



**ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΚΡΗΤΗΣ  
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ**

---

**Μελέτη για τη Βιώσιμη Διαχείριση Ενέργειας στο  
Πολυτεχνείο Κρήτης με Χρήση Συστήματος  
Υποστήριξης Αποφάσεων και Τεχνητής Νοημοσύνης**

---

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

Λιανός Αναστάσιος

## **Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή**

Δούμπος Μιχάλης, Επιβλέπων Καθηγητής

Παπαευθυμίου Σπύρος, Καθηγητής

Ιψάκης Δημήτρης, Επίκουρος Καθηγητής

## Περιεχόμενα

Περίληψη .....	5
Ευχαριστίες .....	6
1.Εισαγωγή.....	7
1.1 Σκοπός της Εργασίας .....	7
1.2 Δομή.....	7
1.3 Γενικά για την ενεργειακή κρίση και την ανάγκη για βιώσιμη διαχείριση .....	7
1.4 Ρόλος των έξυπνων τεχνολογιών και της τεχνητής νοημοσύνης στη λήψη αποφάσεων.....	8
1.5 Στόχοι και ερευνητικά ερωτήματα .....	9
2. Θεωρητικό Υπόβαθρο – Βιβλιογραφική Ανασκόπηση .....	10
2.1 Βασικές έννοιες .....	10
2.2 Βιώσιμη διαχείριση ενέργειας: αρχές και στόχοι.....	11
2.3 Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων στον τομέα της ενέργειας .....	12
2.4 Ρόλος της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Μηχανικής Μάθησης .....	12
2.5 Πολυκριτήρια Ανάλυση Αποφάσεων .....	14
2.6 Συναφείς μελέτες και ερευνητικά μοντέλα .....	14
2.7 Σύγκριση προσεγγίσεων .....	15
2.8 Σύγχρονες Τάσεις στη Βιώσιμη Διαχείριση Ενέργειας .....	16
2.9 Ενεργειακός Συμψηφισμός και Συμψηφισμός Λογαριασμών.....	16
2.10 Σκοποί της Πρόβλεψης στην Ενεργειακή Διαχείριση.....	19
3. Μεθοδολογία.....	21
3.1 Τα μοντέλα AR(1), CV Ensemble, LSTM .....	21
3.2 Εργαλεία μηχανικής μάθησης στην ενεργειακή πρόβλεψη.....	24
3.3 Εργαλεία και τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν .....	28
3.4 Περιγραφή της υπολογιστικής προσέγγισης.....	31
3.5 Βήματα ανάπτυξης του μοντέλου .....	32
3.6 Δομή του Συστήματος Υποστήριξης Αποφάσεων .....	34
3.7 Παραδοχές – περιορισμοί.....	34
3.8 Παράδειγμα Χρήσης της Πρόβλεψης Κατανάλωσης .....	34
4. Ανάλυση & Αποτελέσματα.....	37
4.1 Παρουσίαση των δεδομένων εισόδου (datasets, μεταβλητές) .....	38

4.2 Αποτελέσματα μοντέλου πρόβλεψης.....	38
4.3 Ανάλυση ευαισθησίας .....	42
4.4 Σύγκριση σεναρίων.....	42
4.5 Σχολιασμός αποτελεσμάτων .....	44
4.6 Επιπτώσεις για τη διαχείριση ενέργειας.....	44
4.7 Πλεονεκτήματα και περιορισμοί της μεθόδου .....	44
4.8 Πρακτικοί Περιορισμοί.....	45
4.9 Οικονομικά στοιχεία.....	51
4.10 Συσχετίσεις με καιρικά δεδομένα .....	52
4.11 Συσχέτιση με βιβλιογραφία.....	52
5. Συμπεράσματα και Μελλοντική Έρευνα.....	54
5.1 Σύνοψη βασικών ευρημάτων.....	54
5.2 Πρακτικές εφαρμογές συστήματος .....	54
5.3 Προτάσεις για περαιτέρω ανάπτυξη ή βελτιώσεις .....	55
Βιβλιογραφία .....	56
Παράρτημα Α – Αποτελέσματα Κώδικα.....	59

## Περίληψη

Η παρούσα εργασία πραγματεύεται τη βιώσιμη διαχείριση ενέργειας με εφαρμογή στο Πολυτεχνείο Κρήτης, μέσω της ανάπτυξης και αξιολόγησης ενός υπολογιστικού συστήματος υποστήριξης αποφάσεων (DSS). Αξιοποιώντας ιστορικά ενεργειακά και μετεωρολογικά δεδομένα, εφαρμόστηκαν προβλεπτικά μοντέλα στατιστικής ανάλυσης και μηχανικής μάθησης (AR(1), CV Ensemble, LSTM) για την εκτίμηση της μελλοντικής ενεργειακής κατανάλωσης και της παραγωγής από υφιστάμενα φωτοβολταϊκά συστήματα. Παράλληλα, αναπτύχθηκαν σενάρια επέκτασης φωτοβολταϊκής ισχύος, τα οποία αξιολογήθηκαν μέσω δεικτών καθαρής παρούσας αξίας (NPV) και απόδοσης επένδυσης (ROI).

Τα αποτελέσματα ανέδειξαν την υπεροχή του μοντέλου LSTM στην πρόβλεψη κατανάλωσης και του CV Ensemble στην πρόβλεψη παραγωγής ενέργειας, ενώ η προσθήκη φωτοβολταϊκών ισχύος έως 2376 kW επιτρέπει σχεδόν πλήρη ενεργειακή αυτονομία με σημαντικά οικονομικά οφέλη. Το DSS που αναπτύχθηκε υποστηρίζει τη στρατηγική λήψη αποφάσεων, συνδυάζοντας τεχνικά και οικονομικά κριτήρια. Τα ευρήματα ενισχύουν τη βιβλιογραφική θέση ότι η χρήση τεχνητής νοημοσύνης μπορεί να συμβάλει ουσιαστικά στην ενεργειακή βιωσιμότητα των εκπαιδευτικών ιδρυμάτων.

## Ευχαριστίες

Θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες στον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ. Μιχάλη Δούμπο, για την καθοδήγηση, τη συνεχή υποστήριξη και τις πολύτιμες συμβουλές του καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Ευχαριστώ επίσης το Πολυτεχνείο Κρήτης για την παροχή των απαραίτητων δεδομένων και υποδομών που συνέβαλαν καθοριστικά στην υλοποίηση της μελέτης.

Ιδιαίτερη ευγνωμοσύνη οφείλω στην οικογένειά μου για την αμέριστη υποστήριξη, την υπομονή και την ενθάρρυνση τους σε κάθε στάδιο της ακαδημαϊκής μου πορείας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους φίλους και συμφοιτητές μου για την αλληλοβοήθεια και τις πολύτιμες συζητήσεις που πλούτισαν τη διάρκεια των σπουδών μου.

# **1.Εισαγωγή**

## **1.1 Σκοπός της Εργασίας**

Η εργασία αποσκοπεί στην ανάλυση και την ανασκόπηση της βιβλιογραφίας σχετικά με τη βιώσιμη διαχείριση ενέργειας μέσω της πολυκριτήριας ανάλυσης αποφάσεων και χρήση τεχνητής νοημοσύνης. Ως πεδίο εφαρμογής ορίζεται το Πολυτεχνείο Κρήτης από το οποίο θα αντληθούν πραγματικά δεδομένα και θα προταθούν ρεαλιστικές λύσεις. Προβλήματα που θα λυθούν αποτελούν: η αναποτελεσματική διαχείριση ενέργειας (υποστήριξη για την βελτιστοποίηση της ενεργειακής παραγωγής, κατανάλωσης και αποθήκευσης), ανεπαρκής ανάλυση κόστους-οφέλους (παροχή εργαλείων για την ανάλυση βιώσιμων και οικονομικά αποδοτικών ενεργειακών επιλογών).

## **1.2 Δομή**

Η παρούσα διπλωματική ακολουθεί μια δομημένη προσέγγιση, ξεκινώντας με μια εισαγωγή στο ζήτημα της ενεργειακής κρίσης και της ανάγκης για βιώσιμη διαχείριση ενέργειας. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται η θεωρητική τεκμηρίωση και βιβλιογραφία γύρω από την τεχνητή νοημοσύνη και τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων. Ακολουθεί η ενότητα της μεθοδολογίας, όπου αναλύονται τα εργαλεία, τα μοντέλα και τα υπολογιστικά βήματα που εφαρμόστηκαν. Το κύριο μέρος της εργασίας περιλαμβάνει την ανάλυση και τα αποτελέσματα της πρόβλεψης, της οικονομικής αξιολόγησης και των σεναρίων επέκτασης φωτοβολταϊκών. Τέλος, παρουσιάζονται τα συμπεράσματα, οι περιορισμοί της μελέτης και προτάσεις για μελλοντική έρευνα.

## **1.3 Γενικά για την ενεργειακή κρίση και την ανάγκη για βιώσιμη διαχείριση**

Η ενεργειακή κρίση αποτελεί μία από τις σοβαρότερες προκλήσεις της σύγχρονης εποχής, με επιπτώσεις που αγγίζουν τόσο την παγκόσμια οικονομία όσο και το περιβάλλον. Οι αυξανόμενες ενεργειακές ανάγκες, σε συνδυασμό με την εξάντληση των ορυκτών πόρων και την αστάθεια των γεωπολιτικών σχέσεων, έχουν οδηγήσει σε ακραίες διακυμάνσεις στις τιμές ενέργειας και σε προβλήματα ασφάλειας εφοδιασμού (IEA, 2022). Η κρίση εντάθηκε περαιτέρω μετά την πανδημία COVID-19 και την ενεργειακή αστάθεια που προέκυψε από τη ρωσο-ουκρανική σύγκρουση, αποκαλύπτοντας την εξάρτηση πολλών κρατών από μη βιώσιμες και μη διαφοροποιημένες πηγές ενέργειας (Tagliapietra & Zachmann, 2022).

Η ανάγκη για βιώσιμη διαχείριση ενέργειας προκύπτει ακριβώς από αυτή την πίεση: να διασφαλιστεί επάρκεια, οικονομική προσιτότητα και περιβαλλοντική προστασία ταυτόχρονα.

Η βιώσιμη ενεργειακή πολιτική επικεντρώνεται στη μείωση των εκπομπών CO<sub>2</sub>, στην αύξηση της ενεργειακής αποδοτικότητας και στην ενσωμάτωση Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας (ΑΠΕ) στο ενεργειακό μίγμα (UN, 2015). Παράλληλα, δίνεται έμφαση στη δημιουργία ευέλικτων και «έξυπνων» ενεργειακών δικτύων που μπορούν να προσαρμόζονται στις απαιτήσεις της αγοράς, αξιοποιώντας τεχνολογίες ψηφιακού μετασχηματισμού και υποστήριξης αποφάσεων.

Η μετάβαση σε ένα βιώσιμο ενεργειακό μέλλον δεν αποτελεί μόνο περιβαλλοντική αναγκαιότητα, αλλά και στρατηγική επιλογή για την οικονομική και κοινωνική ανθεκτικότητα των κρατών. Σύμφωνα με την Ευρωπαϊκή Επιτροπή (European Commission, 2021), η Πράσινη Συμφωνία στοχεύει στην επίτευξη κλιματικής ουδετερότητας έως το 2050, καθιστώντας την έξυπνη και βιώσιμη διαχείριση ενέργειας κρίσιμο άξονα πολιτικής και καινοτομίας.

Παλαιότερα, η επένδυση στα φωτοβολταϊκά παρείχε υψηλές αποδόσεις καθώς επρόκειτο για καινοτόμα τεχνολογία με ρίσκο, καθώς υπήρχε αβεβαιότητα σχετικά με το πως θα λειτουργήσουν και πως θα εδραιωθούν τα συστήματα αυτά. Στην Ελλάδα η οικονομική κρίση της χώρας είχε ενισχύσει την αβεβαιότητα των επενδύσεων. Σήμερα, οι αποδόσεις είναι μικρότερες, αλλά τα φωτοβολταϊκά συνεχίζουν να αποτελούν βιώσιμη επιλογή καθώς η τεχνητή νοημοσύνη, τα κέντρα δεδομένων και τα κρυπτονομίσματα υπολογίζεται ότι αυξάνουν ως και 30% τις ενεργειακές απαιτήσεις.

#### **1.4 Ρόλος των έξυπνων τεχνολογιών και της τεχνητής νοημοσύνης στη λήψη αποφάσεων**

Η ταχεία εξέλιξη των έξυπνων τεχνολογιών και της τεχνητής νοημοσύνης (TN) έχει επιφέρει ριζικές αλλαγές στον τρόπο με τον οποίο λαμβάνονται αποφάσεις στον ενεργειακό τομέα. Μέσω της συλλογής, επεξεργασίας και ανάλυσης τεράστιων όγκων δεδομένων (Big Data), καθίσταται δυνατός ο εντοπισμός μοτίβων, η πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης και η βελτιστοποίηση της λειτουργίας ενεργειακών συστημάτων σε πραγματικό χρόνο (Zhou et al., 2016). Τεχνικές όπως η μηχανική μάθηση (machine learning) έχουν βρει εφαρμογές σε προβλήματα πρόβλεψης φορτίου, διαχείρισης μικροδικτύων, ανίχνευσης ανωμαλιών και ενεργειακού σχεδιασμού (Wang et al., 2020).

Επιπλέον, τα έξυπνα συστήματα επιτρέπουν τη λήψη αποφάσεων σε περιβάλλοντα πολυπλοκότητας και αβεβαιότητας. Σε αυτό το πλαίσιο, ενσωματώνονται σε Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (Decision Support Systems - DSS), παρέχοντας δυναμική



προσαρμογή και αξιολόγηση εναλλακτικών σεναρίων, ακόμα και σε κατανεμημένα ενεργειακά συστήματα με Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας (Shahsavari & Akbari, 2018). Η TN λειτουργεί ως καταλύτης για τη μετάβαση από παραδοσιακά, στατικά μοντέλα σε πιο ευέλικτες και προσαρμοστικές μεθοδολογίες, ενισχύοντας τη βιωσιμότητα και την αποδοτικότητα.

Τέλος, η χρήση των έξυπνων τεχνολογιών διευκολύνει τη συμμετοχή των πολιτών μέσω έξυπνων μετρητών, εφαρμογών παρακολούθησης κατανάλωσης και δυνατοτήτων "prosumers", επεκτείνοντας τη λήψη αποφάσεων σε περισσότερους φορείς και ενισχύοντας την αποκέντρωση του ενεργειακού συστήματος (Morstyn et al., 2018). Αυτή η εξέλιξη αναδιαμορφώνει το μοντέλο διαχείρισης ενέργειας από κεντρικό σε συμμετοχικό και αποκεντρωμένο.

### **1.5 Στόχοι και ερευνητικά ερωτήματα**

Η εργασία αποσκοπεί στη διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο η χρήση ευφυών μεθόδων μπορεί να ενισχύσει την αποδοτικότητα, τη διαφάνεια και τη στρατηγική λήψη αποφάσεων για την ενεργειακή κατανάλωση και τον σχεδιασμό. Μέσω της ανάπτυξης και αξιολόγησης υπολογιστικού μοντέλου, επιδιώκεται να εντοπιστούν βέλτιστες πρακτικές και σεναρία για τη μείωση της ενεργειακής επιβάρυνσης και την ενίσχυση της περιβαλλοντικής βιωσιμότητας του ιδρύματος, ενσωματώνοντας παράλληλα παραμέτρους που αφορούν την ενεργειακή ζήτηση, το προφίλ κατανάλωσης και τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας.

## 2. Θεωρητικό Υπόβαθρο – Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

### 2.1 Βασικές έννοιες

Τα φωτοβολταϊκά πάνελ (photovoltaic panels): τα οποία συλλέγουν την ηλιακή ενέργεια και την μετατρέπουν σε ηλεκτρική. Τα φωτοβολταϊκα είναι πηγές ρεύματος και παράγουν συνεχές ρεύμα και τάση. Οι δύο βασικοί τύποι είναι τα μονοκρυσταλλικά και τα πολυκρυσταλλικά πάνελ. Ένα φωτοβολταϊκό πλαίσιο χαρακτηρίζεται από την ισχύ του σε ιδανικές συνθήκες (Wp). Στα αυτόνομα φωτοβολταϊκά οι διαφορές δεν είναι μεγάλες αν και τα μονοκρυσταλλικά πάνελ είναι αισθητικά πιο όμορφα, καταλαμβάνουν λιγότερο χώρο και παράγουν λίγο περισσότερο σε συνθήκες συννεφιάς.

Ο ρυθμιστής φόρτισης ή ελεγκτής φόρτισης (solar charge controller): είναι το "μυαλό" του αυτόνομου φωτοβολταϊκού συστήματος και είναι εκείνο το υποσύστημα που αναλαμβάνει τη φόρτιση των μπαταριών. Λαμβάνει ως είσοδο την έξοδο των φωτοβολταϊκών πλαισίων και την μετατρέπει σε κατάλληλα επίπεδα ρεύματος και τάσης για την φόρτιση των μπαταριών. Επίσης, αναλαμβάνει την παρακολούθηση του επιπέδου φόρτισης και αντίστοιχα λαμβάνει την απόφαση διακοπής αυτής όταν οι μπαταρίες είναι γεμάτες. Ο ελεγκτής φόρτισης χαρακτηρίζεται από την ισχύ του φωτοβολταϊκού που μπορεί να "σηκώσει" σε συγκεκριμένη τάση μπαταρίας. Συνήθως είναι MPPT (σύγχρονοι- έξυπνοι) ενώ παλαιότερα ήταν PWM. Πλέον στα σύγχρονα αυτόνομα φωτοβολταϊκα επιλέγουμε πάντα MPPT ρυθμιστές.

Οι μπαταρίες ή συσσωρευτές (batteries): ενός αυτόνομου φωτοβολταϊκού αποθηκεύουν την ηλεκτρική ενέργεια για όταν δεν είναι διαθέσιμη ηλιακή ενέργεια (βράδυ ή συννεφιά). Διακρίνονται σε ανοιχτού τύπου ή κλειστού τύπου και διαχωρίζονται ανάλογα με την τάσης τους συνήθως σε 2βολτες, 6βολτες και 12βολτες (με τον χρόνο ζωής τους να μειώνεται όσο αυξάνεται η τάση). Οι μπαταρίες φωτοβολταϊκών χαρακτηρίζονται από την τάση τους (V) και από την χωρητικότητά τους (Ah). Προσοχή χρειάζεται η θερμοκρασία χώρου στην οποία βρίσκονται οι μπαταρίες ενός αυτόνομου φωτοβολταϊκού και ο επαρκής αερισμός ειδικά όταν πρόκειται για μπαταρίες ανοιχτού τύπου. Σε αυτόνομα φωτοβολταϊκά συστήματα υψηλών απαιτήσεων επιλέγουμε πάντα 2βολτες μπαταρίες.

Ο αντιστροφέας (inverter): μετατρέπει την dc τάση των μπαταριών σε εναλασσόμενη. Χαρακτηρίζεται από την ισχύ του και υποδηλώνει το σύνολο των ταυτόχρονων φορτίων που μπορεί να "σηκώσει" ένα αυτόνομο φωτοβολταϊκό. Υπάρχουν αντιστροφείς καθαρού και τροποποιημένου ("βρώμικο" φάσμα ρεύματος ικανό να προκαλέσει ζημιές σε ηλεκτρονικό εξοπλισμό) ημιτόνου. Ο αντιστροφέας χαρακτηρίζεται από την ισχύ του (kVA), την ισχύ

εκκίνησης που μπορεί να δώσει για μικρό χρονικό διάστημα, την τάση μπαταρίας που λειτουργεί και από το γεγονός αν μπορεί να φορτίσει μπαταρίες ή όχι (απλός αντιστροφέας ή αντιστροφέας/φορτιστής). Στα σύγχρονα αυτόνομα φωτοβολταϊκά επιλέγουμε μόνο αντιστροφείς καθαρού ημιτόνου.

Ο μετατροπέας (converter): χρησιμοποιείται όταν υπάρχει ανάγκη τροφοδότησης DC φορτίων και μετατρέπει την τάση των μπαταριών σε κατάλληλα επίπεδα για το φορτίο. Σε ένα αυτόνομο φωτοβολταϊκό που τροφοδοτεί dc φορτία (πχ συναγερμός) χωρίς επιτήρηση μπαταριών απαιτείται η ύπαρξη μετατροπέα καθώς αν συνδεθεί το φορτίο απευθείας στις μπαταρίες δεν θα υπάρχει έλεγχος του βάθους εκφόρτισης με αποτέλεσμα την καταστροφή των μπαταριών. Ο μετατροπέας χαρακτηρίζεται από το ρεύμα που μπορεί να δώσει σε συγκεκριμένη DC τάση (A).

