κλειστά κυκλώματα ηλιακών θερμικών συστημάτων με πεπερασμένη χωρητικότητα αποθήκευσης, όπου η ενέργεια που παρέχεται στο φορτίο πρέπει να ανταποκρίνεται σε ένα ελάχιστο επίπεδο χρήσιμης θερμοκρασίας [20]. Αν και αυτή η προσέγγιση είναι αποτελεσματική για κοινές διατάξεις συστημάτων, δεν καλύπτει όλες τις πρακτικές εφαρμογές, ιδίως εκείνες που περιλαμβάνουν πιο σύνθετα προφίλ φορτίων, συστήματα ανοικτού κύκλου ή εισαγωγή δυναμικών συστημάτων. Σε τέτοιες περιπτώσεις, απαιτούνται λεπτομερείς **προσομοιώσεις** για την ακριβή σχεδίαση και βελτιστοποίηση της απόδοσης του συστήματος [20].

1.3 Ρόλος Προσομοίωσης στην Ανάλυση Ηλιακών Θερμικών Συστημάτων

Λόγω αυτών των περιορισμών, οι επιστήμονες συχνά πραγματοποιούν προσομοιώσεις είτε για να εξάγουν ακριβή αποτελέσματα είτε για να επαληθεύσουν την ακρίβεια της μεθόδου f -chart σε συγκεκριμένα σενάρια.

Οι προσομοιώσεις διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στην ανάλυση και βελτιστοποίηση των ηλιακών θερμικών συστημάτων, προσφέροντας λεπτομερείς πληροφορίες για τη συμπεριφορά του συστήματος υπό διάφορες συνθήκες λειτουργίας. Σε αντίθεση με τις απλοποιημένες μεθόδους όπως η f -chart, οι προσομοιώσεις μπορούν να μοντελοποιήσουν δυναμικές αλληλεπιδράσεις, να λαμβάνουν υπόψη τα μεταβατικά φαινόμενα και να ενσωματώνουν πολύπλοκες στρατηγικές ελέγχου. Τα προηγμένα εργαλεία προσομοίωσης επιτρέπουν στους μηχανικούς και τους ερευνητές να προβλέπουν την απόδοση των συστημάτων με μεγαλύτερη ακρίβεια, διευκολύνοντας τον βέλτιστο σχεδιασμό και τη αποδοτική λειτουργία [25].

Λογισμικά όπως το **TRNSYS** (Transient System Simulation Tool [23,25]) και το **EnergyPlus** [24] χρησιμοποιούνται ευρέως για τη μοντελοποίηση ηλιακών θερμικών συστημάτων. Αυτά τα εργαλεία επιτρέπουν την λεπτομερή αναπαράσταση των εξαρτημάτων του συστήματος, συμπεριλαμβανομένων των συλλεκτών, δεξαμενών αποθήκευσης, εναλλακτών θερμότητας και συστημάτων ελέγχου. Με την προσομοίωση του συστήματος για παρατεταμένες χρονικές περιόδους, συνήθως ενός έτους, μπορούν να καταγράψουν τις χρονικές μεταβολές στις μετεωρολογικές συνθήκες και τις απαιτήσεις φορτίου, παρέχοντας ολοκληρωμένες αξιολογήσεις απόδοσης.

1.3.1 Διαδικασία Προσομοίωσης

1. **Μοντελοποίηση Συστήματος:** Το ηλιακό θερμικό σύστημα μοντελοποιείται μέσα στο λογισμικό προσομοίωσης, συμπεριλαμβανομένων όλων των σχετικών εξαρτημάτων. Στο μοντέλο εισάγονται λεπτομερείς προδιαγραφές των συλλεκτών (χρησιμοποιώντας πειραματικά προσδιορισμένες παραμέτρους όπως η_0 , a_1 , a_2), δεξαμενών αποθήκευσης, σωληνώσεων και στρατηγικών ελέγχου. Επίσης, ενσωματώνονται τα προφίλ θερμικού φορτίου, που αντιπροσωπεύουν τη ζήτηση θέρμανσης με την πάροδο του χρόνου [16,20,23].
2. **Εισαγωγή Μετεωρολογικών Δεδομένων:** Στην προσομοίωση παρέχονται ωριαία ή υποωριαία μετεωρολογικά δεδομένα για την τοποθεσία ενδιαφέροντος. Αυτά τα δεδομένα περιλαμβάνουν ηλιακή ακτινοβολία, θερμοκρασία περιβάλλοντος, ταχύτητα ανέμου και άλλες σχετικές παραμέτρους, επιτρέποντας στο μοντέλο να προσομοιώσει ρεαλιστικές περιβαλλοντικές συνθήκες κατά τη διάρκεια του έτους [16,20,23,41].
3. **Δυναμική Προσομοίωση:** Η προσομοίωση εκτελείται για την καθορισμένη περίοδο (π.χ. ένα έτος), υπολογίζοντας το ενεργειακό ισοζύγιο σε κάθε χρονικό βήμα. Το μοντέλο λαμβάνει υπόψη μεταβατικά φαινόμενα, θερμική αδράνεια και αντιδράσεις του συστήματος ελέγχου. Παρακολουθεί τη θερμική ενέργεια που συλλέγεται, αποθηκεύεται και παρέχεται στο φορτίο, καθώς και οποιαδήποτε ενέργεια παρέχεται από τα βοηθητικά συστήματα [16,20,23,41].
4. **Ενεργειακός Υπολογισμός:** Σε κάθε χρονικό βήμα, η προσομοίωση υπολογίζει τη χρήσιμη θερμική ενέργεια που παρέχεται από τους ηλιακούς συλλέκτες και την ενέργεια που απαιτείται από τα βοηθητικά συστήματα θέρμανσης για να καλυφθεί το θερμικό φορτίο. Οι ενεργειακές ισορροπίες καταγράφονται για όλη την περίοδο προσομοίωσης [20,23,41].
5. **Υπολογισμός Ηλιακού Κλάσματος:** Το μηνιαίο ηλιακό κλάσμα (f) μπορεί να υπολογιστεί από την εξίσωση [41]:

$$f = 1 - \frac{Q_{aux}}{Q_{conv}} [-] \quad (1.11)$$

Όπου,

- Q_{conv} : Απαιτούμενο θερμικό φορτίο συστήματος υπολογίζεται από την εξίσωση...
- Q_{aux} : Θερμικό φορτίο βοηθητικού συστήματος υπολογίζεται από την εξίσωση

$$Q_{conv} = Q_{SH} + Q_{DHW} + Q_{loss} \quad (1.12)$$

Όπου,

- Q_{SH} : Απαιτούμενο Θερμικό φορτίο θέρμανσης χώρου
- Q_{DHW} : Απαιτούμενο Θερμικό φορτίο ζεστού νερού χρήσης
- Q_{loss} : Θερμικές απώλειες υπολογιζόμενες από την προσομοίωση

$$Q_{aux} = Q_{conv} - Q_u \quad (1.13)$$

$$Q_u = \begin{cases} Q_c, & Q_{conv} > Q_c \\ Q_{conv}, & Q_{conv} \leq Q_c \end{cases} \quad (1.14)$$

Όπου,

- Q_c : Ενέργεια που παραδίδεται από τον ηλιακό συλλέκτη
- Q_u : Εκμεταλλεύσιμη ηλιακή ενέργεια

1.3.2 Παράγοντες Προσομοιώσεων

- **Στρατηγικές Ελέγχου:** Η προσομοίωση πρέπει να αντιπροσωπεύει με ακρίβεια τη λογική ελέγχου του συστήματος, όπως η λειτουργία των αντλιών, των βαλβίδων και των βοηθητικών συστημάτων θέρμανσης. Οι στρατηγικές ελέγχου επηρεάζουν τον τρόπο και τον χρόνο χρήσης και αποθήκευσης της ηλιακής ενέργειας, επηρεάζοντας το ηλιακό κλάσμα.
- **Απώλειες Συστήματος:** Οι θερμικές απώλειες στους συλλέκτες, τις σωληνώσεις, τις δεξαμενές αποθήκευσης και άλλα εξαρτήματα μοντελοποιούνται με βάση τις φυσικές ιδιότητες και τις περιβαλλοντικές συνθήκες. Η ακριβής αναπαράσταση των απωλειών είναι απαραίτητη για αξιόπιστες προβλέψεις.
- **Προφίλ Φορτίων:** Το θερμικό φορτίο μπορεί να διαφέρει καθημερινά και εποχιακά. Οι προσομοιώσεις θα πρέπει να χρησιμοποιούν ρεαλιστικά προφίλ φορτίων που αντανακλούν τα πραγματικά πρότυπα χρήσης, ώστε ο υπολογισμός του ηλιακού κλάσματος να είναι αξιόπιστος.
- **Θερμική Αποθήκευση:** Η ένταξη της θερμικής αποθήκευσης επιτρέπει την αποθήκευση της περίσσειας ηλιακής ενέργειας για χρήση όταν η ηλιακή ακτινοβολία είναι ανεπαρκής. Η μοντελοποίηση της δυναμικής της αποθήκευσης είναι αναγκαία για συστήματα σχεδιασμένα να μεγιστοποιούν τη χρήση της ηλιακής ενέργειας.

Η μέθοδος υπολογισμού του ηλιακού κλάσματος μέσω προσομοιώσεων προσφέρει αρκετά πλεονεκτήματα έναντι της μεθόδου f-chart, αλλά περιλαμβάνει επίσης μεγαλύτερη πολυπλοκότητα και υπολογιστική προσπάθεια.

1.3.3 Πλεονεκτήματα Προσομοιώσεων

- **Δυναμική Μοντελοποίηση:** Οι προσομοιώσεις καταγράφουν μεταβατικές συμπεριφορές και δυναμικές αλληλεπιδράσεις στο σύστημα, παρέχοντας πιο λεπτομερή και ακριβή αναπαράσταση της απόδοσης.
- **Προσαρμογή:** Τα συστήματα μπορούν να μοντελοποιηθούν με συγκεκριμένα εξαρτήματα, διαμορφώσεις και στρατηγικές ελέγχου, προσαρμοσμένα στην εκάστοτε εφαρμογή και τοποθεσία.
- **Λεπτομερή Αποτελέσματα:** Οι προσομοιώσεις παρέχουν χρονο-ανάλυση των δεδομένων απόδοσης του συστήματος, επιτρέποντας την εις βάθος ανάλυση της λειτουργίας υπό διαφορετικές συνθήκες.
- **Ένταξη Βοηθητικών Συστημάτων:** Η επίδραση των βοηθητικών συστημάτων θέρμανσης και η αλληλεπίδρασή τους με τα ηλιακά θερμικά εξαρτήματα μοντελοποιούνται άμεσα.

1.3.4 Περιορισμοί Προσομοιώσεων

Παρά την υψηλή ακρίβεια και τις λεπτομερείς πληροφορίες που παρέχουν οι ολοκληρωμένες προσομοιώσεις, συχνά είναι υπολογιστικά απαιτητικές, χρονοβόρες και απαιτούν σημαντική τεχνογνωσία και πόρους για την ανάπτυξη και εκτέλεσή τους [56]. Η εκτέλεση προσομοιώσεων για κάθε πιθανό συνδυασμό παραμέτρων συστήματος, περιβαλλοντικών συνθηκών και στρατηγικών ελέγχου μπορεί να είναι μη πρακτική, ιδιαίτερα κατά τη βελτιστοποίηση του σχεδιασμού του συστήματος ή την εκτέλεση αναλύσεων ευαισθησίας που περιλαμβάνουν μεγάλο αριθμό μεταβλητών. Αυτή η πολυπλοκότητα μπορεί να εμποδίσει την ταχεία αξιολόγηση της απόδοσης του συστήματος και να καθυστερήσει τις διαδικασίες λήψης αποφάσεων.

1.4 Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης και Παλινδρόμησης

Για την αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων, η παλινδρόμηση και οι τεχνικές μηχανικής μάθησης προσφέρουν μια βιώσιμη εναλλακτική, παρέχοντας προγνωστικά μοντέλα που προσεγγίζουν τα αποτελέσματα λεπτομερών προσομοιώσεων με σημαντικά μειωμένη υπολογιστική προσπάθεια. Εκπαιδύοντας αυτά τα μοντέλα σε ένα υποσύνολο δεδομένων προσομοίωσης, είναι δυνατό να καταγραφούν οι υποκείμενες σχέσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων, επιτρέποντας ακριβείς προβλέψεις για νέους συνδυασμούς χωρίς την ανάγκη εκτέλεσης εξαντλητικών προσομοιώσεων κάθε φορά.

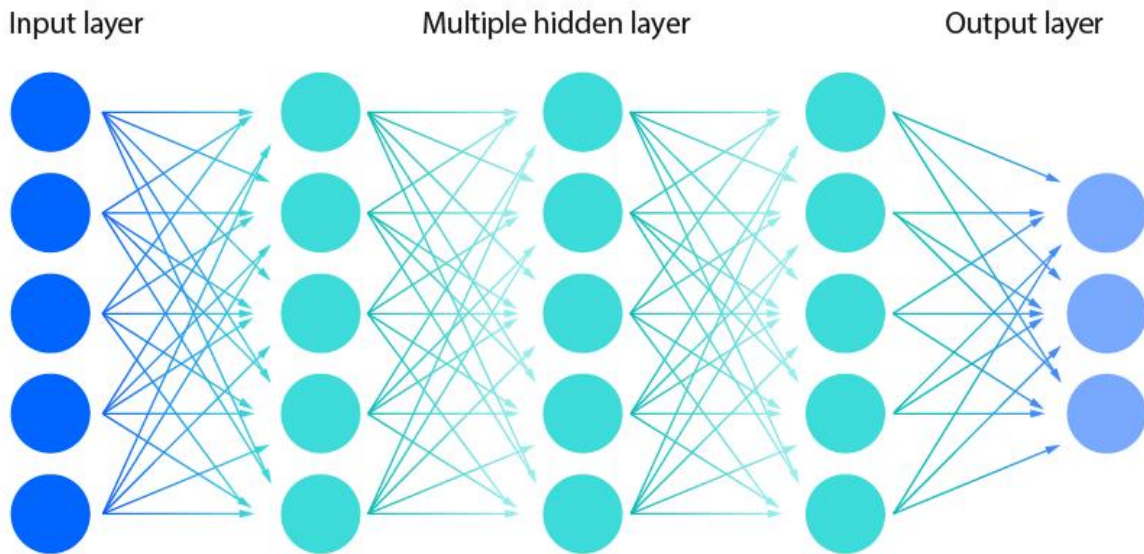
1.4.1 Μοντέλα Παλινδρόμησης

Τα μοντέλα παλινδρόμησης, όπως η πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση και η μη γραμμική παλινδρόμηση, δημιουργούν μαθηματικές σχέσεις μεταξύ εξαρτημένων και ανεξάρτητων μεταβλητών, προσαρμόζοντας συναρτήσεις στα παρατηρούμενα δεδομένα. Στο πλαίσιο των ηλιακών θερμικών συστημάτων, η ανάλυση παλινδρόμησης μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη μοντελοποίηση του τρόπου με τον οποίο οι μετρήσεις απόδοσης του συστήματος, όπως η ηλιακή κάλυψη φορτίου, εξαρτώνται από μεταβλητές όπως η επιφάνεια των συλλεκτών, ο προσανατολισμός και οι μετεωρολογικές συνθήκες. Αυτά τα μοντέλα παρέχουν γρήγορες εκτιμήσεις με λογική ακρίβεια, διευκολύνοντας τις ταχείες αξιολογήσεις κατά τα προκαταρκτικά στάδια σχεδιασμού. Ωστόσο, οι παραδοσιακές τεχνικές παλινδρόμησης μπορεί να δυσκολεύονται να καταγράψουν τις πολύπλοκες μη γραμμικές αλληλεπιδράσεις που είναι εγγενείς στα ηλιακά θερμικά συστήματα.

1.4.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, συμπεριλαμβανομένων των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANNs), των μηχανών υποστήριξης διανυσμάτων (SVMs) και των δέντρων απόφασης (Decision Trees), διαπρέπουν στη μοντελοποίηση πολύπλοκων, μη γραμμικών σχέσεων χωρίς να απαιτούν ρητές λειτουργικές μορφές.

Τα ANN, εμπνευσμένα από τη δομή του ανθρώπινου εγκεφάλου, αποτελούνται από διασυνδεδεμένα επίπεδα κόμβων που επεξεργάζονται τα δεδομένα εισόδου μέσω σταθμισμένων συνδέσεων [26]. Με την προσαρμογή αυτών των βαρών κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης χρησιμοποιώντας αλγόριθμους όπως το backpropagation, τα ANN μαθαίνουν να προσεγγίζουν την υποκείμενη συνάρτηση που αντιστοιχεί εισόδους σε εξόδους [27]. Αυτή η ικανότητα τους επιτρέπει να μοντελοποιούν πολύπλοκα πρότυπα και αλληλεπιδράσεις στα δεδομένα, καθιστώντας τα κατάλληλα για την πρόβλεψη της απόδοσης των ηλιακών θερμικών συστημάτων σε ένα ευρύ φάσμα συνθηκών. Στην εικόνα 1.4 παρουσιάζεται η δομή ενός νευρωνικού δικτύου.



Εικόνα 1.4: Απεικόνιση δομής τυπικού νευρωνικού δικτύου [28].

Ο υπολογισμός της εξόδου περιλαμβάνει τον υπολογισμό ενός σταθμισμένου αθροίσματος των εισόδων, την προσθήκη ενός όρου bias, και στη συνέχεια την εφαρμογή μιας συνάρτησης ενεργοποίησης για την εισαγωγή μη γραμμικότητας. Μαθηματικά, η έξοδος y ενός τεχνητού νευρώνα μπορεί να εκφραστεί από την εξίσωση [29]:

$$y = \phi \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b \right) \quad (1.15)$$

Όπου,

- x_i : αντιπροσωπεύει τους προβλεπτικούς παράγοντες.
- w_i : τα βάρη που συνδέονται με κάθε είσοδο, αντιπροσωπεύοντας τη δύναμη ή τη σημασία κάθε σήματος εισόδου.
- b : ο όρος bias, ο οποίος επιτρέπει τη μετατόπιση της συνάρτησης ενεργοποίησης, βοηθώντας το δίκτυο να προσαρμοστεί καλύτερα στα δεδομένα.
- ϕ : είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία εισάγει μη γραμμικότητα στο μοντέλο.

1.4.3 Δέντρα απόφασης και Ταξινόμησης

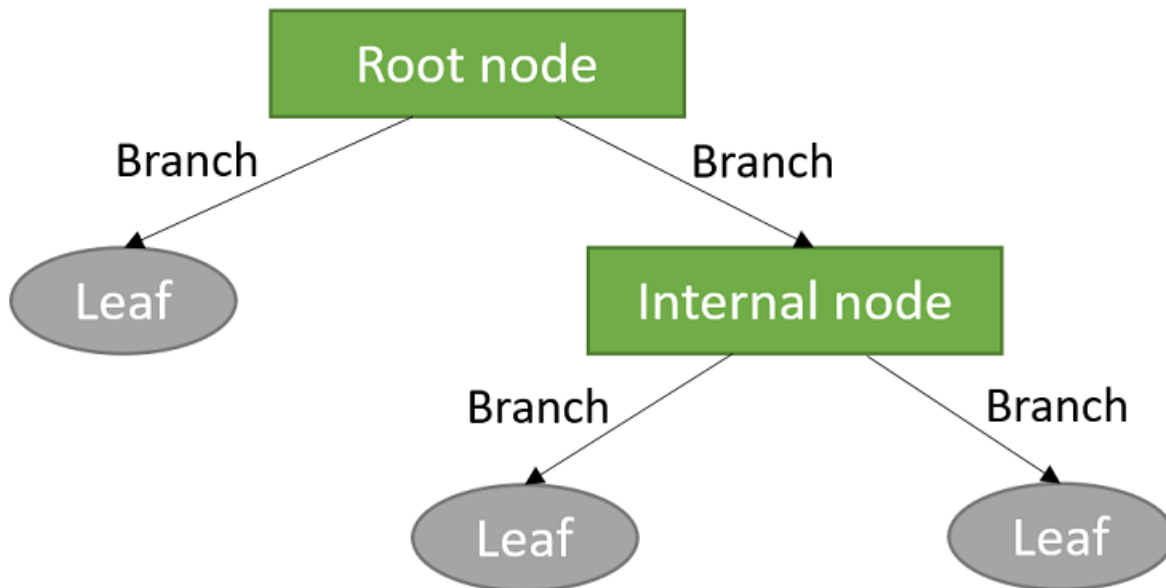
Τα δέντρα απόφασης (decision trees) και ταξινόμησης (Classification trees), όπως τα τυχαία δάση (random forests), κατασκευάζουν μοντέλα διαιρώντας επαναληπτικά τα δεδομένα με βάση τις εισόδους, συλλαμβάνοντας μη γραμμικότητες και αλληλεπιδράσεις μεταξύ των μεταβλητών [27]. Αυτές οι μέθοδοι χειρίζονται τόσο αριθμητικά όσο και κατηγορικά δεδομένα και παρέχουν

πληροφορίες σχετικά με το ποιες μεταβλητές είναι οι πιο σημαντικές στην απόδοση του συστήματος. Η διαισθητική φύση των δέντρων απόφασης τα καθιστά αρκετά ερμηνεύσιμα, καθώς χρησιμοποιούν παρόμοιες διαδικασίες λήψης αποφάσεων του ανθρώπου διαχωρίζοντας τα δεδομένα βάσει των τιμών των χαρακτηριστικών. Κάποια βασικά χαρακτηριστικά τους είναι [30]:

Ένα δέντρο απόφασης αποτελείται από διάφορα βασικά στοιχεία:

- **Ρίζα (Root Node):** Αντιπροσωπεύει ολόκληρο το σύνολο δεδομένων και ξεκινά τη διαδικασία διαχωρισμού.
- **Εσωτερικοί Κόμβοι (Internal Nodes):** Σημεία απόφασης όπου τα δεδομένα διαχωρίζονται βάσει δοκιμών χαρακτηριστικών.
- **Κλαδιά (Branches):** Τα αποτελέσματα μιας απόφασης που οδηγούν σε άλλους κόμβους.
- **Φύλλα (Leaf Nodes):** Τελικά σημεία που παρέχουν ταξινόμηση ή απόφαση.

Στην Εικόνα 1.5 παρουσιάζεται τυπική δομή ενός δέντρου απόφασης:



Εικόνα 1.5: Απεικόνιση δομής δέντρου αποφάσεων [30]

1.4.4 Λογισμικό ALAMO

Εκτός από τις συμβατικές τεχνικές μηχανικής μάθησης, εξειδικευμένα εργαλεία λογισμικού όπως το ALAMO (Automatic Learning of Algebraic MOdels) έχουν δημιουργηθεί για να διευκολύνουν την ανάπτυξη προβλεπτικών μοντέλων από προσομοιώσεις ή πειραματικά δεδομένα. Το ALAMO, που εισήχθη από τους Cozad, Sahinidis και Miller το 2014 [31], είναι ιδιαίτερα χρήσιμο στην κατασκευή προβλεπτικών μοντέλων που είναι τόσο απλά όσο και κατανοητά, παρέχοντας λύσεις όπου τα παραδοσιακά μοντέλα μηχανικής μάθησης συχνά υποφέρουν από πολυπλοκότητα ή

υπερπροσαρμογή. Το ALAMO λειτουργεί ενσωματώνοντας αλγόριθμους βελτιστοποίησης (BARON) με τεχνικές μηχανικής μάθησης, δημιουργώντας αλγεβρικά μοντέλα που έχουν σχεδιαστεί να περιγράφουν με ακρίβεια τη συμπεριφορά του συστήματος εντός προκαθορισμένων ανοχών σφαλμάτων, ενώ ταυτόχρονα μειώνουν την πολυπλοκότητα του μοντέλου [31,32].

Η επαναληπτική διαδικασία του ALAMO ξεκινά με την επιλογή ενός υποσυνόλου των διαθέσιμων δεδομένων και τη χρήση αυτών των δεδομένων για την προσαρμογή ενός αρχικού μοντέλου που αποτελείται από υποψήφιες συναρτήσεις, όπως πολυώνυμα, λογαριθμικές ή εκθετικές σχέσεις. Αυτό που διακρίνει το ALAMO από πολλές παραδοσιακές τεχνικές είναι η ικανότητά του να εξερευνά διάφορους συνδυασμούς αυτών των υποψήφιων συναρτήσεων χρησιμοποιώντας ακεραίες προγραμματισμού και μεθόδους παγκόσμιας βελτιστοποίησης, διασφαλίζοντας ότι τα τελικά μοντέλα είναι παγκόσμια βέλτιστα ή σχεδόν βέλτιστα ως προς την ελαχιστοποίηση ενός κριτηρίου, όπως το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων [31,32]. Με την εξισορρόπηση της πολυπλοκότητας του μοντέλου και της προβλεπτικής ακρίβειας, το ALAMO παράγει κατανοητά μοντέλα, αποφεύγοντας την υπερπροσαρμογή (overfitting).

Ένα βασικό χαρακτηριστικό του ALAMO είναι η προσαρμοστική του δειγματοληψία. Αναγνωρίζοντας περιοχές στον χώρο εισόδου που παρουσιάζουν υψηλή αβεβαιότητα ή σφάλμα στις προβλέψεις, το ALAMO επιλέγει ενεργά τα πιο ενημερωτικά νέα δεδομένα. Αυτή η διαδικασία επιτρέπει στο μοντέλο να βελτιώνεται σταδιακά με την ενσωμάτωση πρόσθετων δεδομένων, οδηγώντας σε βελτιωμένη ακρίβεια και ανθεκτικότητα. Αυτή η δυνατότητα είναι χρήσιμη για μοντέλα που αναπτύσσονται από ακριβά ή περιορισμένα πειραματικά δεδομένα, μια κοινή περίπτωση στη χημική μηχανική και στις μελέτες βελτιστοποίησης συστημάτων [31,32].

1.5 Προηγούμενες μελέτες

Η αξιοποίηση τεχνικών παλινδρόμησης και μηχανικής μάθησης έχει φέρει σημαντική βελτίωση στην ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων ικανά στον προσδιορισμό τιμών σε δεδομένα που δεν έχουν εκπαιδευτεί (εντός εύρους). Αυτά τα μοντέλα προσφέρουν γρήγορες και ακριβείς εκτιμήσεις της απόδοσης του συστήματος, εξαλείφοντας την ανάγκη για εκτεταμένες και χρονοβόρες προσομοιώσεις. Με τη χρήση υπαρχόντων προτύπων δεδομένων, τα μοντέλα αυτά διευκολύνουν τις διαδικασίες λήψης αποφάσεων στον τομέα της βελτιστοποίησης και του σχεδιασμού των ηλιακών θερμικών συστημάτων.

Σε προηγούμενη μελέτη, τεχνικές όπως οι Support Vector Machines (SVM), Γενικευμένα Γραμμικά Μοντέλα (GENLIN), Gradient Boosting (GB), Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα (DNN) και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN) χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη της ενεργειακής απόδοσης κτηρίων μετά από προσομοιώσεις που διεξήχθησαν στο DesignBuilder. Ο L.D. Long [26] ανέλυσε την ειδική ενεργειακή κατανάλωση του Κτηρίου (E [kWh/m²/έτος]) με μεταβαλλόμενες τιμές στον προσανατολισμό του κτηρίου από το νότο, τον συντελεστή απόδοσης

(COP) του συστήματος κλιματισμού, την ισχύ φωτισμού ανά τετραγωνικό μέτρο, τον λόγο παραθύρων προς τοίχους, τον συντελεστή θερμοπερατότητας (U-value) των τοίχων, των παραθύρων και της στέγης, καθώς και την επιλεγμένη θερμοκρασία ψύξης του κτηρίου. Το μοντέλο Gradient Boosting πέτυχε R^2 0.994 και Μέσο Απόλυτο Ποσοστό Σφάλματος (MAPE) 1.04%, γεγονός που υποδεικνύει καλή προσαρμογή στα δεδομένα. Τα προβλεπόμενα μεγέθη ενεργειακής απόδοσης ενσωματώθηκαν στη συνέχεια σε αλγορίθμους βελτιστοποίησης για την ταυτοποίηση των βέλτιστων παραμέτρων λειτουργίας, βελτιώνοντας έτσι τη συνολική αποδοτικότητα των ενεργειακών συστημάτων των κτηρίων.

Σε άλλη μελέτη, οι Elbeltagi et al. [33] χρησιμοποίησαν μια τεχνική παρόμοια με τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα για να προβλέψουν την ενεργειακή κατανάλωση των κτηρίων. Ο αναπτυγμένος αλγόριθμος εφαρμόστηκε σε μια μελέτη περίπτωσης ενός κτηρίου στην Αίγυπτο, όπου προτάθηκαν συστάσεις για την μείωση της ενεργειακής κατανάλωσης του κτηρίου.

Η εφαρμογή των αλγορίθμων Light Gradient Boosting Machine (LGBM) και K-Nearest Neighbors (KNN) εξετάστηκε από τους Suanprang et al. [34] για την πρόβλεψη της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από φωτοβολταϊκά πάρκα βασισμένη σε μετεωρολογικά δεδομένα, όπως ηλιακή ακτινοβολία, θερμοκρασία περιβάλλοντος και άλλες παραμέτρους. Οι δύο αλγόριθμοι πέτυχαν τιμές R^2 0.84 και 0.77, αντίστοιχα, και εφαρμόστηκαν σε πραγματικές συνθήκες.

Τα Convolutional Neural Networks (CNN) εφαρμόστηκαν από τους Rana et al. [35] για την πρόβλεψη της παραγωγής θερμικής ενέργειας. Αυτή η προσέγγιση αξιοποίησε δεδομένα που συλλέχθηκαν από ηλιακά πάρκα και τις διατάξεις ψυκτών απορρόφησής τους (συμπεριλαμβανομένης της θερμοκρασίας εισόδου και εξόδου, των ρυθμών ροής μάζας και της κατάστασης ενεργοποίησης/απενεργοποίησης), μαζί με δεδομένα ηλιακής ακτινοβολίας και θερμοκρασίας περιβάλλοντος που καταγράφονταν κάθε 30 λεπτά. Τα αποτελέσματα για προβλέψεις από 30 λεπτά έως 24 ώρες έδειξαν ότι για επίπεδους συλλέκτες, το μοντέλο πέτυχε MAPE 3.5% και R^2 0.82. Για τους συλλέκτες σωλήνων κενού, η απόδοση του μοντέλου ήταν ελαφρώς χαμηλότερη, με MAPE 4.18% και R^2 0.71, αντίστοιχα.

Οι Fu et al. [36] χρησιμοποίησαν τα Wavelet Neural Networks (WNN) και Ensemble Neural Networks (ENN) για να προβλέψουν το απαιτούμενο ωριαίο θερμικό φορτίο κτηρίων για τις επόμενες 24 ώρες, χρησιμοποιώντας δεδομένα καιρού και ηλιακής ακτινοβολίας. Παρόλο που δεν δόθηκαν λεπτομερή στατιστικά κριτήρια, το διάγραμμα που παρουσιάστηκε υποδεικνύει ικανοποιητική απόδοση.

Οι Zouloumis et al. [37] χρησιμοποίησαν τη μέθοδο ALAMO για να συσχετίσουν την απαιτούμενη ενέργεια μιας αντλίας θερμότητας (Q_{HP}) και την κάλυψη θερμικού φορτίου για την παραγωγή ζεστού νερού χρήσης (DHW_{cov}) με παραμέτρους όπως η οπτική απόδοση του συλλέκτη, η επιφάνεια του ηλιακού συλλέκτη, η θερμοκρασία setpoint της αντλίας θερμότητας, το συντελεστή θερμικής απώλειας (a_1), η παροχή μάζας του νερού στην αντλία και το ύψος της δεξαμενής. Αυτό διευκόλυνε τη βελτιστοποίηση της χρήσης ενέργειας στα συστήματα θέρμανσης μέσω της εφαρμογής Pareto Surrogates. Τα μοντέλα έδειξαν ικανοποιητικούς στατιστικούς δείκτες, αν και η απόδοση σε ορισμένους μήνες ήταν λιγότερο ικανοποιητική ($R^2 = 0.7 - 0.98$).

Σε ξεχωριστή μελέτη, οι Zouloumis et al. [38] χρησιμοποίησαν το λογισμικό ALAMO για την πρόβλεψη της θερμικής δυσφορίας και της ζήτησης ενέργειας (Q_{demand}), με παραμέτρους όπως ο μέσος συντελεστής θερμοπερατότητας του κτηρίου (U_m), η μέση θερμοχωρητικότητα του κτηρίου (C_m) και ο μέσος ρυθμός διαπερατότητας του αέρα στο κτήριο σε m^3/h (V_{inf}). Τα μοντέλα έδειξαν ικανοποιητικό συντελεστή προσδιορισμού, με τιμές από 0.769 έως 0.866.

Επιπλέον, το ALAMO εφαρμόστηκε από τους Balafas et al. [39] για την πρόβλεψη της αποτελεσματικότητας ενός εναλλάκτη θερμότητας βάσει χαρακτηριστικών ροής από τα πρωτογενή και δευτερεύοντα κυκλώματα. Αυτά τα δεδομένα είναι αναγκαία, καθώς η πρόβλεψη αυτής της αποτελεσματικότητας οδηγεί σε πιο ακριβείς συνολικές προβλέψεις.

Ο Kalogirou [50] χρησιμοποίησε νευρωνικά δίκτυα GMDH (Group Method of Data Handling) για τον προσδιορισμό της απαιτούμενης ενέργειας από βοηθητική πηγή για ηλιακά συστήματα με επιφάνεια ηλιακών συλλεκτών από 100 m^2 έως 500 m^2 και όγκο δεξαμενής από 10 έως 30 m^3 . Το σύστημα λειτουργούσε με θερμοκρασία στόχο (T_{des}) 80°C και παροχή νερού 2000 kg/h . Οι παράμετροι ήταν $b_0 = 0.1$, $a_1 = 6.67 \text{ W/m}^2\text{C}$ και $\eta_0 = 0.792$, με τη χρήση απλού επίπεδου συλλέκτη με μάρη επίστρωση.

1.6 Στόχος Παρούσας Διπλωματικής Εργασίας

Οι προηγούμενες πηγές έχουν δείξει ότι η χρήση μοντέλων μηχανικής μάθησης επιτρέπει ικανοποιητική πρόβλεψη των χαρακτηριστικών που μελετήθηκαν, βοηθώντας τους αλγόριθμους βελτιστοποίησης να επιτύχουν σημαντικές βελτιώσεις με χαμηλό υπολογιστικό κόστος. Παρόλο που ο Kalogirou [50] έκανε εξαιρετική δουλειά στην πρόβλεψη του ηλιακού κλάσματος (μέσω της Εξίσωσης 1.11), τα δεδομένα δεν είναι αντιπροσωπευτικά για οικιακές εφαρμογές, που είναι ο στόχος της παρούσας εργασίας, καθώς οι επιφάνειες συλλεκτών που χρησιμοποιήθηκαν κυμαίνονταν από 100 έως 500 m^2 . Παράλληλα, τα δεδομένα εστιάστηκαν στην περίπτωση της Κύπρου, ενώ δεν έγινε διερεύνηση για εύρος τύπων συλλέκτη (μόνο ένας συνδυασμός a_1 και η_0). Ο Zouloumis et al. [37] χρησιμοποίησε ένα μεγαλύτερο εύρος συνδυασμών ηλιακών συλλεκτών (9 συνδυασμοί), αλλά έδωσε μεγαλύτερη έμφαση στην αντλία θερμότητας και στο συνολικό σύστημα παρά στη συσχέτιση των χαρακτηριστικών του συλλέκτη με την κάλυψη του ηλιακού κλάσματος.

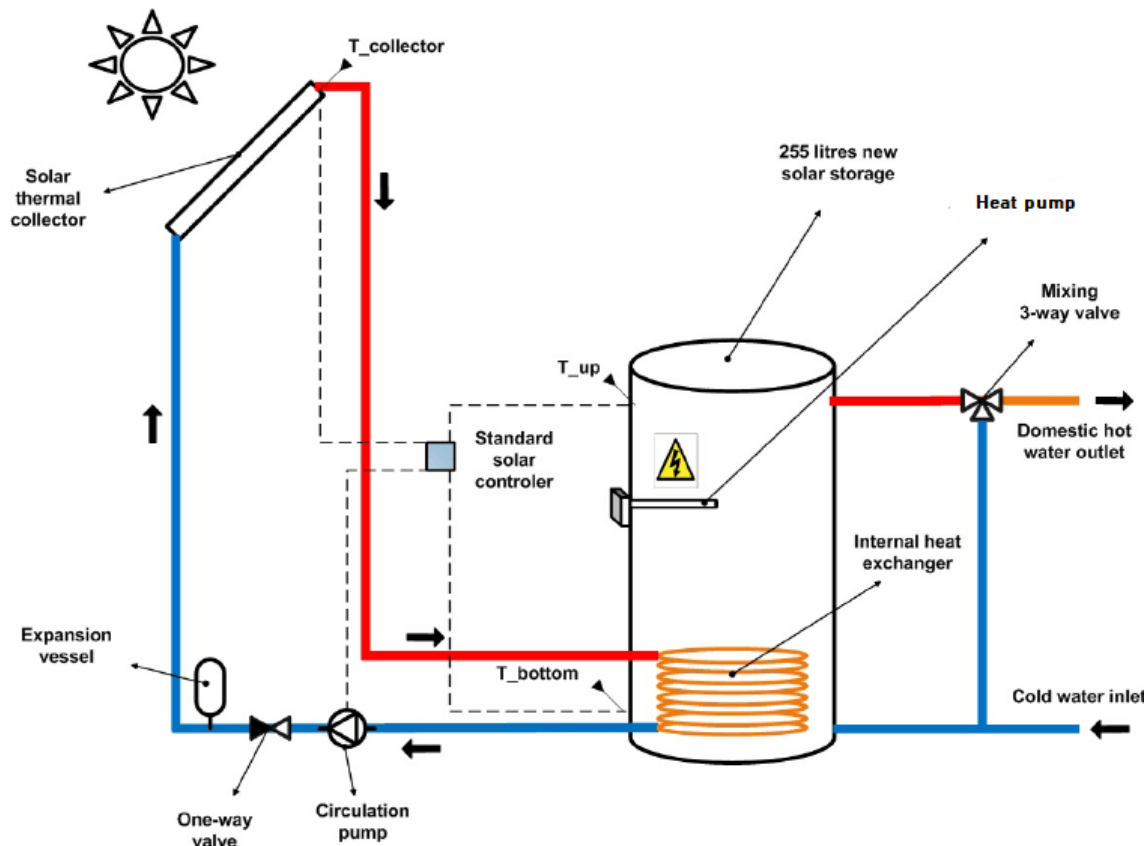
Ο στόχος αυτής της μελέτης ήταν να βρεθούν βέλτιστοι συνδυασμοί που επικεντρώνονται στη λειτουργία των ηλιακών συλλεκτών, παρέχοντας πιο λεπτομερείς πληροφορίες για την απόδοσή τους. Επιπρόσθετα, αναπτύχθηκε ένα αξιόπιστο και ακριβές προγνωστικό μοντέλο για το ηλιακό θερμικό κλάσμα των συλλεκτών για οικιακή χρήση στην πρωτεύουσα της Ελλάδας, την Αθήνα. Με την αξιοποίηση προηγμένων τεχνικών παλινδρόμησης και μεθόδων μηχανικής μάθησης, η μελέτη στοχεύει στην παροχή εργαλείων που μπορούν να βελτιώσουν σημαντικά την αξιολόγηση της απόδοσης των ηλιακών θερμικών συστημάτων. Επιπλέον, η σύγκριση με τα ALAMO και τα ANNs προσφέρει πολύτιμες γνώσεις σχετικά με τα πλεονεκτήματα και τους περιορισμούς των διαφορετικών προσεγγίσεων μοντελοποίησης, συμβάλλοντας στην εξέλιξη της γνώσης στον τομέα της έρευνας για την ηλιακή θερμική ενέργεια. Εάν τα χαρακτηριστικά του ηλιακού

συλλέκτη είναι γνωστά, το ηλιακό κλάσμα μπορεί να εκτιμηθεί μέσω δεδομένων προσομοίωσης, επιτρέποντας τις απαραίτητες βελτιστοποιήσεις.

2. Περιγραφή Μεθοδολογίας Ανάλυσης

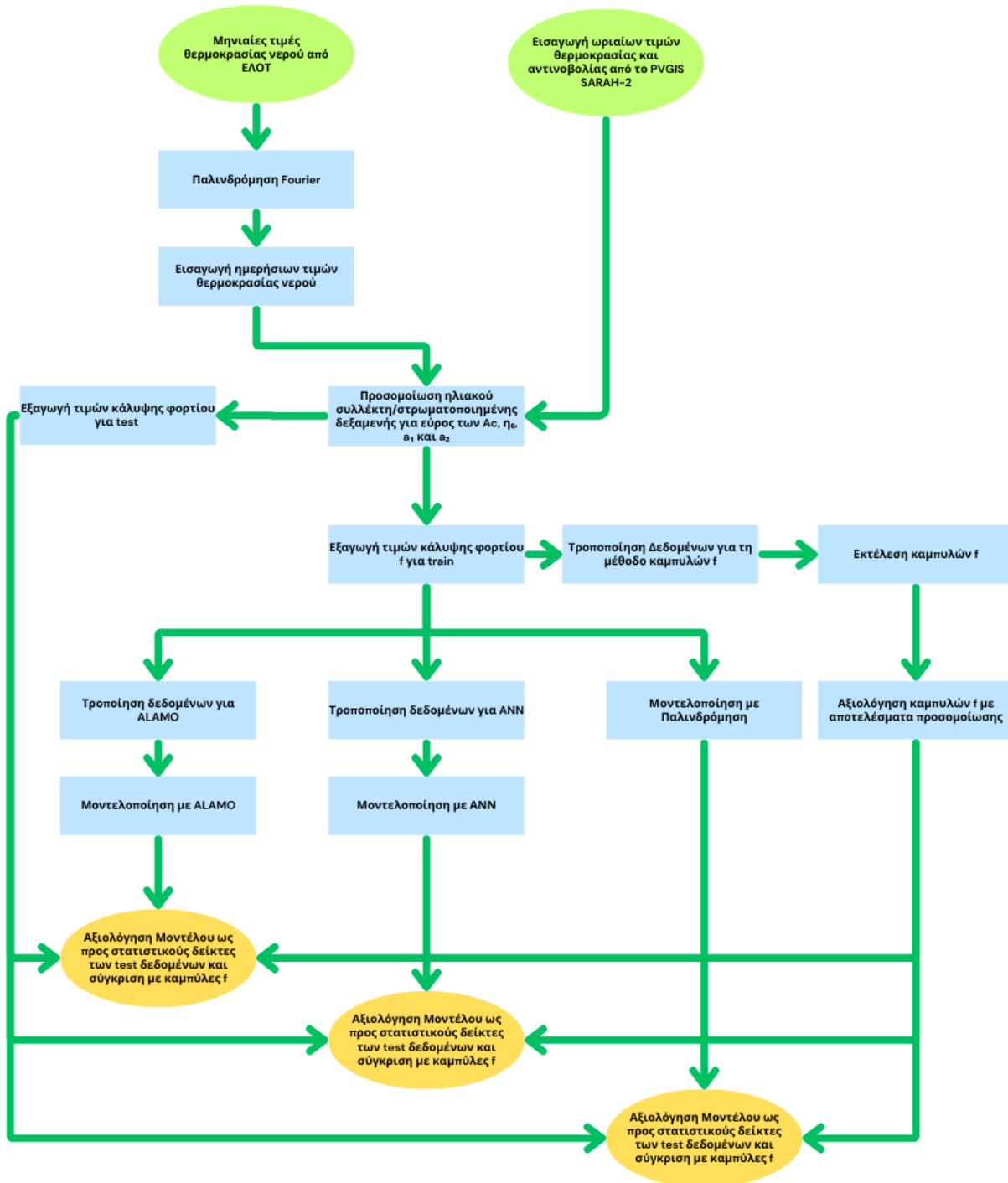
Κατά την ανάλυση του προβλήματος, αρχικά πραγματοποιήθηκε εξαγωγή δεδομένων θερμοκρασιών και ακτινοβολίας για την Αθήνα, ώστε να εισαχθούν σε μοντέλο προσομοίωσης δεξαμενής-ηλιακού συλλέκτη-βοηθητικής πηγής, όπως φαίνεται στην Εικόνα 2.1, και να εξαχθούν τα κλάσματα κάλυψης (f), χωρίς να υπάρχει περιορισμός ότι πρέπει να είναι μικρότερα ή ίσα με τη μονάδα.

- Τα δεδομένα εξήχθησαν και ελέγχθηκαν για διπλοεγγραφές και ελλιπείς τιμές.
- Ακολούθησε έλεγχος για αποκλίσεις από τη θεωρία της προσομοίωσης και εντοπίστηκαν τυχόν περιεργές τιμές (outliers) που δεν θα έπρεπε να υπάρχουν.
- Έγιναν τροποποιήσεις στα αποτελέσματα για καλύτερη προσαρμογή στα μοντέλα.
- Οι υπερπαραμετροί των κάθε μοντέλων ρυθμίστηκαν μετά από δοκιμές και χρησιμοποιήθηκαν για τη βελτίωση των μοντέλων.
- Τα μοντέλα αξιολογήθηκαν γραφικά και μέσω στατιστικών δεικτών.
- Τα μοντέλα επικεντρώθηκαν στα δεδομένα testing για να εξασφαλιστεί η πρακτική τους εφαρμογή και όχι απλά η υπερπροσαρμογή τους στα δεδομένα εκπαίδευσης.



