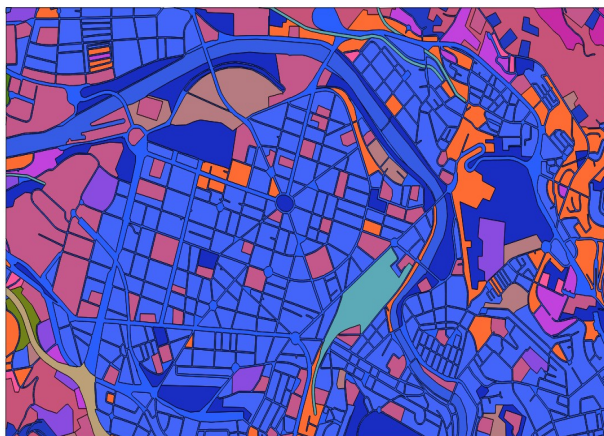




ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ & ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ

*“Υπολογισμός Πυκνότητας Δόμησης και Αστικού Πρασίνου
ανά Οικοδομικό Τετράγωνο από Τηλεπισκοπικά Δεδομένα
και Τεχνικές Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης”*



Διπλωματική Εργασία
Βαρδουλάκη Θεοδοσία

Αθήνα
Οκτώβριος 2016



**NATIONAL TECHNICAL UNIVERSITY OF ATHENS
SCHOOL OF RURAL AND SURVEYING ENGINEERING
REMOTE SENSING LABORATORY**

***“Per City-Block Density and Urban Green Estimation
from Remote Sensing Data and Deep Learning”***

Diploma Thesis

Vardoulaki Theodosia

Athens

October 2016



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ & ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ

***“Υπολογισμός Πυκνότητας Δόμησης και Αστικού Πρασίνου
ανά Οικοδομικό Τετράγωνο από Τηλεπισκοπικά Δεδομένα
και Τεχνικές Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης”***

Διπλωματική Εργασία

Βαρδουλάκη Θεοδοσία

Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή:

Κ. Καράντζαλος

Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π

Επιβλέπων

Δ. Αργιαλός

Καθηγητής Ε.Μ.Π

Μ. Κάβουρας

Καθηγητής Ε.Μ.Π

Copyright © All rights reserved Βαρδουλάκη Θεοδοσία , 2016

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση ότι αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν στη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό ή άλλο σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα Διπλωματική Εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια της ολοκλήρωσης των προπτυχιακών σπουδών μου στη Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών (ΣΑΤΜ) του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου (ΕΜΠ) Αθηνών. Το θέμα που πραγματεύεται ανατέθηκε από το Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης του Τομέα Τοπογραφίας της Σχολής.

