



ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΠΟΙΗΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΑΙΣΘΗΤΗΡΩΝ ΣΕ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ SMART CAMPUS

για την παρακολούθηση ποιότητας Αέρα
και Χρήσης Χώρων



Αισθητήρες



Δεδομένα



Ανάλυση



Υποστήριξη
Αποφάσεων

Σπυρίδων Καλλιακμάνης
Πτυχιακή Εργασία

Επιβλέπων: Ηρακλής Βαρλάμης
Καθηγητής





Smart Campus: Από τη Συλλογή στην Αξιοποίηση των Δεδομένων

① Smart Campus

Συνεχής συλλογή δεδομένων IoT
CO₂ • Θερμοκρασία • Υγρασία •
Παρουσία • Παράθυρα • Φωτισμός



② Η πρόκληση

Πολλά δεδομένα ≠ άμεσα χρήσιμη πληροφορία
Διαφορετικοί τύποι αισθητήρων και δεδομένων
Χρονικές ασυνέπειες, κενά & διαφορετικές πηγές
Πληροφορία που δεν μετριέται πάντα άμεσα



③ Η ανάγκη

Μετατροπή δεδομένων σε αξιοποιήσιμη γνώση

- Προεπεξεργασία & ενοποίηση
- Ανάλυση Δεδομένων & Machine Learning
- Υποστήριξη αποφάσεων

ΑΠΟ ΤΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ → ΣΤΗΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑ → ΣΤΗΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ



Στόχος της Εργασίας & Ερευνητικά Ερωτήματα



ΣΤΟΧΟΣ

Αξιοποίηση δεδομένων αισθητήρων από ένα περιβάλλον Smart Campus για την ανάπτυξη και αξιολόγηση μεθόδων Ανάλυσης Δεδομένων και Μηχανικής Μάθησης που μπορούν να υποστηρίξουν τη βελτίωση της λειτουργίας εκπαιδευτικών χώρων.

4 ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΑ ΕΡΩΤΗΜΑΤΑ

01



Εκτίμηση πληρότητας

Σε ποιο βαθμό μπορούν οι περιβαλλοντικές μετρήσεις να αξιοποιηθούν για την αξιόπιστη εκτίμηση της πληρότητας εκπαιδευτικών χώρων και για τη βελτίωση της ποιότητας των διαθέσιμων δεδομένων ανθρώπινης παρουσίας;

02



Πρόβλεψη CO₂

Μπορεί η μελλοντική συγκέντρωση διοξειδίου του άνθρακα (CO₂) να προβλεφθεί με ικανοποιητική ακρίβεια αξιοποιώντας περιβαλλοντικά, λειτουργικά και χρονικά χαρακτηριστικά που είναι διαθέσιμα κατά τη χρονική στιγμή της πρόβλεψης;

03



Φυσικός αερισμός

Πώς μπορούν οι προβλέψεις της συγκέντρωσης CO₂ να αξιοποιηθούν για την ανάπτυξη ενός μηχανισμού υποστήριξης αποφάσεων σχετικά με τον φυσικό αερισμό εκπαιδευτικών χώρων;