(MPenergy)

## **2.2 Βιώσιμη διαχείριση ενέργειας: αρχές και στόχοι**

Η βιώσιμη διαχείριση ενέργειας αποτελεί έναν στρατηγικό προσανατολισμό που στοχεύει στη βέλτιστη αξιοποίηση των ενεργειακών πόρων με γνώμονα τη μείωση των περιβαλλοντικών επιπτώσεων, τη διασφάλιση ενεργειακής ασφάλειας και την ενίσχυση της κοινωνικής και οικονομικής ισότητας. Βασίζεται στην αρχή της εξοικονόμησης ενέργειας, στην αποδοτική χρήση των ενεργειακών συστημάτων και στην προώθηση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας (ΑΠΕ). Παράλληλα, περιλαμβάνει την ενσωμάτωση τεχνολογικών καινοτομιών για την παρακολούθηση, πρόβλεψη και διαχείριση της κατανάλωσης σε πραγματικό χρόνο. Οι αρχές της βιωσιμότητας, όπως έχουν οριστεί από οργανισμούς όπως ο IEA (International Energy Agency) και ο ΟΗΕ, προϋποθέτουν την ισόρροπη κάλυψη των σημερινών ενεργειακών αναγκών χωρίς να τίθεται σε κίνδυνο η ικανότητα των μελλοντικών γενεών να καλύψουν τις δικές τους ανάγκες (UNEP, 2011).

Οι κύριοι στόχοι της βιώσιμης ενεργειακής διαχείρισης περιλαμβάνουν: (α) τη μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα (CO<sub>2</sub>) και άλλων ρύπων, (β) την αύξηση της ενεργειακής αποδοτικότητας σε κτίρια, βιομηχανίες και μεταφορές, (γ) τη βελτιστοποίηση της ζήτησης μέσω τεχνικών διαχείρισης φορτίου και (δ) την ενίσχυση της αποκέντρωσης και αυτονομίας στην παραγωγή ενέργειας μέσω μικροδικτύων και έξυπνων τεχνολογιών. Η βιώσιμη προσέγγιση εστιάζει όχι μόνο στην τεχνολογική διάσταση, αλλά και στην αλλαγή της καταναλωτικής συμπεριφοράς, την ορθολογική χάραξη πολιτικών και την υιοθέτηση

μακροπρόθεσμων στρατηγικών. Σε αυτό το πλαίσιο, η ενεργειακή πολιτική συνδέεται άρρηκτα με τις αρχές της κυκλικής οικονομίας και της πράσινης ανάπτυξης (European Commission, 2020).

### **2.3 Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων στον τομέα της ενέργειας**

Τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων αποτελούν ένα κρίσιμο εργαλείο στον τομέα της ενέργειας, προσφέροντας δυνατότητες ανάλυσης, πρόβλεψης και αξιολόγησης πολύπλοκων δεδομένων με στόχο τη λήψη ορθολογικών και τεκμηριωμένων αποφάσεων. Συνδυάζουν τεχνικές μοντελοποίησης, βάσεις δεδομένων και μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης για να βοηθήσουν τους διαχειριστές ενεργειακών συστημάτων, τους φορείς χάραξης πολιτικής και τους τελικούς χρήστες να επιλέγουν βέλτιστα σενάρια διαχείρισης ενέργειας. Στον ενεργειακό τομέα, τα DSS μπορούν να εφαρμοστούν σε πλήθος περιπτώσεων, όπως η διαχείριση δικτύων ηλεκτρικής ενέργειας, η ενσωμάτωση ανανεώσιμων πηγών, ο ενεργειακός σχεδιασμός σε επίπεδο πόλης ή κτιρίου, και η πρόβλεψη ζήτησης-προσφοράς με βάση καιρικά, οικονομικά και καταναλωτικά δεδομένα.

Ειδικά υπό τις σύγχρονες συνθήκες της ενεργειακής μετάβασης και της ανάγκης για βιώσιμες πρακτικές, τα DSS επιτρέπουν την αξιολόγηση πολιτικών, στρατηγικών και τεχνολογικών επιλογών υπό πολλαπλά σενάρια και περιορισμούς. Για παράδειγμα, μέσω πολυκριτηριακής ανάλυσης, ένα DSS μπορεί να υπολογίσει και να ιεραρχήσει εναλλακτικές λύσεις για την εγκατάσταση φωτοβολταϊκών, λαμβάνοντας υπόψη τεχνικά, οικονομικά, περιβαλλοντικά και κοινωνικά κριτήρια. Επιπλέον, σε έξυπνα δίκτυα (smart grids), τα DSS συμβάλλουν στην εξισορρόπηση του φορτίου και την απόκριση ζήτησης (demand response), προτείνοντας σε πραγματικό χρόνο στρατηγικές ενεργειακής κατανάλωσης με βάση την πρόβλεψη φορτίου, τις τιμές και την κατάσταση του δικτύου (Pfenninger et al., 2014; Georgopoulou et al., 2003).

### **2.4 Ρόλος της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Μηχανικής Μάθησης**

Η τεχνητή νοημοσύνη και ειδικότερα οι τεχνικές μηχανικής μάθησης (machine learning, ML) έχουν αναδειχθεί ως καίριες τεχνολογίες στον τομέα της βιώσιμης ενεργειακής διαχείρισης, καθώς προσφέρουν εργαλεία πρόβλεψης, βελτιστοποίησης και αυτοματισμού σε συστήματα υψηλής πολυπλοκότητας. Μέσω της ανάλυσης μεγάλου όγκου δεδομένων (big data) από αισθητήρες, έξυπνους μετρητές, και μετεωρολογικές προβλέψεις, τα μοντέλα ML επιτρέπουν την πρόβλεψη ενεργειακής ζήτησης, την εκτίμηση παραγωγής από ΑΠΕ (π.χ. φωτοβολταϊκά,

αιολικά), καθώς και τη βελτιστοποίηση της κατανομής και αποθήκευσης ενέργειας σε έξυπνα δίκτυα (smart grids). Ιδιαίτερη εφαρμογή έχουν αλγόριθμοι όπως οι νευρωνικά δίκτυα, τα μοντέλα random forest και τα Support Vector Machines (SVM), που επιτρέπουν την αναγνώριση μοτίβων και την λήψη προβλέψεων με υψηλή ακρίβεια σε μη γραμμικά ενεργειακά περιβάλλοντα (Wang et al., 2019).

Παράλληλα, η TN διευρύνει τις δυνατότητες των DSS, ενσωματώνοντας γνωσιακή λογική, αυτοεκμάθηση και αυτορρύθμιση. Έτσι, καθίσταται δυνατή η ανάπτυξη προσαρμοστικών συστημάτων που λαμβάνουν αποφάσεις σε πραγματικό χρόνο, ανταποκρινόμενα δυναμικά σε αλλαγές του περιβάλλοντος, των τιμών και της ζήτησης. Στον μικροοργανισμό επιπέδου (π.χ. κτιριακές εγκαταστάσεις, όπως ένα πανεπιστήμιο), η TN μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την βελτιστοποίηση της ενεργειακής συμπεριφοράς, επιτυγχάνοντας εξοικονόμηση κόστους και μείωση αποτυπώματος άνθρακα μέσω στρατηγικής διαχείρισης των φορτίων. Τέλος, τα εργαλεία επεξηγήσιμης TN (explainable artificial intelligence, XAI) παρέχουν διαφάνεια και κατανόηση των ληφθέντων αποφάσεων, διευκολύνοντας την αποδοχή τους από τους χρήστες και τους φορείς λήψης αποφάσεων.

Διαδικασία πρόβλεψης και βελτιστοποίησης ενός στατιστικού ή μαθηματικού μοντέλου, μέσω ενός κυκλικού διαγράμματος ροής.

Αναλυτικά:

1. Δεδομένα: Η διαδικασία ξεκινά με τη συλλογή και ανάλυση δεδομένων.
2. Εκτεταμένα στατιστικά μοντέλα προβλέψεων: Τα δεδομένα εισάγονται σε μοντέλα που χρησιμοποιούν στατιστικές και μαθηματικές μεθόδους για να κάνουν προβλέψεις.
3. Πρόβλεψη: Τα μοντέλα παράγουν προβλέψεις με βάση τα δεδομένα που τους έχουν δοθεί.
4. Σύγκριση με γνωστό αποτέλεσμα: Οι προβλέψεις συγκρίνονται με πραγματικά αποτελέσματα για να αξιολογηθεί η ακρίβεια του μοντέλου.
5. Βελτίωση Μοντέλου: Με βάση τη σύγκριση, το μοντέλο αναπροσαρμόζεται και βελτιώνεται, ώστε να αυξηθεί η ακρίβεια των προβλέψεων.
6. Η διαδικασία συνεχίζεται κυκλικά με στόχο τη συνεχή βελτιστοποίηση του μοντέλου.

## 2.5 Πολυκριτήρια Ανάλυση Αποφάσεων

Η Πολυκριτήρια Ανάλυση Αποφάσεων είναι μια ευρέως εφαρμοζόμενη μεθοδολογία που επιτρέπει την αξιολόγηση εναλλακτικών επιλογών όταν εμπλέκονται πολλαπλά και συχνά συγκρουόμενα κριτήρια, ποσοτικά ή ποιοτικά. Στο πλαίσιο της ενεργειακής διαχείρισης, η MCDA προσφέρει ένα δομημένο πλαίσιο για τη λήψη αποφάσεων που σχετίζονται με την επιλογή τεχνολογιών, πολιτικών και επενδυτικών σχεδίων με βάση τεχνικά, οικονομικά, περιβαλλοντικά και κοινωνικά χαρακτηριστικά. Για παράδειγμα, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ιεράρχηση επιλογών όπως η τοποθέτηση φωτοβολταϊκών συστημάτων, η ανακαίνιση κτιρίων για ενεργειακή απόδοση ή η αξιολόγηση στρατηγικών μείωσης εκπομπών CO<sub>2</sub> (Pohekar & Ramachandran, 2004).

Στην πράξη, η MCDA συνδυάζεται συχνά με τα DSS και την τεχνητή νοημοσύνη για την ανάπτυξη πιο δυναμικών και ευφών πλαισίων λήψης αποφάσεων. Μέθοδοι όπως το AHP (Analytic Hierarchy Process), το TOPSIS, το PROMETHEE και το ELECTRE χρησιμοποιούνται συχνά για την ποσοτικοποίηση των προτιμήσεων των χρηστών και τη σύγκριση εναλλακτικών. Η εφαρμογή της MCDA στο πεδίο του Πολυτεχνείου Κρήτης, για παράδειγμα, μπορεί να αφορά την επιλογή της βέλτιστης στρατηγικής διαχείρισης κατανάλωσης ενέργειας ανάμεσα σε σενάρια που περιλαμβάνουν έξυπνα συστήματα θέρμανσης/ψύξης, συστήματα αποθήκευσης ενέργειας ή χρήση ανανεώσιμων πηγών. Ένα από τα σημαντικά πλεονεκτήματα της MCDA είναι η ικανότητά της να ενσωματώνει τόσο αντικειμενικά δεδομένα όσο και υποκειμενικές προτιμήσεις των εμπλεκόμενων φορέων.

## 2.6 Συναφείς μελέτες και ερευνητικά μοντέλα

Τα τελευταία χρόνια, πληθώρα μελετών έχει αναδείξει τη συμβολή της τεχνητής νοημοσύνης και της πολυκριτήριας ανάλυσης αποφάσεων στην ενεργειακή μετάβαση. Για παράδειγμα, η μελέτη των Ahmad et al. (2020) ανέπτυξε ένα υβριδικό πλαίσιο βασισμένο σε ML για την πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης και την υποστήριξη αποφάσεων σε έξυπνα δίκτυα. Χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως random forests και νευρωνικά δίκτυα, το σύστημα μπορούσε να παρέχει δυναμικές προβλέψεις και να προτείνει ενέργειες σε πραγματικό χρόνο, συμβάλλοντας σε μεγαλύτερη αποδοτικότητα και λιγότερα ενεργειακά απόβλητα. Παράλληλα, άλλες μελέτες, όπως των Wang et al. (2009), έχουν δείξει την αξία της Πολυκριτήριας Ανάλυσης Αποφάσεων για τη σύγκριση διαφορετικών στρατηγικών ενεργειακής πολιτικής ή την επιλογή βιώσιμων τεχνολογιών.

Επιπλέον, έχουν αναπτυχθεί εξειδικευμένα DSS που συνδυάζουν MCDA και TN για την ενίσχυση της βιώσιμης διαχείρισης σε κλίμακα κτιρίων ή περιοχών. Η μελέτη του Manzini et al. (2021) ανέπτυξε ένα DSS που υποστήριζε τον ενεργειακό σχεδιασμό πανεπιστημιακών campus, λαμβάνοντας υπόψη κριτήρια όπως η ενεργειακή απόδοση, το κόστος εγκατάστασης, οι εκπομπές CO<sub>2</sub> και η κοινωνική αποδοχή. Το σύστημα αξιολογούσε εναλλακτικά σενάρια – όπως εγκατάσταση φωτοβολταϊκών ή ενεργειακή αναβάθμιση HVAC συστημάτων– και πρότεινε την πιο βιώσιμη λύση μέσω της μεθόδους AHP και ασαφούς λογικής. Τέτοια παραδείγματα είναι εξαιρετικά χρήσιμα ως βάση για την ανάπτυξη μοντέλων εφαρμογής και στο Πολυτεχνείο Κρήτης.

## 2.7 Σύγκριση προσεγγίσεων

Προσέγγιση	Σκοπός	Πλεονεκτήματα	Περιορισμοί	Τυπικές Εφαρμογές
MCDA	Υποστήριξη επιλογής μεταξύ εναλλακτικών με βάση πολλαπλά κριτήρια	Ενσωμάτωση ποσοτικών και ποιοτικών παραμέτρων, συμμετοχή ενδιαφερόμενων	Υποκειμενικότητα στην στάθμιση κριτηρίων, ανάγκη ειδικών γνώσεων	Επιλογή τεχνολογιών, ενεργειακός σχεδιασμός, ιεράρχηση έργων
TN/ML	Πρόβλεψη ζήτησης/παραγωγής ενέργειας, αναγνώριση προτύπων	Αυτομάθηση, ακρίβεια, επεξεργασία μεγάλων δεδομένων	Απαιτείται μεγάλο όγκο δεδομένων, έλλειψη διαφάνειας (black box)	Πρόβλεψη κατανάλωσης, διαχείριση έξυπνων δικτύων, αποδοτικότητα
DSS	Ολοκληρωμένο πλαίσιο υποστήριξης για τη λήψη ενεργειακών αποφάσεων	Ευελιξία, οπτικοποίηση, ενσωμάτωση άλλων μεθόδων (π.χ. MCDA, AI)	Πολυπλοκότητα στην ανάπτυξη, απαιτείται συνεχής ενημέρωση	Διαχείριση κατανάλωσης κτιρίων, στρατηγική σχεδίαση σε οργανισμούς

Η σύζευξη των παραπάνω εργαλείων προσφέρει ιδιαίτερη δυναμική. Για παράδειγμα, ένα DSS μπορεί να περιλαμβάνει MCDA για την αξιολόγηση σεναρίων και ML για την πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης, προσφέροντας μια πλήρη προσέγγιση στην έξυπνη και βιώσιμη διαχείριση ενέργειας.

## 2.8 Σύγχρονες Τάσεις στη Βιώσιμη Διαχείριση Ενέργειας

Η παγκόσμια ενεργειακή στρατηγική βρίσκεται σε φάση ραγδαίας εξέλιξης, με βασικό στόχο τη μετάβαση σε ένα πιο βιώσιμο και κλιματικά ουδέτερο ενεργειακό σύστημα. Οι σύγχρονες τάσεις επικεντρώνονται στην ευρεία υιοθέτηση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, όπως η ηλιακή και η αιολική ενέργεια, καθώς και στην ανάπτυξη τεχνολογιών αποθήκευσης ενέργειας μεγάλης κλίμακας (International Energy Agency, 2021). Παράλληλα, σημαντικό ρόλο διαδραματίζουν οι τεχνολογίες έξυπνων δικτύων (smart grids), οι οποίες επιτρέπουν τη δυναμική διαχείριση της παραγωγής, της κατανάλωσης και της αποθήκευσης ενέργειας σε πραγματικό χρόνο.

Ένα κρίσιμο στοιχείο των σύγχρονων ενεργειακών συστημάτων είναι η ενσωμάτωση τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης στη διαχείριση και βελτιστοποίηση των ενεργειακών ροών. Τεχνικές όπως τα νευρωνικά δίκτυα, τα συστήματα πρόβλεψης ζήτησης και οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης συμβάλλουν στη βελτίωση της αποδοτικότητας, στη μείωση των απωλειών και στην αύξηση της αξιοπιστίας των ενεργειακών δικτύων (Ahmad et al., 2020). Επιπλέον, αναπτύσσονται ολοκληρωμένα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (DSS), τα οποία συνδυάζουν τεχνικοοικονομικά και περιβαλλοντικά κριτήρια για τον σχεδιασμό και την αξιολόγηση ενεργειακών επενδύσεων (Fenza, Gallo, & Loia, 2015).

Η Ευρωπαϊκή Ένωση, μέσω της Πράσινης Συμφωνίας (European Commission, 2020), προωθεί τη στρατηγική ανάπτυξη βιώσιμων ενεργειακών τεχνολογιών, δίνοντας έμφαση στην αύξηση της ενεργειακής αποδοτικότητας κτιρίων, την επέκταση των ανανεώσιμων πηγών και την ηλεκτροκίνηση. Ταυτόχρονα, αναδεικνύεται η ανάγκη για ευέλικτα και ανθεκτικά ενεργειακά δίκτυα που μπορούν να ανταποκριθούν στις μεταβαλλόμενες ανάγκες, ενώ ενισχύονται πολιτικές που προωθούν την ενεργειακή αυτονομία δημοσίων και εκπαιδευτικών ιδρυμάτων μέσω μικρής κλίμακας εγκαταστάσεων ΑΠΕ και τοπικών μικροδικτύων.

## 2.9 Ενεργειακός Συμψηφισμός και Συμψηφισμός Λογαριασμών

Τα φωτοβολταϊκά με χρήση τεχνολογίας ενεργειακού συμψηφισμού (net metering) είναι διασυνδεδεμένα με το δημόσιο δίκτυο φωτοβολταϊκά συστήματα συμψηφισμού ενέργειας (αυτοπαραγωγή ενέργειας). Με ένα φωτοβολταϊκό που λειτουργεί με μοντέλο ενεργειακού συμψηφισμού, η παραγόμενη ενέργεια από τα φωτοβολταϊκά πάνελ αφαιρείται από την



καταναλισκόμενη μειώνοντας έτσι το κόστος ενέργειας για τον χρήστη. Από το 2024 και μετά η αυτοπαραγωγή μπορεί να γίνει μόνο με συστήματα συμψηφισμού λογαριασμών κατά τα οποία η πλεονάζουσα ενέργεια αποζημιώνεται από τον πάροχο. (MPenergy)

Συνοπτικά με ένα δεύτερο μετρητή καταμετράται η ενέργεια που παράγει το φωτοβολταϊκό net metering η οποία αφαιρείται από την ενέργεια που καταμέτρησε ο ήδη υπάρχοντας μετρητής κατανάλωσης. Σύμφωνα με την ελληνική νομοθεσία η πλεονάζουσα ενέργεια στο net metering δεν αποζημιώνεται αλλά πιστώνεται στον χρήστη για τα επόμενα τρία έτη.

Η αύξηση της εγκατεστημένης ισχύος σε φωτοβολταϊκά πάνελ αποτελεί βασική στρατηγική για τη μείωση της εξάρτησης από το δημόσιο δίκτυο και την ελαχιστοποίηση του κόστους ηλεκτρικής ενέργειας. Ωστόσο, η διαστασιολόγηση του συστήματος πρέπει να γίνεται με βάση τη μέση ετήσια κατανάλωση, λαμβάνοντας υπόψη τα όρια του Net Metering, τις τεχνικές δυνατότητες σύνδεσης και τη διαθεσιμότητα χώρου. Η υπερπαραγωγή ενέργειας πέραν των αναγκών μπορεί να οδηγήσει σε απώλειες ή μειωμένη οικονομική απόδοση.