Εικόνα 2.1 Γραφική απεικόνιση μοντέλου προσομοίωσης [42]

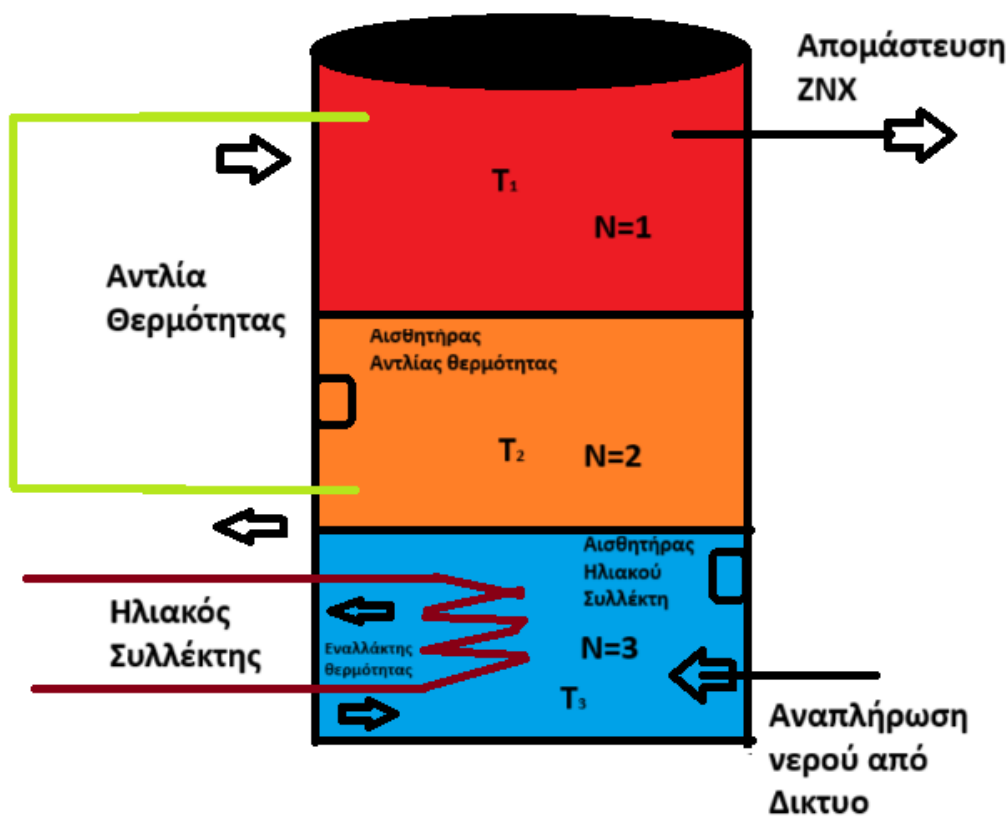
Στη συνέχεια υπολογίστηκαν τα ηλιακά κλάσματα ηλιακού φορτίου f με τη χρήση της μεθόδου καμπυλών f και τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν με αυτά της προσομοίωσης, και των μοντέλων που εκπαιδεύτηκαν πάνω σε αυτήν όπως φαίνεται στην εικόνα 2.1.1.



Εικόνα 2.1.1 Διάγραμμα ροής μεθοδολογίας

2.1 Προσομοιωτικό Μοντέλο Ηλιακού Θερμικού Συστήματος

Η μεθοδολογία περιλαμβάνει την προσομοίωση ενός δυναμικού συστήματος δεξαμενής για την αποθήκευση και διανομή ζεστού νερού χρήσης, το οποίο ενσωματώνει μία αντλία θερμότητας και έναν ηλιακό συλλέκτη που μεταφέρει θερμότητα μέσω ενός εναλλάκτη θερμότητας [16]. Η δεξαμενή λειτουργεί υπό ένα στρωματοποιημένο μοντέλο (N στρώματα), που σημαίνει ότι το προφίλ θερμοκρασίας εντός της δεξαμενής είναι ανομοιόμορφο κατά μήκος του κατακόρυφου άξονά της (Εικόνα 2.2) [25].



Εικόνα 2.2: Απεικόνιση μοντέλου δεξαμενής διαστρωμάτωσης [25]

Η αντλία θερμότητας αντλεί νερό από το δεύτερο στρώμα της δεξαμενής, το θερμαίνει και το επιστρέφει στο ανώτερο στρώμα (πρώτο στρώμα), ενώ ο εναλλάκτης θερμότητας του ηλιακού συλλέκτη είναι τοποθετημένος στο κάτω μέρος της δεξαμενής, παρέχοντας θερμότητα στο χαμηλότερο στρώμα. Αυτή η διαμόρφωση εξασφαλίζει ότι το ζεστό νερό είναι διαθέσιμο όταν χρειάζεται, με την αντλία θερμότητας να είναι τοποθετημένη ώστε να διατηρεί ένα ζεστό ανώτερο στρώμα, ενώ ο ηλιακός συλλέκτης θερμαίνει το κατώτερο στρώμα [16,25].

Μια βασική παράμετρος, που αναφέρεται ως «Θερμοκρασιακή διαφορά αναστροφής» (ΔT_{inv}), εισάγεται για την αντιμετώπιση θερμικών αναστροφών εντός της δεξαμενής αποθήκευσης. Αυτό το κατώφλι αντιπροσωπεύει τη μέγιστη επιτρεπόμενη διαφορά θερμοκρασίας μεταξύ γειτονικών στρωμάτων πριν το σύστημα εντοπίσει μια θερμική αναστροφή που χρειάζεται διόρθωση. Η παράμετρος ΔT_{inv} εξασφαλίζει ότι η δεξαμενή διατηρεί μια φυσική στρωμάτωση, όπου η θερμοκρασία μειώνεται από πάνω προς τα κάτω, γεγονός που είναι σημαντικό για την αποδοτικότητα του συστήματος [25].

Κατά τη διάρκεια του προσομοιώσεων, είναι δυνατόν τα κατώτερα στρώματα να φτάσουν σε υψηλότερες θερμοκρασίες από ό,τι αυτά που βρίσκονται από πάνω τους, κάτι που είναι φυσικά μη ρεαλιστικό λόγω της χαμηλότερης πυκνότητας του νερού σε υψηλότερες θερμοκρασίες. Η παράμετρος ΔT_{inv} εντοπίζει και διορθώνει αυτές τις αντιστροφές, βελτιώνοντας την ακρίβεια των προσομοιώσεων και διασφαλίζοντας ότι οι προβλέψεις επιδόσεων του συστήματος είναι πιο αξιόπιστες. Για την παρούσα μελέτη, το επίπεδο διαστρωμάτωσης ορίστηκε σε 0.5 με βάση τα πρότυπα του TRNSYS [25], με τον αριθμό των στρωμάτων (N) να ορίζεται σε 3, ακολουθώντας τα ευρήματα των Panaras et al. [16] από τη σχετική βιβλιογραφία, τα οποία κατέδειξαν ότι το μοντέλο αυτό αποδίδει αξιόπιστα αποτελέσματα όταν επικυρώνεται πειραματικά. Σε αυτή τη ρύθμιση, το χαμηλότερο στρώμα είναι το ψυχρότερο, ενώ το ανώτερο στρώμα είναι το θερμότερο.

2.2 Στρατηγικές Ελέγχου Προσομοιωτικού Μοντέλου

Ο θερμοστάτης της αντλίας θερμότητας λειτουργεί συνεχώς και ελέγχει την αντλία θερμότητας αναφερόμενος σε ένα σημείο ρύθμισης της θερμοκρασίας ($T_{setpoint}$). Εάν η θερμοκρασία στο στρώμα του θερμοστάτη (N_{th}) υπερβαίνει το σημείο ρύθμισης, ο θερμοστάτης απενεργοποιεί την αντλία θερμότητας. Αντίθετα, εάν η θερμοκρασία πέσει κάτω από το σημείο ρύθμισης κατά ένα περιθώριο ΔT_{th} , η αντλία θερμότητας ενεργοποιείται έως ότου η θερμοκρασία φθάσει στο επιθυμητό επίπεδο. Στην παρούσα μελέτη, το σημείο ρύθμισης ορίστηκε στους 55°C και το ΔT_{th} ορίστηκε σε 2°C [16].

Ο ηλιακός συλλέκτης λειτουργεί με έναν αισθητήρα που αποτρέπει τη μεταφορά θερμότητας κατά τη χρονική διάρκεια που η θερμοκρασία του συλλέκτη είναι χαμηλή, εξασφαλίζοντας ότι δεν αντλείται περιττή ενέργεια από την αντλία θερμότητας. Η παράμετρος « ΔT_{sol} » εισάγεται για τον έλεγχο της ροής του συστήματος του ηλιακού συλλέκτη. Ο κυκλοφορητής του συλλέκτη ενεργοποιείται μόνο όταν η θερμοκρασία εξόδου του συλλέκτη υπερβαίνει τη θερμοκρασία στο στρώμα του εναλλάκτη θερμότητας κατά ένα καθορισμένο περιθώριο (ΔT_{sol}), το οποίο ορίστηκε στους 5°C για την παρούσα μελέτη [25]. Όταν δεν ικανοποιείται αυτή η συνθήκη, η ροή διακόπτεται και η συνεισφορά θερμότητας από τον συλλέκτη μηδενίζεται. Αυτή η στρατηγική αποτρέπει απώλειες ενέργειας και διασφαλίζει ότι η θερμότητα μεταφέρεται αποτελεσματικά μόνο όταν υπάρχει επαρκής διαφορά θερμοκρασίας. Το σύστημα διασφαλίζει ότι η κυκλοφορία πραγματοποιείται μόνο όταν η ηλιακός συλλέκτης είναι σημαντικά θερμότερος από το κατώτερο στρώμα της δεξαμενής. Με τον καθορισμό του περιορισμού ΔT_{sol} , το σύστημα εγγυάται ότι η αντλία λειτουργεί μόνο υπό ευνοϊκές συνθήκες για τη θέρμανση ZNX.

Συνοπτικά, τα δεδομένα του συστήματος ελέγχου της αντλίας θερμότητας και του ηλιακού συλλέκτη παρουσιάζονται στον πίνακα 2.1.1:

Περιγραφή	Τιμή	Μονάδα Μέτρησης
Μέγιστη θερμοκρασία λειτουργίας αντλίας θερμότητας	55	[°C]
Επιθυμητή θερμοκρασία ενεργοποίησης αντλίας θερμότητας	52	[°C]
Ελάχιστη θερμοκρασία λειτουργίας ηλιακού συλλέκτη	50	[°C]
ΔT_{inv}	0.5	[°C]

Πίνακας 2.1.1: Παράμετροι ελέγχου Προσομοίωσης

2.3 Προφίλ Φορτίου και Παράμετροι Συστήματος

Σύμφωνα με το πρότυπο EN12976-1 [57] για την αξιολόγηση της μακροπρόθεσμης απόδοσης των ηλιακών συστημάτων ζεστού νερού οικιακής χρήσης, η ημερήσια κατανάλωση ζεστού νερού προβλέπεται να ολοκληρωθεί έως τις 6 μ.μ. ηλιακή ώρα, με την απαιτούμενη θερμοκρασία να είναι στους 45°C [16,40]. Αυτή η χρονική στιγμή έχει επιλεγεί για να προσομοιώσει τα συνήθη πρότυπα κατανάλωσης ζεστού νερού στα νοικοκυριά, όπου η μέγιστη ζήτηση συχνά παρατηρείται αργά το απόγευμα και νωρίς το βράδυ λόγω δραστηριοτήτων όπως το μαγείρεμα, το πλύσιμο πιάτων, το μπάνιο και το πλύσιμο ρούχων. Εξασφαλίζοντας ότι η κατανάλωση ζεστού νερού ολοκληρώνεται έως αυτή την ώρα, η ανάλυση αξιολογεί αποτελεσματικά την ικανότητα του συστήματος να καλύψει τη μέγιστη ζήτηση χρησιμοποιώντας την ηλιακή ενέργεια που συλλέχθηκε κατά τη διάρκεια της ημέρας. Στον πίνακα 2.1 δίνονται οι παράμετροι της προσομοίωσης οι οποίοι έμεναν σταθεροί.

Σύμβολο	Περιγραφή	Τιμή	Μονάδα Μέτρησης	Πηγή
V_{des}	Τυπικός ημερήσιος όγκος κατανάλωσης ζεστού νερού για κατοικία 4 ατόμων	200	[lt/ημέρα]	[7]
T_{des}	Η επιθυμητή θερμοκρασία εξόδου του ζεστού νερού	45	[°C]	[7]
D_{pipe}	Εσωτερική διάμετρος του σωληνώσεων Αντλίας θερμότητας και ηλιακού συλλέκτη	0.015	[m]	[16]
H	Ύψος δεξαμενής	1.75	[m]	[16]
U	Συντελεστής θερμοπερατότητας δεξαμενής	1.45	[W/m ² K]	
ε	Αποτελεσματικότητα εναλλάκτη θερμότητας ηλιακού συλλέκτη	0.7	[-]	[16]
L_{pipe_hp}	Μήκος σωληνώσεων αντλίας θερμότητας	7	[m]	
L_{pipe_sol}	Μήκος σωληνώσεων ηλιακού συλλέκτη	10	[m]	[16]
b_{pipe}	Πάχος μόνωσης σωληνώσεων	0.0075	[m]	
k_{pipe}	Θερμική αγωγιμότητα του μονωτικού υλικού του σωλήνα	0.04	[W/m·K]	[16]
N_p	Αριθμός παράλληλων συλλεκτών	1	[-]	
N_s	Αριθμός συλλεκτών σε σειρά	1	[-]	
V	Όγκος δεξαμενής	75	[lt/(m ² συλλέκτη)]	[20]
b_0	Συντελεστής IAM	0.12	[-]	

b_1	Συντελεστής IAM	0.15	[-]
β	Κλίση συλλέκτη	45	[°]
γ	Αζιμούθιο συλλέκτη	0	[°]
v_i	Ρυθμός κατανάλωσης ζεστού νερού χρήσης	600	[lt/ώρα]
m_{sc}	Παροχή μάζας νερού ηλιακού συλλέκτη	0.02	[kg/s(m ² συλλέκτη)]
V_{aux}	Παροχή νερού στην αντλία θερμότητας	270	[lt/ώρα]

Πίνακας 2.1: Βασικοί Παράμετροι Προσομοίωσης

Μέσω της προσομοίωσης της διάταξης που φαίνεται στην Εικόνα 2.2, παράχθηκαν αποτελέσματα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα για την κατασκευή μοντέλων παλινδρόμησης. Οι βασικοί παράμετροι που μεταβαλλόντουσαν για να γίνουν προβλεπτικοί παράγοντες των μοντέλων κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης παρουσιάζονται στον πίνακα 2.2 και 2.3.

Δεδομένα για την παλινδρόμηση			
Σύμβολο	Ακραία κάτω τιμή	Εύρος τιμών	Ακραία άνω τιμή
A_c [m ²]	-	0.5-12 (19 τιμές)	60
η_0 [-]	0.5	0.6-0.87 (16 τιμές)	0.95
a_1 [W/m ² K]	0.5	1.2-8.2 (17 τιμές)	15
a_2 [W/m ² K ²]	0.006	-	0.02

Πίνακας 2.2: Βασικοί Προβλεπτικοί παράγοντες Παλινδρόμησης

Δεδομένα για ANN/ALAMO

Σύμβολο	Ακραία κάτω τιμή	Εύρος τιμών
A_c [m ²]	-	0.5-12 m ² (19 τιμές)
η_0 [-]	0.5	0.6-0.87 (16 τιμές)
a_1 [W/m ² K]	-	1.2-8.2 (17 τιμές)
a_2 [W/m ² K ²]	-	0.006-0.02 (2 τιμές)

Πίνακας 2.3: Βασικοί Προβλεπτικοί παράγοντες ANN/ALAMO

Πραγματοποιήθηκε προσομοίωση για τυπικούς τύπους ηλιακών συλλεκτών, με επιφάνειες που κυμαίνονται από 0.5 έως 6 m², αυξανόμενες κατά βήματα των 0.1 m². Αυτές οι τιμές χρησιμοποιήθηκαν ως τα κύρια δεδομένα δοκιμών. Οι προδιαγραφές αυτών των συλλεκτών παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.4, ο οποίος παρέχει μια ολοκληρωμένη επισκόπηση των παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν στην προσομοίωση. Αυτή η ρύθμιση διευκόλυνε μια εις βάθος ανάλυση για διαφορετικά μεγέθη συλλεκτών, διασφαλίζοντας ότι το μοντέλο απεικονίζει με ακρίβεια τις μεταβολές στην κάλυψη του φορτίου.

η_0 [-]	a_1 [W/m ² K]	a_2 [W/m ² K ²]	Εύρος A_c (βήμα A_c) [m ²]
0.73	5.51	0.006	0.5-6 (0.1)
0.77	3.75	0.015	0.5-6 (0.1)
0.7	1.8	0.02	0.5-6 (0.1)
0.75	3.05	0.0051	0.5-6 (0.1)
0.81	2.57	0.0079	0.5-6 (0.1)
0.676	2.135	0.0047	0.5-6 (0.1)

0.75	3.6857	0.0055	0.5-6 (0.1)
0.85	3.093	0.0111	0.5-6 (0.1)
0.816	2.418	0.0085	0.5-6 (0.1)
0.62	1.7	0.0170	1-5 (1)
0.66	4.3	0.009	1-5 (1)
0.68	5.41	0.008	1-5 (1)
0.6908	3.945	0.012	1-5 (1)
0.698	0.985	0.025	0.5-6 (0.1)
0.702	3.93	0.007	0.5-6 (0.1)
0.71	5.71	0.013	1-5 (1)
0.72	3.65	0.013	1-5 (1)
0.728	3.055	0.014	0.5-6 (0.1)
0.733	3.687	0.0137	1-5 (1)
0.737	3.128	0.01	0.5-6 (0.1)
0.749	3.04	0.006	0.5-6 (0.1)
0.7545	2.923	0.0121	1-5(1)
0.756	4.305	0.009	0.5-6 (0.1)
0.769	3.411	0.01	0.5-6 (0.1)

Πίνακας 2.4: Βασικοί Προβλεπτικοί παράγοντες για τα test δεδομένα

2.4 Πηγή Δεδομένων Εισόδου του Προσομοιωτικού Μοντέλου

2.4.1 Επισκόπηση μοντέλου SARAH-2

Τα δεδομένα εισόδου για την προσομοίωση, που περιλαμβάνουν την ωριαία θερμοκρασία περιβάλλοντος και την ολική ηλιακή ακτινοβολία σε κλίση 45° , εξήχθησαν χρησιμοποιώντας το μοντέλο SARAH-2 PVGIS [44].

Το μοντέλο SARAH-2 (Solar Surface Radiation Dataset - Heliosat), ενσωματωμένο στο Photovoltaic Geographical Information System (PVGIS), αντιπροσωπεύει μια σημαντική πρόοδο στην εκτίμηση των παραμέτρων ηλιακής ακτινοβολίας, οι οποίες είναι κρίσιμες για τις εφαρμογές ηλιακής ενέργειας. Το μοντέλο αναπτύχθηκε μέσω συνεργασίας της Ευρωπαϊκής Επιτροπής (Joint Research Centre - JRC) με το Satellite Application Facility on Climate Monitoring (CM SAF) της EUMETSAT και παρέχει δεδομένα ηλιακής ακτινοβολίας υψηλής ανάλυσης για την Ευρώπη, την Αφρική και τμήματα της Ασίας από το 2005 μέχρι το 2020 [43]. Το μοντέλο αυτό είναι ιδιαίτερα πολύτιμο για ερευνητές και επαγγελματίες της βιομηχανίας ηλιακής ενέργειας που ασχολούνται με το σχεδιασμό, την ανάλυση απόδοσης και τις μελέτες σκοπιμότητας ηλιακών συστημάτων.

Τα δεδομένα SARAH-2 βασίζονται στη μέθοδο Heliosat, η οποία χρησιμοποιεί δορυφορικά δεδομένα για την εκτίμηση της επιφανειακής ηλιακής ακτινοβολίας. Σε αντίθεση με τις μετρήσεις από σταθμούς εδάφους, που είναι περιορισμένες χωρικά και υπόκεινται σε τοπικές δειγματοληψίες, το SARAH-2 χρησιμοποιεί τη σειρά γεωστατικών δορυφόρων Meteosat για να παρέχει ομοιόμορφα, αξιόπιστα και υψηλής συχνότητας δεδομένα ηλιακής ακτινοβολίας. Το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει παραμέτρους όπως η ολική οριζόντια ακτινοβολία, η άμεση οριζόντια ακτινοβολία και η διάχυτη οριζόντια ακτινοβολία, οι οποίες είναι απαραίτητες για την ακριβή μοντελοποίηση της απόδοσης φωτοβολταϊκών και ηλιακών θερμικών συστημάτων [43].

Βασικά Χαρακτηριστικά και Πλεονεκτήματα του SARAH-2

1. Υψηλή Χρονική και Χωρική Ανάλυση: Το SARAH-2 προσφέρει χρονική ανάλυση μέχρι 30 λεπτών και χωρική ανάλυση $0.05^\circ \times 0.05^\circ$ (περίπου 5 km^2) [43]. Αυτή η λεπτομέρεια είναι αναγκαία για ακριβείς αξιολογήσεις συγκεκριμένων τοποθεσιών, επιτρέποντας ακριβείς υπολογισμούς της ηλιακής ενέργειας και βελτιστοποίηση των διαμορφώσεων των συστημάτων.
2. Διαθεσιμότητα Μακροχρόνιων Δεδομένων: Με δεδομένα διαθέσιμα από το 2005 έως το 2020 [44], το SARAH-2 διευκολύνει την ανάλυση μακροχρόνιων τάσεων και κλιματολογικών μελετών.
3. Αυξημένη Ακρίβεια μέσω Δορυφορικών Παρατηρήσεων: Το μοντέλο χρησιμοποιεί μια τροποποιημένη έκδοση της μεθόδου Heliosat, η οποία βελτιώνει την ακρίβεια των εκτιμήσεων της ηλιακής ακτινοβολίας λαμβάνοντας υπόψη την κάλυψη από σύννεφα, τις ατμοσφαιρικές συνθήκες και τις μεταβολές της albedo της επιφάνειας.

2.4.2 Δεδομένα Θερμοκρασίας Νερού Δικτύου

Η ημερήσια θερμοκρασία του νερού προήλθε από το πρότυπο ΕΛΟΤ 1291 [45], αλλά αντί να χρησιμοποιηθεί μια σταθερή θερμοκρασία για κάθε ημέρα του μήνα, εφαρμόστηκε παλινδρόμηση Fourier χρησιμοποιώντας το MATLAB με τη μέθοδο NonLinearLeastSquares Trust-Region [46] για να μοντελοποιηθεί η ημερήσια διακύμανση της θερμοκρασίας του νερού. Αυτή η προσέγγιση επηρεάστηκε από προηγούμενη έρευνα [47], όπου χρησιμοποιήθηκε παλινδρόμηση Fourier για την πρόβλεψη μελλοντικών θερμοκρασιών του νερού.

Για να εξασφαλιστεί η περιοδικότητα στην προσαρμογή της σειράς Fourier, το σύνολο δεδομένων επεκτάθηκε επαναλαμβάνοντας τα αρχικά δεδομένα θερμοκρασίας τρεις φορές (σαν να αντιπροσωπεύουν τρία χρόνια), δημιουργώντας μια ομαλή μετάβαση μεταξύ της αρχής και του τέλους του έτους. Αυτή η επέκταση των δεδομένων ήταν σημαντική για να διασφαλιστεί ότι η προσαρμογή παραμένει συνεχής και δεν παρουσιάζει απότομες διαφορές στα σημεία μετάβασης (31 Δεκεμβρίου και 1 Ιανουαρίου).

Η αρχική ανάθεση βασίστηκε στις μέσες θερμοκρασίες του νερού για τις διάμεσες ημέρες κάθε μήνα, καθώς τα πραγματικά δεδομένα θερμοκρασίας δεν ήταν διαθέσιμα. Χαρακτηριστικές μέρες του μήνα θεωρήθηκαν οι διάμεσες μέρες του κάθε μήνα. Εισήχθησαν διορθωτικοί συντελεστές (D_{corr}), οι οποίοι υπολογίστηκαν χρησιμοποιώντας την αναλογία των πραγματικών μέσων θερμοκρασιών προς τις εκτιμώμενες μέσες τιμές (εξίσωση 2.2). Αυτή η ρύθμιση συνέβαλε στη μείωση των σφαλμάτων και στη βελτίωση της ακρίβειας του μοντέλου. Σε κάθε επανάληψη της παλινδρόμησης, οι μηνιαίες μέσες εκτιμώμενες τιμές της θερμοκρασίας του νερού επανυπολογίζονταν, και το root mean square relative error των μέσω θερμοκρασιών (RMSRE) υπολογιζόταν μέχρι να μειωθεί σε ικανοποιητικό επίπεδο.

Ο διορθωτικός συντελεστής (D_{corr}) για κάθε μήνα υπολογίζεται από τη σχέση:

$$D_{corr} = \frac{T_{mwreal}}{T_{mwapprox}} \quad (2.2)$$

Η διορθωμένη θερμοκρασία της διάμεσης μέρας ($T_{char,j}$) για κάθε μήνα υπολογίζεται από τη σχέση:

$$T_{char,j} = D_{corr} \times T_{char,j-1} \quad (2.3)$$

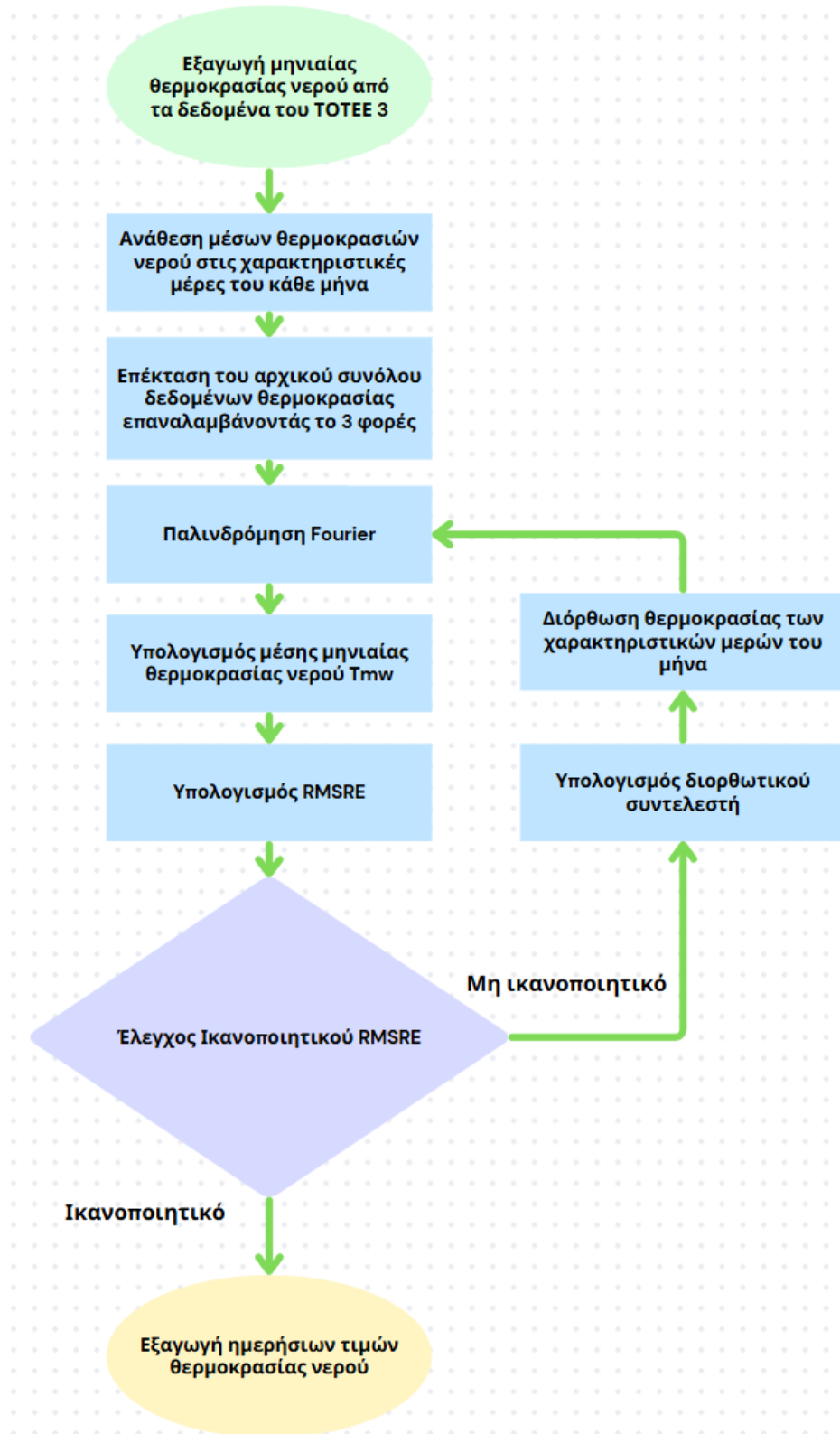
Όπου,

- T_{mwreal} : είναι η μέση θερμοκρασία του κάθε μήνα βασιζόμενη στον ΕΛΟΤ 1291
- $T_{mwapprox}$: η εκτιμώμενη μέση θερμοκρασία του κάθε μήνα βάσει της παλινδρόμησης Fourier.

Το RMSRE υπολογίζεται από την εξίσωση 2.4:

$$RMSRE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{12} \left(\frac{T_{mwreal} - T_{mwapprox}}{T_{mwreal}} \right)^2}{12}} \quad (2.4)$$

Στην εικόνα 2.3 παρουσιάζεται το διάγραμμα ροής του αλγορίθμου:



Εικόνα 2.3 Διάγραμμα ροής Παλινδρόμησης Θερμοκρασίας Νερού

Η εξίσωση που προέκυψε από την παλινδρόμηση Fourier περιγράφεται παρακάτω [47] :

$$T_w(n) = c_0 + c_1 \cdot \cos(\omega n) + c_2 \cdot \cos(2\omega n) + b_1 \cdot \sin(\omega n) + b_2 \cdot \sin(2\omega n) \quad (2.5)$$

Όπου:

- T_w είναι η προβλεπόμενη θερμοκρασία του νερού για την ημέρα n ,
- c_0 ο συντελεστής του σταθερού όρου
- c_1, c_2 είναι οι συντελεστές των όρων συνημίτονου,
- b_1, b_2 είναι οι συντελεστές των όρων ημιτόνου,
- ω αντιπροσωπεύει την γωνιακή συχνότητα.

Όλοι οι συντελεστές προσδιορίζονται από την παλινδρόμηση Fourier.

2.5 Περιγραφή μοντέλων

2.5.1 Εκτίμηση χαρακτηριστικής συνάρτησης f και παλινδρόμηση

Για μια συγκεκριμένη οικογένεια συναρτήσεων που μπορούν να αναπαρασταθούν ως άθροισμα έως και τριών συναρτήσεων με μέγιστο γινόμενο δύο συναρτήσεων, πραγματοποιήθηκε ανάλυση παλινδρόμησης με χρήση σειρών Fourier. Οι συντελεστές που προέκυψαν χρησιμοποιήθηκαν στη συνέχεια για την εκπαίδευση δέντρων ταξινόμησης. Η παλινδρόμηση Fourier περιλάμβανε πολλαπλές επαναλήψεις, με κάθε συνάρτηση να αναθέτει τυχαίους συντελεστές για 100 δοκιμές. Εάν η απόδοση του μοντέλου (NSE) δεν ήταν ικανοποιητική, η διαδικασία προσάρμοζε τις παραμέτρους της παλινδρόμησης. Συγκεκριμένα, η μέθοδος περιλάμβανε την αύξηση της τάξης της σειράς Fourier, ξεκινώντας από $k=1$ και αυξανόταν προοδευτικά μέχρι $k=8$, ανάλογα με το αν η ποιότητα της προσαρμογής ήταν ικανοποιητική. Εάν δεν ήταν, το κατώφλι NSE μειωνόταν και η αρχική συνθήκη της παραμέτρου συχνότητας ω μεταβαλλόταν τυχαία. Για να αποφευχθεί ο υπερβολικός υπολογιστικός φόρτος, ο αλγόριθμος τερματιζόταν μετά από περισσότερες από 60 επαναλήψεις χωρίς αποδεκτή λύση.

Αυτή η προσαρμοστική μέθοδος παλινδρόμησης ενσωματώνει τεχνικές, όπως τα ελάχιστα απόλυτα υπολείμματα (Least Absolute Residuals - LAR), η οποία είναι αποτελεσματική στη μείωση της επίδρασης των ακραίων τιμών στα δεδομένα. Εστιάζοντας στην ελαχιστοποίηση των απόλυτων σφαλμάτων και όχι των τετραγωνικών σφαλμάτων, το μοντέλο γίνεται λιγότερο ευαίσθητο στις ακραίες τιμές - αφού δεν υπάρχει θόρυβος - οδηγώντας σε μια πιο γενικευμένη προσαρμογή. Επιπλέον, η χρήση τυχαίας αρχικοποίησης της παραμέτρου ω εισάγει ένα στοιχείο στοχαστικότητας στη διαδικασία προσαρμογής. Αυτή η τυχειότητα μπορεί να βοηθήσει το μοντέλο να αποφύγει τα τοπικά ελάχιστα κατά τη βελτιστοποίηση, αλλά μπορεί να οδηγήσει σε ασυνεπή αποτελέσματα σε πολλαπλές εκτελέσεις, απαιτώντας προσεκτική επικύρωση των αποτελεσμάτων.

2.5.1.1 Εκπαίδευση Δέντρων Ταξινόμησης (Classification trees)

Δημιουργήθηκε και εκπαιδεύτηκε ένα αρχικό δέντρο ταξινόμησης για τον εντοπισμό κατάλληλης οικογένειας συναρτήσεων για τα δεδομένα που παράχθηκαν. Η προσέγγιση αυτή επέτρεψε μια δομημένη διερεύνηση των λειτουργικών μορφών που μπορούν να μοντελοποιήσουν τα δεδομένα διατηρώντας παράλληλα γραφική ερμηνευσιμότητα. Μετά την εκτέλεση της παλινδρόμησης Fourier, οι συντελεστές που προέκυψαν εισήχθησαν σαν δεδομένα στα δέντρα ταξινόμησης. Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε 80% για εκπαίδευση και 20% για δοκιμή. Με cross validation K-fold 20.

Τα δέντρα ταξινόμησης πέτυχαν εκτίμηση ακρίβειας 10%, γεγονός που δείχνει ότι ενώ το μοντέλο πέτυχε σχετική διάκριση μεταξύ των λειτουργικών μορφών, υπάρχει περιθώριο βελτίωσης της ακρίβειας πρόβλεψης. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η ακρίβεια αναφέρεται στον προσδιορισμό της συγκεκριμένης συμβολοσειράς που ήταν στην πραγματικότητα και όχι για το εάν ήταν κοντά σε αυτήν ή όχι.

Αφού προετοιμάστηκε το σύνολο δεδομένων των καλύψεων του ηλιακού φορτίου, οργανώθηκε σε συνδυασμούς των συντελεστών $[\eta_0, a_1, a_2, \text{μήνες}]$ όπου άλλαζε μόνο η επιφάνεια του συλλέκτη, η οποία είναι ο πιο σημαντικός προγνωστικός παράγοντας όπως παρουσιάστηκε. Η παλινδρόμηση Fourier εφαρμόστηκε για την εξαγωγή των συντελεστών για αυτούς τους συνδυασμούς, με την υπόθεση ότι η χαρακτηριστική οικογένεια εξισώσεων για την κάλυψη του ηλιακού φορτίου είναι ίδια για όλες τις επιφάνειες. Όλες οι τιμές των συντελεστών δοκιμάστηκαν και το μοντέλο πρότεινε τις 10 κορυφαίες «πιο πιθανές» οικογένειες συναρτήσεων που εμφανίστηκαν.

Οι 10 συναρτήσεις που προσδιορίστηκαν ως πιθανές από το δέντρο ταξινόμησης δοκιμάστηκαν περαιτέρω υπό αυστηρές συνθήκες για να διασφαλιστεί η ευρωστία και η ακρίβειά τους.

Επιβλήθηκε μέγιστο απόλυτο σχετικό σφάλμα έως 10% για να εξασφαλιστεί υψηλή ακρίβεια στα αποτελέσματα. Η καλή προσαρμογή αξιολογήθηκε με αυστηρή απαίτηση $NSE \geq 0.998$ γεγονός που καταδεικνύει ικανοποιητική προσαρμογή μεταξύ του μοντέλου και των δεδομένων. Στη συνάρτηση παλινδρόμησης εφαρμόστηκαν επίσης συναρτησιακοί περιορισμοί, διασφαλίζοντας ότι παρέμενε μη αρνητική και αύξουσα εντός του καθορισμένου εύρους στο $x \in [0.4, 2 \times 10^6]$. Οι παλινδρομήσεις δοκιμάστηκαν για όλες τις συναρτήσεις για 3 διαφορετικούς συνδυασμούς.

2.5.1.2 Συναρτησιακή μορφή και μοντέλο παλινδρόμησης

Οι συναρτησιακές μορφές που προσδιορίστηκαν από το δέντρο ταξινόμησης χρησιμοποιήθηκαν ως βάση για το μοντέλο παλινδρόμησης. Η ανάλυση του δέντρου ταξινόμησης έδειξε ότι μια αποτελεσματική συναρτησιακή μορφή για τη μοντελοποίηση των δεδομένων για κάθε ξεχωριστό συνδυασμό των η_0 , a_1 , a_2 και μήνα/ετήσιο (8892 συνδυασμοί) είναι η ακόλουθη :

$$f(A_c) = (d_1 \cdot \ln(d_2 A_c + b_1) + b_2) + \frac{1}{(d_3 \cdot \ln(a_4 A_c + b_3) + b_4)(d_5 \cdot k_1^{k_2 A_c + k_3} + b_5)} \quad (2.6)$$

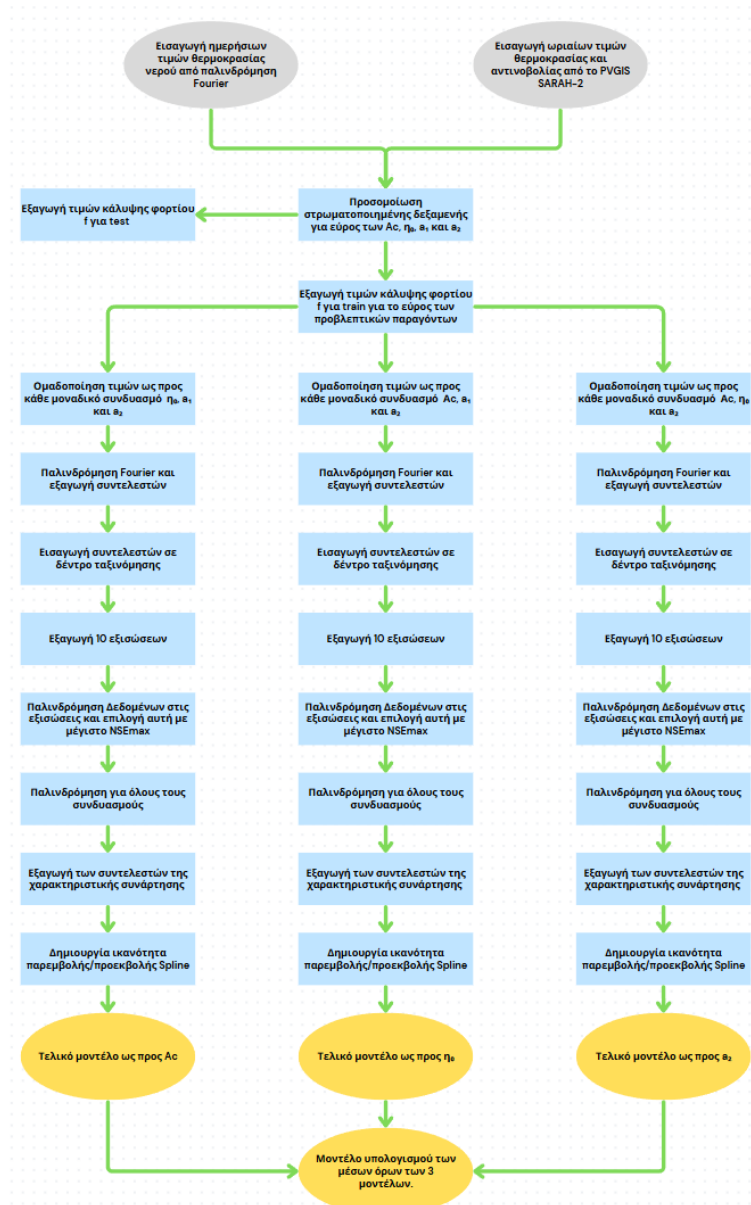
.Μετά τον προσδιορισμό της βέλτιστης συνάρτησης, πραγματοποιήθηκαν πρόσθετες παλινδρομήσεις για την εκτίμηση όλων των συντελεστών για τον κάθε συνδυασμό.

2.5.1.3 Ανάλυση Παλινδρόμησης και Περιορισμοί

Το μοντέλο παλινδρόμησης κατασκευάστηκε με συγκεκριμένους περιορισμούς για τη βελτιστοποίηση της ακρίβειας και της εφαρμοσιμότητας. Εφαρμόστηκε ένα σύστημα βαρών, όπου τα βάρη ήταν αντιστρόφως ανάλογα με το τετράγωνο της εξαρτημένης μεταβλητής:

$$w_i = \frac{1}{y_i^2} \quad (2.7)$$

Αυτό το σχήμα χρησιμοποιήθηκε για να αντιμετωπιστεί η μεγάλη διαφορά μερικών τιμών, διασφαλίζοντας ότι το μοντέλο δεν επηρεάζεται υπερβολικά από τις μεγάλες τιμές. Χρησιμοποιήθηκαν οι ίδιοι περιορισμοί και μεθοδολογία όπως στην εύρεση κατάλληλης συνάρτησης. Στην Εικόνα 2.4 παρουσιάζεται συνοπτικά το διάγραμμα ροής της παλινδρόμησης.



Εικόνα 2.4 Διάγραμμα ροής Παλινδρόμησης

Όπως φαίνεται από το διάγραμμα ροής (Εικόνα 2.4), η ίδια διαδικασία εφαρμόστηκε και για τους παράγοντες η_0 και a_1 . Ωστόσο, για την παράμετρο a_2 , δεν ήταν δυνατό να ακολουθηθεί η ίδια διαδικασία, καθώς υπήρχαν μόνο δύο διαθέσιμες τιμές, οι οποίες μπορούν να παράγουν γραμμικές συναρτήσεις με μηδέν βαθμούς ελευθερίας.

Από το δέντρο ταξινόμησης και κάποιες τροποποιήσεις βάσει προσωπικής κρίσης, προέκυψαν οι ακόλουθες συναρτήσεις για το ηλιακό κλάσμα f συναρτήσει του η_0 (9880 συνδυασμοί) και του a_1 (9360 συνδυασμοί). Οι συντελεστές που εμφανίζονται στις εξισώσεις παλινδρόμησης είναι διαφορετικοί και ανεξάρτητοι από τους συντελεστές που μπορεί να υπάρχουν σε άλλες εξισώσεις.

$$f(\eta_0) = d_1(d_2\eta_0 + d_3)^{c_1x+c_2} + c_3\eta_0 \times \sin(c_4\eta_0 + c_5) - d_1 \quad (2.8)$$

$$\frac{1}{f(a_1)} = c_1a_1 + b_1 + c_2 \ln(d_1 \sin(d_2a_1 + d_3) + d_4) + c_3(k_1a_1 + k_2)^{k_3a_1+k_4} \quad (2.9)$$

Δεδομένου ότι αυτά τα μοντέλα ισχύουν για συγκεκριμένα σενάρια, γίνεται χρήση παρεμβολής ή προεκβολής spline για ενδιάμεσες και εξωτερικές τιμές που ενδέχεται να εμφανιστούν στους προβλεπτικούς παράγοντες. Τελικά, λόγω της χρήσης μεθόδων παρεμβολής, αποφασίστηκε να συγχωνευτούν τα τρία μοντέλα σε ένα, με τη μόνη διαφορά ότι στο τέλος υπολογίζεται ένας σταθμισμένος μέσος όρος. Τα βάρη καθορίζονται από την απόσταση κάθε προβλεπόμενου παράγοντα από τις τιμές των παραγόντων πάνω στους οποίους εκπαιδεύτηκαν τα μοντέλα.