04



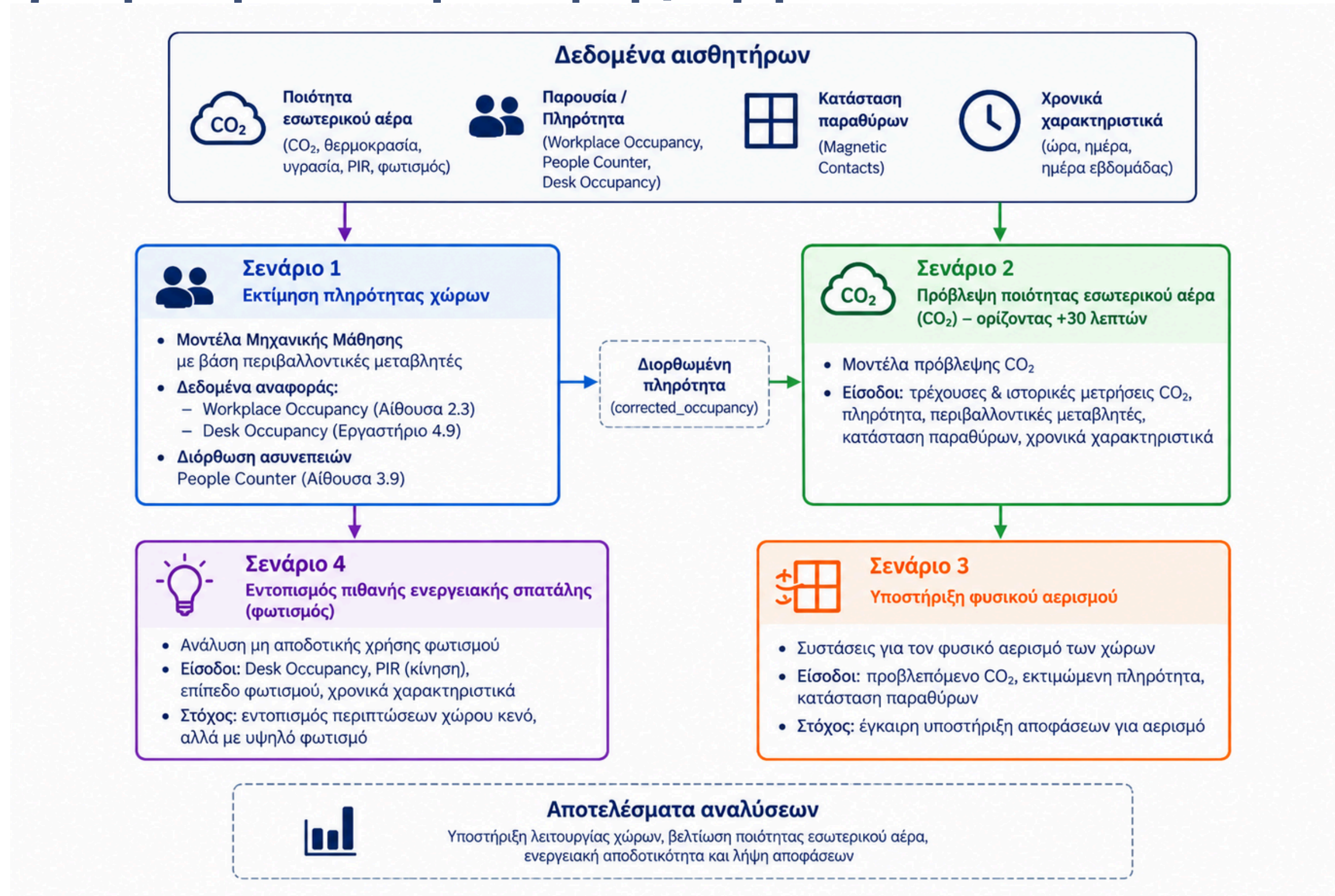
Ενεργειακή σπατάλη

Σε ποιο βαθμό μπορούν δεδομένα από διαφορετικούς αισθητήρες να αξιοποιηθούν για τον εντοπισμό πιθανών περιστατικών ενεργειακής σπατάλης σε ένα περιβάλλον Smart Campus;

Δεδομένα & Χώροι Μελέτης

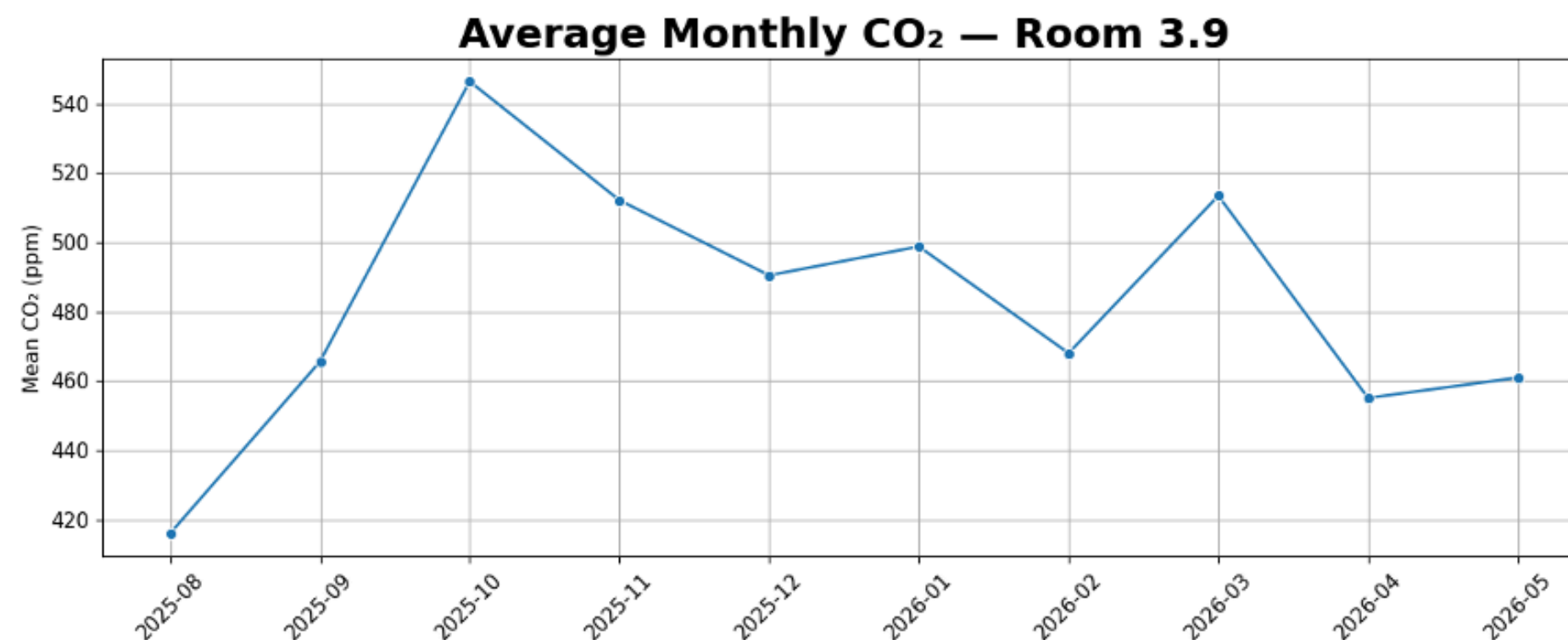
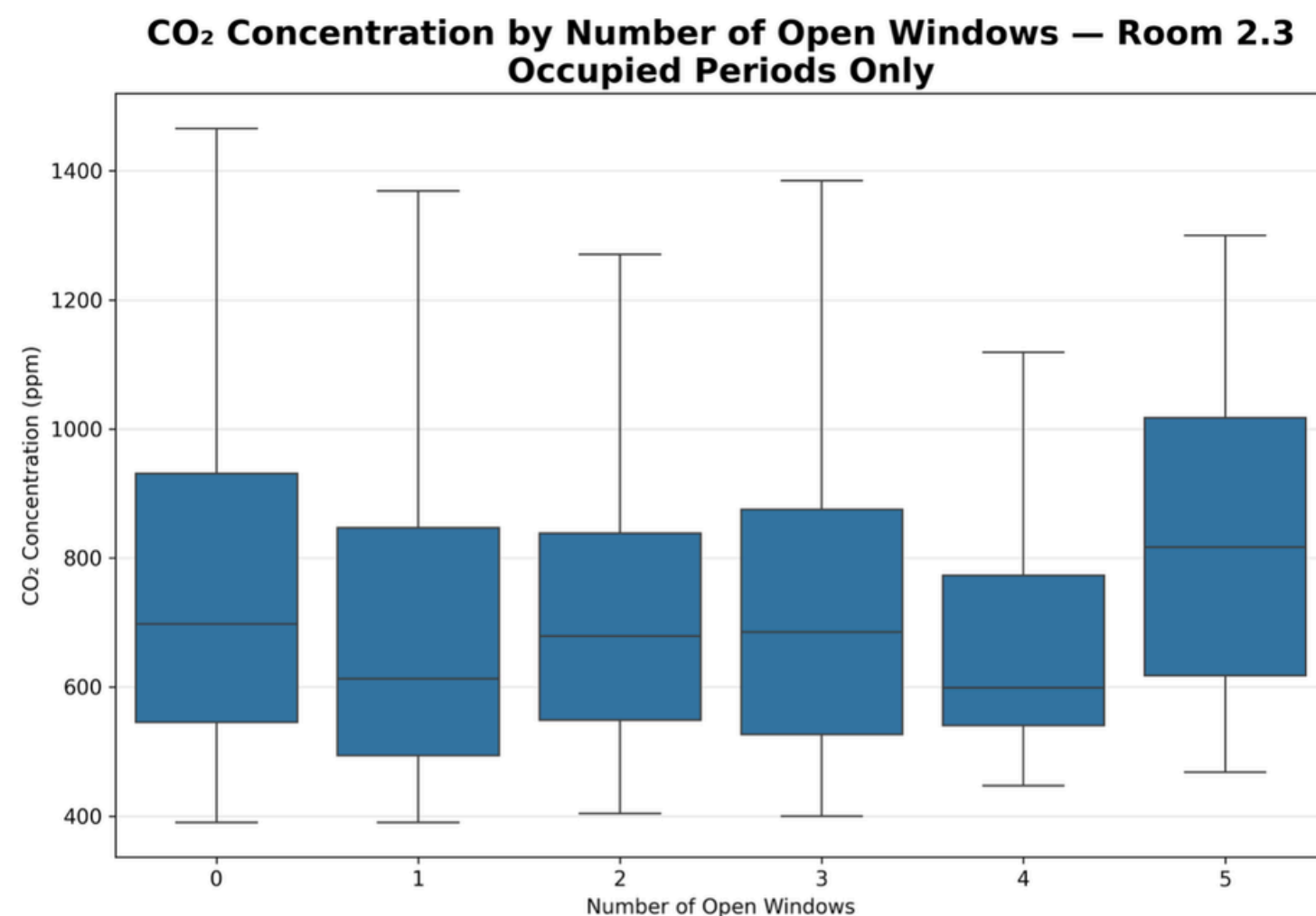