Σε ό,τι αφορά στην ισχύ των φωτοβολταϊκών συστημάτων ενεργειακού συμψηφισμού, ως ανώτατο όριο εγκατεστημένης ισχύος τίθενται τα 3 MWp, με εξαίρεση τους φωτοβολταϊκούς σταθμούς του κράτους ή νομικών προσώπων δημοσίου ή ιδιωτικού δικαίου κοινωφελούς ή άλλου δημοσίου συμφέροντος, για τους οποίους η μέγιστη δυνατή ισχύς μιας φωτοβολταϊκής εγκατάστασης είναι ίση με το 100% της συμφωνημένης ισχύος κατανάλωσής τους, εφόσον εγκαθίστανται στο διασυνδεδεμένο σύστημα ή στην Κρήτη. (ΚΤΙΠΙΟ ΕΚΔΟΣΕΙΣ, 2022)

Με τις προβλέψεις της νομοθεσίας οι καταναλωτές μπορούν να μειώσουν σημαντικά τα έξοδα προμήθειας ηλεκτρικής ενέργειας. Δίνεται η δυνατότητα εκμετάλλευσης του ηλεκτρικού δικτύου, καθώς η λειτουργία του προσομοιώνει αυτή μιας μεγάλης ηλεκτρικής μπαταρίας, που εξισορροπεί τις χρονικές διαφορές μεταξύ παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από τα φωτοβολταϊκά και κατανάλωσης. Ο συμψηφισμός παραγόμενης και καταναλισκόμενης ενέργειας αφορά στη διαφορά μεταξύ τους για μία ορισμένη χρονική περίοδο, που ορίζεται ως ο κύκλος καταμέτρησης και τιμολόγησης της καταναλισκόμενης ενέργειας. Αυτή η περίοδος είναι ένας μήνας για το σύνολο των καταναλωτών μέσης τάσης και των καταναλωτών χαμηλής τάσης με συμφωνημένη ισχύ μεγαλύτερη των 25 kVA. Για καταναλωτές χαμηλής τάσης με μικρότερη συμφωνημένη ισχύ (οικιακές παροχές και μικρές επιχειρήσεις) η περίοδος τιμολόγησης είναι 4 μήνες. Ακόμη και στην περίπτωση που η παραγόμενη ενέργεια από τα φωτοβολταϊκά είναι περισσότερη της καταναλισκόμενης για μία περίοδο μέτρησης, η περίσσεια δεν χάνεται αλλά πιστώνεται στην επόμενη περίοδο μέτρησης. Το ισοζύγιο των δύο

ενεργειών θα πρέπει να κλείσει σε τριετή βάση. Πιθανή περίσσεια παραγόμενης ενέργειας μετά τον τριετή συμψηφισμό χάνεται ως έσοδο από τον καταναλωτή. (ΚΤΙΠΙΟ ΕΚΔΟΣΕΙΣ, 2019)

#### Σύγκριση Net Metering και Net Billing

Χαρακτηριστικό	Net Metering	Net Billing
Πώς γίνεται ο συμψηφισμός	Ενεργειακός: 1 kWh παράγει = 1 kWh αφαιρείται από το ρολόι σου	Οικονομικός: η ενέργεια που στέλνεται πληρώνεται σε € / η ενέργεια που καταναλώνεται χρεώνεται σε €
Χρονική βάση	Συνήθως ετήσια	Συνήθως ανά μήνα ή σε πραγματικό χρόνο
Τι γίνεται η υπερπαραγωγή	Δεν αποζημιώνεται – συμψηφίζεται μέχρι την κατανάλωσή	Αποζημιώνεται, αλλά με χαμηλότερη τιμή
Αποθήκευση (μπαταρίες)	Δεν απαιτούνται	Δεν απαιτούνται
Απλότητα	Πιο απλό νομικά/λογιστικά	Πιο σύνθετο — απαιτεί ξεχωριστή μέτρηση εισερχόμενης/εξερχόμενης ενέργειας
Εφαρμογή στην Ελλάδα	Καθιερωμένο από το 2015	Νεότερο, ενεργοποιήθηκε σταδιακά από 2023+ για μεγαλύτερα συστήματα
Ιδανικό για	Οικιακή / μικρή αυτοπαραγωγή	Εμπορικές / μεγαλύτερες εγκαταστάσεις με πώληση πλεονάζουσας ενέργειας

Το Net Metering είναι το βέλτιστο μοντέλο για την παρούσα φάση, εφόσον:

Ο στόχος είναι η κάλυψη του ετήσιου μέσου όρου κατανάλωσης. Δεν υπάρχουν μπαταρίες για αποθήκευση. Η ενέργεια της ημέρας μπορεί να συμψηφιστεί με νυχτερινή κατανάλωση και επιπλέον, υπάρχει μεγάλη κατανάλωση τις ώρες λειτουργίας (ημέρα).

## 2.10 Σκοποί της Πρόβλεψης στην Ενεργειακή Διαχείριση

Στο πλαίσιο της παρούσας μελέτης, αξιοποιήθηκε ειδικά αναπτυγμένος κώδικας σε περιβάλλον MATLAB για την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης του Πολυτεχνείου Κρήτης, στηριζόμενος σε ιστορικά δεδομένα και τεχνικές μηχανικής μάθησης. Η πρόβλεψη βασίστηκε σε διαφορετικά μοντέλα, μεταξύ των οποίων ο κλασικός αυτό-παλίνδρομος (AR(1)), ένα CV-based ensemble (Cross-Validated Ensemble) και ένα νευρωνικό δίκτυο τύπου LSTM (Long Short-Term Memory), με στόχο την εκτίμηση μελλοντικής ζήτησης ενέργειας σε βραχυπρόθεσμους χρονικούς ορίζοντες (5, 10 και 15 ημερών).

Η χρήση της πρόβλεψης αυτής επιτρέπει την καλύτερη ευθυγράμμιση της παραγωγής με τη ζήτηση και προσφέρει προβλεπτική ισχύ για τον σχεδιασμό σεναρίων βελτιστοποίησης (όπως π.χ. επέκταση της ισχύος φωτοβολταϊκού σταθμού ή χρήση αποθήκευσης ενέργειας). Οι προγνώσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν από το σύστημα υποστήριξης αποφάσεων για να αξιολογηθούν εναλλακτικές στρατηγικές επένδυσης και διαχείρισης σε πραγματικό χρόνο, καθώς και να εντοπιστούν περίοδοι ενεργειακού ελλείμματος ή υπερπαραγωγής.

Η εφαρμογή τεχνητής νοημοσύνης, μέσω του μοντέλου LSTM, προσέφερε υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης και σε κρίσιμες περιόδους, αποδεικνύοντας την αξία της μηχανικής μάθησης στην ενεργειακή διαχείριση. Επιπλέον, το συνολικό πλαίσιο – από τη συλλογή δεδομένων, την ανάλυση και την πρόβλεψη, μέχρι τη χρήση των αποτελεσμάτων σε συγκριτική αξιολόγηση σεναρίων – εντάσσεται σε ένα ευρύτερο DSS, το οποίο καθοδηγεί τη λήψη τεκμηριωμένων και βιώσιμων επιλογών στον ενεργειακό σχεδιασμό του Ιδρύματος.

Η πρόβλεψη της μελλοντικής ενεργειακής κατανάλωσης αποτελεί κρίσιμο στοιχείο στον σχεδιασμό βιώσιμων και αποδοτικών ενεργειακών συστημάτων. Μέσω ακριβών προβλέψεων, είναι δυνατός ο αποτελεσματικός σχεδιασμός της παραγωγής και της αποθήκευσης ενέργειας, ώστε να διασφαλιστεί η επάρκεια κάλυψης της ζήτησης χωρίς υπερβολικές επενδύσεις ή απώλειες (Wang, Yan, & Zhao, 2019). Η κατανόηση των μελλοντικών αναγκών επιτρέπει στα ενεργειακά συστήματα να λειτουργούν πιο αποδοτικά, τόσο σε τεχνικό όσο και σε οικονομικό επίπεδο.

Η εφαρμογή τεχνικών πρόβλεψης συνεισφέρει στη βελτιστοποίηση επενδύσεων σε ανανεώσιμες πηγές ενέργειας και συστήματα αποθήκευσης, μειώνοντας το κόστος αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας από το δίκτυο και αυξάνοντας την ενεργειακή αυτονομία (Ahmad et al., 2020). Ειδικά σε περιβάλλοντα με υψηλή διείσδυση μεταβλητών ΑΠΕ, όπως η ηλιακή και η

αιολική ενέργεια, η πρόβλεψη επιτρέπει την καλύτερη διαστασιολόγηση και προγραμματισμό των απαραίτητων υποδομών.

Επιπλέον, η πρόβλεψη συμβάλλει στην ενεργή διαχείριση των αιχμών ζήτησης (peak shaving), μια πρακτική που αυξάνει τη σταθερότητα και αξιοπιστία του ηλεκτρικού δικτύου (Pfenninger, Hawkes, & Keirstead, 2014). Με την ακριβή εκτίμηση των μελλοντικών διακυμάνσεων της κατανάλωσης, μπορούν να ληφθούν έγκαιρα μέτρα, όπως η ενεργοποίηση εφεδρικών μονάδων ή η χρήση αποθηκευμένης ενέργειας, με στόχο τη μείωση των πιέσεων στο δίκτυο. Τέλος, η πρόβλεψη επιτρέπει τη λήψη πιο βιώσιμων στρατηγικών αποφάσεων, βασισμένων σε αναμενόμενες τάσεις και όχι μόνο σε ιστορικά δεδομένα, ενισχύοντας έτσι τη μακροχρόνια αποδοτικότητα και ανθεκτικότητα των ενεργειακών συστημάτων (International Energy Agency, 2021).

Μέσα από την εφαρμογή αλγορίθμων πρόβλεψης όπως το LSTM και το AR(1), επιτυγχάνεται η προγνωστική αποτύπωση της μελλοντικής ζήτησης, γεγονός που επιτρέπει:

- Προσαρμοσμένη παραγωγή: Η πρόβλεψη βοηθά στον συγχρονισμό της παραγωγής με τη ζήτηση, μειώνοντας τη σπατάλη και την ανάγκη για αγορά ενέργειας από το δίκτυο.
- Αποδοτικότερη χρήση αποθήκευσης: Σε σενάρια με μπαταρίες, η πρόβλεψη καθοδηγεί πότε είναι συμφέρουσα η φόρτιση και πότε η εκφόρτιση, βελτιώνοντας την οικονομική απόδοση της αποθήκευσης.
- Σχεδιασμό υποδομών: Οι τάσεις στη ζήτηση επιτρέπουν τη διαστασιολόγηση μελλοντικών επεκτάσεων, όπως το μέγεθος ενός νέου φωτοβολταϊκού πάρκου ή η χωρητικότητα συστήματος αποθήκευσης.
- Ανίχνευση αιχμών (peaks): Η πρόβλεψη εντοπίζει κρίσιμες περιόδους αιχμιακής ζήτησης όπου απαιτείται ειδικός σχεδιασμός (π.χ. peak shaving ή demand response).
- Αξιολόγηση σεναρίων: Οι προβλέψεις τροφοδοτούν ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων (DSS), επιτρέποντας τη σύγκριση μεταξύ διαφορετικών σεναρίων επένδυσης, στρατηγικών λειτουργίας ή πολιτικών ενεργειακής εξοικονόμησης.

### 3. Μεθοδολογία

Η παρούσα εργασία ακολουθεί μια ολοκληρωμένη υπολογιστική προσέγγιση για την ανάλυση και πρόβλεψη της ενεργειακής συμπεριφοράς του Πολυτεχνείου Κρήτης και την αξιολόγηση σεναρίων βιώσιμης ενεργειακής επέκτασης με χρήση τεχνητής νοημοσύνης και συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων. Στόχος της μεθοδολογίας είναι η δημιουργία ενός εργαλείου που να συνδυάζει προβλεπτικά μοντέλα, ανάλυση δεδομένων και οικονομική αξιολόγηση, προσφέροντας υποστήριξη σε στρατηγικές αποφάσεις ενεργειακής διαχείρισης.

Η ανάπτυξη και υλοποίηση του υπολογιστικού συστήματος πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον MATLAB. Τα αποτελέσματα του κώδικα επισυνάπτονται στο παράρτημα και παρακάτω αναφέρονται και οι εργαλειοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν.

Για τη διευκόλυνση της αναπαραγωγής των αποτελεσμάτων και της μελλοντικής επέκτασης της μεθοδολογίας, τα αποτελέσματα του κώδικα που αναπτύχθηκε για την παρούσα μελέτη παρατίθεται στο Παράρτημα Α. Ο κώδικας είναι πλήρως τεκμηριωμένος και οργανωμένος ανά λειτουργική ενότητα, περιλαμβάνοντας τη διαδικασία καθαρισμού δεδομένων, κανονικοποίησης, εκπαίδευσης μοντέλων πρόβλεψης, ανάλυσης σεναρίων και υπολογισμού οικονομικών δεικτών.

#### 3.1 Τα μοντέλα AR(1), CV Ensemble, LSTM

Αρχικά δίνονται οι ορισμοί των μαθηματικών μεγεθών που χρησιμοποιήθηκαν στην μελέτη:

MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

Ορισμός: Είναι το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| * 100$$

όπου  $A_t$  είναι η πραγματική τιμή,  $F_t$  η προβλεπόμενη τιμή και  $n$  το πλήθος παρατηρήσεων

Χρήση: Εκφράζει το σφάλμα ως ποσοστό – πολύ χρήσιμο για σύγκριση μοντέλων όταν οι τιμές είναι σε διαφορετικές κλίμακες.

## RMSE (Root Mean Square Error)

Ορισμός: Είναι η τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος – δείχνει τη μέση απόσταση μεταξύ προβλέψεων και πραγματικών τιμών.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (F_t - A_t)^2}$$

Χρήση: Τονίζει μεγαλύτερα σφάλματα λόγω του τετραγώνου. Μονάδα μέτρησης ίδια με την αρχική μεταβλητή (π.χ. kWh).

## AR(1) – Αυτοπαλίνδρομο Μοντέλο Πρώτης Τάξης (Autoregressive Model of Order 1)

Το μοντέλο AR(1) ανήκει στην οικογένεια των γραμμικών μοντέλων χρονοσειρών και βασίζεται στην παραδοχή ότι η τιμή μιας μεταβλητής σε μια χρονική στιγμή εξαρτάται *μόνο* από την τιμή της στη *προηγούμενη χρονική στιγμή*, προσθέτοντας έναν στοχαστικό θόρυβο.

Η γενική μορφή του AR(1) είναι:

$$X_t = \phi X_{t-1} + \varepsilon_t$$

όπου  $X_t$  είναι η τιμή της μεταβλητής (π.χ. κατανάλωση ενέργειας) στη χρονική στιγμή  $t$ ,  $\phi$  ο συντελεστής παλινδρόμησης ( $0 < |\phi| < 1$ ), και  $\varepsilon_t$  τυχαίος λευκός θόρυβος με μηδενική μέση τιμή.

Το AR(1) ανιχνεύει και αξιοποιεί την αυτοσυσχέτιση της χρονοσειράς, είναι κατάλληλο για χρονοσειρές με σταθερή μέση τιμή και γραμμική συμπεριφορά και απαιτεί στασιμότητα της χρονοσειράς.

Η χρησιμότητα του στην εργασία έγκυται στο γεγονός ότι παρέχει μία απλή στατιστική γραμμική προσέγγιση για τη μοντελοποίηση της ενεργειακής κατανάλωσης. Επιπροσθέτως, λειτουργεί ως “baseline” μοντέλο για τη σύγκριση της απόδοσης πιο σύνθετων μεθόδων. Χρησιμοποιείται εύκολα και ερμηνεύεται άμεσα, ενώ προσφέρει ταχύτητα στην εκπαίδευση και πρόβλεψη.

## CV Ensemble

Ορισμός: Είναι συνδυασμός πολλαπλών μοντέλων (ensemble) που εκπαιδεύονται με cross-validation (διασταυρούμενη επικύρωση), ώστε να γενικεύουν καλύτερα.

Χαρακτηριστικά αποτελούν ότι το σύνολο των μοντέλων μπορεί να είναι decision trees, random forests, gradient boosting κ.ά. Γίνεται χρήση των *folds* του cross-validation για να εκπαιδευτούν διαφορετικά μοντέλα και να γίνει συνδυασμός τους (π.χ. μέσω averaging ή voting). Παράλληλα, πετυχαίνει πιο σταθερά και αξιόπιστα αποτελέσματα από ένα απλό μοντέλο.

Το CV Ensemble είναι μια μέθοδος συνδυασμού πολλαπλών μοντέλων μάθησης (ensemble) υπό τη μορφή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, οι οποίοι συνήθως βασίζονται σε δέντρα απόφασης (π.χ. bagged trees, boosted trees, random forests). Συνδυάζεται με διασταυρούμενη επικύρωση (cross-validation) ώστε να αποφεύγεται η υπερπροσαρμογή (overfitting) και να βελτιώνεται η γενίκευση.

Σε αυτή την μέθοδο δημιουργούνται πολλαπλά υπο-μοντέλα σε υποσύνολα του συνόλου εκπαίδευσης. Καθένα εκπαιδεύεται ανεξάρτητα και δίνει προβλέψεις. Οι προβλέψεις συνδυάζονται με έναν τρόπο (π.χ. μέσος όρος, σταθμισμένος μέσος) ώστε να δοθεί η τελική έξοδος. Το cross-validation ελέγχει επαναληπτικά τις επιδόσεις κάθε μοντέλου, διασφαλίζοντας ότι το σύνολο των μοντέλων δεν μαθαίνει μόνο τις ιδιαιτερότητες των εκπαιδευτικών δεδομένων.

Χρησιμοποιήθηκε καθώς χειρίζεται πολύπλοκες, μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ μεταβλητών. Παράλληλα, ενσωματώνει καιρικά, χρονικά και λειτουργικά χαρακτηριστικά στην πρόβλεψη κατανάλωσης. Παρουσιάζει υψηλή ακρίβεια, σταθερότητα και καλή απόδοση ακόμα και με “θορυβώδη” δεδομένα.

## LSTM

Ορισμός: Είναι ειδικός τύπος νευρωνικού δικτύου επαναλαμβανόμενης αρχιτεκτονικής (RNN), σχεδιασμένος για να μαθαίνει χρονοσειρές και μακροχρόνιες εξαρτήσεις.

Βασική ιδιότητα της μεθόδου αποτελούν οι κυψέλες μνήμης που διατηρούν πληροφορία για μεγάλο χρονικό διάστημα. Επιπλέον είναι χρήσιμη για πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης,

οικονομικών δεικτών, σειρών καιρού καθώς επίσης αντιμετωπίζει το πρόβλημα του *vanishing gradient* καλύτερα από τα κλασικά RNN.

Τα LSTM είναι μια προηγμένη κατηγορία Αναδρομικών Νευρωνικών Δικτύων, σχεδιασμένα ειδικά για την αντιμετώπιση προβλημάτων χρονοσειρών με μακροχρόνιες εξαρτήσεις. Ενώ τα απλά RNNs "ξεχνούν" γρήγορα τις προηγούμενες τιμές, τα LSTM έχουν την ικανότητα να αποθηκεύουν σημαντικές πληροφορίες σε *κελιά μνήμης*, μέσω μηχανισμών πύλης.

Βασική δομή:

Forget gate: αποφασίζει τι πληροφορία να απορρίψει από την κυψελοειδή μνήμη.

Input gate: αποφασίζει ποιες νέες πληροφορίες να αποθηκεύσει.

Output gate: ελέγχει τι πληροφορία θα μεταδοθεί ως έξοδος.

$h_t = o_t \cdot \tan(C_t)$  όπου:  $h_t$  είναι η έξοδος του δικτύου στη χρονική στιγμή  $t$ ,  $C_t$  είναι η κυψελοειδής κατάσταση (μνήμη), και  $o_t$  είναι η πύλη εξόδου.

Συνεισφέρει καθώς αντιμετωπίζει πολύπλοκες μη γραμμικές δυναμικές στην κατανάλωση ενέργειας. Αναγνωρίζει εποχικές τάσεις, επαναλαμβανόμενα μοτίβα (π.χ. ημερήσιες/εβδομαδιαίες συνήθειες). Επιτυγχάνει πολύ υψηλή ακρίβεια σε προβλέψεις χρονοσειρών μακράς διάρκειας.

### 3.2 Εργαλεία μηχανικής μάθησης στην ενεργειακή πρόβλεψη

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, εργαλεία μηχανικής μάθησης αξιοποιήθηκαν για την πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης και παραγωγής φωτοβολταϊκών, με στόχο την υποστήριξη στρατηγικών αποφάσεων ενεργειακής διαχείρισης. Τα εργαλεία αυτά εντάσσονται στο ευρύτερο πλαίσιο της Τεχνητής Νοημοσύνης, καθώς αποτελούν μία από τις πιο διαδεδομένες τεχνολογικές προσεγγίσεις που επιτρέπουν στα υπολογιστικά συστήματα να «μαθαίνουν» από δεδομένα και να λαμβάνουν αποφάσεις ή προβλέψεις χωρίς ρητή προγραμματιστική καθοδήγηση.

Ορισμός: Υποσύνολο της Τεχνητής Νοημοσύνης που επιτρέπει στα συστήματα να "μαθαίνουν" από δεδομένα χωρίς ρητό προγραμματισμό.



Βασίζεται σε αλγόριθμους όπως linear regression, decision trees, support vector machines, random forest, κ.ά. Απαιτεί χαρακτηριστικά να επιλεγούν και να καθοριστούν χειροκίνητα. Συχνά χρειάζεται προεπεξεργασία των δεδομένων και ανθρώπινη παρέμβαση.

Παράδειγμα: Ένα σύστημα πρόβλεψης ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας με βάση τη θερμοκρασία και την ημέρα της εβδομάδας χρησιμοποιώντας random forest.

Αξίζει να σημειωθεί και μια υποκατηγορία της μηχανικής μάθησης, η μάθηση σε βάθος (DL).

Ορισμός: Εξειδικευμένο υποσύνολο του ML, βασισμένο σε **τεχνητά νευρωνικά** δίκτυα με πολλές «κρυφές» στρώσεις.

Δεν απαιτεί χειροκίνητη επιλογή χαρακτηριστικών – μαθαίνει τα χαρακτηριστικά αυτόματα από τα δεδομένα. Βασίζεται σε **πολυεπίπεδα νευρωνικά** δίκτυα (π.χ. CNN, RNN, LSTM). Ιδιαίτερα αποδοτικό σε πολύπλοκα προβλήματα με μεγάλα σύνολα δεδομένων (big data), π.χ. εικόνες, ήχο, φυσική γλώσσα.

Παράδειγμα: Ένα LSTM μοντέλο που προβλέπει κατανάλωση ενέργειας με βάση ωριαία ιστορικά δεδομένα, αναγνωρίζοντας μοτίβα χωρίς ανάγκη προκαθορισμένων χαρακτηριστικών.

