



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ (Δ.Π.Μ.Σ.)
«ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ»

Μεταπτυχιακή (Διπλωματική) Εργασία

Τίτλος: Αυτόματη εξαγωγή οροφών κτιρίων με μεθόδους Μηχανικής Μάθησης για την χωροθέτηση ηλιακών φωτοβολταϊκών πάνελ

Όνομα ΜΦ: Βαλδεσέρα Χριστίνα - Λυδία

Επιβλέπων: κος Καράντζαλος Κωνσταντίνος

κα Β. Καραθανάση,
Καθηγήτρια της Σχολής Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών –
Μηχανικών Γεωπληροφορικής
ΕΜΠ, Δρ. Π. Κολοκούση, ΕΔΙΠ της Σχολής Αγρονόμων και Τοπογράφων
Μηχανικών –
Μηχανικών Γεωπληροφορικής ΕΜΠ.

Περιβάλλον
και
Ανάπτυξη

Αθήνα, Ιούνιος 2023

This page intentionally left blank

Ευχαριστίες

Μέσω της διπλωματικής μου εργασίας είναι μια πολύ καλή ευκαιρία να ευχαριστήσω τους καθηγητές του Διεπιστημονικού Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών / ΔΠΜΣ «Περιβάλλον και Ανάπτυξη» του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, που με τις γνώσεις τους με ενέπνευσαν να εμβαθύνω σε τομείς του ενδιαφέροντος μου, αλλά και να διευρύνω τους πνευματικούς μου ορίζοντες. Μέσω του μεταπτυχιακού και των μαθημάτων που διδάχθηκα, απέκτησα σφαιρική γνώση γύρω από τα θέματα του περιβάλλοντος και της ανάπτυξης και επίσης έμαθα να επεκτείνω τον τρόπο σκέψης μου και να ανακαλύπτω νέα μονοπάτια της επιστημονικής κοινότητας. Πέραν των καθηγητών μου, οι οποίοι μου μετέφεραν απλόχερα τις γνώσεις τους και με κατεύθυναν όταν ήταν απαραίτητο, σημαντικό ρόλο έπαιξαν και οι συμφοιτητές μου.

Έτσι, θα ήθελα να ευχαριστήσω μέσω της παρούσας εργασίας τόσο τους καθηγητές που ξεχώρισα από το εργαστήριο Τηλεπισκόπησης και συγκεκριμένα τον κο. Καράντζαλο Κωνσταντίνο, τον κο. Κολοκούση Πολυχρόνη και τον κο. Αργιαλά Δημήτρη για τις πολύτιμες συμβουλές τους και τη καθοδήγησή τους, όσο και τους συναδέλφους-συμφοιτητές μου με τους οποίους μοιραζόμασταν κάθε ανησυχία και βρήκαμε λύση από κοινού σε όλη τη διάρκεια της φοίτησής μας. Ακόμη, να ευχαριστήσω τον Ζαχαρία Κανδυλάκη και τη Χριστίνα Καρακίζη που με καθοδήγησαν και με βοήθησαν κατά τη διάρκεια της παρούσας διπλωματικής.

Σαφέστατα θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια, τους φίλους και συναδέλφους μου που σε κάθε βήμα είναι δίπλα μου και με στηρίζουν. Ιδιαίτερα θα ήθελα να ευχαριστήσω τον συνάδελφο μου Γιώργο Βοσκόπουλο.

Πίνακας περιεχομένων

Συνομογραφίες	4
Περίληψη	5
Abstract	6
Κεφάλαιο 1ο: Ενεργειακή Κρίση και Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας.....	1
1.1. Εισαγωγή	1
1.2. Βιβλιογραφική ανασκόπηση-Παρόμοιες εφαρμογές	2
1.2.1. Σύγχρονες (state of the art) εμπορικές εφαρμογές	2
1.2.2. Επιστημονικά άρθρα και ερευνητικές εργασίες	5
Κεφάλαιο 2ο: Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας & Ηλιακά Πάνελ- Φωτοβολταϊκά.....	9
2.1. Εισαγωγή	9
2.2. Θεωρητικό υπόβαθρο	10
2.3. Πλεονεκτήματα φωτοβολταϊκών	12
2.4. Προσανατολισμός των ΦΒ πλαισίων.....	13
2.5. Αδειοδότηση και νομοθεσία	14
2.6. Φωτοβολταϊκά σε στέγες.....	19
Κεφάλαιο 3ο: Τηλεπισκοπικά Δεδομένα και Περιοχή Μελέτης	21
3.1. Εισαγωγή	21
3.2. Οπτικοί δορυφορικοί απεικονιστές.....	22
3.3. Βασικά χαρακτηριστικά των οργάνων καταγραφής	23
3.4. Χαρακτηριστικά δορυφόρου και δορυφορικής εικόνας μελέτης.....	24
Κεφάλαιο 4ο: Μηχανική Μάθηση και Βαθιά Μηχανική Μάθηση	27
4.1. Εισαγωγή	27
4.2. Νευρωνικά Δίκτυα	28
4.2.1. Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα	28
4.2.1.1. Μέτρα απόδοσης	29
4.3. Όραση Υπολογιστών	32
4.4. Μοντέλο Βαθιάς Μάθησης για την Ανίχνευση Αντικειμένων	33
4.5. Μεθοδολογία, Υλοποίηση και Πειράματα.....	34
Κεφάλαιο 5ο: Αποτελέσματα-Συζήτηση	38
5.1. Εισαγωγή	38
5.2. Αποτελέσματα	38
Βιβλιογραφία	46
Παράρτημα Ι.....	48

Κατάλογος εικόνων

Εικόνα 1: Αθήνα, Ελλάδα (πάνω εικόνα)	3
Εικόνα 2: Μόναχο, Γερμανία (κάτω εικόνα).....	3
Εικόνα 3: Στιγμιότυπο διαδραστικού χάρτη global solar atlas.....	4
Εικόνα 4: Στιγμιότυπο διαδραστικού χάρτη solea.....	5
Εικόνα 5: Διαγραμματική απεικόνιση της μεθοδολογίας.....	5
Εικόνα 6: Εξαγωγή τμήματος οροφής.....	6
Εικόνα 7: Διαγραμματική απεικόνιση διασποράς τιμών.....	6
Εικόνα 8: Διαχωρισμός δεδομένων μελέτης.....	7
Εικόνα 9: Παράμετροι εκπαίδευσης.....	8
Εικόνα 10: Τυπική δομή φωτοβολταϊκής κυψέλης.....	11
Εικόνα 11: Διαφορετικοί τύποι συνδεσμολογίας.....	11
Εικόνα 12: Εγκαταστάσεις φωτοβολταϊκών συστημάτων.....	12
Εικόνα 13: Γραφική απεικόνιση της κλίσης και της αζιμούθου γωνίας ενός ΦΒ πλαισίου που βρίσκεται στο βόρειο ημισφαίριο, [15]	13
Εικόνα 14: Επίδραση της τιμής της κλίσης & του προσανατολισμού στην ηλεκτροπαραγωγική ικανότητα ενός κτηριακού ΦΒ συστήματος, [15].....	14
Εικόνα 15: Αρχές Δορυφορικής Τηλεπισκόπησης.....	22
Εικόνα 16: GeoEye-1 (πηγή: https://pacgeo.com/wp-content/uploads/2021/11/GE01.pdf)	25
Εικόνα 17: Αρχιτεκτονική συνελκτικών νευρωνικών δικτύων.....	29
Εικόνα 18: Δορυφορική εικόνα Νίκαια.....	34
Εικόνα 19: Στιγμιότυπο αποτελεσμάτων (1).....	40
Εικόνα 20: Στιγμιότυπο αποτελεσμάτων (2).....	41
Εικόνα 21: Στιγμιότυπο αποτελεσμάτων (3).....	43
Εικόνα 22: Στιγμιότυπο αποτελεσμάτων (4).....	44

Κατάλογος διαγραμμάτων

Διάγραμμα 1: Ηλιακή ενέργεια.....	9
Διάγραμμα 2: Θέσης Ελλάδας σε σχέση με τις χώρες ΕΕ.....	10
Διάγραμμα 3: Ροή εργασιών εκπαίδευσης.....	36
Διάγραμμα 4: Ροή εργασιών ανίχνευσης.....	37
Διάγραμμα 5: Μετρικές ποιότητας εκπαίδευσης μοντέλου.....	39

Κατάλογος πινάκων

Πίνακας 1: Αποσαφήνιση όρων net-metering & net-billing.....	18
Πίνακας 2: Κατηγορίες των αιτούμενων που ορίζει το Πρόγραμμα.....	20
Πίνακας 3: Φασματικά κανάλια GeoEye-1.....	26
Πίνακας 4: Χαρακτηριστικά δορυφορικής εικόνας.....	26
Πίνακας 5: Πίνακας σύγχυσης.....	38

Συντομογραφίες

Συντομογραφίες	Έννοια
Ελληνικά	
Α.Π.Ε.	Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας
ΕΕ	Ευρωπαϊκή Ένωση
ΟΤ	Οικοδομικά Τετράγωνα
ΣΓΠ	Συστήματα Γεωγραφικών Πληροφοριών
Σ.Η.Θ.Υ.Α	Συμπαραγωγή Ηλεκτρισμού - Θερμότητας Υψηλής Απόδοσης
TN	Τεχνητή Νοημοσύνη
ΥΠΕΝ	Υπουργείο Περιβάλλοντος και Ενέργειας
Φ/Β ή φβ	Φωτοβολταϊκά
ΨΜΕ	Ψηφιακό Μοντέλο Εδάφους
ΨΥΜ	Ψηφιακό Υψομετρικό Μοντέλο
Αγγλικά	
CNSSs	Convolutional Neural Networks
DL	Deep Learning
DSM	Digital Surface Model
ESA	European Space Agency
GIS	Geographic Information Systems
IDE	Integrated Development Environment
PV	Photovoltaic
ML	Machine Learning
nDSM	Normalized Digital Surface Model
NIR	Near Infrared
NMS	Non-Maximum Suppression (NMS)
OSM	Open Street Maps
VER	Very High Resolution

Περίληψη

Στη παρούσα διπλωματική η εφαρμογή που προτείνεται στοχεύει στην ανάδειξη της χρησιμότητας των τεχνολογιών Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης και παράλληλα Τηλεπισκόπησης/Παρατήρησης Γης για την εξοικονόμηση της ηλιακής ενέργειας στο επίπεδο μιας δημοτικής ενότητας όπως το παράδειγμα της Νίκαιας Αττικής που μελετάται.

Η κλίμακα που μπορεί να εφαρμοστεί ο αλγόριθμος που έχει αναπτυχθεί δύναται να αλλάξει και να προσαρμοστεί ανάλογα με τις απαιτήσεις της εκάστοτε μελέτης. Η μεθοδολογία που προτείνεται μπορεί να βρει εφαρμογή είτε στο επίπεδο ενός οικοδομικού τετραγώνου, είτε στο επίπεδο μιας δημοτικής ενότητας, είτε ακόμη σε επίπεδο περιφέρειας ή χώρας. Βασικός στόχος είναι η ανάπτυξη ενός robust μοντέλου ανίχνευσης αντικειμένων για την εκπαίδευση και τον εντοπισμό των ταρατσών. Επίκεντρο του ενδιαφέροντος αποτελεί η εξαγωγή τμημάτων οροφών και ειδικότερα τωντσιμεντοκεπών στη περιοχή μελέτης και προτείνεται σε μετέπειτα στάδιο να εντοπιστούν οι βέλτιστες τοποθεσίες χωροθέτησης φωτοβολταϊκών συστημάτων για εξοικονόμηση ηλεκτρικής ενέργειας, λαμβάνοντας ως δεδομένο τις οροφές που εντοπίστηκαν από τον αλγόριθμο.

Έναυσμα της εν λόγω διπλωματικής αποτέλεσε το πρόγραμμα «Φωτοβολταϊκά στη στέγη» του Υπουργείου Περιβάλλοντος και Ενέργειας και η πρόκληση να εφαρμοστεί ένα feasibility study σε μια πυκνή αστική περιοχή της Αθήνας όπως είναι η Νίκαια για τη μικροσκοπική ανάλυση του διαθέσιμου των ταρατσών στις οποίες μπορούν να τοποθετηθούν φωτοβολταϊκά πάνελ.

Η εργασία αναπτύσσεται συνολικά σε πέντε κεφάλαια. Αρχικά γίνεται σύντομη αναφορά στην ενεργειακή κρίση και στην επιτακτική ανάγκη στροφής στην εκμετάλλευση εναλλακτικών μορφών ενέργειας και γίνεται βιβλιογραφική ανασκόπηση παρόμοιων εφαρμογών. Έπειτα, γίνεται λεπτομερής ανάλυση του θεωρητικού υποβάθρου για τα φωτοβολταϊκά και επιπλέον παρατίθεται η αντίστοιχη ελληνική νομοθεσία εγκατάστασης και αδειοδότησης φωτοβολταϊκών. Εισάγονται στη συνέχεια η περιοχή μελέτης και τα πρωτογενή δεδομένα της προτεινόμενης εφαρμογής. Παρουσιάζονται κάποιοι βασικοί όροι της Μηχανικής Μάθησης για τη καλύτερη επεξήγηση των αποτελεσμάτων του αλγορίθμου που εκπαιδεύτηκε για την ανίχνευση των οροφών στην εικόνα ενδιαφέροντος. Τέλος, γίνεται παρουσίαση και αξιολόγηση των αποτελεσμάτων του αλγορίθμου και προτείνονται περαιτέρω θέματα μελέτης.

Λέξεις κλειδιά: Δορυφορική Τηλεπισκόπηση, φωτοβολταϊκά συστήματα, Βαθιά Μάθηση, Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας, αυτόματη εξαγωγή τμημάτων οροφών

Abstract

The primary objective of the present dissertation is to propose an application that demonstrates the practical value and utility of Deep Learning technologies in conjunction with Remote Sensing/Earth Observation techniques for the conservation of solar energy at the municipal level. This is attempted through a case study for a specific area in Nikaia, Attikis.

The scope and scalability of the developed algorithm are designed to be adaptable and adjustable according to the specific requirements of each study. The methodology put forth in this research can be effectively applied at various levels, ranging from the scale of a single building block to an entire municipality, and even encompassing regional or national levels. The fundamental goal is to develop a robust and reliable object detection model specifically tailored for the training and accurate identification of rooftops. In particular, the focus lies on the extraction and precise delineation of roof segments within the study area. Subsequently, the algorithm can be further extended to identify and determine the optimal locations for photovoltaic systems, thereby facilitating the efficient utilization of solar energy resources. This, of course, takes into consideration the rooftops that have been successfully detected and characterized by the aforementioned algorithm.

The impetus behind this dissertation stems from the "Photovoltaics on Rooftops" a program initiated by the Hellenic Ministry of Environment and Energy. This program provided a compelling context and opportunity to conduct a feasibility study in a densely urbanized area, such as Nikaia in Athens. The specific objective of this study is to perform a meticulous and microscopic analysis of the available rooftops within this region to identify and evaluate photovoltaic panel installation.

The dissertation is structured into five distinct chapters, each contributing to the overall coherence and progression of the research. Initially, a concise yet informative overview of the prevailing energy crisis and the urgent need for a transition towards alternative forms of energy is presented. This is followed by an in-depth literature review systematically examining and synthesizing similar studies and applications. Subsequently, a comprehensive analysis of the theoretical underpinnings of photovoltaics is presented, with a particular emphasis on elucidating the corresponding Greek legislation about photovoltaic installation and licensing. Moreover, the study area of Nikaia is introduced with a meticulous description and analysis of the primary data utilized in the proposed application. To facilitate a comprehensive understanding of the results obtained from the algorithm, several fundamental concepts and terminologies from the field of Machine Learning are introduced and explicated. Finally, the research culminates with the presentation and critical evaluation of the algorithm's outcomes, alongside a compelling and cogent discussion of potential avenues for further research and study.

Keywords: Remote Sensing, photovoltaic panels, Deep Learning, renewable energy sources, building footprints extraction

Κεφάλαιο 1ο: Ενεργειακή Κρίση και Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας

1.1. Εισαγωγή

Οι Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας είναι πηγές ενέργειας που προέρχονται από φυσικούς και ανανεώσιμους πόρους, όπως η ηλιακή, η αιολική, η υδροηλεκτρική, η γεωθερμική και η βιομάζα. Αυτές οι πηγές ενέργειας μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας και θερμότητας και είναι πολύ σημαντικές για τη μείωση της εξάρτησης μας από τις μη ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, όπως είναι το πετρέλαιο, το φυσικό αέριο και ο άνθρακας. Το βλέμμα στρέφεται ολοένα και περισσότερο στις Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας εξαιτίας της ενεργειακής κρίσης. Η Ευρωπαϊκή Πράσινη Συμφωνία [1] θέτει το στόχο όλες οι ευρωπαϊκές χώρες να μπουν σε “τροχιά” προς τη λεγόμενη πράσινη μετάβαση και την επίτευξη της κλιματικής ουδετερότητας έως το 2050. Στα πλαίσια της συμφωνίας αυτής, υποβλήθηκε το Μάρτιο του 2023 πρόταση για μεταρρύθμιση του σχεδιασμού αγοράς της ηλεκτρικής ενέργειας.

Τα έξυπνα δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας αποτελούν δυναμικά διαδραστικά δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας τα οποία λειτουργούν σε πραγματικό χρόνο με δυνατότητα ενσωμάτωσης όλων των δράσεων των χρηστών που συνδέονται με αυτά, ώστε να εξασφαλίζεται βιώσιμη και οικονομική ηλεκτρική ενέργεια. Τα σήματα διαβιβάζονται σε κέντρο δεδομένων, όπου αξιολογούνται και χρησιμοποιούνται από υπηρεσίες κοινής ωφέλειας για τιμολόγηση, αλλαγές φορτίου και άλλους σκοπούς. Τα έξυπνα δίκτυα (Smart grids) σχεδιάζονται με τέτοιο τρόπο ώστε να επιτρέπουν την αποτελεσματική παρακολούθηση των ροών ηλεκτρικής ενέργειας και πληροφοριών.

Η προβληματική της διπλωματικής σχετίζεται με την αυτοματοποίηση της διαδικασίας εξαγωγής των επιφανειών στεγών από Τηλεπισκοπικά δεδομένα Πολύ Υψηλής Ανάλυσης (VHR) με στόχο τον εντοπισμό στεγών σε μεγάλες κλίμακες. Η πρόταση εγκατάστασης ηλιακών συλλεκτών στις ταράτσες που εντοπίζονται επιτυχώς για εξοικονόμησης ηλεκτρικής ενέργειας και αξιοποίηση των ΑΠΕ θα μπορούσε να αποτελέσει τη συνέχεια της εν λόγω διπλωματικής. Με τον τρόπο αυτό, οι σχετικά μεγάλες εκτάσεις μπορούν να αναλυθούν αποτελεσματικά και να εξαχθεί η πληροφορία για τις βέλτιστες τοποθεσίες χωροθέτησης ηλιακών συλλεκτών, καθώς και οι πληροφορίες που είναι απαραίτητες για την εκτίμηση της παραγωγικότητας μιας ηλιακής συστοιχίας από τα τεχνικά χαρακτηριστικά της. Σημαντικές παράμετροι είναι η θέση, ο προσανατολισμός, η κλίση, η επιφάνεια και η ηλιακή ακτινοβολία.

Η περιοχή μελέτης που επιλέχθηκε για την εφαρμογή αλγορίθμου ανίχνευσης στεγών, είναι η Νίκαια Αττικής. Για την εφαρμογή που προτείνεται γίνεται αναφορά στους περιορισμούς που υφίστανται κατά την εγκατάσταση ηλιακών συλλεκτών, σύμφωνα με την εθνική νομοθεσία και προτείνεται ο συγκεκριμένος τρόπος προσέγγισης ενός τέτοιου πολύπλοκου προβλήματος ως το πρώτο στάδιο που αφορά στην ανίχνευση των διαθέσιμων ταρατσών. Η λύση που αναπτύχθηκε στη παρούσα διπλωματική περιορίζεται στο πρώτο στάδιο εντοπισμού των ταρατσών, αποτελώντας όμως ένα αυτοματοποιημένο σύστημα το οποίο δύναται να χρησιμοποιηθεί για τη περαιτέρω μελέτη της βέλτιστης χωροθέτησης φωτοβολταϊκών συστημάτων μιας περιοχής.

1.2. Βιβλιογραφική ανασκόπηση-Παρόμοιες εφαρμογές

Ο εντοπισμός των στεγών διαφορετικών τύπων και η αυτόματη εξαγωγή τους με τη χρήση μεθόδων Παρατήρησης Γης και Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης, είναι ένα θέμα το οποίο βρίσκεται στο επίκεντρο της έρευνας καθώς επιλύει ζητήματα αστικού - πολεοδομικού σχεδιασμού, κτηματολογίου, αξιολόγησης φυσικών κινδύνων κ.α. Παράλληλα και η αυτόματη εξαγωγή της ενεργειακής απόδοσης ενός κτιρίου είναι ιδιαίτερα χρήσιμη. Μέσω των αυτοματοποιημένων μεθόδων Μηχανικής Μάθησης και αυτόματης επεξεργασίας ψηφιακών εικόνων, οι συγκεκριμένες εργασίες πραγματοποιούνται με πιο σύντομους τρόπους συγκριτικά με το παρελθόν και με λιγότερο επίπονες διαδικασίες που απαιτούσαν εργασία πεδίου και παραδοσιακές μεθόδους ψηφιοποίησης. Συναφείς εφαρμογές εντοπίζονται στη διεθνή και στην ελληνική βιβλιογραφία. Παρακάτω θα γίνει μια επιλεκτική παρουσίαση παρόμοιων εφαρμογών, οι οποίες διαφέρουν ως προς τα πρωτογενή δεδομένα συλλογής και επεξεργασίας τους, ως προς την μεθοδολογία που ακολουθήθηκε και το αποτέλεσμα που απορρέει από την κάθε εφαρμογή. Στόχος είναι να γίνει μια συγκριτική ανασκόπηση των state-of-the-art εφαρμογών και να αξιολογηθούν κριτικά.