Μεθοδολογική Ροή & Σενάρια Εφαρμογής





Διερευνητική Ανάλυση & Ανάπτυξη Δεικτών



CO₂ & ΑΝΟΙΧΤΑ ΠΑΡΑΘΥΡΑ

Η σχέση δεν είναι μονοτονική. Περισσότερα ανοιχτά παράθυρα δεν συνεπάγονται απαραίτητα χαμηλότερες συγκεντρώσεις CO₂.

ΧΡΟΝΙΚΗ ΜΕΤΑΒΟΛΗ CO₂

Παρατηρούνται μεταβολές μεταξύ των μηνών, χωρίς όμως να εμφανίζεται ένα σαφές και σταθερό εποχικό μοτίβο.

ΑΠΟ ΤΗΝ ΕΔΑ ΣΤΑ ΣΕΝΑΡΙΑ

Το CO₂, η παρουσία, ο αερισμός και η χρονική εξέλιξη πρέπει να εξετάζονται συνδυαστικά και όχι απομονωμένα.

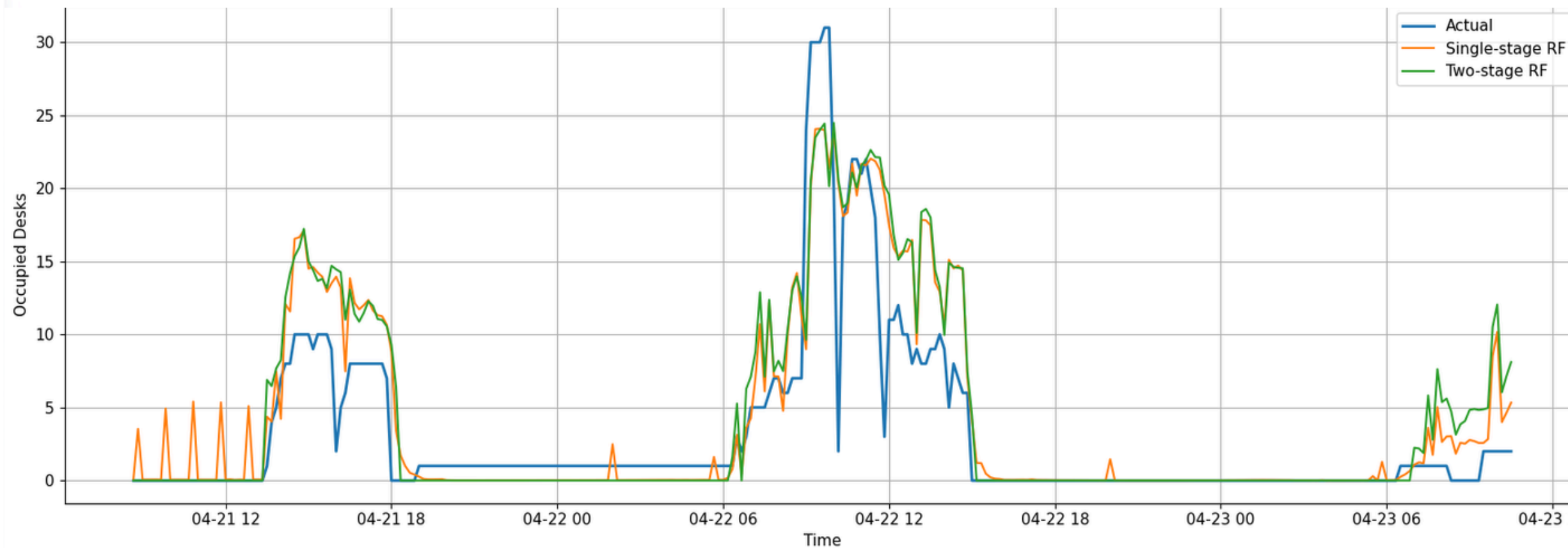


Σενάριο 1 | Εκτίμηση Ανθρώπινης Πληρότητας

Αξιοποίηση περιβαλλοντικών και χρονικών χαρακτηριστικών μέσω μηχανικής μάθησης

Πραγματική και Εκτιμώμενη Πληρότητα κατά τη διάρκεια χαρακτηριστικής περιόδου

Εργαστήριο 4.9



Μοντέλο



Random Forest

Καλύτερη απόδοση μεταξύ των μοντέλων που αξιολογήθηκαν.