### Σύγκριση και Συνδυασμός Μοντέλων

Μοντέλο	Τύπος	Ισχυρά σημεία	Αδυναμία
AR(1)	Στατιστικό	Απλότητα, Ταχύτητα	Δεν καλύπτει μη γραμμικότητες
CV Ensemble	Machine Learning	Σταθερό, ακριβές	Απαιτεί ρύθμιση υπερπαραμέτρων
LSTM	Deep Learning	Μαθαίνει πολύπλοκες σχέσεις και χρονικά μοτίβα	Μεγάλος χρόνος εκπαίδευσης, απαιτεί πολλά δεδομένα

### Πως χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης στην εργασία

Έλαβε χώρα εφαρμογή μοντέλων CV Ensemble και LSTM τα οποία λειτουργούν στα πρότυπα της μηχανικής μάθησης. Το CV Ensemble χρησιμοποιήθηκε τόσο για την πρόβλεψη

κατανάλωσης όσο και παραγωγής, ενσωματώνοντας πολλαπλά υπομοντέλα που συνδυάζονται για αύξηση της ακρίβειας. Το LSTM αξιοποιήθηκε για τη διαχείριση χρονοσειρών δεδομένων κατανάλωσης, επιτρέποντας την αναγνώριση μακροχρόνιων συσχετίσεων στο ιστορικό των δεδομένων.

Επιπλέον πραγματοποιήθηκε εκπαίδευση μοντέλων σε ιστορικά δεδομένα. Τα δεδομένα κατανάλωσης και ηλιακής ακτινοβολίας από το παρελθόν χρησιμοποιήθηκαν για να εκπαιδευτούν τα μοντέλα. Μετά την εκπαίδευση, τα μοντέλα ήταν ικανά να πραγματοποιούν προβλέψεις για μελλοντικές χρονικές περιόδους.

### **Σύνδεση με Τεχνητή Νοημοσύνη**

Η μηχανική μάθηση αποτελεί πυρήνα της τεχνητής νοημοσύνης, καθώς παρέχει στα συστήματα την ικανότητα: να αναλύουν δεδομένα, να αναγνωρίζουν μοτίβα και να προβλέπουν εξελίξεις ή να προτείνουν ενέργειες, χωρίς να βασίζονται αποκλειστικά σε κανόνες ή ανθρώπινη παρέμβαση.

Η εργασία ενσωματώνει έτσι μία έξυπνη υπολογιστική προσέγγιση, στην οποία το μοντέλο «μαθαίνει» και προσαρμόζεται στα πραγματικά ενεργειακά δεδομένα του πολυτεχνείου.

### **Πλεονεκτήματα της προσέγγισης με μηχανική μάθηση:**

Αυξημένη ακρίβεια πρόβλεψης: Τα μοντέλα ML συχνά υπερτερούν των παραδοσιακών στατιστικών μοντέλων σε περιπτώσεις με πολύπλοκα ή μη γραμμικά δεδομένα.

Προσαρμοστικότητα: Το σύστημα μπορεί να ανανεώνει το μοντέλο του καθώς προστίθενται νέα δεδομένα, διατηρώντας έτσι την ακρίβεια των προβλέψεων στο χρόνο.

Αυτόματη αναγνώριση προτύπων: Εντοπίζονται συσχετίσεις και τάσεις στα δεδομένα που δεν είναι εμφανείς με συμβατικές μεθόδους.

Υποστήριξη λήψης αποφάσεων: Η παραγόμενη πρόβλεψη ενσωματώνεται στο Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων (DSS), παρέχοντας τεκμηριωμένες βάσεις για την ανάλυση επενδυτικών σεναρίων (όπως επέκταση φωτοβολταϊκού σταθμού).

## **Τα τεχνικά χαρακτηριστικά των μοντέλων μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιήθηκαν:**

### CV Ensemble

Είδος μοντέλου: Ensemble Learning

Υλοποίηση σε MATLAB: fitensemble, fitcecoc, fitcensemble

Περιγραφή:

Το CV Ensemble είναι μία μέθοδος μηχανικής μάθησης που συνδυάζει προβλέψεις από πολλά υπομοντέλα (όπως δέντρα αποφάσεων, SVM, κ.ά.) ώστε να επιτευχθεί μεγαλύτερη ακρίβεια και σταθερότητα. Η διασταυρούμενη επικύρωση (k-fold cross-validation) εφαρμόζεται κατά την εκπαίδευση για την αποφυγή υπερπροσαρμογής και τη βελτίωση της γενικευσιμότητας του μοντέλου (Kuhn & Johnson, 2013; Dietterich, 2000).

Χαρακτηριστικά:

- Συνδυασμός μοντέλων μέσω τεχνικών Bagging ή Boosting (π.χ. Random Forests, Gradient Boosted Trees).
- Εκπαίδευση με χρήση crossval ή μέσω ενσωματωμένης επικύρωσης σε fitcensemble.
- Εφαρμογή σε χρονοσειρές με κατάλληλη ρύθμιση των παραθύρων παρατήρησης (sliding windows) για την εισαγωγή χρονικού πλαισίου (Zhang et al., 2007).

### LSTM

Είδος μοντέλου: Recurrent Neural Network (Deep Learning)

Υλοποίηση σε MATLAB: trainNetwork, lstmLayer, sequenceInputLayer

Περιγραφή: Το LSTM είναι ειδικός τύπος επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου (RNN) σχεδιασμένο για χρονοσειρές. Επιτρέπει την εκμάθηση μακροχρόνιων εξαρτήσεων και είναι ιδανικό για πρόβλεψη σε δεδομένα κατανάλωσης ή παραγωγής.

Στη διπλωματική εργασία, το μοντέλο LSTM υλοποιήθηκε στο περιβάλλον MATLAB με χρήση εξειδικευμένων επιπέδων όπως sequenceInputLayer, lstmLayer, fullyConnectedLayer και regressionLayer, τα οποία επιτρέπουν στο δίκτυο να «μαθαίνει» χρονικά μοτίβα και να προβλέπει μελλοντικές τιμές κατανάλωσης ενέργειας. Για την εκπαίδευση του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν βελτιστοποιητές όπως ο Adam ή ο SGDM, που προσαρμόζουν δυναμικά το ρυθμό εκμάθησης ώστε να επιταχυνθεί η σύγκλιση και να αποφευχθούν τοπικά ελάχιστα. Τα

δεδομένα προεπεξεργάστηκαν με κανονικοποίηση (μέσω συναρτήσεων όπως `normalize` ή `zscore`), ώστε όλες οι είσοδοι να βρίσκονται στην ίδια κλίμακα και να ενισχύεται η απόδοση του μοντέλου. Επιπλέον, εφαρμόστηκε τεχνική επαναληπτικής πρόβλεψης (`recursive forecasting` ή `sliding window`), προκειμένου να υποστηριχθούν προβλέψεις πολλών ημερών (5, 10, 15), βασιζόμενες είτε σε πραγματικά προηγούμενα δεδομένα είτε σε προηγούμενες προβλέψεις.

### AR(1)

Είδος μοντέλου: Στατιστικό γραμμικό μοντέλο

Υλοποίηση σε MATLAB: `arima(1,0,0)`, `estimate`

Περιγραφή: Το AR(1) μοντέλο χρησιμοποιεί την αμέσως προηγούμενη τιμή της μεταβλητής για να προβλέψει την επόμενη. Είναι κατάλληλο για δεδομένα με έντονη αυτοσυσχέτιση σε βραχυπρόθεσμο ορίζοντα.

Χαρακτηριστικά:

- Παράμετρος αυτοπαλίνδρομης εξάρτησης  $\phi_1$
- Εκτίμηση μέσω της οικονομετρικής εργαλειοθήκης του MATLAB

### **3.3 Εργαλεία και τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν**

Η υπολογιστική προσέγγιση της παρούσας εργασίας υλοποιήθηκε κυρίως σε περιβάλλον MATLAB για την ευελιξία που παρέχει στον χειρισμό δεδομένων, την υποστήριξη μοντελοποίησης αλγορίθμων πρόβλεψης και τη δυνατότητα απεικόνισης αποτελεσμάτων. Η ανάλυση των ιστορικών δεδομένων, η πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης, η εκτίμηση παραγωγής από φωτοβολταϊκά (PV), καθώς και η οικονομική αξιολόγηση των σεναρίων PV επέκτασης ενσωματώθηκαν σε ένα ενιαίο υπολογιστικό περιβάλλον.

*Toolboxes (Εργαλειοθήκες)*

Αυτές είναι οι πιο βασικές και συνήθως χρησιμοποιούνται στην ανάπτυξη προβλεπτικών μοντέλων και μηχανικής μάθησης:

Εργαλειοθήκη	Περιγραφή
Statistics and Machine Learning Toolbox	Περιλαμβάνει συναρτήσεις για παλινδρόμηση, ταξινόμηση, clustering, PCA, κ.λπ.
Deep Learning Toolbox	Περιέχει υποστήριξη για LSTM, RNNs, CNNs, και GPU-επιταχυνόμενη εκπαίδευση.
Optimization Toolbox	Χρήσιμη για fine-tuning υπερπαραμέτρων, ευαισθησιακή ανάλυση, προσομοίωση σεναρίων.
Global Optimization Toolbox	Για μοντέλα που βασίζονται σε βελτιστοποίηση στρατηγικών.
System Identification Toolbox	Για μοντελοποίηση συστημάτων με χρήση δεδομένων.

Τα δεδομένα καιρού αντλούνται από την πλατφόρμα [Visual\\_Crossing\\_Weather\\_Data](#).

Συντεταγμένες: 35.5282,24.0734

#### Δεδομένα εισόδου

- Ημερήσια κατανάλωση ενέργειας (2021–2024)
- Παραγόμενη και εγχυόμενη ενέργεια (2023–2024)
- Καιρικά δεδομένα 10ετίας: TempMax, Υγρασία, Solar Radiation, Άνεμος, Νεφοκάλυψη
- Οικονομικά στοιχεία: Τιμή ενέργειας: 0.19 €/kWh, Κόστος PV: 800 €/kW, O&M: 1% CAPEX

Το σύνολο δεδομένων (allData) περιέχει ημερήσια ενεργειακά και μετεωρολογικά δεδομένα (2021–2024). Από αυτό:

- ο Χρησιμοποιούνται όλες οι διαθέσιμες ημέρες με πλήρη δεδομένα.
- ο Το training set (trainData) περιέχει όλες τις ημέρες εκτός των 5 τελευταίων.
- ο Το test set (testData) περιέχει τις 5 τελευταίες ημέρες, κοινό για όλους τους αλγόριθμους.

### Προεπεξεργασία

- Ενοποίηση όλων των δεδομένων (ενέργεια, καιρικά) σε πίνακα allData με βάση ημερομηνία
- Προσθήκη χαρακτηριστικών: Σαββατοκύριακο, Αργίες (Χριστούγεννα, Πάσχα, Καλοκαίρι)
- Εφαρμογή Scaling στις θερμοκρασίες και κατανάλωση
- Διαχωρισμός σε Train Set (1456 ημέρες) και Test Set (5 ημέρες)

Αλγόριθμος	Εκπαίδευση	Πρόβλεψη	Χρονικός Ορίζοντας
AR(1)	Εκπαίδευση σε ημερήσιες τιμές κατανάλωσης	Πρόβλεψη για επόμενες ημέρες βάσει ιστορικών τιμών κατανάλωσης	5 ημέρες
CV Ensemble	Εκπαίδευση σε πολυπαραγοντικά χαρακτηριστικά και κανονικοποιημένη κατανάλωση	Πρόβλεψη σε αντίστοιχα κανονικοποιημένα δεδομένα	5 ημέρες
<i>(scaled)</i>			
LSTM	Εκπαίδευση σε ακολουθίες πρόσφατων ημερήσιων τιμών κατανάλωσης	Προβλέπει με επαναληπτικό τρόπο την κατανάλωση βάσει προηγούμενων προβλέψεων	5 ημέρες
<i>(scaled)</i>			
PV Ensemble	Εκπαίδευση σε πλήρες σύνολο δεδομένων παραγωγής από φωτοβολταϊκά	Αυτοπρόβλεψη επόμενης ημέρας βάσει μετεωρολογικών και ιστορικών δεδομένων	Συνεχής (one-step-ahead)

### Πρόβλεψη κατανάλωσης ενέργειας

- ARIMA (AR(1)): Χρήση ιστορικής κατανάλωσης για πρόβλεψη 5 ημερών

Ο αλγόριθμος AR(1) προβλέπει την κατανάλωση βασιζόμενος μόνο στη τιμή της προηγούμενης ημέρας, υποθέτοντας ότι η σημερινή κατανάλωση εξαρτάται γραμμικά από τη χθεσινή.

- CV Ensemble (Boosting Trees): Εκπαίδευση με χαρακτηριστικά (TempScaled, Σαββατοκύριακα, Αργίες, Νεφοκάλυψη, Άνεμος)

Ο CV Ensemble χρησιμοποιεί πολλαπλά δέντρα απόφασης που συνδυάζονται βελτιωτικά (boosting), για να προβλέψει την κατανάλωση βάσει των καιρικών δεδομένων και ημερολογιακών χαρακτηριστικών.

- LSTM: Νευρωνικό δίκτυο με sequence data 10 ημερών για roll-forward πρόβλεψη 5 ημερών

Το LSTM είναι ένα νευρωνικό δίκτυο με μνήμη που μαθαίνει από σειρές ιστορικών δεδομένων κατανάλωσης (time series), προβλέποντας τη μελλοντική κατανάλωση με βάση προηγούμενες 10 ημέρες.

#### Πρόβλεψη παραγωγής φωτοβολταϊκών

Ο αλγόριθμος CV Ensemble χρησιμοποιεί τα μεγέθη: ηλιακή ακτινοβολία, θερμοκρασία, νεφοκάλυψη, ταχύτητα ανέμου, υγρασία, άνεμος, νεφοκάλυψη. Προβλέπει την ημερήσια παραγωγή PV χρησιμοποιώντας καιρικά δεδομένα όπως η ηλιακή ακτινοβολία και η θερμοκρασία, μέσα από ένα σύνολο δέντρων απόφασης.

### **3.4 Περιγραφή της υπολογιστικής προσέγγισης**

Η μεθοδολογία της εργασίας βασίζεται σε μία πολυεπίπεδη προσέγγιση, η οποία περιλαμβάνει αρχικά την πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης με χρήση στατιστικών και μηχανιστικών μοντέλων (AR(1), CV Ensemble, LSTM), έπειτα την πρόβλεψη παραγωγής φωτοβολταϊκών με μοντέλο CV Ensemble. Ακολούθως πραγματοποιείται η οικονομική ανάλυση σεναρίων επέκτασης PV, και δημιουργείται DSS για την αξιολόγηση επενδυτικών επιλογών, βασισμένο σε οικονομικούς δείκτες (NPV, ROI) και ενεργειακά οφέλη.

Η υπολογιστική διαδικασία οργανώνεται με τρόπο που υποστηρίζει τη λήψη αποφάσεων για τη στρατηγική ενεργειακή διαχείριση ενός μεγάλου εκπαιδευτικού ιδρύματος, λαμβάνοντας υπόψη τόσο τεχνικά όσο και οικονομικά κριτήρια.

Πρόβλεψη παραγωγής φωτοβολταϊκών με CV Ensemble:

Η πρόβλεψη παραγωγής φωτοβολταϊκής ενέργειας βασίζεται στο ίδιο μοντέλο CV Ensemble, με είσοδο τα δεδομένα που αναφέρθηκαν προηγουμένως στην 3.2.

Με αυτόν τον τρόπο η χρήση του CV Ensemble επιτρέπει την ενσωμάτωση εξωτερικών παραγόντων (π.χ. καιρικών συνθηκών) και την απόδοσή τους στο τελικό αποτέλεσμα. Παρέχει μία προβλεπτική εικόνα για την παραγόμενη ενέργεια, η οποία συνδυάζεται με την κατανάλωση για την εκτίμηση της καθαρής ενεργειακής επίδοσης. Τέλος, υποστηρίζει αποφάσεις σχετικά με την επάρκεια του υπάρχοντος ή μελλοντικού εξοπλισμού PV.

Οικονομική ανάλυση σεναρίων επέκτασης φωτοβολταϊκών:

Με βάση τις προβλέψεις κατανάλωσης και παραγωγής, διαμορφώνονται διαφορετικά επενδυτικά σενάρια για την εγκατάσταση ή επέκταση φωτοβολταϊκών μονάδων.

Χρησιμοποιούνται οικονομικοί δείκτες:

NPV (Καθαρή Παρούσα Αξία): αξιολογεί τη μακροπρόθεσμη οικονομική βιωσιμότητα της επένδυσης.

ROI (Απόδοση Επένδυσης): δείχνει το ποσοστό επιστροφής σε σχέση με το κόστος εγκατάστασης.

Ως εκ τούτου παρέχεται ποσοτική βάση για τη λήψη αποφάσεων σεναρίων επέκτασης. Εξετάζεται η οικονομική σκοπιμότητα με βάση πραγματικά δεδομένα και μελλοντικές εκτιμήσεις. Ακόμα, επιτρέπει τον προσδιορισμό του σημείου κάλυψης κόστους μιας πιθανής επένδυσης.

Δημιουργία Συστήματος Υποστήριξης Αποφάσεων:

Το DSS που υλοποιείται βασίζεται σε συνδυασμό: προβλεπτικών δεδομένων κατανάλωσης/παραγωγής, οικονομικών δεικτών και προκαθορισμένων σεναρίων επένδυσης.

Τέτοιου είδους συστήματα παρουσιάζουν ενδιαφέρον καθώς:

Αξιολογεί εναλλακτικές επιλογές εγκατάστασης PV σε όρους κόστους, ωφέλειας και επιστροφής. Οπτικοποιεί τα δεδομένα (π.χ. με γραφήματα ισοζυγίου ενέργειας, χρονικές αποκλίσεις, κ.ά.). Παράλληλα, βοηθά στη στρατηγική απόφαση για επενδυτική πολιτική και ενεργειακή αυτάρκεια.

Το ΣΥΑ συμβάλει στην μελέτη καθώς: Μετατρέπει τη θεωρητική πρόβλεψη και ανάλυση σε πρακτικό εργαλείο στρατηγικής. Υποστηρίζει τεκμηριωμένες αποφάσεις για το μέλλον του ενεργειακού σχεδιασμού του ιδρύματος και ενσωματώνει τεχνικούς και οικονομικούς δείκτες σε ενιαίο πλαίσιο αξιολόγησης.

### **3.5 Βήματα ανάπτυξης του μοντέλου**

Η ανάπτυξη του υπολογιστικού μοντέλου περιλάμβανε τα εξής βασικά στάδια:

1. Καθαρισμός και ανάλυση ιστορικών δεδομένων κατανάλωσης και παραγωγής ενέργειας από το Πολυτεχνείο Κρήτης.



2. Κανονικοποίηση δεδομένων όπου απαιτείται, κυρίως για την εκπαίδευση του LSTM και του CV Ensemble.
3. Εκπαίδευση και αξιολόγηση προβλεπτικών μοντέλων για την ενεργειακή κατανάλωση: Το στατιστικό μοντέλο AR(1) ως baseline, το μοντέλο CV Ensemble για σύγκριση και το Μοντέλο LSTM για εκμάθηση από χρονοσειρές με εποχικότητα
4. Πρόβλεψη παραγωγής φωτοβολταϊκών με one-step ahead CV Ensemble, βασισμένο σε μετεωρολογικά δεδομένα.
5. Δημιουργία σεναρίων επέκτασης της εγκατεστημένης ισχύος PV (100 kW έως 2376 kW).
6. Οικονομική αξιολόγηση των σεναρίων με υπολογισμό NPV και ROI βάσει κόστους επένδυσης (CAPEX), κόστους λειτουργίας (O&M) και ετήσιων εξοικονομήσεων.
7. Ανάλυση επίδρασης προσθήκης συστημάτων αποθήκευσης (μπαταρίες) στα σεσάρια, με βάση την κάλυψη και το ημερήσιο όφελος.
8. Προσθήκη MCDA λογικής στη μορφή αξιολόγησης των εναλλακτικών με βάση ενεργειακά, οικονομικά και περιβαλλοντικά κριτήρια.

#### Σύνοψη της μεθοδολογίας

Συλλογή Δεδομένων (Κατανάλωση, Παραγωγή PV, Καιρικά Δεδομένα)
Προεπεξεργασία Δεδομένων (Καθαρισμός, Κανονικοποίηση)
Πρόβλεψη Κατανάλωσης (AR(1), CV Ensemble, LSTM)
Πρόβλεψη Παραγωγής PV (CV Ensemble)
Ανάλυση Σεναρίων (Διαφορετικά επίπεδα επέκτασης PV)
Οικονομική Αξιολόγηση (NPV, ROI)
Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων (Επιλογή βέλτιστου σεναρίου)

### 3.6 Δομή του Συστήματος Υποστήριξης Αποφάσεων

Το Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων της παρούσας μελέτης είναι δομημένο ως ένας υπολογιστικός πυρήνας προβλέψεων, σεναρίων και αξιολόγησης, το οποίο υποστηρίζει τις αποφάσεις ενεργειακής στρατηγικής.

Η δομή του DSS μπορεί να περιγραφεί με τρεις βασικές λειτουργικές ενότητες:

- Ενότητα Πρόβλεψης: Εκτελεί την πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης και παραγωγής.
- Ενότητα Ανάλυσης Σεναρίων: Συγκρίνει σενάρια επέκτασης PV με βάση ενεργειακούς και οικονομικούς δείκτες.
- Ενότητα Απόφασης: Παρουσιάζει τα αποτελέσματα με τρόπο κατανοητό, επιτρέποντας τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων βάσει KPIs όπως NPV, ROI, και ποσοστό κάλυψης κατανάλωσης.