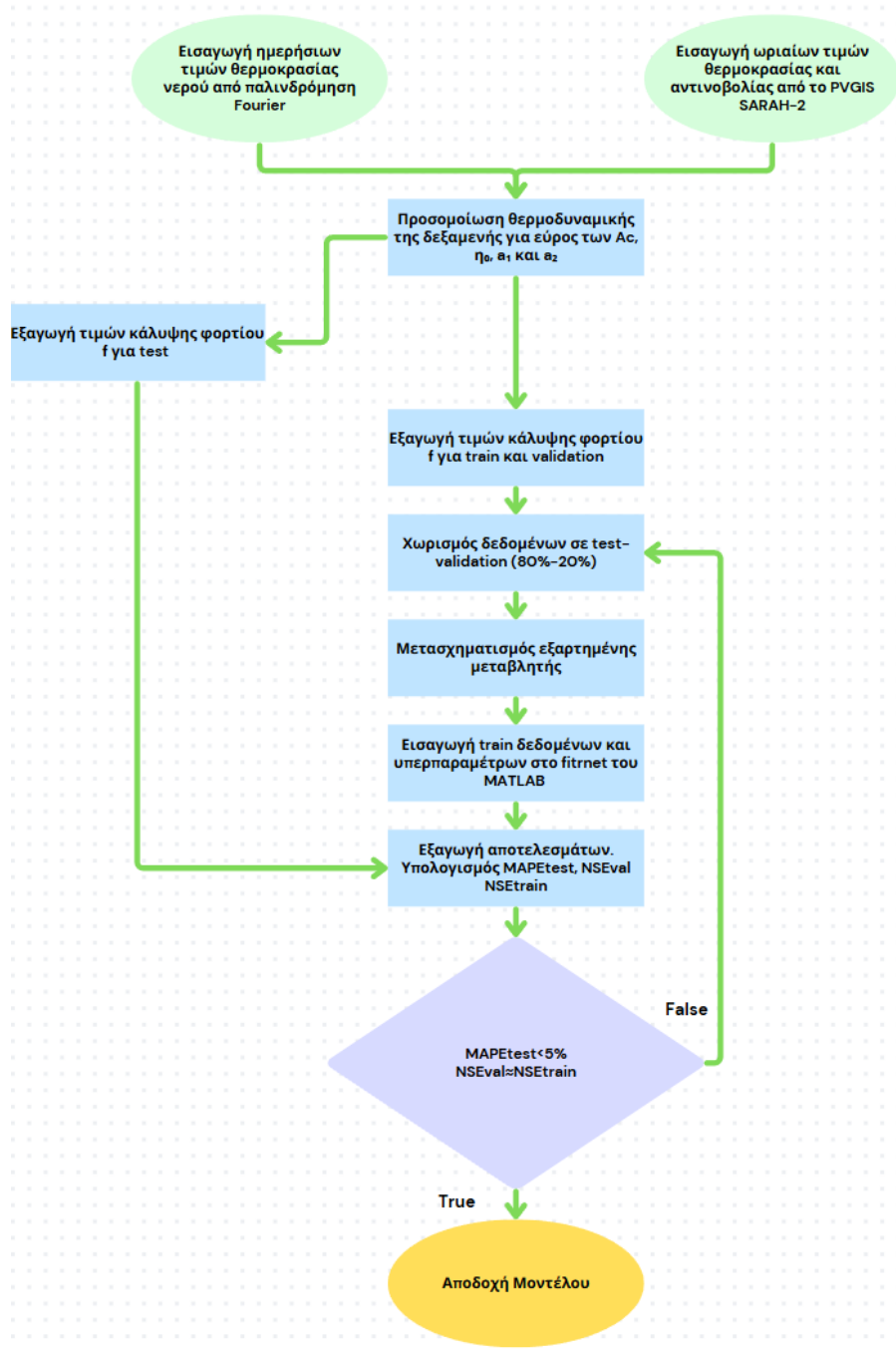
2.5.2 Μοντελοποίηση Νευρωνικών Δικτύων Παλινδρόμησης με το MATLAB

Η συνάρτηση fitnet του MATLAB χρησιμοποιήθηκε για την ανάπτυξη μοντέλων νευρωνικών δικτύων για την ανάλυση δεδομένων ηλιακής ενέργειας. Μετά από πειραματισμό, διαπιστώθηκε ότι η χρήση μιας αρχιτεκτονικής δικτύου με Layersize=[4 24] απέδωσαν ικανοποιητικά αποτελέσματα για το μεγαλύτερο μέρος του συνόλου δεδομένων. Καθιερώθηκε ένα κριτήριο απόδοσης, σύμφωνα με το οποίο το μέσο απόλυτο σχετικό σφάλμα (MAPE) για τα δεδομένα δοκιμής δεν πρέπει να υπερβαίνει το 5% και η απόδοση του μοντέλου για τα δεδομένα εκπαίδευσης NSE_{train} θα πρέπει να είναι κοντά με εκείνο των δεδομένων δοκιμής NSE_{test} και οι τιμές τους να υπερβαίνουν το 0.992. Αυτό το αυστηρό κριτήριο διασφαλίζει ότι το μοντέλο ταιριάζει καλά στα δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμής. Για την καλύτερη προσαρμογή, η εξαρτημένη μεταβλητή y του μοντέλου μετασχηματίστηκε στην:

$$y = \frac{1}{f^{0.85}} \quad (2.10)$$

Ο μετασχηματισμός αυτός έγινε γιατί για τις επιθυμητές τιμές που ήταν από 0.5 έως 6 m^2 η τιμή της κάλυψης f ήταν μικρή και το μοντέλο δεν έδινε προτεραιότητα σε αυτές τιμές. Με τον μετασχηματισμό αυτό πλέον το μοντέλο, για να ελαχιστοποιήσει το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), έδωσε επιθυμητές τιμές. Για να ληφθούν υπόψη οι εποχιακές διακυμάνσεις, αναπτύχθηκαν ξεχωριστά νευρωνικά δίκτυα για κάθε μήνα, με αποτέλεσμα να προκύψουν 13 διαφορετικά μοντέλα - 12 για κάθε μήνα και ένα για τον ετήσιο μέσο όρο. Τα δίκτυα χρησιμοποιήσαν τη

συνάρτηση ενεργοποίησης υπερβολικής εφαπτομένης (tanh) και για τα δύο επίπεδα, η οποία είναι γνωστή για την ικανότητά της να χειρίζεται αποτελεσματικά μη γραμμικές σχέσεις στα δεδομένα. Μια παράμετρος Regularization (λ) της τάξης του 0.0001 ενσωματώθηκε για να αποφευχθεί η υπερβολική προσαρμογή και να ενισχυθεί η δυνατότητα γενίκευσης του μοντέλου. Τα δεδομένα κανονικοποιήθηκαν για να διασφαλιστεί η συνεπής κλιμάκωση, με το 80% των δεδομένων να διατίθεται για εκπαίδευση και το 20% για επιβεβαίωση. Στην εικόνα 2.5 παρουσιάζεται το διάγραμμα ροής της μεθοδολογίας ανάπτυξης των νευρωνικών δικτύων.



Εικόνα 2.5: Διάγραμμα ροής Ανάπτυξης Νευρωνικού Δικτύου

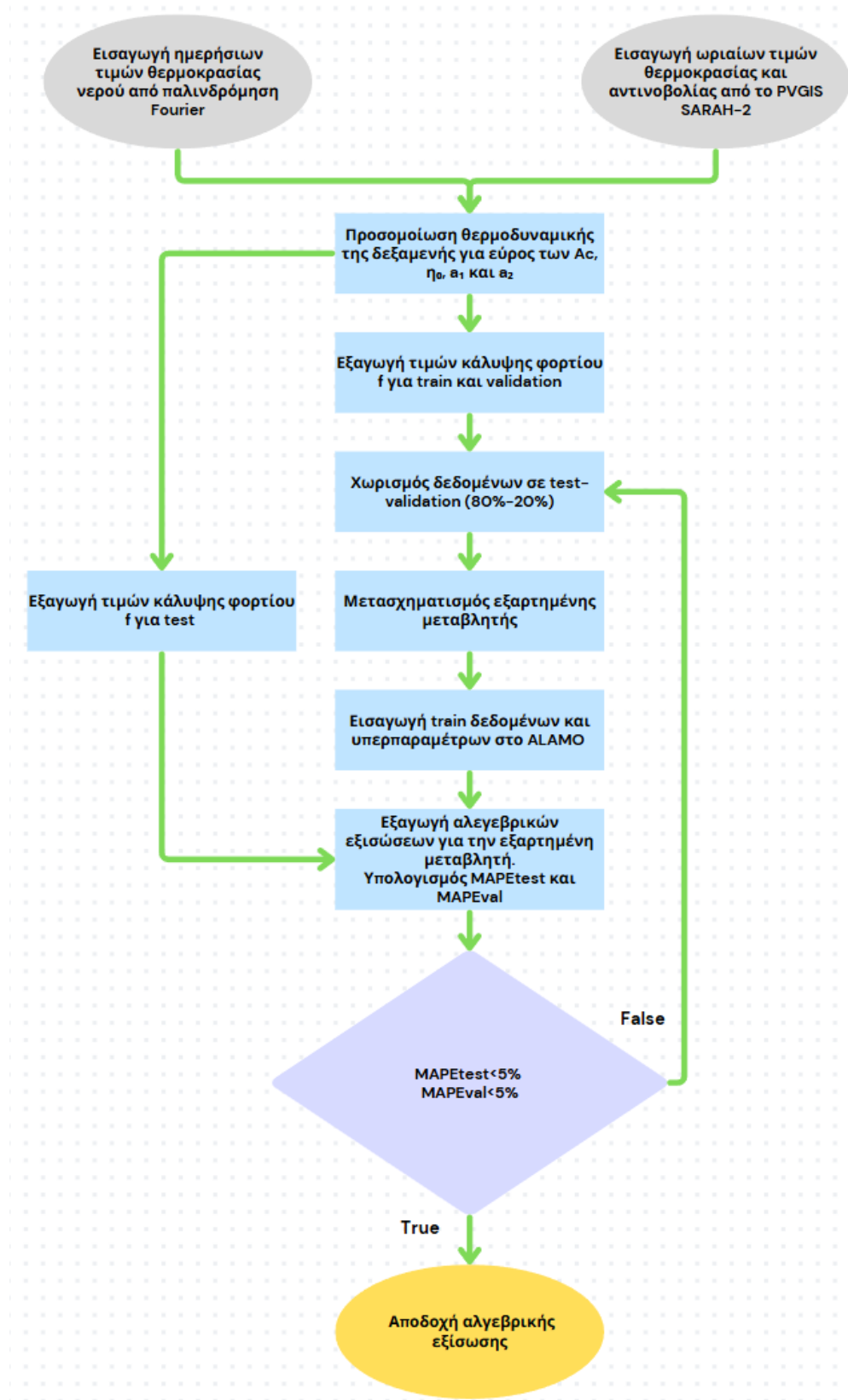
2.5.3 Μοντελοποίηση Παλινδρόμησης με χρήση του ALAMO

Παράλληλα με την ανάπτυξη του νευρωνικού δικτύου, διεξήχθη μια παρόμοια διαδικασία μοντελοποίησης με τη χρήση του λογισμικού ALAMO με στόχο τον εντοπισμό αλγεβρικών μοντέλων που θα μπορούσαν να αναπαραστήσουν με ακρίβεια τα δεδομένα. Τα κριτήρια απόδοσης που τέθηκαν για το ALAMO ήταν ελαφρώς διαφορετικά: το MAPE τόσο για τα σύνολα δεδομένων δοκιμής όσο και για τα σύνολα επικύρωσης έπρεπε να είναι κάτω ή κοντά στο 5%, εξασφαλίζοντας ότι το μοντέλο όχι μόνο ταίριαζε στα δεδομένα εκπαίδευσης αλλά είχε επίσης καλή απόδοση σε ένα ανεξάρτητο σύνολο επικύρωσης. Μετά από επαναλήψεις και προσαρμογές, ο μοντελοποιητής C_p (Mallow's C_p) επιλέχθηκε ως ικανοποιητική επιλογή, επιτρέποντας απεριόριστο αριθμό συντελεστών. Για την καλύτερη προσαρμογή, η εξαρτημένη μεταβλητή y του μοντέλου μετασχηματίστηκε στη:

$$y = \frac{1}{f} \quad (2.11)$$

Ο λόγος που έγινε η μετατροπή αυτή εξηγείται στην ενότητα 2.5.2. Το μοντέλο ALAMO ενσωμάτωσε μια ποικιλία λειτουργικών μορφών, συμπεριλαμβανομένων εκθετικών, γραμμικών και λογαριθμικών συναρτήσεων, μαζί με έναν αυτόνομο σταθερό όρο. Επιπλέον, οι πολυωνυμικές δυνάμεις των $[-2,-1,2,3]$ συμπεριλήφθηκαν, γεγονός που έδωσε στο μοντέλο την ικανότητα να συλλάβει τόσο αρνητικές δυνάμεις όσο και υψηλότερης τάξης συναρτήσεις στα δεδομένα. Το σύνολο δεδομένων χωρίστηκε σε 80% για εκπαίδευση και 20% για επικύρωση, ενώ το μέσο σχετικό σφάλμα για το σύνολο δοκιμής περιορίστηκε να είναι κάτω από 5%.

Στην εικόνα 2.6 παρουσιάζεται το διάγραμμα ροής για το ALAMO:



Εικόνα 2.6: Διάγραμμα ροής Ανάπτυξης Αλγεβρικών Εξισώσεων με τη χρήση του ALAMO

2.6 Εφαρμογή μεθόδου καμπυλών f

Παράλληλα με την ανάπτυξη των μοντέλων, παρήχθησαν δεδομένα για χρήση με τις καμπύλες f, ώστε να παραχθούν αποτελέσματα που θα μπορούσαν να συγκριθούν με τα αποτελέσματα της προσομοίωσης. Τα περισσότερα από τα δεδομένα στον Πίνακα 2.5 ελήφθησαν από την πηγή [45], συμπεριλαμβανομένης της μέσης μηνιαίας θερμοκρασίας, της θερμοκρασίας του νερού δικτύου και της μέσης μηνιαίας θερμοκρασίας κατά τη διάρκεια των περιόδων ηλιοφάνειας. Η ηλιακή ακτινοβολία ελήφθη από το PVGIS λόγω σημαντικών διαφορών από τις τιμές της πηγής [45], όπως αναλύεται στην ενότητα 3.1.2. Οι τιμές IAM προήλθαν από την προσομοίωση επειδή χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικοί συντελεστές b0 και b1 από τους τυπικούς. Ο πίνακας παρακάτω παρέχει τις τιμές εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν στο μοντέλο. Οι απώλειες θερμότητας θεωρήθηκαν αμελητέες, και το φορτίο υπολογίστηκε χρησιμοποιώντας την εξίσωση ενέργειας σε συνθήκες σταθερής ροής.

Οι βασικές παράμετροι του προβλήματος, που παραμένουν σταθερές κάθε μήνα, επιλέχθηκαν από τον Πίνακα 2.6. Οι παράμετροι που αναλύθηκαν τόσο στην προσομοίωση όσο και στη μέθοδο των καμπυλών f, μαζί με τα εύρη των τιμών τους, παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.7.

Δεν προστέθηκαν επιπλέον τιμές για την επιφάνεια του ηλιακού συλλέκτη στον Πίνακα 2.7, καθώς οι δύο τιμές θα ήταν πολύ κοντά μεταξύ τους, πιθανώς αλλοιώνοντας τα αποτελέσματα. Αυτή η ανάλυση έγινε για να αξιολογηθεί η μέθοδος καμπυλών f, με τα δεδομένα της προσομοίωσης με τις παραμέτρους του πίνακα 2.7.

	Ιαν	Φεβ	Μαρ	Απρ	Μαι	Ιουν	Ιουλ	Αυγ	Σεπ	Οκτ	Νοε	Δεκ
T_{a24} [°C]	8.57	10.46	12.41	14.65	21.22	24.44	27.96	27.67	25.38	20.55	14.56	12.94
T_{aday} [°C]	10.72	13.16	14.94	17.23	24.32	27.15	30.35	30.3	28.18	23.52	16.9	14.74
$\frac{(\overline{\tau\alpha})}{(\tau\alpha)_n}$	0.86	0.87	0.87	0.86	0.84	0.83	0.84	0.86	0.87	0.87	0.87	0.86
H_T [kWh/m ² /month]	122.5	151.43	163.95	182.12	195.98	193.86	214.03	214.66	198.54	171.76	113.49	104.87
T_w [°C]	11.3	10.9	11.8	14.3	17.7	21.6	24.7	25.7	24.2	21.1	16.9	13.5

Πίνακας 2.5 Δεδομένα μηνιαίως μεταβαλλόμενα μεθόδου καμπυλών f

Σύμβολο	Τιμές
F_R'/F_R	0.97
T_{des} [°C]	45
V_{des} [lt/ημέρα]	200
K_1, K_2	1

Πίνακας 2.6 Σταθεροί επιλεγόμενοι παράγοντες μεθόδου καμπυλών f

Σύμβολο	Εύρος τιμών
A_c [m ²]	0.5-8.8 m ² (14 τιμές)
η_0 [-]	0.5-0.95 (18 τιμές)
a_1 [W/m ² K]	0.5-15 (19 τιμές)
a_2 [W/m ² K ²]	0.006-0.02 (2 τιμές)

Πίνακας 2.7 Μεταβαλλόμενοι επιλεγόμενοι παράγοντες μεθόδου καμπυλών f

2.7 Στατιστικοί δείκτες για αξιολόγηση των μοντέλων και δεδομένων.

Για να επαληθευθεί ότι τα μοντέλα που δημιουργήθηκαν προσδιορίζουν ικανοποιητικά τις τιμές της προσομοίωσης, χρησιμοποιήθηκαν στατιστικοί δείκτες, διαγράμματα σύγκρισης των τιμών της προσομοίωσης με τις προβλεπόμενες τιμές, καθώς και ενδεικτικά διαγράμματα κάλυψης ενός συγκεκριμένου συλλέκτη με μεταβαλλόμενη επιφάνεια (Παράρτημα). Η αξιολόγηση και σύγκριση των μοντέλων έγινε με βάση τους εξής στατιστικούς δείκτες:

2.7.1 Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE)

Το Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (MAPE) είναι ένα καθιερωμένο στατιστικό μέτρο που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της ακρίβειας των προγνωστικών μοντέλων μέσω του υπολογισμού του μέσου όρου των απόλυτων ποσοστιαίων σφαλμάτων (APE). Για κάθε σημείο δεδομένων i , εάν οριστεί ως $f_{a,i}$ η πραγματική τιμή και $f_{p,i}$ η προβλεπόμενη τιμή [51], το MAPE ορίζεται μαθηματικά ως από την εξίσωση:

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{f_{a,i} - f_{p,i}}{f_{a,i}} \right| [\%] \quad (2.12)$$

Το MAPE ποσοτικοποιεί το μέσο ποσοστό απόκλισης των προβλεπόμενων τιμών από τις πραγματικές τιμές. Αποτελεί ένα πολύτιμο εργαλείο για την αξιολόγηση της απόδοσης μοντέλων πρόβλεψης, καθώς τυποποιεί το σφάλμα πρόβλεψης, καθιστώντας δυνατή τη σύγκριση της ακρίβειας του μοντέλου σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων ή κλίμακες.

2.7.2 Μέγιστο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MaxAPE)

Το Μέγιστο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (MaxAPE) μετρά τη μεγαλύτερη απόκλιση μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών σε ένα σύνολο δεδομένων. Ορίζεται μαθηματικά ως:

$$MaxAPE = \max \left(100 \left| \frac{f_{a,i} - f_{p,i}}{f_{a,i}} \right| \right) [\%] \quad (2.13)$$

Το MaxAPE παρέχει πληροφορίες για το χειρότερο σενάριο σε ένα προγνωστικό μοντέλο, υποδεικνύοντας το μέγιστο ποσοστό απόκλισης της προβλεπόμενης τιμής από την πραγματική τιμή. Αυτό το μέτρο είναι χρήσιμο για την κατανόηση του ανώτατου ορίου του σφάλματος στην απόδοση του μοντέλου, ιδιαίτερα κατά την αξιολόγηση της ακρίβειας του μοντέλου.

2.7.3 Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE)

Το NSE είναι ένα μέτρο που αξιολογεί τη σχετική διαφορά μεταξύ της διακύμανσης των υπολοίπων, η οποία ερμηνεύεται ως "θόρυβος", και της διακύμανσης των μετρημένων δεδομένων, η οποία ερμηνεύεται ως "πληροφορία". Χρησιμοποιείται για να προσδιορίσει πόσο καλά ταιριάζουν τα προσομοιωμένα δεδομένα με τα παρατηρούμενα δεδομένα, αξιολογώντας τον βαθμό στον οποίο η γραφική τους παράσταση προσεγγίζει την χαρακτηριστική καμπύλη των πειραματικών δεδομένων. Οι τιμές της NSE κυμαίνονται από το άπειρο έως το $[-\infty, 1]$, όπου μια τιμή ίση με 1 δείχνει απόλυτη ταύτιση μεταξύ των παρατηρούμενων και των προσομοιωμένων τιμών. Εάν το NSE είναι αρνητικό, αυτό σημαίνει ότι η χρήση του μέσου όρου των παρατηρούμενων δεδομένων ως προβλεπτική τιμή θα έδινε καλύτερα αποτελέσματα από το ίδιο το μοντέλο [52-54]. Το μέτρο αυτό χρησιμοποιήθηκε για να αντικαταστήσει τον συντελεστή προσδιορισμού R^2 . Το NSE υπολογίζεται από τη σχέση 2.14:

$$NSE = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (2.14)$$

Όπου,

- SSE: Sum Squared Error υπολογίζεται από τη σχέση 2.15.
- SST: Total sum of Squares υπολογίζεται από τη σχέση 2.16

$$SSE = \sum_{i=1}^N (f_{a,i} - f_{p,i})^2 \quad (2.15)$$

$$SST = \sum_{i=1}^N (f_{a,i} - \bar{f}_a)^2 \quad (2.16)$$

Οι τιμές της NSE μεταξύ 0 και 1 θεωρούνται γενικά αποδεκτές για την απόδοση του μοντέλου, με τιμές κοντά στο 1 να υποδεικνύουν καλύτερη ταύτιση μεταξύ των προσομοιωμένων και των παρατηρούμενων δεδομένων.

2.7.4 Ratio of the Root Mean Square Error to the Standard Deviation Ratio (RSR)

Ο λόγος του Τετραγωνικού Μέσου Σφάλματος προς τη Τυπική Απόκλιση (RSR) είναι ένα χρησιμοποιούμενο μέτρο για την αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων, τυποποιώντας το Τετραγωνικό Μέσο Σφάλμα (RMSE) σε σχέση με την τυπική απόκλιση των παρατηρούμενων τιμών. Εκφράζεται από τη σχέση 2.17:

$$RSR = \frac{\sqrt{SSE}}{\sqrt{SST}} \quad (2.17)$$

Αυτός ο λόγος παρέχει ένα τυποποιημένο μέτρο του RMSE, επιτρέποντας άμεσες συγκρίσεις της ακρίβειας των μοντέλων σε σχέση με τη διακύμανση στα παρατηρούμενα δεδομένα (παρόμοιος ρόλος με το NSE). Η ιδανική τιμή για το RSR είναι το 0, το οποίο υποδηλώνει τέλεια απόδοση του μοντέλου, καθώς αντιστοιχεί σε μηδενική υπολειμματική διακύμανση (RMSE = 0). Όσο μικρότερη είναι η τιμή του RSR, τόσο καλύτερη είναι η απόδοση του μοντέλου, καθώς αυτό δείχνει ότι οι προβλέψεις του μοντέλου ευθυγραμμίζονται πιο στενά με τα παρατηρούμενα δεδομένα. Η μέθοδος RSR εισήχθη για να βελτιώσει την αξιολόγηση του RMSE προσαρμόζοντας το σφάλμα σύμφωνα με την κλίμακα των παρατηρούμενων δεδομένων, καθιστώντας τη σύγκριση μεταξύ διαφορετικών μοντέλων ή συνόλων δεδομένων πιο κατατοπιστική. Παρόλο που το RMSE χρησιμοποιείται ευρέως για την αξιολόγηση σφαλμάτων στις προβλέψεις μοντέλων, το RSR ενισχύει αυτή την προσέγγιση, τυποποιώντας το σφάλμα σε σχέση με την εγγενή μεταβλητότητα των δεδομένων [52-54].

2.7.5 Ποσοστιαίο σφάλμα bias (PBIAS):

Το PBIAS είναι ένα μέτρο που ποσοτικοποιεί αν ένα μοντέλο υπερεκτιμά ή υποεκτιμά συστηματικά τα παρατηρούμενα δεδομένα. Υπολογίζεται με τον ακόλουθο τύπο 2.18:

$$P_{BIAS} = \frac{\sum_{i=1}^N (f_{a,i} - f_{p,i})}{\sum_{i=1}^N f_{a,i}} \times 100 [\%] \quad (2.18)$$

Το PBIAS μετρά τη μέση απόκλιση μεταξύ των παρατηρούμενων και των προσομοιωμένων τιμών ως ποσοστό, παρέχοντας πληροφορίες για την απόδοση του μοντέλου. Η βέλτιστη τιμή του PBIAS είναι 0, κάτι που υποδεικνύει ότι οι προβλέψεις του μοντέλου ευθυγραμμίζονται τέλεια με τα παρατηρούμενα δεδομένα, χωρίς συστηματική υπερεκτίμηση ή υποεκτίμηση. Θετικές τιμές PBIAS δείχνουν ότι το μοντέλο υποεκτιμά τα παρατηρούμενα δεδομένα, ενώ οι αρνητικές τιμές υποδεικνύουν υπερεκτίμηση. Μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορους τύπους δεδομένων, και είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για τον ποσοτικό προσδιορισμό σφαλμάτων σε προσομοιώσεις υδατικού ισοζυγίου, αλλά και σε άλλους τομείς, όπως η εκτίμηση σφαλμάτων φορτίου [52-54].

2.7.6 Mallows' Cp

Το κριτήριο Mallows' Cp χρησιμοποιήθηκε ως μέθοδος ελαχιστοποίησης στο λογισμικό ALAMO για τη βελτιστοποίηση της επιλογής μοντέλου, εξισορροπώντας την ακρίβεια και την πολυπλοκότητα. Το Mallows' Cp στοχεύει στην ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος πρόβλεψης, ενώ παράλληλα διασφαλίζει ότι το μοντέλο δεν είναι ούτε υπερβολικά απλό ούτε υπερβολικά περίπλοκο. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για τον εντοπισμό μοντέλων που παρέχουν καλή προσαρμογή στα δεδομένα χωρίς υπερπροσαρμογή, λαμβάνοντας υπόψη τόσο τον αριθμό των προβλεπτικών παραγόντων όσο και τη μείωση του σφάλματος [32].

Ο τύπος 2.19 για το Mallows' Cp είναι ο εξής:

$$C_p = \frac{SSE}{\hat{\sigma}^2} - (n - 2p) \quad (2.19)$$

Όπου,

- δ^2 είναι η εκτίμηση της μεταβλητότητας του σφάλματος,
- n είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων.
- p είναι ο αριθμός των συντελεστών στο μοντέλο.

2.8 Ανάπτυξη συναρτήσεων στο MATLAB

Το τελικό βήμα της διπλωματικής εργασίας ήταν η ανάπτυξη συναρτήσεων στο MATLAB, όπου ο χρήστης μπορεί να εισάγει παραμέτρους όπως η επιφάνεια του συλλέκτη, η οπτική απόδοση και οι συντελεστές a_1 και a_2 , και στη συνέχεια να υπολογίσει το ηλιακό κλάσμα κάλυψης για κάθε έναν από τους 12 μήνες, καθώς και την ετήσια τιμή για την Αθήνα. Το μοντέλο αυτό υποθέτει έναν ηλιακό συλλέκτη με κλίση 45° και αζιμούθιο 0° , δηλαδή με κατεύθυνση προς τον νότο. Ο χρήστης έχει επίσης την επιλογή να καθορίσει εάν οι τιμές της κάλυψης φορτίου μπορούν να υπερβούν τη μονάδα ή αν πρέπει να περιορίζονται στη μονάδα, με ανακαθορισμό της ετήσιας καμπύλης αναλόγως. Αυτό το script παρέχει στους μηχανικούς ένα απλοποιημένο εργαλείο, εξαλείφοντας την ανάγκη για μεθοδολογίες που απαιτούν περισσότερα δεδομένα, ενώ προσφέρει μεγαλύτερη ακρίβεια εντός των συνθηκών για τις οποίες εκπαιδεύτηκε.

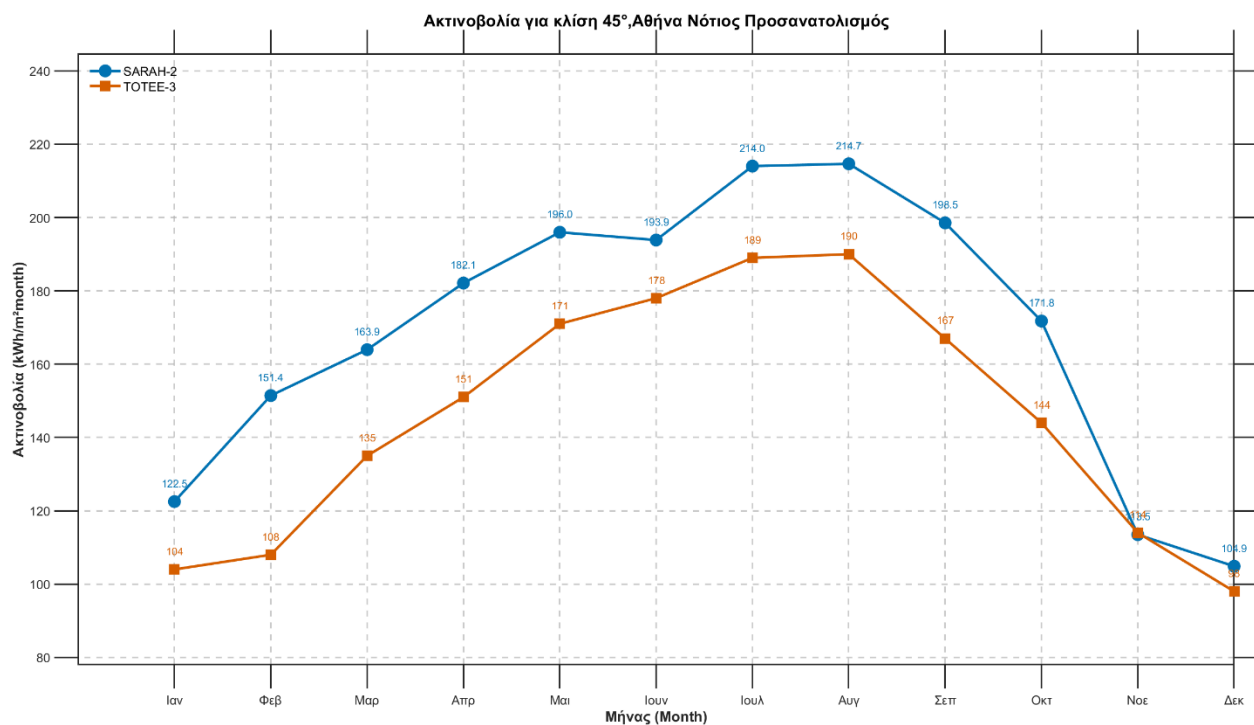
3.Αποτελέσματα

3.1 Ανάλυση δεδομένων εισαγωγής.

Αρχικά, ωριαία μετεωρολογικά δεδομένα εξήχθησαν από το PVGIS χρησιμοποιώντας το μοντέλο SARAH-2 για συντεταγμένες 38° γεωγραφικό πλάτος και 24° γεωγραφικό μήκος (Αθήνα). Τα δεδομένα αφορούν το έτος 2020, με τον ηλιακό συλλέκτη να έχει κλίση 45°.

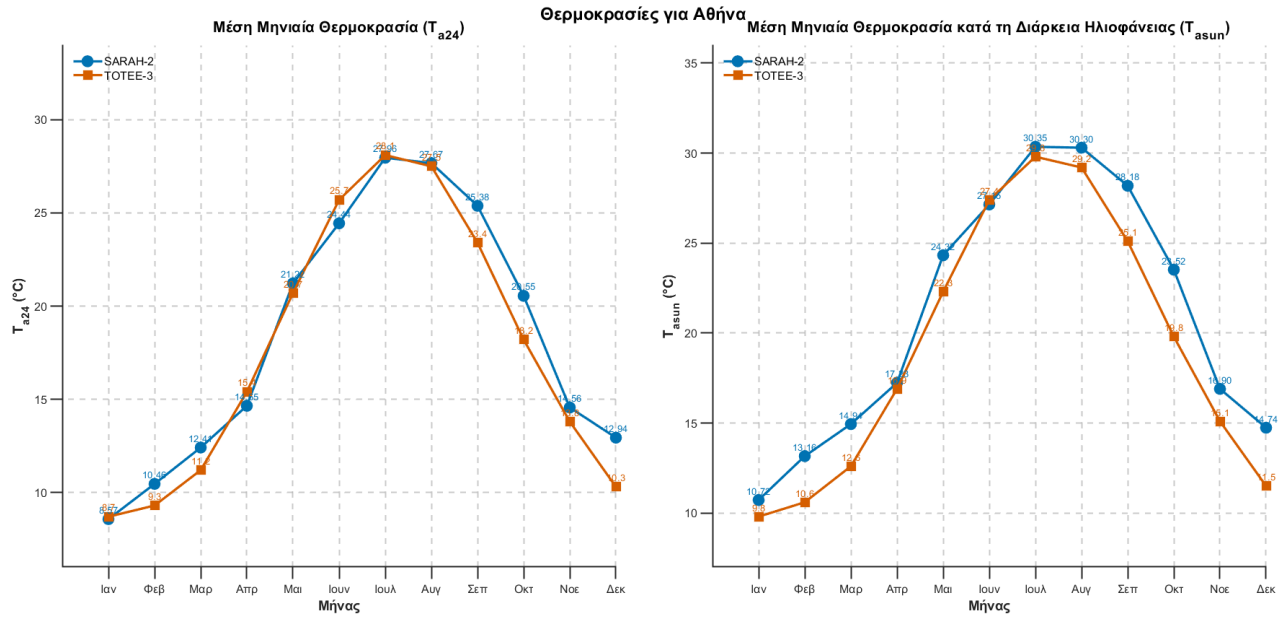
3.1.1 Ανάλυση Μετεωρολογικών Δεδομένων

Τα εξαγόμενα δεδομένα αξιολογήθηκαν μέσω σύγκρισης με τα μηνιαία δεδομένα από τα πρότυπα TOTEE 3 [45]. Τα διαγράμματα 3.1 και 3.2 παρουσιάζουν τις μέσες τιμές των βασικών μετεωρολογικών παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν στην προσομοίωση.



Διάγραμμα 3.1: Σύγκριση μέσης μηνιαίας ηλιακής ακτινοβολίας για κλίση 45° και αζιμούθιο 0° (Αθήνα).

Από το Διάγραμμα 3.1 είναι εμφανές ότι οι τιμές της ηλιακής ακτινοβολίας από το μοντέλο SARAH-2 είναι σημαντικά υψηλότερες από αυτές που προτείνονται από την πηγή 45. Αυτή η διαφορά μπορεί να οφείλεται σε αποκλίσεις του μοντέλου ή στη φυσική μεταβλητότητα των μετεωρολογικών συνθηκών (Επιλέχθηκε ένα έτος). Ωστόσο, και οι δύο πηγές δεδομένων παρουσιάζουν συνεπή τάση, ακολουθώντας ένα παρόμοιο συνολικό μοτίβο στα δεδομένα.



Διάγραμμα 3.2: Σύγκριση Θερμοκρασιών για την Αθήνα με τα 2 μοντέλα.

Το Διάγραμμα 3.2 παρουσιάζει τα δεδομένα θερμοκρασίας για την Αθήνα, δείχνοντας ότι οι τιμές από τις δύο πηγές είναι πολύ κοντά μεταξύ τους. Τα δύο σύνολα δεδομένων εμφανίζουν μικρές διαφορές, υποδεικνύοντας μια συμφωνία στις καταγεγραμμένες τιμές θερμοκρασίας μεταξύ τους.

3.1.2 Ανάλυση Θερμοκρασίας Νερού

Εξήχθησαν μηνιαίες τιμές νερού δικτύου για την Αθήνα βάσει του προτύπου ΕΛΟΤ [45] και εφαρμόστηκε παλινδρόμηση Fourier, όπως εξηγήθηκε στην ενότητα της μεθοδολογίας. Οι συντελεστές της εξίσωσης 2.1 έχουν ως εξής:

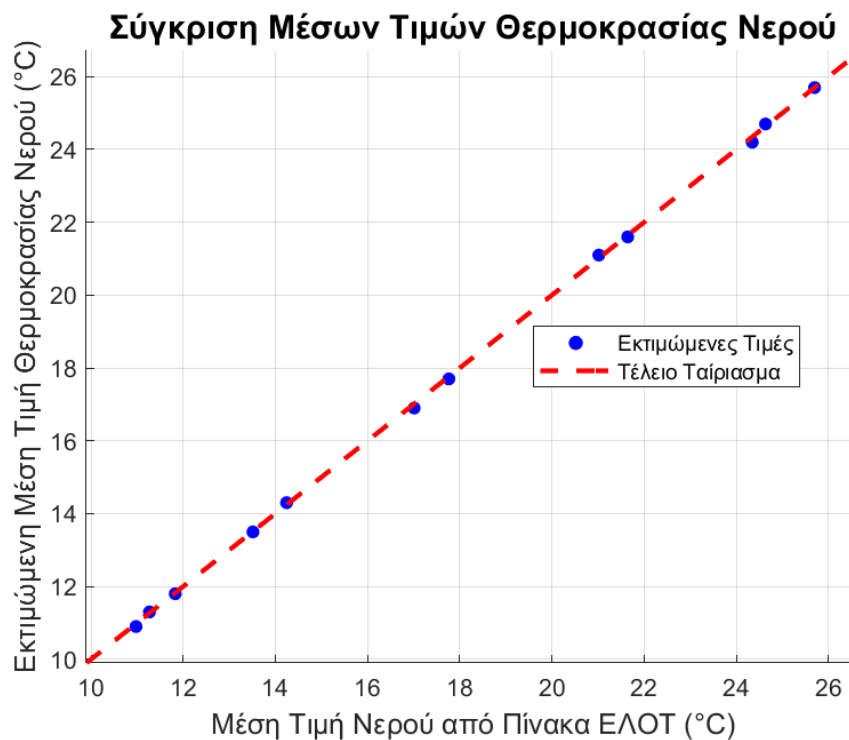
- $c_0=17.85$ °C
- $c_1=-5.65$ °C
- $c_2=-4.97$ °C
- $b_1=-0.036$ °C
- $b_2=0.46$ °C
- $\omega=0.017$ days⁻¹

Ο πίνακας 3.1 δείχνει πώς το μοντέλο ευθυγραμμίζεται ικανοποιητικά με τις γνωστές μέσες θερμοκρασίες του νερού για κάθε μήνα.

	Ιαν	Φεβ	Μαρ	Απρ	Μαι	Ιουν	Ιουλ	Αυγ	Σεπ	Οκτ	Νοε	Δεκ
Μέση Θερμοκρασία Νερού από ΕΛΟΤ	11.30	10.90	11.80	14.30	17.70	21.60	24.70	25.70	24.20	21.10	16.90	13.50
Μέση Θερμοκρασία Νερού από Παλινδρόμηση Fourier	11.27	10.98	11.83	14.24	17.76	21.65	24.64	25.70	24.35	21.02	17.01	13.51
Σχετικό σφάλμα [%]	-0.27	0.70	0.23	-0.39	0.36	0.21	-0.26	0.00	0.61	-0.39	0.66	0.11

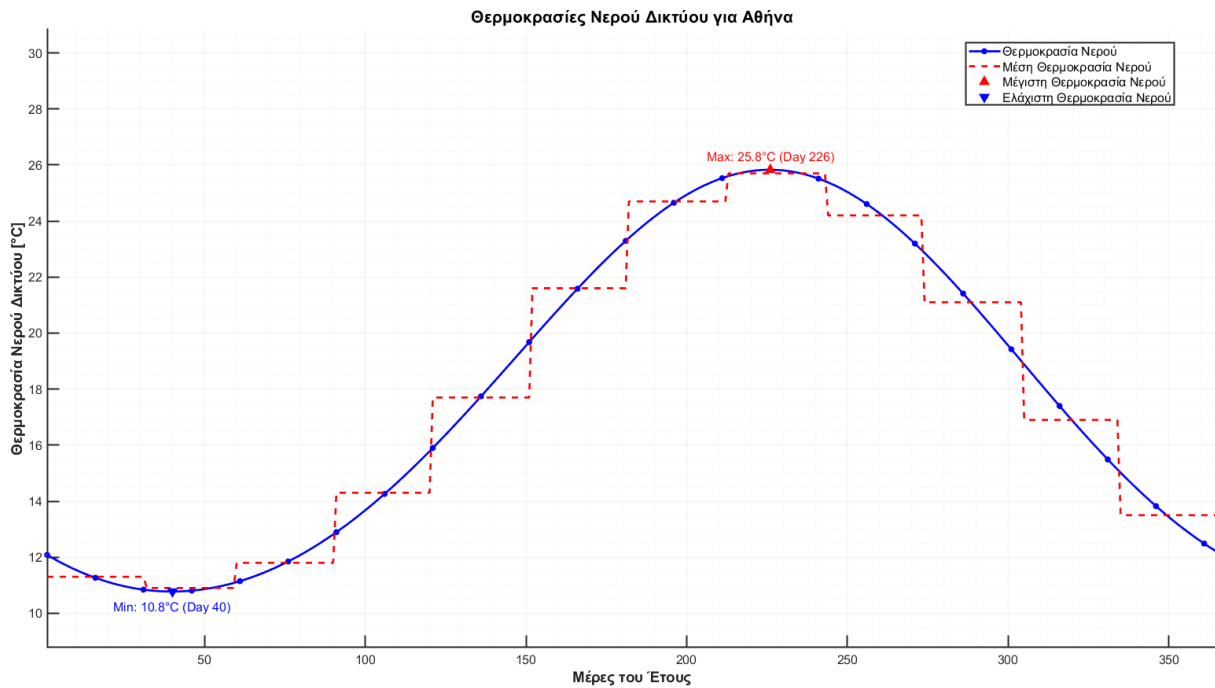
Πίνακας 3.1 Παρουσίαση Σχετικού Σφάλματος παλινδρόμησης Θερμοκρασίας Νερού

Τα σχετικά σφάλματα είναι μικρά οπότε θεωρείται ότι έγινε ικανοποιητική προσαρμογή των δεδομένων Αυτό επικυρώνεται βλέποντας το διάγραμμα 3.3 το οποίο δείχνει τις πινακοποιημένες μέσες τιμές, με αυτές που προσδιορίστηκαν από την παλινδρόμηση Fourier.



Διάγραμμα 3.3 Απεικόνιση πινακοποιημένων τιμών θερμοκρασίας νερού με αυτές υπολογισμένες από Παλινδρόμηση Fourier.

Το Διάγραμμα 3.4 απεικονίζει την καμπύλη της θερμοκρασίας του νερού σε συνάρτηση με τις ημέρες του έτους, όπως προέκυψε από την παλινδρόμηση Fourier. Η καμπύλη δείχνει τη διακύμανση της θερμοκρασίας του νερού κατά τη διάρκεια του έτους, λαμβάνοντας υπόψη τις εποχικές μεταβολές, όπως προβλέπεται από το μοντέλο Fourier. Αυτή η προσέγγιση παρέχει μια συνεχή και ομαλή απεικόνιση των μεταβολών της θερμοκρασίας με την πάροδο του χρόνου, αντικατοπτρίζοντας τα αναμενόμενα πρότυπα βάσει των υποκείμενων μετεωρολογικών δεδομένων.



Διάγραμμα 3.4 Μεταβολή θερμοκρασίας Νερού στην Αθήνα με Παλινδρόμηση Fourier.

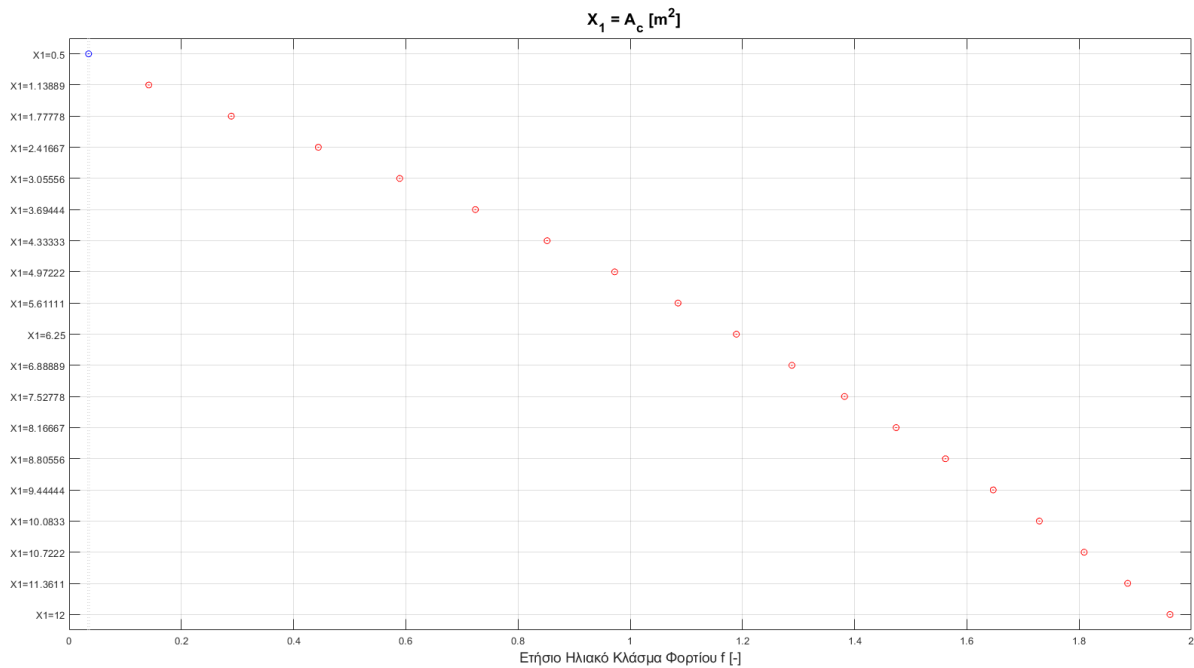
3.2 Αποτελέσματα Προσομοίωσης

Με την εξαγωγή των αποτελεσμάτων από την προσομοίωση έγινε γραφική απεικόνιση των αποτελεσμάτων και ύστερα σύγκριση με τα αποτελέσματα των καμπυλών f .