Κύριες Μετρικές (Τελικό μοντέλο)

MAE

0,853

άτομα

RMSE

2,420

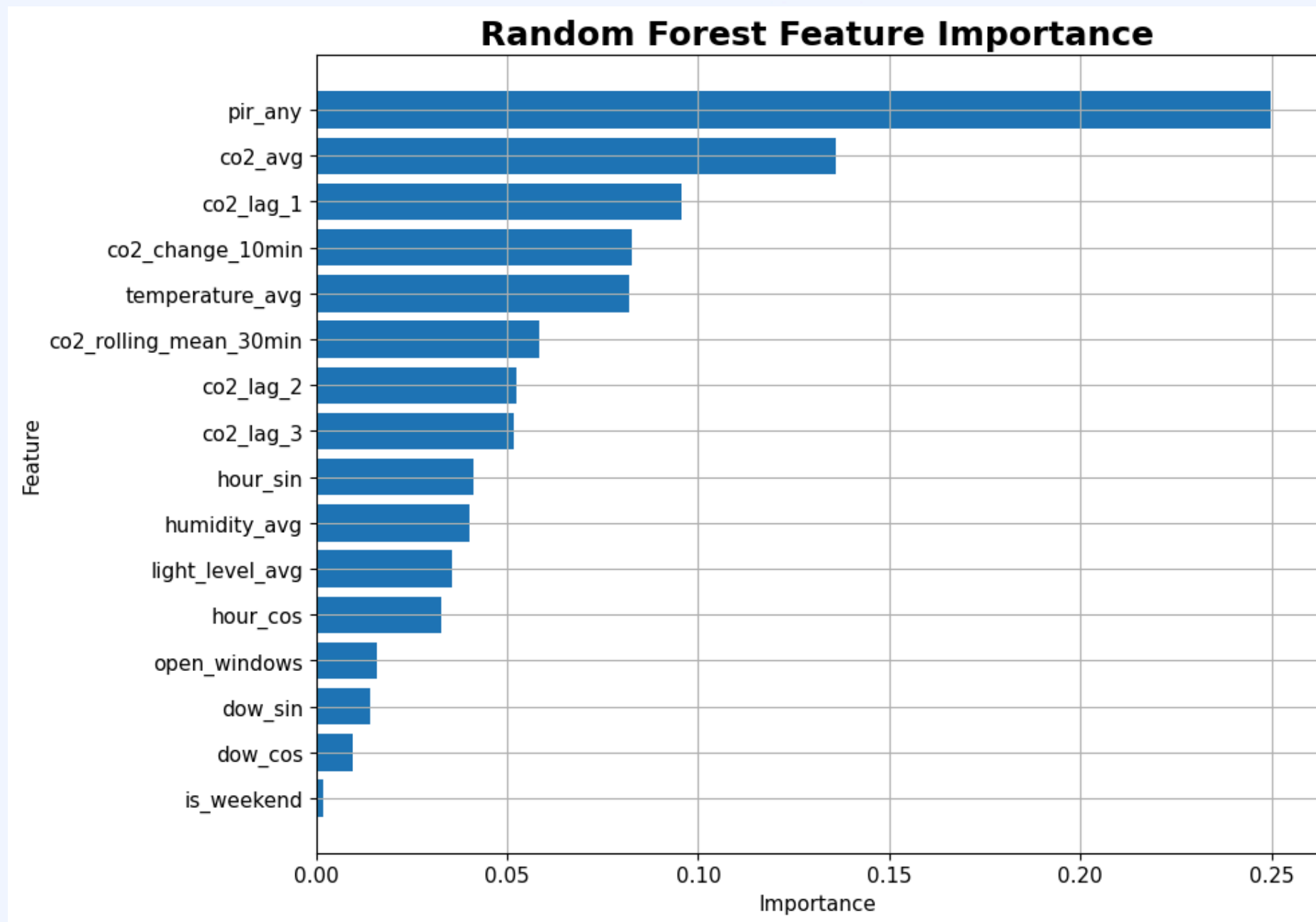
άτομα

Βασικό Συμπέρασμα



Το μοντέλο αποτυπώνει τη γενική δυναμική της πληρότητας, με μεγαλύτερη δυσκολία στις απότομες κορυφώσεις.

Σενάριο 1 | Τι αξιοποίησε το Random Forest;



Κυριότερα Χαρακτηριστικά

1

PIR (pir_any) — 0,250

Η πληροφορία κίνησης αποτέλεσε το ισχυρότερο άμεσο σήμα για την τρέχουσα χρήση του χώρου.

2

Συγκέντρωση CO₂ (co2_avg) — 0,136

Η τρέχουσα συγκέντρωση CO₂ αποτέλεσε τη δεύτερη σημαντικότερη μεταβλητή.

3

Δυναμική του CO₂

Οι χρονικά υστερημένες τιμές, ο ρυθμός μεταβολής και ο κυλιόμενος μέσος παρείχαν πρόσθετη πληροφορία για την εξέλιξη της πληρότητας.

Βασικό Εύρημα



Κίνηση + τρέχουσα τιμή και χρονική εξέλιξη του CO₂ αποτέλεσαν τις σημαντικότερες πηγές πληροφορίας για την εκτίμηση της πληρότητας.