### 3.7 Παραδοχές – περιορισμοί

Η μελέτη βασίζεται σε ορισμένες παραδοχές που αφορούν τα δεδομένα και τα υπολογιστικά εργαλεία:

Αρχικά, τα δεδομένα κατανάλωσης και παραγωγής προέρχονται από ιστορικές εγγραφές του Πολυτεχνείου Κρήτης και υποτίθεται ότι είναι ακριβή και αντιπροσωπευτικά. Επιπλέον, οι οικονομικοί παράμετροι, όπως το κόστος CAPEX και O&M, θεωρούνται σταθερές για κάθε σενάριο και βασίζονται σε προσεγγιστικές τιμές της αγοράς. Επιπροσθέτως, δεν λαμβάνεται υπόψη μελλοντική μεταβολή τιμών ενέργειας ή πολιτικών κινήτρων/επιδοτήσεων. Η χρήση μπαταριών μοντελοποιείται με περιορισμένη απλότητα (σταθερό ημερήσιο όφελος), χωρίς λεπτομερή τεχνική προσομοίωση αποθήκευσης. Τέλος, η πρόβλεψη ζήτησης αφορά περιορισμένο χρονικό ορίζοντα (5-15 ημερών), επομένως η ακρίβεια των μοντέλων LSTM και CV Ensemble δεν επεκτείνεται σε μακροπρόθεσμες προβλέψεις.

### 3.8 Παράδειγμα Χρήσης της Πρόβλεψης Κατανάλωσης

Έστω ότι η πρόβλεψη για την κατανάλωση ενέργειας κατά τις πέντε εργάσιμες ημέρες από 1 έως 5 Ιουλίου 2024 με το μοντέλο LSTM είναι:

---

Ημερομηνία	Προβλεπόμενη Κατανάλωση (kWh)
------------	-------------------------------

---

01/07/2024	9.800
02/07/2024	9.950
03/07/2024	10.200
04/07/2024	9.900
05/07/2024	10.100
Μέσος όρος	9.990 kWh/ημέρα

Ταυτόχρονα, η προβλεπόμενη παραγωγή από την υπάρχουσα εγκατάσταση 300 kW για αυτές τις ημέρες (με βάση την ηλιοφάνεια) είναι κατά μέσο όρο 1.200 kWh/ημέρα.

Πώς χρησιμοποιείται αυτή η πρόβλεψη:

Εκτίμηση ενεργειακού ελλείμματος: Έλλειμμα  $\approx 9.990 - 1.200 = 8.790$  kWh/ημέρα Άρα χρειάζεται προμήθεια  $\sim 88\%$  από το δίκτυο.

Υπολογισμός απαιτούμενης ισχύος για πλήρη κάλυψη: Αν θέλουμε να καλύψουμε  $\sim 10.000$  kWh/ημέρα με PV, με συντελεστή 4 παραγωγικών ωρών/ημέρα:  $\frac{10000kWh}{4 h/day} = 2500 kW$

Άρα, χρειάζεται επέκταση PV ισχύος σε 2.500 kW.

Βήματα για την επέκταση της πρόβλεψης στο έτος 2025:

- Ορίζεται η χρονική περίοδος πρόβλεψης ώστε να καλύπτει ημερομηνίες εντός του έτους 2025.
- Επιλέγονται ως είσοδοι του μοντέλου τα πιο πρόσφατα διαθέσιμα δεδομένα κατανάλωσης (τέλος 2024).
- Εκτελείται η διαδικασία πρόβλεψης για τις επιλεγμένες ημερομηνίες, σύμφωνα με την προγραμματισμένη μεθοδολογία.
- Σε περίπτωση που χρησιμοποιούνται εποχικές ή μετεωρολογικές μεταβλητές, αυτές ενημερώνονται με μέσες τιμές ή εκτιμήσεις για το 2025.
- Προσαρμόζονται οι γραφικές παραστάσεις, οι ετικέτες και οι τίτλοι ώστε να αντανακλούν την περίοδο του έτους 2025.

- Εφόσον υπάρχουν πραγματικά δεδομένα για το 2025, υπολογίζονται δείκτες αξιολόγησης ακρίβειας (όπως MAPE, RMSE).

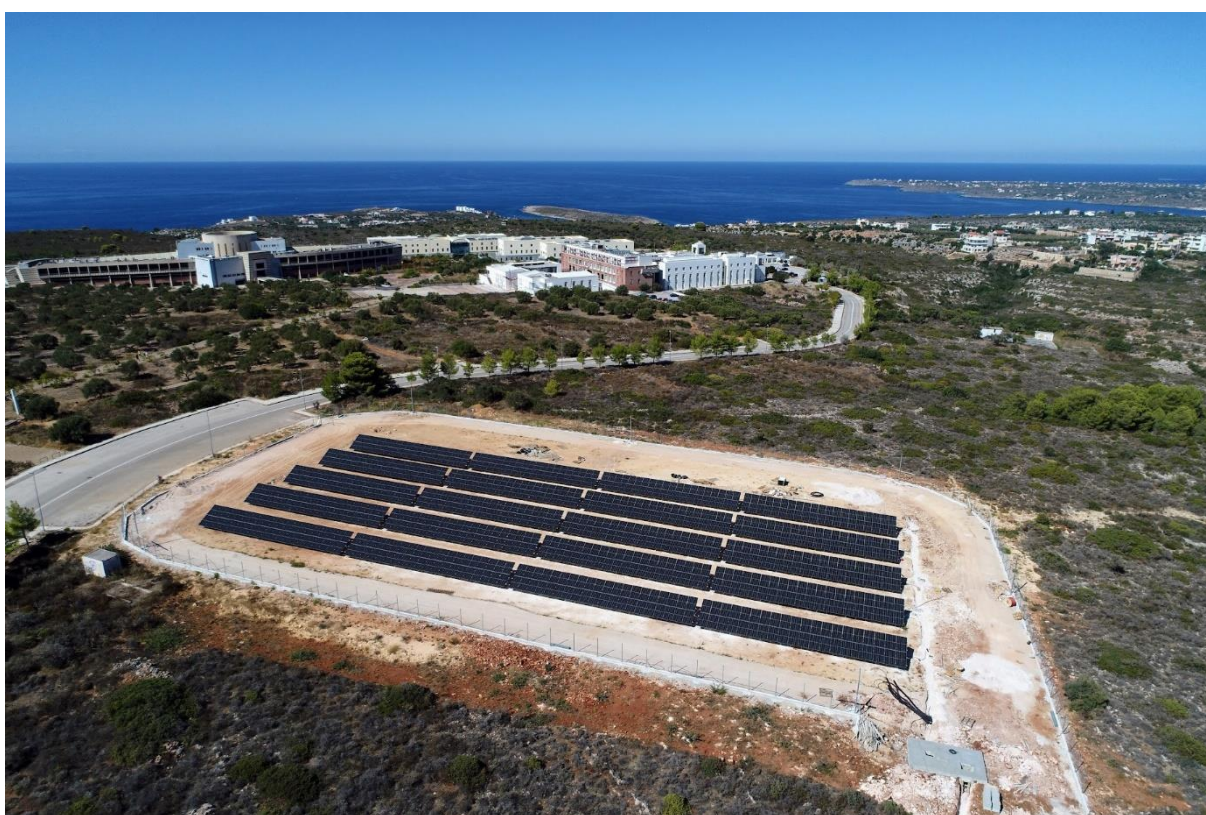
Αναπαραγωγικότητα και έλεγχος τυχειότητας:

Για την ενίσχυση της αναπαραγωγικότητας των πειραμάτων και τη διασφάλιση της συγκρισιμότητας μεταξύ διαφορετικών μοντέλων πρόβλεψης, χρησιμοποιήθηκε σταθερός αριθμός αρχικοποίησης της γεννήτριας τυχαίων αριθμών (*random seed*). Η προσέγγιση αυτή διασφαλίζει ότι τα δεδομένα χωρίζονται με τον ίδιο τρόπο σε κάθε εκτέλεση του κώδικα, ενώ παράλληλα η συμπεριφορά των τυχαίων διαδικασιών (όπως η αρχικοποίηση βαρών σε νευρωνικά δίκτυα ή η επιλογή δειγμάτων σε μεθόδους διασταυρούμενης επικύρωσης) παραμένει σταθερή.

Στο παρόν έργο, η τιμή `rng(2025)` χρησιμοποιήθηκε στο περιβάλλον MATLAB ως κοινό σημείο εκκίνησης για όλα τα τμήματα του κώδικα που περιλαμβάνουν στοχαστικά στοιχεία. Η πρακτική αυτή είναι σύμφωνη με τις απαιτήσεις επιστημονικής τεκμηρίωσης για πειράματα που βασίζονται σε τεχνητή νοημοσύνη και ανάλυση δεδομένων.

## 4. Ανάλυση & Αποτελέσματα

Το παρόν κεφάλαιο παρουσιάζει τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν, τα αποτελέσματα των υπολογιστικών μοντέλων, την αξιολόγηση της απόδοσής τους, καθώς και τη σύγκριση και σχολιασμό διαφορετικών σεναρίων επεκτάσεων φωτοβολταϊκής ισχύος. Η ανάλυση εστιάζει τόσο στην πρόβλεψη κατανάλωσης/παραγωγής ενέργειας όσο και στην οικονομική αξιολόγηση επενδυτικών επιλογών.



Από το 2023 λειτουργεί στο Πολυτεχνείο Κρήτης φωτοβολταϊκό πάρκο ισχύος 300KW, το οποίο ήταν και το όριο που ίσχυε κατά την περίοδο σχεδιασμού και υλοποίησης του έργου. Η ηλεκτρική ενέργεια που παράγεται συμψηφίζεται στο δίκτυο διανομής ηλεκτρικής ενέργειας με τη μέθοδο Net Metering και καλύπτει μέρος των αναγκών του Ιδρύματος, μειώνοντας το κόστος για ηλεκτρική ενέργεια κατά 15%-20%.

#### 4.1 Παρουσίαση των δεδομένων εισόδου (datasets, μεταβλητές)

Για τις ανάγκες της μελέτης, αξιοποιήθηκαν ιστορικά δεδομένα ενεργειακής κατανάλωσης και παραγωγής από φωτοβολταϊκά του Πολυτεχνείου Κρήτης, καθώς και μετεωρολογικά δεδομένα (θερμοκρασία, υγρασία, ηλιακή ακτινοβολία, άνεμος, νέφωση) για την περίοδο 2021–2024.

Ενεργειακά δεδομένα:

Ημερήσια κατανάλωση σε kWh (μέσος όρος: ~9537.5 kWh/day)

Ετήσια κατανάλωση (2021–2024): 3105.5–3887.9 MWh

Παραγωγή PV: 390.2 MWh (τρέχουσα εγκατάσταση 300 kW)

Καιρικά δεδομένα:

Θερμοκρασία (Μ.Ο.: 22.8 °C, std: 6.8)

Ηλιακή ακτινοβολία (Μ.Ο.: 212.36 W/m<sup>2</sup>)

Χαμηλές συσχετίσεις κατανάλωσης με καιρικά δεδομένα συνολικά, υψηλότερες εποχικά (π.χ. Temp–Κατανάλωση: +0.31 το καλοκαίρι, −0.42 τον χειμώνα)

#### 4.2 Αποτελέσματα μοντέλου πρόβλεψης

Για τη συγκριτική αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης ενεργειακής κατανάλωσης, επιλέχθηκε ένα αντιπροσωπευτικό test set διάρκειας πέντε ημερών, κοινό για όλες τις μεθόδους. Το συγκεκριμένο πενθήμερο χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς, ώστε να καταγραφούν συγκρίσιμα και συνεπή αποτελέσματα σε όρους ακρίβειας (RMSE, MAPE), χωρίς να επηρεάζονται από χρονικές ασυμμετρίες ή εποχικές διακυμάνσεις. Αν και η συνολική αξιολόγηση επεκτείνεται και σε επαναλαμβανόμενα πενθήμερα και μεγαλύτερους ορίζοντες, η συγκεκριμένη δοκιμή επιτρέπει την καθαρή αποτύπωση των βασικών δυνατοτήτων κάθε μοντέλου σε βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη.

Μοντέλο	RMSE (5d)	MAPE (5d)
AR(1)	1573.00 kWh	13.94%
CV Ensemble	3076.36 kWh	34.77%
LSTM	1194.55 kWh	10.59%

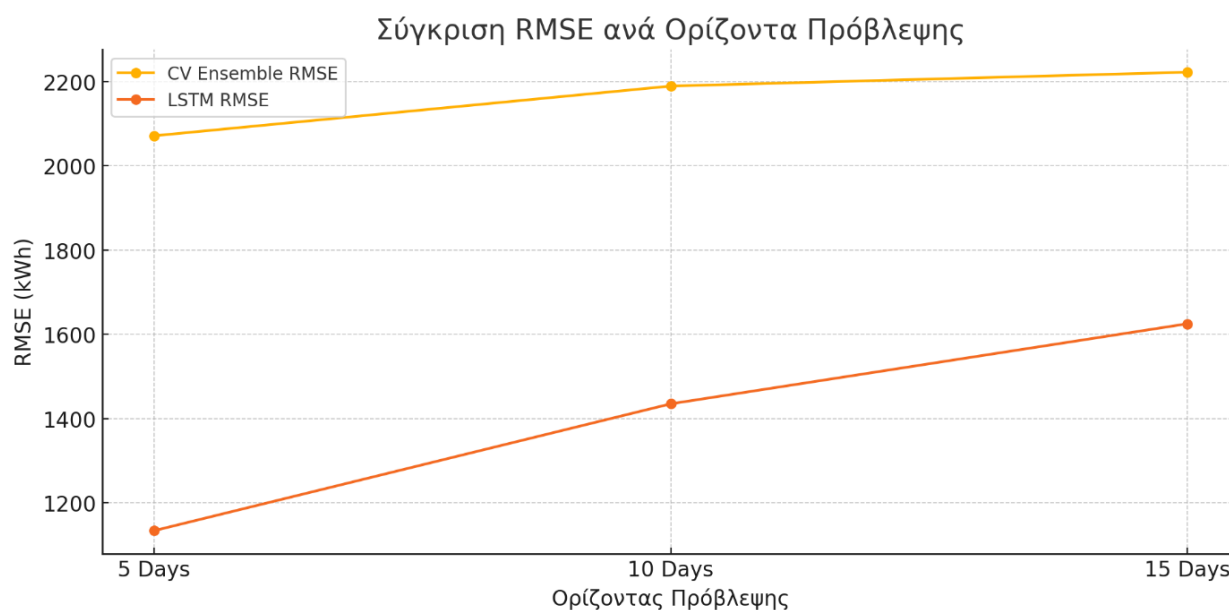
Το μοντέλο LSTM παρουσίασε τη βέλτιστη συνολική απόδοση, με αισθητά χαμηλότερο σφάλμα πρόβλεψης τόσο σε απόλυτους όσο και σε σχετικούς όρους. Αντίθετα, το CV Ensemble εμφάνισε αστάθεια στην πρόβλεψη κατανάλωσης, ειδικά για μικρούς ορίζοντες, με MAPE που ξεπέρασε το 30%.

Η αξιολόγηση σε επαναλαμβανόμενα πενθήμερα του Δεκεμβρίου 2024 (rolling 5-day test sets) ενίσχυσε την υπεροχή του LSTM. Σε 12 από τα 16 test sets το LSTM υπερείχε ξεκάθαρα, με MAPE που σε αρκετές περιπτώσεις κυμάνθηκε μεταξύ 1,5–5%, αποδεικνύοντας την ικανότητά του να συλλαμβάνει βραχυπρόθεσμες χρονικές εξαρτήσεις. Το CV Ensemble εμφάνισε πιο σταθερή αλλά λιγότερο ευέλικτη απόδοση, ενώ σε μεμονωμένα test sets (π.χ. 02–06/12/2024) υπερίσχυσε ελαφρώς του LSTM.

Η πρόβλεψη κατανάλωσης σε μεγαλύτερο ορίζοντα (ολόκληρο το 2ο εξάμηνο του 2024) επιβεβαίωσε τη δυνατότητα του LSTM να γενικεύει σε μακροχρόνια δεδομένα, επιτυγχάνοντας RMSE 2160.02 kWh και MAPE 17.49%, σε σύγκριση με 2699.05 kWh και 19.77% αντίστοιχα για το CV Ensemble.

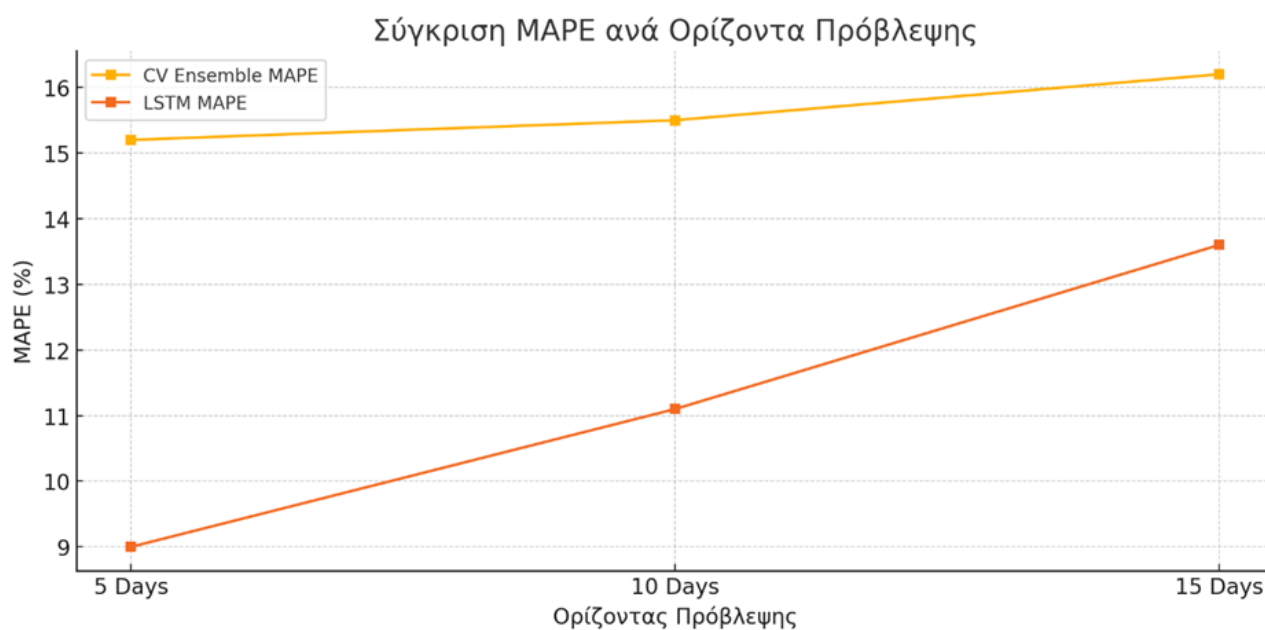
Όσον αφορά την πρόβλεψη παραγωγής από φωτοβολταϊκά, το μοντέλο CV Ensemble εφαρμόστηκε σε σενάριο one-step-ahead πρόβλεψης και παρουσίασε RMSE 110.24 kWh και MAPE 6.43%, επαρκή ακρίβεια για σκοπούς διαχείρισης και σεναριακής ανάλυσης.

Τέλος, συγκριτικά με το baseline μοντέλο AR(1) (που προβλέπει την επόμενη τιμή ως ίση με την τελευταία παρατηρούμενη), το LSTM παρουσίασε καλύτερα αποτελέσματα και σταθερότητα σε δύσκολες περιόδους, επιβεβαιώνοντας τη χρησιμότητά του.



### Σύγκριση RMSE ανά ορίζοντα πρόβλεψης

- Δείχνει πόσο καλά κάθε μοντέλο προβλέπει την κατανάλωση με βάση διαφορετικά μήκη test sets (5, 10, 15 μέρες).
- Το LSTM έχει σημαντικά μικρότερο RMSE σε μικρούς ορίζοντες, αλλά όσο μεγαλώνει ο ορίζοντας, η απόδοση του πλησιάζει του CV Ensemble.



### Σύγκριση MAPE (μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα)

- Εδώ φαίνεται πιο καθαρά ότι το LSTM κρατά σταθερά καλύτερη ακρίβεια στις προβλέψεις του (χαμηλότερο MAPE) για κάθε test set.
- Ο CV Ensemble φαίνεται πιο ευάλωτος σε αύξηση σφαλμάτων σε μεγαλύτερους χρονικούς ορίζοντες.