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τα άτομα που βοήθησαν στην περάτωση της εργασίας μου. Αρχικά, ευχαριστώ τον επιβλέποντα καθηγητή μου, Επίκουρο Καθηγητή κύριο Καράντζαλο Κωνσταντίνο, για τη βοήθεια, την καθοδήγηση και το ενδιαφέρον που έδειξε σε όλη τη διάρκεια της παρούσας διπλωματικής. Στη συνέχεια ευχαριστώ ιδιαιτέρως τη Βακαλοπούλου Μαρία, Υποψήφια Διδάκτωρ, για την πολύτιμη βοήθεια και στήριξη της σε όλη τη διάρκεια της διπλωματικής και που ήταν πάντα διαθέσιμη και υπομονετική με οποιαδήποτε απορία και αν είχα με κίνητρό της πάντα τη μάθηση. Επίσης, ευχαριστώ τον κύριο Ιωσηφίδη Χρήστο, Ε.ΔΙ.Π, που μου κέντρισε το ενδιαφέρον για το ελεύθερο λογισμικό. Τέλος, ευχαριστώ τους φίλους μου και την οικογένεια μου που πάντα είναι εδώ για εμένα και με στηρίζουν.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Οι αστικές περιοχές είναι ένα από τα πιο πολύπλοκα και σημαντικά οικοσυστήματα του πλανήτη μας. Οι αλληλεπιδράσεις τους με το περιβάλλον, οι αλλαγές τους και η επίδραση τους σε περιβαλλοντικές μεταβλητές απαιτούν εξαγωγή πληροφοριών για ευρείς γεωγραφικές περιοχές και κατανόηση των “λεπτών” διεργασιών που διέπουν την αλληλεπίδραση του ανθρώπου με το φυσικό περιβάλλον. Η εκτίμηση της πυκνότητας δόμησης, του αστικού πρασίνου και γενικά των κατηγοριών κάλυψης γης στον αστικό χώρο είναι μείζονος σημασίας για διάφορες δραστηριότητες πολεοδομικού σχεδιασμού καθώς και χάραξη πολιτικής για περιβαλλοντικά ζητήματα. Ωστόσο, η δημιουργία χαρτών χρήσης και κάλυψης γης είναι ακόμα και σήμερα ένα θέμα κρίσιμο χωρίς συγκεκριμένη αντιμετώπιση, γιατί απαιτεί σημαντική δαπάνη χρόνου και εργασίας τόσο για τη δημιουργία δεδομένων αναφοράς (ground truth) όσο και για το σχεδιασμό της κατάλληλης μεθοδολογίας για να επιτευχθεί η ανάλυση ανά οικοδομικό τετράγωνο από τηλεπισκοπικά δεδομένα πολύ υψηλής ανάλυσης.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, προτείνεται ένα μοντέλο επιβλεπόμενης ταξινόμησης βασισμένο σε τεχνικές Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης (Deep Learning) με στόχο τον ακριβή υπολογισμό πυκνότητας δόμησης σε αστικές περιοχές. Ειδικότερα, για τη διαδικασία της εκπαίδευσης του μοντέλου αξιοποιήθηκαν πληροφορίες για φωτοερμηνεία από χάρτες (OpenStreetMap, google maps) και χρησιμοποιήθηκαν μωσαϊκά RGB εικόνων πολύ υψηλής ανάλυσης της Google πάνω στα οποία δημιουργήθηκαν τα δεδομένα αναφοράς. Το μοντέλο της ταξινόμησης υλοποιήθηκε με βάση αρχιτεκτονικές βαθιάς μηχανικής μάθησης κατά την διαδικασία της εκπαίδευσης τροφοδοτήθηκε με τμήματα εικόνας (patches) μεγέθους 29x29 pixel και εκπαιδεύτηκε σε πέντε κατηγορίες κάλυψης γης. Μετά την εξαγωγή των αποτελεσμάτων του μοντέλου, οι πέντε κατηγορίες κάλυψης γης συγχωνεύθηκαν σε τρεις και υπολογίστηκαν ανά οικοδομικό τετράγωνο τα ποσοστά δόμησης, εδάφους και το πρασίνου.

Τα πειραματικά αποτελέσματα και η αξιολόγηση τους τους σε δύο ευρωπαϊκές πόλεις, την Αθήνα και το Μπιλμπάο, έδειξαν συνολικά ποσοστά ακρίβειας 95%. Τα αποτελέσματα, επίσης συγκρίθηκαν με το Urban Atlas, που παρέχει πανευρωπαϊκά δεδομένα για τη χρήση και κάλυψη γης σε μεγάλες αστικές περιοχές και αποτελεί μέρος της τοπικής συνιστώσας των υπηρεσιών παρακολούθησης της γης Copernicus και είχαν ικανοποιητικά ποσοστά συμφωνίας.

ABSTRACT

Urban areas are one of the most complex and important ecosystems of our planet. Their interactions with the surroundings, their changes and their impact on environmental variables require extracting information for wide geographic areas and understanding of the subtle processes that rule the interaction between humans and natural environment. The estimation of building density, urban green and general land cover classes in urban areas is of major importance for various urban planning activities and policy-making on environmental issues. However, the generation of land use and land cover maps is still challenging, because it requires a significant time and labor both generating reference data (ground truth) and designing an appropriate methodology for per city block analysis from very high resolution remote sensing data .

In this diploma thesis, we propose a supervised classification approach based on machine learning techniques Deep (Deep Learning) in order to estimate accurately building density in two urban areas. In particular, for the training procedure we exploit information both from maps (open street, google, etc) and from very high resolution RGB google image mosaics. The patch-based, deep learning model was trained against five land cover classes. During the prediction phase, the five land cover classes were merged into three and is calculated the percentages density of buildings, soil and urban green per city-block.