Feature importance ≠ αιτιώδης επίδραση



Διόρθωση People Counter στην αίθουσα 3.9

Εντοπισμός ασυνεπειών, δημιουργία διορθωμένης χρονοσειράς και σύνδεση με το επόμενο σενάριο



People Counter

Αρχική εκτίμηση
πληρότητας από
εισόδους - εξόδους



Έλεγχος ασυνεπειών

Εφαρμογή κανόνων και
σύγκριση με
περιβαλλοντική εκτίμηση



Διόρθωση εκτιμήσεων

Δημιουργία πιο
συνεπούς χρονοσειράς
corrected_occupancy



Αξιοποίηση

Η corrected_occupancy
χρησιμοποιείται στο
σενάριο 2 (πρόβλεψη CO₂)

Κριτήρια εντοπισμού προβληματικών παρατηρήσεων



2.164

Αρνητικές εκτιμήσεις

Περιπτώσεις μη ρεαλιστικής
πληρότητας (αρνητικές τιμές).



184

Μεγάλες χρονικές μεταβολές

Απότομες μεταβολές που δεν
συνάδουν με τη φυσιολογική
εξέλιξη χρήσης του χώρου.



1.729

Μεγάλες αποκλίσεις

Σημαντική απόκλιση από την
περιβαλλοντικά υποστηρίζομενη
εκτίμηση πληρότητας.



3.902

Υποπτες παρατηρήσεις

Μια παρατήρηση χαρακτηρίζεται
ως ύποπτη όταν ικανοποιείται
τουλάχιστον ένα από τα
παραπάνω κριτήρια.



3.892

Τελικές διορθώσεις

Δημιουργία της
διορθωμένης χρονοσειράς
corrected_occupancy

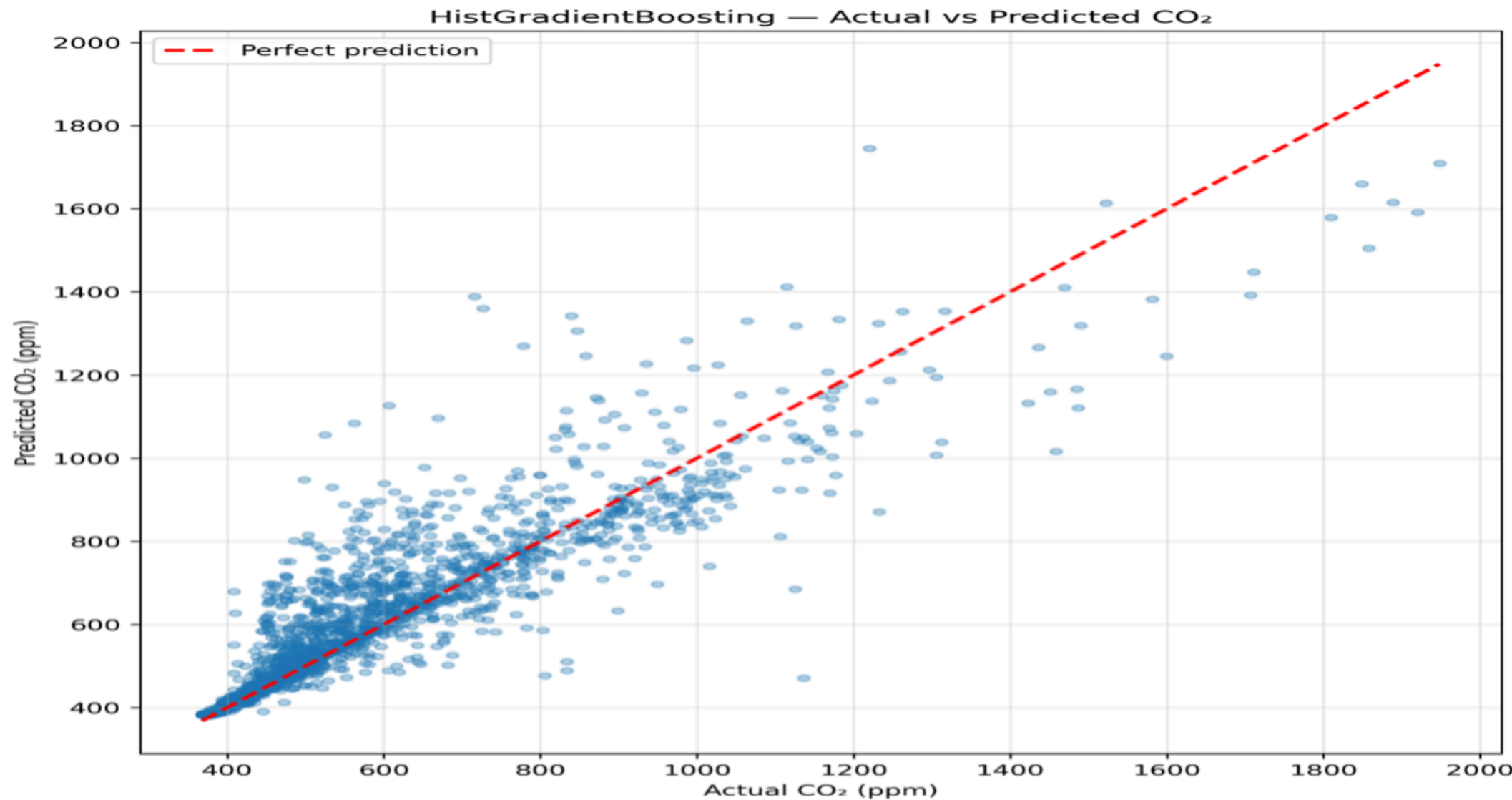


Βασικό Συμπέρασμα

Η διόρθωση του People Counter οδηγεί σε μια πιο συνεπή εκτίμηση της πληρότητας, η οποία αξιοποιείται στο επόμενο σενάριο για την πρόβλεψη της συγκέντρωσης CO₂.



Σενάριο 2 | Πρόβλεψη συγκέντρωσης CO₂



Μοντέλο & Στόχος

HistGradientBoosting

Πρόβλεψη συγκέντρωσης CO₂
30 λεπτά στο μέλλον

Βασικά Αποτελέσματα — Εργαστήριο 4.9

MAE

17,200 ppm

R²

0,857

Κύρια Σημεία

1

Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη CO₂

Αξιοποίηση περιβαλλοντικών, λειτουργικών, χρονικών και ιστορικών χαρακτηριστικών.