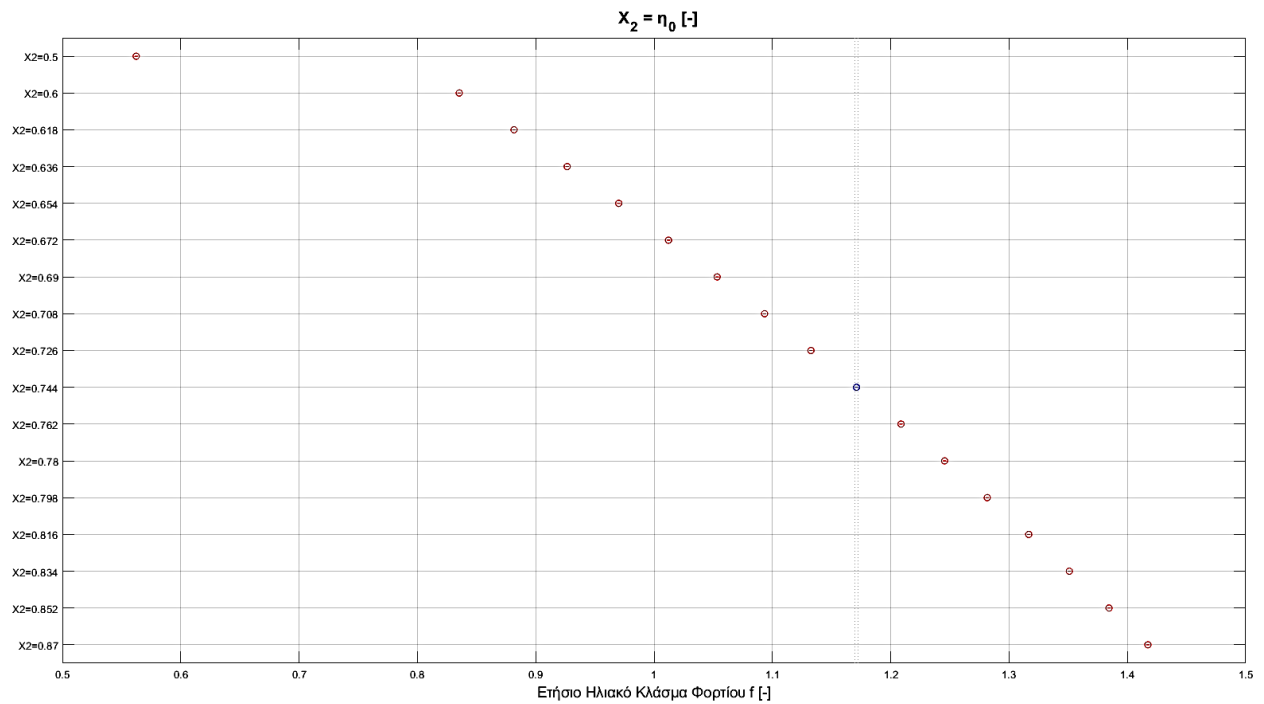
3.2.1 Ερμηνεία Αποτελεσμάτων

Η αύξηση της επιφάνειας του συλλέκτη οδηγεί σε υψηλότερο ηλιακό κλάσμα (f), όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 3.2.1. Παρομοίως, η βελτίωση της οπτικής απόδοσης έχει ως αποτέλεσμα μεγαλύτερο ηλιακό κλάσμα, όπως παρουσιάζεται στο Διάγραμμα 3.2.2. Αντίθετα, η αύξηση του συντελεστή θερμικών απωλειών a_1 μειώνει το ηλιακό κλάσμα, όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 3.2.3, ενώ το ίδιο αποτέλεσμα παρατηρείται και με την αύξηση του a_2 , όπως απεικονίζεται στο Διάγραμμα 3.2.4. Για επιφάνειες συλλεκτών μικρότερες από 1.5 m^2 , η επίδραση του συντελεστή a_2 στο ετήσιο ηλιακό κλάσμα είναι μικρή, όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 3.2.5. Ωστόσο, όσο αυξάνεται η επιφάνεια του συλλέκτη, η επίδραση του a_2 γίνεται πιο σημαντική. Επιπλέον, η επίδραση του a_2 αυξάνεται όσο βελτιώνεται η οπτική απόδοση του συλλέκτη, όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 3.2.6. Όταν η τιμή του a_1 είναι υψηλή, η επίδραση του a_2 είναι λιγότερο εμφανής, αλλά καθώς το a_1 μειώνεται, η επίδραση του a_2 γίνεται πιο σημαντική, όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 3.2.7.

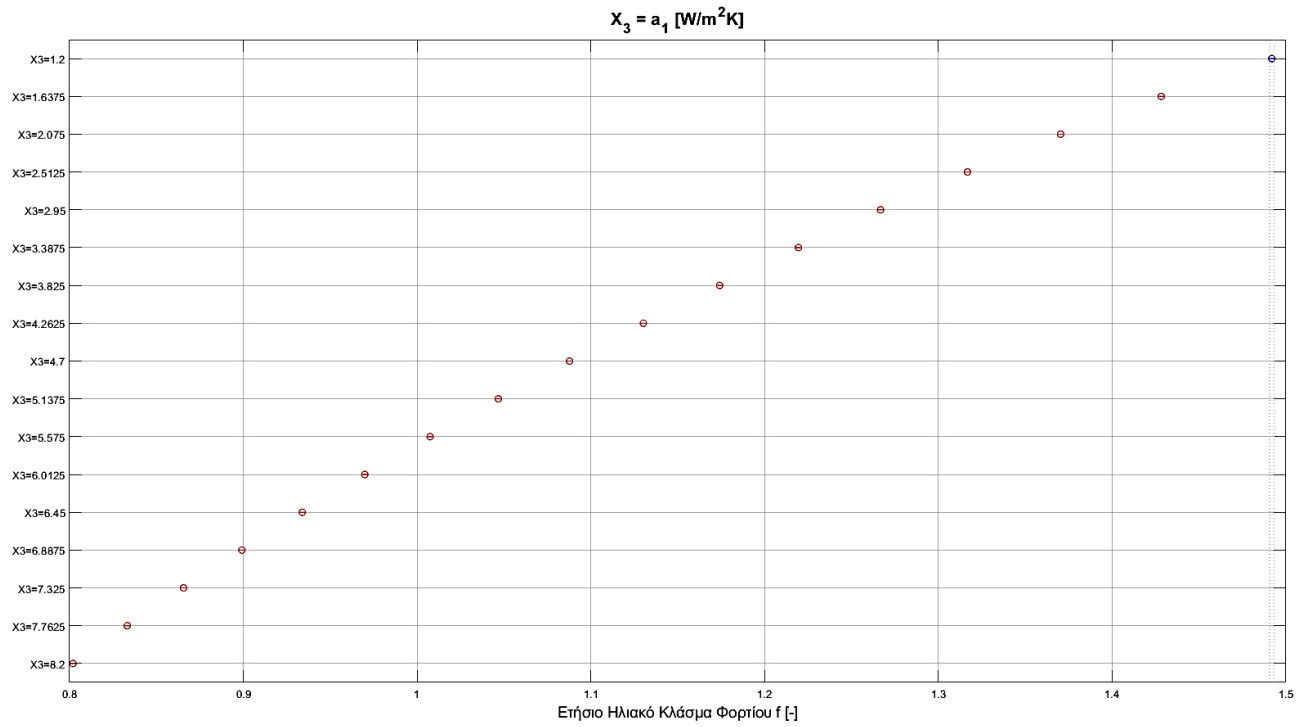
Αυτές οι παρατηρήσεις συμφωνούν με τις θεωρητικές προσδοκίες. Όσο αυξάνεται η επιφάνεια του συλλέκτη, αυξάνεται η θερμική ενέργεια στο ρευστό. Παρομοίως, η βελτίωση της οπτικής απόδοσης αυξάνει επίσης τη θερμική ενέργεια. Αντίθετα, η αύξηση των συντελεστών θερμικών απωλειών a_1 και a_2 οδηγεί σε μείωση της θερμικής ενέργειας του ρευστού. Καθώς η θερμική ενέργεια αυξάνεται, η επίδραση του a_2 αυξάνεται εις το τετράγωνο, ενισχύοντας προφανώς την επίδραση του συντελεστή a_2 .



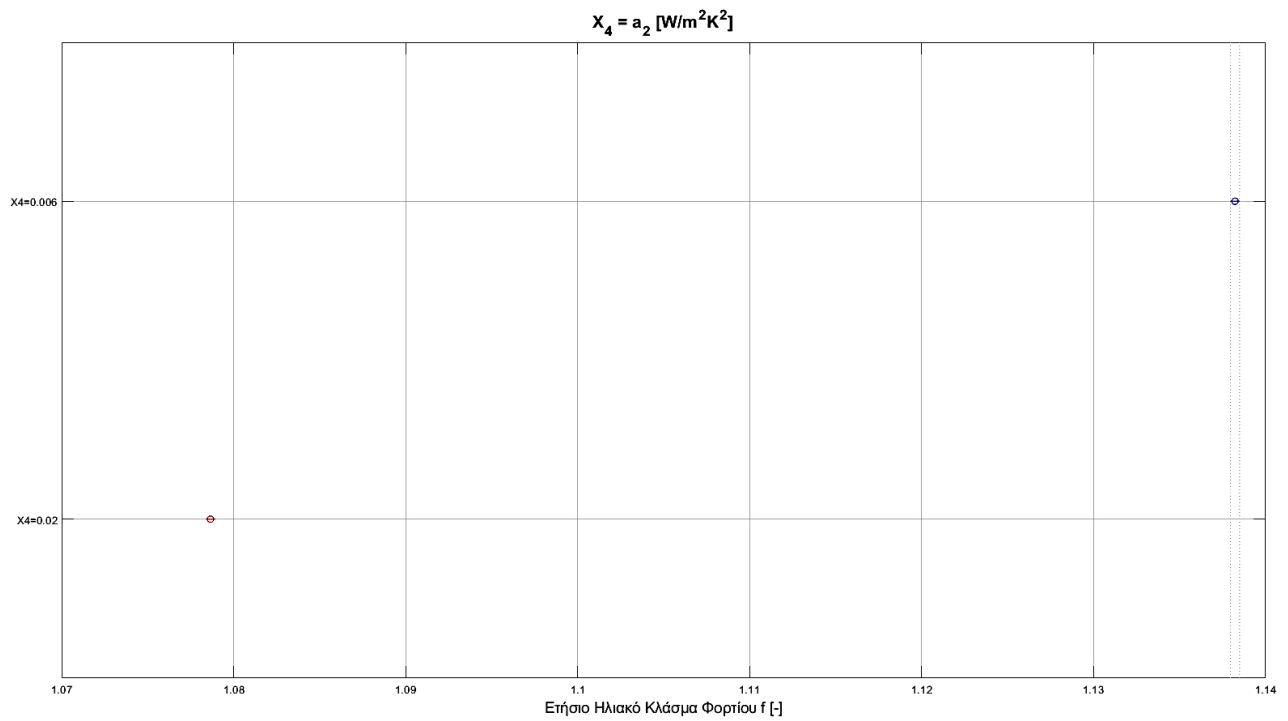
Διάγραμμα 3.2.1 Μέσες τιμές f από τα δεδομένα της προσομοίωσης με μεταβολή της επιφάνειας του συλλέκτη



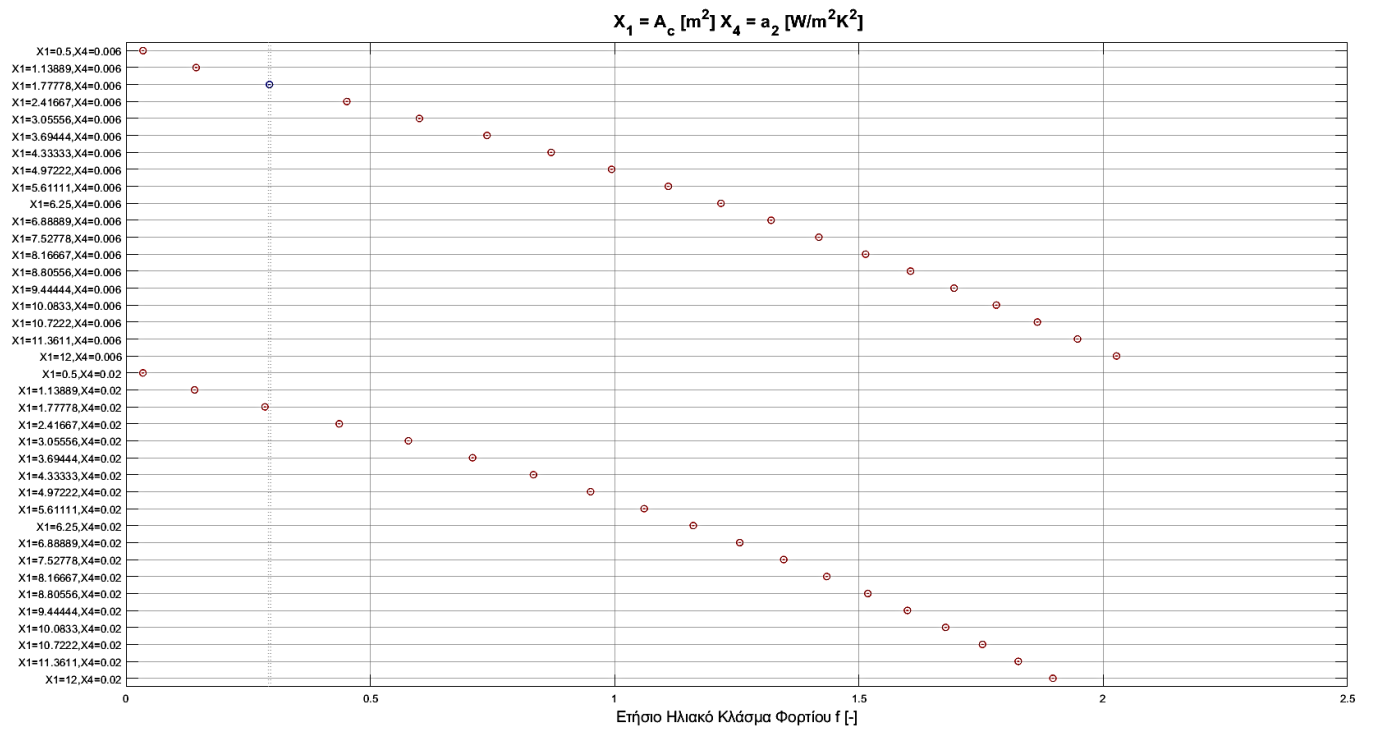
Διάγραμμα 3.2.2 Μέσες τιμές f από τα δεδομένα της προσομοίωσης με μεταβολή του η_0



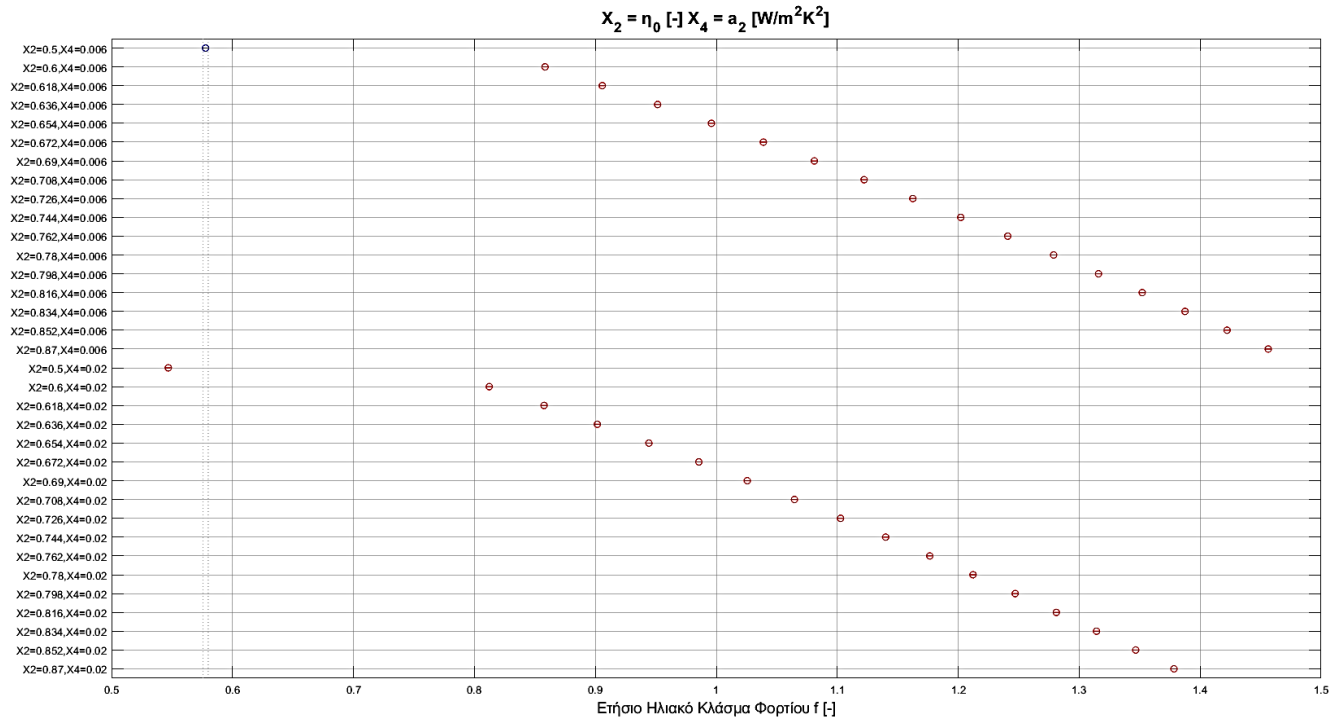
Διάγραμμα 3.2.3 Μέσες τιμές f από τα δεδομένα της προσομοίωσης με μεταβολή του a_1



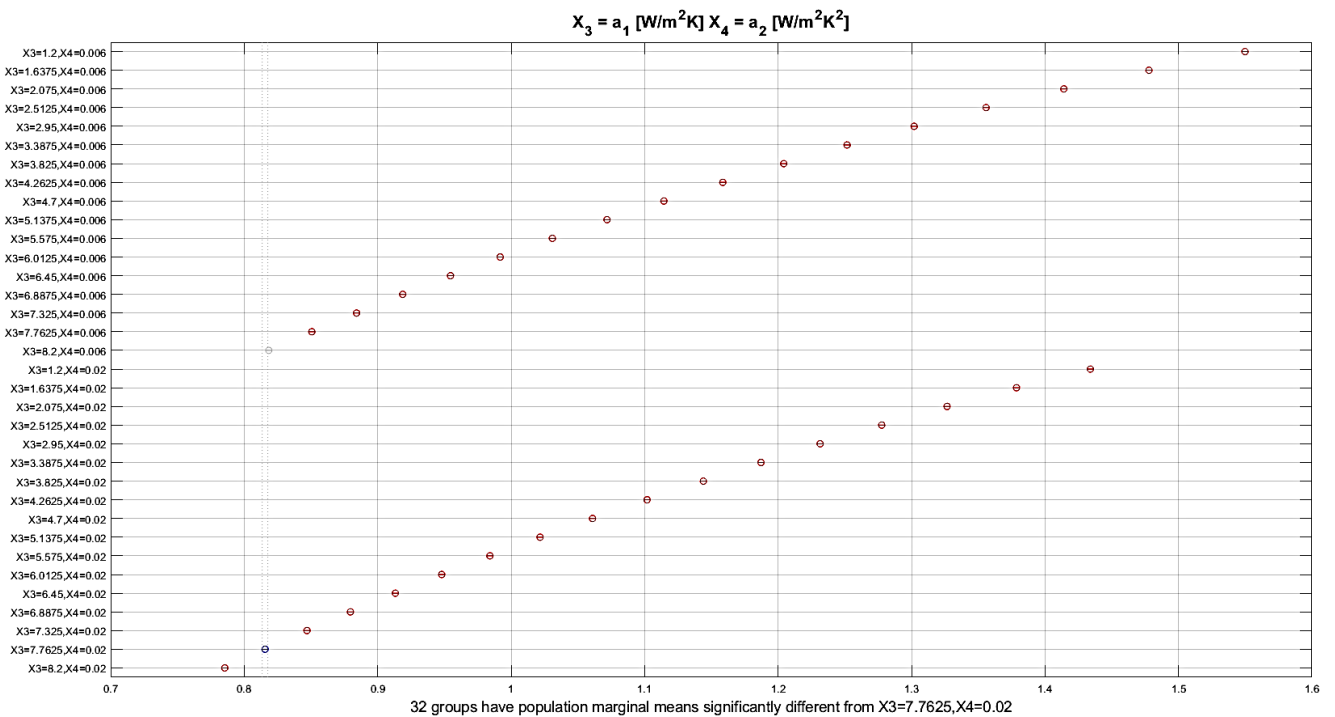
Διάγραμμα 3.2.4 Μέσες τιμές f από τα δεδομένα της προσομοίωσης με μεταβολή του a_2



Διάγραμμα 3.2.5 Μέσες τιμές f από τα δεδομένα της προσομοίωσης με μεταβολή του συνδυασμού $a_2 \times A_c$



Διάγραμμα 3.2.6 Μέσες τιμές f από τα δεδομένα της προσομοίωσης με μεταβολή του συνδυασμού a_2 x η_0

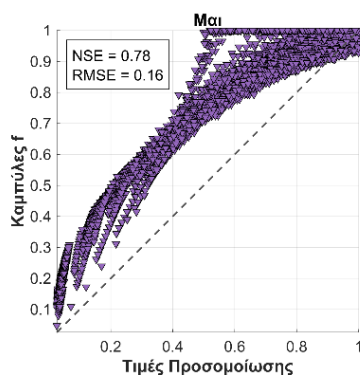
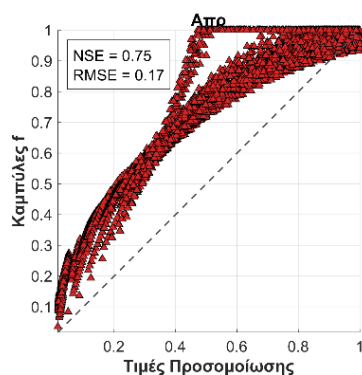
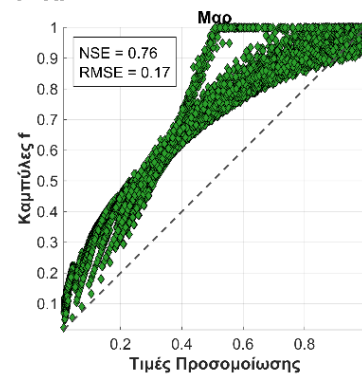
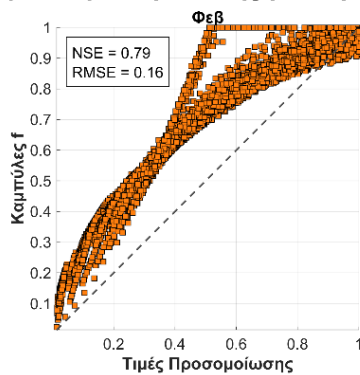
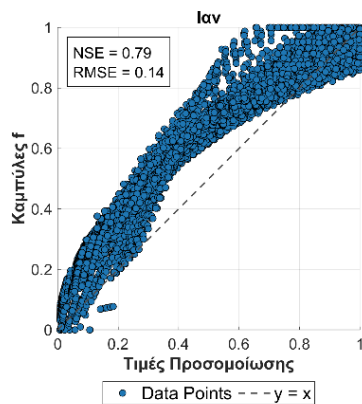


Διάγραμμα 3.2.7 Μέσες τιμές f από τα δεδομένα της προσομοίωσης με μεταβολή του συνδυασμού a_2 x a_1

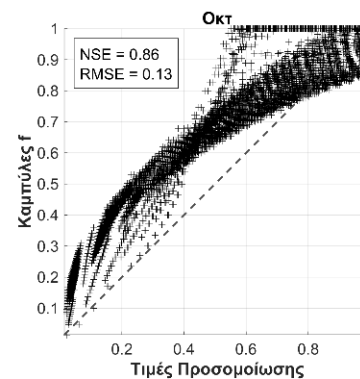
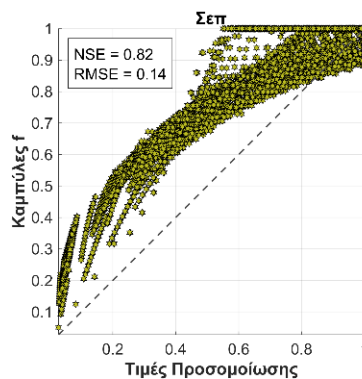
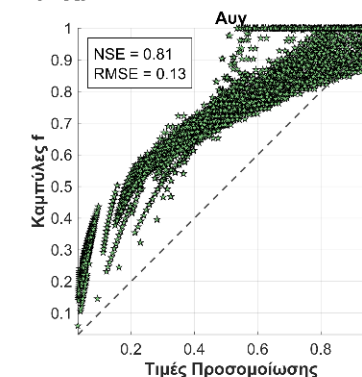
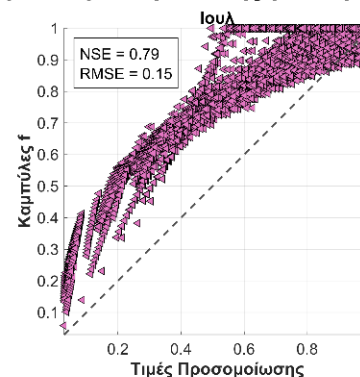
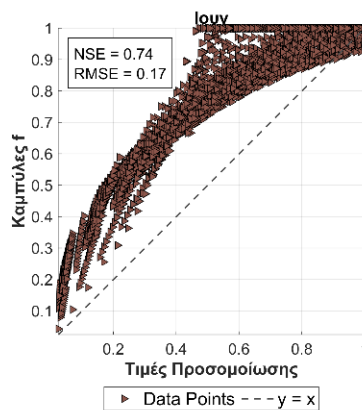
3.2.2 Σύγκριση με τη μέθοδο καμπυλών f

Στο Διάγραμμα 3.2.8, παρατηρούνται σημαντικές αποκλίσεις από τις καμπύλες f. Βάσει των γραφημάτων, οι καμπύλες f τείνουν να υπερεκτιμούν το ηλιακό κλάσμα του φορτίου. Αυτό το αποτέλεσμα πιθανότατα αποδίδεται στην παρουσία της αντλίας θερμότητας στο σύστημα, η οποία λειτουργεί συνεχώς όταν η θερμοκρασία στο μεσαίο στρώμα πέφτει κάτω από τους 55°C. Για οικιακές εφαρμογές, είναι επίσης αναγκαίο να ληφθούν υπόψη επιφάνειες μικρότερες από 5 m², που είναι κοντά στο όριο των καμπυλών f. Το RMSE είναι σχετικά υψηλό αφού είναι μεγαλύτερο από 0.1 για τιμές που φτάνουν μέχρι τη μονάδα σε όλα τα διαγράμματα. Σύμφωνα με τις πηγές 52-54, το NSE (0.74-0.84) σε όλα τα γραφήματα θεωρείται ικανοποιητικό, αν και πρέπει να σημειωθεί ότι οι τιμές που υπερβαίνουν το 1 περιορίζονται στο 1, με πολλές από αυτές να συμπίπτουν.

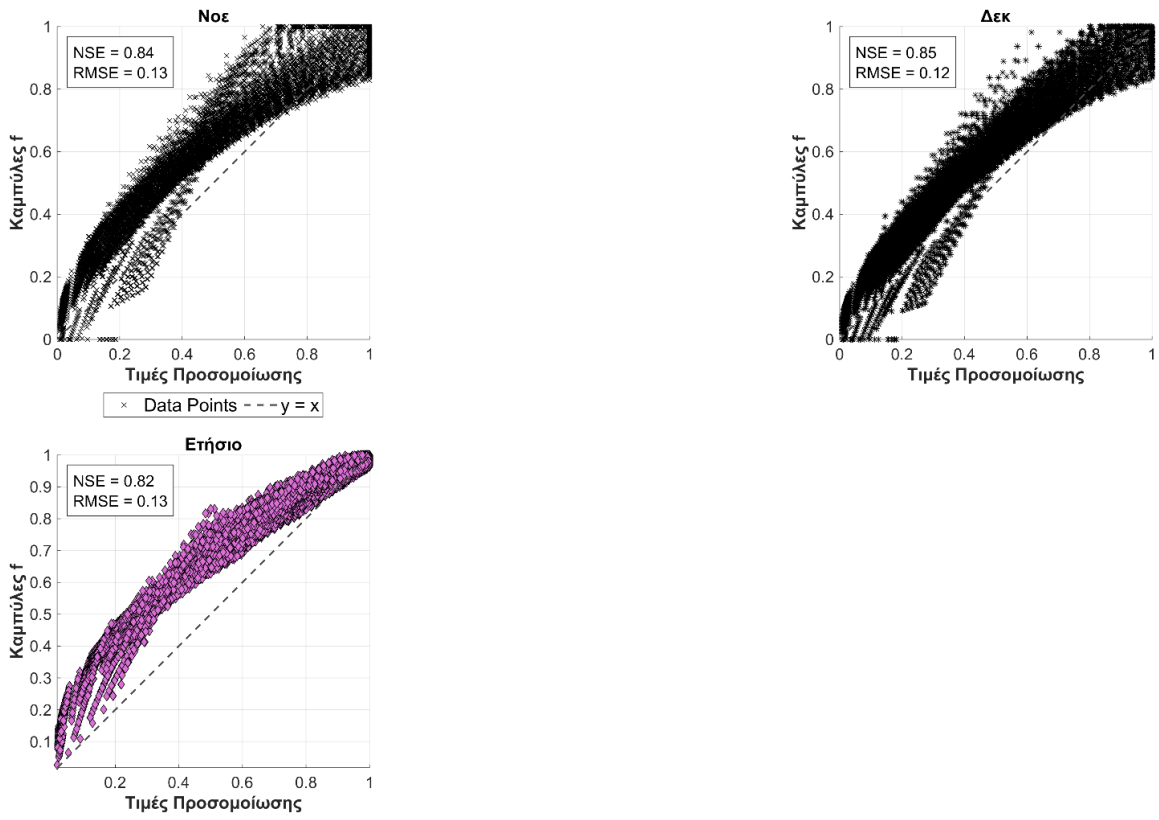
Σύγκριση Τιμών Προσομοίωσης με Καμπύλες f: Ιαν μέχρι Μαι



Σύγκριση Τιμών Προσομοίωσης με Καμπύλες f: Ιουν μέχρι Οκτ



Σύγκριση Τιμών Προσομοίωσης με Καμπύλες f: Νοε μέχρι Ετήσιο



Διάγραμμα 3.2.8 Τιμές Προσομοίωσης με τιμές καμπυλών f.

3.3 Αποτελέσματα Παλινδρόμησης

Τα αποτελέσματα αφορούν το συνολικό μοντέλο, το οποίο σχηματίστηκε με τη συγχώνευση των τριών μοντέλων παλινδρόμησης.

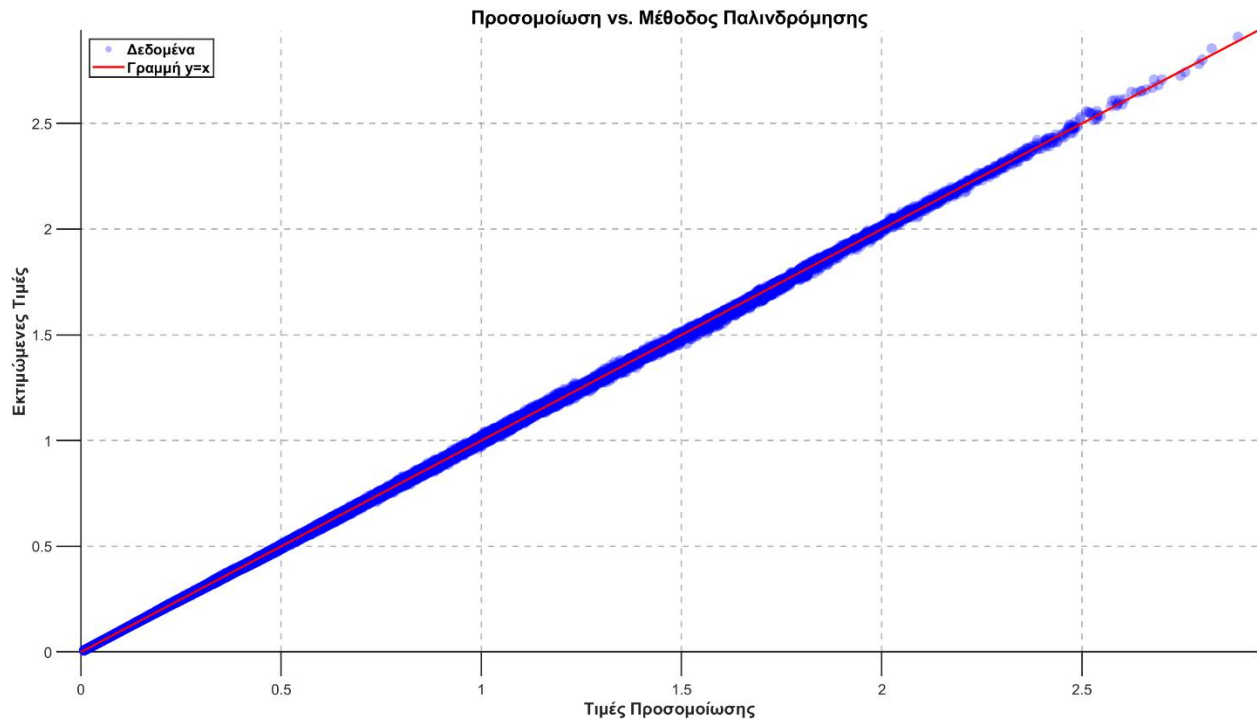
Στον πίνακα 3.2 παρουσιάζονται στατιστικά μεγέθη συνολικά για όλους τους μήνες μαζί. Είναι 13 μοντέλα, για κάθε μήνα, τα οποία για οικονομία χώρου παρουσιάζονται συνολικά.

Δείκτες	Training	Testing
MAPE [%]	0.546%	0.8197%
MaxAPE [%]	3.706%	13.61%
Root Mean square percentage error (RMSPE) [%]	0.7484%	1.343%
NSE	0.9999	0.9999
SSE	2.3332	0.5150
RMSE	0.0059	0.0063

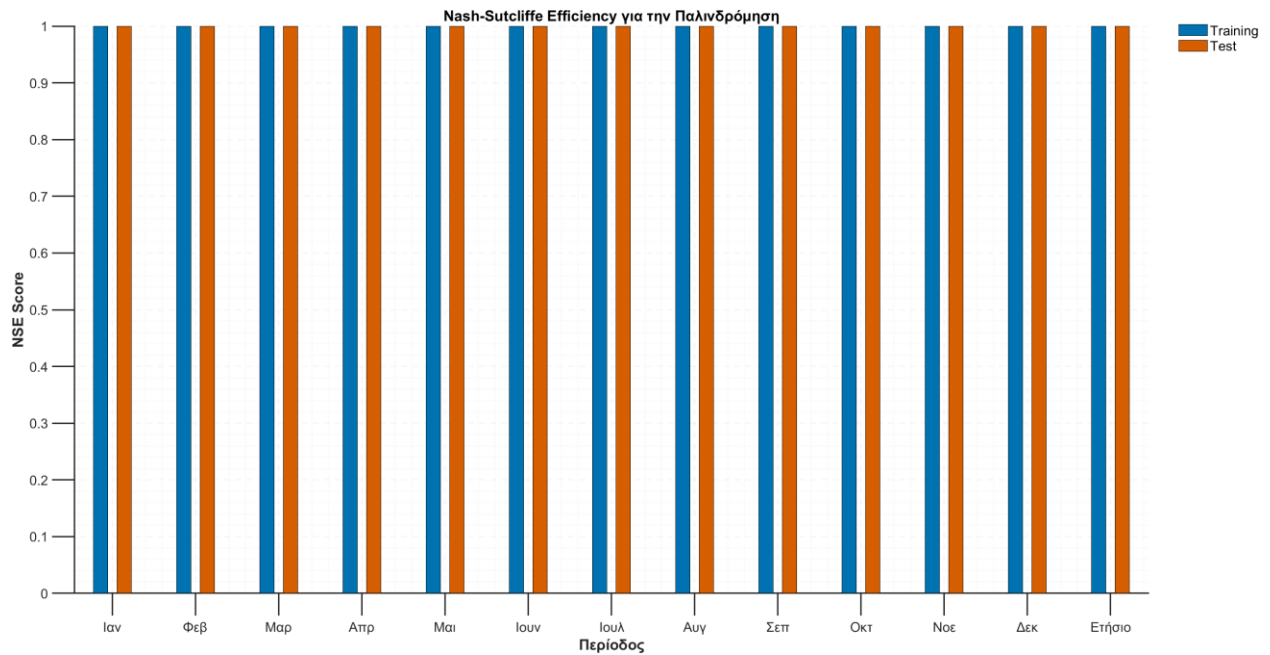
Πίνακας 3.2 Στατιστικά μεγέθη για το συνολικό μοντέλο Παλινδρόμησης.

Σύμφωνα με τον Πίνακα 3.2, το μοντέλο παρουσιάζει χαμηλό MAPE τόσο για τα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και για τα δεδομένα δοκιμών. Το MaxAPE στα δεδομένα δοκιμών είναι ικανοποιητικό, ενώ στα δεδομένα εκπαίδευσης παραμένει χαμηλό. Επιπλέον, το RMSPE είναι χαμηλό και στα δεδομένα εκπαίδευσης και στα δεδομένα δοκιμών. Το NSE είναι αξιοσημείωτα υψηλό. Παρατηρείται επίσης ότι οι στατιστικοί δείκτες σφάλματος είναι υψηλότεροι κατά τη δοκιμή σε σύγκριση με την εκπαίδευση, κάτι που είναι αναμενόμενο.

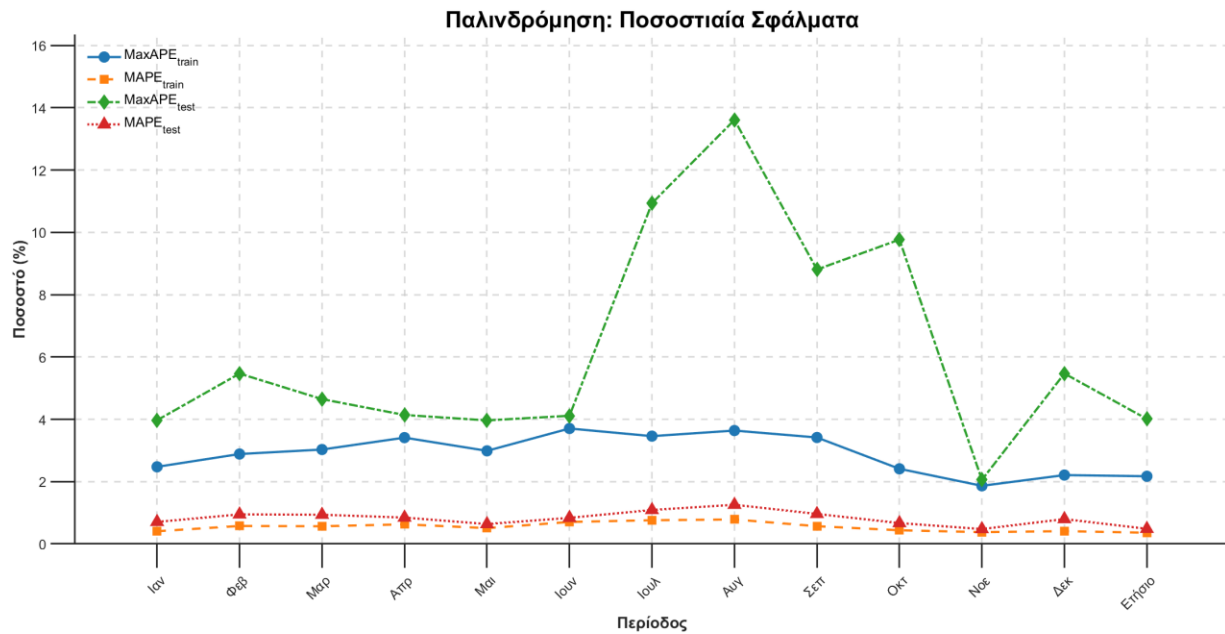
Το Διάγραμμα 3.5 δείχνει ότι οι τιμές στα δεδομένα εκπαίδευσης παρουσιάζουν ελάχιστη απόκλιση. Το Διάγραμμα 3.6 απεικονίζει το NSE για κάθε μοντέλο, κατηγοριοποιημένο κατά χρονική περίοδο, με πολύ υψηλές τιμές NSE τόσο για τα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και για τα δεδομένα δοκιμών. Το Διάγραμμα 3.7 παρουσιάζει το MaxAPE και το MAPE για κάθε χρονική περίοδο. Τα μοντέλα αντιμετώπισαν μεγαλύτερη δυσκολία προσαρμογής στα δεδομένα κατά τους μήνες με υψηλότερη ηλιακή ακτινοβολία λόγω ισχυρότερων μη γραμμικών εξαρτήσεων.



Διάγραμμα 3.5 Απεικόνιση Τιμών προσομοίωσης έναντι τιμών παλινδρόμησης για τα δεδομένα training.



Διάγραμμα 3.6 Σύγκριση NSE των δεδομένων training και testing για την παλινδρόμηση.



Διάγραμμα 3.7 Σύγκριση MAPE και maxAPE των δεδομένων training και testing για την παλινδρόμηση.

Περισσότερα διαγράμματα για κοινούς συλλέκτες παρουσιάζονται στο Παράρτημα, Διαγράμματα Παλινδρόμησης.

3.4 Αποτελέσματα Νευρωνικών Δικτύων

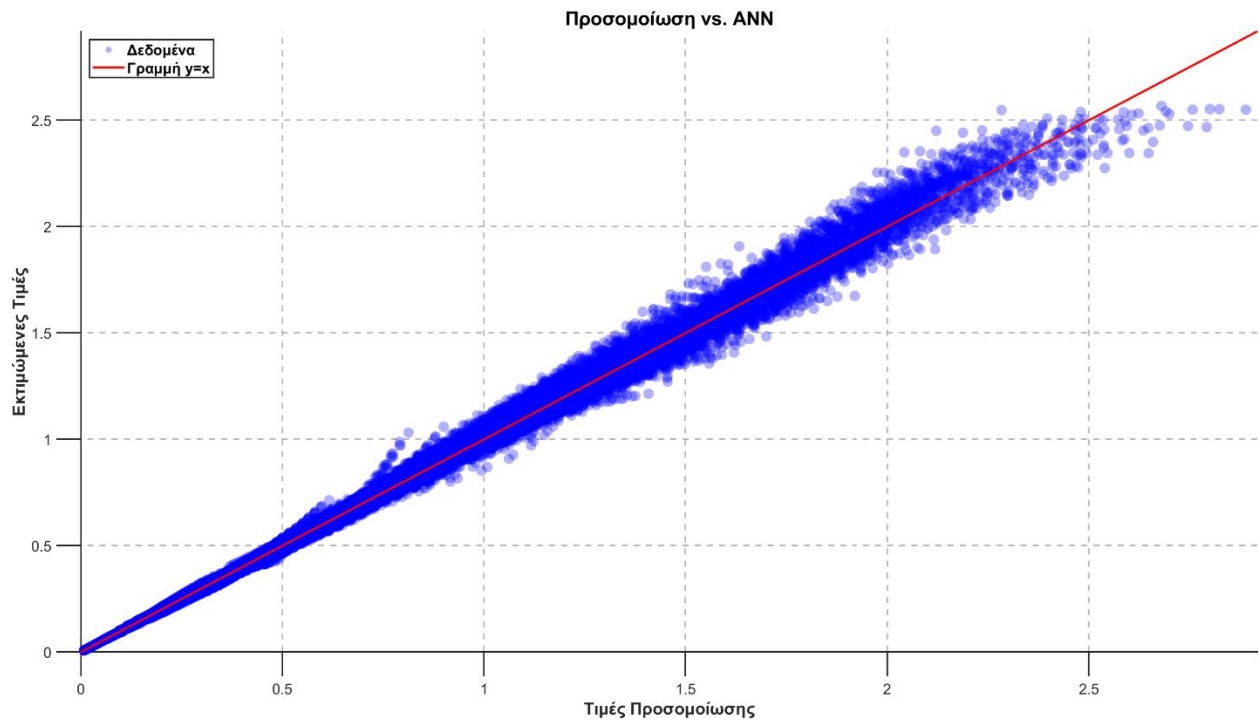
Τα αποτελέσματα αφορούν το συνολικό μοντέλο ANN. Στον Πίνακα 3.3 παρουσιάζονται στατιστικά μεγέθη για το συνολικό μοντέλο συνολικά. Συνοψίζονται τα δεκατρία μοντέλα μαζί για εξοικονόμηση χώρου για τα ANN.