The experimental results and their validation from two European cities, Athens and Bilbao, indicated overall accuracy rates of 95%. The results were also compared with the corresponding maps of Urban Atlas, which provides a pan-European data on the land use and land cover in large urban areas and is part of the local component of the Copernicus land monitoring services and percentages of agreement were satisfactory.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΡΟΛΟΓΟΣ.....	i
ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	ii
ABSTRACT.....	iii
1. Εισαγωγή.....	1
1.1 Γενικές Έννοιες.....	1
1.2 Αντικείμενο και Στόχος.....	1
1.3 Κίνητρο και Συνεισφορά.....	2
1.4 Δομή Εργασίας.....	2
2. Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας.....	1
2.1 Προϊόντα Κάλυψης και Χρήσης Γης – Αστική Κάλυψη.....	1
2.2 Urban Atlas.....	3
2.3 Προσέγγιση Όρου Machine Learning.....	6
2.4 Νευρωνικά Δίκτυα.....	7
2.4.1 Φυσικά Νευρωνικά Δίκτυα.....	8
2.4.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.....	9
2.5 Βαθιά Εκμάθηση – Deep Learning.....	12
2.5.1 Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα - Convolutional Neural Networks.....	13
2.6 Πρόσφατη Βιβλιογραφία.....	16
2.6.1 A Global Human Settlement Layer From Optical HR/VHR RS Data: Concept and First Results [Martino Pesaresi et al. , October 2013].....	16
2.6.2 Human Settlements: A Global Challenge for EO Data Processing and Interpretation [Paolo Gamba , March 2013].....	19
2.6.3 Benchmarking Deep Learning Frameworks for the Classification of Very High Resolutions Satellite Multispectral Data [Maria Papadomanolaki et al. , July 2016].....	22
3. Ανάπτυξη Μεθοδολογίας.....	25
3.1 Επιλογή Δεδομένων.....	25
3.2 Απόκτηση Δεδομένων.....	25
3.3 Παράμετροι του URL.....	27
3.4 Δημιουργία Δεδομένων Αναφοράς και Ελέγχου.....	32
3.5 Διαδικασία Εκπαίδευσης.....	35
3.6 Το Μοντέλο Ταξινόμησης ConvNet.....	36
3.7 Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων.....	37
3.8 Διαδικασία Ελέγχου και Ποιοτικών Συγκρίσεων μεταξύ των Προϊόντων.....	38
4. Αποτελέσματα και Αξιολόγηση.....	40
4.1 Αποτελέσματα του μοντέλου ταξινόμησης και ποσοτική αξιολόγηση.....	40
4.2 Σύγκριση αποτελεσμάτων ταξινόμησης με δεδομένα εκπαίδευσης.....	47
4.3 Σύγκριση αποτελεσμάτων ταξινόμησης και δεδομένων εκπαίδευσης με Urban Atlas.....	51
5. Συμπεράσματα και Προοπτικές.....	57
5.1 Συμπεράσματα.....	57
5.2 Προοπτικές.....	58
Βιβλιογραφία.....	59
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ.....	60

1. Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται μια εισαγωγική αναφορά στις έννοιες που πραγματεύεται η παρούσα διπλωματική εργασία. Αναφέρονται στη συνέχεια ποιο ήταν το αντικείμενο της εργασίας, ο στόχος της και η συνεισφορά της και τι αποτέλεσε κίνητρο για αυτήν. Τέλος παρουσιάζεται η δομή της εργασίας.

1.1 Γενικές Έννοιες

Η τηλεπισκόπηση είναι η επιστήμη της απόκτησης ποιοτικής και μετρητικής πληροφορίας ενός φαινομένου ή ενός αντικειμένου από απόσταση, χωρίς δηλαδή φυσική επαφή με το υπό μελέτη φαινόμενο ή αντικείμενο. Πρακτικά στην τηλεπισκόπηση χρησιμοποιούνται καταγραφείς διαφόρων τεχνολογιών (δέκτες) μέσω των οποίων συλλέγεται και στην συνέχεια αναλύεται πληροφορία που αφορά αντικείμενα ή περιοχές. Η τηλεπισκόπηση βρίσκει μεγάλη εφαρμογή στις γεωεπιστήμες γιατί μπορεί να δώσει πληροφορίες από την ατμόσφαιρα μέχρι το υπέδαφος για το φυσικό ή το ανθρωπογενές περιβάλλον. Η ταξινόμηση είναι η διαδικασία κατά την οποία στοιχεία με κοινά φασματικά χαρακτηριστικά ομαδοποιούνται σε μια κλάση και χωρίζεται σε τρία είδη επιβλεπόμενη, ήμι-επιβλεπόμενη και μη επιβλεπόμενη. Είναι μια πολύ βασική διαδικασία για την τηλεπισκόπηση γιατί μπορεί να χρησιμοποιηθεί ανεξάρτητα για την εξαγωγή πληροφοριών και συμπερασμάτων ή ως μέρος μιας ροής επεξεργασίας σε ένα τεράστιο εύρος εφαρμογών. Η ανάλυση των αποτελεσμάτων μιας ταξινόμησης μπορεί να δώσει χρήσιμα συμπεράσματα για το φυσικό ή το τεχνητό περιβάλλον γύρω μας και τις αλληλεπιδράσεις τους. Όμως στις μέρες μας όγκος των τηλεπισκοπικών δεδομένων αυξάνεται ραγδαία και αυτό επιτάσσει την ανάπτυξη πιο αυτοματοποιημένων τεχνικών για την αξιοποίηση των δεδομένων για την εξαγωγή πληροφορίας. Μάλιστα όλο και περισσότερα γεωχωρικά και τηλεπισκοπικά δεδομένα διατίθενται ελεύθερα προς αξιοποίηση από όλους.