2

Καλύτερη συνολική απόδοση

Το HistGradientBoosting επιλέχθηκε ως τελικό μοντέλο μεταξύ των εξεταζόμενων προσεγγίσεων.

3

Καλή συμφωνία πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών

Οι περισσότερες παρατηρήσεις βρίσκονται κοντά στη διαγώνιο της τέλειας πρόβλεψης, με μεγαλύτερη διασπορά στις υψηλότερες συγκεντρώσεις CO₂.

Σενάριο 2 | Διαχωρική Αξιολόγηση του Μοντέλου

Εφαρμογή του ίδιου μοντέλου σε διαφορετικούς χώρους
ΧΩΡΙΣ ΕΠΑΝΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ



Εργαστήριο 4.9
(Αρχικός χώρος εκπαίδευσης)

MAE
17,200 ppm

R²
0,857

ΧΩΡΙΣ
ΕΠΑΝΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ



Αίθουσα 2.3

MAE
16,585 ppm

R²
0,865

ΧΩΡΙΣ
ΕΠΑΝΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ



Αίθουσα 3.9

MAE
19,149 ppm

R²
0,846



Χρήση corrected_occupancy
από το Σενάριο 1

Εξήγηση κριτηρίων: Υποδομές και Ανάλυση Δεδομένων - Εισαγωγή στο Smart Campus

Σύντομη Περιγραφή

1

Το μοντέλο που εκπαιδεύτηκε στο εργαστήριο 4.9 εφαρμόστηκε αυτούσιο στις αίθουσες 2.3 και 3.9.

2

Δεν πραγματοποιήθηκε επανεκπαίδευση ή προσαρμογή των παραμέτρων.

3

Αξιολογήθηκε η προγνωστική απόδοση σε διαφορετικούς χώρους με διαφορετικά χαρακτηριστικά λειτουργίας.

Βασικό Εύρημα

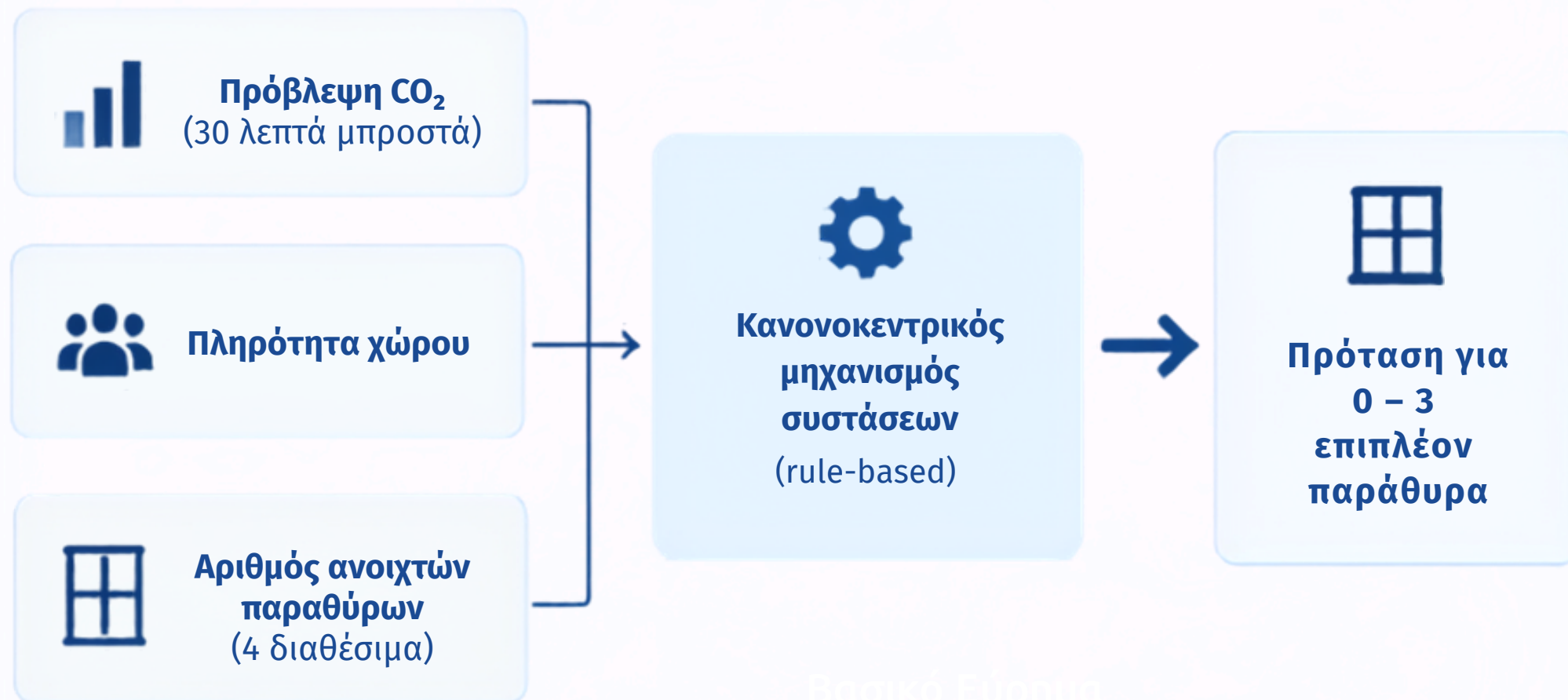


Το μοντέλο διατήρησε συγκρίσιμη προγνωστική απόδοση στις αίθουσες 2.3 και 3.9 χωρίς επανεκπαίδευση, παρέχοντας ένδειξη μεταφερισιμότητας μεταξύ διαφορετικών χώρων του ίδιου Smart Campus.