1.2.1. Σύγχρονες (state of the art) εμπορικές εφαρμογές

Αναφορικά με τη δυνατότητα να εξάγει κανείς το διαθέσιμο εμβαδόν σε στέγες ή ακόμη και το ενεργειακό δυναμικό του κτιρίου, έχουν υλοποιηθεί ποικίλες εργασίες που καλύπτουν τόσο εμπορικά εργαλεία όσο και ερευνητικές-ακαδημαϊκές μελέτες. Παρακάτω θα ακολουθήσει μια σύντομη ανάλυση τέτοιων εφαρμογών υπογραμμίζοντας την αναγκαιότητα για αποτελεσματική αξιοποίηση ανανεώσιμης ηλιακής ενέργειας.

- *The Century Project* (<http://centuryproject.waermeplaene.de/>)

Το πρόγραμμα *Century* [2] είναι μια κοινοπραξία εταιρειών και συγκεκριμένα αποτελείται από μια startup στην Ισπανία και μια στην Γερμανία. Η πρωτοβουλία αυτή, χρηματοδοτήθηκε από την Ευρωπαϊκή Ένωση κάτω από το Πρόγραμμα Χρηματοδότησης Ορίζοντα 2020 του “PARSEC Accelerator”. Το έργο αυτό αφορά σε έργο Έρευνας και Ανάπτυξης που στοχεύει στη διάχυση της καινοτομίας και της γνώσης στο ευρύ κοινό. Οι 3 πυλώνες του έργου είναι να μειωθεί η κατανάλωση ενέργειας, να παράγεται ενέργεια με βιώσιμο τρόπο και να προστατεύονται οι πόλεις, οι επιστήμονες που ασχολούνται με τον ενεργειακό σχεδιασμό και οι οικοδομικές επιχειρήσεις από τις επιπτώσεις της κλιματικής αλλαγής. Η λύση που προτείνει το έργο είναι η αξιολόγηση του δυναμικού ανάπτυξης φωτοβολταϊκών στις στέγες. Βασίζεται σε συλλογή δεδομένων Παρατήρησης Γης, σε συνδυασμό με την ανάπτυξη αλγορίθμων Τεχνητής Νοημοσύνης για τον εντοπισμό και την ανάλυση των στεγών, της ενεργειακής ζήτησης, των περιβαλλοντικών αναγκών και τη δυνατότητα που προσφέρει το κτίριο για εξοικονόμηση ενέργειας που βασίζεται σε Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας. Σχετικά με την ανάλυση επεξεργασίας της εικόνας, διάφορες αλγοριθμικές προσεγγίσεις αντιμετώπισαν τη πρόκληση της κατάτμησης και την τελική εξαγωγή των στεγών. Στις εικόνες που ακολουθούν, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που έδωσε ο αλγόριθμος που αναπτύχθηκε σε 2 περιοχές μελέτης και συγκεκριμένα στην Αθήνα και το Μόναχο.



Στην εικόνα που αφορά την Αθήνα, παρουσιάζεται περιοχή που δείχνει ένα μη ομοιογενές τμήμα της Αθήνας όπου στα αριστερά διακρίνεται μια πυκνή αστική περιοχή, ενώ στη δεξιά μια βιομηχανική ζώνη. Ο αλγόριθμος σε αυτή τη περίπτωση κατάφερε να δημιουργήσει ομοιογενή αντικείμενα για τις στέγες (τόσο για τις επίπεδες, όσο και για τις μεγάλες κεκλιμένες βιομηχανικές). Η ορθοεικόνα έχει χωρική ανάλυση 25cm και διαθέτει 4 κανάλια (R,G,B,NIR).

Εικόνα 1: Αθήνα, Ελλάδα (πάνω εικόνα)



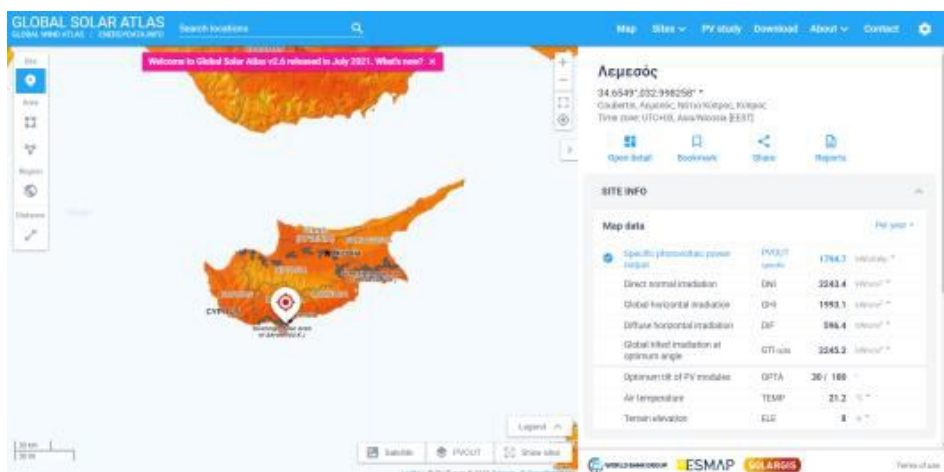
Στην εικόνα που αφορά το Μόναχο, παρουσιάζονται κάποια αρχικά αποτελέσματα που προήλθαν από αντικειμενοστραφή ταξινόμηση της δορυφορικής εικόνας χωρικής ανάλυσης 30cm, με 4 κανάλια (R,G,B,NIR). Ο αλγόριθμος κατάφερε να ξεχωρίσει τις στέγες από τα υπόλοιπα στοιχεία της εικόνας, όπως φαίνεται με κόκκινο περίγραμμα. Καλύτερα αποτελέσματα μπορούν να επιτευχθούν αν η εικόνα είναι ορθοδιορθωμένη και αν υπάρχει κάποια υψομετρική πληροφορία της εικόνας.

Εικόνα 2: Μόναχο, Γερμανία (κάτω εικόνα)

- *Global Solar Atlas* (<https://globalsolaratlas.info/map>)

Ο πρωταρχικός στόχος του Global Solar Atlas [3] είναι να παρέχει γρήγορη και εύκολη πρόσβαση σε δεδομένα ηλιακών πόρων και φωτοβολταϊκών δυναμικών παγκοσμίως σε μια ενιαία ψηφιακή πλατφόρμα. Η συγκεκριμένη πλατφόρμα παρέχει στο χρήστη 4 λειτουργικότητες:

1. Διαδραστικούς χάρτες
2. Υπολογισμό της ενεργειακής απόδοσης των φωτοβολταϊκών
3. Χάρτες διαθέσιμους για λήψη και δεδομένα Συστημάτων Γεωγραφικών Πληροφοριών (ΣΓΠ, Geographic Information Systems-GIS) και
4. Στατιστικά στοιχεία για το ηλιακό δυναμικό μιας περιοχής



Εικόνα 3: Στιγμιότυπο διαδραστικού χάρτη global solar atlas

Το Global Solar Atlas βοηθάει τους ενδιαφερόμενους φορείς και τους μελετητές να έχουν μια πλήρη εικόνα του θεωρητικού και του πρακτικού ηλιακού δυναμικού σε χώρες ενδιαφέροντος. Παρά το υψηλό δυναμικό και την τεχνολογική του ευρωστία, το Global Solar Atlas δεν προσφέρει αποτελέσματα ικανοποιητικής χωρικής ανάλυσης, αφήνοντας ένα κενό γνώσης στον υπολογισμό του ηλιακού δυναμικού σε ένα επίπεδο κτιρίου.

Μια αντίστοιχη εφαρμογή που παρέχει λεπτομερέστερες πληροφορίες σχετικά με την εκτίμηση του ηλιακού δυναμικού σε επίπεδο πόλης, είναι το *Solea*.

- *Solar Energy Applications* (<http://solea.gr/>)

Το Solea [4] είναι μια υπηρεσία η οποία παρέχει βραχυπρόθεσμες προβλέψεις για την ηλιακή ενέργεια. Οι τιμές ενέργειας καθορίζονται από τις ισορροπίες της προσφοράς και της ζήτησης. Πιο αναλυτικά, αποτελεί μια σύγχρονη πλατφόρμα διαχείρισης ενέργειας που παρέχει σε πραγματικό χρόνο κλιματολογικά δεδομένα για την κατανόηση του διαθέσιμου ενεργειακού δυναμικού από τα φωτοβολταϊκά στην Αθήνα. Κύριος στόχος είναι η παροχή μετρήσεων της διανομής ενέργειας σε κλίμακα πόλης. Η υπηρεσία παρακολουθεί συνεχώς τους τομείς ενδιαφέροντος και εφοδιάζει τους τελικούς χρήστες με διαθέσιμους χάρτες και πρόσβαση σε υψηλής ανάλυσης δεδομένα κάθε 15 λεπτά.



Εικόνα 4: Στιγμιότυπο διαδραστικού χάρτη solea

1.2.2. Επιστημονικά άρθρα και ερευνητικές εργασίες

- *Classification of basic roof types based on VHR optical data and digital elevation model (Silvia Valero, Jocelyn Chanussot & Philippe Gueguen)*

Η συγκεκριμένη εργασία [5] έγινε για την εκτίμηση της σεισμικής τρωτότητας σε αστικές περιοχές και συγκεκριμένα επιχειρήθηκε ο εντοπισμός των ταρατσών διαφορετικών τύπων (με τη μέθοδο επιβλεπόμενης ταξινόμησης) ώστε να υπολογίζεται η κατάσταση των κτιρίων. Για το εν λόγω έργο, χρησιμοποιήθηκαν πολύ υψηλής ανάλυσης παγχρωματικά δεδομένα και ένα ακριβές ψηφιακό μοντέλο εδάφους. Με την μεθοδολογία που ακολουθήθηκε, πραγματοποιήθηκε η εξαγωγή των επιθυμητών χαρακτηριστικών της εικόνας και μέσω ταξινόμησης επιτεύχθηκε ο διαχωρισμός των κεραμοσκεπών από τις επίπεδες ταρατσές. Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για τη συγκεκριμένη εργασία αποτυπώνεται στο παρακάτω διάγραμμα.

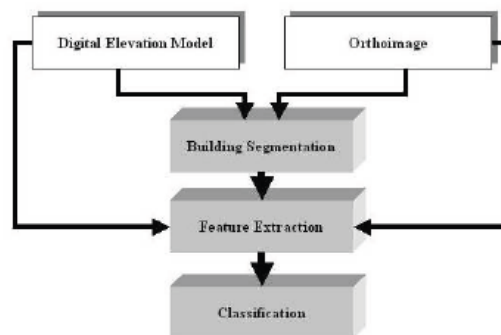


Fig. 1. General flowchart: we address the two last steps

Εικόνα 5: Διαγραμματική απεικόνιση της μεθοδολογίας

Τα πρωτογενή δεδομένα που αξιοποιήθηκαν είναι μια VHR / πολύ υψηλής ανάλυσης παγχρωματική εικόνα (εναέρια δεδομένα, με ακρίβεια 25 εκατοστών) και ένα ΨΜΕ (από αερομεταφερόμενα όργανα λήψης, με ακρίβεια 1 μέτρου και στις τρεις διαστάσεις). Με βάση τα χαρακτηριστικά που εξαγονται από το ΨΜΕ, ψηλότερες τιμές αναμένονται για τις κεραμοσκεπείς στέγες: οι κεραμοσκεπείς στέγες έχουν μια κορυφογραμμή που προκύπτει από την ένωση των δύο πλευρών της στέγης. Τα εικονοστοιχεία που αντιστοιχούν σε αυτού του είδους τις στέγες παρουσιάζουν σημαντική διαφορά ύψους σε σύγκριση με τα

εικονοστοιχεία του περιγράμματος. Για τον υπολογισμό των διαφορετικών υψομέτρων, έγινε εξαγωγή του περιγράμματος της στέγης και εφαρμόστηκε η ανίχνευση της κορυφογραμμής.

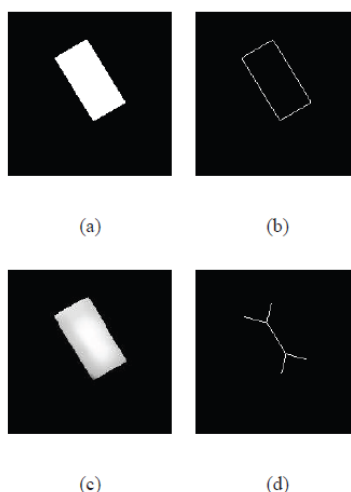


Fig. 2. (a) Binary mask $\psi(x, y)$ (b) Binary mask $\psi_c(x, y)$ (c) DEM(x,y) image (d) Binary mask $\psi_s(x, y)$

Εικόνα 6: Εξαγωγή τμήματος οροφής

Με ανάλογο τρόπο, υπολογίζεται το μέσο ύψος της κορυφογραμμής. Από την άλλη πλευρά, με βάση τα χαρακτηριστικά που εξάγονται από την ορθοεικόνα, οι κεραμοσκεπές διαχωρίζονται από τις επίπεδες στέγες καθώς εμφανίζονται με έντονες αποχρώσεις του γκρι στην εικόνα. Για να αποφευχθεί η σύγχυση που ενδέχεται να υπάρξει με μοναδικό κριτήριο την εμφάνιση του έντονου γκρι στην εικόνα, εφαρμόστηκε ένα φίλτρο μορφολογικού ανοίγματος στην εικόνα. Για την ερμηνεία των πληροφοριών που προέκυψαν από τις παραπάνω επεξεργασίες, από τα δεδομένα που συλλέχθηκαν έγινε μια γραφική αναπαράσταση χρησιμοποιώντας ένα διάγραμμα διασποράς των τιμών. Έτσι, για τον εντοπισμό των διαφορετικών τύπων στέγης, προκύπτει η ακόλουθη αναπαράσταση. Με διαφορετικά χρώματα ξεχωρίζουν οι δυο τύποι στέγης που μελετώνται (με μπλε συμβολίζονται οι κεραμοσκεπές και με κόκκινο χρώμα οι επίπεδες στέγες).

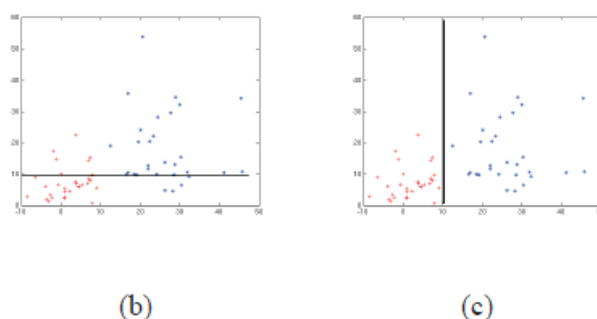


Fig. 6. (a) Separation according to Θ (b) Separation according to Δ

Εικόνα 7: Διαγραμματική απεικόνιση διασποράς τιμών

Σύμφωνα με την παραπάνω μεθοδολογία αντιμετωπίστηκε η πρόκληση για τον διαχωρισμό διαφορετικών τύπων στέγης, και έγινε ταξινόμηση όχι μόνο των επίπεδων-κεραμοσκεπών, αλλά εισήχθησαν στην μελέτη και οι κεραμοσκεπές με διαφορετικές γεωμετρίες.

- *Deep Learning Based Building Footprint Extraction From Very High-Resolution True Orthophotos and nDSM (Mehmet Buyukdemircioglu, Recep Can, Sultan Kocaman, Martin Kada) [6]*

Η χρήση των συνελικτικών νευρωνικών δικτύων (CNNs) για τη κατάτμηση εικόνας φέρεται να έχει αποδώσει καλύτερα αποτελέσματα συγκριτικά με αντίστοιχες εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης. Στην εν λόγω εργασία, έγινε διερεύνηση της απόδοσης 2 διαφορετικών αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων και συγκεκριμένα του U-Net και του LinkNet με μελέτη εφαρμογής τη πόλη Izmir της Τουρκίας (έκτασης 4.12 km² και εφαρμογή σε 13.269 κτίρια). Τα πρωτογενή δεδομένα που αξιοποιήθηκαν είναι ορθοφωτογραφίες και ένα ομαλοποιημένο ψηφιακό μοντέλο εδάφους (Normalized Digital Surface Model, nDSM). Τα αποτελέσματα της απόδοσης των νευρωνικών δικτύων έδειξαν πως ο καθορισμός του nDSM ως το τέταρτο κανάλι της ορθοεικόνας, έδωσε καλύτερα αποτελέσματα ακρίβειας στη ταξινόμηση σε σχέση με την αξιοποίηση της δορυφορικής εικόνας με τα τρία κανάλια (RGB). Η εργασία χωρίζεται σε 5 τμήματα: την εισαγωγή, την περίληψη παρόμοιων εφαρμογών στο επίπεδο της “εξαγωγής” κτιρίων (building extraction) με Βαθιά Μάθηση, τη μεθοδολογία που εφαρμόστηκε και τα βήματα προ επεξεργασίας, τα πειραματικά δεδομένα και τέλος τα αποτελέσματα & συζήτηση.

Μια τυπική διαδικασία ταξινόμησης με χρήση μεθόδων Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning, ML) και Βαθιάς Μάθησης (Deep Learning, DL), βασίζεται κυρίως σε φασματικά και χωρικά δεδομένα για πρόβλεψη. Τα Νευρωνικά Δίκτυα “μαθαίνουν” να αποτυπώνουν τα δεδομένα σε διαφορετικά επίπεδα. Για ανάλυση εικόνων και εντοπισμό μοτίβων στην εικόνα, συνήθως εκπαιδεύονται CNNs. Το σετ δεδομένων της εν λόγω εργασίας, αποτελούνταν από 4 τύπους δεδομένων και συγκεκριμένα από ορθοφωτογραφίες (RGB), ΨΜΕ και Ψηφιακό Υψομετρικό Μοντέλο (ΨΥΜ) χωρικής ανάλυσης 0.1m και διανυσματικά δεδομένα κτιρίων. Έπειτα, το σύνολο των δεδομένων χωρίστηκε σε 3 κομμάτια προκειμένου το 80% να χρησιμοποιηθεί για εκπαίδευση, το 10% για έλεγχο (testing) και το 10% για έλεγχο της εγκυρότητας των αποτελεσμάτων (validation), όπως αποτυπώνεται στη παρακάτω εικόνα.

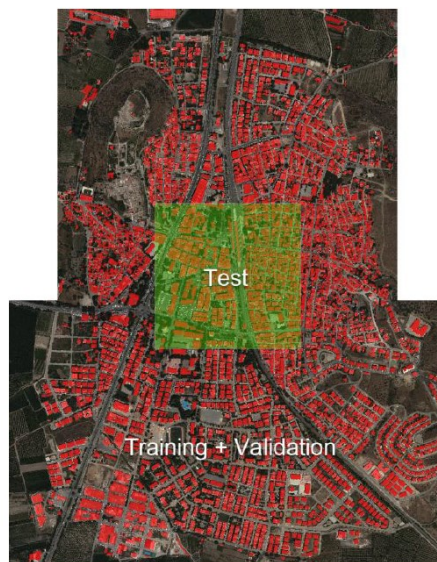


Figure 1. An overview of the study area with the building footprints (red), test area (green), and training and validation data shown on the true orthophoto.

Για το στάδιο της προ-επεξεργασίας, τα διανυσματικά δεδομένα του περιγράμματος των κτιρίων μετατράπηκαν σε ψηφιδωτή μορφή και η τιμή των εικονοστοιχείων εντός του περιγράμματος πήραν τη τιμή “1” και εκτός από αυτό πήραν τη τιμή “0”. Για το μοντέλο εκπαίδευσης, οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν συνοψίζονται στον πίνακα που ακολουθεί.

Parameter	U-Net	LinkNet
Backbone	ResNet-18, ResNet50, SeResNet-18	
Weight Initialization	Pre-trained	
Learning Rate	0.001 (Default)	
Optimizer	Adam	
Metrics	F1-Score	
Loss Function	BCE-Dice Loss	
Number of Epochs	100	
Data Augmentation	None	
Activation Function	Sigmoid	
Batch Size	16	
Input Size	256 x 256 x 3 (True Ortho only) 256 x 256 x 4 (True Ortho + nDSM)	

Table 1. Model training parameters

Εικόνα 9: Παράμετροι εκπαίδευσης

Τα αποτελέσματα της εργασίας αποτυπώθηκαν για 2 σενάρια. Το πρώτο σενάριο αφορά στα αποτελέσματα της αξιοποίησης των ορθοφωτογραφιών αποκλειστικά και το δεύτερο σενάριο αφορά στο αποτέλεσμα αξιοποίησης ορθοφωτογραφιών σε συνδυασμό με το nDSM. Στο πρώτο σενάριο, το καλύτερο αποτέλεσμα προήλθε από το συνδυασμό του U-Net + ResNet-18 μοντέλο με τιμές 0.929 και 0.867 αντίστοιχα. Ενώ στο δεύτερο σενάριο τα υψηλότερα αποτελέσματα προέκυψαν από το συνδυασμό των μοντέλων LinkNet + ResNet-50 με σκορ 0.961 και 0.926 αντίστοιχα. Οι εσφαλμένες προβλέψεις του αλγορίθμου οφείλονται στο γεγονός ότι οι οροφές καλύπτονταν από δέντρα, πολλές περιοχές παρουσιάζουν σκιές και στο κενό ανάμεσα στα κτίρια μεταξύ τους.