Το μοντέλο παρουσιάζει χαμηλό MAPE τόσο κατά τη φάση της εκπαίδευσης όσο και κατά τη φάση της δοκιμής. Το maxAPE κατά τη δοκιμή είναι ικανοποιητικό, ενώ κατά την εκπαίδευση είναι υψηλότερο, καθώς το μοντέλο εκπαιδεύτηκε με μεγαλύτερες επιφάνειες, οι οποίες είναι λιγότερο σχετικές για οικιακές εφαρμογές (έως 12 m²). Το RMSPE παραμένει χαμηλό και στις δύο φάσεις, ενώ το NSE είναι υψηλό. Τα στατιστικά σφάλματος δείχνουν στενή ευθυγράμμιση για τους λόγους που αναφέρθηκαν προηγουμένως.

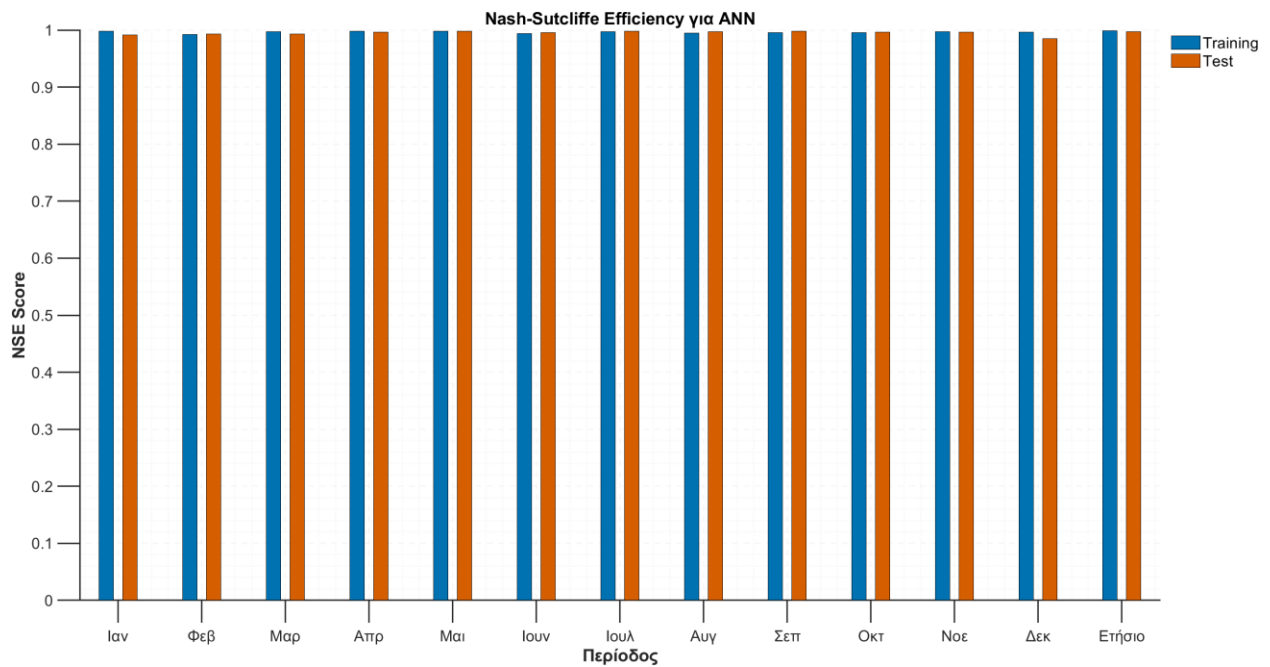
Το Διάγραμμα 3.8 δείχνει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης παρουσιάζουν ελάχιστη απόκλιση, με λίγες τιμές που αποκλίνουν. Το Διάγραμμα 3.9 απεικονίζει το NSE για κάθε μοντέλο ανά χρονική περίοδο, με σταθερά υψηλές τιμές τόσο για τα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και για τα δεδομένα δοκιμής. Το Διάγραμμα 3.10 παρουσιάζει το maxAPE και το MAPE για κάθε χρονική περίοδο. Το μοντέλο ANN είχε καλές επιδόσεις σε maxAPE και MAPE κατά τη φάση της δοκιμής, με καλό maxAPE για ορισμένους μήνες και σταθερά θετικές τιμές MAPE για όλους τους μήνες.

Δείκτες	Training-Validation	Testing
MAPE [%]	1.850%	2.07%
MaxAPE [%]	26.99%	11.28%
RMSPE [%]	2.6148%	2.73%
NSE	0.9968	0.9974
SSE	53.4748	10.04
RMSE	0.0281	0.0279

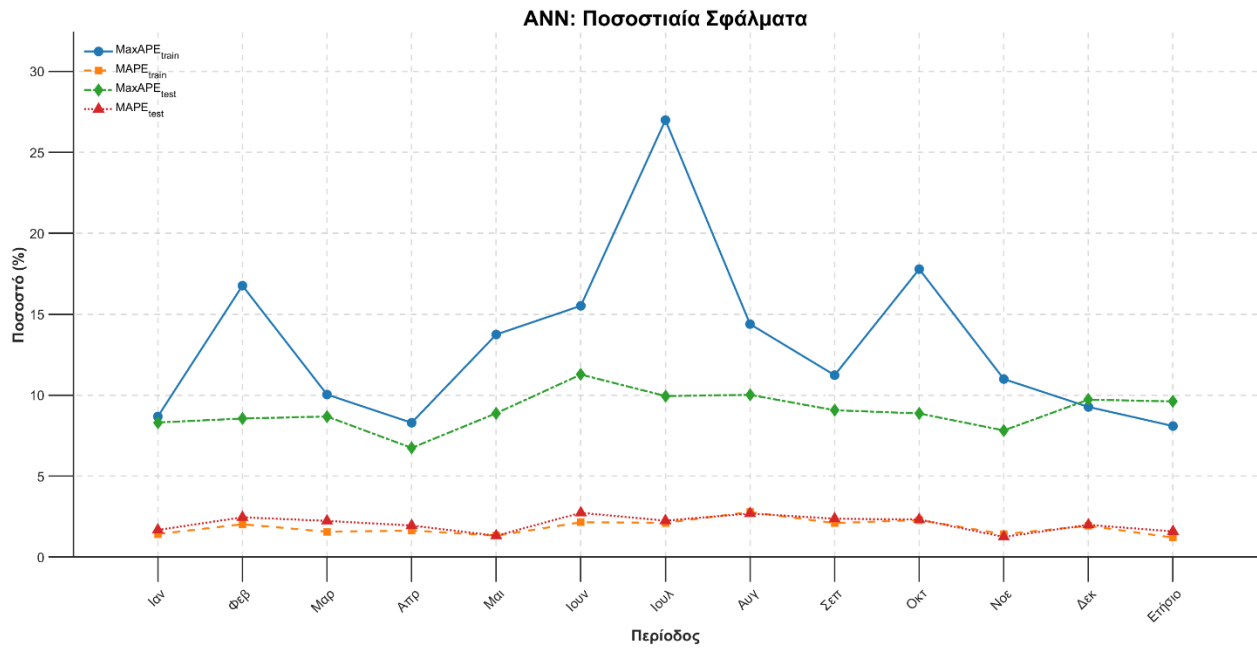
Πίνακας 3.3 Στατιστικά μεγέθη για το συνολικό μοντέλο ANN.



Διάγραμμα 3.8 Απεικόνιση Τιμών προσομοίωσης έναντι τιμών ANN για τα δεδομένα training



Διάγραμμα 3.9 Σύγκριση NSE των δεδομένων training και testing για το ANN.



Διάγραμμα 3.10 Σύγκριση MAPE και maxAPE των δεδομένων training και testing για το ANN.

Περισσότερα διαγράμματα για κοινούς συλλέκτες παρουσιάζονται στο Παράρτημα, Διαγράμματα ANN.

3.5 Αποτελέσματα Λογισμικού ALAMO

Τα αποτελέσματα επικεντρώνονται στο συνολικό μοντέλο ALAMO, με τα στατιστικά μεγέθη να παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.4. Αυτός ο πίνακας συνοψίζει τα δεδομένα για όλα τα 13 μοντέλα, παρουσιάζοντας την απόδοση για κάθε μήνα, εξοικονομώντας χώρο ενώ παρέχει λεπτομερείς στατιστικές πληροφορίες για το ALAMO.

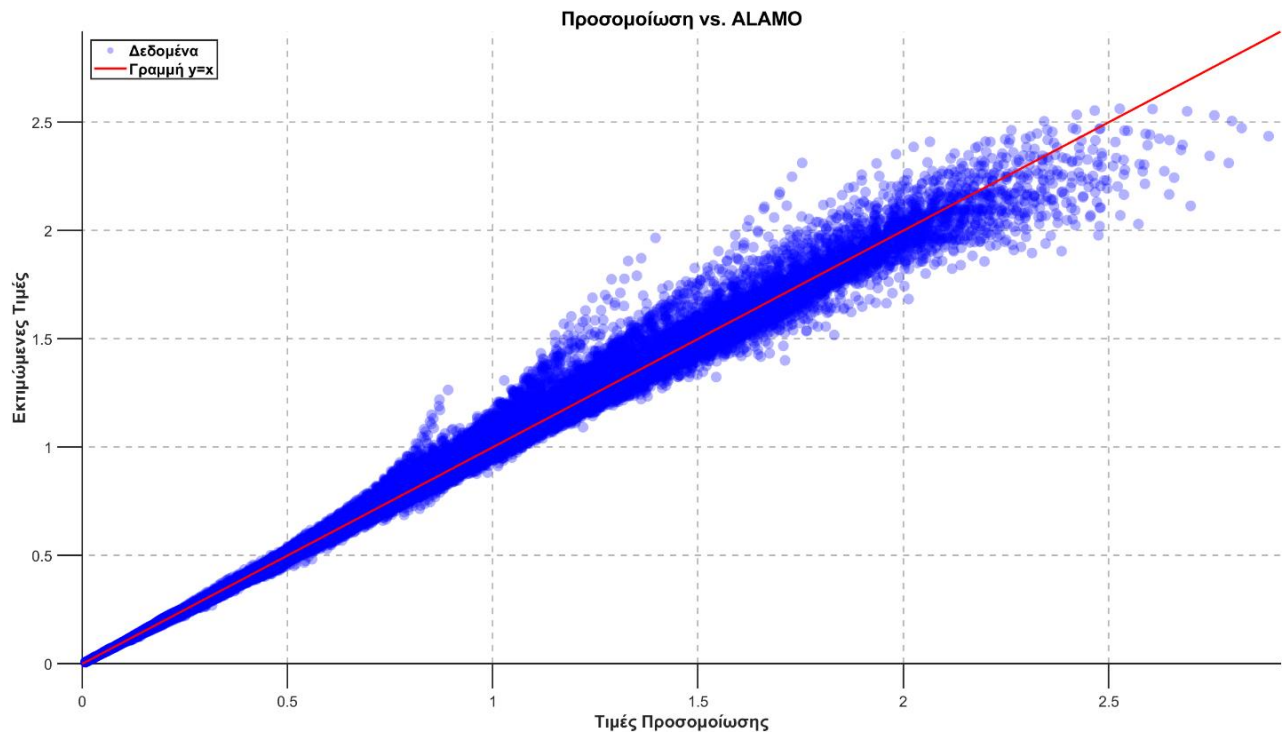
Το μοντέλο παρουσιάζει χαμηλό MAPE τόσο στη φάση εκπαίδευσης όσο και στη φάση δοκιμών. Στη φάση των δοκιμών, το maxAPE είναι σχετικά ικανοποιητικό, ενώ στη φάση εκπαίδευσης είναι υψηλότερο, καθώς το μοντέλο εκπαιδεύτηκε σε μεγαλύτερες επιφάνειες, οι οποίες είναι λιγότερο σχετικές για οικιακές εφαρμογές (μέχρι 12 m²). Το RMSPE παραμένει σχετικά χαμηλό τόσο στη φάση εκπαίδευσης όσο και στη φάση δοκιμών, ενώ το NSE είναι υψηλό και στις δύο.

Οι στατιστικοί δείκτες σφάλματος για την εκπαίδευση και τις δοκιμές είναι αρκετά κοντά μεταξύ τους, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως. Το Διάγραμμα 3.11 δείχνει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης δεν αποκλίνουν σημαντικά στην κύρια κλίμακα τιμών, με κάποιες αποκλίσεις να παρατηρούνται σε περιοχές που είναι λιγότερο σημαντικές για οικιακές εφαρμογές. Το Διάγραμμα 3.12 απεικονίζει το NSE για κάθε μοντέλο, ταξινομημένο ανά χρονική περίοδο, δείχνοντας σταθερά υψηλές τιμές NSE τόσο στα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και στα δεδομένα δοκιμών.

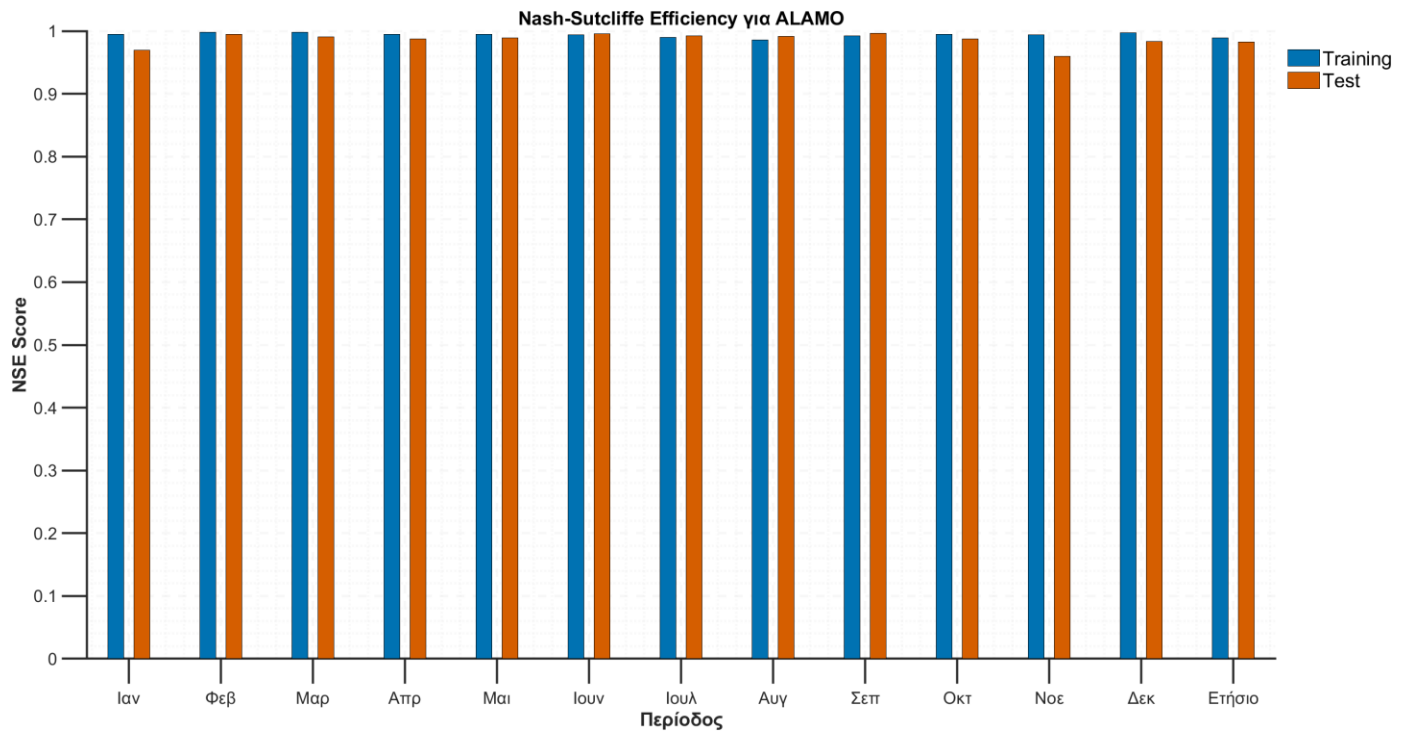
Το Διάγραμμα 3.13 παρουσιάζει το maxAPE και το MAPE για κάθε χρονική περίοδο. Το MAPE είναι ικανοποιητικό, ενώ το maxAPE στη φάση εκπαίδευσης υπερβαίνει αυτό των προηγούμενων μοντέλων αλλά παραμένει κάτω από 50%. Το maxAPE στη φάση δοκιμών είναι επίσης υψηλότερο από τα άλλα μοντέλα αλλά παραμένει κάτω από 25%.

Δείκτες	Training-Validation	Testing
MAPE [%]	2.250%	3.15 %
MaxAPE [%]	41.8717%	24.30 %
RMSPE [%]	3.5248%	4.49%
NSE	0.9937	0.9907
SSE	107.4586	32.60
RMSE	0.0399	0.0489

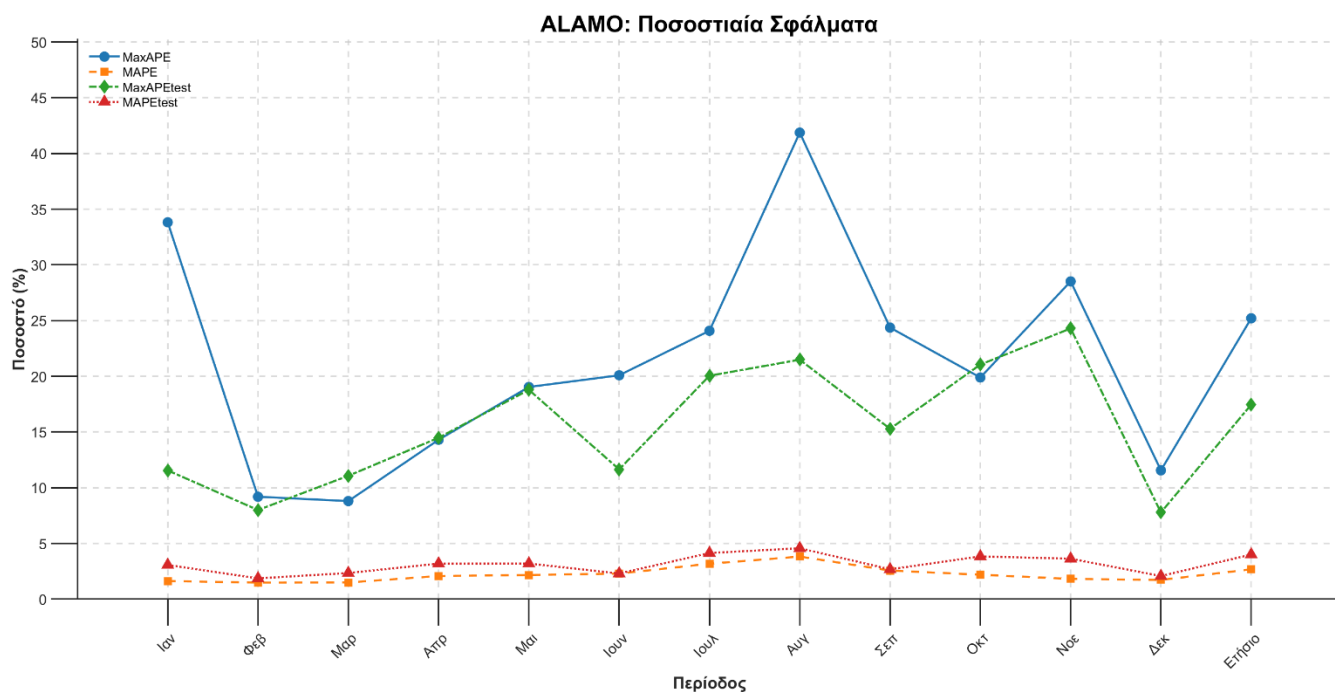
Πίνακας 3.4 Στατιστικά μεγέθη για το συνολικό μοντέλο ALAMO.



Διάγραμμα 3.11 Απεικόνιση Τιμών προσομοίωσης έναντι τιμών ALAMO για τα δεδομένα training



Διάγραμμα 3.12 Σύγκριση NSE των δεδομένων training και testing για το ANN.



Διάγραμμα 3.13 Σύγκριση MAPE και maxAPE των δεδομένων training και testing για το ANN.

Οι εξισώσεις και περισσότερα διαγράμματα για κοινούς συλλέκτες παρουσιάζονται στο Παράρτημα, Εξισώσεις ALAMO και Διαγράμματα ALAMO αντίστοιχα.

Οι δείκτες αναλύονται περαιτέρω για τα δεδομένα δοκιμών, καθώς αντανακλούν καλύτερα την πραγματική απόδοση των ηλιακών συλλεκτών. Η επόμενη ενότητα παρέχει μια σύγκριση των μοντέλων βασισμένη αποκλειστικά στα δεδομένα δοκιμών, επιτρέποντας μια πιο ακριβή αξιολόγηση της αποτελεσματικότητάς τους.

3.6 Σύγκριση μοντέλων

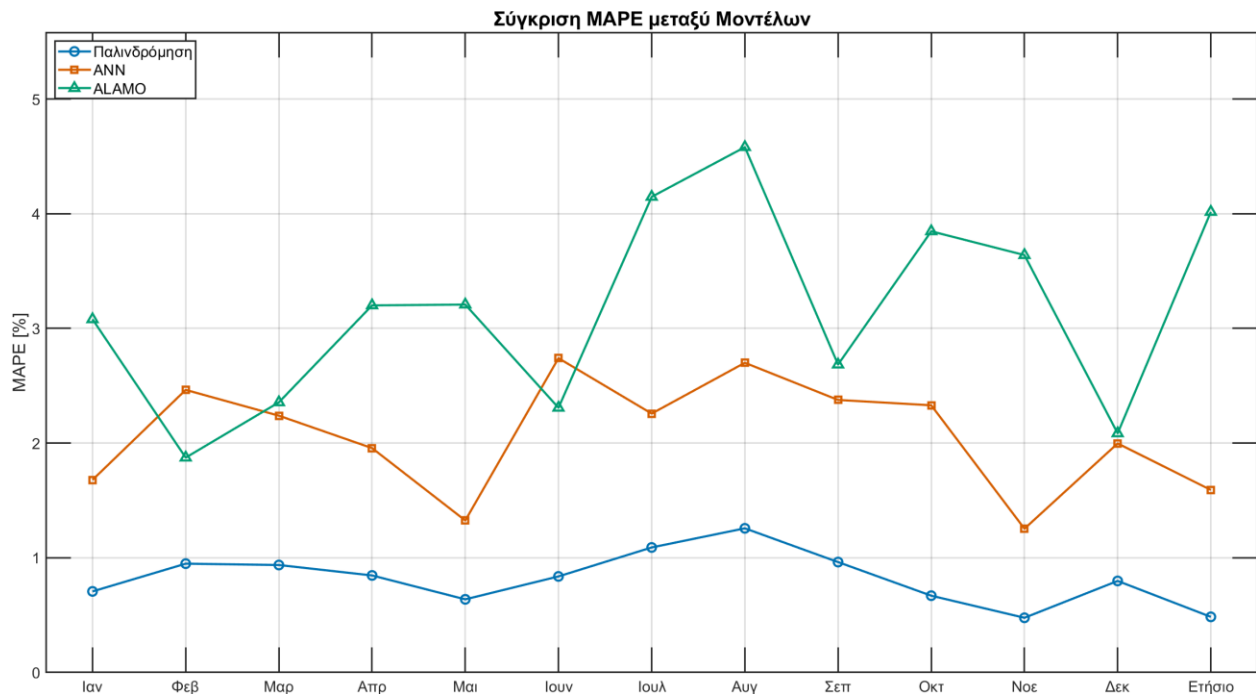
Αυτή η ενότητα συγκρίνει τα μοντέλα και παρουσιάζει συμπεράσματα που εξάγονται από την ανάλυση.

Το Διάγραμμα 3.14 δείχνει ότι όλα τα μοντέλα επιτυγχάνουν MAPE 5% ή λιγότερο, με το μοντέλο παλινδρόμησης να έχει το χαμηλότερο MAPE. Τα σφάλματα είναι πιο έντονα τον Αύγουστο λόγω της υψηλότερης ηλιακής ακτινοβολίας, η οποία συνδέεται με ισχυρότερες μη γραμμικές σχέσεις. Από τα μοντέλα, το ALAMO έχει το υψηλότερο MAPE.

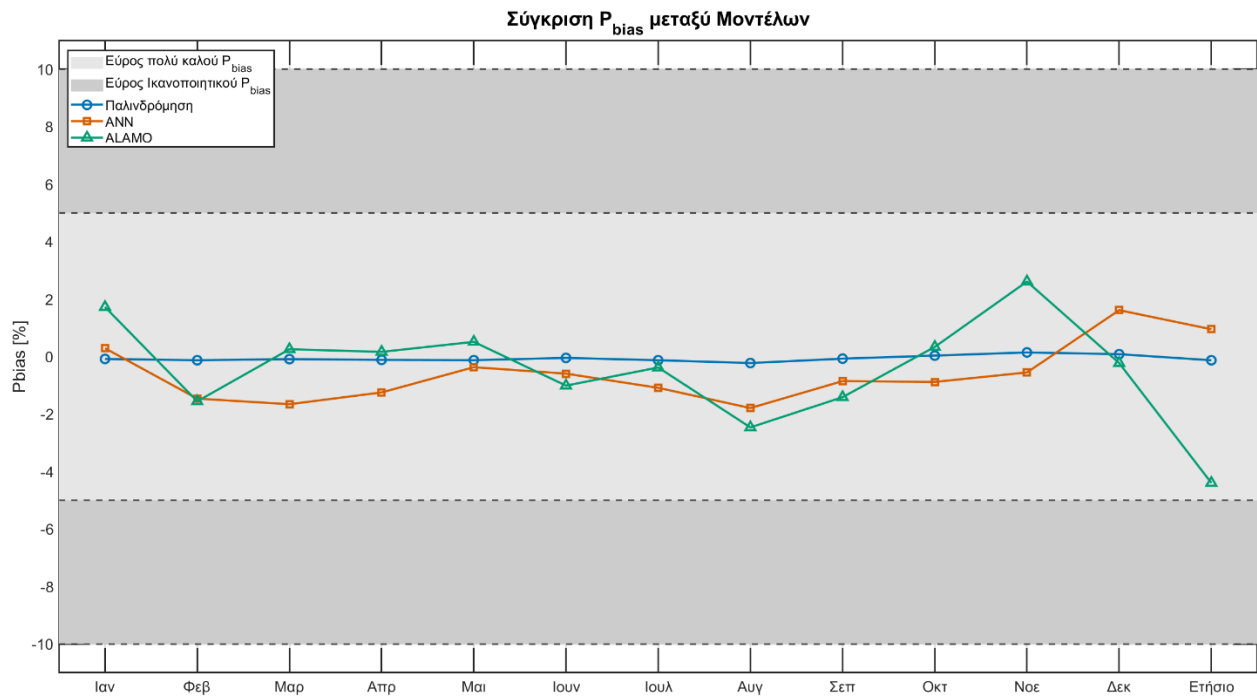
Το Διάγραμμα 3.15 δείχνει ότι και τα τρία μοντέλα έχουν πολύ καλές επιδόσεις όσον αφορά το P_{bias} [52-54]. Το μοντέλο παλινδρόμησης παρουσιάζει σταθερά πολύ χαμηλές τιμές P_{bias} , ενώ το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο τείνει να υπερεκτιμά ελαφρώς, εκτός από τον Δεκέμβριο και τις ετήσιες τιμές. Το ALAMO αποδίδει καλά συνολικά, αν και το ετήσιο P_{bias} αρχίζει να δείχνει μια μικρή απόκλιση από το επιθυμητό εύρος.

Το Διάγραμμα 3.16 δείχνει ότι τιμές της εκτιμώμενης πιθανότητας $APE > 5\%$ κάτω 50% υποδεικνύουν θετικό αποτέλεσμα. Το ALAMO γενικά έχει μεγαλύτερη πιθανότητα απόκλισης, ενώ το μοντέλο παλινδρόμησης εμφανίζει χαμηλότερες τιμές. Η εκτιμώμενη πιθανότητα το APE να υπερβαίνει το 5% αναφέρεται στο ποσοστό των περιπτώσεων όπου τα σφάλματα υπερέβαιναν αυτό το όριο.

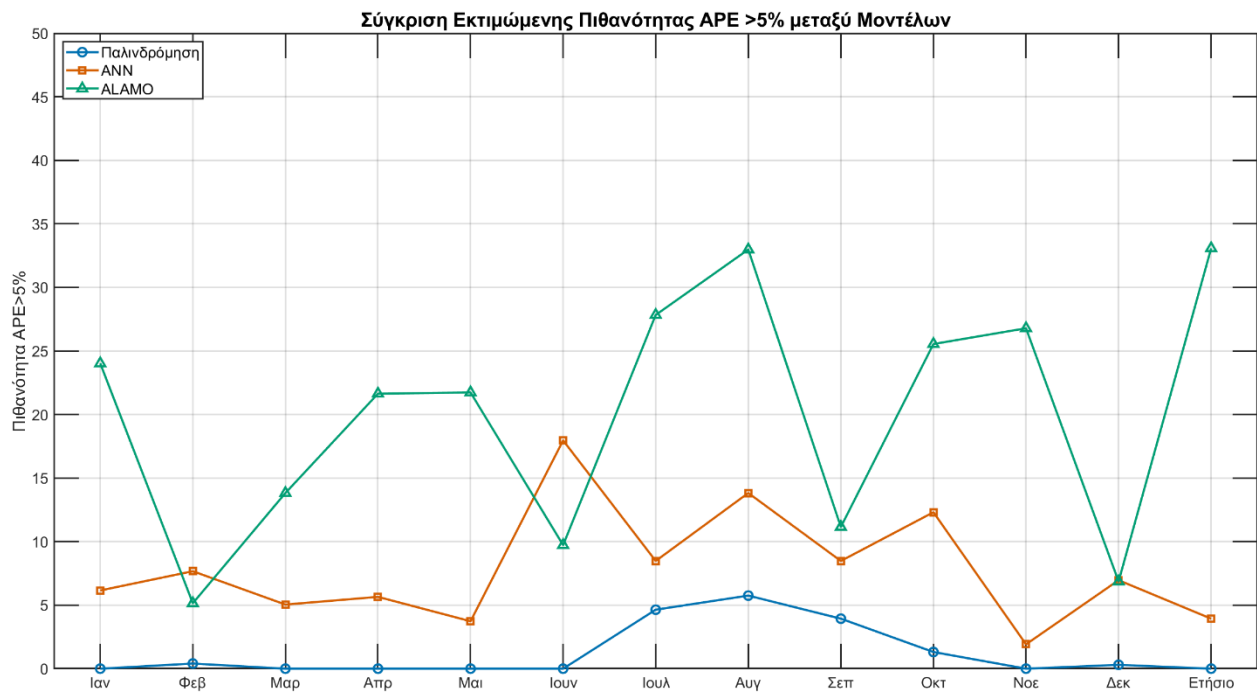
Το Διάγραμμα 3.17 τονίζει ότι οι τιμές RSR και για τα τρία μοντέλα είναι εξαιρετικές [52-54].



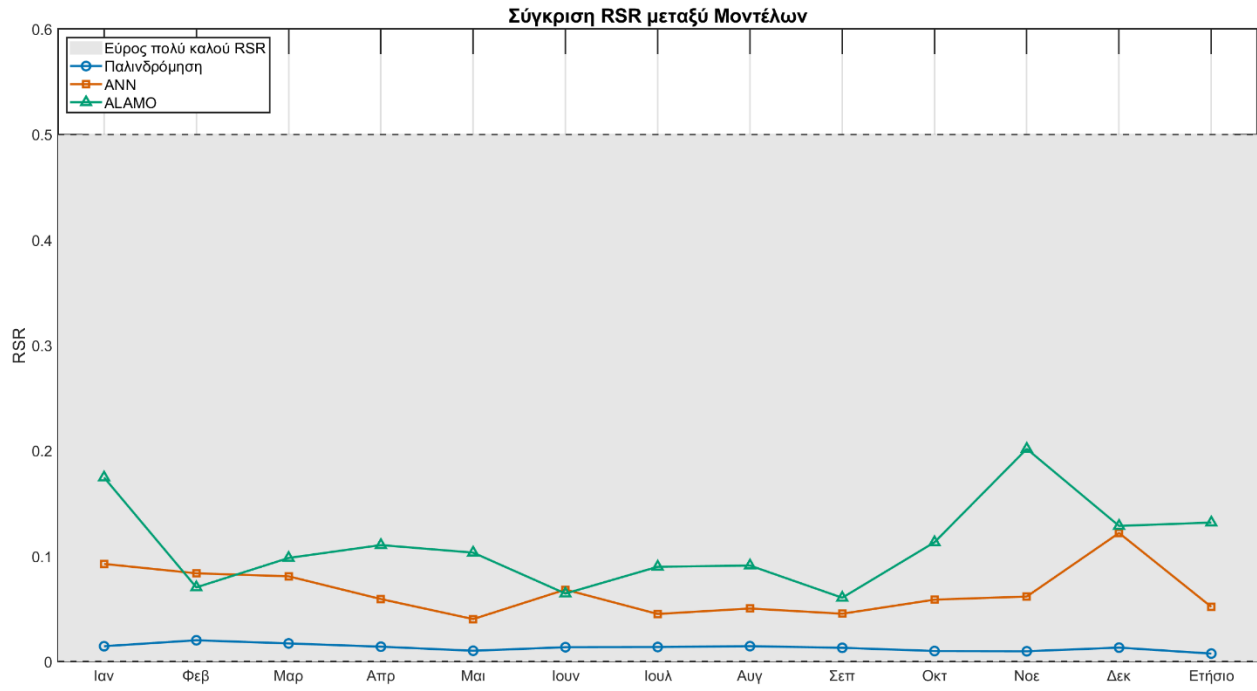
Διάγραμμα 3.14 Σύγκριση μοντέλων με κριτήριο το MAPE.



Διάγραμμα 3.15 Σύγκριση μοντέλων με κριτήριο το P_{bias} .



Διάγραμμα 3.16 Σύγκριση μοντέλων με κριτήριο την εκτιμώμενη πιθανότητα το $APE > 5\%$



Διάγραμμα 3.17 Σύγκριση μοντέλων με κριτήριο το RSR.

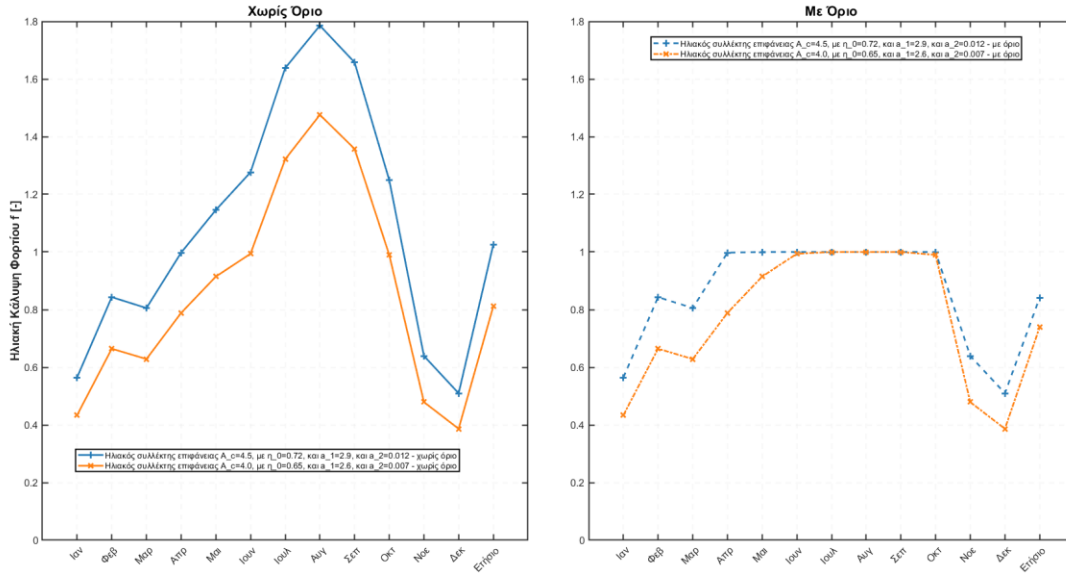
4. Δημιουργία συναρτήσεων στο MATLAB για εξαγωγή δεδομένων.

Τα αποτελέσματα αξιοποιούνται για να παραχθούν συναρτήσεις βασισμένες στο μοντέλο της παλινδρόμησης, των ANN και του ALAMO (με επιλογή προγραμματιστικής πλατφόρμας το MATLAB) όπου με εισαγωγή της επιφάνειας συλλέκτη και τα χαρακτηριστικά η_0 , a_1 , a_2 του συλλέκτη υπολογίζει την κάλυψη του φορτίου. Υπάρχει επιλογή οι τιμές να σταματάνε στη μονάδα. Εξαρτάται αυτό από το τι θέλει να πετύχει ο μηχανικός. Εάν η περίσσεια κάλυψη μπορεί να χαρακτηριστεί ως κόστος ή ως κέρδος τότε προτείνεται να μην υπάρχει ο περιορισμός της μονάδας. Παρακάτω παρουσιάζονται οι συναρτήσεις για την παλινδρόμηση, τα ANN και το ALAMO.

4.1 Παλινδρόμηση

```
% =====  
% MATLAB Script for Showing the Regression function  
% y_out= SolarFraction4peopleDHW45degAthensRegression(x_in,check1)  
% x_in is a matrix with size of (n,4)  
% x_in(1)-> Area of collector [m2] (0.3-infinity) 0.3-0.5, 12-infinity extrapolated  
% x_in(2)->Optical efficiency 0.3-0.5,0.95-1 [-] extrapolated  
% x_in(3)->1st heat loss order [W/m2K] 0.2-0.5 and 15-25 extrapolated  
% x_in(4)->2nd heat loss order [W/m2/K2] 0.006-0.02 interpolated  
% check1=1 -> makes solar fraction 1, if it exceeds 1.  
% y_out ->solar fraction f per month 13th column is for annual, size of (n,13)  
% =====  
clear; clc;  
x_in=[4.5 0.72 2.9 0.012;4 0.65 2.6 0.007];  
check1=1;  
check0=0;  
y_out0=SolarFraction4peopleDHW45degAthensRegression(x_in,check0)  
y_out1=SolarFraction4peopleDHW45degAthensRegression(x_in,check1)
```

Το διάγραμμα 4.1 που δημιουργείται από τα αποτελέσματα του παρακάτω κώδικα παρουσιάζεται παρακάτω:



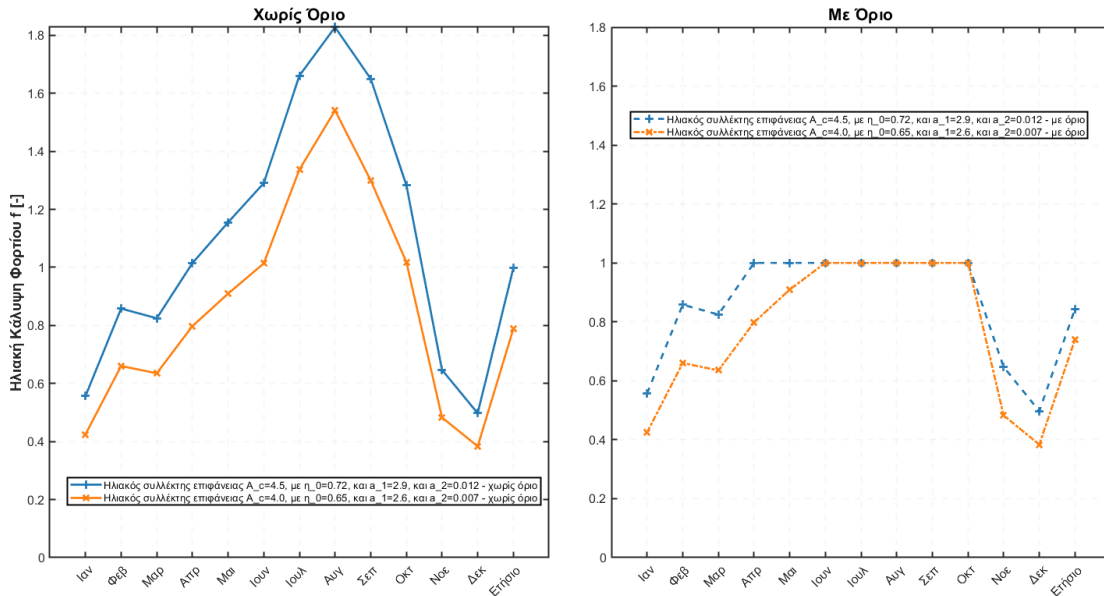
Διάγραμμα 4.1 Παρουσίαση αποτελεσμάτων συνάρτησης SolarFraction4peopleDHW45degAthensRegression.m

4.2 ANN

```

% =====
% MATLAB Script for Showing the ANN function
% y_out= SolarFraction4peopleDHW45degAthensANN(x_in,check1)
% x_in is a matrix with size of (n,4)
% x_in(1)-> Area of collector [m2] (0.3-infinity) 0.3-0.5, 12-infinity extrapolated
% x_in(2)->Optical efficiency 0.3-0.5,0.95-1 [-] extrapolated
% x_in(3)->1st heat loss order [W/m2K] 0.2-0.5 and 15-25 extrapolated
% x_in(4)->2nd heat loss order [W/m2/K2] 0.006-0.02 interpolated
% check1=1 -> makes solar fraction 1, if it exceeds 1.
% y_out ->solar fraction f per month 13th column is for annual, size of (n,13)
% =====
clear; clc;
x_in=[4.5 0.72 2.9 0.012;4 0.65 2.6 0.007];
check1=1;
check0=0;
y_out0= SolarFraction4peopleDHW45degAthensANN(x_in,check0)
y_out1= SolarFraction4peopleDHW45degAthensANN(x_in,check1)

```



Διάγραμμα 4.2 Παρουσίαση αποτελεσμάτων συνάρτησης SolarFraction4peopleDHW45degAthensANN.m

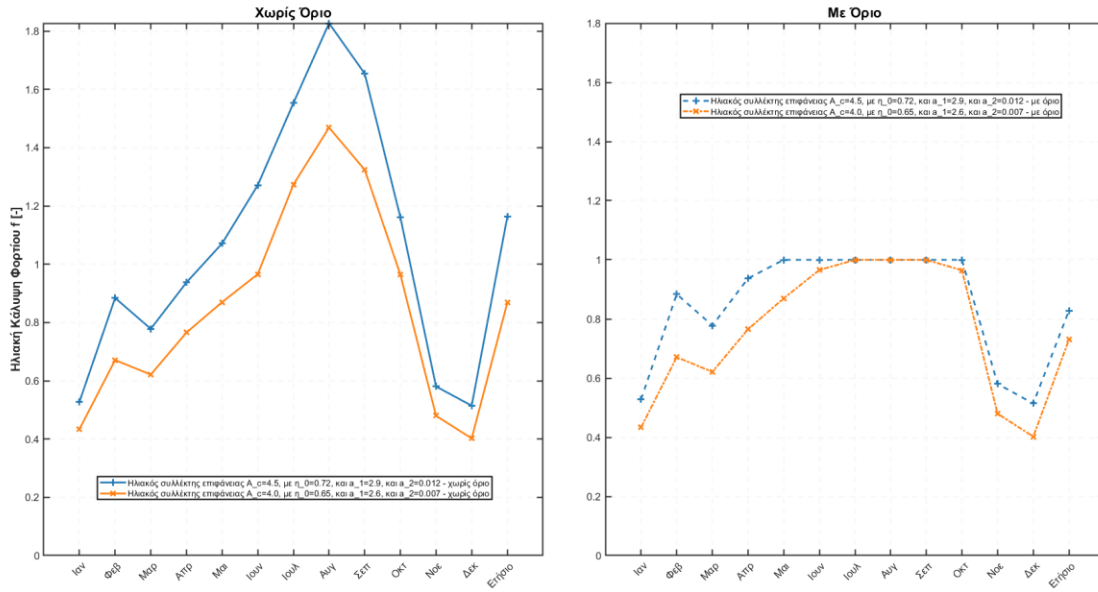
4.3 ALAMO

```

% =====
% MATLAB Script for Showing the ALAMO function
% y_out= SolarFraction4peopleDHW45degAthensALAMO(x_in,check1)
% x_in is a matrix with size of (n,4)
% x_in(1)-> Area of collector [m2] 0.5-12 interpolated
% x_in(2)->Optical efficiency 0.5-0.87 [-] interpolated
% x_in(3)->1st heat loss order [W/m2K] 1.2-8.2 interpolated
% x_in(4)->2nd heat loss order [W/m2/K2] 0.006-0.02 interpolated
% check1=1 -> makes solar fraction 1, if it exceeds 1.
% y_out ->solar fraction f per month 13th column is for annual, size of (n,13)
% =====
clear; clc;
x_in=[4.5 0.72 2.9 0.012;4 0.65 2.6 0.007];
check1=1;
check0=0;
y_out0= SolarFraction4peopleDHW45degAthensALAMO(x_in,check0)
y_out1= SolarFraction4peopleDHW45degAthensALAMO(x_in,check1)

```

Παρόμοια γίνεται και το διάγραμμα για το ALAMO:



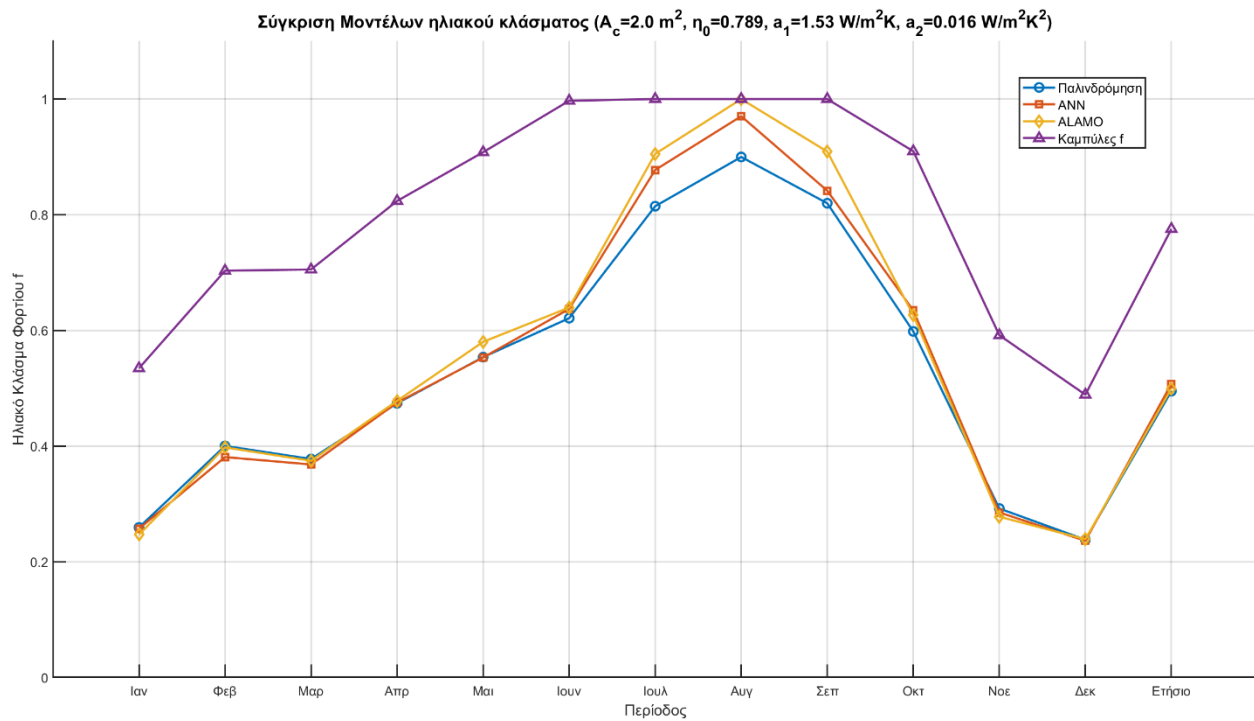
Διάγραμμα 4.3 Παρουσίαση αποτελεσμάτων συνάρτησης SolarFraction4peopleDHW45degAthensALAMO.m

Τα 3 Διαγράμματα παρουσιάζουν πάρα πολλές ομοιότητες το οποίο είναι λογικό αφού τα μοντέλα εκπαιδεύτηκαν στα ίδια δεδομένα.