Σενάριο 3 | Υποστήριξη φυσικού αερισμού

Από την πρόβλεψη στην απόφαση

Αξιοποίηση της πρόβλεψης CO₂ για στοχευμένες συστάσεις φυσικού αερισμού



Βασικό Εύρημα

Βασικά Αποτελέσματα (Εργαστήριο 4.9)

84,53%

των κατειλημμένων περιόδων
δεν απαιτούσε άνοιγμα επιπλέον
παραθύρων

63,18%

Δεν απαιτείται
πρόσθετος αερισμός

21,35%

Ο υφιστάμενος αερισμός
θεωρείται επαρκής

9,33%

+1
παράθυρο

5,25%

+2
παράθυρα

0,89%

+3
παράθυρα

Βασικό Εύρημα



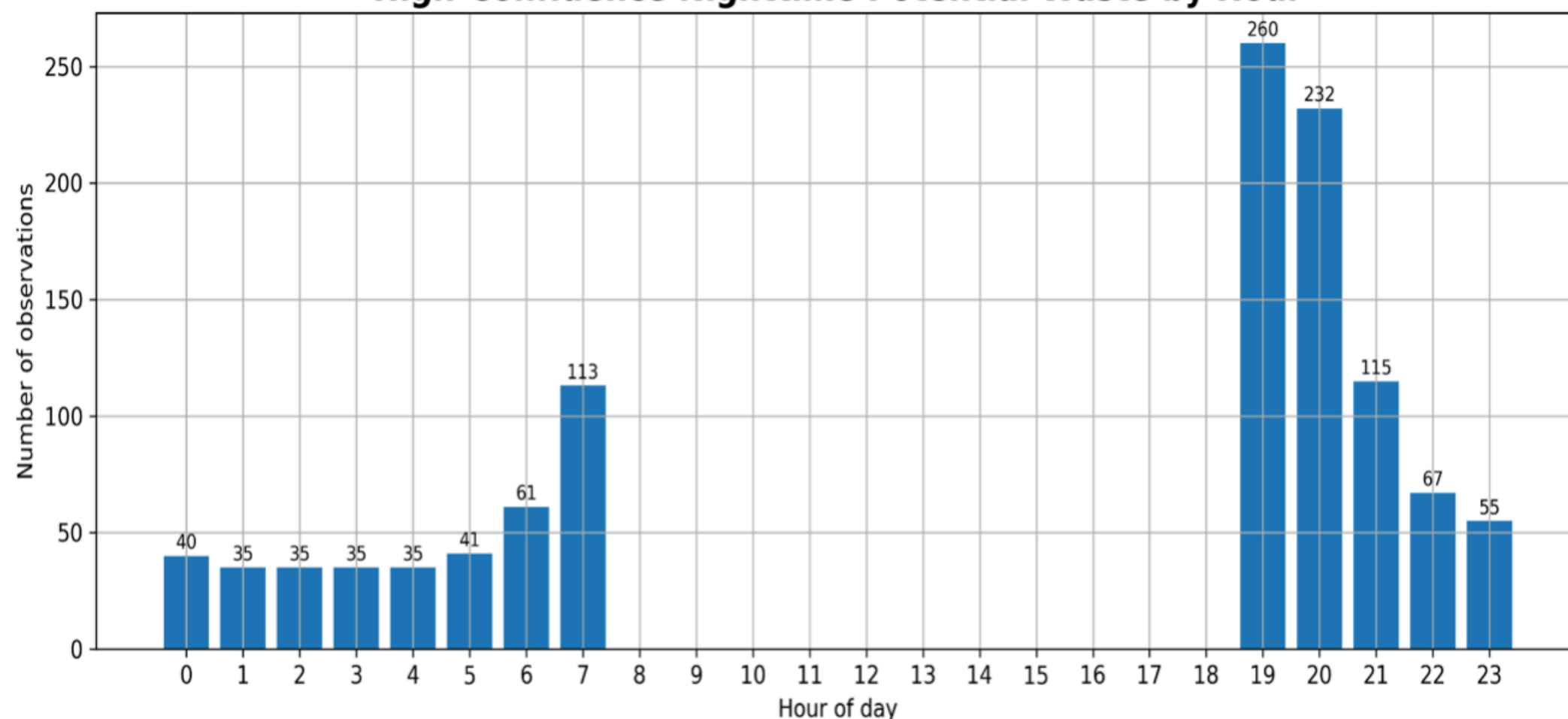
Ο μηχανισμός αξιοποιεί την πρόβλεψη CO₂ 30 λεπτά μπροστά και προτείνει επιλεκτικά ενίσχυση του φυσικού αερισμού μόνο όταν η αναμενόμενη επιβάρυνση το απαιτεί.

Σενάριο 4 | Εντοπισμός πιθανής ενεργειακής σπατάλης

Χρονική κατανομή των περιστατικών υψηλής βεβαιότητας

Τα περισσότερα περιστατικά εμφανίζονται τις βραδινές ώρες (κυρίως 19:00-21:00).

High-Confidence Nighttime Potential Waste by Hour



Βασικά Αποτελέσματα (Εργαστήριο 4.9)

94,31%

των παρατηρήσεων δεν παρουσίασε ένδειξη πιθανής ενεργειακής σπατάλης

2,90%

1.124 παρατηρήσεις

Πιθανή νυχτερινή ενεργειακή σπατάλη υψηλής βεβαιότητας

≈ 187,3 ώρες

Αθροιστικό ισοδύναμο των καταγεγραμμένων νυχτερινών περιστατικών υψηλής βεβαιότητας

Βασικό Εύρημα



Ο μηχανισμός εντοπίζει ένα περιορισμένο σύνολο ύποπτων καταστάσεων, συνδυάζοντας πληροφορία παρουσίας, κίνησης, φωτισμού και χρονικής περιόδου.



Οι ενδείξεις αφορούν πιθανή ενεργειακή σπατάλη και όχι άμεση μέτρηση κατανάλωσης ενέργειας.



Συμπεράσματα & Συνεισφορά

Από τα δεδομένα αισθητήρων στην πράξη: αξιοποιήσιμη γνώση για ένα πιο έξυπνο και βιώσιμο πανεπιστήμιο.