Τα αποτελέσματα της συγκριτικής αξιολόγησης των μοντέλων LSTM και CV Ensemble για ορίζοντα 5 ημερών:

Test Period	CV RMSE	CV MAPE	LSTM RMSE	LSTM MAPE
01-Dec-2024 to 05-Dec-2024	2433,02	15,24	2342,44	16,45



02-Dec-2024 to 06-Dec-2024	1965,94	14,21	2906,43	21,86
03-Dec-2024 to 07-Dec-2024	2569,47	20,15	233,19	1,59
04-Dec-2024 to 08-Dec-2024	1578,51	12,99	341,49	3,15
05-Dec-2024 to 09-Dec-2024	1414,09	10,49	599,79	5,67
06-Dec-2024 to 10-Dec-2024	1946,36	13,87	366,73	3,08
07-Dec-2024 to 11-Dec-2024	2510,66	16,49	681,74	4,98
08-Dec-2024 to 12-Dec-2024	2904,35	22,2	1158,93	8,79
09-Dec-2024 to 13-Dec-2024	2319,99	16,04	874,24	6,8
10-Dec-2024 to 14-Dec-2024	2378,12	18,22	1215,1	10,27
11-Dec-2024 to 15-Dec-2024	2158,81	17,65	323,65	2,77
12-Dec-2024 to 16-Dec-2024	1976,78	14,59	1178,65	8,13
13-Dec-2024 to 17-Dec-2024	1248,51	8,32	2096,78	13,68
14-Dec-2024 to 18-Dec-2024	1790,31	14,79	1827,04	13,97
15-Dec-2024 to 19-Dec-2024	1590,19	12,92	834,25	5,7
16-Dec-2024 to 20-Dec-2024	2215,04	14,14	762,91	4,91

#### Γενικά:

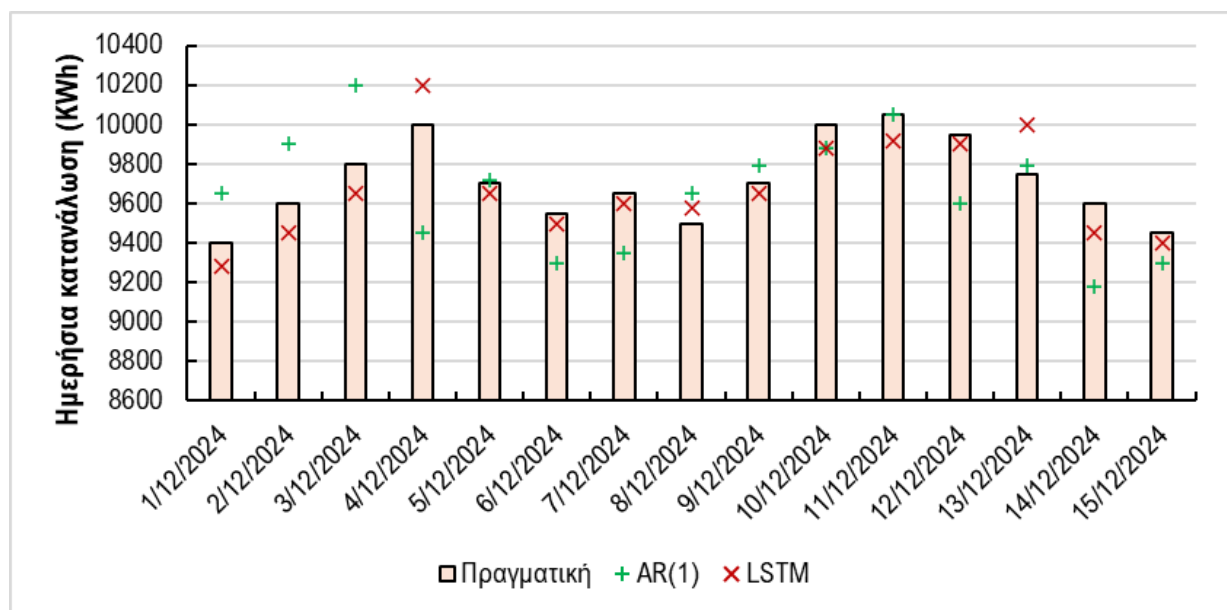
- Το LSTM αποδίδει εξαιρετικά σε βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, όπου οι χρονικές εξαρτήσεις είναι έντονες.
- Το CV Ensemble είναι πιο σταθερό αλλά λιγότερο ευέλικτο σε πολύπλοκες, μη γραμμικές μεταβολές.
- Το LSTM είναι ευαίσθητο στη διάρκεια: σε πολύ μακροχρόνιες προβλέψεις, η απόδοση του πέφτει λόγω αθροιστικού λάθους.
- Η σύγκριση σε πενθήμερα, δεκαήμερα και δεκαπενθήμερα βοηθά στην αξιολόγηση της αξιοπιστίας κάθε μοντέλου.

- Η τελική πρόβλεψη για το 2ο εξάμηνο 2024 δείχνει ότι το LSTM "μαθαίνει" τις ετήσιες τάσεις καλύτερα από τα άλλα μοντέλα.
- Η ανάγκη συνδυαστικών μοντέλων ή hybrid προσεγγίσεων φαίνεται έντονα, ώστε να αξιοποιούνται τα πλεονεκτήματα κάθε μεθόδου.

#### 4.3 Ανάλυση ευαισθησίας

Αν και δεν εφαρμόστηκε πλήρως ανάλυση ευαισθησίας σε μαθηματική μορφή, η μελέτη περιλαμβάνει επαναλαμβανόμενες δοκιμές των μοντέλων LSTM και CV Ensemble σε πολλαπλά test sets (5, 10 και 15 ημερών) κατά τον Δεκέμβριο του 2024. Η απόδοση του LSTM παρέμεινε σταθερά υψηλή σε μικρούς ορίζοντες (5–10 ημέρες), με  $MAPE < 10\%$ , ενώ υποβαθμιζόταν σε μεγαλύτερους ορίζοντες (>15 ημέρες).

Αυτό υποδεικνύει ότι τα μοντέλα είναι ευαίσθητα στο forecast horizon και υποστηρίζουν καλύτερα βραχυπρόθεσμες προβλέψεις.



Σύγκριση πραγματικής και προβλεπόμενης κατανάλωσης με χρήση AR(1) και LSTM.

#### 4.4 Σύγκριση σεναρίων

Η ανάλυση εξετάζει σενάρια επέκτασης φωτοβολταϊκής ισχύος από 0 έως 2376 kW. Για κάθε σενάριο, υπολογίζονται:

- Μείωση ενέργειας από το δίκτυο
- Ετήσια εξοικονόμηση (€)

- Κόστος επένδυσης (CAPEX + O&M)
- NPV (Καθαρή Παρούσα Αξία)
- ROI (Απόδοση Επένδυσης)

Χρονικό διάστημα ανάλυσης ορίζονται τα 20 έτη και το προεξοφλητικό επιτόκιο 5%.

Υπολογίζεται για κάθε σενάριο η ετήσια καθαρή ωφέλεια (οικονομικό όφελος μείον λειτουργικά έξοδα) Έπειτα, γίνεται προεξόφληση αυτής της ωφέλειας για τα 20 έτη ζωής. Τέλος, αφαιρείται το αρχικό κόστος επένδυσης (CAPEX) για να προκύψει το τελικό NPV.

Οικονομικά στοιχεία: Τιμή ενέργειας: 0.19 €/kWh, Κόστος PV: 800 €/kW, O&M: 1%\*CAPEX

Επεκτείνοντας την έκταση των πάνελ (300kW υφιστάμενη εγκατάσταση) έχουμε τα εξής αποτελέσματα επιλεγμένων σεναρίων:

Extra PV	Annual Grid (MWh)	CAPEX (€)	Savings/year (€)	NPV (€)	ROI (%)
0 kW	3479	0	74,100	923,450	∞
300 kW	2699	240,000	148,200	1,606,900	669,54
1000 kW	1789	800,000	321,100	3,201,616	400,2
2376 kW	0	1,900,800	660,972	6,336,372	333,35

Το CAPEX αποτελεί το κόστος εγκατάστασης (αγορά πάνελ με αντιστροφείς και εγκατάσταση τους στο χώρο). Υπολογίζεται βάση των kW και το κόστος είναι 800€/kW εγκατεστημένης ισχύος. Πρόκειται για ένα αρκετά ρεαλιστικό ποσό την στιγμή που λαμβάνει χώρα η παρούσα μελέτη.

Τα λειτουργικά έξοδα (O&M) λαμβάνονται υπόψιν προκειμένου να προκύψουν τα τελικά αποτελέσματα και θεωρητικά περιλαμβάνουν: Συντήρηση φωτοβολταϊκών πάνελ (π.χ. καθαρισμός, έλεγχος συνδεσμολογίας). Τακτικούς ελέγχους από τεχνικό προσωπικό, πιθανές μικροεπισκευές, ασφαλιστικά κόστη και άλλα πάγια κόστη λειτουργίας.

Για τους υπολογισμούς λήφθηκε υπόψιν ότι τα 300kW εγκατεστημένης ισχύς πάνελ παράγουν 390MWh και αναλογικά υπολογίστηκαν και οι παραγωγές για τα μεγαλύτερα σενάρια.

Η πλήρης ενεργειακή αυτονομία απαιτεί συνολικά 2676 kW, με απαιτούμενο CAPEX 1.9 εκατ. €.

Η οικονομική ανάλυση των σεναρίων επέκτασης φωτοβολταϊκής ισχύος ανέδειξε υψηλές καθαρές αποδόσεις (NPV) και πολύ ελκυστικά ποσοστά ROI, ακόμη και σε μεγάλες επενδύσεις, με την πλήρη κάλυψη ενεργειακών αναγκών (μέσω εγκατάστασης 2376 kW) να απαιτεί ~1.9 εκατομμύρια ευρώ και να αποφέρει ~660 χιλιάδες ευρώ σε ετήσιες εξοικονομήσεις.

#### 4.5 Σχολιασμός αποτελεσμάτων

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το LSTM υπερέχει σε ακρίβεια πρόβλεψης, ιδίως σε μικρούς χρονικούς ορίζοντες, καθιστώντας το κατάλληλο για καθημερινή ενεργειακή διαχείριση. Το CV Ensemble αποδίδει σταθερά καλά σε παραγωγή PV, ενώ υπολείπεται σε πρόβλεψη κατανάλωσης. Επιπλέον, η επένδυση σε PV παρουσιάζει σημαντικό οικονομικό όφελος, με ROI άνω του 600% ακόμα και για σενάρια πλήρους κάλυψης. Η χρήση συστημάτων αποθήκευσης (μπαταριών) δεν παρουσιάζει βελτίωση στην κάλυψη (0.7% max), άρα δεν αποτελεί προτεραιότητα στα πρώτα στάδια. Τέλος, το DSS παρέχει ένα σαφές πλαίσιο αξιολόγησης, συγκρίνοντας σενάρια σε όρους οικονομικούς και ενεργειακούς.

#### 4.6 Επιπτώσεις για τη διαχείριση ενέργειας

Η υλοποίηση ενός τέτοιου συστήματος στο Πολυτεχνείο Κρήτης μπορεί να προσφέρει: Συστηματική και τεκμηριωμένη λήψη αποφάσεων, βάσει πραγματικών δεδομένων και σεναρίων. Ενεργειακή και οικονομική αποδοτικότητα, με δυνατότητα σημαντικής εξοικονόμησης κόστους. Ακόμα, υποστήριξη για στρατηγική επέκταση ΑΠΕ, με τεκμηριωμένο πλάνο σταδιακής εγκατάστασης φωτοβολταϊκών. Τέλος, δυνατότητα αναπαραγωγής της προσέγγισης και σε άλλα ακαδημαϊκά ή δημόσια κτίρια, ως πρότυπο βιώσιμης ενεργειακής πολιτικής.

#### 4.7 Πλεονεκτήματα και περιορισμοί της μεθόδου

Πλεονεκτήματα:

- Υψηλή ακρίβεια πρόβλεψης με χρήση μοντέλων LSTM και CV Ensemble.
- Συνδυασμός τεχνικής και οικονομικής ανάλυσης για κάθε σενάριο.
- Δυνατότητα προσαρμογής και κλιμάκωσης της μεθοδολογίας.

- Συμπερίληψη πολυπαραγοντικής αξιολόγησης, βάσει ενεργειακών και οικονομικών κριτηρίων.

Περιορισμοί:

- Η πρόβλεψη κατανάλωσης περιορίζεται σε βραχυπρόθεσμους ορίζοντες, ενώ οι μακροπρόθεσμες εκτιμήσεις ενδέχεται να απαιτούν άλλα μοντέλα.
- Οι τιμές κόστους (CAPEX, O&M) βασίζονται σε σταθερές προσεγγίσεις και όχι σε ζωντανά δεδομένα αγοράς.

#### 4.8 Πρακτικοί Περιορισμοί

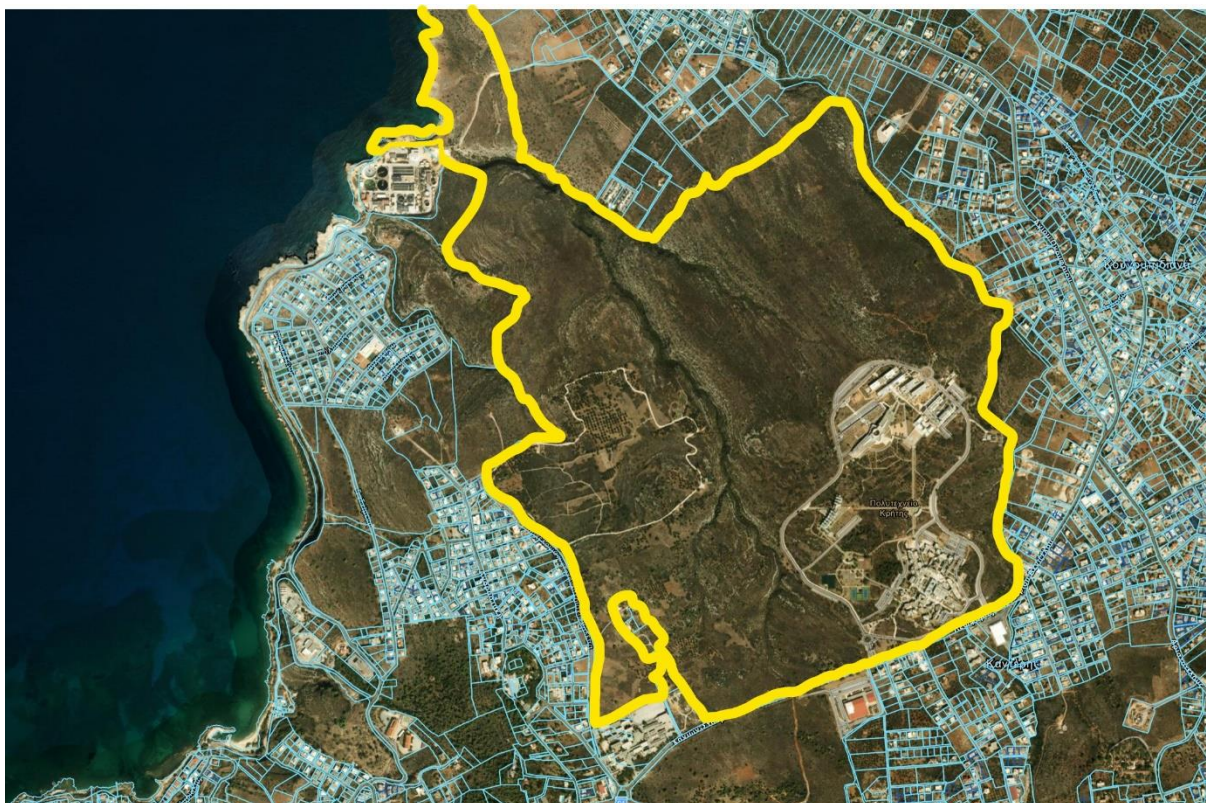
Παρότι τα αποτελέσματα της ανάλυσης δείχνουν ότι η επέκταση της φωτοβολταϊκής εγκατάστασης στο Πολυτεχνείο Κρήτης είναι τεχνικά εφικτή και οικονομικά συμφέρουσα, υπάρχουν σημαντικοί παράγοντες που ενδέχεται να επηρεάσουν την πρακτική υλοποίηση του έργου.

Ένας βασικός περιορισμός είναι ο χωροταξικός. Ο διαθέσιμος χώρος για την εγκατάσταση νέων φωτοβολταϊκών πλαισίων είναι περιορισμένος, δεδομένης της υπάρχουσας χρήσης γης και των κτηριακών υποδομών του Ιδρύματος. Η επιλογή νέων χώρων απαιτεί μελέτη χωροθέτησης, καθώς και εκτίμηση πιθανών περιβαλλοντικών και αισθητικών επιπτώσεων.

Επιπλέον, το ισχύον νομικό πλαίσιο σχετικά με τη σύνδεση φωτοβολταϊκών εγκαταστάσεων στο δίκτυο, καθώς και οι διατάξεις περί αυτοπαραγωγής με ενεργειακό συμψηφισμό (Net Metering), ενδέχεται να περιορίζουν τη μέγιστη ισχύ που μπορεί να εγκατασταθεί ή να επιβάλλουν χρονοβόρες διαδικασίες αδειοδότησης. Οι αλλαγές στο ρυθμιστικό περιβάλλον απαιτούν συνεχή παρακολούθηση.

Τέλος, οι πολιτικές και χρηματοδοτικές συνθήκες μπορούν να διαδραματίσουν καθοριστικό ρόλο. Η πολιτική βούληση για στήριξη έργων βιώσιμης ενέργειας και η διαθεσιμότητα επιδοτήσεων ή προγραμμάτων ΕΣΠΑ επηρεάζουν σημαντικά τη βιωσιμότητα και τον χρονικό ορίζοντα υλοποίησης του έργου.

Η αναγνώριση αυτών των περιορισμών είναι κρίσιμη για την ολοκληρωμένη αξιολόγηση και τη ρεαλιστική στρατηγική ανάπτυξης του ενεργειακού σχεδίου.

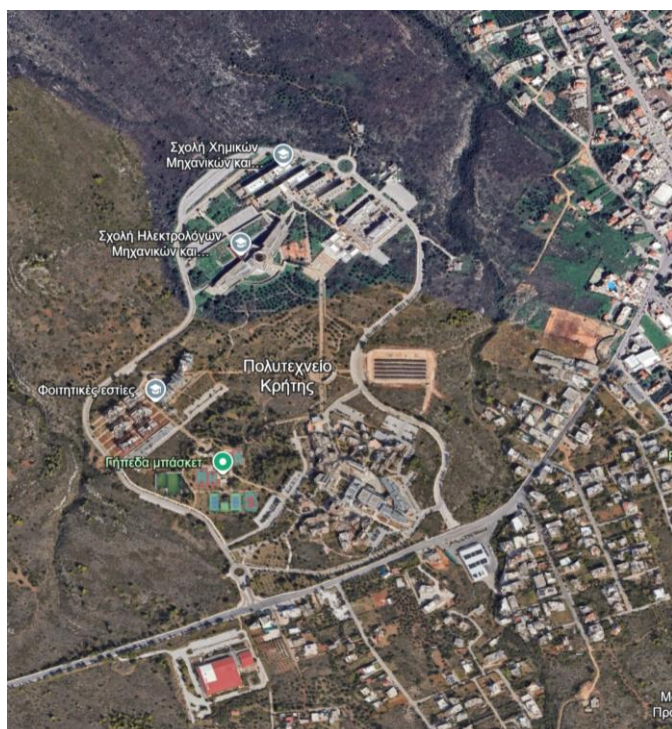


Χώρος ΠΚ – Εικόνα από Κτηματολόγιο

ΛΕΙΤΟΥΡΓΟΥΝ ΚΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΟ		
Εστίαση		
ΚΑΕΚ: 500742804087		
Οδηγίες διόρθωσης πρόδηλου σφάλματος και γεωμετρικών στοιχείων		
ΑΡ. ΚΑΘΕΤΩΝ	0	
ΑΡ. ΟΡΙΖΟΝΤΙΩΝ	0	
ΚΥΡΙΑ ΧΡΗΣΗ		
ΠΟΣΟΣΤΟ ΚΥΡΙΑΣ ΧΡΗΣΗΣ		
ΠΕΡΙΜΕΤΡΟΣ	11.881,33 μ.	
ΕΚΤΑΣΗ	2.368.129,42 τ.μ.	
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΕΣ	Προβολή	
ΠΡΟΘΕΣΜΙΑ ΔΙΟΡΘΩΣΗΣ ΑΡΧΙΚΗΣ ΕΓΓΡΑΦΗΣ	Τέλη 2026	
ΚΥΡΩΜΕΝΟΣ ΔΧ	ΑΑ (τ.μ.)	308,26
	ΔΑ (τ.μ.)	11.570,94
	ΠΑ (τ.μ.)	226,66
	ΧΧ (τ.μ.)	567,58



## Πληροφορίες έκτασης από Κτηματολόγιο



### Σύγκριση φωτοβολταϊκού πάρκου με campus

Σύμφωνα με τα επίσημα στοιχεία του Εθνικού Κτηματολογίου (ΚΑΕΚ: 500742804087), το ακίνητο του Πολυτεχνείου Κρήτης καλύπτει έκταση περίπου 2.368.129 τ.μ. Παρά τη μεγάλη συνολική επιφάνεια, η ύπαρξη χαρακτηρισμένων δασικών εκτάσεων (περίπου 11.570 τ.μ.) και άλλων περιορισμών στη χρήση γης περιορίζει σημαντικά τις διαθέσιμες επιφάνειες για την ανάπτυξη νέων φωτοβολταϊκών εγκαταστάσεων. Ως εκ τούτου, η υλοποίηση έργων ενεργειακής επέκτασης απαιτεί προσεκτική χωροταξική μελέτη και ενδεχομένως νομικές διαδικασίες για την αδειοδότηση.