Τα παραδείγματα που επιλέχθηκαν αφορούν είτε αντίστοιχες μεθοδολογίες που έχουν γίνει με στόχο την εμπορική χρήση, είτε σχετίζονται με προηγμένες μεθοδολογίες που έχουν απασχολήσει την ακαδημαϊκή κοινότητα. Στη βιβλιογραφία παρατίθενται επιπλέον εργασίες που μελετήθηκαν και αφορούν στη βιβλιογραφική ανασκόπηση [7-13]. Η εφαρμογή που προτείνεται στην εν λόγω διπλωματική, συλλέγοντας τις γνώσεις από τις αντίστοιχες εφαρμογές που έχουν υλοποιηθεί, προτείνει ένα λειτουργικό μοντέλο-ένα feasibility study στη περιοχή της Νίκαιας για τον εντοπισμό των ταρατσών (εξαιρώντας από τη μελέτη τις κεραμοσκεπές) για τη μετέπειτα τοποθέτηση φωτοβολταϊκών για εξοικονόμηση ηλιακής ενέργειας.

Κεφάλαιο 2^ο: Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας & Ηλιακά Πάνελ-Φωτοβολταϊκά

2.1. Εισαγωγή

Η Ηλιακή ενέργεια αποτελεί το σύνολο των διαφόρων μορφών ενέργειας που προέρχονται από τον Ήλιο. Το φως και η θερμότητα που ακτινοβολούνται, απορροφούνται από στοιχεία και ενώσεις στη Γη και μετατρέπονται σε άλλες μορφές ενέργειας. Οι τεχνολογίες που είναι μέχρι σήμερα διαδεδομένες, αξιοποιούν μηδαμινό ποσοστό της καταφθάνουσας ηλιακής ενέργειας στην επιφάνεια του πλανήτη. Το ποσοστό αυτό αξιοποιείται μέσα από τρία είδη συστημάτων, τα οποία είναι:

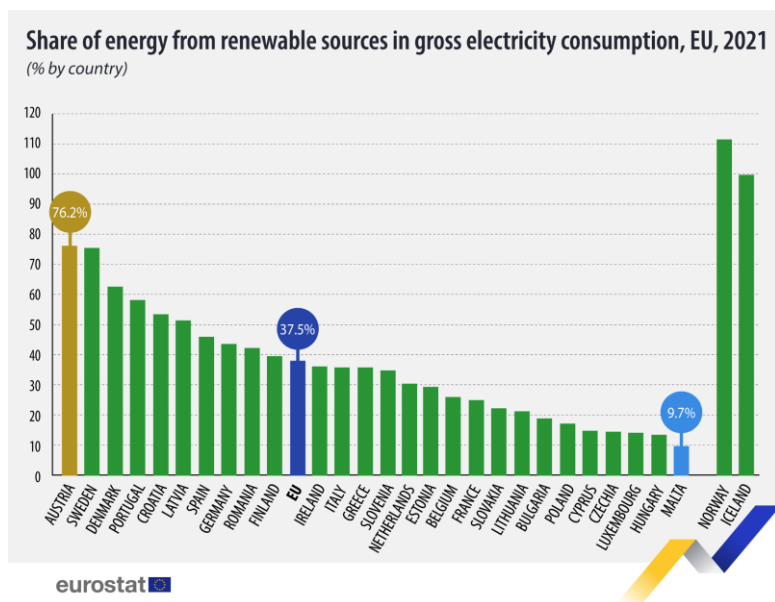
1. Τα θερμικά ηλιακά συστήματα
2. Τα παθητικά ηλιακά συστήματα και
3. Τα φωτοβολταϊκά συστήματα

Τα παθητικά και τα θερμικά ηλιακά συστήματα εκμεταλλεύονται τη θερμότητα που εκπέμπεται μέσω της ηλιακής ακτινοβολίας, ενώ τα φωτοβολταϊκά συστήματα στηρίζονται στη μετατροπή της ηλιακής ακτινοβολίας σε ηλεκτρικό ρεύμα μέσω του φωτοβολταϊκού φαινομένου.



Διάγραμμα 1: Ηλιακή ενέργεια

Στη παρούσα διπλωματική, θα μας απασχολήσουν τα τρίτα κατά σειρά συστήματα και συγκεκριμένα τα φωτοβολταϊκά. Το υψηλό ηλιακό δυναμικό της Ελλάδας καθιστά την αξιοποίηση της παραπάνω τεχνολογίας ιδιαίτερα αποδοτική. Για μια χώρα με μεγάλη ηλιοφάνεια όπως η Ελλάδα, η ηλιακή ενέργεια αποτελεί ανεξάντλητο ενεργειακό πόρο και είναι απαραίτητο να στραφεί σε παραγωγή και κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας από ΑΠΕ. Με βάση τα δεδομένα της Eurostat (της στατιστικής υπηρεσίας της ΕΕ) η Ελλάδα βρίσκεται στη 13η θέση σχετικά με το μερίδιο ενέργειας από ΑΠΕ στην ακαθάριστη κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας [14].



Διάγραμμα 2: Θέσης Ελλάδας σε σχέση με τις χώρες ΕΕ

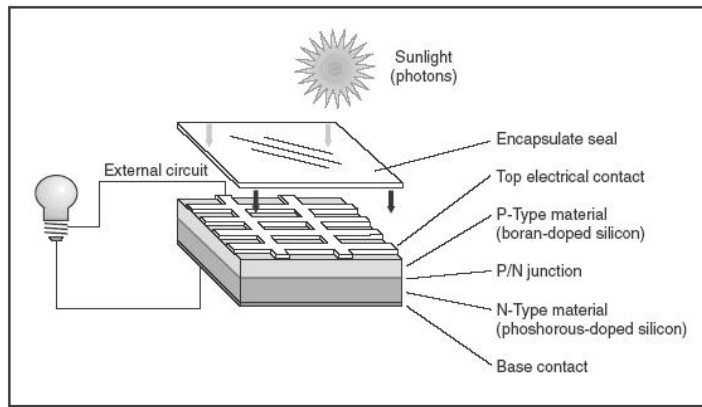
Eurostat, last update 2023

2.2. Θεωρητικό υπόβαθρο

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, τα φωτοβολταϊκά είναι συσκευές που μετατρέπουν την ενέργεια ορισμένης φωτεινής ακτινοβολίας σε ηλεκτρική ενέργεια. Ανάλογα με τη χρήση του παραγόμενου ρεύματος, τα φωτοβολταϊκά κατατάσσονται σε:

1. Αυτόνομα συστήματα, η παραγόμενη ενέργεια των οποίων καταναλώνεται επιτόπου και εξ ολοκλήρου από την παραγωγή στην κατανάλωση
2. Διασυνδεδεμένα συστήματα, η παραγόμενη ενέργεια των οποίων διοχετεύεται στο ηλεκτρικό δίκτυο για να μεταφερθεί και να καταναλωθεί αλλού.
3. Βιομάζα/ Βιορευστά/ Βιοαέριο

Τα φωτοβολταϊκά συστήματα κατασκευάζονται κυρίως από ημιαγωγούς και διαχωρίζονται σε αρκετά είδη, ορισμένα από τα οποία είναι: μονοκρυσταλλικού πυριτίου, πολυκρυσταλλικού πυριτίου, άμορφου πυριτίου κ.α. Η επιλογή του είδους των φωτοβολταϊκών είναι συνάρτηση των αναγκών, του διαθέσιμου χώρου ή ακόμα και της οικονομικής ευχέρειας του χρήστη. Τα φωτοβολταϊκά είναι συσκευές που μετατρέπουν την ενέργεια ορισμένης φωτεινής ακτινοβολίας σε ηλεκτρική ενέργεια. Είναι γεννήτριες ηλεκτρικού ρεύματος με πηγή την ηλιακή ακτινοβολία. Η λειτουργία τους βασίζεται στο φωτοβολταϊκό φαινόμενο και κατασκευάζονται από ημιαγωγούς οι οποίοι σχηματίζουν μια δίοδο. Οι ημιαγωγοί είναι υλικά που υπό κάποιες συνθήκες συμπεριφέρονται ως αγωγοί ηλεκτρικού ρεύματος και υπό άλλες συνθήκες συμπεριφέρονται ως μονωτές. Η βασική μονάδα κατασκευής ενός φωτοβολταϊκού πλαισίου είναι η φωτοβολταϊκή κυψέλη.



Εικόνα 10: Τυπική δομή φωτοβολταϊκής κυψέλης

Για τη δημιουργία ενός φωτοβολταϊκού πλαισίου υλοποιείται κατάλληλη συνδεσμολογία των φωτοβολταϊκών κυψελών. Οι τρόποι συνδεσμολογίας είναι οι εξής:

A) σύνδεση σε σειρά

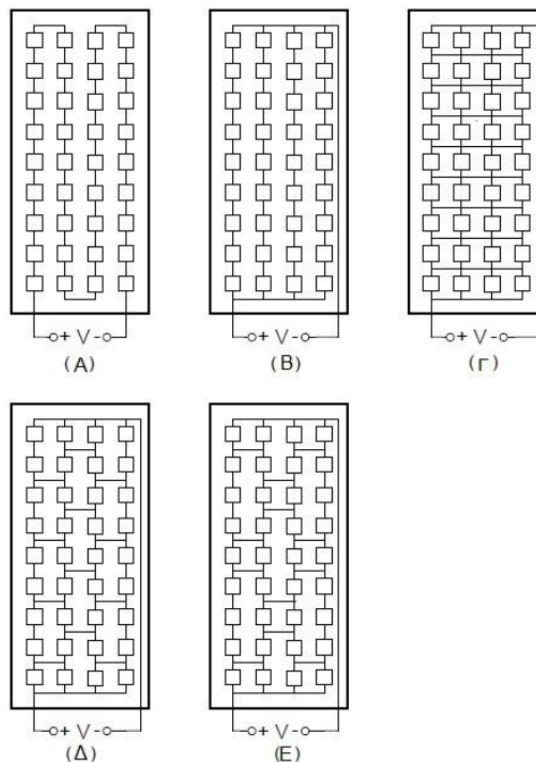
B) σύνδεση παράλληλων στηλών

Γ) συνδεσμολογία σταυρωτού δεσμού όπου οι κυψέλες κάθε σειράς συνδέονται πρώτα παράλληλα και στη συνέχεια συνδέονται σε σειρά με τα κυκλώματα άλλων σειρών

Δ) συνδεσμολογία γεφυρωτής διασύνδεσης, όπου όλα τα στοιχεία συνδέονται κατά τέτοιο τρόπο ώστε να δημιουργούνται γέφυρες και

Ε) συνδεσμολογία τύπου κυψέλης

Ενδεικτικά, παρατίθεται εικόνα με κάθε έναν από τους διαφορετικούς τρόπους συνδεσμολογίας.



Εικόνα 11: Διαφορετικοί τύποι συνδεσμολογίας

Τα φωτοβολταϊκά πλαίσια εγκαθίστανται σε ένα σημείο της Γης με κάποια κλίση, ώστε να επιτυγχάνεται η μέγιστη αξιοποίηση της άμεσης ηλιακής ακτινοβολίας. Στη περίπτωση των κτηριακών ΦΒ συστημάτων, η ΦΒ συστοιχία εγκαθίσταται στο δώμα ή τη στέγη του κτηρίου, σύμφωνα με την υπάρχουσα νομοθεσία. Επίσης, ως δυνατές επιφάνειες εγκατάστασης ορίζονται και τα στέγαστρα των βεραντών [15].

2.3. Πλεονεκτήματα φωτοβολταϊκών

Τα περιβαλλοντικά πλεονεκτήματα των φωτοβολταϊκών είναι αδιαμφισβήτητα. Κάθε κιλοβάτώρα που παράγεται από φωτοβολταϊκά, και άρα όχι από συμβατικά καύσιμα, συνεπάγεται την αποφυγή έκλυσης ενός περίπου κιλού διοξειδίου του άνθρακα στην ατμόσφαιρα (με βάση το σημερινό ενεργειακό μείγμα στην Ελλάδα και τις μέσες απώλειες του δικτύου). Ένα κιλοβάτ φωτοβολταϊκών αποτρέπει κάθε χρόνο την έκλυση 1,3 τόνων διοξειδίου του άνθρακα (CO₂). Χρειάζονται 2 στρέμματα δάσους ή περίπου 100 δέντρα για να απορροφήσουν αυτή την ποσότητα CO₂. Για να παραχθεί η ίδια ηλεκτρική ενέργεια με πετρέλαιο, απαιτούνται 2,2 βαρέλια πετρελαίου κάθε χρόνο. Από περιβαλλοντική άποψη, αποφεύγοντας 1.300 κιλά CO₂ ετησίως είναι σαν να κάνει ένα μέσο αυτοκίνητο 7.000 χιλιόμετρα λιγότερα κάθε χρόνο [15].

Όλα τα φωτοβολταϊκά παρουσιάζουν τα παρακάτω πλεονεκτήματα:

1. μηδενική ρύπανση
2. αθόρυβη λειτουργία
3. αξιοπιστία και μεγάλη διάρκεια ζωής (που ξεπερνά τα 30 χρόνια)
4. ανεξάρτηση από την τροφοδοσία καυσίμων για τις απομακρυσμένες περιοχές
5. δυνατότητα επέκτασης ανάλογα με τις ανάγκες
6. ελάχιστη συντήρηση

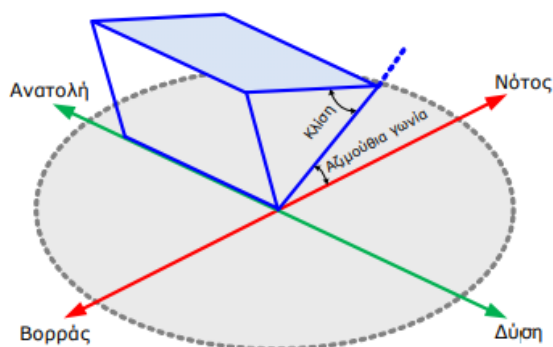


Εικόνα 12: Εγκαταστάσεις φωτοβολταϊκών συστημάτων

2.4. Προσανατολισμός των ΦΒ πλαισίων

Η χωροθέτηση ΦΒ συστημάτων αποτελεί μια πολύπλοκη διαδικασία και στη συγκεκριμένη διπλωματική θα γίνει αναφορά μόνο στη παρουσίαση του βέλτιστου προσανατολισμού σύμφωνα με τις γενικές αρχές και οδηγίες.

Για να είναι εφικτή η μεγιστοποίηση της ενεργειακής παραγωγικότητας των ΦΒ πλαισίων, θα πρέπει να επιτυγχάνεται βέλτιστη εκμετάλλευση της προσπίπτουσας ηλιακής ακτινοβολίας. Συγκεκριμένα, εφόσον η πορεία του Ήλιου αλλάζει τόσο με την ώρα της ημέρας όσο και με τη μέρα του έτους, συνεπάγεται πως για να παράγει ένα πλαίσιο τη μέγιστη ποσότητα ηλεκτρικής ενέργειας θα πρέπει να είναι σε θέση να περιστρέφεται ώστε να μπορεί να ακολουθεί τη τροχιά του Ήλιου και να είναι συνεχώς κάθετο στην κατεύθυνση της ακτινοβολίας. Γίνεται επομένως αντιληπτό ότι η πολυπλοκότητα και το κόστος ενός μηχανισμού που θα επέτρεπε την κίνηση των πλαισίων σύμφωνα με τον τρόπο που προαναφέρθηκε, καθιστά δύσκολη και δαπανηρή την εφαρμογή του σε κτηριακά ΦΒ συστήματα. Έτσι, στη πλειονότητα των κτηριακών ΦΒ συστημάτων επιλέγεται σταθερός προσανατολισμός των πλαισίων, ώστε να επιτυγχάνεται μέση ετήσια γωνία πρόσπτωσης της ηλιακής ακτινοβολίας όσο το δυνατό πιο κοντά στις 90 μοίρες. Η επίτευξη του στόχου αυτού έγκειται στη σωστή επιλογή της κλίσης και της αζιμούθιας γωνίας του πλαισίου. Η κλίση του πλαισίου εκφράζεται με τη γωνία που σχηματίζεται ανάμεσα στο επίπεδο της επιφάνειας του ΦΒ πλαισίου και το οριζόντιο επίπεδο, ενώ η αζιμούθια γωνία σχηματίζεται πάνω στο οριζόντιο επίπεδο ανάμεσα στην προβολή της κεκλιμένης πλευράς του πλαισίου και τον τοπικό μεσημβρινό βορρά-νότου όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 13: Γραφική απεικόνιση της κλίσης και της αζιμούθιας γωνίας ενός ΦΒ πλαισίου που βρίσκεται στο βόρειο ημισφαίριο, [15]

Στην Ελλάδα, η μεγιστοποίηση της συνολικής ετήσιας ηλιακής ακτινοβολίας που προσπίπτει σε επιφάνεια σταθερής κλίσης, επιτυγχάνεται για Νότιο προσανατολισμό και κλίση 30°. Δεδομένου ότι στην περίπτωση των κτηριακών ΦΒ εγκαταστάσεων οι βέλτιστες τιμές κλίσης και προσανατολισμού της ΦΒ συστοιχίας μπορεί να είναι ανέφικτες (λόγω των περιορισμών που προκύπτουν από τις δεδομένες διαθέσιμες επιφάνειες του κτηρίου), θα πρέπει να γίνει εκτίμηση της ηλιακής ακτινοβολίας στην επιφάνεια στην οποία πρόκειται να εγκατασταθεί η ΦΒ συστοιχία. Η μείωση της ετήσιας ηλιακής ακτινοβολίας (στην επιφάνεια της ΦΒ συστοιχίας) συγκριτικά με τη μέγιστη θεωρητική της τιμή (βέλτιστες τιμές κλίσης και προσανατολισμού) συνιστάται να μην υπερβαίνει το 10% προκειμένου να μεγιστοποιούνται τα οικονομικά οφέλη του ανεξάρτητου παραγωγού. Λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς που προκύπτουν από τις διαθέσιμες επιφάνειες των κτηρίων, προτιμώνται γενικά επιφάνειες νότιου προσανατολισμού με απόκλιση έως 70° από την κατεύθυνση του Νότου και κλίσης

στο εύρος 0°-50°. Σημειώνεται ότι η χρήση γωνιών κλίσης άνω των 10-15°, διευκολύνει τον αυτοκαθαρισμό των πλαισίων από σωματίδια σκόνης και άλλους ρύπους μέσω της βροχής. Στην εικόνα που ακολουθεί, παρατίθεται ενδεικτικά η επίδραση της τιμής της κλίσης και του προσανατολισμού στην ηλεκτροπαραγωγική ικανότητα ενός κτηριακού φωτοβολταϊκού συστήματος σε επί της εκατό ποσοστό (δεδομένο ότι δεν υπάρχουν σκιασμοί).

Προσανατολισμός	Κλίση ως προς το οριζόντιο επίπεδο		
	30°	0°	90°
Ανατολικός - Δυτικός	85%kWh _(max)	90%kWh _(max)	50%kWh _(max)
Νότιοανατολικός - Δυτικός	95%kWh _(max)	90%kWh _(max)	60%kWh _(max)
Νότιος	kWh _(max)	90%kWh _(max)	60%kWh _(max)
Βόρειοανατολικός - Δυτικός	95%kWh _(max)	90%kWh _(max)	30%kWh _(max)
Βόρειος	60%kWh _(max)	90%kWh _(max)	20%kWh _(max)

Εικόνα 14: Επίδραση της τιμής της κλίσης & του προσανατολισμού στην ηλεκτροπαραγωγική ικανότητα ενός κτηριακού ΦΒ συστήματος, [15]

Αξίζει να αναφερθεί πως πέραν του προσανατολισμού, για τη διαδικασία επιλογής της θέσης έδρασης μιας ΦΒ συστοιχίας, θα πρέπει να λαμβάνεται υπόψιν και ο παράγοντας σκίαση. Πιο αναλυτικά, η επιλογή τοποθέτησης ΦΒ θα πρέπει να γίνεται κατά τέτοιο τρόπο ώστε να εξασφαλίζεται ότι δεν θα υπάρξουν σκιασμοί καθ' όλο το έτος και ειδικά τις ώρες υψηλής ακτινοβολίας. Εάν στην επιλεγμένη θέση εγκατάστασης της ΦΒ συστοιχίας υπάρχουν μόνιμοι επαναλαμβανόμενοι σκιασμοί, όπως για παράδειγμα σκίαση από παρακείμενα κτήρια, κολώνες κτλ., για μεγάλο χρονικό διάστημα γύρω από το ηλιακό μεσημέρι, τότε η θέση εγκατάστασης θεωρείται ακατάλληλη. Συμπερασματικά, για την Ελλάδα, συμπεραίνεται πως ο γενικός κανόνας για την ορθή τοποθέτηση ΦΒ εξοπλισμού, είναι ο ορίζοντας προς Νότο να είναι ελεύθερος και χωρίς εμπόδια.

2.5. Αδειοδότηση και νομοθεσία

Για την αδειοδότηση έργων ΑΠΕ, ισχύει ο νόμος υπ' αριθμ.4685/2020[16], "Εκσυγχρονισμός περιβαλλοντικής νομοθεσίας, ενσωμάτωση στην ελληνική νομοθεσία των Οδηγιών 2018/844 και 2019/692 του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου και του Συμβουλίου και λοιπές διατάξεις". Σύμφωνα με τον νόμο αυτό, εισήχθη ένα διαφανές, αποτελεσματικό και απλοποιημένο πλαίσιο, που εκσυγχρονίζει και επιταχύνει την Α' φάση αδειοδότησης έργων ΑΠΕ, αντικαθιστώντας την Άδεια Παραγωγής Ηλεκτρικής Ενέργειας από ΑΠΕ του ν. 3468/2006[17](ΦΕΚ Α' 129) με την Βεβαίωση Παραγωγού που χορηγείται μέσω αυτοματοποιημένης διαδικασίας του νέου Ηλεκτρονικού Μητρώου Παραγωγής Ηλεκτρικής Ενέργειας από ΑΠΕ και ΣΗΘΥΑ (ΗΜΠΗΕ ΑΠΕ-ΣΗΘΥΑ). Η αξιολόγηση διατηρείται σε κατηγορία έργων, τα οποία χαρακτηρίζονται ως «Ειδικά Έργα» και στα οποία πλέον χορηγείται Βεβαίωση Ειδικών Έργων, διότι η απλοποίηση όλων των κριτηρίων δεν δύναται να διέπει όλες τις τεχνολογίες σταθμών για τους οποίους, λόγω της πολυπλοκότητας της

χρησιμοποιούμενης τεχνολογίας και των ειδικών συνθηκών ένταξής τους στο Σύστημα, απαιτείται η πρόβλεψη ορισμένων ειδικότερων κριτηρίων και διαδικασιών. Η απλοποίηση της αδειοδοτικής διαδικασίας συνδυάζεται με τον καθορισμό εύλογων χρονικών περιορισμών (οροσήμων) για την υλοποίηση των έργων, ώστε να αποφεύγεται η μη αξιοποίηση των εθνικών πόρων επί μακρόν. Στο άρθρο 18 του νόμου 4685/2020, προβλέπεται η έκδοση Κανονισμού Βεβαιώσεων Παραγωγού Ηλεκτρικής Ενέργειας από ΑΠΕ, ΣΗΘΥΑ και Ειδικών Έργων, με το οποίο εξειδικεύονται τα κριτήρια χορήγησης Βεβαίωσης για την κατηγορία των ειδικών έργων, η διαδικασία ηλεκτρονικής υποβολής των αιτήσεων, η διαδικασία τροποποίησης και μεταβίβασης Βεβαιώσεων και λοιπά θέματα.