Με βάση τα παραπάνω αποφασίστηκε στη παρούσα διπλωματική εργασία να εξεταστεί η αποδοτικότητα των αρχιτεκτονικών βαθιάς μηχανικής μάθησης υλοποιώντας ένα μοντέλο επιβλεπόμενης ταξινόμησης για ελεύθερα τηλεπισκοπικά δεδομένα σε δυο ετερογενείς αστικές περιοχές με σκοπό την εξαγωγή της κάλυψης γης ανά οικοδομικό τετράγωνο. Οι αρχιτεκτονικές βαθιάς μηχανικής μάθησης (deep learning) είναι σύγχρονες τεχνικές για τις επιβλεπόμενες ταξινομήσεις και αποτελούν υποσύνολο του τομέα της τεχνητής ευφυίας ή machine learning που επιτρέπει τη δημιουργία μοντέλων ή προτύπων από ένα σύνολο δεδομένων σε ένα υπολογιστικό σύστημα. Τα μοντέλα που αντιπροσωπεύουν τη λογική της μηχανικής εκμάθησης (Machine Learning), χρησιμοποιούνται από διάφορους επιστημονικούς κλάδους. Η λειτουργία τους στηρίζεται στη δημιουργία μοντέλων τα οποία σχηματίζονται από το χρήστη. Τα μοντέλα αυτά βελτιώνονται σταδιακά μέσα από επαναλαμβανόμενη εκπαίδευση, και είναι σε θέση να προβλέπουν με κάποιο ποσοστό επιτυχίας την κατηγορία στην οποία ανήκει οποιοδήποτε δείγμα τους δοθεί μετά το πέρας της διαδικασίας εκμάθησης.

1.2 Αντικείμενο και Στόχος

Κύριο αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν η ανάπτυξη, εφαρμογή και αξιολόγηση ενός μοντέλου επιβλεπόμενης ταξινόμησης στηριζόμενο σε αρχιτεκτονικές βαθιάς μηχανικής μάθησης, για τον εντοπισμό των κυριότερων χρήσεων γης με εφαρμογή

στον αστικό χώρο. Ειδικότερα, συλλέχθηκαν και αναλύθηκαν ελεύθερα γεωχωρικά δεδομένα, με βασικό πυρήνα μωσαϊκά πολύ υψηλής ανάλυσης από την υπηρεσία Google Maps. Αναπτύχθηκε ένα μοντέλο ταξινόμησης για την επεξεργασία τους και την παραγωγή αποτελεσμάτων με στόχο τη διερεύνηση της καταλληλότητας των αρχιτεκτονικών βαθιάς μηχανικής μάθησης για τα συγκεκριμένα γεωχωρικά δεδομένα ταυτόχρονα με το πολύπλοκο αντικείμενο μελέτης που ήταν αστικές περιοχές.

Ο στόχος της ήταν η δημιουργία ενός μοντέλου επιβλεπόμενης ταξινόμησης με τη χρήση μεθόδων deep learning το οποίο θα υπολογίζει με ακρίβεια τις χρήσεις γης σε ένα οικοδομικό τετράγωνο με εστίαση κυρίως στην πυκνότητα δόμησης και στο αστικό πράσινο. Θέλοντας τα αποτελέσματα της να αποτελούν εργαλείο για περαιτέρω ανάλυση των χαρακτηριστικών μιας πόλης.