- Συνολική Έκταση: 2.368.129,42 τ.μ. (~2.368 στρέμματα)
- Δασικές Εκτάσεις (ΔΑ): 11.570,94 τ.μ. (δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν)
- Άλλες Κατηγορίες (ΧΧ, ΠΑ κτλ.): πολύ μικρές επιφάνειες (μπορούμε να τις αγνοήσουμε στην πρώτη εκτίμηση ή να τις θεωρήσουμε μη εκμεταλλεύσιμες επίσης).

Άρα:

Συνολική εκτάσιμη (θεωρητικά διαθέσιμη) επιφάνεια =  $2.368.129,42 - 11.570,94 \approx 2.356.558,48$  τ.μ.

Όμως, ρεαλιστικά δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί όλη την έκταση για πάνελ, διότι, μέσα στο campus υπάρχουν:

- ο Κτήρια
- ο Πάρκινγκ
- ο Δρόμους
- ο Κοινόχρηστους χώρους

Σε τέτοια περιβάλλοντα, το 5% έως 10% της συνολικής έκτασης είναι συνήθως πραγματικά διαθέσιμο για τέτοια έργα.

Τελική Εκτίμηση:

Υπολογισμός	Τιμή
5% διαθεσιμότητα	$2.356.558,48 \times 0,05 \approx 117.828 \text{ τ.μ.}$
10% διαθεσιμότητα	$2.356.558,48 \times 0,10 \approx 235.656 \text{ τ.μ.}$

Άρα ρεαλιστικά διαθέσιμη επιφάνεια για εγκατάσταση πάνελ: 117.000 έως 236.000 τετραγωνικά μέτρα, περίπου.

Τυπικά, ένα φωτοβολταϊκό πάνελ χρειάζεται περίπου 5–7 τ.μ. για 1 kW εγκατεστημένης ισχύος.

Δηλαδή 1.000 τ.μ. περίπου 150–200 kW εγκατεστημένης ισχύος.

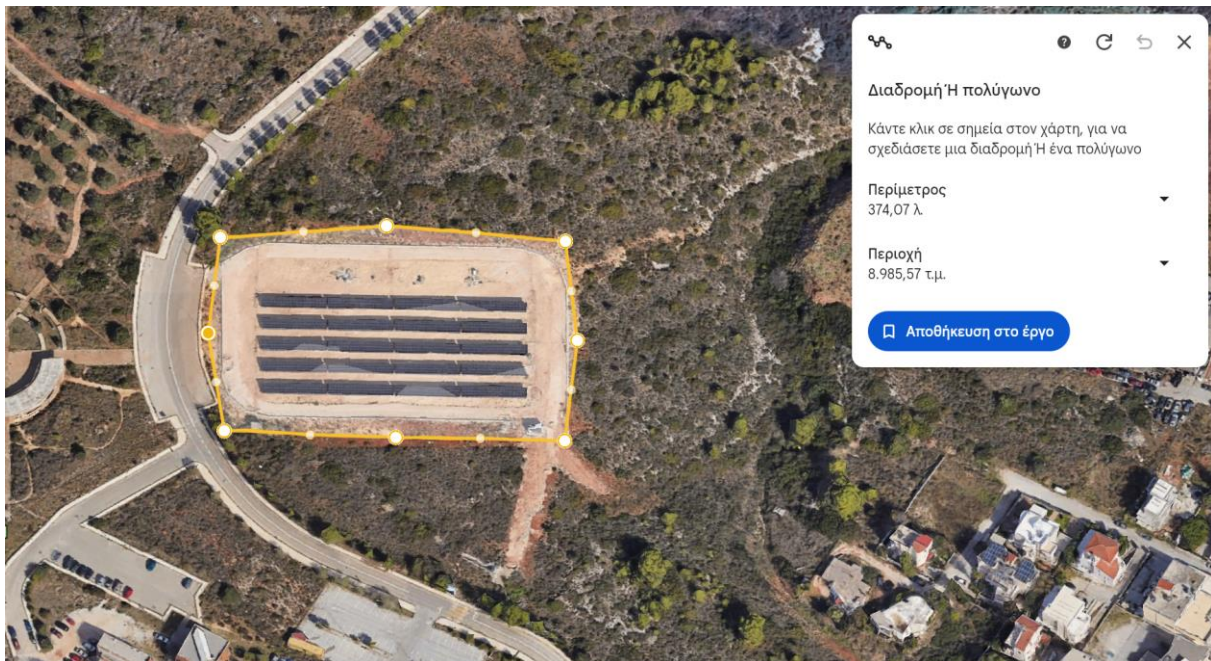
Άρα:

Θεωρητική Διαθέσιμη Επιφάνεια	Εγκατεστημένης Ισχύς
~117.000 τ.μ.	~17,5 έως 23,4 MWp
~235.000 τ.μ.	~35 έως 47 MWp

Ρεαλιστικά, το Πολυτεχνείο Κρήτης έχει δυνατότητα εγκατάστασης από ~17,5 MWp έως ~47 MWp σε φωτοβολταϊκά συστήματα, ανάλογα με τη διαθεσιμότητα χώρων και την τεχνική αξιοποίηση των επιφανειών.



Φυσικά, αυτό είναι ένα θεωρητικό μέγιστο, πρακτικά είναι χαμηλότερο λόγω ειδικών περιορισμών καθώς το Πολυτεχνείο Κρήτης δεν είναι επιχείρηση παραγωγής ενέργειας και έτσι μέσω της μελέτης μπορεί να γίνει εξοικονόμηση πόρων του για χρήση σε άλλους τομείς.



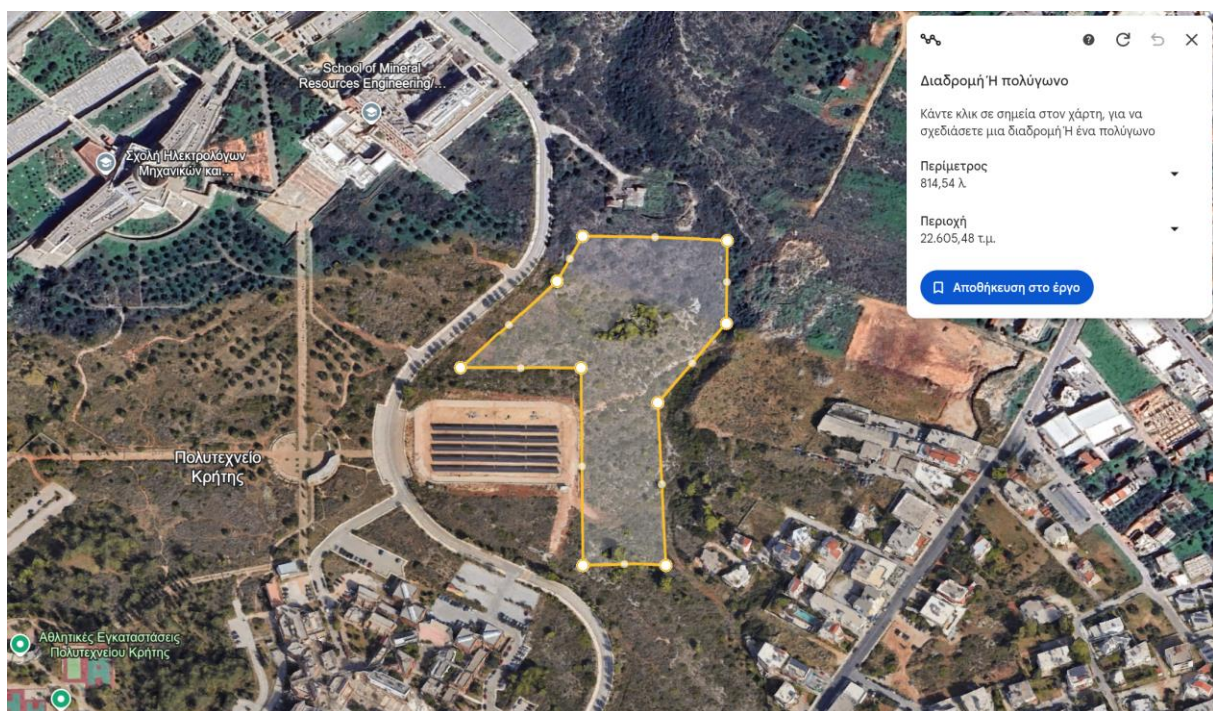
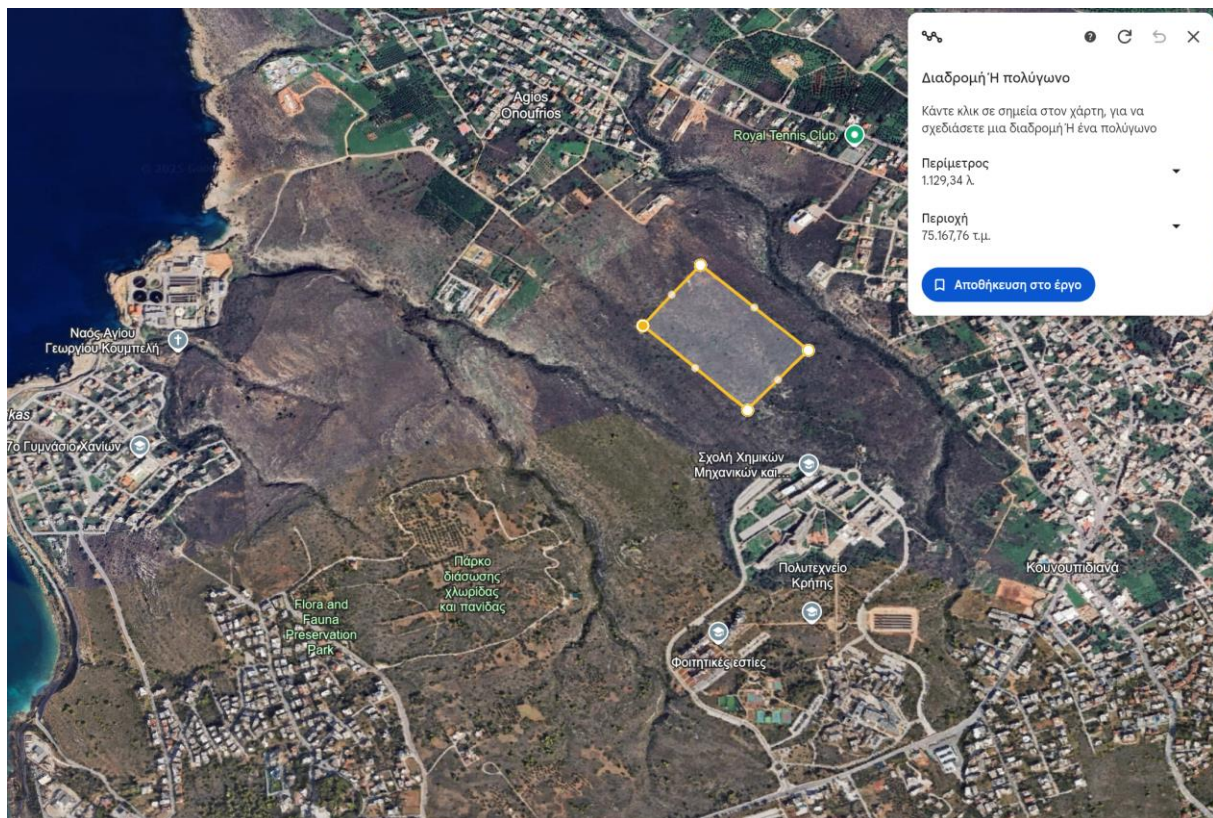
Εικόνα και υπολογισμός επιφάνειας από Google earth

Η υπάρχουσα εγκατάσταση των 9000 τ.μ. περιλαμβάνει εγκατάσταση 300kW.

Για επέκταση 2500kW απαιτείται χώρος 75000τ.μ. (αναλογικά υπολογισμένος)

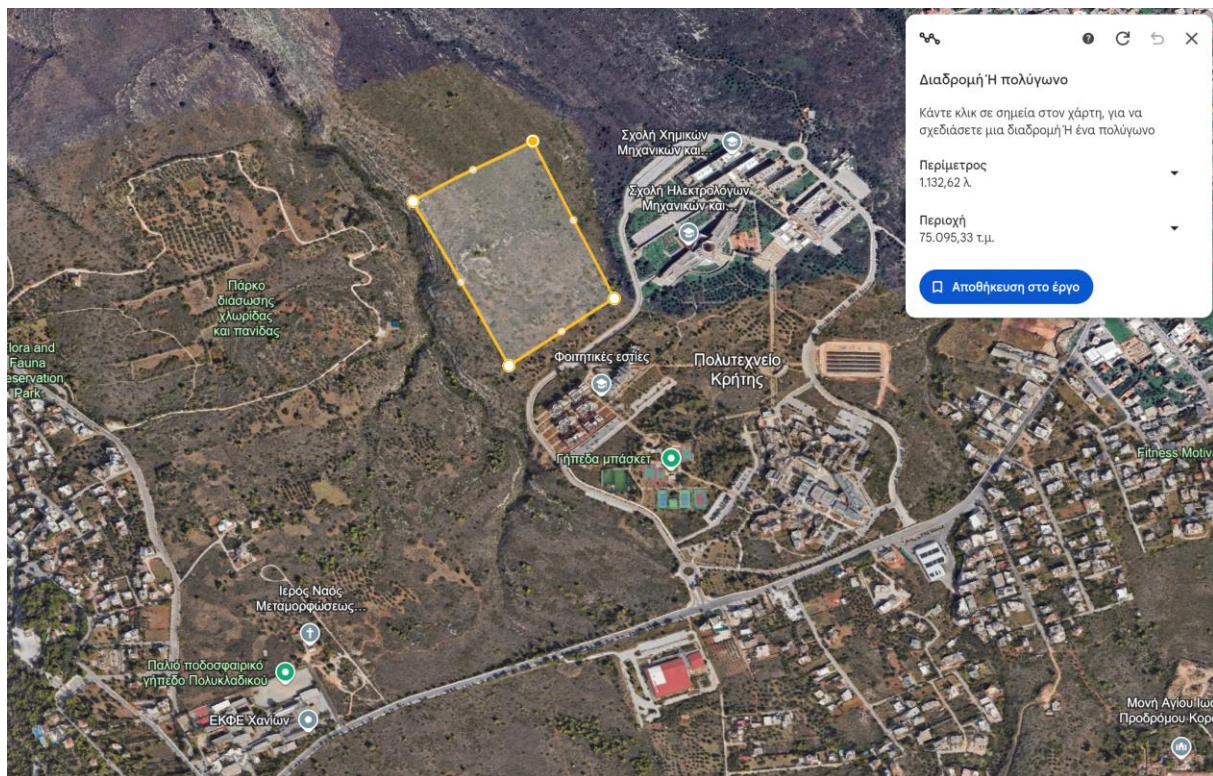
Ακολουθούν ενδεικτικοί χώροι εγκατάστασης των επιπρόσθετων πάνελ:





Καταγράφεται ότι γύρω από την υπάρχουσα εγκατάσταση υπάρχει χώρος 22600 τ.μ.





#### 4.9 Οικονομικά στοιχεία

##### Ανάλυση Κατανάλωσης και Παραγωγής

- Μέση Ετήσια Κατανάλωση: ~3.481 MWh.
- Υπάρχουσα Παραγωγή (300 kW PV): ~390 MWh  $\Rightarrow$  καλύπτει ~11% της συνολικής κατανάλωσης.
- Πλήρης κάλυψη απαιτεί: 2376 kW επιπλέον.

Συμπέρασμα: Το Πολυτεχνείο μπορεί θεωρητικά να φτάσει σε 100% κάλυψη των ετήσιων αναγκών του με συνολική ισχύ 2676 kW (300 + 2376), υπό την προϋπόθεση ότι η παραγωγή μπορεί να συμψηφιστεί.

Η σταδιακή επέκταση της φωτοβολταϊκής εγκατάστασης στο Πολυτεχνείο Κρήτης είναι τεχνικά εφικτή και οικονομικά βιώσιμη.

Τα σενάρια επέκτασης 1000–2376 kW προσφέρουν εξαιρετική απόδοση επένδυσης.

Η χρήση μπαταριών σε αυτή τη φάση δεν είναι αναγκαία, καθώς το Net Metering καλύπτει επαρκώς τις ανάγκες με ετήσιο συμψηφισμό.

Το ενεργειακό προφίλ του Ιδρύματος, μαζί με τη σχετική σταθερότητα των καιρικών συνθηκών, επιτρέπει την εφαρμογή στοχευμένων στρατηγικών βελτιστοποίησης στην παραγωγή, κατανάλωση και επένδυση.

#### 4.10 Συσχετίσεις με καιρικά δεδομένα

Έγινε ανάλυση συσχετίσεων μέσω του συντελεστή Pearson ( $r$ ).

Η κατανάλωση ενέργειας στο χώρο του πολυτεχνείου παρουσιάζει ασθενή συσχέτιση με την θερμοκρασία και την υγρασία ( $r \approx \pm 0.06$ ) λαμβάνοντας υπόψιν ολόκληρο το έτος.

Όμως εξετάζοντας ανά εποχή παρατηρείται ότι το καλοκαίρι υπάρχει θετική συσχέτιση με θερμοκρασία ( $r = 0.31$ ), πιθανόν λόγω A/C και τον χειμώνα αρνητική ( $r = -0.42$ ), πιθανόν λόγω μεγαλύτερων αναγκών για θέρμανση στο campus και στις εστίες.

Αντίστοιχοι συσχετισμοί έγιναν και για την παραγωγή PV, όπου η θερμοκρασία είχε θετική συσχέτιση ( $r = 0.34$ ) – φυσιολογικό για ηλιοφάνεια. Συννεφιά και υγρασία αρνητική συσχέτιση ( $r = -0.3$  και  $-0.28$ ), ενώ η ηλιακή ακτινοβολία θετική ( $r = 0.22$ ) – λογικό, αλλά χαμηλή λόγω πιθανών μεταβλητών σκιάσεων ή προσανατολισμού.

#### 4.11 Συσχέτιση με βιβλιογραφία

Τα ευρήματα ευθυγραμμίζονται με τη σύγχρονη βιβλιογραφία που αναγνωρίζει τον ρόλο των έξυπνων προβλεπτικών μοντέλων στη διαχείριση ενέργειας (π.χ. Wang et al., 2019) και τη σημασία των Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων στη χάραξη βιώσιμων ενεργειακών πολιτικών (Pfenninger et al., 2014). Η εφαρμογή Πολυκριτήριας Ανάλυσης και αλγορίθμων TN συνδυαστικά με τεχνικοοικονομικά κριτήρια έχει αποδειχθεί αποτελεσματική σε παρόμοιες μελέτες, όπως επιβεβαιώνεται και στην περίπτωση του Πολυτεχνείου Κρήτης.

Η χαμηλή συσχέτιση κατανάλωσης με καιρικά δεδομένα στο ετήσιο επίπεδο, αλλά υψηλότερη σε εποχικό επίπεδο, συνάδει με παρόμοια συμπεράσματα στη βιβλιογραφία που υποδεικνύουν την ανάγκη για εξειδικευμένα εποχικά μοντέλα πρόβλεψης.

Η χρήση προβλεπτικών αλγορίθμων, και ιδιαίτερα του LSTM, προσφέρει αυξημένη ακρίβεια σε βραχυπρόθεσμες περιόδους, ξεπερνώντας αισθητά τη στρατηγική που βασίζεται αποκλειστικά σε ιστορική επανάληψη (persistence). Σε πιο σύνθετα χρονικά διαστήματα ή με

μακρύτερο ορίζοντα, τα σφάλματα αυξάνονται, όμως η αξία των μοντέλων παραμένει, ιδιαίτερα όταν συνδυάζονται με άλλες τεχνικές

## 5. Συμπεράσματα και Μελλοντική Έρευνα

Η παρούσα εργασία ανέπτυξε μια ολοκληρωμένη υπολογιστική προσέγγιση για τη βιώσιμη διαχείριση ενέργειας, με εφαρμογή στο Πολυτεχνείο Κρήτης. Συνδυάζοντας προηγμένα εργαλεία πρόβλεψης κατανάλωσης και παραγωγής, ανάλυση σεναρίων εγκατάστασης φωτοβολταϊκών συστημάτων και οικονομική αξιολόγηση, κατασκευάστηκε ένα λειτουργικό Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων που μπορεί να υποστηρίξει στρατηγικές επιλογές με μετρήσιμα οφέλη.

### 5.1 Σύνοψη βασικών ευρημάτων

Τα βασικά ευρήματα συνοψίζονται ως εξής:

Το LSTM μοντέλο πρόβλεψης κατανάλωσης παρείχε υψηλή ακρίβεια (MAPE έως και 3–5% σε επαναλαμβανόμενα test sets), ξεπερνώντας άλλα μοντέλα όπως το AR(1) και το CV Ensemble.

Η πρόβλεψη παραγωγής φωτοβολταϊκών με CV Ensemble παρουσίασε MAPE 6.43%, επαρκές για εκτιμήσεις σχεδιασμού.

Η ανάλυση σεναρίων επέκτασης φωτοβολταϊκής ισχύος έδειξε εξαιρετικά υψηλό NPV και ROI, ακόμα και για μεγάλης κλίμακας εγκαταστάσεις (έως 2376 kW).

Η χρήση συστημάτων αποθήκευσης ενέργειας είχε περιορισμένη απόδοση σε σχέση με την επένδυση, υποδεικνύοντας ότι η προτεραιότητα πρέπει να δοθεί στην παραγωγή ΑΠΕ.