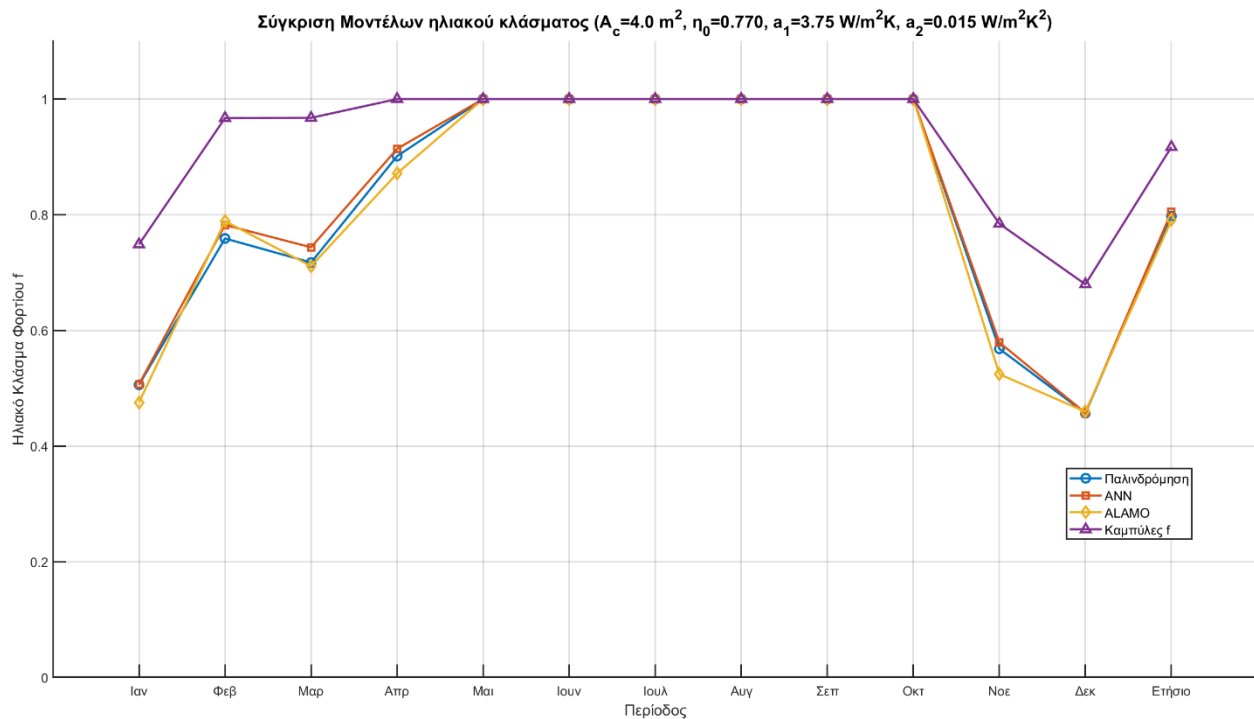
4.4 Σύγκριση Μοντέλων με τη μέθοδο καμπυλών f

Παρακάτω γίνεται σύγκριση των μοντέλων με τη μέθοδο καμπυλών f (Διάγραμμα 4.4-4.5) για 2 συλλέκτες όπου τα χαρακτηριστικά τους παρουσιάζονται στον πίνακα 4.1:

Συλλέκτης	$A_c [m^2]$	$\eta_0 [-]$	$a_1 [W/m^2K]$	$a_2 [W/m^2K^2]$
Συλλέκτης No1	2	0.789	1.53	0.016
Συλλέκτης No2	4	0.77	3.75	0.015

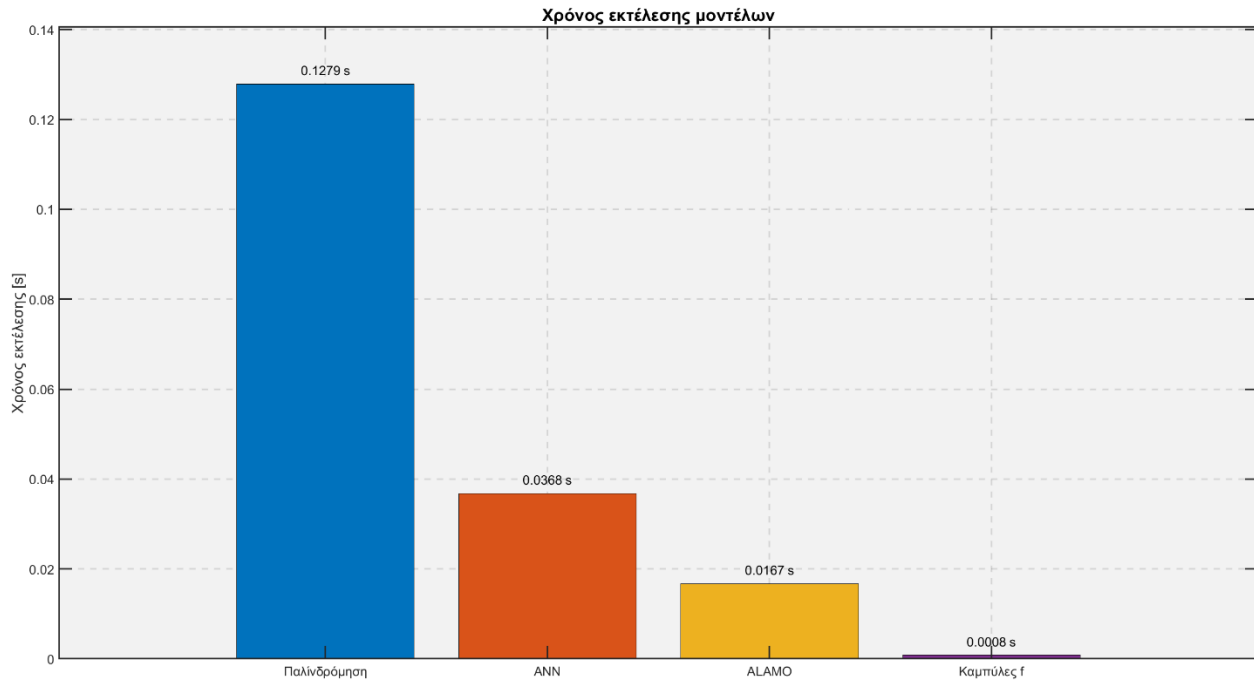


Διάγραμμα 4.4 Σύγκριση μοντέλων για τον συλλέκτη Νο1



Διάγραμμα 4.5 Σύγκριση μοντέλων για τον συλλέκτη Νο2

Όπως αναφέρθηκε στην ενότητα 3.2.2 οι καμπύλες f φαίνεται να υπερεκτιμούν το ηλιακό κλάσμα φορτίου ενώ τα 3 μοντέλα είναι πολύ κοντά μεταξύ τους.



Διάγραμμα 4.6 Χρόνος υπολογισμού των τιμών του διαγράμματος 4.4 και 4.5

Η μέθοδος καμπύλων f έχουν το μικρότερη χρόνο εκτέλεσης αλλά αποκλίνουν από τις τιμές της προσομοίωσης (Διάγραμμα 4.6). Το ALAMO έχει τον μικρότερο χρόνο εκτέλεσης από τα 3 μοντέλα ενώ η παλινδρόμηση έχει 8 φορές περισσότερο χρόνο εκτέλεσης. Στο τέλος μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι συναρτήσεις για βελτιστοποίηση χαρακτηριστικών συναρτησιακών μορφών που περιέχουν το κλάσμα f και τουλάχιστον έναν από τους προβλεπτικούς παράγοντες.

5. Συμπεράσματα

Η παρούσα διπλωματική εργασία ανέπτυξε με επιτυχία αξιόπιστα και ακριβή προγνωστικά μοντέλα για την εκτίμηση του ηλιακού θερμικού κλάσματος f των συλλεκτών που χρησιμοποιούνται σε οικιακές εφαρμογές στην Αθήνα, Ελλάδα, υπό συγκεκριμένες συνθήκες. Χρησιμοποιώντας μη γραμμικές τεχνικές παλινδρόμησης και μεθόδους μηχανικής μάθησης, συμπεριλαμβανομένων των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και του λογισμικού ALAMO, η μελέτη αντιμετώπισε περιορισμούς που εντοπίζονται στην υπάρχουσα βιβλιογραφία και στα παραδοσιακά μοντέλα, ιδίως στη μέθοδο καμπυλών f . Αν και η μέθοδος καμπυλών f είναι ευρέως διαδεδομένη, αντιμετωπίζει προβλήματα τόσο στην ακρίβεια όσο και στην εφαρμοσιμότητα, ειδικά σε σύγχρονα συστήματα που ενσωματώνουν έξυπνες τεχνολογίες, αισθητήρες και βοηθητικές πηγές θέρμανσης. Τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν σε αυτή τη μελέτη προσφέρουν βελτιωμένη ακρίβεια και προσαρμοστικότητα, καθιστώντας τα πιο κατάλληλα για την ανάλυση και τον σχεδιασμό σύγχρονων ηλιακών θερμικών συστημάτων. Συγκεκριμένα, τα μοντέλα πέτυχαν υψηλή απόδοση NSE και χαμηλό RMSE, ενώ τα μοντέλα καμπυλών f εμφάνισαν υψηλότερες τιμές RMSE και μόνο μέτρια ικανοποιητικό NSE.

Η μεθοδολογία ξεκίνησε με την εξαγωγή μετεωρολογικών δεδομένων για την Αθήνα, από το PVGIS με το μοντέλο SARAH-2, συμπεριλαμβανομένων ωριαίων τιμών θερμοκρασίας και ηλιακής ακτινοβολίας. Αυτά τα δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι σε ένα μοντέλο προσομοίωσης που περιλαμβάνει δεξαμενή αποθήκευσης, ηλιακό συλλέκτη και βοηθητική πηγή θέρμανσης, ανεπτυγμένο σύμφωνα με τις προσεγγίσεις που χρησιμοποιεί το TRNSYS. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης αναλύθηκαν προσεκτικά για να διασφαλιστεί η ποιότητα και η συνέπεια των δεδομένων, εντοπίζοντας τυχόν ανωμαλίες ή ακραίες τιμές. Έγινε επαναληπτική διαδικασία για τη βελτίωση της προσαρμογής των μοντέλων, και οι υπερπαραμέτροι βελτιώθηκαν μέσω επαναληπτικών δοκιμών. Τα μοντέλα αξιολογήθηκαν χρησιμοποιώντας τόσο γραφικές μεθόδους όσο και στατιστικούς δείκτες, με έμφαση στα δεδομένα δοκιμών για να διασφαλιστεί η πρακτική εφαρμοσιμότητα.

Το μοντέλο παλινδρόμησης παρουσίασε εξαιρετική απόδοση, επιτυγχάνοντας MAPE 0.82% και NSE 0.9999 στα δεδομένα δοκιμών. Ομοίως, το μοντέλο ANN έδωσε ισχυρά αποτελέσματα, με MAPE 2.07% και NSE 0.9974. Το μοντέλο ALAMO επίσης απέδωσε καλά, με MAPE 3.15% και NSE 0.9907. Αυτά τα αποτελέσματα καταδεικνύουν την ικανότητα των μοντέλων να παρέχουν εξαιρετικά ακριβείς προβλέψεις του ηλιακού θερμικού κλάσματος κατά τους μήνες που εξετάστηκαν.

Σε σύγκριση με τη μέθοδο καμπυλών f , τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν σε αυτή τη μελέτη προσφέρουν κάποια πλεονεκτήματα. Η μέθοδος καμπυλών f τείνει να υπερεκτιμά το ηλιακό κλάσμα και είναι λιγότερο κατάλληλη για συστήματα με βοηθητικές πηγές θέρμανσης, όπως οι αντλίες θερμότητας οι οποίες έχουν έξυπνο σύστημα ελέγχου. Επιπλέον, η μέθοδος καμπυλών f είναι λιγότερο ακριβής για μικρότερες επιφάνειες συλλεκτών, οι οποίες είναι συνηθισμένες σε οικιακά συστήματα. Αντίθετα, τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν εδώ έχουν σχεδιαστεί για να

χειρίζονται ένα ευρύτερο φάσμα χαρακτηριστικών συλλεκτών, προσφέροντας πιο ακριβείς και αξιόπιστες εκτιμήσεις για συγκεκριμένες περιπτώσεις. Αυτό τα καθιστά χρήσιμα εργαλεία για τη βελτιστοποίηση του μεγέθους και της απόδοσης των ηλιακών θερμικών συστημάτων στην Αθήνα.

Τα προγνωστικά μοντέλα που αναπτύχθηκαν στη μελέτη αυτή είναι πολύτιμα εργαλεία για τους μηχανικούς που εμπλέκονται στη διαστασιολόγηση συστημάτων. Εισάγοντας γνωστά χαρακτηριστικά ενός ηλιακού συλλέκτη—όπως η επιφάνεια του συλλέκτη, η οπτική απόδοση και οι συντελεστές απωλειών θερμότητας—οι μηχανικοί μπορούν να εκτιμήσουν με ακρίβεια το ηλιακό θερμικό κλάσμα χωρίς να χρειάζονται εκτεταμένες προσομοιώσεις ή να περιορίζονται από τις αδυναμίες της μεθόδου καμπυλών f . Αυτή η διαδικασία διευκολύνει τον αποδοτικότερο σχεδιασμό, βελτιώνει την απόδοση του συστήματος και μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική εξοικονόμηση κόστους. Η ικανότητα των μοντέλων να προσφέρουν ακριβείς προβλέψεις με ελάχιστους υπολογιστικούς πόρους τα καθιστά εξαιρετικά πρακτικά για εφαρμογές στον πραγματικό κόσμο.

Παρά τις επιτυχίες των μοντέλων αυτών, υπάρχουν ορισμένοι περιορισμοί. Τα μοντέλα αναπτύχθηκαν χρησιμοποιώντας δεδομένα συγκεκριμένα για την Αθήνα, και μπορεί να μην γενικεύονται απευθείας σε άλλες γεωγραφικές περιοχές με διαφορετικές κλιματικές συνθήκες. Η υπόθεση μιας σταθερής γωνίας κλίσης συλλέκτη 45° και αζιμούθιου 0° μπορεί να μην είναι ιδανική για όλες τις εγκαταστάσεις, επηρεάζοντας ενδεχομένως την ευρύτερη εφαρμοσιμότητα των μοντέλων. Επιπλέον, η χρήση μόνο δύο τιμών για τον συντελεστή a_2 στο μοντέλο παλινδρόμησης περιορίσει την ικανότητά του να καταγράψει πλήρως την επίδραση αυτής της παραμέτρου. Ορισμένες παράμετροι της προσομοίωσης, όπως το T_{setpoint} της αντλίας θερμότητας και η ζήτηση νερού, διατηρήθηκαν σταθερές, αν και μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά τα αποτελέσματα. Ο συλλέκτης είχε συντελεστές IAM $b_0=0.12$ και $b_1=0.15$ τα οποία όμως είναι διαφορετικά για κάθε συλλέκτη και ειδικότερα, για κάθε τύπο συλλέκτη αυτοί οι συντελεστές μεταβάλλονται σημαντικά. Παρόλο που τα μοντέλα απέδωσαν εξαιρετικά εντός του εύρους των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για εκπαίδευση και δοκιμή, η εξαγωγή συμπερασμάτων πέρα από αυτό το εύρος πρέπει να γίνεται με προσοχή. Επίσης, η χρήση δεδομένων μόνο για ένα έτος περιορίζει την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων και δεν μπορεί να γίνει στατιστική ανάλυση αυτών ενώ δεν έγινε κάποια προεπεξεργασία των δεδομένων του μοντέλου SARAH-2. Οι περιορισμοί που αναφέρθηκαν παραπάνω δεν κατέστη δυνατόν να αντιμετωπιστούν πλήρως λόγω του εκτεταμένου χρόνου προσομοίωσης που απαιτείται για έναν συγκεκριμένο συνδυασμό παραμέτρων $[A_c \eta_0 a_1 a_2]$. Ωστόσο, υπήρξε επιτυχής προσπάθεια μείωσης του χρόνου της προσομοίωσης από 1000 δευτερόλεπτα σε 600 δευτερόλεπτα σε προσωπικό υπολογιστή, ενώ η προσομοίωση στη συνέχεια έτρεξε σε υπολογιστή του πανεπιστημίου με μειωμένο χρόνο 360 δευτερολέπτων. Εάν η προσομοίωση είχε πραγματοποιηθεί αποκλειστικά στον υπολογιστή του πανεπιστημίου για τους 13.680 συνδυασμούς παραμέτρων (20 τιμές επιφάνειας συλλέκτη, 18 τιμές η_0 , 19 τιμές a_1 και 2 τιμές a_2), ο συνολικός χρόνος θα έφτανε περίπου τις 1.368 ώρες, που αντιστοιχούν σε περίπου 2 μήνες. Χρησιμοποιήθηκαν τρεις προσωπικοί υπολογιστές σε συνδυασμό με τον υπολογιστή του πανεπιστημίου, μειώνοντας τον συνολικό χρόνο προσομοίωσης σε 1 μήνα. Αν υπήρχαν 20 τιμές για την παράμετρο a_2 (κάτι που θα ήταν πιο ευνοϊκό για τα μοντέλα στην καταγραφή των μη γραμμικών συναρτήσεων), ο συνολικός χρόνος στον υπολογιστή του πανεπιστημίου θα έφτανε τους 20 μήνες, κάτι που δεν θα ήταν ερευνητικά εφικτό.

Για μελλοντική έρευνα, η επέκταση των μοντέλων για να συμπεριλάβουν δεδομένα από διάφορες τοποθεσίες και με διαφορετικούς προσανατολισμούς συλλεκτών θα βελτιώνει την ανθεκτικότητα και την εφαρμοσιμότητά τους. Η ενσωμάτωση παραγόντων όπως το T_{setpoint} , η θερμοκρασία και ο όγκος ζήτησης ZNX και το ύψος της δεξαμενής θα ενίσχυε περαιτέρω την ευελιξία τους. Προσθέτοντας ένα ευρύτερο φάσμα τιμών για τον συντελεστή a_2 και διερευνώντας πρόσθετες προγνωστικές μεταβλητές θα μπορούσε να βελτιώσει την ακρίβεια των μοντέλων. Η επικύρωση των μοντέλων με δεδομένα πραγματικής λειτουργίας και η δοκιμή τους υπό διαφορετικές συνθήκες θα ενίσχυε την αξιοπιστία τους. Ένα ακόμα θέμα μελέτης θα ήταν η επικύρωση των δεδομένων του μοντέλου SARAH-2 με τα δεδομένα από την πηγή TOTEE 3 διότι παρουσιάζουν αποκλίσεις μεταξύ τους ως προς τις τιμές της ακτινοβολίας (όχι μόνο για το έτος 2020 αλλά γενικώς). Τέλος, ένα κομμάτι που θα ήταν προσωπικά πολύ ενδιαφέρον θα ήταν η ενσωμάτωση του Sum Squared Relative Errors στους μοντελοποιητές του ALAMO, αντί να βασίζονται απλά στο Sum Squared Errors. Αυτή η αλλαγή στους μοντελοποιητές ίσως να έδινε πιο ακριβείς αξιολογήσεις, λαμβάνοντας υπόψη το σχετικό μέγεθος των σφαλμάτων, παρέχοντας βαθύτερη κατανόηση της ακρίβειας του μοντέλου, ειδικά στη διαχείριση δεδομένων που είναι σημαντική μια μικρή ποσοστιαία απόκλιση. Η ενσωμάτωση αυτής της μετρικής θα μπορούσε να βελτιώσει σημαντικά τη σταθερότητα των προβλέψεων και να προσφέρει μια πιο ισορροπημένη απεικόνιση της απόδοσης σε διάφορα σύνολα δεδομένων.

6. Βιβλιογραφία

1. Kalogirou SA. Solar thermal collectors and applications. *Progress in Energy and Combustion Science* [Internet]. 2004 Jan 1;30(3):235,244,246. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360128504000103>
2. Shemelin V, Matuska T. The influence of climatic conditions on the efficiency of the solar system. *E3S Web of Conferences* [Internet]. 2020 Jan 1;167:6. Available from: https://www.researchgate.net/publication/340896314_The_influence_of_climatic_conditions_on_the_efficiency_of_the_solar_system
3. Tiwari GN, Tiwari A, Shyam N. *Handbook of Solar Energy* [Internet]. Energy systems in electrical engineering. 2016. Available from: https://doi.org/10.1007/978-981-10-0807-8_2
4. Gao YJ, Song W, Liu JL, Bashir S. *Advances in sustainable energy: Policy, Materials and Devices*. Vol. 9. Springer Nature; 2021.
5. Wang D, Mo Z, Liu Y, Ren Y, Fan J. Thermal performance analysis of large-scale flat plate solar collectors and regional applicability in China. *Energy* [Internet]. 2021 Sep 2;238:1. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544221021794>
6. Omeiza LA, Abid M, Dhanasekaran A, Subramanian Y, Raj V, Kozak K, et al. Application of solar thermal collectors for energy consumption in public buildings – An updated technical review. *Journal of Engineering Research* [Internet]. 2023 Sep 1;5–7. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2307187723002158>
7. TOTEE 20701–3/2010 [Internet]. <https://web.tee.gr/d-e-k-a-d/tmima-epistimonikoy-kai-anaptyxiakoy-ergoy/totee/>. 2014 [cited 2024 Oct 2]. Available from: <https://web.tee.gr/wp-content/uploads/%CE%95%CE%93%CE%9A%CE%A1%CE%99%CE%A3%CE%97-TOTEE-3.pdf>
8. Madhukeshwara, Prakash E. An investigation on the performance characteristics of solar flat plate collector with different selective surface coatings [Internet]. 2011. Available from: <https://www.semanticscholar.org/paper/An-investigation-on-the-performance-characteristics-Madhukeshwara-Prakash/8f96f1d1ba6f85b1c83520111ef9b88baa4cfb23>
9. Greco A, Gundabattini E, Gnanaraj DS, Masselli C. A comparative study on the performances of flat plate and evacuated tube collectors deployable in domestic solar water heating systems in different climate areas. *Climate* [Internet]. 2020 Jun 15;8(6):78. Available from: <https://www.mdpi.com/2225-1154/8/6/78>
10. Diamantino TC, Gonçalves R, Páscoa S, Alves IN, Carvalho MJ. Accelerated aging tests to selective solar absorber coatings for low temperature applications. *Solar Energy Materials and Solar Cells* [Internet]. 2021 Aug 25;232:10. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0927024821003627>
11. Wu L, Gao J, Liu Z, Liang L, Xia F, Cao H. Thermal aging characteristics of CrN O solar selective absorber coating for flat plate solar thermal collector applications. *Solar Energy*

- Materials and Solar Cells [Internet]. 2013 Apr 9;114:190. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0927024813001189>
12. Kumar KR, Chaitanya NVVK, Kumar NS. Solar thermal energy technologies and its applications for process heating and power generation – A review. *Journal of Cleaner Production* [Internet]. 2020 Dec 2;282:7. Available from: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0959652620353415>
 13. O’Keeffe G. Mathematical modelling of nanofluid-based direct absorption solar collectors [Internet]. University of Limerick; 2018. Available from: https://www.researchgate.net/publication/327013209_Mathematical_modelling_of_nanofluid-based_direct_absorption_solar_collectors
 14. Belessiotis V, Kalogirou S, Delyannis E. Indirect Solar Desalination (MSF, MED, MVC, TVC). In: Elsevier eBooks [Internet]. 2016. p. 283–326. Available from: [https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/evacuated-tube-collector#:~:text=Evacuated%20Tube%20Collectors-,Evacuated%20tube%20collectors%20are%20flat%20devises%20which%20consist%20of%20cylindrical,6.1\)](https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/evacuated-tube-collector#:~:text=Evacuated%20Tube%20Collectors-,Evacuated%20tube%20collectors%20are%20flat%20devises%20which%20consist%20of%20cylindrical,6.1)).
 15. Tabarhoseini SM, Sheikholeslami M, Said Z. Recent advances on the evacuated tube solar collector scrutinizing latest innovations in thermal performance improvement involving economic and environmental analysis. *Solar Energy Materials and Solar Cells* [Internet]. 2022 Apr 8;241:1,27. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0927024822001544>
 16. Panaras G, Mathioulakis E, Belessiotis V. Investigation of the performance of a combined solar thermal heat pump hot water system. *Solar Energy* [Internet]. 2013 May 13;93:169–82. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2013.03.027>
 17. Cabral D, Kosmadakis G, Mathioulakis E. Parametric comparison of a CPVT performance evaluation under standard testing procedures - ISO 9806:2017 and IEC 62108:2016 - for an automated and manual 2-axis tracking solar system stand. *Energy Reports* [Internet]. 2024 Jan 9;11:1242–55. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484723016591>
 18. Kramer K, Mehnert, Geimer, Thoma, Fahr, Ollas. GUIDE TO STANDARD ISO 9806:2017: A Resource for Manufacturers, Testing Laboratories, Certification Bodies and Regulatory Agencies. *Researchgate.net* [Internet]. 2018 [cited 2024 Oct 3]; Available from: https://www.researchgate.net/publication/328199307_20_GUIDE_TO_STANDARD_ISO_98062017_A_Resource_for_Manufacturers_Testing_Laboratories_Certification_Bodies_and_Regulatory_Agencies
 19. A GUIDE TO THE STANDARD EN 12975: Quality assurance in solar heating and cooling technology [Internet]. *ijee.ieefoundation.org*. European Solar Thermal Industry Federation; [cited 2024 Oct 3]. Available from: http://www.estif.org/fileadmin/estif/content/projects/QAiST/QAiST_results/QAiST%20D2.3%20Guide%20to%20EN%2012975.pdf
 20. Duffie JA, Beckman WA. *Solar engineering of thermal processes* [Internet]. 2013. Available from: <https://doi.org/10.1002/9781118671603>
 21. Haberl JS, Baltazar JC, Mao C. Comparison between TRNSYS software simulation and F-Chart program on solar domestic hot water system [Internet]. *Texas Engineering*

- Experiment Station Texas a&M University System. Texas Engineering Experiment Station Texas A&M University System; 2012 Jan [cited 2024 Oct 3]. Report No.: ESL-TR-12-12-07. Available from: <https://oaktrust.library.tamu.edu/bitstream/1969.1/152115/1/ESL-TR-12-12-07.pdf>
22. Haberl JS, Cho S. Literature Review of Uncertainty of Analysis Methods (PV F-Chart Program), Report to the Texas Commission on Environmental Quality [Internet]. Texas a&M Engineering Station. Texas Engineering Experiment Station Texas A&M University System; 2004 Jan [cited 2024 Oct 3]. Report No.: ESL-TR-04/08-04. Available from: <https://oaktrust.library.tamu.edu/bitstream/1969.1/2069/1/ESL-TR-04-10-02.pdf>
 23. TRNSYS [Internet]. Available from: <https://www.trnsys.com/>
 24. EnergyPlus [Internet]. Available from: <https://energyplus.net/>
 25. Mathematical Reference. In: TRNSYS 16 A TRaNsient SYStem Simulation Program [Internet]. Solar Energy Laboratory, University of Wisconsin-Madison; 2007. Available from: <http://sel.me.wisc.edu/trnsys>
 26. Long LD. An AI-driven model for predicting and optimizing energy-efficient building envelopes. Alexandria Engineering Journal [Internet]. 2023 Aug 19;79:480–501. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1110016823007251>
 27. West J, Bhattacharya M. Intelligent financial fraud detection: A comprehensive review. Computers & Security [Internet]. 2015 Nov 12;57:47–66. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167404815001261>
 28. What is a neural network? [Internet]. www.ibm.com. [cited 2024 Oct 4]. Available from: <https://www.ibm.com/topics/neural-networks>
 29. Kardoulis. Συγκριτική ανάλυση διάγνωσης βλαβών από νευρωνικά δίκτυα εκπαιδευμένα με δεδομένα από μοντέλα πεπερασμένων στοιχείων υπό στατικές και δυναμικές διεγέρσεις. [Internet] [MEng Dissertation]. University of Western Macedonia; 2024. Available from: <https://dspace.uowm.gr/xmlui/bitstream/handle/123456789/4871/2595-%ce%9a%ce%91%ce%a1%ce%94%ce%9f%ce%a5%ce%9b%ce%99%ce%91%ce%a3-%ce%91%ce%9d%ce%94%ce%a1%ce%95%ce%91%ce%a3.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
 30. Taboga. Decision tree: Lectures on machine learning. [Internet]. <https://www.statlect.com/>. 2021 [cited 2024 Oct 4]. Available from: <https://www.statlect.com/machine-learning/decision-tree>.
 31. Cozad A, Sahinidis NV, Miller DC. Learning surrogate models for simulation-based optimization. AIChE Journal [Internet]. 2014 Feb 19;60(6):2211–27. Available from: <https://doi.org/10.1002/aic.14418>
 32. Wilson ZT, Sahinidis NV. The ALAMO approach to machine learning. Computers & Chemical Engineering [Internet]. 2017 Feb 11;106:785–95. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0098135417300662?via%3Dihub>
 33. Elbeltagi E, Wefki H, Khallaf R. Sustainable Building Optimization Model for Early-Stage Design. Buildings [Internet]. 2022 Dec 28;13(1):74. Available from: <https://www.mdpi.com/2075-5309/13/1/74>
 34. Suanpang P, Jamjuntr P. Machine Learning Models for Solar Power Generation Forecasting in Microgrid Application Implications for smart cities. Sustainability [Internet]. 2024 Jul 17;16(14):6087. Available from: <https://www.mdpi.com/2071-1050/16/14/6087>

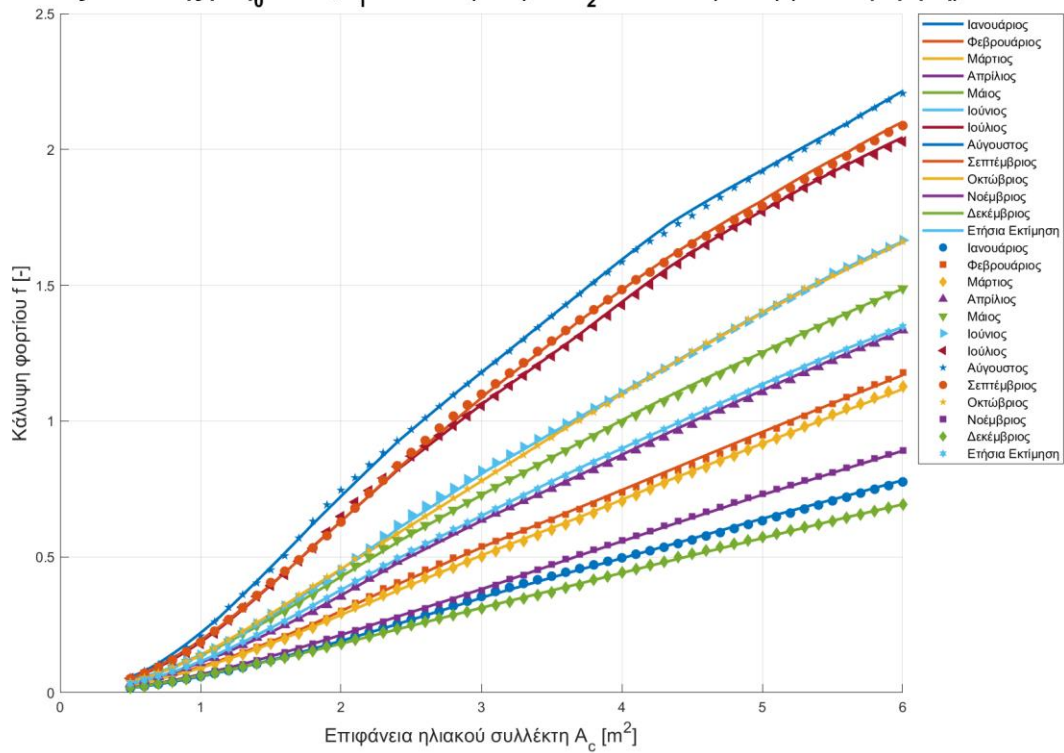
35. Rana M, Sethuvenkatraman S, Heidari R, Hands S. Solar thermal generation forecast via deep learning and application to buildings cooling system control. *Renewable Energy* [Internet]. 2022 Jul 8;196:694–706. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148122010011>
36. Fu X, Huang S, Li R, Guo Q. Thermal load prediction considering solar radiation and weather. *Energy Procedia* [Internet]. 2016 Dec 1;103:3–8. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610216314503>
37. Zouloumis L, Karanasos A, Ploskas N, Panaras G. Multicriteria design and operation optimization of a Solar-Assisted geothermal heat pump system. *Energies* [Internet]. 2023 Jan 25;16(3):1266. Available from: <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/3/1266>
38. Zouloumis L, Stergianakos G, Ploskas N, Panaras G. Dynamic Simulation-Based Surrogate Model for the dimensioning of building energy systems. *Energies* [Internet]. 2021 Nov 1;14(21):7141. Available from: <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/21/7141>
39. A decision support system for monitoring and control of thermal substations in district heating networks [Internet]. *IEEE Conference Publication | IEEE Xplore*. 2022. Available from: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9932970>
40. Kemma, Elburg, Li, Holsteijn. Preparatory Study on Eco-design CH Boilers: Definition, Test Standards, current Legislation & Measures [Internet]. https://ekosuunnittelu.info/wp-content/uploads/2015/09/ecoboiler_task1_final.pdf. 2007 Sep [cited 2024 Oct 6]. Available from: https://ekosuunnittelu.info/wp-content/uploads/2015/09/ecoboiler_task1_final.pdf
41. Taousanidis N, Amanatidou E. Performance of a combined solar heating system for residential applications in Greece. *International Journal of Sustainable Energy* [Internet]. 2013 May 8;33(4):937–45. Available from: <https://doi.org/10.1080/14786451.2013.794140>
42. Bernardo LR, Davidsson H, Karlsson B. Retrofitting domestic hot water heaters for solar water heating systems in Single-Family houses in a Cold climate: A theoretical analysis. *Energies* [Internet]. 2012 Oct 22;5(10):4110–31. Available from: <https://www.mdpi.com/1996-1073/5/10/4110>
43. Carpentieri A, Folini D, Wild M, Vuilleumier L, Meyer A. Satellite-derived solar radiation for intra-hour and intra-day applications: Biases and uncertainties by season and altitude. *Solar Energy* [Internet]. 2023 Mar 30;255:274–84. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X23001810>
44. SARAH-2 Solar Radiation data [Internet]. joint-research-centre.ec.europa.eu. [cited 2024 Oct 7]. Available from: https://joint-research-centre.ec.europa.eu/photovoltaic-geographical-information-system-pvgis/pvgis-data-download/sarah-2-solar-radiation-data_en
45. ΚΛΙΜΑΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΛΛΗΝΙΚΩΝ ΠΕΡΙΟΧΩΝ [Internet]. ΘΕΡΜΟΚΡΑΣΙΕΣ ΝΕΡΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ. ΤΕΧΝΙΚΟ ΕΠΙΜΕΛΗΤΗΡΙΟ ΕΛΛΑΔΑΣ; 2014. Available from: <https://web.tee.gr/d-e-k-a-d/tmima-epistimonikoy-kai-anaptyxiakoy-ergoy/totee/>
46. MATLAB. Trust-Region algorithm [Internet]. Mathworks. [cited 2024 Oct 11]. Available from: <https://www.mathworks.com/help/optim/ug/equation-solving-algorithms.html>

47. Long LL. Water temperature forecasting and estimation using Fourier series and communication theory techniques. *Water Resources Research* [Internet]. 1976 Oct 1;12(5):881–7. Available from: <https://doi.org/10.1029/wr012i005p00881>
48. Sourgoutsidis, Mourlidis. Διερεύνηση ποσοστού κάλυψης συλλεκτών σε ορεινό καταφύγιο στο Καρπενήσι. [Unpublished paper from the course Ηλιακή Τεχνική και Φωτοβολταϊκά Συστήματα]. University of Western Macedonia (UoWM); 2024.
49. Shrivastava RL, Kumar NV, Untawale SP. Modeling and simulation of solar water heater: A TRNSYS perspective. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* [Internet]. 2016 Sep 13;67:126–43. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032116304944>
50. Kalogirou SA. Optimization of solar systems using artificial neural-networks and genetic algorithms. *Applied Energy* [Internet]. 2003 Sep 16;77(4):383–405. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261903001533>
51. Kim S, Kim H. A new metric of absolute percentage error for intermittent demand forecasts. *International Journal of Forecasting* [Internet]. 2016 Mar 16;32(3):669–79. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207016000121>
52. Moriasi NDN, Arnold NJG, Van Liew NMW, Bingner NRL, Harmel NRD, Veith NTL. Model Evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE* [Internet]. 2007 Jan 1;50(3):885–900. Available from: <https://doi.org/10.13031/2013.23153>
53. Calibration Summary Statistics [Internet]. <https://www.hec.usace.army.mil/>. [cited 2024 Oct 13]. Available from: <https://www.hec.usace.army.mil/confluence/hmsdocs/hmstrm/calibration/calibration-summary-statistics>
54. What’s the acceptable value of Root Mean Square Error (RMSE), Sum of Squares due to error (SSE) and Adjusted R-square? | ResearchGate [Internet]. ResearchGate. 2017. Available from: <https://www.researchgate.net/post/Whats-the-acceptable-value-of-Root-Mean-Square-Error-RMSE-Sum-of-Squares-due-to-error-SSE-and-Adjusted-R-square>
55. Okafor, AKUBUE. F-Chart method for designing solar thermal water heating systems. *Ijser* [Internet]. 2012 Sep;3(9). Available from: https://zonnecollector-info.nl/pdf/researchpaper_F-CHART-METHOD-FOR-DESIGNING-SOLAR-THERMAL-WATER-HEATING-SYSTEMS.pdf
56. Magni M, Ochs F, De Vries S, Maccarini A, Sigg F. Detailed cross comparison of building energy simulation tools results using a reference office building as a case study. *Energy and Buildings* [Internet]. 2021 Jul 7;250:111260. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778821005442?via%3Dihub>
57. European Standards. BS EN 12976-1:2021 Thermal Solar Systems and Components. Factory Made Systems General Requirements [Internet]. <https://www.en-standard.eu>. [cited 2024 Oct 21]. Available from: <https://www.en-standard.eu/bs-en-12976-1-2021-thermal-solar-systems-and-components-factory-made-systems-general-requirements/#:~:text=The%20BS%20EN%2012976-1%3A2021%20standard%20is%20a%20comprehensive,engineers%2C%20and%20professionals%20in%20the%20renewable%20energy%20sector.>

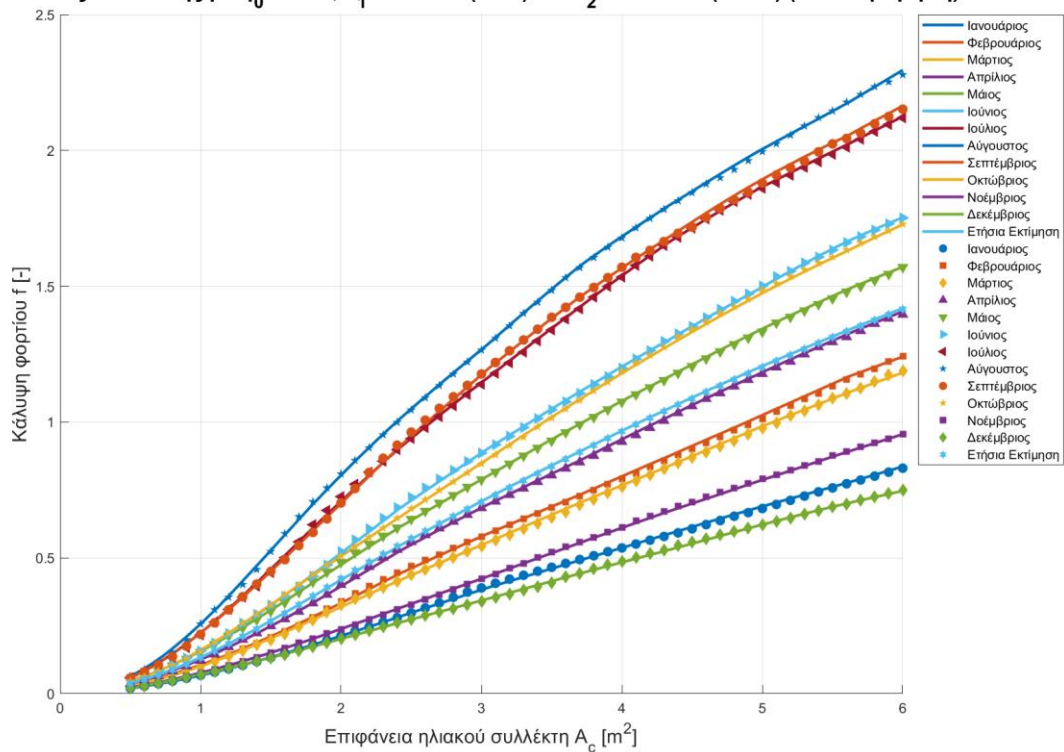
7. Παράρτημα

Διαγράμματα Παλινδρόμησης

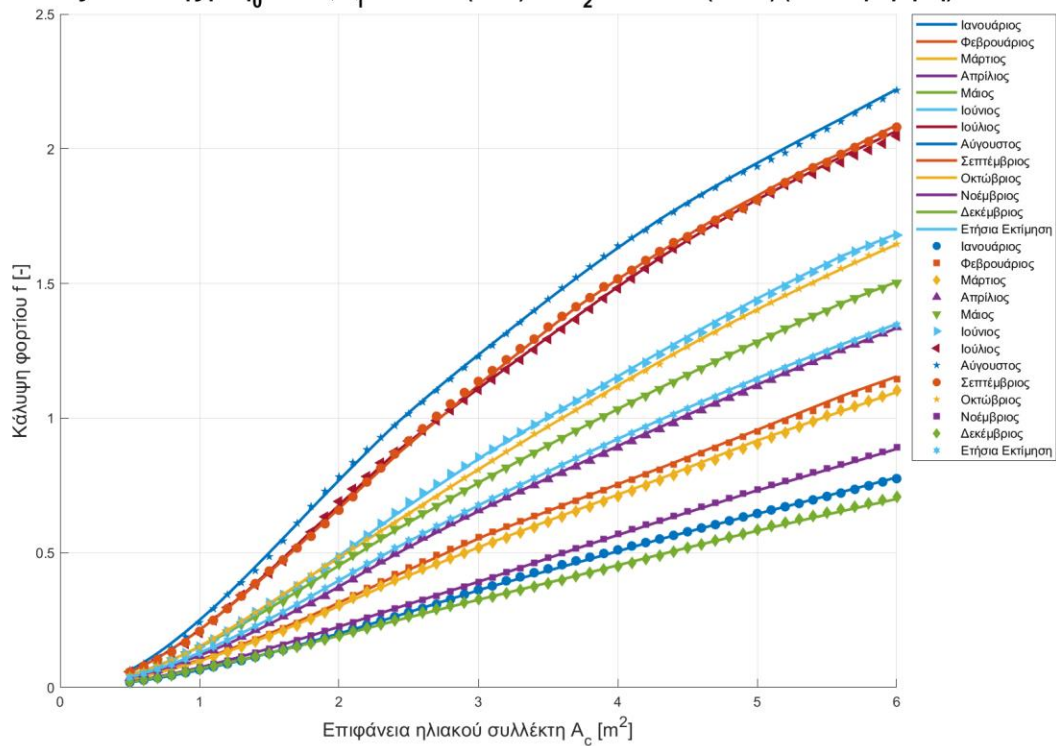
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.676$, $a_1=2.135 \text{ W/(m}^2\text{K)}$ και $a_2=0.0047 \text{ W/(m}^2\text{K}^2)$ (Παλινδρόμηση)