Πρόκειται για το πρώτο τμήμα ενός ολοκληρωμένου θεσμικού πλαισίου που θα **αναμορφώσει πλήρως την αδειοδοτική διαδικασία για τα έργα ΑΠΕ**, με στόχο να ευθυγραμμιστεί η Ελλάδα με την ευρωπαϊκή οδηγία 2018/2001[18] που επιτάσσει ολοκλήρωση της αδειοδότησης των ΑΠΕ σε διάστημα δύο ετών για την πλειονότητα των έργων και τριών ετών σε εξαιρετικές περιπτώσεις. Παράλληλα με το νέο θεσμικό πλαίσιο, επιτυγχάνεται η απελευθέρωση δεσμευμένων εκτάσεων που δεν αξιοποιούνται και η αξιολόγηση εκκρεμών αιτήσεων, με σεβασμό στους περιορισμούς χωροθέτησης και στα θέματα τα οποία άπτονται στους τομείς της εθνικής ασφάλειας και της δημόσιας υγείας. Ο νόμος για την αδειοδότηση σταθμών Α.Π.Ε. ν. **3468/2006** (ΦΕΚ Α' 129) κατατάσσει τα έργα σε δύο κατηγορίες: σε σταθμούς για τους οποίους χορηγείται άδεια παραγωγής (άρθρο 3 ν. 3468/2006) και σε σταθμούς που εξαιρούνται από την υποχρέωση να λάβουν άδεια παραγωγής (άρθρο 4 ν. 3468/2006). Για την εγκατάσταση ή επέκταση σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από Α.Π.Ε. ή Σ.Η.Θ.Υ.Α. με υποχρέωση λήψης άδειας παραγωγής, απαιτείται σχετική άδεια (άδεια εγκατάστασης). Για τη λειτουργία των ανωτέρω σταθμών απαιτείται άδεια λειτουργίας (άρθρο 8 ν. 3468/2006). Η διαδικασία έκδοσης άδειας εγκατάστασης και άδειας λειτουργίας, διέπεται από την Απόφαση του Υπουργού Ανάπτυξης Δ6/Φ1/οικ.13310/10.07.2007 (ΦΕΚ Β' 1153).

Στην Ελλάδα ήδη από το 2015 υιοθετήθηκε το θεσμικό πλαίσιο για την αυτοπαραγωγή ενέργειας από φωτοβολταϊκά συστήματα σε σπίτια και μικρές επιχειρήσεις, δίχως όμως να αναπτυχθεί πρακτικά. Ο νόμος που διέπει σήμερα την **διαδικασία εγκατάστασης** φωτοβολταϊκών και ορίζει τις βασικές έννοιες και τους όρους γύρω από την αξιοποίηση των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας, είναι ο νόμος υπ' αριθμό **5037/2023[19]**. Ο νόμος αυτός αποβλέπει στον εκσυγχρονισμό της εθνικής νομοθεσίας για τις Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας και την εναρμόνιση της με την Οδηγία 2018/2001 του Ευρωπαϊκού Κοινοβουλίου και του Συμβουλίου (11 Δεκεμβρίου 2018) "για την προώθηση της χρήσης ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές" και την Οδηγία 2019/944[20] (5 Ιουνίου 2019) "σχετικά με τους κοινούς κανόνες για την εσωτερική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας και την τροποποίηση της Οδηγίας 2012/27/ΕΕ", μέσω των τροποποιήσεων στους νόμους 3468/2006, 4414/2016 και 4001/2011. Στόχος της τροποποίησης των παραπάνω νόμων, είναι η αντικατάσταση κάποιων όρων και η σαφέστερη στόχευση των εθνικών στόχων, της πληροφόρησης και κατάρτισης για τις Α.Π.Ε. Συγκεκριμένα, τονίζεται η προστασία του κλίματος μέσω της προώθησης της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από Α.Π.Ε. και η ενεργειακή προτεραιότητα που πρέπει να δοθεί έτσι ώστε η Ελλάδα να συνεργάζεται με τα υπόλοιπα κράτη μέλη της Ευρωπαϊκής Ένωσης όπου συλλογικά το μερίδιο της ενέργειας από Α.Π.Ε. στην ακαθάριστη τελική κατανάλωση ενέργειας της ΕΕ το 2030 να ανέρχεται τουλάχιστον στο 32% ή σε οποιοδήποτε άλλο μερίδιο καθοριστεί από την ΕΕ.

Επαναπροσδιορίζονται κάποιοι ορισμοί όπως αυτός του “αυτόνομου παραγωγού ηλεκτρικής ενέργειας από Α.Π.Ε.”, το “αυτόνομο ηλεκτρικό σύστημα μη διασυνδεδεμένων νησιών”, ο “αυτοπαραγωγός ενέργειας από Α.Π.Ε. ή Συμπαραγωγή Ηλεκτρισμού - Θερμότητας Υψηλής Απόδοσης(Σ.Η.Θ.Υ.Α)”, ο “αυτοκαταναλωτής με εικονικό ταυτοχρονισμένο συμψηφισμό”, οι “αυτοκαταναλωτές που ενεργούν από κοινού”, “φωτοβολταϊκός σταθμός” κ.α. Υπογραμμίζεται επίσης ο ρόλος που έχει το Υπουργείο Περιβάλλοντος και Ενέργειας στη πληροφόρηση και κατάρτιση για τις Α.Π.Ε. και πιο αναλυτικά, ορίζεται πως το ΥΠΕΝ οφείλει να εκπονεί κατάλληλα προγράμματα ενημέρωσης, ευαισθητοποίησης, παροχής οδηγιών και κατάρτισης για την ενημέρωση των πολιτών σχετικά με τα δικαιώματά τους γύρω από τεχνικές και οικονομικές πτυχές από Α.Π.Ε. και μέσω της αυτοκατανάλωσης ενέργειας από Α.Π.Ε. Σημαντικό για την παρούσα εργασία είναι το **ΚΕΦΑΛΑΙΟ Δ΄ ΑΥΤΟΚΑΤΑΝΑΛΩΣΗ/ΑΥΤΟΠΑΡΑΓΩΓΗ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΑΠΟ ΣΤΑΘΜΟΥΣ ΑΝΑΝΕΩΣΙΜΩΝ ΠΗΓΩΝ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΚΑΙ ΣΥΜΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΣΜΟΥ ΘΕΡΜΟΤΗΤΑΣ ΥΨΗΛΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ - ΤΡΟΠΟΠΟΙΗΣΗ Ν.3468/2006**. Στο κεφάλαιο αυτό, εντοπίζονται τα άρθρα 63-67 για τα οποία επιλεκτικά θα γίνει μια σύντομη αναφορά ως ακολούθως:

- *Άρθρο 63: Ανάπτυξη της αυτοκατανάλωσης ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές - Τροποποίηση άρθρου 14 ν.3468/2006*

Στο άρθρο 63, γίνεται λόγος για την απόφαση του Υπουργού του ΥΠΕΝ σχετικά με τα προγράμματα εγκατάστασης φωτοβολταϊκών συστημάτων & συστημάτων αποθήκευσης από αυτοκαταναλωτές, με χρηματοδότηση της Ευρωπαϊκής Ένωσης και του Εθνικού Προγράμματος Ανάπτυξης, όπως είναι το νέο πρόγραμμα που έχει προκηρυχθεί “Φωτοβολταϊκά στις στέγες”. Με την απόφαση του ΥΠΕΝ καθορίζονται τα κύρια στοιχεία τέτοιων προγραμμάτων όπως είναι η χρονική διάρκεια & οι δικαιούχοι των προγραμμάτων, τα κριτήρια επιλεξιμότητας & τα ποσοστά επιδότησης, η μέγιστη εγκατεστημένη ισχύς των φωτοβολταϊκών συστημάτων ανά περιοχή και άλλα κριτήρια που είναι χρήσιμα για κάθε ενδιαφερόμενο που επιλέγει να ενταχθεί στα εν λόγω προγράμματα. Ο αυτοκαταναλωτής μπορεί να εγκαθιστά σταθμό παραγωγής χωρίς έγχυση της παραγόμενης ενέργειας στο Δίκτυο ή το Σύστημα, αλλά για δική του κατανάλωση, εγκατεστημένης ισχύος μέχρι και στο 100% της συμφωνημένης ισχύος της παροχής κατανάλωσης.

- *Άρθρο 64: Εφαρμογή ενεργειακού συμψηφισμού και εικονικού ενεργειακού συμψηφισμού από αυτοκαταναλωτές - Αντικατάσταση άρθρου 14Α ν. 3468/2006*

Στο άρθρο 64, θέτονται τα όρια στον **ενεργειακό συμψηφισμό (net-metering)** και προωθείται σε αντάλλαγμα η **αυτοπαραγωγή σε πραγματικό χρόνο με πώληση της πλεονάζουσας ενέργειας (net-billing)**, διευρύνοντας τα όρια ισχύος και τη δυνατότητα εικονικού ετεροχρονισμένου συμψηφισμού (virtual net-billing). Θεσπίζεται για πρώτη φορά η **αυτοκατανάλωση από κοινού**, διευκολύνοντας την εγκατάσταση ΦΒ σε πολυκατοικίες. Η βασική διαφορά ανάμεσα στο net-metering και στο net-billing είναι πως ο ενεργειακός συμψηφισμός στο net-metering (συμψηφισμός κιλοβατώρας) αφορά στο σύνολο της παραγόμενης από ΦΒ ενέργειας, ενώ στο net-billing ο ενεργειακός συμψηφισμός (συμψηφισμός λογαριασμού ρεύματος) αφορά μόνο το ποσοστό της παραγόμενης ενέργειας που ιδιοκαταναλώνεται σε πραγματικό χρόνο. Ακόμη, στο **net-metering** θα υπάρχει πλέον ανώτατο όριο ισχύος **10,8 kWp** ανά παροχή για τον **οικιακό τομέα** και **100**

kWh ανά παροχή για **επιχειρήσεις**, ενώ στο **net-billing** **δεν υπάρχει όριο**. Στον παρακάτω πίνακα συνοψίζεται ολοκληρωμένα οι διαφορές ανάμεσα στο net-metering & net billing και οι διαφορές μεταξύ οικιακού net-metering και net-metering για επιχειρήσεις, όπως προκύπτει από το παρόν άρθρο του νόμου.

Πίνακας 1: Αποσαφήνιση όρων net-metering & net-billing

	Net-metering		Net-billing	
	Οικιακό	Για επιχειρήσεις	Οικιακό	Για επιχειρήσεις
Όριο Ισχύος	Ανώτατο όριο ισχύος 10,8 kWp/ παροχή	100 kWp/ παροχή	Δεν υπάρχει όριο	
Εικονικό (virtual)	-	Δεν επιτρέπεται το εικονικό net-metering	-	Επιτρέπεται το εικονικό net-billing
Συμψηφισμός καταναλισκόμενης ενέργειας	Συμψηφίζονται κιλοβατώρες		Συμψηφίζονται λογαριασμοί ρεύματος	
Συμψηφισμός παραγόμενης ενέργειας	Η παραγόμενη ενέργεια που δεν ιδιοκαταναλώνεται σε πραγματικό χρόνο εγχέεται στο δίκτυο & αποθηκεύεται για τρία έτη. Μετά το πέρας των τριών ετών, γίνεται εκκαθάριση & τυχόν πλεόνασμα ενέργειας για τον καταναλωτή δεν αποζημιώνεται		Η πλεονάζουσα ενέργεια εγχέεται στο δίκτυο και αποζημιώνεται όπως προβλέπει η νομοθεσία	
Ενεργειακός συμψηφισμός	Ο ενεργειακός συμψηφισμός αφορά στο σύνολο της παραγόμενης ενέργειας από ΦΒ και εφαρμόζεται με τη προϋπόθεση οι οικιακοί καταναλωτές να γίνουν μέλη της Κοινότητας ΑΠΕ, της Ενεργειακής Κοινότητας Πολιτών ή Ενεργειακής Κοινότητας (ν.4513/2018)	-	Ο ενεργειακός συμψηφισμός αφορά στο ποσοστό της παραγόμενης ενέργειας που ιδιοκαταναλώνεται σε πραγματικό χρόνο	
Εγκατάσταση ΦΒ σταθμών	Οι σταθμοί παραγωγής μπορούν να εγκαθίστανται σε οποιαδήποτε Περιφέρεια & οι εγκαταστάσεις κατανάλωσης δεν υποχρεούνται να βρίσκονται όλες στην ίδια περιφέρεια	-	Στη περίπτωση του εικονικού net-billing οι σταθμοί παραγωγής μπορούν να εγκαθίστανται σε οποιαδήποτε Περιφέρεια ανεξαρτήτως πού βρίσκονται οι εγκαταστάσεις κατανάλωσης	

- Άρθρο 66: Συλλογική αυτοκατανάλωση - Προσθήκη άρθρου 14Γ στον ν.3468/2006

Στο **άρθρο 66**, ορίζεται η συλλογική αυτοκατανάλωση και η διαδικασία που ακολουθείται σε τέτοιες περιπτώσεις. Επισημαίνεται ότι τουλάχιστον δύο αυτοκαταναλωτές που βρίσκονται στο ίδιο κτίριο μπορούν να συμμετέχουν από κοινού σε δραστηριότητες και να ρυθμίζουν μεταξύ τους τον επιμερισμό της ενέργειας που παράγεται από τους σταθμούς τους, με την επιφύλαξη των εν ισχύι τελών δικτύου και άλλων σχετικών χρεώσεων, τελών, εισφορών και φόρων. Στον ενεργειακό συμψηφισμό, υπό το σχήμα της συλλογικής αυτοκατανάλωσης, μπορούν να ενταχθούν και καταναλώσεις κοινοχρήστων σε κτίρια. Τα ΦΒ συστήματα συνδέονται ηλεκτρικά με αποκλειστική γραμμή διασύνδεσης με το κτίριο όπου βρίσκονται οι εγκαταστάσεις κατανάλωσης και των αυτοκαταναλωτών και συνδέονται στο Δίκτυο μέσω της παροχής του κτιρίου ή της πολυκατοικίας.

2.6. Φωτοβολταϊκά σε στέγες

Εισαγωγή

Το πρόγραμμα “Φωτοβολταϊκά στη Στέγη” είναι ένα έργο που δημοσιεύτηκε στην επίσημη ιστοσελίδα του Υπουργείου Περιβάλλοντος και Ενέργειας στις 22 Μαρτίου 2023 [21] και τέθηκε σε λειτουργία στις 2 Μαΐου 2023. Ο νόμος που διέπει το πρόγραμμα είναι ο νόμος υπ αριθμ. **2903** (2 Μαΐου 2023) με τίτλο “Προκήρυξη του Προγράμματος Φωτοβολταϊκά στη Στέγη”. Μέσω του συγκεκριμένου προγράμματος, προσκαλούνται τα νοικοκυριά και οι αγρότες να καλύψουν τις ενεργειακές τους ανάγκες με πράσινη ενέργεια που παράγουν οι ίδιοι και να μειώσουν τους λογαριασμούς ρεύματος τους. Το πρόγραμμα αυτό έχει τεθεί σε λειτουργία και οι ενδιαφερόμενοι είναι σε θέση να εισέλθουν στη πλατφόρμα για αίτηση Σύνδεσης και Επιχορήγησης Νέου Φωτοβολταϊκού Σταθμού στον ΔΕΔΔΗΕ μέσω της επίσημης διαδικτυακής πύλης του Προγράμματος του *pvstegi.gov.gr* [22].

Το Πρόγραμμα στοχεύει στην εγκατάσταση ΦΒ σταθμών αυτοκατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας σε συνδυασμό με συστήματα ηλεκτρικών συσσωρευτών (μπαταρίες), τα οποία συμβάλλουν στην εξοικονόμηση ενέργειας, στην επιδίωξη το κτιριακό απόθεμα να πλησιάσει το 2050 προδιαγραφές σχεδόν μηδενικής κατανάλωσης ενέργειας, καθώς και σε χαμηλότερο κόστος διαβίωσης. Το Πρόγραμμα «Φωτοβολταϊκά στη Στέγη», επιχορηγεί τα νοικοκυριά για την εγκατάσταση Φ/Β συστημάτων με σύστημα αποθήκευσης και τους αγρότες για την εγκατάσταση Φ/Β συστημάτων με ή χωρίς σύστημα αποθήκευσης για αυτοκατανάλωση με εφαρμογή ενεργειακού συμψηφισμού.

Η διαδικασία που πρέπει να ακολουθήσουν οι ενδιαφερόμενοι για τη συμμετοχή στο συγκεκριμένο πρόγραμμα, αναλύεται μέσω του οδηγού του προγράμματος που έχει προκηρύξει το ΥΠΕΝ. Το πρόγραμμα του ΥΠΕΝ θα επιδοτεί οικιακά φωτοβολταϊκά συστήματα αυτοπαραγωγής με μπαταρίες για ενεργειακό συμψηφισμό (net-metering). Καθώς το φωτοβολταϊκό παράγει ηλεκτρική ενέργεια, ένα μέρος αυτής καταναλώνεται απευθείας στην κατοικία ή την επιχείρηση του αυτοπαραγωγού. Η περίσσεια διοχετεύεται στο δίκτυο και ο αυτοπαραγωγός μπορεί να τη χρησιμοποιήσει συμψηφίζοντας την με αντίστοιχη ενέργεια που καταναλώνει από το δίκτυο ανά τριετία κατά τη διάρκεια της ζωής του φωτοβολταϊκού. Με αυτό τον τρόπο μειώνει σημαντικά τον λογαριασμό του ηλεκτρικού ρεύματος.

Κατηγορίες των αιτούμενων

Δικαίωμα συμμετοχής στο εν λόγω πρόγραμμα έχουν φυσικά πρόσωπα (νοικοκυριά) και αγρότες (επαγγελματίες αγρότες ή αγρότες ειδικού καθεστώτος) που κατά τη χρονική στιγμή της αίτησης στο πρόγραμμα έχουν συνάψει σχετική Σύμβαση Σύνδεσης για το Φωτοβολταϊκό σταθμό και το σύστημα αποθήκευσης (εφόσον υφίσταται) με τον ΔΕΔΔΗΕ. Οι κατηγορίες των αιτούμενων στο πρόγραμμα καθώς και η κατανομή της Δημόσιας Δαπάνης (238.000.000 €) παρουσιάζεται στον ακόλουθο πίνακα:

Πίνακας 2: Κατηγορίες των αιτούμενων που ορίζει το Πρόγραμμα

Κατηγορία	Ωφελούμενοι	Δράση	Προϋπολογισμός
A	Οικιακές εγκαταστάσεις (Ευάλωτα Νοικοκυριά ¹)	Εγκατάσταση ΦΒ σταθμού με σύστημα αποθήκευσης	45.000.000€
B	Οικιακές εγκαταστάσεις (Ατομικό Εισόδημα <=20.000€ ή Οικογενειακό Εισόδημα <=40.000€)	Εγκατάσταση ΦΒ σταθμού με σύστημα αποθήκευσης	100.000.000€
Γ	Οικιακές εγκαταστάσεις (Ατομικό Εισόδημα > 20.000€ ή Οικογενειακό Εισόδημα > 40.000€)	Εγκατάσταση ΦΒ σταθμού με σύστημα αποθήκευσης	63.000.000€
Δ	Αγρότες ²	Εγκατάσταση ΦΒ σταθμού με ή χωρίς σύστημα αποθήκευσης	30.000.000€

Για τις κατηγορίες A, B και Γ (φυσικά πρόσωπα), ο φωτοβολταϊκός σταθμός απαραίτητα θα πρέπει να συνδυάζεται με σύστημα αποθήκευσης, ενώ οι αιτούμενοι της Κατηγορίας Δ (αγρότες ή αγρότες ειδικού καθεστώτος) μπορούν να επιλέξουν αν ο φωτοβολταϊκός σταθμός θα συνδυάζεται με σύστημα αποθήκευσης ή όχι.

Κεφάλαιο 3^ο: Τηλεπισκοπικά Δεδομένα και Περιοχή Μελέτης

3.1. Εισαγωγή

Η περιοχή της Νίκαιας επιλέχθηκε επειδή έχει πολύ διαφορετικά χαρακτηριστικά και μεγάλη διακύμανση δεδομένων, έχει πλούσιο αστικό τοπίο και ποικιλία σε οροφές (κεραμοσκεπές,τσιμεντοσκεπές κτλ.) γεγονός που καθιστά τη συγκεκριμένη περιοχή μελέτης πολύ ενδιαφέρουσα και εξαιτίας του ότι η διαδικασία για την εξαγωγή των τμημάτων οροφών από δορυφορικές εικόνες είναι ιδιαίτερα απαιτητική.