1.3 Κίνητρο και Συνεισφορά

Βασικό κίνητρο σε αυτή τη διπλωματική εργασία αποτέλεσε η δημιουργία μιας διαδικασίας για τη χαρτογράφηση της κάλυψης γης σε αστικό χώρο που να αξιοποιεί διαθέσιμα τηλεπισκοπικά δεδομένα, δηλαδή RGB εικόνες πολύ υψηλής ανάλυσης (google maps) θέλοντας να εξεταστεί ο αστικός χώρος που είναι το οικοσύστημα που αλληλεπιδρά άμεσα με τον άνθρωπο. Ειδικότερα, σχεδιάστηκε και αναπτύχθηκε ένα μοντέλο επιβλεπόμενης ταξινόμησης βασισμένο σε τεχνικές deep learning για τον ακριβή υπολογισμό της πυκνότητας των βασικών χρήσεων γης σε αστικό χώρο ανά οικοδομικό τετράγωνο. Με στόχο είτε τα ίδια τα αποτελέσματα που εξήχθησαν να αποτελέσουν βάση για εξαγωγή συμπερασμάτων για την κατάσταση μιας πόλης π.χ αν είναι πυκνοδομημένη ή όχι αν υπάρχουν χώροι πρασίνου ώστε να είναι φιλική προς τον άνθρωπο είτε η μεθοδολογία αν είναι ικανοποιητική ώστε να εξάγονται αποτελέσματα που θα αφορούν μεγαλύτερη κλίμακα και θα χρησιμοποιούνται και από άλλους επιστημονικούς κλάδους.

Η εργασία αυτή ανέδειξε τις δυνατότητες προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης για την ταξινόμηση τηλεπισκοπικών δεδομένων με σχετικά περιορισμένο εύρος στο φάσμα πχ. ορθοφωτοχάρτες RGB, για την εκτίμηση κατηγοριών κάλυψης γης στον πυκνό αστικό χώρο. Επίσης, υλοποιήθηκε και αξιολογήθηκε μεθοδολογία για τον υπολογισμό της πυκνότητας δόμησης και αστικού πρασίνου με αυτοματοποιημένο τρόπο.

1.4 Δομή Εργασίας

Η παρούσα διπλωματική οργανώνεται σε (5) κεφάλαια :

Στο **κεφάλαιο 2** γίνεται ανασκόπηση βιβλιογραφίας. Αρχικά αναλύονται έννοιες όπως τα προϊόντα χρήσης και κάλυψης γης πάνω στις οποίες στηρίζεται η εφαρμογή καθώς το θεωρητικό υπόβαθρο πάνω στο οποίο βασίζεται το μοντέλο της ταξινόμησης που δημιουργήθηκε. Στη συνέχεια παρουσιάζονται δημοσιεύσεις από τη διεθνή βιβλιογραφία που αφορούν τη διπλωματική και βοήθησαν στη διεξαγωγή της.

Στο **κεφάλαιο 3** παρουσιάζεται εκτενώς η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε. Αναλυτικότερα αναφέρονται οι περιοχές μελέτης και η απόκτηση των εικόνων. Μετέπειτα παρουσιάζεται η δημιουργία των δεδομένων αναφοράς και η επεξεργασία τους για την εισαγωγή τους στο μοντέλο ταξινόμησης αναλύονται οι παράμετροι του μοντέλου και τέλος η επεξεργασία

των αποτελεσμάτων ώστε να εξαχθούν ποσοστά κάλυψης και να είναι συγκρίσιμα με το Urban Atlas.

Στο **κεφάλαιο 4** παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του μοντέλου ταξινόμησης και αξιολογούνται μέσω συγκρίσεων με τα δεδομένα αναφοράς και με το Urban Atlas.

Στο **κεφάλαιο 5** αναφέρονται τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την εργασία καθώς προτείνονται βελτιώσεις για το μέλλον και παρουσιάζονται προοπτικές που υπάρχουν πάνω στο αντικείμενο για περαιτέρω έρευνα .

2. Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας

Στο παρών κεφάλαιο αναλύεται το θεωρητικό υπόβαθρο και βασικές έννοιες πάνω στις οποίες στηρίζεται η εργασία. Πιο συγκεκριμένα σχολιάζεται η χρησιμότητα και η ανάγκη ύπαρξης προϊόντων αστικής κάλυψης καθώς επικεντρωνόμαστε στο Urban Atlas που χρησιμοποιήθηκε και ως layer ελέγχου και σύγκρισης για τα αποτελέσματα που εξήχθησαν από την ταξινόμηση. Στη συνέχεια γίνεται προσέγγιση του όρου “Μηχανική Μάθηση” ή “Machine Learning” και πιο στοχευμένα αναλύονται οι τεχνικές ταξινόμησης “Deep Learning”, που ανήκουν στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, στις οποίες βασίζεται και το μοντέλο που υλοποιήθηκε στην εφαρμογή. Τέλος για όλα τα παραπάνω παραθέτονται δημοσιεύσεις από την διεθνή βιβλιογραφία που σχετίζονται με το αντικείμενο της εργασίας.

2.1 Προϊόντα Κάλυψης και Χρήσης Γης – Αστική Κάλυψη

Η χρήση και η κάλυψη γης καθώς και οι μεταβολές τους είναι μια αλληλεπίδραση μεταξύ των βίο-γεωφυσικών χαρακτηριστικών του τοπίου και του κλίματος, καθώς και η σύνθετη ανθρώπινη αλληλεπίδραση, συμπεριλαμβανομένων των διαφορετικών μοτίβων χρησιμοποίησης που επιβάλλονται πάνω στη φύση. Λόγω των αυξανόμενων αναγκών της ανθρωπότητας και της στενής αλληλεπίδρασης που υπάρχει ανάμεσα στον άνθρωπο και το φυσικό περιβάλλον η παρακολούθηση της χρήσης και της κάλυψης γης καθώς και των διαχρονικών αλλαγών που υπάρχουν σε αυτές λόγω της ανθρώπινης παρέμβασης είναι αναγκαία για μια σειρά χρήσεις σε παγκόσμιο περιφερειακό και τοπικό επίπεδο. Για παράδειγμα το φαινόμενο της κλιματικής αλλαγής απαιτεί συνεχή παρακολούθηση σε παγκόσμιο επίπεδο μέσω των επιπτώσεων του στην κοινωνία, στην οικονομία, στα οικοσυστήματα και γενικά στο φυσικό περιβάλλον. Η διαχείριση κρίσεων ή φυσικών καταστροφών όπως ένας σεισμός ή ένα τσουνάμι είναι φυσικά φαινόμενα που απασχολούν ολόκληρες χώρες για το πώς θα τα διαχειριστούν και πριν και μετά την εκδήλωση του φαινομένου(περιφερειακό επίπεδο). Τέλος και ένα θέμα πολεοδομίας στο τοπικό επίπεδο μιας πόλης χρειάζεται και αυτό ακριβείς πληροφορίες για την αντιμετώπιση του. Όλα τα παραπάνω απαιτούν προϊόντα κάλυψης και χρήσης γης σε αντίστοιχη κλίμακα, λεπτομέρεια και ανάλογο ακριβές περιεχόμενο ώστε να γίνει η οριοθέτηση του προβλήματος, η παρακολούθηση του, να εντοπιστούν οι διαχρονικές αλλαγές του και να χαραχθεί πολιτική για την αντιμετώπιση και επίλυση του..

Συγκεκριμένα η Ευρωπαϊκή Ένωση έχει θεσπίσει μια σειρά περιβαλλοντικών οδηγιών και πολιτικών, όπως η οδηγία για τα ύδατα, η αστική θεματική στρατηγική, η στρατηγική για τη βιοποικιλότητα και για την προστασία του φυσικού περιβάλλοντος και για τη διαχείριση των φυσικών πόρων με βιώσιμο τρόπο. Η Ευρώπη είναι επίσης ένας παγκόσμιος εταίρος. Οι πολιτικές της επηρεάζονται από και έχουν επιπτώσεις σε διάφορες χώρες και περιοχές στον υπόλοιπο κόσμο. Οι κλιματικές αλλαγές και η αύξηση του παγκόσμιου πληθυσμού εισάγουν συνεχείς πιέσεις στη βιοποικιλότητα. Οι αποτελεσματικές στρατηγικές διαχείρισης έχουν ανάγκη από συνεχώς ενημερωμένες και αξιόπιστες πληροφορίες για την κατάσταση του περιβάλλοντος και πώς αλλάζει, όχι μόνο στην Ευρώπη αλλά και σε ολόκληρο τον κόσμο. Ο στόχος του προγράμματος Copernicus Land Monitoring Service είναι η παροχή πληροφοριών κάλυψης γης στους χρήστες στον τομέα των

περιβαλλοντικών και άλλων επίγειων εφαρμογών. Η υπηρεσία βασίζεται σε μια σειρά σχεδίων που αναπτύσσονται στο πλαίσιο των προγραμμάτων-πλαίσια 6 και 7 (FP6 / FP7), που χρηματοδοτούνται από την Ευρωπαϊκή Επιτροπή.