Το DSS προσφέρει πολυπαραγοντική αξιολόγηση ενεργειακών στρατηγικών με βάση την κατανάλωση, την παραγωγή, το κόστος και την απόδοση επένδυσης.

### 5.2 Πρακτικές εφαρμογές συστήματος

Το προτεινόμενο σύστημα μπορεί να αξιοποιηθεί ως:

Εργαλείο λήψης αποφάσεων για τον στρατηγικό σχεδιασμό ενεργειακής πολιτικής στο Πολυτεχνείο Κρήτης ή άλλα δημόσια/εκπαιδευτικά ιδρύματα, αλλά και ως βάση υπολογισμού για σταδιακή ενεργειακή αυτονομία, επιτρέποντας στους υπεύθυνους εγκαταστάσεων να σχεδιάζουν και να σταθμίζουν κόστη και οφέλη. Παρέχει υποστήριξη για σύνταξη φακέλων χρηματοδότησης ή αξιοποίησης ΕΣΠΑ/επιδοτήσεων, μέσω τεκμηριωμένων σεναρίων και

δεικτών απόδοσης. Η ευελιξία του μοντέλου, επίσης, το καθιστά ικανό να εφαρμοστεί με κατάλληλη παραμετροποίηση και σε άλλα campus, δήμους ή βιομηχανικές μονάδες.

### **5.3 Προτάσεις για περαιτέρω ανάπτυξη ή βελτιώσεις**

Η παρούσα μελέτη παρέχει τη βάση για πλήθος μελλοντικών επεκτάσεων όπως η ενσωμάτωση περιβαλλοντικών δεικτών (π.χ. αποτύπωμα άνθρακα, CO<sub>2</sub> offset) στο DSS, για πιο σφαιρική αξιολόγηση βιωσιμότητας. Είναι εφικτή δυναμική προσαρμογή μοντέλων πρόβλεψης σε πραγματικό χρόνο, με συνεχή εκπαίδευση και ενσωμάτωση νέων δεδομένων. Δυνατότητα για αξιολόγηση και κοινωνικών παραμέτρων, όπως αποδοχή της επένδυσης, επιπτώσεις στην τοπική κοινότητα ή συνέργειες με άλλα ιδρύματα. Τέλος, μπορεί να αποτελέσει εργαλείο διαδραστικής διεπαφής χρήστη (GUI) για το DSS, ώστε να είναι προσβάσιμο και λειτουργικό σε μη τεχνικούς χρήστες.

## Βιβλιογραφία

- Ahmad, T., Zhang, D., Huang, C., & Dai, N. (2020). Machine learning in smart grid energy management: A review. *Energy Reports*, 6, 377–390. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2020.02.007>
- Amasyali, K., & El-Gohary, N. M. (2018). A review of data-driven building energy consumption prediction studies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 81, 1192–1205. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.04.095>
- Dietterich, T. G. (2000). Ensemble methods in machine learning. In *International Workshop on Multiple Classifier Systems* (pp. 1–15). Springer.
- European Commission. (2020). *A European Green Deal – Striving to be the first climate-neutral continent*. Brussels: European Commission. [https://ec.europa.eu/info/strategy/priorities-2019-2024/european-green-deal\\_en](https://ec.europa.eu/info/strategy/priorities-2019-2024/european-green-deal_en)
- European Commission. (2021). *Fit for 55 package*. [https://ec.europa.eu/clima/policies/eu-climate-action\\_en](https://ec.europa.eu/clima/policies/eu-climate-action_en)
- Fenza, G., Gallo, M., & Loia, V. (2015). A hybrid approach to business intelligence in smart grids: A case study. *Computers in Industry*, 70, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2015.01.006>
- Georgopoulou, E., Sarafidis, Y., & Mirasgedis, S. (2003). A multiple-criteria decision-aid approach for energy planning problems: The case of renewable energy option. *European Journal of Operational Research*, 146(3), 583–602. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00374-6](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00374-6)
- Greco, S., Ehrgott, M., & Figueira, J. R. (2016). *Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys*. Springer.
- International Energy Agency (IEA). (2021). *Net Zero by 2050: A Roadmap for the Global Energy Sector*. Paris: IEA. <https://www.iea.org/reports/net-zero-by-2050>
- International Energy Agency (IEA). (2022). *World Energy Outlook 2022*. <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2022>
- Kuhn, M., & Johnson, K. (2013). *Applied predictive modeling*. Springer.



- Manzini, F., Liberati, C., & Musto, D. (2021). A Multi-Criteria Decision Support System for University Campus Energy Planning. *Energy and Buildings*, 250, 111281. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111281>
- Morstyn, T., Farrell, N., Darby, S. J., & McCulloch, M. D. (2018). Using Peer-to-Peer Energy-Trading Platforms to Incentivize Prosumers to Form Federated Power Plants. *Nature Energy*, 3(2), 94–101. <https://doi.org/10.1038/s41560-017-0075-y>
- Mpenergy. *Αυτόνομα Φωτοβολταϊκά Συστήματα* ανακτήθηκε από αυτό το [σύνδεσμο](#).
- Mpenergy. *Αυτοπαραγωγή Ενέργειας με Φωτοβολταϊκά* ανακτήθηκε από αυτό το [σύνδεσμο](#).
- Mpenergy. *Net Billing* ανακτήθηκε από αυτό το [σύνδεσμο](#).
- Pfenninger, S., Hawkes, A., & Keirstead, J. (2014). Energy systems modeling for twenty-first century energy challenges. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 33, 74–86. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.02.003>
- Pohekar, S. D., & Ramachandran, M. (2004). Application of multi-criteria decision making to sustainable energy planning—A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 8(4), 365–381. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2003.12.007>
- Shahsavari, A., & Akbari, M. (2018). Potential of Solar Energy in Developing Countries: A Review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 90, 275–291. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.03.094>
- Tagliapietra, S., & Zachmann, G. (2022). A European policy response to the energy crisis. *Bruegel Policy Contribution*. <https://www.bruegel.org/policy-brief/european-policy-response-energy-crisis>
- United Nations. (2015). *Transforming our world: The 2030 Agenda for Sustainable Development*.
- United Nations Environment Programme (UNEP). (2011). *Towards a Green Economy: Pathways to Sustainable Development and Poverty Eradication*. Nairobi: UNEP. <https://www.unep.org/resources/green-economy-report>
- Wang, J., Lu, K., & Wang, Y. (2020). Artificial Intelligence in Energy: From Prediction to Optimization. *Energy Reports*, 6, 2163–2171. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2020.07.008>

Wang, J., Yan, Z., & Zhao, Y. (2019). Deep learning for smart energy systems: A survey of trends and future directions. *Energy Reports*, 5, 1355–1372. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2019.09.024>

Wang, J. J., Jing, Y. Y., Zhang, C. F., & Zhao, J. H. (2009). Review on multi-criteria decision analysis aid in sustainable energy decision-making. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(9), 2263–2278. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2009.06.021>

Zhang, G., Eddy Patuwo, B., & Hu, M. Y. (2007). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35–62.

Zhou, K., Fu, C., & Yang, S. (2016). Big Data Driven Smart Energy Management: From Big Data to Big Insights. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 56, 215–225. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.11.050>

ΚΤΙΠΙΟ ΕΚΔΟΣΕΙΣ. (2019). *Εγκατάσταση Φωτοβολταϊκών*.

ΚΤΙΠΙΟ ΕΚΔΟΣΕΙΣ. (2022). *Φωτοβολταϊκά Συστήματα*.

## Παράρτημα Α – Αποτελέσματα Κώδικα

=== Πρόβλεψη Κατανάλωσης με AR(1) ===

Forecast Horizon: 5 days

Train set: 1456 days, Test set: 5 days

MAE : 1216.40 kWh/day

RMSE : 1573.00 kWh/day

MAPE : 13.94 %

=== Πρόβλεψη Κατανάλωσης (CV Ensemble, scaled) ===

Forecast Horizon: 5 days (test set)

RMSE: 3076.36 kWh

MAPE: 34.77%

=== Πρόβλεψη Κατανάλωσης με LSTM (scaled) ===

Forecast Horizon: 5 days (using a 10-day window from train set)

RMSE: 1194.55 kWh

MAPE: 10.59%

=== Πρόβλεψη Παραγωγής PV (CV Ensemble) ===

Forecast Horizon: one-step ahead (using full pvData)

RMSE: 110.24 kWh

MAPE: 6.43%

=== Ετήσιες Καταναλώσεις ===

2021: 3482.4 MWh

2022: 3887.9 MWh

2023: 3448.9 MWh

2024: 3105.5 MWh

Μέση Ετήσια Κατανάλωση: 3481.2 MWh

Μέση Ημερήσια Κατανάλωση: 9537.5 kWh/day

Ετήσια Παραγωγή PV (τρέχουσα εγκατάσταση 300 kW): 390.2 MWh

=== Απαιτούμενο Extra PV για πλήρη κάλυψη (βάσει μέσης ετήσιας κατανάλωσης) ===

Required Extra PV: 2376 kW -> Νέα Συνολική Ισχύς: 2676 kW

CAPEX: 1901090 € | O&M: 19011 €/year | Annual Savings: 661426 €/year

=== Αποτελέσματα για τη χρήση μπαταριών ανά σενάριο επέκτασης PV ===

Scenario 0 kW extra PV: Avg Saved: 0.00 kWh/day, Daily €: 0.00 €, Total Saved: 0 kWh/year, Total €: 0 €, Coverage: 0.0%

Scenario 100 kW extra PV: Avg Saved: 0.00 kWh/day, Daily €: 0.00 €, Total Saved: 0 kWh/year, Total €: 0 €, Coverage: 0.0%

Scenario 300 kW extra PV: Avg Saved: 0.00 kWh/day, Daily €: 0.00 €, Total Saved: 0 kWh/year, Total €: 0 €, Coverage: 0.0%

Scenario 500 kW extra PV: Avg Saved: 0.00 kWh/day, Daily €: 0.00 €, Total Saved: 0 kWh/year, Total €: 0 €, Coverage: 0.0%

Scenario 1000 kW extra PV: Avg Saved: 11.64 kWh/day, Daily €: 2.21 €, Total Saved: 17012 kWh/year, Total €: 3232 €, Coverage: 0.1%

Scenario 2376 kW extra PV: Avg Saved: 68.47 kWh/day, Daily €: 13.01 €, Total Saved: 100031 kWh/year, Total €: 19006 €, Coverage: 0.7%

=== Συσχετίσεις Κατανάλωσης με Καιρικά Δεδομένα ===

Temp : -0.06

Humidity : -0.06

CloudCover : 0.06

WindSpeed : 0.01

SolarRadiation : -0.04

=== Έλεγχος Συσχετίσεων – Οπτική και Εποχική Ανάλυση ===

Συσχέτιση Temp – Κατανάλωση (Καλοκαίρι): 0.31

Συσχέτιση Temp – Κατανάλωση (Χειμώνας): -0.42

Μέση Θερμοκρασία: 22.8 °C | Std Dev: 6.8 °C

Μέση Κατανάλωση: 10065.0 kWh | Std Dev: 2575.3 kWh

=== Συσχετίσεις Παραγωγής PV με Καιρικά Δεδομένα ===

Temp : 0.34

Humidity : -0.28

CloudCover : -0.30

WindSpeed : 0.02

SolarRadiation : 0.22

SolarRadiation – Min: 15.00 | Max: 354.00 | Mean: 212.36

=== Επαναληπτική Αξιολόγηση Αλγορίθμων σε Διαφορετικά Πενθήμερα ===

=== Baseline Persistence Model ===

RMSE: 1211.57 kWh | MAPE: 9.49%

==== Απόδοση LSTM την Περίοδο των Χριστουγέννων ====

Period: 20-Dec-2024 to 07-Jan-2025

RMSE: 1194.55 | MAPE: 10.59%

==== Συγκριτική Αξιολόγηση LSTM & CV Ensemble σε Επαναλαμβανόμενα Test Sets ====

-- Horizon: 5 ημέρες --

Test Period: 01-Dec-2024 to 05-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2433.02 | MAPE: 15.24%

LSTM -> RMSE: 2342.44 | MAPE: 16.45%

Test Period: 02-Dec-2024 to 06-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 1965.94 | MAPE: 14.21%

LSTM -> RMSE: 2906.43 | MAPE: 21.86%

Test Period: 03-Dec-2024 to 07-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2569.47 | MAPE: 20.15%

LSTM -> RMSE: 233.19 | MAPE: 1.59%

Test Period: 04-Dec-2024 to 08-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 1578.51 | MAPE: 12.99%

LSTM -> RMSE: 341.49 | MAPE: 3.15%

Test Period: 05-Dec-2024 to 09-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 1414.09 | MAPE: 10.49%

LSTM -> RMSE: 599.79 | MAPE: 5.67%

Test Period: 06-Dec-2024 to 10-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 1946.36 | MAPE: 13.87%

LSTM -> RMSE: 366.73 | MAPE: 3.08%

Test Period: 07-Dec-2024 to 11-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2510.66 | MAPE: 16.49%

LSTM -> RMSE: 681.74 | MAPE: 4.98%

Test Period: 08-Dec-2024 to 12-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2904.35 | MAPE: 22.20%

LSTM -> RMSE: 1158.93 | MAPE: 8.79%

Test Period: 09-Dec-2024 to 13-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2319.99 | MAPE: 16.04%

LSTM -> RMSE: 874.24 | MAPE: 6.80%

Test Period: 10-Dec-2024 to 14-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2378.12 | MAPE: 18.22%

LSTM -> RMSE: 1215.10 | MAPE: 10.27%

Test Period: 11-Dec-2024 to 15-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2158.81 | MAPE: 17.65%

LSTM -> RMSE: 323.65 | MAPE: 2.77%

Test Period: 12-Dec-2024 to 16-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 1976.78 | MAPE: 14.59%

LSTM -> RMSE: 1178.65 | MAPE: 8.13%

Test Period: 13-Dec-2024 to 17-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 1248.51 | MAPE: 8.32%

LSTM -> RMSE: 2096.78 | MAPE: 13.68%

Test Period: 14-Dec-2024 to 18-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 1790.31 | MAPE: 14.79%

LSTM -> RMSE: 1827.04 | MAPE: 13.97%

Test Period: 15-Dec-2024 to 19-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 1590.19 | MAPE: 12.92%

LSTM -> RMSE: 834.25 | MAPE: 5.70%

Test Period: 16-Dec-2024 to 20-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2215.04 | MAPE: 14.14%

LSTM -> RMSE: 762.91 | MAPE: 4.91%

-- Horizon: 10 ημέρες --

Test Period: 01-Dec-2024 to 10-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2182.96 | MAPE: 13.42%

LSTM -> RMSE: 2159.75 | MAPE: 16.51%

Test Period: 02-Dec-2024 to 11-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 1977.76 | MAPE: 14.17%

LSTM -> RMSE: 1987.77 | MAPE: 15.13%

Test Period: 03-Dec-2024 to 12-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2540.86 | MAPE: 18.98%

LSTM -> RMSE: 816.81 | MAPE: 5.31%

Test Period: 04-Dec-2024 to 13-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2070.96 | MAPE: 15.29%

LSTM -> RMSE: 918.86 | MAPE: 6.50%

Test Period: 05-Dec-2024 to 14-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 1809.20 | MAPE: 13.30%

LSTM -> RMSE: 520.71 | MAPE: 4.19%

Test Period: 06-Dec-2024 to 15-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2025.35 | MAPE: 15.46%

LSTM -> RMSE: 613.67 | MAPE: 5.07%

Test Period: 07-Dec-2024 to 16-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2290.15 | MAPE: 16.77%

LSTM -> RMSE: 919.67 | MAPE: 5.54%

Test Period: 08-Dec-2024 to 17-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 2304.58 | MAPE: 16.68%

LSTM -> RMSE: 1071.38 | MAPE: 6.32%  
 Test Period: 09-Dec-2024 to 18-Dec-2024  
 CV Ensemble -> RMSE: 1815.99 | MAPE: 12.29%  
 LSTM -> RMSE: 1525.45 | MAPE: 10.43%  
 Test Period: 10-Dec-2024 to 19-Dec-2024  
 CV Ensemble -> RMSE: 2198.03 | MAPE: 16.24%  
 LSTM -> RMSE: 2002.12 | MAPE: 12.77%  
 Test Period: 11-Dec-2024 to 20-Dec-2024  
 CV Ensemble -> RMSE: 2519.26 | MAPE: 18.42%  
 LSTM -> RMSE: 1044.58 | MAPE: 6.48%  
 Test Period: 12-Dec-2024 to 21-Dec-2024  
 CV Ensemble -> RMSE: 1786.47 | MAPE: 12.82%  
 LSTM -> RMSE: 1222.73 | MAPE: 7.45%  
 Test Period: 13-Dec-2024 to 22-Dec-2024  
 CV Ensemble -> RMSE: 2067.34 | MAPE: 14.22%  
 LSTM -> RMSE: 1094.39 | MAPE: 7.15%  
 Test Period: 14-Dec-2024 to 23-Dec-2024  
 CV Ensemble -> RMSE: 2059.91 | MAPE: 18.11%  
 LSTM -> RMSE: 1825.77 | MAPE: 14.05%  
 Test Period: 15-Dec-2024 to 24-Dec-2024  
 CV Ensemble -> RMSE: 2422.02 | MAPE: 19.86%  
 LSTM -> RMSE: 2445.56 | MAPE: 20.30%  
 Test Period: 16-Dec-2024 to 25-Dec-2024  
 CV Ensemble -> RMSE: 2350.07 | MAPE: 19.12%  
 LSTM -> RMSE: 2499.16 | MAPE: 21.95%

-- Horizon: 15 ημέρες --

Test Period: 01-Dec-2024 to 15-Dec-2024  
 CV Ensemble -> RMSE: 2077.34 | MAPE: 13.76%  
 LSTM -> RMSE: 2110.08 | MAPE: 17.60%  
 Test Period: 02-Dec-2024 to 16-Dec-2024  
 CV Ensemble -> RMSE: 2071.11 | MAPE: 15.16%  
 LSTM -> RMSE: 2820.00 | MAPE: 22.67%  
 Test Period: 03-Dec-2024 to 17-Dec-2024  
 CV Ensemble -> RMSE: 2483.61 | MAPE: 19.37%  
 LSTM -> RMSE: 1989.38 | MAPE: 14.89%  
 Test Period: 04-Dec-2024 to 18-Dec-2024  
 CV Ensemble -> RMSE: 2147.37 | MAPE: 15.94%  
 LSTM -> RMSE: 807.23 | MAPE: 5.61%  
 Test Period: 05-Dec-2024 to 19-Dec-2024

CV Ensemble -> RMSE: 1954.78 | MAPE: 14.91%  
LSTM -> RMSE: 1125.55 | MAPE: 7.37%  
Test Period: 06-Dec-2024 to 20-Dec-2024  
CV Ensemble -> RMSE: 2042.34 | MAPE: 14.23%  
LSTM -> RMSE: 2005.11 | MAPE: 11.59%  
Test Period: 07-Dec-2024 to 21-Dec-2024  
CV Ensemble -> RMSE: 2119.16 | MAPE: 14.88%  
LSTM -> RMSE: 1191.30 | MAPE: 8.59%  
Test Period: 08-Dec-2024 to 22-Dec-2024  
CV Ensemble -> RMSE: 2576.27 | MAPE: 18.74%  
LSTM -> RMSE: 1032.17 | MAPE: 6.77%  
Test Period: 09-Dec-2024 to 23-Dec-2024  
CV Ensemble -> RMSE: 2238.23 | MAPE: 15.33%  
LSTM -> RMSE: 1358.19 | MAPE: 9.63%  
Test Period: 10-Dec-2024 to 24-Dec-2024  
CV Ensemble -> RMSE: 2528.39 | MAPE: 19.68%  
LSTM -> RMSE: 1553.39 | MAPE: 11.95%  
Test Period: 11-Dec-2024 to 25-Dec-2024  
CV Ensemble -> RMSE: 2324.56 | MAPE: 18.68%  
LSTM -> RMSE: 2083.10 | MAPE: 16.73%  
Test Period: 12-Dec-2024 to 26-Dec-2024  
CV Ensemble -> RMSE: 1843.90 | MAPE: 15.73%  
LSTM -> RMSE: 1887.69 | MAPE: 16.74%  
Test Period: 13-Dec-2024 to 27-Dec-2024  
CV Ensemble -> RMSE: 1938.56 | MAPE: 16.25%  
LSTM -> RMSE: 2163.29 | MAPE: 20.36%  
Test Period: 14-Dec-2024 to 28-Dec-2024  
CV Ensemble -> RMSE: 2056.23 | MAPE: 20.75%  
LSTM -> RMSE: 2185.81 | MAPE: 20.49%  
Test Period: 15-Dec-2024 to 29-Dec-2024  
CV Ensemble -> RMSE: 2195.43 | MAPE: 20.64%  
LSTM -> RMSE: 3231.49 | MAPE: 30.58%  
Test Period: 16-Dec-2024 to 30-Dec-2024  
CV Ensemble -> RMSE: 2154.64 | MAPE: 19.23%  
LSTM -> RMSE: 2544.80 | MAPE: 23.31%

=== Τελικό Test Set: 2ο Εξάμηνο 2024 ===

Period: 01-Jul-2024 to 31-Dec-2024 | Test Days: 184  
CV Ensemble -> RMSE: 2699.05 | MAPE: 19.77%  
LSTM -> RMSE: 2160.02 | MAPE: 17.49%