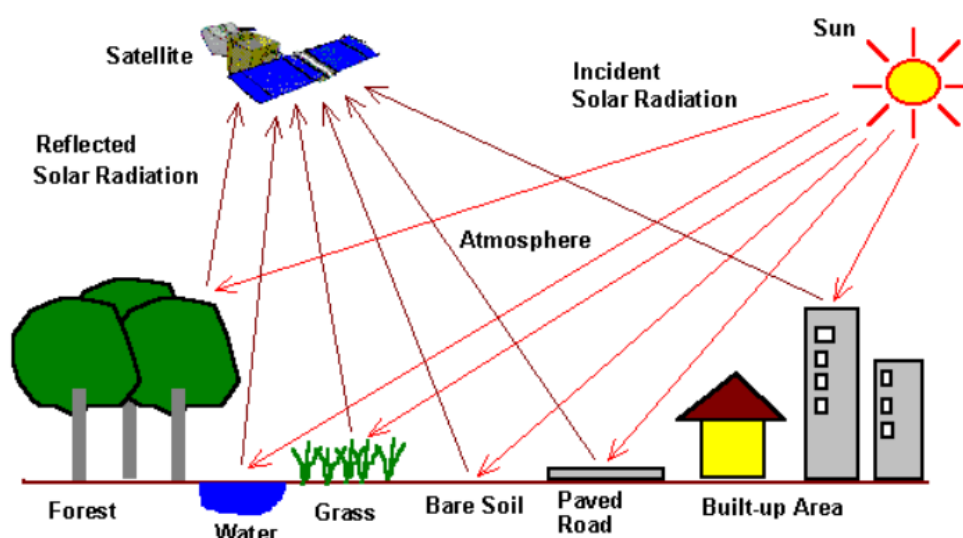
Η Τηλεπισκόπηση είναι η επιστήμη και η τέχνη της απόκτησης πληροφοριών για ένα αντικείμενο, μια περιοχή ή ένα φαινόμενο δια μέσου της ανάλυσης δεδομένων, τα οποία έχουν αποκτηθεί από μια συσκευή, η οποία δεν είναι σε επαφή με το υπό έρευνα αντικείμενο, περιοχή ή φαινόμενο. Από πολλές απόψεις, η Τηλεπισκόπηση μπορεί να θεωρηθεί ως μια διαδικασία ανάγνωσης. Χρησιμοποιώντας διάφορους δέκτες, συλλέγονται δεδομένα από απόσταση, τα οποία μπορεί να αναλυθούν, ώστε να γίνει συλλογή πληροφοριών σχετικά με αντικείμενα, περιοχές ή φαινόμενα τα οποία ερευνώνται [23].

Η Δορυφορική Τηλεπισκόπηση αναφέρεται στην ανάκτηση εικόνων της Γης ή άλλων πλανητών μέσω δορυφόρων που κινούνται σε τροχιά γύρω από αυτούς. Αποτελεί ένα πεδίο έρευνας και τεχνολογίας που συνδυάζει τις γνώσεις από πολλά επιστημονικά πεδία, όπως η αστρονομία, η γεωγραφία, η φυσική, η μηχανική και η ανάλυση εικόνας. Οι δορυφόροι Τηλεπισκόπησης φέρουν αισθητήρες και εργαλεία που επιτρέπουν την καταγραφή εικόνων της επιφάνειας του πλανήτη. Αυτοί οι αισθητήρες μπορούν να λαμβάνουν διάφορες μορφές ενέργειας, όπως ορατό φως, υπέρυθρη ακτινοβολία, υπέρυθρο εύρος και ραδιοκύματα. Οι εικόνες που λαμβάνονται από αυτούς τους αισθητήρες αποτελούνται από πολλά εικονοστοιχεία, που αντιστοιχούν σε διάφορα χαρακτηριστικά του περιβάλλοντος, όπως το έδαφος, οι υδάτινοι πόροι, η βλάστηση και οι ανθρωπογενείς κατασκευές. Η Δορυφορική Τηλεπισκόπηση έχει ευρεία εφαρμογή σε πολλούς τομείς. Στη γεωγραφία, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την καταγραφή της γεωμορφολογίας, την παρακολούθηση των αλλαγών στις υδάτινες διαδικασίες, την ανίχνευση και την παρακολούθηση της αστικής ανάπτυξης. Επίσης, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση των φυσικών φαινομένων, όπως οι καταιγίδες, οι πλημμύρες και οι πυρκαγιές. Στη γεωργία, η Δορυφορική Τηλεπισκόπηση μπορεί να βοηθήσει στην παρακολούθηση της φυτικής κάλυψης, την εκτίμηση της παραγωγής συγκεκριμένων καλλιεργειών και την πρόβλεψη των αποδόσεων. Οι εικόνες που λαμβάνονται από Δορυφορική Τηλεπισκόπηση μπορούν να επεξεργαστούν και να αναλυθούν με συστηματικούς αλγορίθμους, προκειμένου να αντληθούν πληροφορίες και να εξαχθούν συμπεράσματα για το περιβάλλον. Αυτή η ανάλυση μπορεί να περιλαμβάνει τον εντοπισμό και την ταξινόμηση των αντικειμένων, τη μέτρηση και τον χαρακτηρισμό γεωγραφικών χαρακτηριστικών, την εκτίμηση της ποσότητας και της ποιότητας των φυσικών πόρων, καθώς και την παρακολούθηση των αλλαγών με την πάροδο του χρόνου.

Συνολικά, η Δορυφορική Τηλεπισκόπηση παρέχει ένα πολύτιμο εργαλείο για την κατανόηση, την παρακολούθηση και την πρόβλεψη των φυσικών και ανθρωπογενών διαδικασιών στον πλανήτη. Μέσω ακριβών εικόνων και αναλύσεων, η συγκεκριμένη επιστήμη δύναται να συμβάλει στην προστασία του περιβάλλοντος, την ανάπτυξη και την αποτελεσματική λήψη αποφάσεων σε πολλούς τομείς της ανθρώπινης δραστηριότητας.

3.2. Οπτικοί δορυφορικοί απεικονιστές

Σύμφωνα με τους Lillesand & Kiefer (2000) οι απεικονιστές ταξινομούνται σε οπτικούς (optical) ή παθητικούς και μικροκυματικούς (microwave) ή ενεργητικούς [24]. Οι **οπτικοί δορυφορικοί απεικονιστές** λειτουργούν καταγράφοντας την ορατή και υπέρυθρη ακτινοβολία που ανακλάται από την επιφάνεια της Γης και μετατρέπουν αυτήν την ακτινοβολία σε ψηφιακές εικόνες. Αυτές οι εικόνες παρέχουν πληροφορίες για την κατάσταση και τις ιδιότητες της Γης, καθώς και για τις αλλαγές που συμβαίνουν στο περιβάλλον με την πάροδο του χρόνου. Οι οπτικοί δορυφορικοί απεικονιστές-αισθητήρες **καλύπτουν** το ευρύ φάσμα του ορατού φωτός και της υπέρυθρης ακτινοβολίας. Καταγράφουν πληροφορίες για την αντανάκλαση του φωτός, τα χρώματα και τη θερμοκρασία της επιφάνειας της Γης. Με αυτόν τον τρόπο, παρέχουν σημαντικές πληροφορίες για τη γεωλογία, την υδρολογία, το περιβάλλον, τη γεωργία και πολλούς άλλους τομείς μελέτης και Παρακολούθησης της Γης.



Εικόνα 15: Αρχές Δορυφορικής Τηλεπισκόπησης

Οι οπτικοί αισθητήρες-απεικονιστές λειτουργούν στην υπεριώδη, ορατή και υπέρυθρη περιοχή του φάσματος και όλοι χρησιμοποιούν για απεικόνιση στοιχεία ανάκλασης και επανεκπομπής. Οι μικροκυματικοί απεικονιστές λειτουργούν σε φασματική περιοχή με μήκος κύματος ίσο ή μεγαλύτερο του χιλιοστού και χρησιμοποιούν την ακτινοβολία που οι ίδιοι εκπέμπουν διαθέτουν δηλαδή και πομπό και δέκτη. Τα συστήματα απεικόνισης της γήινης επιφάνειας, δηλ. οι αισθητήρες (sensors), μπορούν να υποδιαιρεθούν σε τρεις βασικούς τύπους, τις κάμερες, τους σαρωτές και τα ραντάρ συνθετικού ανοίγματος (SAR). Οι κάμερες και οι σαρωτές αποτελούν οπτικά συστήματα και είναι παθητικοί αισθητήρες, δηλαδή καταγράφουν την ανακλώμενη ή εκπεμπόμενη «φυσική» ακτινοβολία (με πηγή ακτινοβολίας τον ήλιο) ενώ τα SAR αποτελούν ενεργητικούς αισθητήρες, δηλαδή στέλνουν και δέχονται πίσω τα μικροκυματικά σήματα (με πηγή και δέκτη της ακτινοβολίας τον ίδιο τον αισθητήρα) [25].

Ορισμένα παραδείγματα οπτικών δορυφορικών αισθητήρων περιλαμβάνουν οι δορυφόροι του προγράμματος LANDSAT, SPOT, MODIS (προγενέστεροι), οι δορυφόροι της αποστολής Copernicus - Sentinel, ο GeoEye-1 (μεταγενέστεροι) και πολλοί άλλοι. Κάθε

αισθητήρας έχει τα δικά του τεχνικά χαρακτηριστικά και χρησιμοποιούνται σε διάφορες εφαρμογές όπως η καταγραφή αλλαγών στο περιβάλλον, η μέτρηση της παραγωγικότητας της γεωργίας, η παρακολούθηση της υδρολογίας και πολλές άλλες γεω-επιστημονικές εφαρμογές.

3.3. Βασικά χαρακτηριστικά των οργάνων καταγραφής

Τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά της Τηλεπισκόπησης στη χρήση εικόνων, όπου χρησιμοποιούνται φασματικά κανάλια στο ορατό, το υπέρυθρο και το μικροκυματικό τμήμα του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος περιγράφονται με τη χωρική (spatial), φασματική (spectral), ραδιομετρική (radiometric) και χρονική (temporal) διακριτική ικανότητα ή ανάλυση.

Χωρική διακριτική ικανότητα

Η ευδιάκριτη λεπτομέρεια σε μια εικόνα εξαρτάται από τη χωρική διακριτική ικανότητα του οργάνου καταγραφής και αναφέρεται στο μέγεθος του μικρότερου χαρακτηριστικού που μπορεί να ανιχνευθεί. Για ορισμένα όργανα καταγραφής, η απόσταση μεταξύ του στόχου και της διαστημικής εξέδρας είναι καθοριστική για τη λεπτομέρεια της παραγόμενης εικόνας. Συνήθως σε δορυφόρους που βρίσκονται σε πολύ υψηλή τροχιά ενώ καταγράφουν μεγάλες περιοχές η διακριτική ικανότητα περιορίζεται. Ανεξάρτητα από τη διακριτική ικανότητα ενός συστήματος, μικρά χαρακτηριστικά μπορούν να αναγνωριστούν εάν η φασματική τους απόκριση διαφέρει σημαντικά από τον περιβάλλοντα χώρο (π.χ. δρόμοι). Εάν ένα σύστημα καταγραφής έχει χωρική διακριτική ικανότητα 50 m. τότε στην αντίστοιχη εικόνα κάθε εικονοστοιχείο (pixel) αντιπροσωπεύει μία περιοχή της επιφάνειας ίση με 50 X 50 m.

Ραδιομετρική διακριτική ικανότητα

Τα ραδιομετρικά χαρακτηριστικά περιγράφουν την πραγματική πληροφορία που περιέχεται σε μία εικόνα. Κατά την αποτύπωση μίας εικόνας, η ευαισθησία της στην ένταση της ανακλώμενης ενέργειας καθορίζει τη ραδιομετρική ικανότητα. Ουσιαστικά η ραδιομετρική ικανότητα περιγράφει την ικανότητα ενός συστήματος να καταγράφει διαφορές στην ισχύ του σήματος. Τα δεδομένα μιας εικόνας αντιπροσωπεύονται από ψηφιακές τιμές που μεταβάλλονται από 0 έως μία τιμή X παράγωγη στη δύναμη του 2 (X^2). Η αύξηση της ραδιομετρικής ικανότητας προκαλεί ανάλογη αύξηση των διαβαθμίσεων του γκρι στην εικόνα και επομένως έχουμε μεγαλύτερη διακριτική ικανότητα των στόχων. Η μέτρηση της ραδιομετρικής διακριτικής ικανότητας γίνεται με βάση τον αριθμό των αποχρώσεων (bits) που μπορεί να αναπαραστήσει ο αισθητήρας. Ένας αισθητήρας με υψηλή ραδιομετρική διακριτική ικανότητα μπορεί να αναπαραστήσει περισσότερες αποχρώσεις, προσφέροντας πιο λεπτομερείς και ακριβείς πληροφορίες για τα αντικείμενα στις εικόνες.

Φασματική διακριτική ικανότητα

Η φασματική διακριτική ικανότητα (spectral resolution) αναφέρεται στην ικανότητα ενός αισθητήρα να ανιχνεύει και να διακρίνει διαφορετικές περιοχές του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος. Η φασματική διακριτική ικανότητα σχετίζεται με τον αριθμό των φασματικών καναλιών που χρησιμοποιεί ο κάθε δορυφόρος και αποτελεί πολύ βασική ιδιότητα, εφόσον στις πολυφασματικές εικόνες:

1. η θέση στο ηλεκτρομαγνητικό φάσμα, το εύρος και ο αριθμός των φασματικών καναλιών μπορούν να καθορίζουν τον βαθμό και το είδος των διαφόρων στόχων
2. η χρήση τους μπορεί να επιφέρει πολύ καλά αποτελέσματα διακριτικής ικανότητας σε σχέση με οποιοδήποτε μεμονωμένο φασματικό κανάλι

Πολυφασματικά ονομάζονται τα συστήματα που καταγράφουν σε πάνω από δύο φασματικές ζώνες και υπερφασματικά με δεκάδες φασματικές ζώνες και πολύ μικρό εύρος των ζωνών. Η υψηλή φασματική διακριτική ικανότητα επιτρέπει την ακριβέστερη παρακολούθηση και ανάλυση των αντικειμένων σε μια εικόνα. Με την ικανότητα να ανιχνεύουν και να διακρίνουν τις διάφορες φασματικές περιοχές, οι αισθητήρες μπορούν να παρέχουν πληροφορίες για τη σύνθεση των αντικειμένων, την κατάστασή τους και άλλες ιδιότητες που είναι σημαντικές για διάφορες εφαρμογές όπως η γεωλογία, η αγροτική ανάπτυξη, η απεικόνιση της επιφάνειας του εδάφους και πολλές άλλες.

Χρονική διακριτική ικανότητα

Η χρονική διακριτική ικανότητα ενός συστήματος σχετίζεται με τη συχνότητα λήψης εικόνων για την ίδια περιοχή. Η περίοδος επαναληψιμότητας για ένα δορυφορικό σύστημα συνήθως είναι της τάξης κάποιων ημερών ή ωρών όταν πρόκειται για αστερισμό δορυφορικού συστήματος, για να μπορέσει να αποτυπώσει την ίδια γεωγραφική περιοχή με την ίδια γωνία παρατήρησης, απόλυτη χρονική διακριτική ικανότητα. Στα χαρακτηριστικά που θα πρέπει να ικανοποιούνται από τη διαχρονική ανάλυση έτσι ώστε τα αποτελέσματα να είναι όσο το δυνατόν πιο αξιόπιστα είναι τα ακόλουθα:

Οι διαχρονικές εικόνες πρέπει να λαμβάνονται από τα συστήματα καταγραφής την ίδια περίπου ώρα της ημέρας, ώστε να εξαλείφονται οι ημερήσιες διαφορές της γωνίας πρόσπτωσης της ηλιακής ακτινοβολίας, διότι προκαλούν ανώμαλες διαφοροποιήσεις των ιδιοτήτων ανάκλασης των αντικειμένων. Θα πρέπει να λαμβάνονται την ίδια περίοδο του έτους, ώστε να μειώνονται στο ελάχιστο οι φαινολογικές διαφοροποιήσεις διαφόρων επιφανειακών χαρακτηριστικών. Ορισμένα δορυφορικά συστήματα έχουν τη δυνατότητα να στοχεύουν την ίδια περιοχή ενώ βρίσκονται στην επόμενη ή τη μεθεπόμενη τροχιά, λόγω της ικανότητας στρέψης του σαρωτή υπό γωνία, ενώ κάποια άλλα συστήματα μεταξύ δύο συνεχόμενων τροχιών παρέχουν επικάλυψη που κυμαίνεται από 10% έως 30%. Επομένως, η πραγματική χρονική διακριτική ικανότητα εξαρτάται από τις δυνατότητες του συστήματος, την επικάλυψη και το γεωγραφικό μήκος της περιοχής.

3.4. Χαρακτηριστικά δορυφόρου και δορυφορικής εικόνας μελέτης

Ο δορυφόρος GeoEye-1 αποτελεί εμπορικό δορυφόρο Παρατήρησης της Γης (της Maxar Technologies των Η.Π.Α.), ο οποίος εκτοξεύτηκε για πρώτη φορά στις 6 Σεπτεμβρίου του 2008 στην Καλιφόρνια και παραμένει σε τροχιά μέχρι και σήμερα. Προσδοκάτε να παραμείνει σε τροχιά για πάνω από μια δεκαετία. Ο εν λόγω δορυφόρος περιλαμβάνεται στην ευρύτερη “οικογένεια δορυφόρων” *WorldView Series* η οποία εκτός από τον δορυφόρο GeoEye-1, αποτελείται και από τους 4 δορυφόρους *WorldView* και συγκεκριμένα τους:

1. *WorldView-1*, ο οποίος εκτοξεύτηκε το 2007 και ήταν παγκοσμίως ο πρώτος εμπορικός δορυφόρος με ανάλυση στα 50cm
2. *WorldView-2*, ο οποίος εκτοξεύτηκε το 2009 έπειτα από τον *WorldView-1* και ήταν ο πρώτος εμπορικός πολυφασματικός δορυφόρος (8 κανάλια) με υψηλή ανάλυση

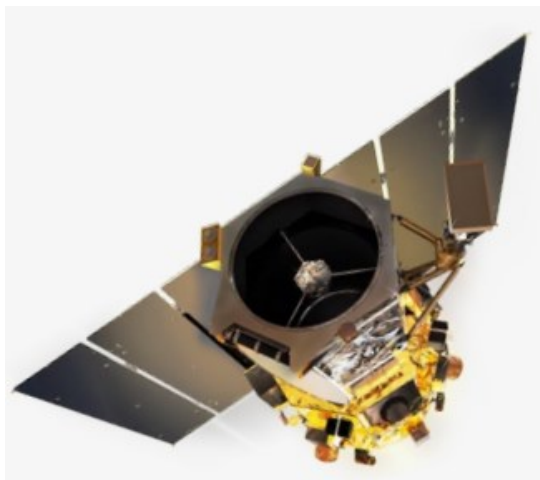
3. WorldView-3, ο οποίος εκτοξεύτηκε το 2014 με πολύ παρόμοια χαρακτηριστικά όπως ο προγενέστερος του (WorldView-2), με τη διαφορά ότι βρίσκεται σε χαμηλότερη τροχιά και τέλος
4. WorldView-4, ο οποίος εκτοξεύτηκε το 2016 και παρέχει παγχρωματικές δορυφορικές απεικονίσεις στα 31cm και πολυφασματικές απεικονίσεις στα 1.23m

Η σειρά των δορυφόρων *WorldView Series*, συμπεριλαμβανομένου και του δορυφόρου GeoEye-1, αποτελούν τμήμα της λεγόμενης αποστολής *Third Party Missions Programme* της Ευρωπαϊκής Διαστημικής Υπηρεσίας (European Space Agency-ESA).

Στόχοι της αποστολής GeoEye-1

Οι πολύ υψηλής ανάλυσης (Very High Resolution-VHR) δορυφορικές απεικονίσεις του GeoEye-1, αξιοποιούνται για ποικιλία σκοπών όπως είναι για παράδειγμα σε θέματα άμυνας, αντιμετώπισης καταστροφών, παρακολούθησης της αέριας και της θαλάσσιας μεταφοράς, διερεύνησης πετρελαίου και φυσικού αερίου, παρακολούθησης της εξορυκτικής παραγωγής και εξερεύνηση, χαρτογράφησης απομακρυσμένων περιοχών, *location-based* υπηρεσίες, διαχείρισης γεωργικών καλλιεργειών κ.α.

Ο δορυφόρος GeoEye-1 μπορεί να επισκέπτεται κατ'επανάληψη οποιοδήποτε σημείο στην επιφάνεια της Γης κάθε τρεις ημέρες, ή και με μεγαλύτερη συχνότητα (κάθε μια ημέρα) ανάλογα με το γεωγραφικό πλάτος και την υψομετρική γωνία.



Εικόνα 16: GeoEye-1 (πηγή: <https://pacgeo.com/wp-content/uploads/2021/11/GE01.pdf>)

Ο δορυφόρος GeoEye-1 σύμφωνα με το data sheet που έχει δημοσιεύσει η εταιρεία Maxar, έχει λεπτομερή χαρακτηριστικά που παρατίθενται στο παράρτημα Ι. Για την εφαρμογή της παρούσας διπλωματικής εργασίας, αξιοποιήθηκε πολυφασματική δορυφορική εικόνα GeoEye-1 με 4 κανάλια και σύμφωνα με τα παρακάτω χαρακτηριστικά του πίνακα.

Πίνακας 3: Φασματικά κανάλια GeoEye-1

GeoEye		
Band	Center Wavelength (nm)	Bandwidth (nm)
Blue (B)	484	76
Green (G)	547	81
Red (R)	676	42
NIR	851	156

Η εικόνα έχει συνολική έκταση 5.00 km², χωρική ανάλυση στα 0.5m και διαθέτει τα κανάλια Κόκκινο, Πράσινο Μπλε και Εγγύς υπέρυθρο (R,G,B,NIR).