Δεδομένα Αισθητήρων

Περιβάλλον, παρουσία,
λειτουργία χώρων



Ανάλυση & Μηχανική Μάθηση

Επεξεργασία δεδομένων,
μοντέλα πρόβλεψης,
εξαγωγή γνώσης



Υποστήριξη Αποφάσεων

Πρακτικές εφαρμογές
για ποιότητα αέρα,
αερισμό και
ενεργειακή διαχείριση

Κύρια Συμπεράσματα

1

Αξιοποίηση ετερογενών δεδομένων

Ο συνδυασμός περιβαλλοντικών, λειτουργικών και χρονικών δεδομένων επέτρεψε την εκτίμηση της πληρότητας και τη διόρθωση ασυνεπειών του People Counter.

2

Μεταφερσιμότητα μοντέλου

Το μοντέλο πρόβλεψης CO₂ διατήρησε υψηλή προγνωστική ικανότητα στις αίθουσες 2.3 και 3.9 χωρίς επανεκπαίδευση ($R^2 \approx 0,85$), παρέχοντας ισχυρή ένδειξη μεταφερσιμότητας εντός του ίδιου Smart Campus.

3

Από την πρόβλεψη στην πράξη

Η πρόβλεψη CO₂ αξιοποιήθηκε για συστάσεις φυσικού αερισμού, ενώ ο συνδυασμός παρουσίας, κίνησης και φωτισμού επέτρεψε τον εντοπισμό πιθανών περιπτώσεων ενεργειακής σπατάλης.



Η αξία ενός Smart Campus δεν βρίσκεται μόνο στη συλλογή δεδομένων, αλλά στη μετατροπή τους σε αξιοποιήσιμη γνώση για τη λειτουργία των χώρων.



Περιορισμοί & Μελλοντικές Προοπτικές

Συμπεράσματα από τα αποτελέσματα και επόμενα βήματα για την περαιτέρω αξιοποίηση της έρευνας.

Κύριοι Περιορισμοί



Περιορισμένο εύρος χώρων

Η ανάλυση βασίστηκε σε τρεις χώρους του ίδιου πανεπιστημιακού κτιρίου, επομένως τα αποτελέσματα δεν μπορούν να γενικευθούν αυτόματα σε διαφορετικά κτιριακά περιβάλλοντα.



Διαθεσιμότητα & ποιότητα δεδομένων

Οι αίθουσες είχαν διαφορετικούς αισθητήρες, ενώ υπήρχαν κενά και ασυνέπειες που χρειάστηκαν προεπεξεργασία.



Αναδρομική αξιολόγηση πραγματικών μετρήσεων

Η αξιολόγηση βασίστηκε σε ιστορικά δεδομένα συγκεκριμένης χρονικής περιόδου και δεν εξετάστηκε η συμπεριφορά των μοντέλων σε διαφορετικά έτη ή σημαντικά διαφορετικές εποχικές συνθήκες.



Επιχειρησιακές παραδοχές

Οι κανόνες των μηχανισμών υποστήριξης αποφάσεων σχεδιάστηκαν για τους συγκεκριμένους χώρους και τα διαθέσιμα δεδομένα και μπορεί να χρειάζονται προσαρμογή αλλού.



Όχι λειτουργία σε πραγματικό χρόνο

Τα μοντέλα και οι μηχανισμοί αξιολογήθηκαν εκ των υστέρων και δεν ενσωματώθηκαν σε ζωντανό σύστημα Smart Campus.



Μελλοντικές Προοπτικές



Σύστημα πραγματικού χρόνου

Ενσωμάτωση των μοντέλων στο Smart Campus για ζωντανές προβλέψεις, ειδοποιήσεις και συστάσεις αερισμού.



Επέκταση σε περισσότερους χώρους

Εφαρμογή της μεθοδολογίας σε περισσότερες αίθουσες και κτίρια, ώστε να εξεταστεί καλύτερα η δυνατότητα γενίκευσης.



Ενσωμάτωση πρόσθετων δεδομένων

Προσθήκη εξωτερικών περιβαλλοντικών μετρήσεων, δεδομένων HVAC και πραγματικής ενεργειακής κατανάλωσης.



Νέες προσεγγίσεις Μηχανικής Μάθησης

Δοκιμή μοντέλων χρονοσειρών, όπως LSTM, GRU και Transformers, και σύγκρισή τους με τα μοντέλα της εργασίας.



Ολοκληρωμένο πλαίσιο διαχείρισης χώρων

Συνδυασμός πληρότητας + ποιότητας αέρα + παραθύρων + ενεργειακής κατανάλωσης για ενιαία υποστήριξη αποφάσεων.

Από την Ανάλυση στην Πράξη

Τι μπορεί να αξιοποιηθεί, τι απαιτεί μικρή επέκταση και τι χρειάζεται πρόσθετη υποδομή.



Άμεση Αξιοποίηση

Υπάρχουσα υποδομή - άμεσο όφελος

- Παρακολούθηση ποιότητας αέρα και πληρότητας.
- Εντοπισμός ασυνεπειών και πιθανών μη αποδοτικών καταστάσεων.
- Στοχευμένες ειδοποιήσεις για υποστήριξη των διαχειριστών και των χρηστών.



Υλοποίηση με Μικρή Επέκταση

Εφικτό με περιορισμένες προσθήκες

- Ενσωμάτωση των μοντέλων σε πλατφόρμα Smart Campus.
- Προβλέψεις CO₂ και συστάσεις φυσικού αερισμού σε πραγματικό χρόνο.
- Υποστήριξη αποφάσεων για τη λειτουργία των χώρων.



Απαιτεί Πρόσθετη Υποδομή

Μεγαλύτερη επένδυση – μεγαλύτερο δυναμικό

- Πλήρως αυτοματοποιημένος έλεγχος αερισμού.
- Ποσοτικοποίηση πραγματικής ενεργειακής κατανάλωσης και εξοικονόμησης.
- Αξιοποίηση δεδομένων HVAC, πραγματικής ενεργειακής κατανάλωσης και ενσωμάτωση ενεργοποιητών.



Ευχαριστώ για την προσοχή σας !