Η υπηρεσία παρακολούθησης της Γης ξεκίνησε τις δραστηριότητές της στα μέσα του 2011, ως μέρος των αρχικών οδηγιών του GMES (GIO). Η τρέχουσα υπηρεσία (GIO-land) αρθρώνεται σε τρεις συνιστώσες:

1. Μια παγκόσμια συνιστώσα - που παράγει πληροφορίες σχετικές με τη γη μέσα από ένα ευρύ φάσμα βιοφυσικών παραμέτρων σε σχεδόν πραγματικό χρόνο και σε συχνότητα 10 ημερών με παγκόσμια κάλυψη. Αυτές οι παράμετροι περιγράφουν την κατάσταση της βλάστησης (π.χ. leaf area index), του προϋπολογισμού ενέργειας (π.χ. albedo) και του κύκλου του νερού (π.χ. δείκτης υγρασίας του εδάφους).
2. Μια πανευρωπαϊκή συνιστώσα – που παράγει χάρτες κάλυψης γης και αλλαγής χρήσης γης σε ηπειρωτική κλίμακα, καθώς και παραμέτρους γεωφυσικές και σχετικές με τη βλάστηση για την παρακολούθηση των εποχιακών και ετήσιων αλλαγών. Οι αρχικές δραστηριότητες περιλαμβάνουν την παροχή ενός πανευρωπαϊκού χάρτη κάλυψης της γης για το 2012 (η οποία είναι μια επέκταση του CORINE Land Cover που επιτεύχθηκε το 2006) και του αντίστοιχου προϊόντος μεταβολών μεταξύ 2006 και 2012. Επιπλέον, πέντε layers υψηλής ανάλυσης για χαρακτηριστικά κάλυψης γης θα δημιουργηθούν για τεχνητές επιφάνειες, δασικές εκτάσεις, γεωργικές εκτάσεις (λιβάδια), υγρά τοπία, και για μικρά υδάτινα συστήματα.
3. Μια τοπική συνιστώσα - με στόχο την παροχή λεπτομερών πληροφοριών, συμπληρωματικά προς τα προϊόντα της πανευρωπαϊκής συνιστώσας, για συγκεκριμένες περιοχές ενδιαφέροντος (π.χ. urban atlas, βιοποικιλότητα - παρόχθιες περιοχές).