Πίνακας 4: Χαρακτηριστικά δορυφορικής εικόνας

A/A	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ	ΑΝΑΛΥΤΙΚΗ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ
1	ΔΟΡΥΦΟΡΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ ΝΙΚΑΙΑ	Δορυφόρος: GeoEye-1
		Χωρική ανάλυση: 0.5m
		4 bands-Έγχρωμη (R, G, B, NIR)
		Όχι ορθοδιορθωμένη, pansharpened
		Image Clouds: 0%
		Περιοχή: Νίκαια
		Ημερομηνία λήψης: 22 Ιουλίου 2011
		Έκταση περιοχής: 5.00km ²

Κεφάλαιο 4ο: Μηχανική Μάθηση και Βαθιά Μηχανική Μάθηση

4.1. Εισαγωγή

Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) αναφέρεται σε ένα παρακλάδι της Τεχνητής Νοημοσύνης που ασχολείται με τον σχεδιασμό, την ανάπτυξη και την εφαρμογή αλγορίθμων και μοντέλων που επιτρέπουν σε υπολογιστές και μηχανές να αντλούν γνώση από δεδομένα και εμπειρίες, και να βελτιώνουν την απόδοσή τους μέσω αυτής της αναδρομικής διαδικασίας. Η Μηχανική Μάθηση απαιτεί την προσφορά δεδομένων (είτε με τη διαδικασία της επιβλεπόμενης μάθησης/supervised learning, είτε μέσω της μη-επιβλεπόμενης μάθησης/unsupervised learning), τα οποία χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση ενός μοντέλου. Κατά την εκπαίδευση, το μοντέλο αποκτά την ικανότητα να αναλύει τα δεδομένα και να εξαγάγει γενικεύσεις ή να πραγματοποιεί προβλέψεις για νέα, απρόβλεπτα δεδομένα. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης καλούνται να βρουν μοτίβα και αλληλεπιδράσεις στα δεδομένα και να δημιουργήσουν ένα μοντέλο που μπορεί να γενικεύσει αυτήν τη γνώση για την επίλυση νέων προβλημάτων ή για την πρόβλεψη νέων παρατηρήσεων. Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης περιλαμβάνουν τη χρήση αλγορίθμων όπως τα **νευρωνικά δίκτυα**, οι αλγόριθμοι δέντρων απόφασης, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και άλλοι. Κλείνοντας, η μηχανική μάθηση έχει εφαρμογές σε πολλούς τομείς, όπως η αναγνώριση προτύπων, η επεξεργασία φωνής, η αυτόματη μετάφραση, η **ανάλυση εικόνας και ανίχνευση αντικειμένων**, η αναγνώριση προσώπων, η ρομποτική, η υγεία και πολλές άλλες εφαρμογές που απαιτούν αναγνώριση, πρόβλεψη και λήψη αποφάσεων βασισμένες σε δεδομένα.

Η Βαθιά Μηχανική Μάθηση αποτελεί ένα υπό-πεδίο της Μηχανικής Μάθησης που επικεντρώνεται στη χρήση νευρωνικών δικτύων με πολλαπλά επίπεδα για την ανάλυση και την εκμάθηση από δεδομένα. Τα νευρωνικά δίκτυα αυτά προσομοιώνουν τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου, με την ύπαρξη πολλαπλών επιπέδων νευρώνων που επεξεργάζονται τα δεδομένα και αντλούν χρήσιμες πληροφορίες από αυτά. Οι βασικές διαφορές ανάμεσα στην Μηχανική Μάθηση και τη Βαθιά Μηχανική Μάθηση είναι οι εξής:

- 1. Πολυεπίπεδα Νευρωνικά Δίκτυα:** Η Βαθιά Μάθηση χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα με πολλαπλά επίπεδα, γνωστά ως συνελκτικά ή αναδραστικά νευρωνικά δίκτυα. Αυτό επιτρέπει την ανάλυση πιο πολύπλοκων δομών και προτύπων στα δεδομένα.
- 2. Αναπαράσταση Χαρακτηριστικών:** Η Βαθιά Μάθηση εκμαιεύει τα χαρακτηριστικά που είναι απαραίτητα για την επίλυση ενός προβλήματος από τα ίδια τα δεδομένα. Αυτό απαλείφει την ανάγκη για χειροκίνητη επιλογή και μετασχηματισμό των χαρακτηριστικών πριν από την εκπαίδευση του μοντέλου.
- 3. Εκπαίδευση με Δεδομένα:** Η Βαθιά Μάθηση απαιτεί μεγάλα σετ δεδομένων για την εκπαίδευση των μοντέλων. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι οι αλγόριθμοι της Βαθιάς Μάθησης απαιτούν πολλά παραδείγματα για να μάθουν τις αναπαραστάσεις και τις συσχετίσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών και των ετικετών (labels). Συνολικά, η Βαθιά Μάθηση επιτρέπει την αναγνώριση πολύπλοκων δομών και προτύπων στα δεδομένα, επιτρέποντας την επίλυση πιο απαιτητικών και εκτεταμένων προβλημάτων.

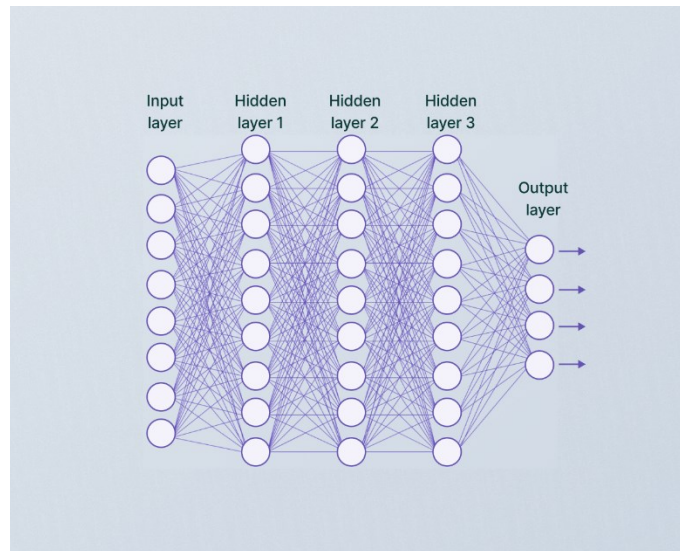
4.2. Νευρωνικά Δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα αναφέρονται σε μια κατηγορία αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης, εμπνευσμένων από την λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Αποτελούν ένα σύστημα πολλαπλών επιπέδων απλών υπολογιστικών στοιχείων, γνωστών ως νευρώνες, τα οποία συνεργάζονται για την ανάλυση και επεξεργασία πληροφορίας. Η βασική ιδέα πίσω από την λειτουργία των νευρωνικών δικτύων είναι η αυτόματη ανάκτηση και εκμάθηση πολύπλοκων προτύπων και σχέσεων από τα δεδομένα, χρησιμοποιώντας αλγορίθμους αναδρομικής εκμάθησης. Τα νευρωνικά δίκτυα εφαρμόζονται ευρέως σε ποικίλους τομείς, όπως η αναγνώριση εικόνας και ήχου, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας, η ρομποτική, η αυτόνομη οδήγηση, η αναγνώριση φωνής και άλλες εφαρμογές. Επιπλέον, έχουν καταφέρει να παρουσιάσουν εντυπωσιακές επιδόσεις σε πολύπλοκες προκλήσεις, όπως η **αναγνώριση αντικειμένων σε εικόνες**. Συνολικά, τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν έναν σημαντικό και δυναμικό τομέα έρευνας και εφαρμογής στην επιστήμη των υπολογιστών, παρέχοντας μια ισχυρή προσέγγιση για την αντιμετώπιση προβλημάτων που σχετίζονται με την ανάλυση και την επεξεργασία πληροφορίας.

4.2.1. Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks - CNNs) αναφέρονται σε ένα είδος αρχιτεκτονικής νευρωνικών δικτύων που έχουν σχεδιαστεί ειδικά για την επεξεργασία και ανάλυση δομημένων δεδομένων, ιδιαίτερα εικόνων και βίντεο. Ο βασικός τους στόχος είναι η αυτόματη εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα δεδομένα εισόδου, με σκοπό την αναγνώριση και την κατανόηση των παρατηρούμενων προτύπων. Τα CNNs χρησιμοποιούνται για την επεξεργασία δεδομένων τα οποία διακρίνονται από μια γνωστή τοπολογία δομής κανάβου. Το όνομα «συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο» υποδεικνύει ότι το δίκτυο χρησιμοποιεί μια μαθηματική διεργασία που ονομάζεται συνέλιξη, η οποία αποτελεί ένα εξειδικευμένο είδος γραμμικής λειτουργίας. Σε εφαρμογές Όρασης Υπολογιστών, που τα δεδομένα εισόδου σε ένα δίκτυο είναι ψηφιακές εικόνες, επιλέγεται η χρήση των συνελικτικών νευρωνικών δικτύων. Αξιοποιώντας τις χωρικές συσχετίσεις σε τμήματα της προς μελέτη εικόνας, τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα εξάγουν τοπικά χαρακτηριστικά που αντιστοιχούν σε σχετικά μικρά υπο-σύνολα του όγκου εισόδου (input layer). Στα πρώτα επίπεδα του δικτύου, χαρακτηριστικά όπως είναι μικρά δεκτικά πεδία αναλογικά με το μέγεθος της εικόνας εισόδου, συγχωνεύονται στη συνέχεια σε μετέπειτα στάδια της επεξεργασίας με στόχο τον εντοπισμό ιεραρχικά υψηλότερων χαρακτηριστικών και στη τελική παροχή πληροφοριών για ολόκληρη την εικόνα ως σύνολο.

Τα CNNs έχουν σημειώσει σημαντική επιτυχία σε πολλούς τομείς, όπως η αναγνώριση αντικειμένων, η αναγνώριση προσώπων, η ανάλυση εικόνων κ.α. Η ικανότητα τους να αντιλαμβάνονται και να εξάγουν σημαντικά χαρακτηριστικά από τα δεδομένα εισόδου τα καθιστά ιδανικά για προβλήματα που απαιτούν προηγμένη επεξεργασία εικόνων και αντίληψη περιεχομένου. Με την αύξηση της διαθεσιμότητας υπολογιστικών πόρων και την ανάπτυξη τεχνικών εκπαίδευσης, τα CNNs έχουν επίσης επεκταθεί σε περιοχές όπως η αυτόματη οδήγηση, η ρομποτική και η ιατρική, αποδεικνύοντας την ευελιξία και την αποτελεσματικότητά τους σε ποικίλα πεδία εφαρμογής.



Εικόνα 17: Αρχιτεκτονική συνελκτικών νευρωνικών δικτύων

4.2.1.1. Μέτρα απόδοσης

Τα μέτρα απόδοσης σε ένα νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της ακρίβειας και της απόδοσής του σε συγκεκριμένα προβλήματα. Τα μέτρα αυτά παρέχουν μια ποσοτική αξιολόγηση της ικανότητας του μοντέλου να κατανοήσει και να ανταποκριθεί σωστά στα δεδομένα. Συνήθως, σε ένα νευρωνικό δίκτυο, χρησιμοποιούνται οι παρακάτω μετρικές απόδοσης:

1. *Ακρίβεια (Accuracy)*: Αντιπροσωπεύει το ποσοστό των σωστών προβλέψεων σε σχέση με τον συνολικό αριθμό δειγμάτων. Η ακρίβεια είναι ένα γενικό μέτρο αξιολόγησης και είναι κατάλληλη όταν οι κλάσεις έχουν ισορροπημένη αναπαράσταση.
2. *Ανάκληση (Recall)*: Μετρά το ποσοστό των πραγματικών θετικών δειγμάτων που εντοπίστηκαν σωστά από το μοντέλο σε σχέση με τον συνολικό αριθμό πραγματικών θετικών δειγμάτων. Η ανάκληση επικεντρώνεται στην ικανότητα του μοντέλου να εντοπίζει τα θετικά δείγματα.
3. *Ακρίβεια (Precision)*: Αναφέρεται στο ποσοστό των θετικών προβλέψεων που είναι πραγματικά θετικά. Το precision μετράει την ακρίβεια των θετικών προβλέψεων.
4. *F1 score*: Ο αρμονικός μέσος της ακρίβειας και της ανάκλησης. Χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της συνολικής απόδοσης ενός μοντέλου σε προβλήματα με ανισορροπημένη κατανομή κλάσεων.

Για την αξιολόγηση ενός αλγορίθμου ανίχνευσης (που θα μας απασχολήσει στη παρούσα διπλωματική), δυο είναι οι διαδεδομένες μετρικές. Πρώτον η αντιπροσωπευτική ακρίβεια mAP (mean average precision) και η μέση αντιπροσωπευτική ανάκληση maR (mean average recall). Τα παραπάνω μέτρα απόδοσης στηρίζονται στον υπολογισμό της μετρικής της μέσης ακρίβειας AP (average precision) και της ανάκλησης AR (average recall).

Μέση Ακρίβεια (AP)

Η μέση ακρίβεια (AP) παρέχει μια ολοκληρωμένη μέτρηση της απόδοσης του μοντέλου ανίχνευσης αντικειμένων, συνδυάζοντας την ακρίβεια και την ανάκληση για όλες τις κατηγορίες. Ένα υψηλότερο AP υποδεικνύει υψηλή ακρίβεια και ανάκληση του μοντέλου, καθιστώντας το ιδανικό για αξιόπιστη ανίχνευση και ταυτοποίηση αντικειμένων.

Η ακρίβεια (precision) αποτελεί το μέτρο απόδοσης που εκφράζεται από το ποσοστό των πραγματικών πλαισίων οριοθέτησης που εξάγονται από το μοντέλο (των πλαισίων οριοθέτησης που εμπεριέχουν κάποιο αντικείμενο) προς το σύνολο των ανιχνευμένων πλαισίων και υπολογίζεται ως εξής [26]:

$$\text{Precision} = \frac{\text{True positives}}{\text{true positives} + \text{false positives}} = \frac{\text{True positive boxes}}{\text{all detected boxes}}$$

Αντίστοιχα, η μετρική αξιολόγησης της ανάκλησης εκφράζει την ικανότητα ενός μοντέλου να εντοπίσει όλα τα συναφή παραδείγματα μιας κλάσης στην εικόνα (όλα τα πραγματικά πλαίσια οριοθέτησης). Η μαθηματική σχέση υπολογισμού της ανάκλησης υπολογίζεται ως εξής:

$$\text{Recall} = \frac{\text{True positives}}{\text{true positives} + \text{false negatives}} = \frac{\text{True positive boxes}}{\text{all ground truth boxes}}$$

Είναι σημαντικό να σημειωθεί πως κάθε εκτιμώμενο πλαίσιο οριοθέτησης που εξάγεται από το μοντέλο ανίχνευσης αντικειμένων, υπάγεται σε μια εκ των τεσσάρων κατηγοριών:

1. Αληθώς θετικό πλαίσιο οριοθέτησης (true positive bounding box).
2. Αληθώς αρνητικό πλαίσιο οριοθέτησης (true negative bounding box).
3. Ψευδώς θετικό πλαίσιο οριοθέτησης (false positive bounding box).
4. Ψευδώς αρνητικό πλαίσιο οριοθέτησης (false negative bounding box).

Για την καλύτερη κατανόηση και ερμηνεία των αποτελεσμάτων που θα παρουσιαστούν στο επόμενο κεφάλαιο, είναι κρίσιμο να αποσαφηνιστούν οι παραπάνω όροι. Πιο αναλυτικά, ένα πλαίσιο οριοθέτησης θεωρείται **αληθώς θετικό** αν ικανοποιεί ταυτοχρόνως δυο διαφορετικές συνθήκες:

1. η προβλεπόμενη κλάση που αφορά το περιεχόμενο αντικείμενο του εκτιμώμενου πλαισίου οριοθέτησης να ταυτίζεται με τη πραγματική και
2. η τιμή του δείκτη Jaccard¹ μεταξύ του εκτιμώμενου πλαισίου οριοθέτησης και του πραγματικού να είναι μεγαλύτερη από ένα κατώφλι ομοιότητας

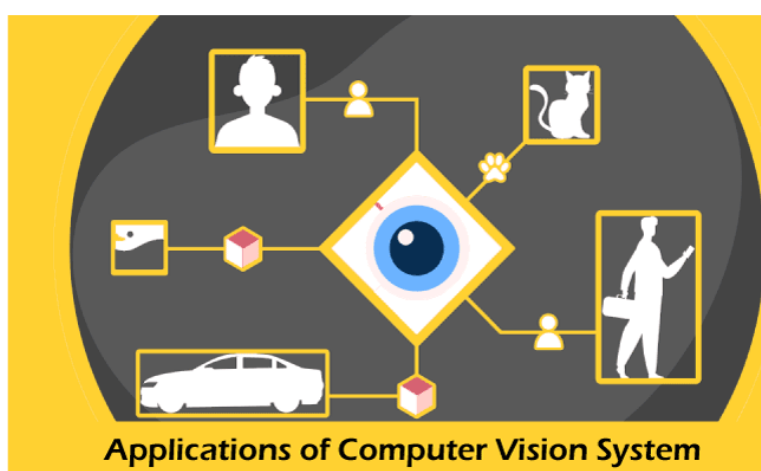
Στη περίπτωση που μια εκ των δυο προαναφερόμενων συνθηκών δεν ισχύει, τότε οδηγείται στο χαρακτηρισμό του εκάστοτε εξαγόμενου πλαισίου οριοθέτησης ως **ψευδώς θετικό**.

Στις περιπτώσεις όπου η πιθανότητα εμπιστοσύνης ενός εξαγόμενου πλαισίου οριοθέτησης που αντιστοιχεί σε πραγματική πρόβλεψη βρίσκεται χαμηλότερα από ένα προκαθορισμένο κατώφλι, η συγκεκριμένη ανίχνευση προσμετράτε ως **ψευδώς αρνητική**. Αντίθετα, όταν η παραπάνω πιθανότητα εμπιστοσύνης βρίσκεται χαμηλότερα από το προκαθορισμένο κατώφλι και το εξαγόμενο πλαίσιο οριοθέτησης δεν θα έπρεπε να προβλέψει την ύπαρξη κάποιου αντικειμένου, τότε το συγκεκριμένο πλαίσιο οριοθέτησης χαρακτηρίζεται ως **αληθώς αρνητικό**.

¹ ο δείκτης Jaccard ορίζεται ως το πηλίκο της τομής προς την ένωση (intersection over union) μεταξύ ενός εκτιμώμενου πλαισίου οριοθέτησης (Bp) και του αντίστοιχου αληθούς πλαισίου (Bgt) και ορίζεται σύμφωνα με την συνάρτηση $J(Bp, Bgt) = \text{IOU} \frac{\text{area}(Bp \cap Bgt)}{\text{area}(Bp \cup Bgt)}$

4.3. Όραση Υπολογιστών

Η Όραση Υπολογιστών/Computer Vision, αναφέρεται στην ικανότητα των υπολογιστών να αντιλαμβάνονται, να αναγνωρίζουν και να ερμηνεύουν τις εικόνες και τα βίντεο με τον ίδιο τρόπο που το κάνει ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Αποτελεί ένα σημαντικό πεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης και έχει εφαρμογές σε πολλούς τομείς, όπως η αυτόματη αναγνώριση προτύπων, η αυτόματη ομαδοποίηση, η **ανίχνευση αντικειμένων**, η ανάκτηση εικόνων και η αναγνώριση προσώπων [27]. Οι αλγόριθμοι της Όρασης Υπολογιστών χρησιμοποιούν μηχανικές μάθησης και ανάλυσης εικόνας για να επεξεργαστούν τις εικόνες και να εξάγουν χρήσιμες πληροφορίες από αυτές. Οι αλγόριθμοι αυτοί, εφαρμόζουν συνήθως σύνθετες διαδικασίες επεξεργασίας, όπως η προ-επεξεργασία εικόνας, η εξαγωγή χαρακτηριστικών, η ταξινόμηση και η ανίχνευση αντικειμένων. Με τη χρήση μεγάλων σετ δεδομένων εκπαίδευσης και αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, οι αλγόριθμοι Όρασης Υπολογιστών μπορούν να αντιμετωπίσουν πολύπλοκες προκλήσεις στην αναγνώριση και την ερμηνεία των εικόνων έτσι ώστε να παρέχουν ακριβή και αξιόπιστα αποτελέσματα.



Η **Ανίχνευση αντικειμένων/object detection** είναι μια από τις εφαρμογές που καλύπτει το πεδίο της υπολογιστικής όρασης και στη βιβλιογραφία ο όρος αυτός, ορίζεται ως η διαδικασία κατά την οποία οι αλγόριθμοι εκπαιδεύονται να εντοπίζουν την παρουσία αντικειμένων στην εικόνα και να προσδιορίζουν την περιοχή όπου βρίσκονται. Τα τελευταία χρόνια, τα Τηλεπισκοπικά δεδομένα που προέρχονται από οπτικούς δέκτες, αξιοποιούνται για πληθώρα εφαρμογών Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης. Μια διαδομένη μέθοδος των συγκεκριμένων εφαρμογών αποτελεί η ανίχνευση αντικειμένων από πολύ υψηλής ανάλυσης δορυφορικές εικόνες. Επομένως, καθώς επιβεβαιώνεται από την επιστημονική έρευνα ότι η αξιοποίηση τεχνικών Βαθιάς Μάθησης για την ανάπτυξη αλγορίθμων τελευταίας τεχνολογίας ανίχνευσης αντικειμένων σε οπτικά δεδομένα είναι πλέον αποτελεσματική και πολλά υποσχόμενη, παρακάτω θα περιγράψουν οι μεθοδολογίες που αναπτύχθηκαν για την ανίχνευση ταρατσών.