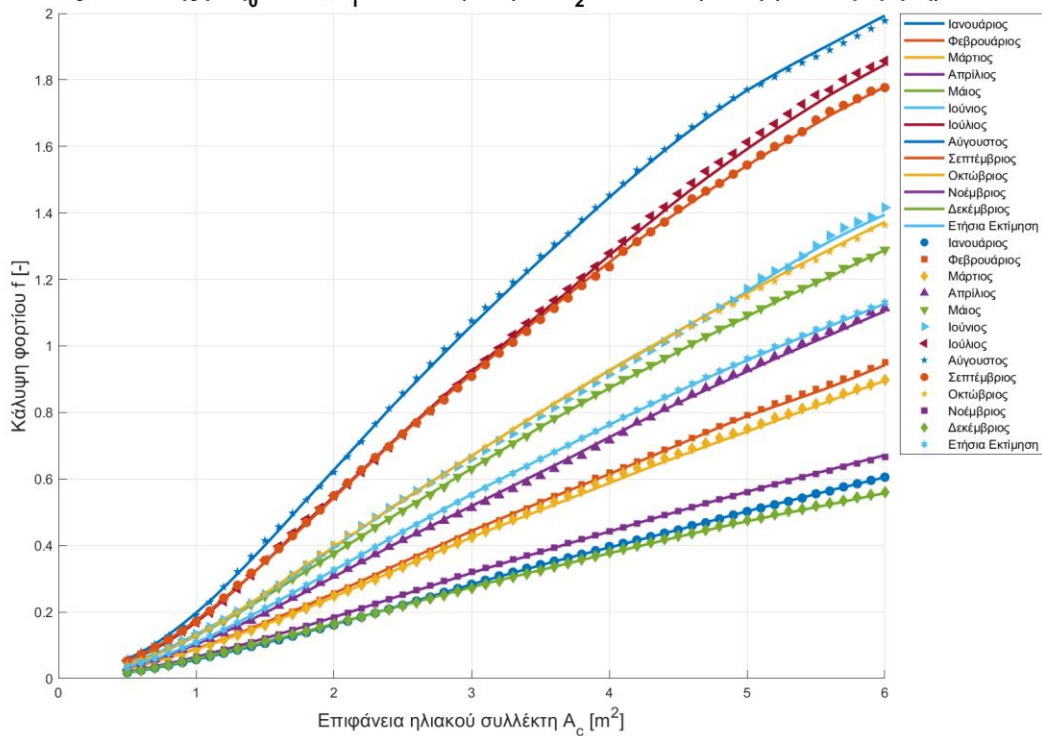
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.750$, $a_1=3.050 \text{ W/(m}^2\text{K)}$ και $a_2=0.0051 \text{ W/(m}^2\text{K}^2)$ (Παλινδρόμηση)



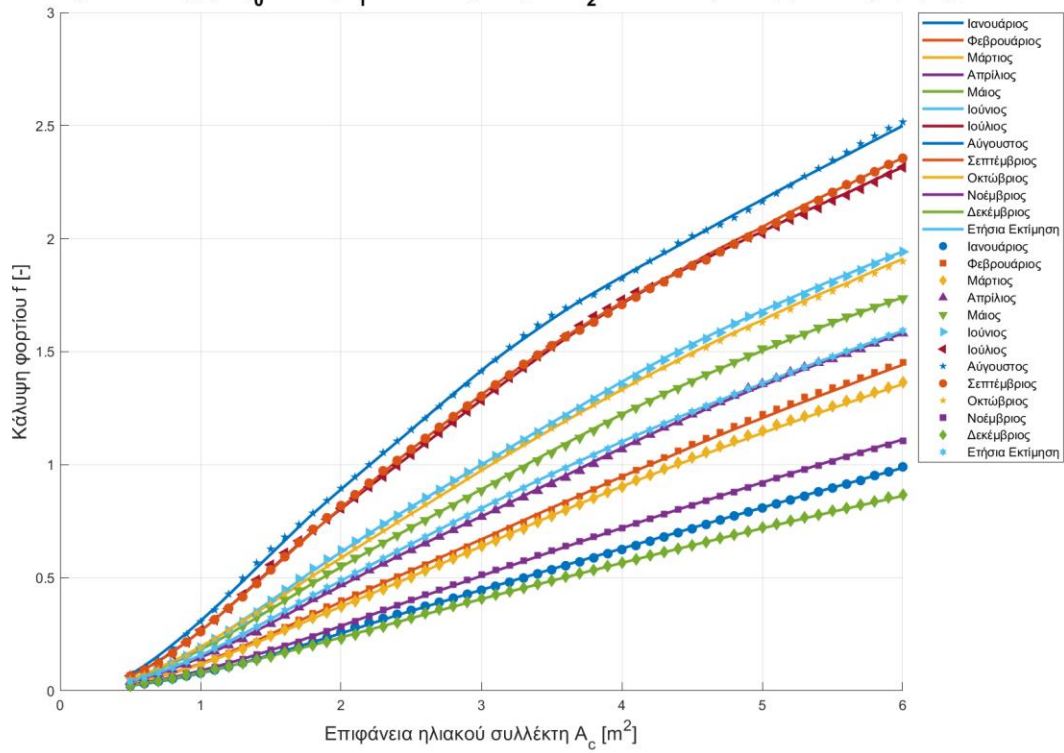
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.750$, $a_1=3.686 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0055 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (Παλινδρόμηση)



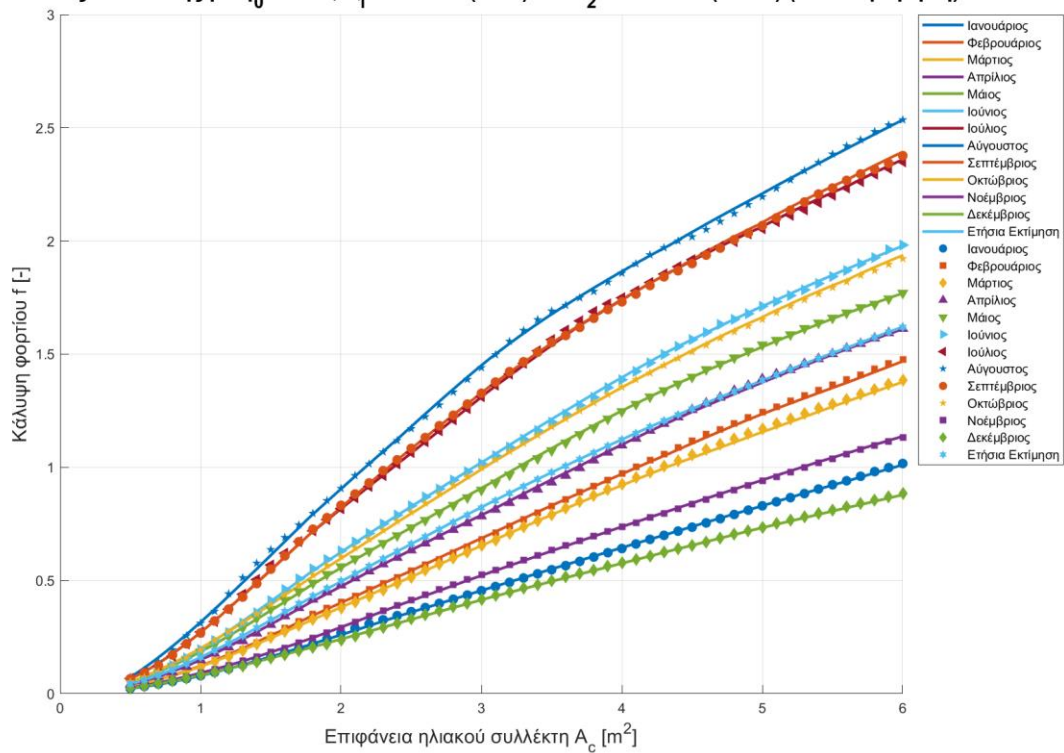
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.730$, $a_1=5.510 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0060 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (Παλινδρόμηση)



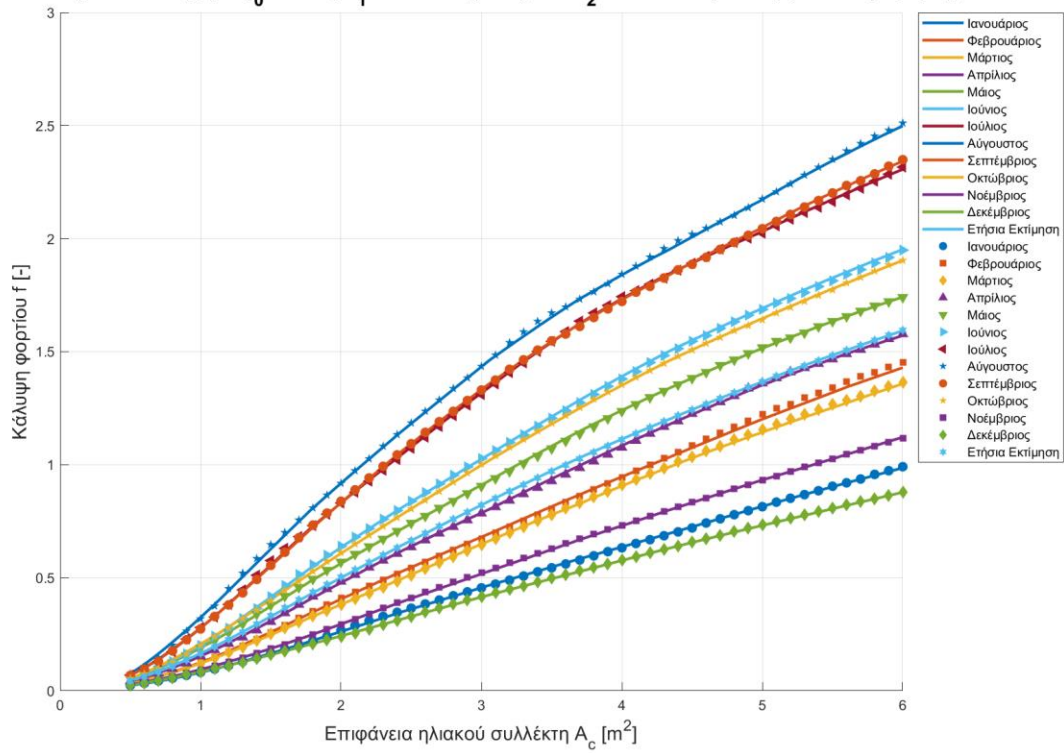
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.810$, $a_1=2.570 \text{ W/(m}^2\text{K)}$ και $a_2=0.0079 \text{ W/(m}^2\text{K}^2)$ (Παλινδρόμηση)



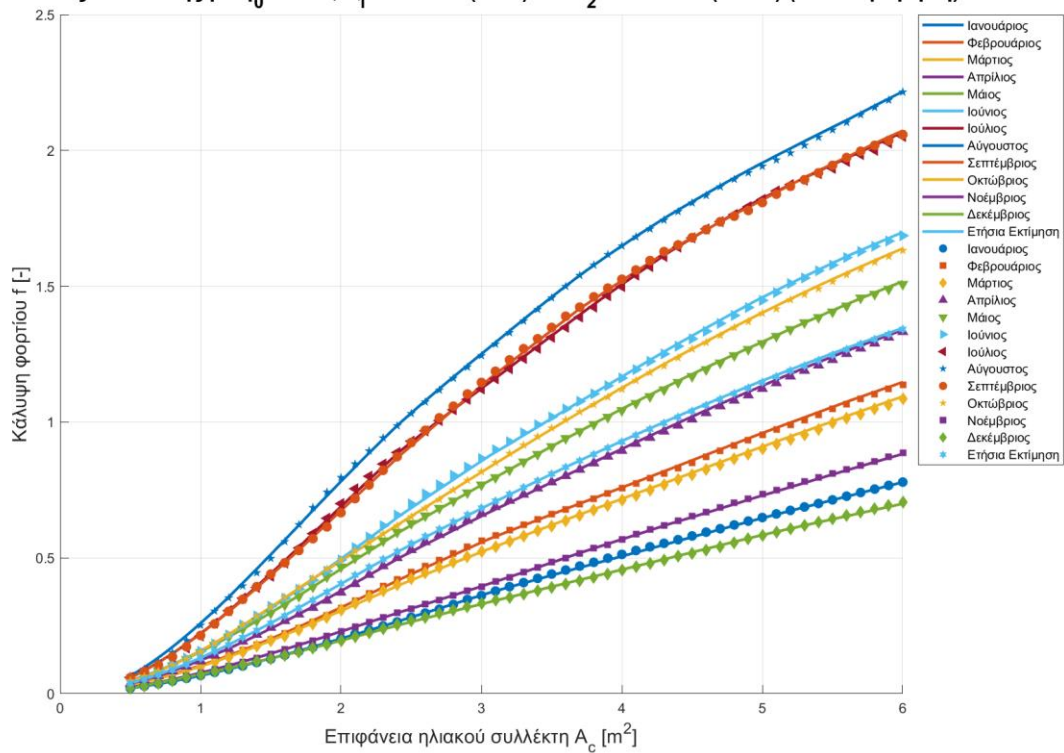
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.816$, $a_1=2.418 \text{ W/(m}^2\text{K)}$ και $a_2=0.0085 \text{ W/(m}^2\text{K}^2)$ (Παλινδρόμηση)



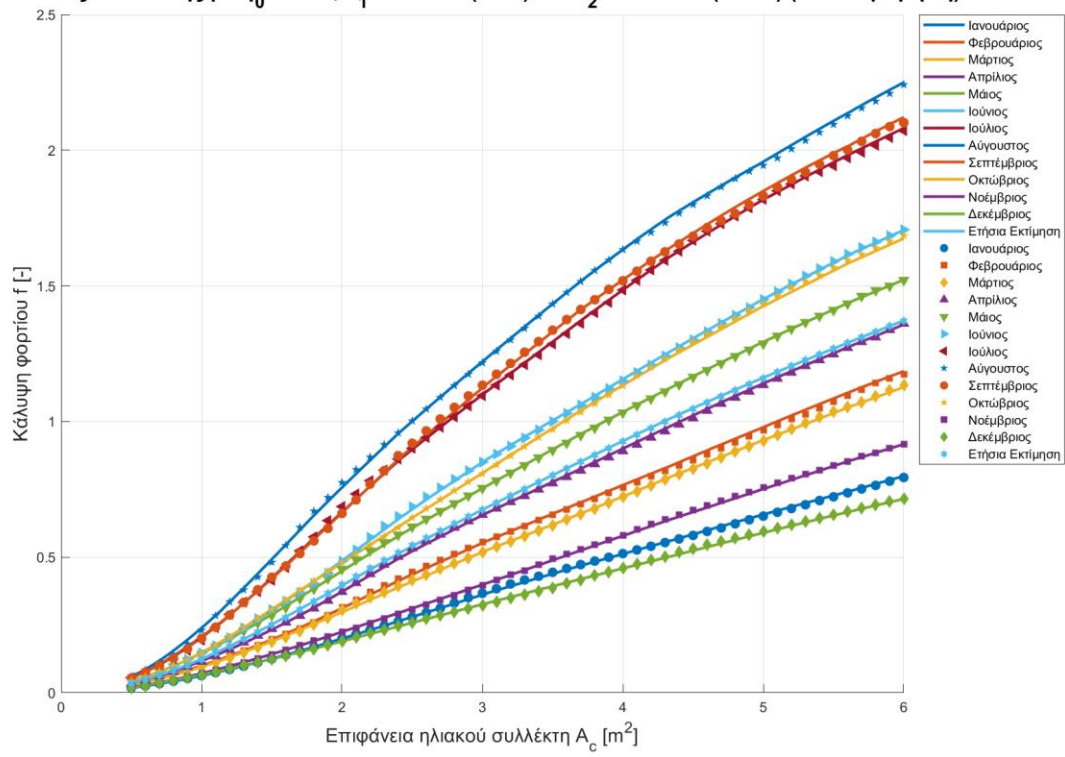
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.850$, $a_1=3.093 \text{ W/(m}^2\text{K)}$ και $a_2=0.0111 \text{ W/(m}^2\text{K}^2)$ (Παλινδρόμηση)



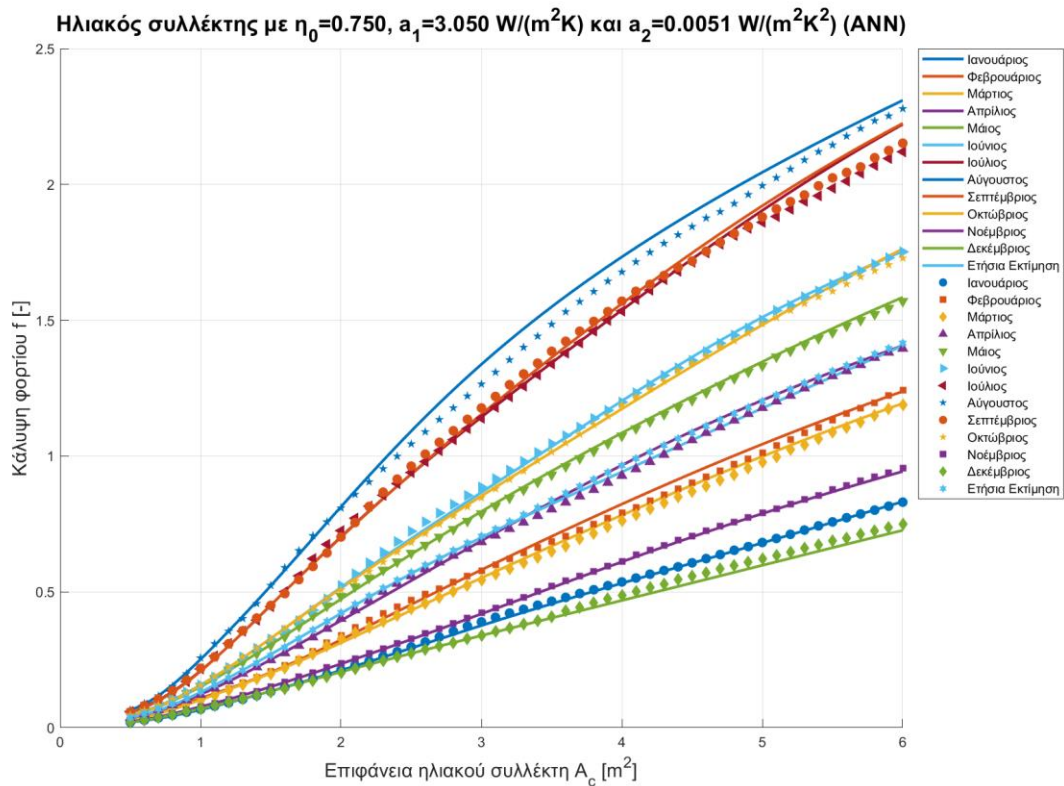
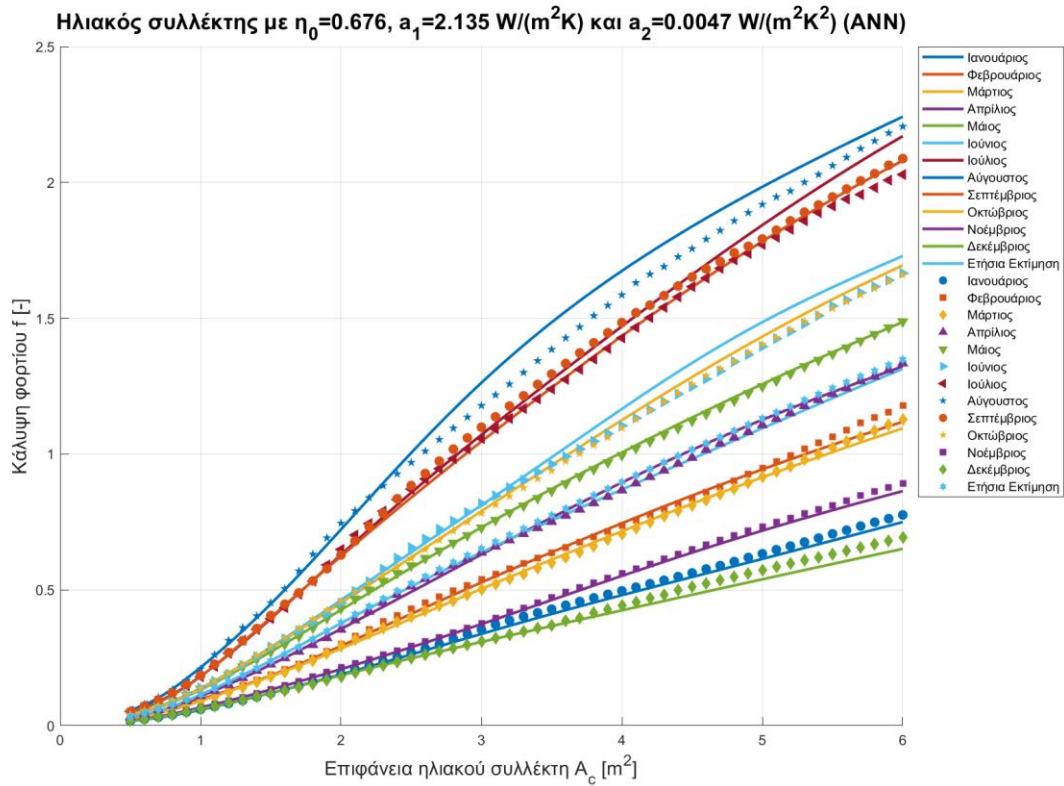
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.770$, $a_1=3.750 \text{ W/(m}^2\text{K)}$ και $a_2=0.0150 \text{ W/(m}^2\text{K}^2)$ (Παλινδρόμηση)



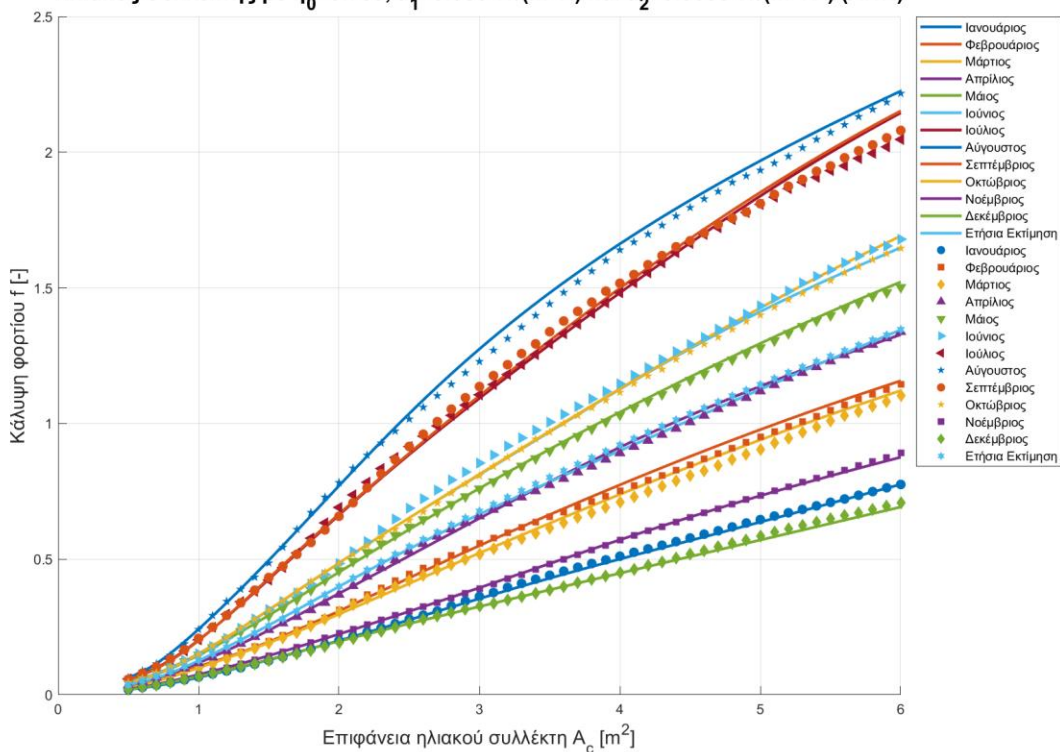
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.700$, $a_1=1.800 \text{ W/(m}^2\text{K)}$ και $a_2=0.0200 \text{ W/(m}^2\text{K}^2)$ (Παλινδρόμηση)



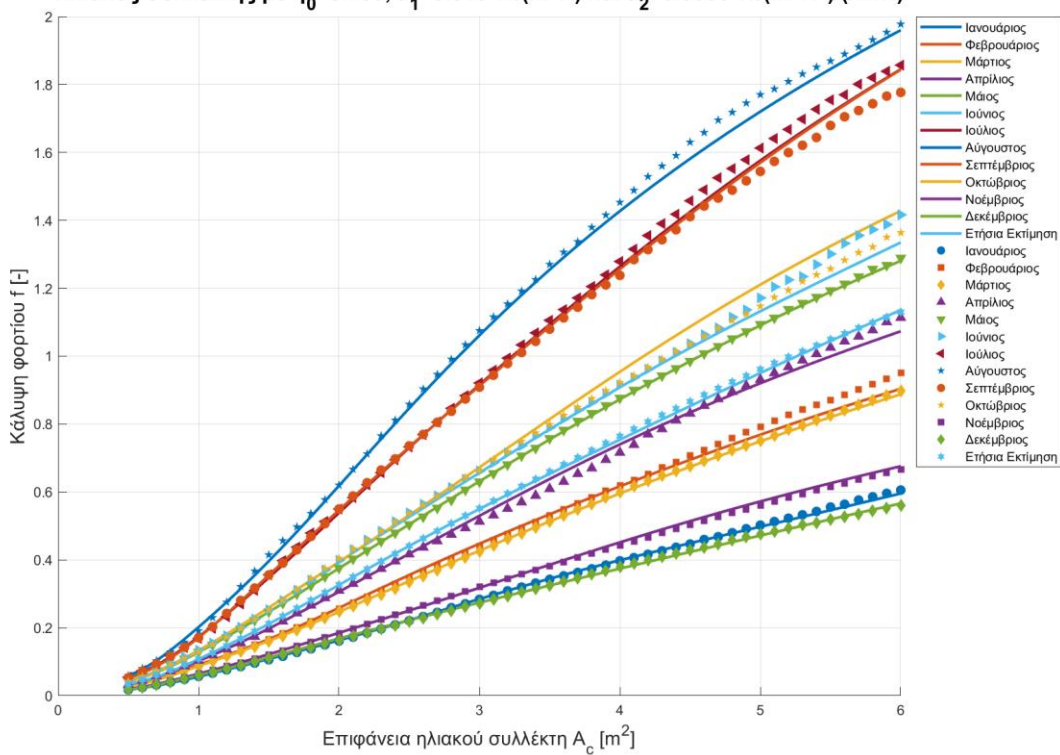
Διαγράμματα ANN



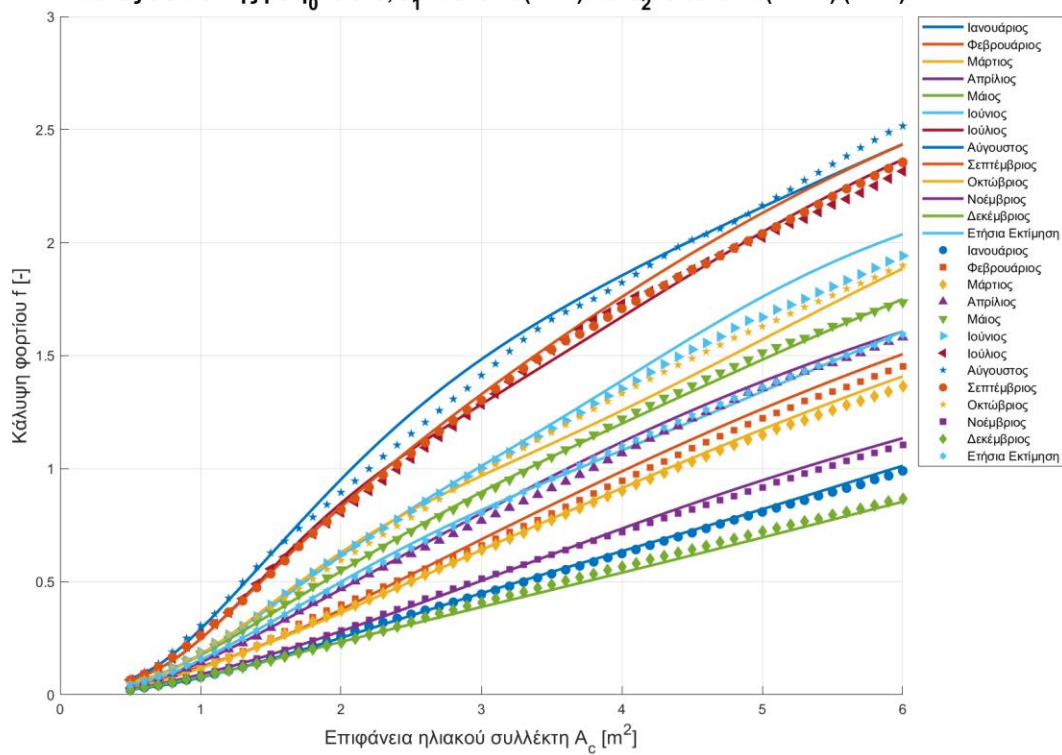
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.750$, $a_1=3.686 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0055 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (ANN)



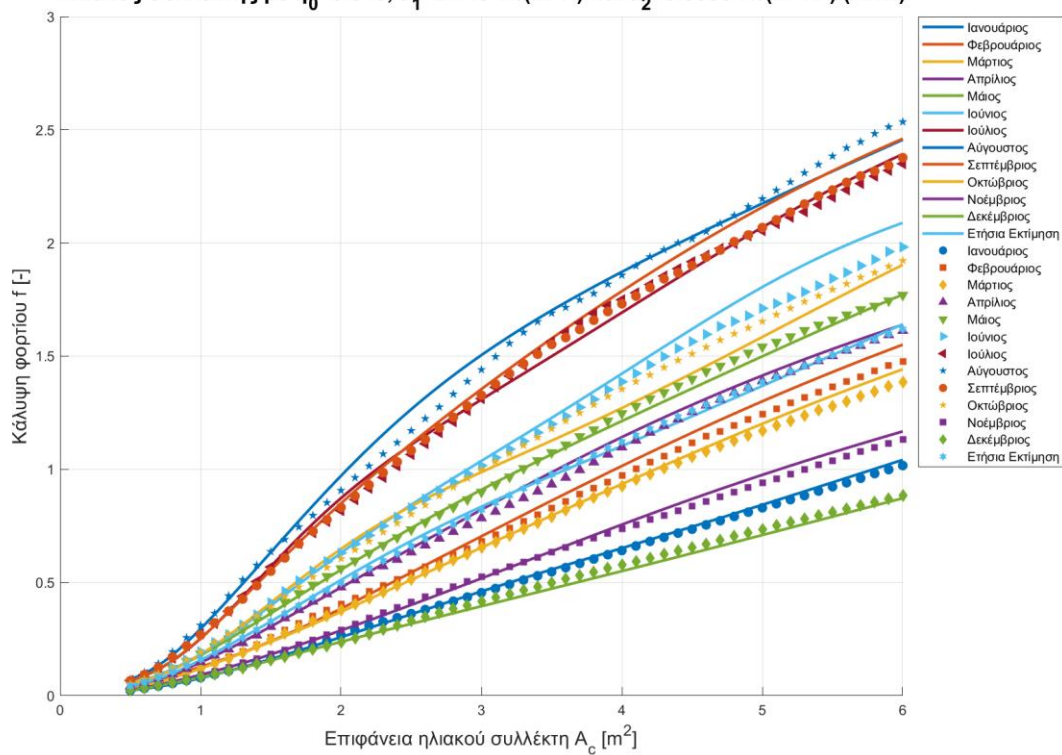
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.730$, $a_1=5.510 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0060 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (ANN)



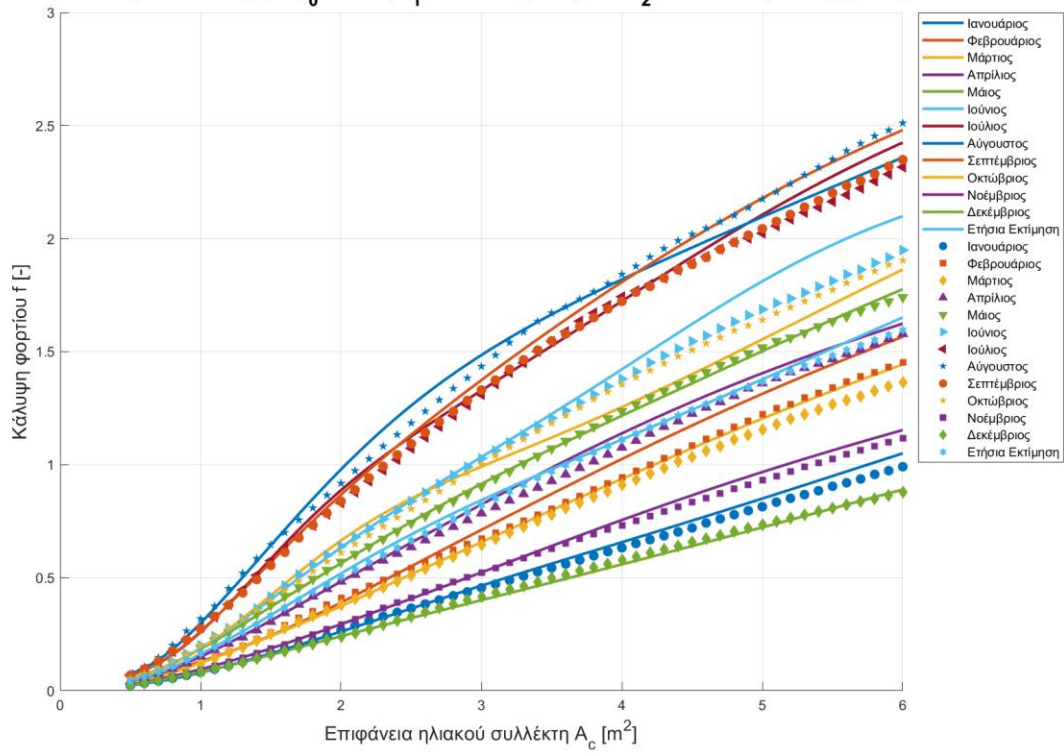
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.810$, $a_1=2.570 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0079 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (ANN)



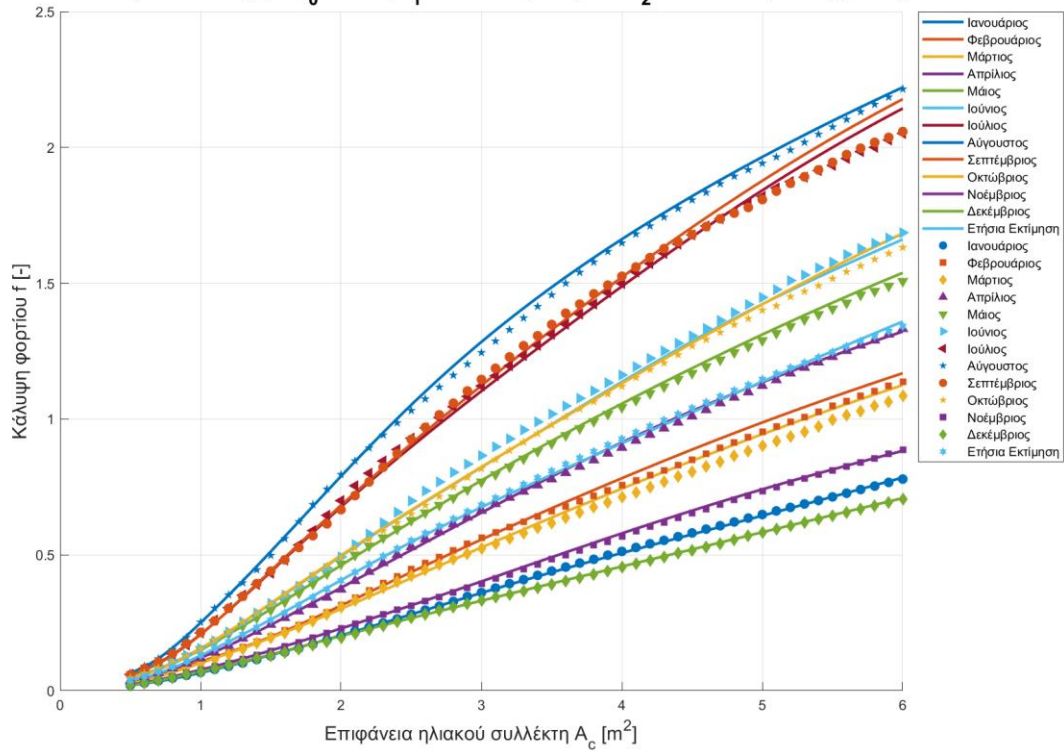
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.816$, $a_1=2.418 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0085 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (ANN)



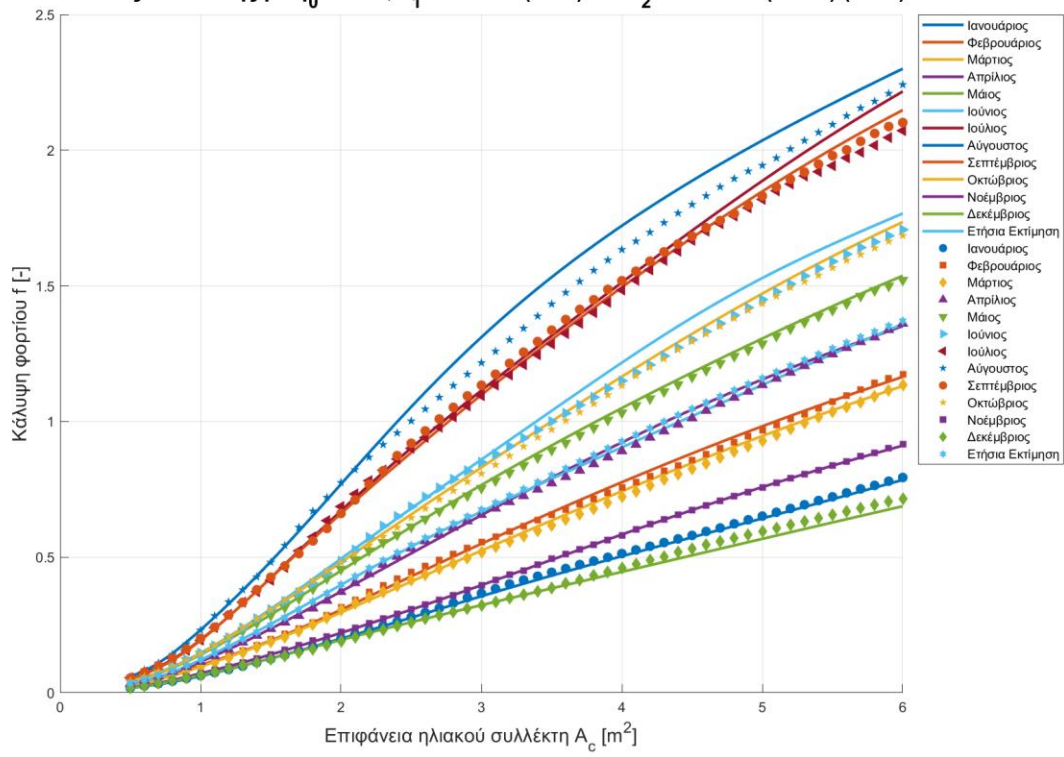
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.850$, $a_1=3.093 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0111 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (ANN)



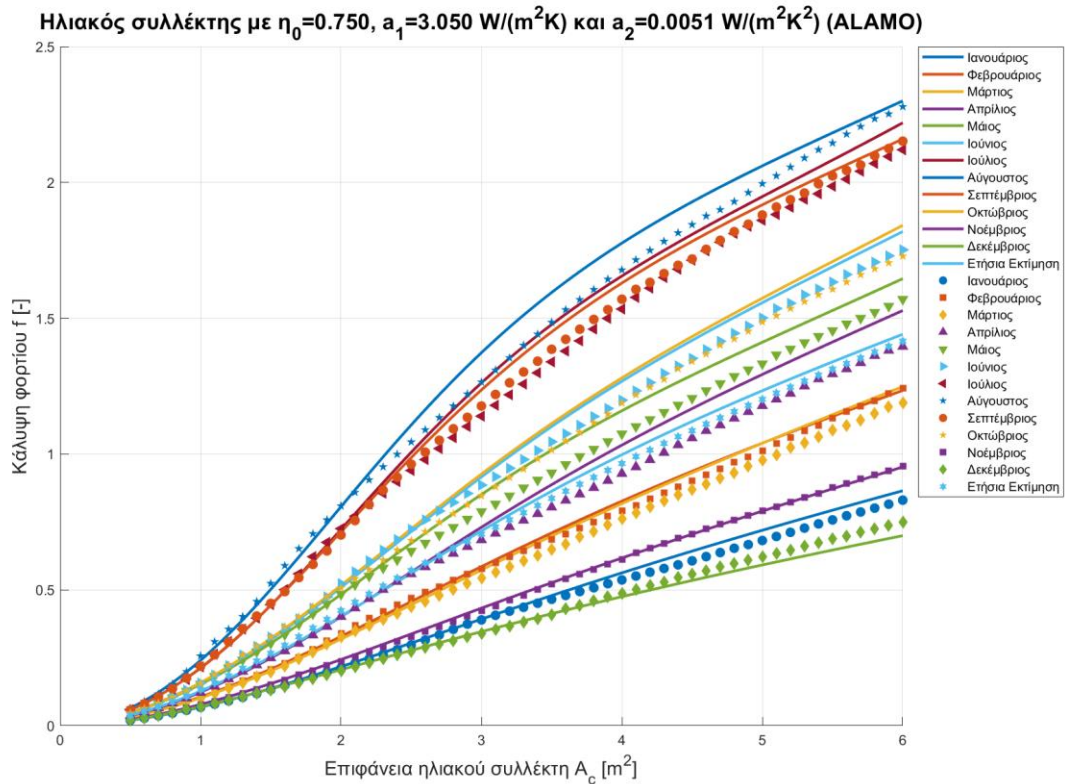
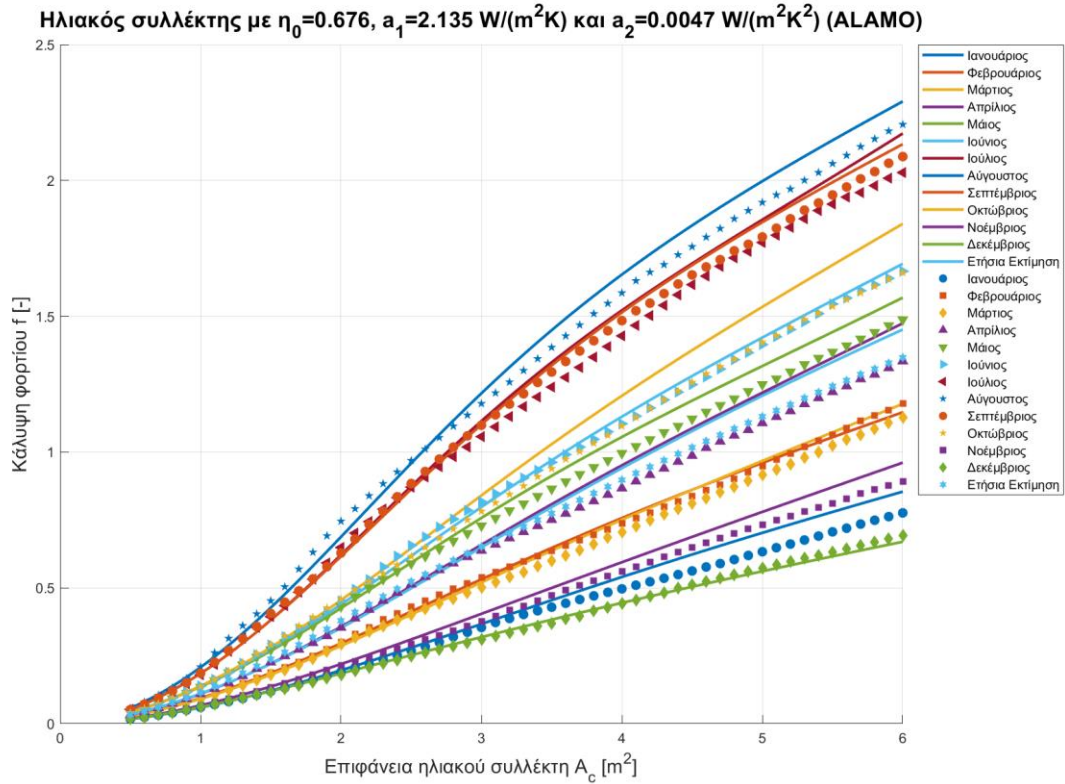
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.770$, $a_1=3.750 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0150 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (ANN)