4.4. Μοντέλο Βαθιάς Μάθησης για την Ανίχνευση Αντικειμένων

Αναζητώντας τη βιβλιογραφία σχετικά με τους αλγόριθμους που έχουν σχεδιαστεί για την ανίχνευση αντικειμένων, μπορεί κανείς να εντοπίσει πολλά μοντέλα που χρησιμοποιούνται ευρέως. Οι αλγόριθμοι αυτοί ή διαφορετικά τα μοντέλα βαθιάς μάθησης για την ανίχνευση αντικειμένων, βασίζονται σε 2 προσεγγίσεις:

1. Στην ανίχνευση αντικειμένων σε ένα στάδιο και
2. Στην ανίχνευση αντικειμένων σε δύο στάδια

Στη παρούσα εργασία θα αξιοποιηθεί το πλέον διαδεδομένο μοντέλο ανίχνευσης ενός σταδίου, αυτό της οικογένειας αλγορίθμων YOLO (You Only Look Once). Έγινε εκπαίδευση ενός μοντέλου YOLO [28] (Chien-Yao Wang, 2022) με στόχο την ανίχνευση των στεγών στην δορυφορική εικόνα μελέτης.

Με λίγα λόγια, ο αλγόριθμος YOLO αποτελεί ένα από τα πιο αποτελεσματικά μοντέλα Βαθιάς Μάθησης γύρω από την ανίχνευση αντικειμένων. Το πρώτο μοντέλο YOLO κυκλοφόρησε το 2016 από τον Joseph Redmon [29] και στη συνέχεια πολλοί επιστήμονες και εταιρείες βασίστηκαν στη πρώτη εκδοχή του μοντέλου αυτού και ανέπτυξαν περαιτέρω εκδόσεις. Όπως για παράδειγμα το YOLOv4 του Alexey Bochkovskiy, το YOLOv5 από την εταιρεία Ultralytics και το YOLOv7 του WongKinYiu. Η έκδοση YOLOv7 είναι εκείνη που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του μοντέλου και την ανίχνευση των στεγών, η οποία περιλαμβάνει βελτιώσεις στον αλγόριθμο και οδηγεί σε ακόμη πιο ακριβή ανίχνευση και σταθερότητα.

Η βασική ιδέα του YOLO είναι να προβλέπει τις περιοχές των αντικειμένων και τις κατηγορίες τους, χωρίζοντας την εικόνα σε πλέγμα κελιών και εφαρμόζοντας την πρόβλεψη σε κάθε κελί. Στηρίζεται στην ενοποίηση όλων των επιμέρους λειτουργιών που αφορούν τη διαδικασία ανίχνευσης αντικειμένων σε ένα ενιαίο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Το μοντέλο YOLO, παρέχει τη δυνατότητα εξαγωγής εκτιμήσεων σε πραγματικό χρόνο, με παράλληλη διατήρηση της επίδοσής του. Συνοπτικά, η υψηλού επιπέδου αρχιτεκτονική του αλγορίθμου YOLO ορίζεται ως εξής:

1. Γίνεται **εισαγωγή** της εικόνας μελέτης και διαίρεση σε ένα πλήθος τετραγωνικών χωρίων μεγέθους $S \times S$ τα οποία συνθέτουν μια δομή κανάβου. Το μήκος της πλευράς S διαφέρει από εφαρμογή σε εφαρμογή και ορίζεται με βάση τα γεωμετρικά στοιχεία των διαφορετικών αντικειμένων. Στην εν λόγω εργασία, οι εικόνες που πήρε για εκπαίδευση ο αλγόριθμος είχαν ανάλυση 640×640 pixels.
2. Για την **πρόβλεψη**, κάθε κελί του πλέγματος υποθέτει έναν προ-αποφασισμένο αριθμό προβλέψεων για τα αντικείμενα και κάθε πρόβλεψη περιέχει τις συντεταγμένες του περιβλήματος (*bounding box*) του αντικειμένου, την εμπιστοσύνη της πρόβλεψης (*confidence*) και την κατηγορία του αντικειμένου.
3. Εκτελείται ο αλγόριθμος **Non-Maximum Suppression** (NMS), για τη μείωση των πολλαπλών προβλέψεων που αναφέρονται στο ίδιο αντικείμενο και επιλέγονται στο τέλος μόνο οι προβλέψεις με την υψηλότερη εμπιστοσύνη.
4. **Έξοδος**, όπου ο αλγόριθμος επιστρέφει τις επιλεγμένες προβλέψεις των αντικειμένων καθώς και τις πληροφορίες τους (συντεταγμένες, εμπιστοσύνη, κατηγορία)

4.5. Μεθοδολογία, Υλοποίηση και Πειράματα

Ως δεδομένο που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του μοντέλου της συγκεκριμένης διπλωματικής, αποτέλεσε η εικόνα VHR GeoEye-1 που αποτυπώνει μια κατά βάση αστική περιοχή με έκταση 5km² . Η δορυφορική εικόνα μελέτης χωρίστηκε σε μικρότερες εικόνες και έγινε labelling των στεγών που εμπεριέχονταν σε αυτή, και από ένα σύνολο δεδομένων το οποίο είχε υποβληθεί έτοιμο από το <https://universe.roboflow.com/ahi/roof-ymnwt>. Το dataset αποτελούνταν από 401 εικόνες.



Εικόνα 18: Δορυφορική εικόνα Νίκαια

Για τον εντοπισμό και την εξαγωγή τμημάτων οροφών χρησιμοποιήθηκαν τα παρακάτω εργαλεία:

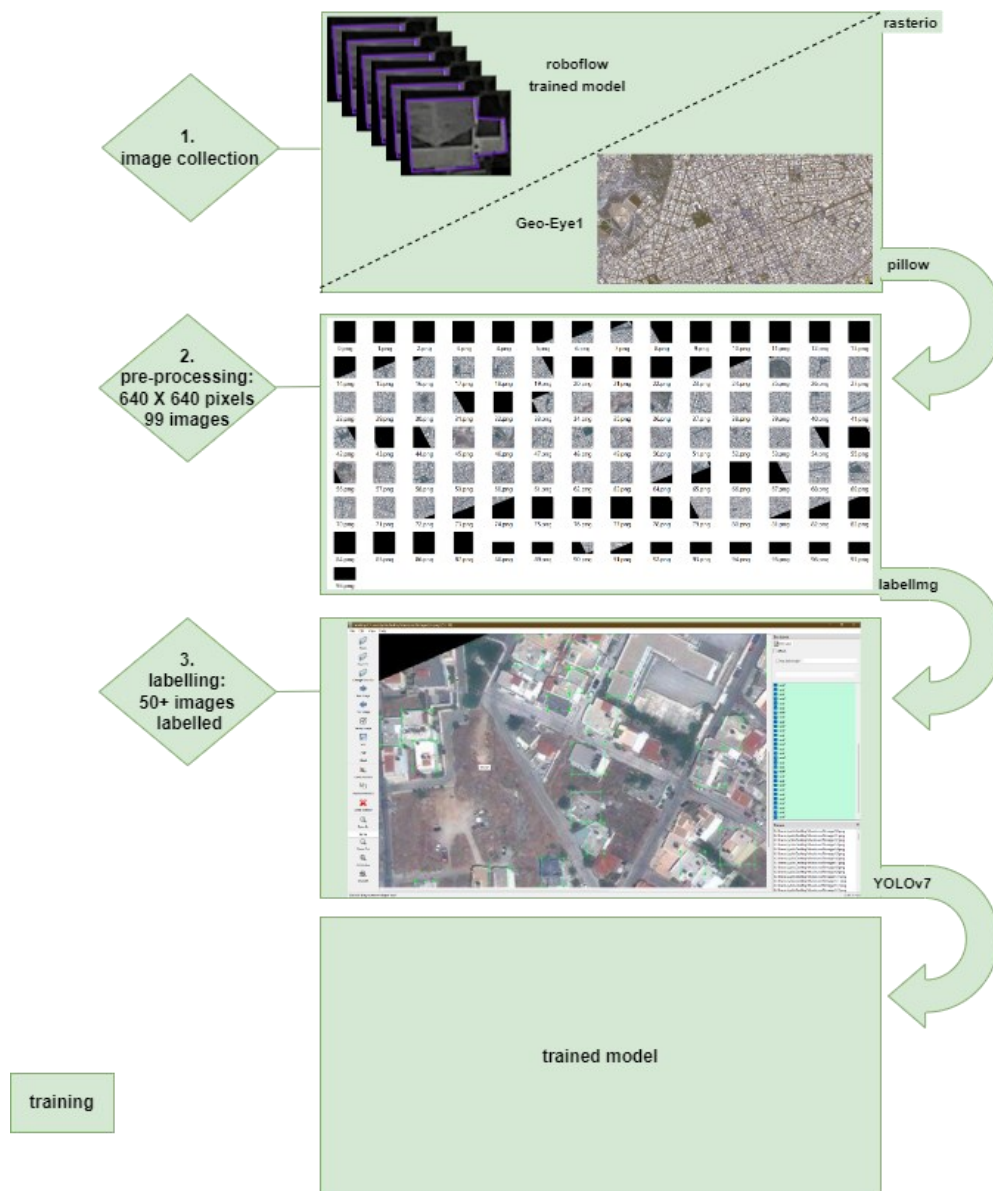
1. Το λογισμικό QGIS (Quantum Geographic Information System), το οποίο είναι ένα ελεύθερο και ανοιχτού κώδικα σύστημα γεωγραφικών πληροφοριών (GIS). Αποτελεί μια προηγμένη πλατφόρμα λογισμικού που επιτρέπει την ανάλυση, την επεξεργασία, την απεικόνιση και τη διαχείριση γεωγραφικών δεδομένων. Υποστηρίζει πολλές γεωγραφικές μορφές δεδομένων και παρέχει πληθώρα εργαλείων για την επεξεργασία και την ανάλυση γεωγραφικών πληροφοριών. Επιπλέον, υπάρχουν πολλά πρόσθετα εργαλεία (plugins) διαθέσιμα που επεκτείνουν τις δυνατότητες του QGIS.
2. Το λογισμικό VS code (Visual Studio Code), που αποτελεί ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον ανάπτυξης (IDE) που έχει αναπτυχθεί από τη Microsoft και παρέχει ένα ευέλικτο και προηγμένο σετ εργαλείων για τη δημιουργία λογισμικού. Καταρχάς, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι το Visual Studio Code είναι μια δωρεάν λύση, ενώ παρέχει πληθώρα χαρακτηριστικών που το καθιστούν μια ισχυρή επιλογή για τους προγραμματιστές. Παρέχει ισχυρά εργαλεία αποσφαλμάτωσης (debugging), τα οποία επιτρέπουν στους προγραμματιστές να εντοπίζουν και να διορθώνουν σφάλματα στον κώδικά τους με ακρίβεια και αποτελεσματικότητα. Επιπλέον, το Visual Studio Code παρέχει πλούσιες δυνατότητες οργάνωσης και διαχείρισης του κώδικα.

Προαπαιτούμενα

Για τη παρούσα εργασία, ο κώδικας που αναπτύχθηκε είναι γραμμένος στην γλώσσα προγραμματισμού Python 3.9.13 και έγινε χρήση των παρακάτω βιβλιοθηκών:

1. **Click:** Η βιβλιοθήκη click είναι μια βιβλιοθήκη προγραμματισμού σε Python και είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για τη δημιουργία εργαλείων γραμμής εντολών που εκτελούν συγκεκριμένες λειτουργίες.
2. **Rasterio:** Η βιβλιοθήκη rasterio είναι μια βιβλιοθήκη προγραμματισμού στη γλώσσα Python που χρησιμοποιείται για την ανάγνωση, την εγγραφή και την επεξεργασία raster δεδομένων. Επιτρέπει την εισαγωγή και την εξαγωγή δεδομένων από και προς διάφορες πηγές, όπως GeoTIFF, JPEG και PNG, παρέχοντας μια πλούσια σειρά λειτουργιών για την επεξεργασία και την ανάλυση των δεδομένων αυτών. Χρησιμοποιείται ευρέως σε πολλές εφαρμογές που απαιτούν επεξεργασία γεωχωρικών δεδομένων.
3. **LabelImg:** Η βιβλιοθήκη LabelImg είναι ένα εργαλείο ανοιχτού κώδικα που χρησιμοποιείται για την επισήμανση αντικειμένων σε εικόνες. Παρέχει μια γραφική διεπαφή χρήστη όπου οι χρήστες μπορούν να σχεδιάσουν περιβλήματα γύρω από τα αντικείμενα που θέλουν να αναγνωρίσουν. Οι πληροφορίες ετικετών αποθηκεύονται σε αρχεία XML ή YAML και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για εκπαίδευση μοντέλων ανίχνευσης αντικειμένων. Είναι ένα χρήσιμο εργαλείο για την προετοιμασία δεδομένων εκπαίδευσης σε σενάρια αναγνώρισης αντικειμένων. Αυτή είναι και η βιβλιοθήκη για την οποία επιλέχτηκε η έκδοση python 3.9 μιας και δεν δουλεύει στις επόμενες.
4. **Pillow:** Η βιβλιοθήκη Pillow είναι μια βιβλιοθήκη επεξεργασίας εικόνας στη γλώσσα προγραμματισμού Python. Χρησιμοποιείται για τη φόρτωση, την επεξεργασία και την αποθήκευση εικόνων σε διάφορες μορφές αρχείων (όπως JPEG, PNG, BMP, GIF και TIFF). Η συγκεκριμένη βιβλιοθήκη παρέχει τη δυνατότητα εκτέλεσης διαφόρων εργασιών όπως η αλλαγή μεγέθους εικόνας, αλλαγή φωτεινότητας και αντίθεσης, προσθήκη εφέ, περικοπή κ.α. Η βιβλιοθήκη Pillow παρέχει ένα ευέλικτο και εύκολο στη χρήση περιβάλλον για την επεξεργασία εικόνων με τη γλώσσα προγραμματισμού Python.

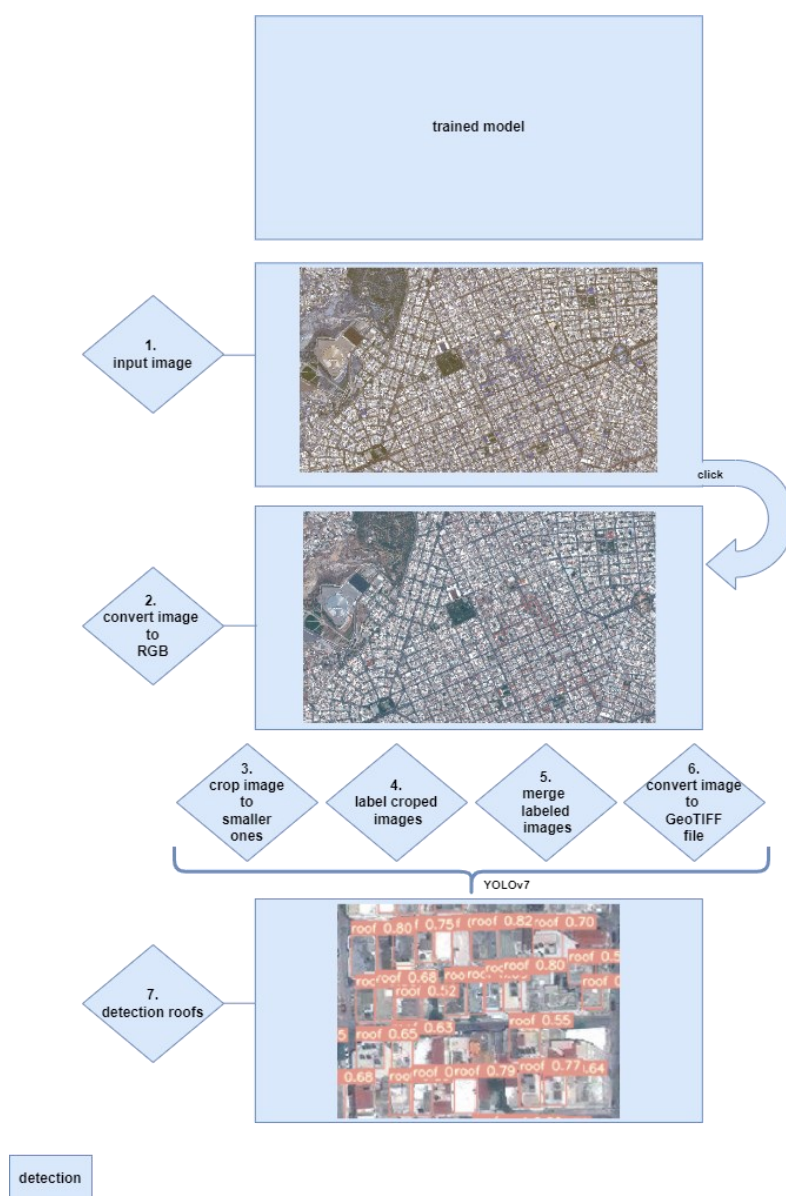
Για το στάδιο της εκπαίδευσης, παρατίθεται διάγραμμα στο οποίο αποτυπώνεται η ροή εργασιών.



Διάγραμμα 3: Ροή εργασιών εκπαίδευσης

Για την **εκπαίδευση**, πρώτο βήμα αποτελεί η συλλογή των δεδομένων και συγκεκριμένα η συλλογή των εικόνων (image collection). Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στο πρώτο στάδιο της εκπαίδευσης, είναι η δορυφορική εικόνα GeoEye-1 με τα κανάλια R,G,B και το έτοιμο σύνολο δεδομένων. Η δορυφορική εικόνα στη συνέχεια, χωρίστηκε σε μικρότερες εικόνες (βήμα 2^ο της εκπαίδευσης) και έγινε ετικετοποίηση (labeling) μεγάλου ποσοστού των στεγών που εμπεριέχονταν σε αυτές (βήμα 3^ο). Πιο αναλυτικά, εφόσον έγινε συλλογή του συνόλου των δεδομένων που προαναφέρθηκαν, έγινε μετατροπή των εικόνων σε μορφή αρχείου png. Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε διαχωρισμός των εικόνων, σε μικρότερες, με χρήση της βιβλιοθήκης Pillow, με σκοπό την αποδοτικότερη εκπαίδευση του μοντέλου. Έπειτα, έγινε ετικετοποίηση, με την χρήση της βιβλιοθήκης Labellmg, όσων εικόνων δεν είχαν ήδη ετικέτες. Με χρήση των χωρισμένων εικόνων και των ετικετών έγινε εκπαίδευση μοντέλου με το YOLOv7.

Κατά παρόμοιο τρόπο, παρουσιάζεται το διάγραμμα για την ανίχνευση:



Διάγραμμα 4: Ροή εργασιών ανίχνευσης

Για την **ανίχνευση** των στεγών στην εικόνα μελέτης, λαμβάνεται το εκπαιδευμένο μοντέλο και πραγματοποιείται αποδοχή της εικόνας και του μοντέλου μέσω της βιβλιοθήκης click, με ταυτόχρονη μετατροπή της εικόνας σε jpeg. Έπειτα, κόβεται η εικόνα σε μικρότερες για τον ακριβέστερο προσδιορισμό των στεγών και καλείται το YOLOv7 για να εφαρμόσει το μοντέλο και να εντοπίσει τις στέγες στις εικόνες. Έπειτα, παίρνει τις εικόνες με τις στέγες που έβγαλε ως αποτέλεσμα ο αλγόριθμος και τις ενώνει σε μία ενιαία εικόνα. Τέλος, βρίσκει την τοποθεσία κάθε ανιχνευμένης στέγης και την αποθηκεύει σε ένα αρχείο txt. Το σύνολο των δεδομένων χωρίστηκε σε 3 κομμάτια προκειμένου το 80% να χρησιμοποιηθεί για εκπαίδευση, το 10% για έλεγχο (testing) και το 10% για έλεγχο της εγκυρότητας των αποτελεσμάτων (validation).

Στο επόμενο κεφάλαιο παρουσιάζονται μερικά γραφήματα για την αποτελεσματικότητα του μοντέλου που εκπαιδεύτηκε.

Κεφάλαιο 5^ο: Αποτελέσματα-Συζήτηση

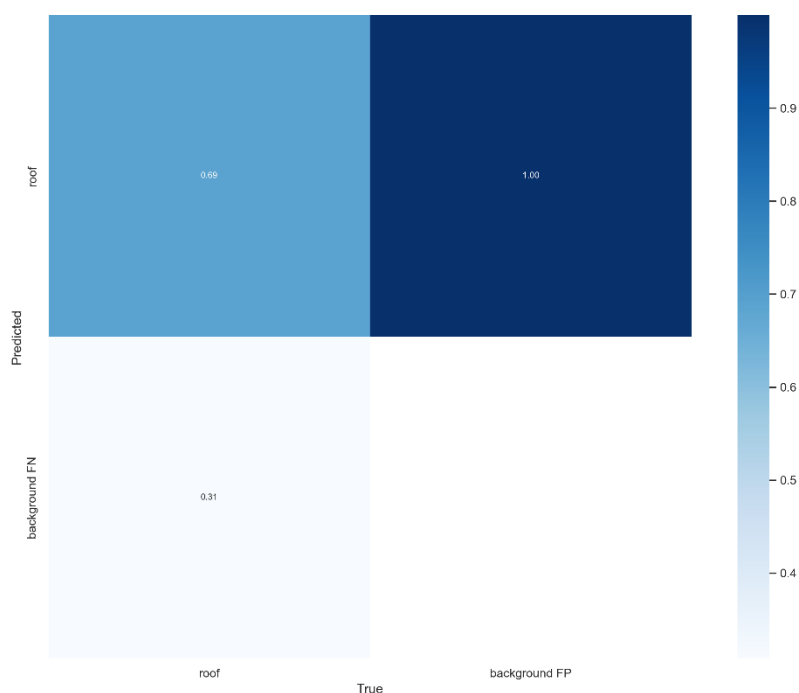
5.1. Εισαγωγή

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τη μεθοδολογία που περιεγράφηκε αναλυτικά στο κεφάλαιο 4, αποτυπώνονται παρακάτω και έπειτα γίνεται σχολιασμός τους και προτείνονται περαιτέρω θέματα προς μελέτη.