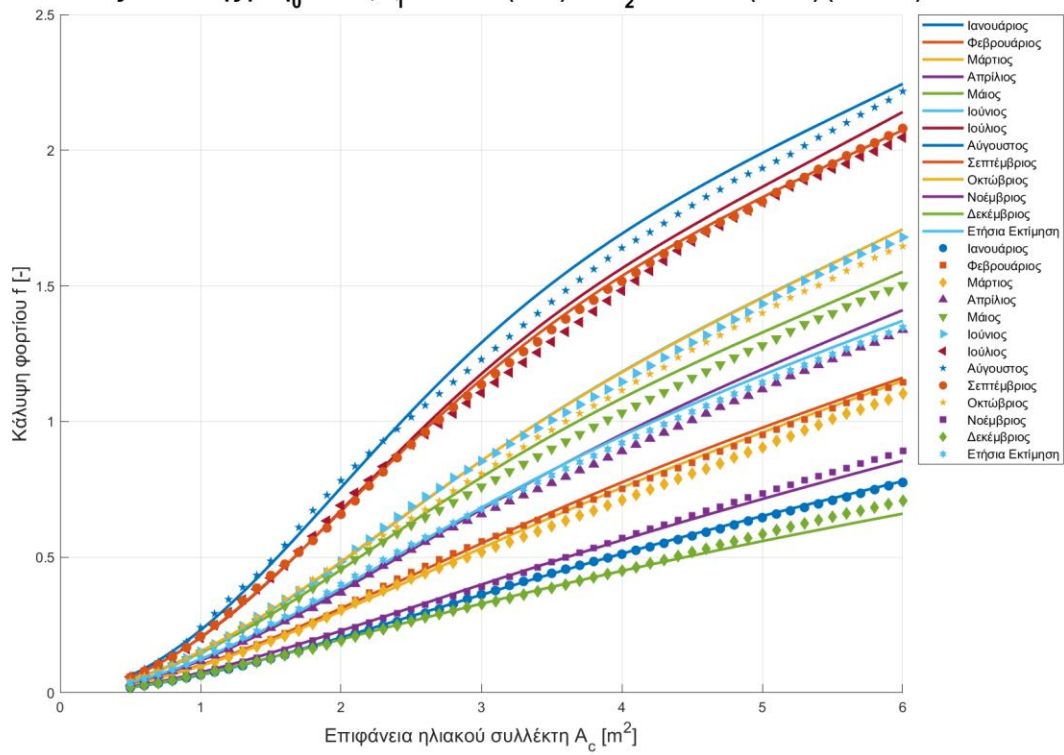
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.700$, $a_1=1.800 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0200 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (ANN)



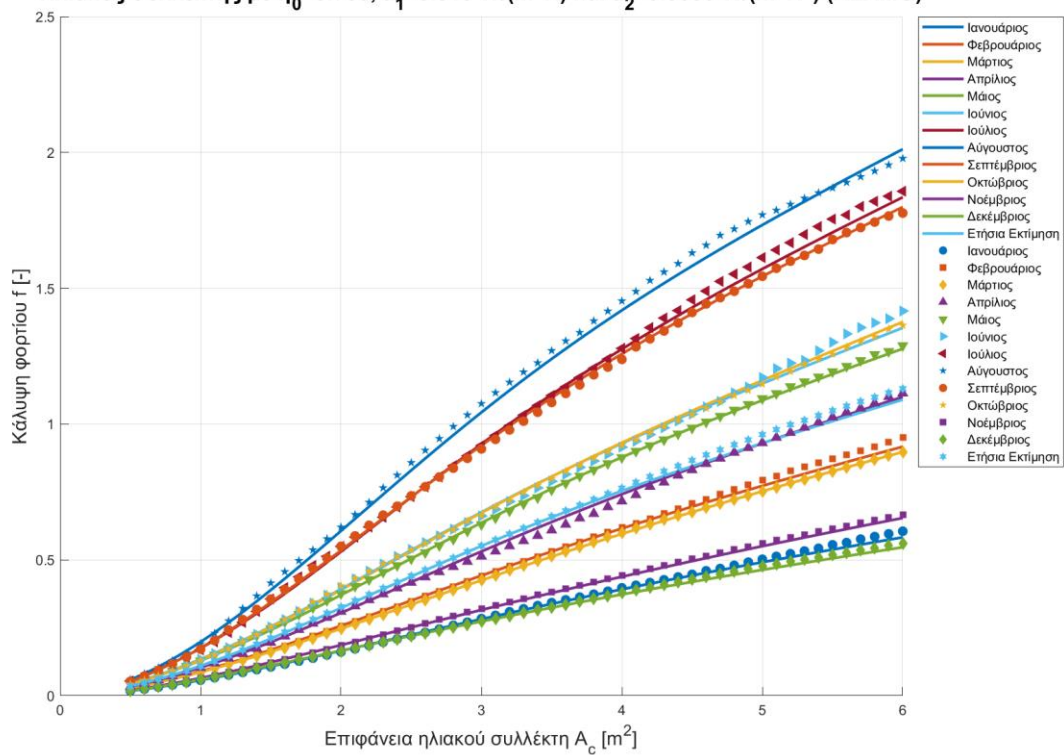
Διαγράμματα ALAMO



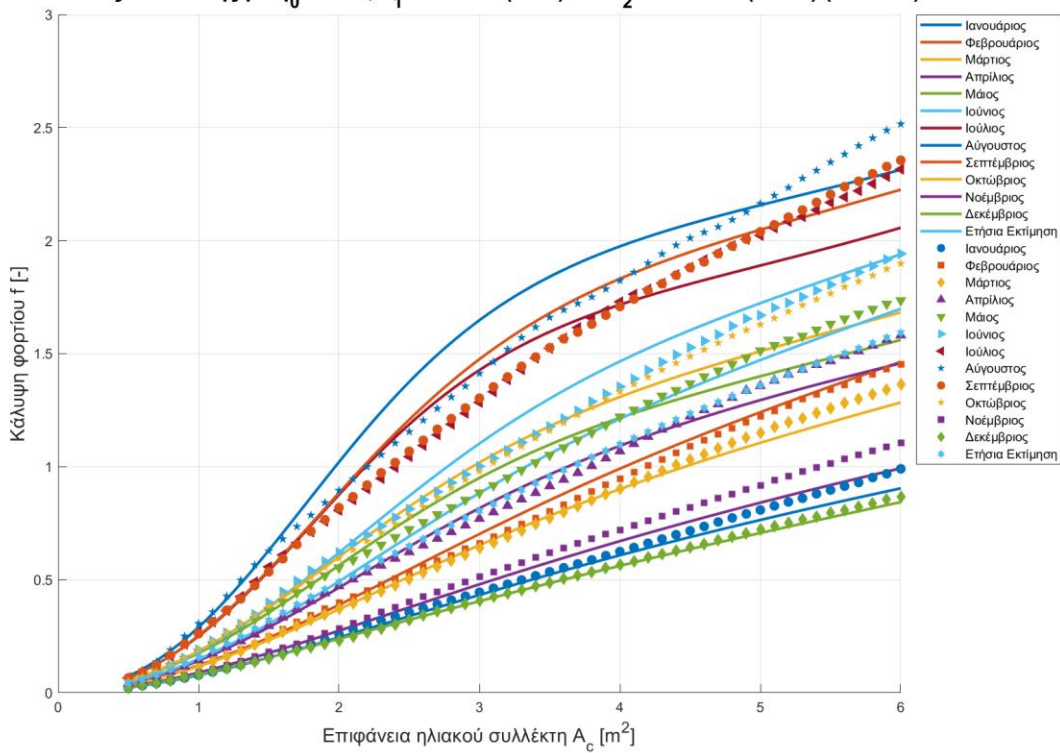
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.750$, $a_1=3.686 \text{ W/(m}^2\text{K)}$ και $a_2=0.0055 \text{ W/(m}^2\text{K}^2)$ (ALAMO)



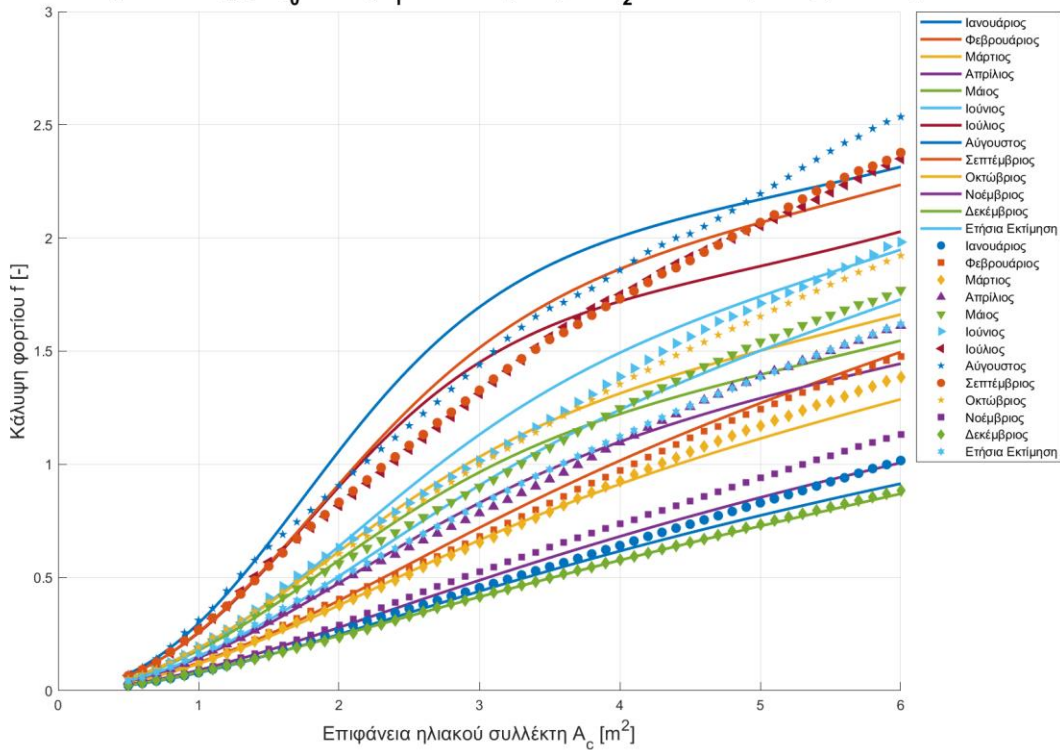
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.730$, $a_1=5.510 \text{ W/(m}^2\text{K)}$ και $a_2=0.0060 \text{ W/(m}^2\text{K}^2)$ (ALAMO)



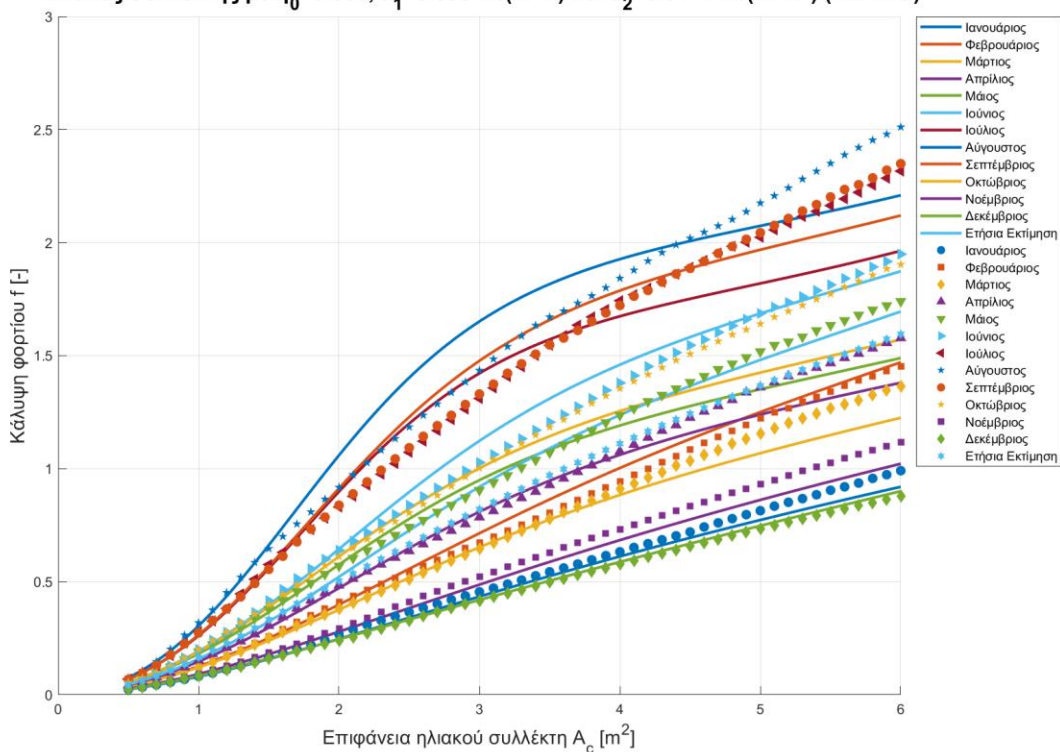
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.810$, $a_1=2.570 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0079 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (ALAMO)



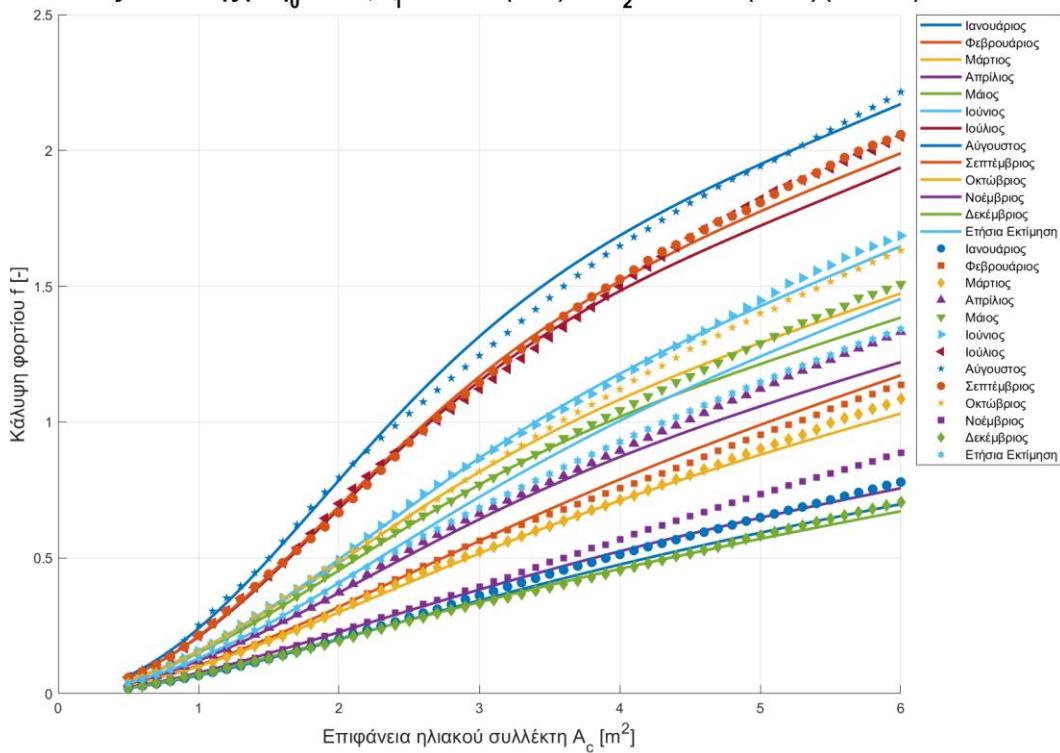
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.816$, $a_1=2.418 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0085 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (ALAMO)



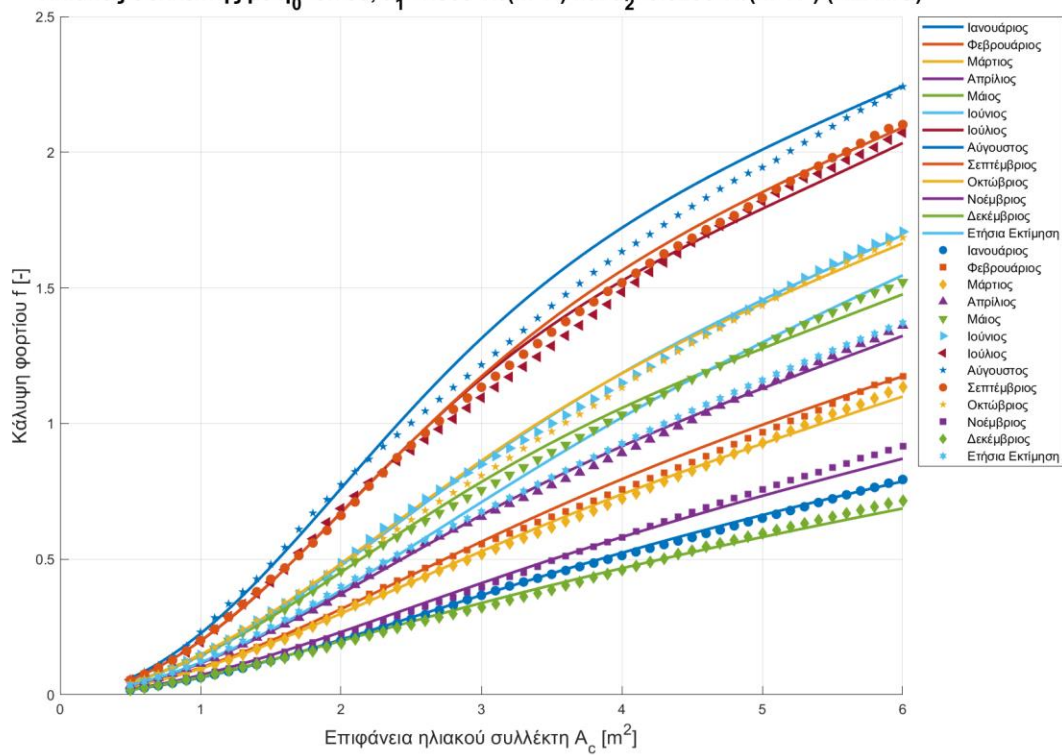
Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.850$, $a_1=3.093 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0111 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (ALAMO)



Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.770$, $a_1=3.750 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0150 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (ALAMO)



Ηλιακός συλλέκτης με $\eta_0=0.700$, $a_1=1.800 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K})$ και $a_2=0.0200 \text{ W}/(\text{m}^2\text{K}^2)$ (ALAMO)



Εξισώσεις ALAMO

Οι εξισώσεις μπορούν να αντιγραφούν και να επικολληθούν στο MATLAB: (Το log του MATLAB είναι το ln, $X_1 \rightarrow$ επιφάνεια ηλιακού συλλέκτη, $X_2 \rightarrow$ ηθ $X_3 \rightarrow a_1$ $X_4 \rightarrow a_2$)

Ιανουάριος:

```
'1/f=-8.142120899054021 .* X1./11.50002 + 81.753035834905702 .* X2 + 2.283246836467180
.* X3./7.00002 - 50.975438542413201 .* X4 + 2.064805223695880 .* log(X1./11.50002) -
14.733711545010101 .* log(X2) - 1.462147939675070 .* log(X3./7.00002) +
0.624001027665019 .* log(X4) - 0.399810512479624 .* exp(X1./11.50002) -
28.266649197089500 .* exp(X2) - 0.358305952761539 .* exp(X3./7.00002) +
0.005841251703669 .* (X1./11.50002).^2 + 0.037359277489365 .* (X3./7.00002).^2 -
5.850665960907680 .* (X1./11.50002).^1 + 0.036323596216906 .* (X1.*X2./11.50002).^2 -
0.000386710229918 .* (X1.*X3./80.5003700004).^2 + 0.000000045668919 .*
(X1.*X4./11.50002).^2 + 0.005058788168573 .* (X2.*X3./7.00002).^2 + 2.872718649918700
.* (X1.*X2./11.50002).^1 + 0.219776497155650 .* (X1.*X3./80.5003700004).^1 -
0.000294294918308 .* (X1.*X4./11.50002).^1 - 0.251665410914757 .* (X2.*X3./7.00002).^1
+ 2.643038874322900 .* (X1.*X2./11.50002).^2 - 0.541306750416741 .* (X2.*X3./7.00002).^2
+ 0.000213947730251 .* (X1.*X2.*X3./80.5003700004).^2 - 0.160266666386757 .*
(X1.*X2.*X3./80.5003700004).^1 + 0.007252817772198 .* (X1./X2./11.50002).^2 -
0.003643031173299 .* (X1./X3./1.64285530613).^2 - 0.120214212467986 .*
(X2./X1./0.869563705107E-001).^2 + 0.228675295957515 .* (X2./X3./0.142856734695).^2 -
0.062565851501951 .* (X3./X2./7.00002).^2 + 3.269184764334000 .* (X1./X2./11.50002).^1 +
0.554618205060806 .* (X1./X3./1.64285530613).^1 + 3.547802701314870 .*
(X2./X1./0.869563705107E-001).^1'
```

Φεβρουάριος:

```
'1/f=-4.148812296556450 .* X1./11.50002 + 0.636189073476310 .* X2 - 0.129320579284874 .*
X3./7.00002 + 17.715663394980499 .* X4 + 2.126899323643280 .* log(X1./11.50002) -
0.221174024062860 .* log(X2) - 0.169235358401232 .* log(X3./7.00002) - 0.156510827268797
.* log(X4) + 0.859403918209637 .* exp(X1./11.50002) + 0.058068325469857 .*
exp(X3./7.00002) + 0.015500655244879 .* (X1./11.50002).^2 - 0.006698144968972 .*
(X3./7.00002).^2 - 1.333355327173860 .* (X1./11.50002).^1 + 0.015819590231971 .*
(X1.*X2./11.50002).^2 - 0.000140921743886 .* (X1.*X3./80.5003700004).^2 +
0.003349684470151 .* (X2.*X3./7.00002).^2 + 0.961563471519843 .* (X1.*X2./11.50002).^1
+ 0.089267583130768 .* (X1.*X3./80.5003700004).^1 - 0.000051880510945 .*
(X1.*X4./11.50002).^1 - 0.024023137232169 .* (X2.*X3./7.00002).^1 + 0.204937844980980
.* (X1.*X3./80.5003700004).^2 - 0.373693825998962 .* (X2.*X3./7.00002).^2 -
0.114989262294577 .* (X1.*X3./80.5003700004).^3 + 0.000088461739351 .*
(X1.*X2.*X3./80.5003700004).^2 - 0.065065343408263 .* (X1.*X2.*X3./80.5003700004).^1
- 0.003375462792358 .* (X1./X2./11.50002).^2 - 0.003245787180748 .*
(X1./X3./1.64285530613).^2 + 0.183084056090618 .* (X2./X3./0.142856734695).^2 +
```


$$0.675276238802298 \cdot (X1./X2./11.50002).^{-1} + 0.371407999229293 \cdot (X1./X3./1.64285530613).^{-1}$$

Μάρτιος:

$$\begin{aligned} '1/f = & -5.572077867226410 \cdot X1./11.50002 + 4.265929703501930 \cdot X2 - 0.505089621708124 \cdot X3./7.00002 - 22.125437559377598 \cdot X4 + 2.700203928883480 \cdot \log(X1./11.50002) - \\ & 2.802847488286130 \cdot \log(X2) - 0.252526510800947 \cdot \log(X3./7.00002) + 0.352793955049790 \cdot \log(X4) + \\ & 1.197355032796650 \cdot \exp(X1./11.50002) + 0.014571074402332 \cdot \exp(X3./7.00002) + \\ & 0.010495320368795 \cdot (X1./11.50002)^{-2} - 0.004745887118382 \cdot (X3./7.00002)^{-2} - \\ & 0.460114988583384 \cdot (X1./11.50002)^{-1} + 0.015523182010869 \cdot (X1.*X2./11.50002)^{-2} - \\ & 0.000160765632542 \cdot (X1.*X3./80.5003700004)^{-2} + 0.003481759575266 \cdot (X2.*X3./7.00002)^{-2} + \\ & 0.701017221469127 \cdot (X1.*X2./11.50002)^{-1} + 0.080463438927724 \cdot (X1.*X3./80.5003700004)^{-1} - \\ & 0.076774234733162 \cdot (X2.*X3./7.00002)^{-1} + 0.765091842865652 \cdot (X1.*X3./80.5003700004)^2 - \\ & 242.521241164590009 \cdot (X1.*X4./11.50002)^2 - 0.292985812658087 \cdot (X2.*X3./7.00002)^2 - \\ & 0.411545548674936 \cdot (X1.*X3./80.5003700004)^3 + 0.000077164449140 \cdot (X1.*X2.*X3./80.5003700004)^{-2} - \\ & 0.049495274399135 \cdot (X1.*X2.*X3./80.5003700004)^{-1} + 0.005749247176096 \cdot (X1./X2./11.50002)^{-2} - \\ & 0.012754424280926 \cdot (X1./X3./1.64285530613)^{-2} + 0.174705627131883 \cdot (X2./X3./0.142856734695)^{-2} + \\ & 0.003112537808586 \cdot (X3./X1./0.608696332702)^{-2} + 0.539725845620599 \cdot (X1./X3./1.64285530613)^{-1} + \\ & 0.000189771037583 \cdot (X3./X1./0.608696332702)^3 \end{aligned}$$

Απρίλιος:

$$\begin{aligned} '1/f = & -6.006511805597390 \cdot X1./11.50002 + 4.364168705987270 \cdot X2 + 0.672282739372197 \cdot X3./7.00002 - \\ & 29.939626936574001 \cdot X4 + 2.814416016975420 \cdot \log(X1./11.50002) - 3.092534957850340 \cdot \log(X2) - \\ & 1.026132632533640 \cdot \log(X3./7.00002) + 0.430766390083249 \cdot \log(X4) + 1.392014031874570 \cdot \exp(X1./11.50002) - \\ & 0.281456927532084 \cdot \exp(X3./7.00002) + 0.010564237447889 \cdot (X1./11.50002)^{-2} + 0.003317008332007 \cdot (X3./7.00002)^{-2} - \\ & 0.238704822944846 \cdot (X1./11.50002)^{-1} + 0.012190191091489 \cdot (X1.*X2./11.50002)^{-2} + \\ & 0.000044257052666 \cdot (X1.*X3./80.5003700004)^{-2} + 0.006187901116987 \cdot (X2.*X3./7.00002)^{-2} + \\ & 0.555749227926386 \cdot (X1.*X2./11.50002)^{-1} - 0.241937704997943 \cdot (X2.*X3./7.00002)^{-1} + \\ & 0.439424963105558 \cdot (X1.*X3./80.5003700004)^2 - 0.042030299282635 \cdot (X2.*X3./7.00002)^2 - \\ & 0.256254634268104 \cdot (X1.*X3./80.5003700004)^3 - 442.809678385436996 \cdot (X1.*X2.*X4./11.50002)^2 + \\ & 0.003246271536054 \cdot (X1./X2./11.50002)^{-2} - 0.004474276974761 \cdot (X1./X3./1.64285530613)^{-2} + \\ & 0.220674852156465 \cdot (X2./X3./0.142856734695)^{-2} + 0.381437736893900 \cdot (X1./X3./1.64285530613)^{-1} \end{aligned}$$

Μάιος:

'1/f=-7.644209673298940 .* X1./11.50002 + 4.760223822548960 .* X2 - 0.321726889359540 .* X3./7.00002 - 27.709474319743901 .* X4 + 3.434901947618930 .* log(X1./11.50002) - 2.736960421798260 .* log(X2) - 0.658793738180835 .* log(X3./7.00002) + 0.357267329660655 .* log(X4) + 1.960924452403090 .* exp(X1./11.50002) - 0.157297407069550 .* exp(X3./7.00002) + 0.016430094089435 .* (X1./11.50002).^2 - 0.002247894167475 .* (X3./7.00002).^2 - 0.345112896039401 .* (X1./11.50002).^1 + 0.003601604457551 .* (X1.*X2./11.50002).^2 - 0.000012064748508 .* (X1.*X3./80.5003700004).^2 + 0.005084777903361 .* (X2.*X3./7.00002).^2 + 0.640222158578795 .* (X1.*X2./11.50002).^1 + 0.016027742500409 .* (X1.*X3./80.5003700004).^1 - 0.180954325384787 .* (X2.*X3./7.00002).^1 - 0.608135544279237 .* (X1.*X2./11.50002).^2 + 1.066952076795300 .* (X1.*X3./80.5003700004).^2 - 0.590835676647058 .* (X1.*X3./80.5003700004).^3 - 0.015367638093537 .* (X1./X3./1.64285530613).^2 + 0.162399310761711 .* (X2./X3./0.142856734695).^2 + 0.003642297358081 .* (X3./X1./0.608696332702).^2 + 0.499153746313950 .* (X1./X3./1.64285530613).^1 + 0.000226783684078 .* (X3./X1./0.608696332702).^3'

Ιούνιος:

'1/f=-7.137717254469520 .* X1./11.50002 + 2.953162042016490 .* X2 - 2.096695402000020 .* X3./7.00002 - 3.085922444637140 .* X4 + 3.069237146167240 .* log(X1./11.50002) - 0.113660466920644 .* log(X2) + 0.036167104211654 .* log(X3./7.00002) + 0.068948363025507 .* log(X4) + 1.499721233251310 .* exp(X1./11.50002) + 0.128021470868555 .* exp(X3./7.00002) + 0.007661323471021 .* (X1./11.50002).^2 - 0.001222114968256 .* (X3./7.00002).^2 - 0.254398810379618 .* (X1./11.50002).^1 + 0.006108257045448 .* (X1.*X2./11.50002).^2 + 0.000045539241963 .* (X1.*X3./80.5003700004).^2 - 0.001443602602256 .* (X2.*X3./7.00002).^2 + 0.635845321971721 .* (X1.*X2./11.50002).^1 - 0.002591973244331 .* (X1.*X3./80.5003700004).^1 + 0.035018264703281 .* (X2.*X3./7.00002).^1 + 0.017234198149936 .* (X1.*X3./80.5003700004).^2 + 0.134213111442247 .* (X2.*X3./7.00002).^2 + 0.004556348457283 .* (X1./X2./11.50002).^2 - 0.003679576985473 .* (X1./X3./1.64285530613).^2 - 0.001514060008901 .* (X3./X1./0.608696332702).^2 + 0.254619346976529 .* (X1./X3./1.64285530613).^1 + 0.514142149239953 .* (X2./X1./0.869563705107E-001).^1 + 1.289386024741790 .* (X2./X3./0.142856734695).^1'

Ιούλιος:

'1/f=-6.414355932755470 .* X1./11.50002 + 3.731016719047620 .* X2 - 0.796376320484211 .* X3./7.00002 - 14.026214999917800 .* X4 + 2.607526842351970 .* log(X1./11.50002) - 1.457345392121500 .* log(X2) - 0.361650765353279 .* log(X3./7.00002) + 0.189951534010226 .* log(X4) + 1.879767532174040 .* exp(X1./11.50002) - 0.234849146946585 .* exp(X3./7.00002) + 0.013250246811160 .* (X1./11.50002).^2 - 0.002489723498693 .*

$$\begin{aligned}
& (X3./7.00002).^{-2} - 0.525888776572715 .* (X1./11.50002).^{-1} + 0.004476586423546 .* \\
& (X1.*X2./11.50002).^{-2} - 0.000022170117017 .* (X1.*X3./80.5003700004).^{-2} + \\
& 0.003509790301411 .* (X2.*X3./7.00002).^{-2} + 0.562475040098831 .* (X1.*X2./11.50002).^{-1} \\
& + 0.017958871190178 .* (X1.*X3./80.5003700004).^{-1} - 0.127503205358423 .* \\
& (X2.*X3./7.00002).^{-1} - 1.008259425047290 .* (X1.*X2./11.50002).^2 + 1.167523252584560 .* \\
& (X1.*X3./80.5003700004).^2 - 0.902617655335816 .* (X1.*X3./80.5003700004).^3 + \\
& 0.640819642219019 .* (X1.*X2.*X3./80.5003700004).^3 + 0.003503171855943 .* \\
& (X1./X2./11.50002).^{-2} - 0.014101134103890 .* (X1./X3./1.64285530613).^{-2} + \\
& 0.237670225865438 .* (X2./X3./0.142856734695).^{-2} + 0.003396584334348 .* \\
& (X3./X1./0.608696332702).^{-2} + 0.474056880094020 .* (X1./X3./1.64285530613).^{-1} + \\
& 0.000203156191407 .* (X3./X1./0.608696332702).^3
\end{aligned}$$

Αύγουστος:

$$\begin{aligned}
& '1/f=-2.934130244925920 .* X1./11.50002 + 2.082225485843390 .* X2 - 0.808061757138364 .* \\
& X3./7.00002 + 2.922388957471460 .* X4 + 1.210114626430610 .* \log(X1./11.50002) + \\
& 0.207386120279555 .* \log(X2) + 0.178745851712349 .* \log(X3./7.00002) - 0.009749845920686 \\
& .* \log(X4) + 1.054818782067200 .* \exp(X1./11.50002) - 0.353954933553119 .* \\
& \exp(X3./7.00002) + 0.015814610291970 .* (X1./11.50002).^{-2} - 0.628921056459817 .* \\
& (X1./11.50002).^{-1} + 0.003888542701096 .* (X1.*X2./11.50002).^{-2} + 0.000039918871630 .* \\
& (X1.*X3./80.5003700004).^{-2} + 0.545246143888794 .* (X1.*X2./11.50002).^{-1} - \\
& 1.046482924874390 .* (X1.*X2./11.50002).^2 + 0.182298338390553 .* (X2.*X3./7.00002).^2 + \\
& 0.374063479363112 .* (X1.*X2.*X3./80.5003700004).^2 + 0.003408182603317 .* \\
& (X1./X2./11.50002).^{-2} - 0.003382896301730 .* (X1./X3./1.64285530613).^{-2} + \\
& 0.295790319080806 .* (X2./X3./0.142856734695).^{-2} + 0.249215637483723 .* \\
& (X1./X3./1.64285530613).^{-1}'
\end{aligned}$$

Σεπτέμβριος:

$$\begin{aligned}
& '1/f=-3.195838178219490 .* X1./11.50002 + 2.344117759497160 .* X2 - 1.001722389802140 .* \\
& X3./7.00002 + 1.345052990791540 .* X4 + 1.356603985084220 .* \log(X1./11.50002) - \\
& 0.361460368056769 .* \log(X2) + 0.270571857726489 .* \log(X3./7.00002) + 0.014257250964138 \\
& .* \log(X4) + 1.021788603200100 .* \exp(X1./11.50002) - 0.262389306300494 .* \\
& \exp(X3./7.00002) + 0.013191202593585 .* (X1./11.50002).^{-2} - 0.576233313609198 .* \\
& (X1./11.50002).^{-1} + 0.006551963939873 .* (X1.*X2./11.50002).^{-2} + 0.504140086335368 .* \\
& (X1.*X2./11.50002).^{-1} + 0.020613997433997 .* (X1.*X3./80.5003700004).^{-1} - \\
& 0.785114131690899 .* (X1.*X2./11.50002).^2 + 0.137289064221865 .* (X2.*X3./7.00002).^2 - \\
& 0.008302569596113 .* (X1.*X2.*X3./80.5003700004).^1 + 0.315114145993574 .* \\
& (X1.*X2.*X3./80.5003700004).^2 + 0.004222383920271 .* (X1./X2./11.50002).^{-2} - \\
& 0.003779581804461 .* (X1./X3./1.64285530613).^{-2} + 0.269451958784456 .* \\
& (X2./X3./0.142856734695).^{-2} + 0.295492988617103 .* (X1./X3./1.64285530613).^{-1}'
\end{aligned}$$

Οκτώβριος:

$$\begin{aligned}
'1/f=& -5.341760354515170 \cdot X1./11.50002 + 4.025465386278420 \cdot X2 + 0.425953606118945 \cdot \\
& X3./7.00002 - 31.741985137798601 \cdot X4 + 2.327243131318370 \cdot \log(X1./11.50002) - \\
& 1.863287969076210 \cdot \log(X2) - 0.645796032855069 \cdot \log(X3./7.00002) + 0.406989639715333 \\
& \cdot \log(X4) + 1.721877872702990 \cdot \exp(X1./11.50002) - 0.392742026595016 \cdot \\
& \exp(X3./7.00002) + 0.009881656498809 \cdot (X1./11.50002).^{-2} + 0.002998719665344 \cdot \\
& (X3./7.00002).^{-2} - 0.410304855719016 \cdot (X1./11.50002)^{-1} + 0.008420532654476 \cdot \\
& (X1.*X2./11.50002).^{-2} + 0.000039564812505 \cdot (X1.*X3./80.5003700004).^{-2} + \\
& 0.003769011557270 \cdot (X2.*X3./7.00002).^{-2} + 0.599211801688671 \cdot (X1.*X2./11.50002).^{-1} \\
& - 0.161964785001442 \cdot (X2.*X3./7.00002)^{-1} - 1.109597769479180 \cdot (X1.*X2./11.50002).^2 \\
& - 0.386145038185816 \cdot (X1.*X3./80.5003700004).^2 - 0.052149229286886 \cdot \\
& (X2.*X3./7.00002).^2 + 0.907195885540054 \cdot (X1.*X2.*X3./80.5003700004).^2 + \\
& 0.004804754722299 \cdot (X1./X2./11.50002).^{-2} - 0.003893180166290 \cdot \\
& (X1./X3./1.64285530613).^{-2} + 0.282634103077839 \cdot (X2./X3./0.142856734695).^{-2} + \\
& 0.307557809839197 \cdot (X1./X3./1.64285530613)^{-1}'
\end{aligned}$$

Νοέμβριος:

$$\begin{aligned}
'1/f=& -1.494862871215250 \cdot X1./11.50002 + 113.380153072482003 \cdot X2 - 10.003419032489299 \\
& \cdot X3./7.00002 - 57.252011624461304 \cdot X4 + 1.083048472264360 \cdot \log(X1./11.50002) - \\
& 19.908193462111001 \cdot \log(X2) + 3.200040698016060 \cdot \log(X3./7.00002) + \\
& 0.736654473134919 \cdot \log(X4) - 0.914139912181590 \cdot \exp(X1./11.50002) - \\
& 38.724916572192200 \cdot \exp(X2) + 0.346922100878439 \cdot \exp(X3./7.00002) - \\
& 0.032175446979906 \cdot (X1./11.50002).^{-2} - 0.029642553737880 \cdot (X3./7.00002).^{-2} - \\
& 5.123748263309480 \cdot (X1./11.50002)^{-1} + 0.047483280635249 \cdot (X1.*X2./11.50002).^{-2} - \\
& 0.000383988188910 \cdot (X1.*X3./80.5003700004).^{-2} - 0.000000010968944 \cdot \\
& (X1.*X4./11.50002).^{-2} - 0.012491849037139 \cdot (X2.*X3./7.00002).^{-2} + 2.303460384652590 \\
& \cdot (X1.*X2./11.50002)^{-1} + 0.223374870154462 \cdot (X1.*X3./80.5003700004)^{-1} + \\
& 0.742658212230266 \cdot (X2.*X3./7.00002)^{-1} + 1.448762139795510 \cdot (X1.*X2./11.50002).^2 \\
& + 0.118858767826666 \cdot (X1.*X3./80.5003700004).^2 + 1.125014571354140 \cdot \\
& (X2.*X3./7.00002).^2 + 0.000199080304542 \cdot (X1.*X2.*X3./80.5003700004).^{-2} - \\
& 0.158931318919543 \cdot (X1.*X2.*X3./80.5003700004)^{-1} + 0.032709905502454 \cdot \\
& (X1./X2./11.50002).^{-2} - 0.002848967525604 \cdot (X1./X3./1.64285530613).^{-2} + \\
& 0.292557451386065 \cdot (X2./X1./0.869563705107E-001).^{-2} + 0.000151744600689 \cdot \\
& (X3./X1./0.608696332702).^{-2} + 2.947793154189210 \cdot (X1./X2./11.50002)^{-1} + \\
& 0.508906074423257 \cdot (X1./X3./1.64285530613)^{-1} + 4.183605043134410 \cdot \\
& (X2./X3./0.142856734695)^{-1}'
\end{aligned}$$

Δεκέμβριος:

$$\begin{aligned}
'1/f=& 0.146369297145518 \cdot X1./11.50002 + 90.226482584349199 \cdot X2 - 7.782622137482170 \cdot \\
& X3./7.00002 + 21.315749436920900 \cdot X4 + 0.285148941153418 \cdot \log(X1./11.50002) - \\
& 14.248841102050500 \cdot \log(X2) + 3.122567833495390 \cdot \log(X3./7.00002) -
\end{aligned}$$

0.180927842009214 .* log(X4) - 1.900181748278780 .* exp(X1./11.50002) -
 32.087015531240098 .* exp(X2) + 0.734951743390998 .* exp(X3./7.00002) +
 0.011693766752070 .* (X1./11.50002).^2 - 0.025349744618671 .* (X3./7.00002).^2 -
 6.725272821958470 .* (X1./11.50002).^1 + 0.039480404048443 .* (X1.*X2./11.50002).^2 -
 0.000502489415400 .* (X1.*X3./80.5003700004).^2 - 0.000000011418588 .*
 (X1.*X4./11.50002).^2 - 0.013459967788505 .* (X2.*X3./7.00002).^2 + 2.832535618275000
 .* (X1.*X2./11.50002).^1 + 0.256588818342859 .* (X1.*X3./80.5003700004).^1 +
 0.701625529123676 .* (X2.*X3./7.00002).^1 + 2.001756880992580 .* (X1.*X2./11.50002).^2
 + 0.270818483578232 .* (X1.*X3./80.5003700004).^2 + 0.000231623152471 .*
 (X1.*X2.*X3./80.5003700004).^2 - 0.174044215541046 .* (X1.*X2.*X3./80.5003700004).^1
 - 0.000252459397579 .* (X1./X2./11.50002).^2 - 0.002954513754207 .*
 (X1./X3./1.64285530613).^2 + 0.474815154126545 .* (X2./X1./0.869563705107E-001).^2 +
 0.001483021437667 .* (X3./X1./0.608696332702).^2 + 3.878595624785050 .*
 (X1./X2./11.50002).^1 + 0.547019322013973 .* (X1./X3./1.64285530613).^1 +
 2.514551648561370 .* (X2./X3./0.142856734695).^1'

Ετήσια:

'1/f=-5.215475767617980 .* X1./11.50002 - 3.793866962731850 .* X2 + 2.800872800234640 .*
 X3./7.00002 + 33.968672714712497 .* X4 + 2.306118735613520 .* log(X1./11.50002) +
 7.332740840777980 .* log(X2) - 1.916845701065050 .* log(X3./7.00002) - 0.349174664186256
 .* log(X4) + 1.805216979154200 .* exp(X1./11.50002) + 0.170501933693886 .*
 exp(X3./7.00002) + 0.014057536715924 .* (X1./11.50002).^2 + 1.030333122926400 .* X2.^2
 + 0.003559595043320 .* (X3./7.00002).^2 - 0.336119527427428 .* (X1./11.50002).^1 +
 0.010700156225199 .* (X1.*X2./11.50002).^2 + 0.010569810134896 .* (X2.*X3./7.00002).^2
 + 0.632639946662561 .* (X1.*X2./11.50002).^1 - 0.375880493415747 .* (X2.*X3./7.00002).^1
 - 1.173717655016590 .* (X1.*X2./11.50002).^2 - 0.822960201830836 .*
 (X1.*X3./80.5003700004).^2 - 1.197846609798870 .* (X2.*X3./7.00002).^2 +
 1.168583626604300 .* (X1.*X2.*X3./80.5003700004).^2 + 0.190024498940650 .*
 (X1./X3./1.64285530613).^1'