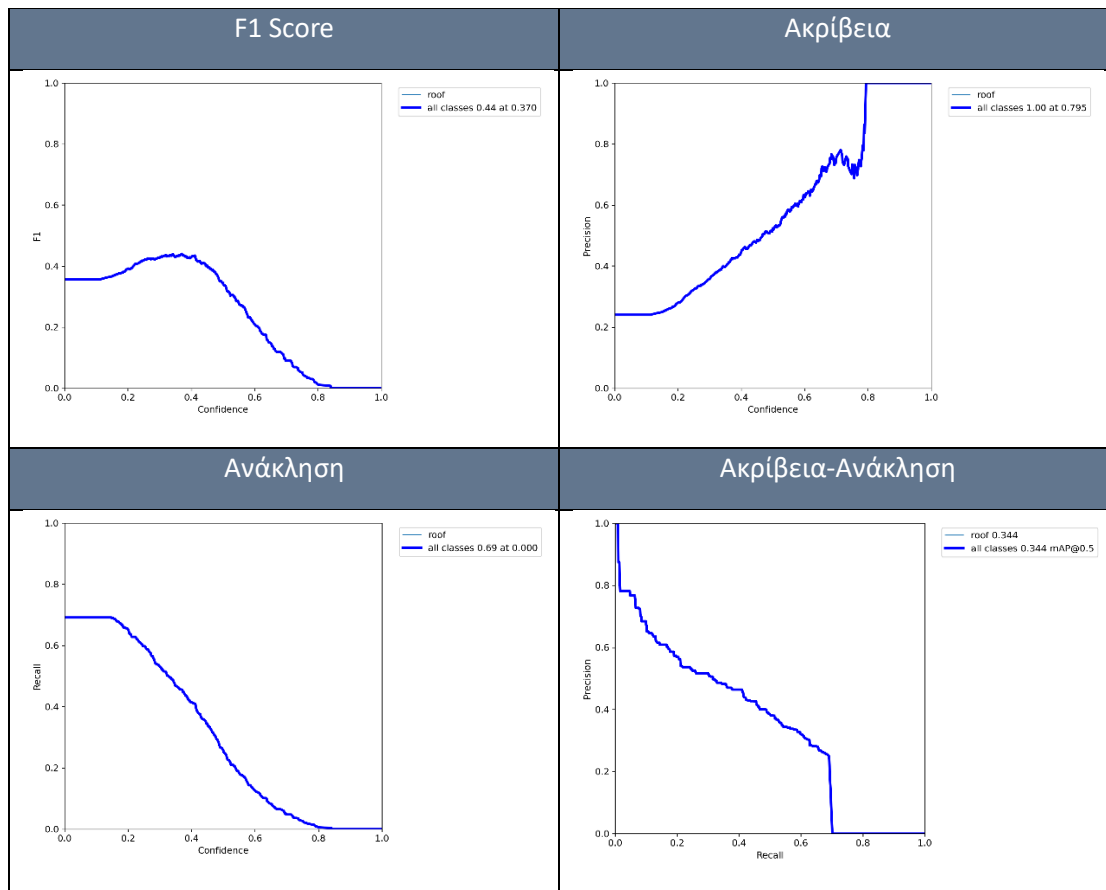
5.2. Αποτελέσματα

Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) που προέκυψε από την εφαρμογή του YOLOv7, αποτελεί έναν τρόπο απεικόνισης των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης και της αναγνώρισης μοτίβων. Χρησιμοποιείται για να αξιολογήσει την απόδοση του μοντέλου Μηχανικής Μάθησης, αναδεικνύοντας την ορθή και εσφαλμένη ταξινόμηση των δειγμάτων.

Πίνακας 5: Πίνακας σύγχυσης



Εκείνο που παρατηρείται είναι πως ο αλγόριθμος που εκπαιδεύτηκε προβλέπει με ποσοστό 69% πως τα ανιχνευμένα αντικείμενα αποτελούν οροφές.



Διάγραμμα 5: Μετρικές ποιότητας εκπαίδευσης μοντέλου

Στο συγκεκριμένο **διάγραμμα**, το **F1 score** είναι μέγιστο στην τιμή 0,44, η οποία επιτυγχάνεται στο confidence 0,37. Αυτό υποδηλώνει ότι ο αλγόριθμος YOLO έχει την καλύτερη απόδοση στην ανίχνευση αντικειμένων όταν το confidence είναι 0,37. Στο **διάγραμμα precision προς confidence**, παρατηρούμε ότι το precision αυξάνεται όσο αυξάνεται και το confidence, διότι όσο πιο βέβαιο είναι το μοντέλο ότι αναγνωρίζει μία οροφή τόσο μεγαλύτερο είναι το ποσοστό των οροφών που αναγνωρίζει σωστά. Πχ περίπου στο 0.7 confidence έχει precision περίπου 0.8 που σημαίνει ότι 80% των οροφών που αναγνωρίζει το μοντέλο είναι πραγματικά οροφές. Στο διάγραμμα το precision φτάνει 1 όταν το confidence είναι 0,795. Αυτό σημαίνει πως σε αυτό το confidence όλες οι οροφές που αναγνωρίζει το μοντέλο είναι πραγματικά οροφές. Αντίστοιχα, στο **διάγραμμα recall προς confidence**, παρατηρούμε πως το recall μειώνεται όσο αυξάνεται το confidence, όταν αυξάνεται το confidence μειώνονται τα detections που κάνει το μοντέλο γενικά για να βρίσκει μόνο τα επιθυμητά detections που είναι οι οροφές. Κατά αυτήν την μείωση αφαιρούνται και οι οροφές για τις οποίες δεν είναι τόσο βέβαιο το μοντέλο με αποτέλεσμα να μειώνεται και το ποσοστό των οροφών που βρίσκει το μοντέλο. Στο διάγραμμα το recall ξεκινάει από 0.69 στο 0.2 confidence, όπου και βρίσκει το 69% των οροφών και φτάνει στο 0 λίγο μετά το 0,8 confidence το οποίο σημαίνει πως σε αυτό το confidence έχουν αφαιρεθεί όλα τα detections που κάνει το μοντέλο. Στο **διάγραμμα precision προς recall** βλέπουμε πως όσο αυξάνεται το precision το recall μειώνεται, αυτό συμβαίνει διότι όταν υπάρχουν λίγα detection, για τα οποία είναι όμως το μοντέλο είναι βέβαιο πως είναι σωστά(υψηλό precision), τότε βρίσκεται μόνο ένα μικρό ποσοστό των οροφών(χαμηλό recall). Αντιστρόφως, όταν το μοντέλο κάνει πολλά

detection, για τα οποία το μοντέλο δεν είναι βέβαιο, τότε ανιχνεύονται πολλές οροφές(υψηλό recall), ανάμεσα στα οποία detection ανιχνεύει και πολλά αντικείμενα που δεν είναι οροφές(χαμηλό precision).

Στη συνέχεια παρουσιάζονται στιγμιότυπα από το πως έχουν ανιχνευτεί όλες οι οροφές με ένα αξιοπρεπές ποσοστό αισιοδοξίας. Παρατηρείται πως στη περίπτωση με έντονη πολυπλοκότητα και πυκνή δόμηση έχουν εντοπιστεί μικρές γειτονικές οροφές και μπορεί να υποστηριχθεί πως το συγκεκριμένο μοντέλο είναι σε θέση να ανιχνεύσει αποτελεσματικά παρόμοιους στόχους, παρέχοντας αληθώς θετικά αποτελέσματα. Παράλληλα, παρατηρούμε πως το μοντέλο ξεχωρίζει τις διαφορετικές κατηγορίες (π.χ. δέντρα, δρόμους, αυτοκίνητα) και δεν τα μπερδεύει με τις οροφές.



Εικόνα 19: Στιγμιότυπο αποτελεσμάτων (1)

Παρακάτω βλέπουμε και άλλα αποτελέσματα του μοντέλου YOLOv7 και διακρίνουμε πως μεγάλες επιφάνειες έχουν εντοπιστεί αποτελεσματικότερα σε σχέση με τις μικρότερες. Υπάρχουν και περιπτώσεις όπου ο αλγόριθμος αδυνατεί να εντοπίσει ταράτσες.



GeoEye-1 (3,2,1)



Roof detection

Εικόνα 20: Στιγμιότυπο αποτελεσμάτων (2)

Μια περίπτωση όπου ο αλγόριθμος δεν εντόπισε καμία οροφή στο απεικονισμένο οικοδομικό τετράγωνο.

Το πλεονέκτημα της συγκεκριμένης εφαρμογής είναι πως ο αλγόριθμος διαχωρίζει επιτυχώς την μία οροφή από την άλλη και επιπλέον με συνέπεια ξεχωρίζει τις διαφορετικές κατηγορίες (π.χ. δέντρα, δρόμους, αυτοκίνητα). Υπάρχουν περιπτώσεις όπου το μοντέλο κάνει ψευδώς θετικές ανιχνεύσεις (βλέπε εικόνα 21). Το αντικείμενο το οποίο έχει εντοπίσει το μοντέλο αποτελεί γήπεδο και όχι ταράτσα. Αυτό συμβαίνει γιατί αντικείμενα όπως είναι τα γήπεδα προσομοιάζουν οπτικές ομοιότητες με το αντίστοιχο των οροφών.



Roof detection



GeoEye-1 (3,2,1)



Google Satellite basemap

Εικόνα 21: Στιγμιότυπο αποτελεσμάτων (3)

Παρουσιάζει κάποιες αστοχίες όπως για παράδειγμα το γεγονός ότι δεν εντοπίζει το σύνολο των οροφών της εικόνας και ότι στο περίγραμμα που αποτυπώνει τις οροφές-στόχους δεν λαμβάνει πολύ σωστά τη γεωμετρία τους. Στις περιπτώσεις όπου οι οροφές βρίσκονται σε πολύ μικρές αποστάσεις μεταξύ τους, το μοντέλο προσεγγίζει με θετικές προβλέψεις τις περισσότερες από αυτές δίχως πολλά προβλήματα.



GeoEye-1 (3,2,1)



Roof detection

Εικόνα 22: Στιγμιότυπο αποτελεσμάτων (4)

Για καλύτερα αποτελέσματα θα βοηθούσε ο αλγόριθμος να τροφοδοτηθεί με περισσότερα δείγματα εικόνων με ετικέτα, έτσι ώστε να αυξηθεί το ποσοστό επιτυχούς εντοπισμού των στεγών. Επιπλέον, η δορυφορική εικόνα με τα συγκεκριμένα τεχνικά χαρακτηριστικά ενδεχομένως να μην αποτελεί το καταλληλότερο πρωτογενές δεδομένο και όπως προκύπτει από τη βιβλιογραφική ανασκόπηση, δεδομένα LiDAR και κάποιο DSM να μπορούσαν να υποστηρίξουν πιο αξιόπιστα και ακριβή αποτελέσματα. Θα πρέπει να ληφθεί υπόψη πως για την εγκατάσταση φωτοβολταϊκών στην εντοπισμένες οροφές, καλό θα ήταν να γίνουν και επιτόπιες μελέτες.

Το εργαλείο που παρουσιάστηκε στην εν λόγω διπλωματική λύνει το πρόβλημα εντοπισμού οροφών από μια δορυφορική εικόνα υψηλής ανάλυσης, δίνοντας χρήσιμη πληροφορία σε ανθρώπους που τους ενδιαφέρει η εκτίμηση του διαθέσιμου των οροφών σε μια πυκνή αστική περιοχή. Προτείνει έναν αυτόματο τρόπο ανίχνευσης αντικειμένων, γλιτώνοντας χρόνο. Η πληροφορία που παρέχει μπορεί να αξιοποιηθεί σε μετέπειτα στάδιο ως εργαλείο για την εξαγωγή του ενεργειακού δυναμικού των κτιρίων, για μελέτες-εκτίμηση τρωτότητας κτιρίων καθώς και σε 3D αποτυπώσεις πόλεων.

Είναι γεγονός πως περίπου το 60% του πληθυσμού της χώρας διαμένει σε πολυκατοικίες στα αστικά κέντρα και η πληροφορία για τον διαθέσιμο χώρο για την εγκατάσταση Φ/Β είναι πολύ πολύτιμη. Η αξιοποίηση εναλλακτικών μορφών ενέργειας μειώνει το περιβαλλοντικό αποτύπωμα και πρέπει να ληφθεί υπόψη πως τα νοικοκυριά απαιτούν διαφοροποιημένες λύσεις και επιπλέον βελτιώσεις του θεσμικού πλαισίου.

Θέματα για περαιτέρω μελέτη αποτελούν πιθανά εμπόδια στις οροφές όπως για παράδειγμα καμινάδες και θερμοσίφωνες τα οποία δεν συμπεριλήφθηκαν στη μελέτη. Η συγκεκριμένη προσθήκη θα μπορούσε να παρέχει μεγαλύτερη ακρίβεια στην εξαγόμενη πληροφορία καθώς ο αλγόριθμος θα αναγνώριζε παρόμοια πρότυπα και θα ήταν δυνατό επίσης να υπολογιστεί το διαθέσιμο εμβαδό των οροφών.

Βιβλιογραφία

- [1] Fetting, C. (2020). "The European Green Deal", ESDN Report, December 2020, ESDN Office, Vienna
- [2] The Century Project (2021), "PARSEC Accelerator program, under grant agreement No 824478", © 2021 the century project (διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://centuryproject.waermeplaene.de/>, τελευταία επίσκεψη 04/06/2023)
- [3] ESMAP. 2020. Global Photovoltaic Power Potential by Country. Washington, DC: World Bank (διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <https://globalsolaratlas.info/map?c=11.523088,8.613281,3>, τελευταία επίσκεψη 04/06/2023)
- [4] The SOLEA Project (2016), "Nowcasting solar energy spectra and UV products", Panagiotis Kosmopoulos, Michael Taylor, Stelios Kazadzis (διαθέσιμο στην ιστοσελίδα: <http://solea.gr/>, τελευταία επίσκεψη 04/06/2023)
- [5] S. Valero, J. Chanussot and P. Gueguen, "Classification of basic roof types based on VHR optical data and digital elevation model," IGARSS 2008 - 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Boston, MA, USA, 2008, pp. IV - 149-IV - 152, doi: 10.1109/IGARSS.2008.4779679
- [6] Buyukdemircioglu, M., Can, R., Kocaman, S., and Kada, M.: DEEP LEARNING BASED BUILDING FOOTPRINT EXTRACTION FROM VERY HIGH-RESOLUTION TRUE ORTHOPHOTOS AND NDSM, ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., V-2-2022, 211–218, <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-V-2-2022-211-2022>, 2022
- [7] Nicolas Audebert, Bertrand Le Saux, Sébastien Lefèvre. Semantic Segmentation of Earth Observation Data Using Multimodal and Multi-scale Deep Networks. Asian Conference on Computer Vision (ACCV16), Nov 2016, Taipei, Taiwan. (10.1007/978-3-319-54181-5_12). (hal-01360166)
- [8] Building Footprint and Height Information Extraction from Airborne LiDAR and Aerial Imagery, Su Zhang; Fei Han; and Susan M. Bogus, Construction Research Congress 2020: Computer Applications. 2020
- [9] E. Maltezos, A. Doulamis, N. Doulamis, and C. Ioannidis, "Building Extraction From LiDAR Data Applying Deep Convolutional Neural Networks," in IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 16, no. 1, pp. 155-159, Jan. 2019, doi: 10.1109/LGRS.2018.2867736
- [10] Yiqun Xie, Jiannan Cai, Rahul Bhojwani, Shashi Shekhar & Joseph Knight (2019): A locally-constrained YOLO framework for detecting small and densely distributed building footprints, International Journal of Geographical Information Science, DOI:10.1080/13658816.2019.1624761
- [11] López, L., Lagüela, S., Picon, I., and González-Aguilera, D.: AUTOMATIC ANALYSIS AND CLASSIFICATION OF THE ROOF SURFACES FOR THE INSTALLATION OF SOLAR PANELS USING A MULTI-DATA SOURCE AND MULTI-SENSOR AERIAL PLATFORM, Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., XL-5/W4, 171–178, <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-5-W4-171-2015>, 2015
- [12] Krapf, S.; Bogenrieder, L.; Netzler, F.; Balke, G.; Lienkamp, M. RID—Roof Information Dataset for Computer Vision-Based Photovoltaic Potential Assessment. Remote Sens. 2022, 14, 2299. <https://doi.org/10.3390/rs14102299>
- [13] Nurkarim, W., Wijayanto, A.W. Building footprint extraction and counting on very high-resolution satellite imagery using object detection deep learning framework. Earth Sci Inform 16, 515–532 (2023). <https://doi.org/10.1007/s12145-022-00895-4>
- [14] Eurostat (2023), "Share of energy from renewable sources", (διαθέσιμο στην ιστοσελίδα https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/NRG_IND_REN_custom_4673215/default/table?lang=en, τελευταία επίσκεψη 04/06/2023)
- [15] Κέντρο Ανανεώσιμων Πηγών και Εξοικονόμησης Ενέργειας / ΚΑΠΕ (2009), «Οδηγίες για την εγκατάσταση Φ/Β Συστημάτων σε κτηριακές εγκαταστάσεις», Ελληνική Δημοκρατία Υπουργείο Ανάπτυξης Γεν.Γραμματεία Έρευνας & Τεχνολογίας

- [16] Νόμος υπ αριθμ. 4685 ΦΕΚ Α'92/07.05.2020
- [17] Νόμος υπ αριθμ. 3468 ΦΕΚ Α'129/27.06.2006
- [18] Οδηγία (ΕΕ) 2018/2001 Επίσημη Εφημερίδα της Ευρωπαϊκής Ένωσης 21.12.2018 L 328/82
- [19] Νόμος υπ αριθμ. 5037 ΦΕΚ Α'78/28.03.2023
- [20] Οδηγία (ΕΕ) 2019/944 Επίσημη Εφημερίδα της Ευρωπαϊκής Ένωσης 14.6.2019 L 158/125
- [21] <https://ypen.gov.gr/fotovoltaiika-sti-stegi/>
- [22] <https://pvstegi.gov.gr/>
- [23] Δημήτρης Π. Αργιαλάς, Φωτοερμηνεία-Τηλεπισκόπηση, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα 1999, σελ.1.
- [24] Lillesand, T.M. and Kiefer, R.W. (2000) Remote Sensing and Image Interpretation. John Wiley & Sons, New York
- [25] Parcharidis, I. (2015). Αρχές δορυφορικής τηλεπισκόπησης [Undergraduate textbook]. Kallipos, Open Academic Editions. <https://hdl.handle.net/11419/3960>
- [26] An Introduction to Evaluation Metrics for Object Detection (διαθέσιμο στον ιστότοπο: <https://blog.zenggyu.com/posts/2018-12-16-an-introduction-to-evaluation-metrics-for-object-detection/index.html> , τελευταία επίσκεψη 07/06/2023)
- [27] Computer Vision (διαθέσιμο <https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/computer-vision> , τελευταία επίσκεψη 07/06/2023)
- [28] Chien-Yao Wang, A. B.-Y. (2022, Ιούλιος). YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. Ανάκτηση από <https://arxiv.org/abs/2207.02696>
- [29] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016, pp. 779-788, doi: 10.1109/CVPR.2016.91.
- [30] Μάνεσης Ι. (2022). Ανίχνευση Πλοίων σε Τηλεπισκοπικά Δεδομένα Ραντάρ Συνθετικού Ανοίγματος με Τεχνικές Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης, διπλωματική εργασία

Παράρτημα Ι

Data Sheet GeoEye-1

MAXAR CONSTELLATION - GEOEYE-1

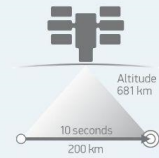
Design and specifications

Launch Information	Date: September 6, 2008 Launch vehicle: Delta II Launch site: Vandenberg Air Force Base, California
Mission Life	Expected >10 years
Spacecraft Size	4186 lbs, 4.34 m in length

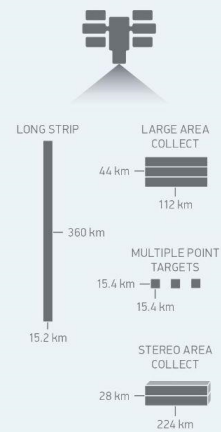
	Altitude 681 km	Altitude 770 km
Orbit	Type: Sun-synchronous, 10:30 am descending node Period: 98 min	Type: Sun-synchronous, 10:30 am descending node Period: 100 min
Sensor Resolution and Spectral Bandwidth	Panchromatic: 41 cm GSD at nadir Black & White: 450 - 800 nm Multispectral: 1.85 m GSD at nadir Blue: 450 - 510 nm Green: 510 - 580 nm Red: 655 - 690 nm Near-IR: 780 - 920 nm	Panchromatic 46 cm GSD at nadir Multispectral 1.84 m GSD at nadir
Dynamic Range	11-bits per pixel	
Swath Width	Nominal Swath Width: 15.3 km at nadir	Nominal Swath Width: 17.3 km at nadir
Attitude Determination and Control	Type: 3-axis Stabilized Star tracker/IRU/reaction wheels, GPS	
Retargeting Agility	Time to slew 200 km: 20 sec	19 sec
Onboard Storage	1 Tbit capacity	
Communications	Payload Data: X-band 740/150 Mbps AES/DES encryption Housekeeping: X-band 64 kbps AES encryption	
Revisit Frequency (at 40°N Latitude)	2.6 days at 30° off-nadir	2.3 days at 30° off-nadir or less
Metric Accuracy	5 m CE90, 3 m CE90 (measured)	
Capacity	350,000 sq km/day Multi-spectral	500,000 sq km/day Multi-spectral



Altitude and slew time



Collection scenarios



Sensor bands

- Panchromatic
- Multispectral

MXR-DS-GeoEye-1 08/18

U.S. Corporate +1.800.496.1225	London +44.20.3695.0920	Singapore +65.6389.4851	MAXAR.COM
--------------------------------	-------------------------	-------------------------	-----------