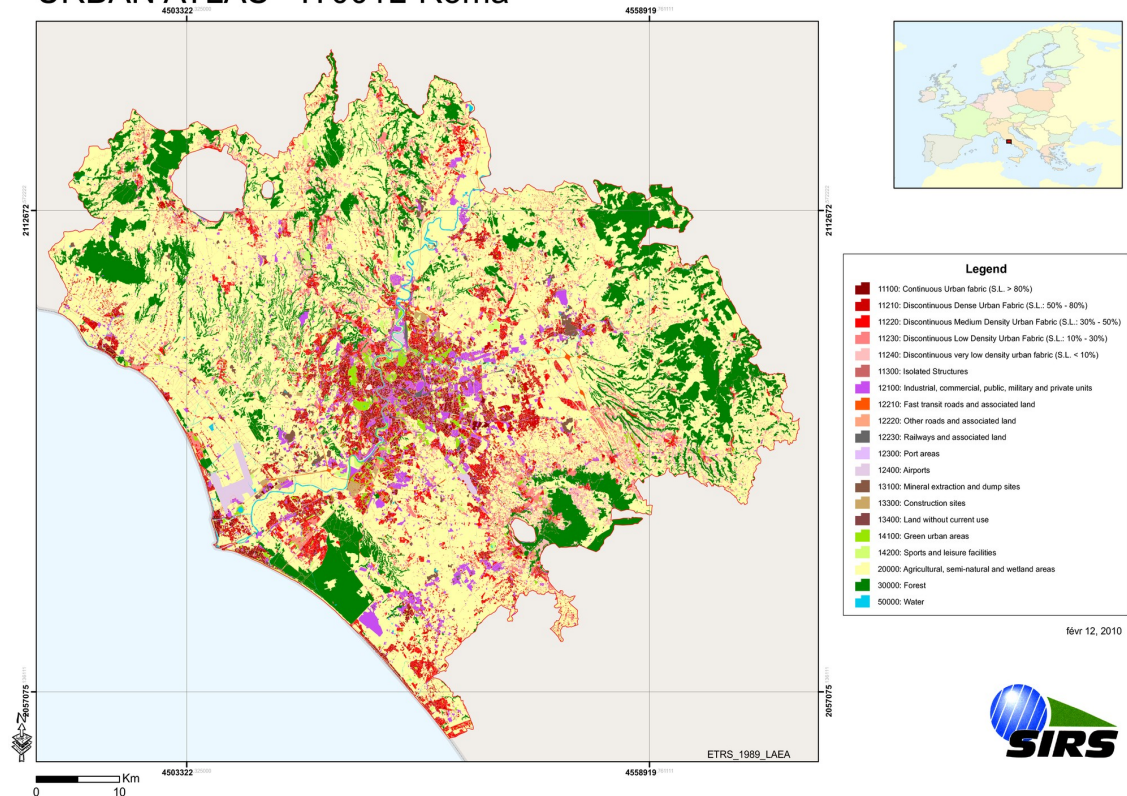
Συνεχίζοντας, θα εξεταστεί πιο αναλυτικά η αναγκαιότητα ύπαρξης χαρτογράφησης της αστικής κάλυψης και χρήσης γης. Οι πληροφορίες σχετικά με τους ανθρώπινους οικισμούς και γενικά με τον αστικό ιστό είναι ζωτικής σημασίας για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών. Αναφέροντας μόνο μερικές από αυτές είναι η αντιμετώπιση καταστάσεων έκτακτης ανάγκης, η μείωση κινδύνων και φυσικών καταστροφών, η εκτίμηση του πληθυσμού και η ανάλυση του, ή η χρήση πληροφοριών για περιφερειακό-πολεοδομικό σχεδιασμό. Η αστικοποίηση διαδραματίζει κεντρικό ρόλο σε όλα τα παραπάνω παραδείγματα. Οι πιέσεις που ασκεί η αστικοποίηση έχουν περιβαλλοντικές επιπτώσεις, δείχνοντας ότι η αύξηση του πληθυσμού συνδέεται με την ευπάθεια σε κινδύνους και καταστροφές. Το 2011 ο παγκόσμιος πληθυσμός πέρασε το επίπεδο των 7,0 δισεκατομμυρίων και περισσότερο από το ήμισυ του πληθυσμού ζει σε αστικές περιοχές. Μεταξύ 2011 και 2050, ο παγκόσμιος πληθυσμός αναμένεται να αυξηθεί κατά 2,3 δισεκατομμύρια και ο αστικός πληθυσμός θα αυξηθεί σε 2,6 δισεκατομμύρια, περνώντας από 3,6 δισεκατομμύρια το 2011 έως 6,3 δισεκατομμύρια το 2050. Η αύξηση του πληθυσμού αναμένεται στις αστικές περιοχές, θα συγκεντρώνεται στις πόλεις και κομποπόλεις των λιγότερο ανεπτυγμένων περιοχών. Στην Ασία, ειδικότερα, αναμένεται η αύξηση του αστικού πληθυσμού κατά 1,4 δισεκατομμύρια στην Αφρική κατά 0,9 δισεκατομμύρια, στη Λατινική Αμερική και την Καραϊβική κατά 0,2

δισεκατομμύρια. Τα νούμερα από μόνα τους είναι ανησυχητικά, συνειδητοποιώντας τις μεγάλες προκλήσεις για την διαχείριση της αστικής ανάπτυξης με βιώσιμο τρόπο. Ένα σημαντικό θέμα από την άποψη αυτή είναι η διαθεσιμότητα των πιο ενημερωμένων πληροφοριών σχετικά με την έκταση και την ποιότητα των αστικών οικισμών. Συγκεκριμένα στις λιγότερο ανεπτυγμένες χώρες οι πληροφορίες αυτές δεν είναι σε μεγάλο βαθμό διαθέσιμες. Οι πόλεις συχνά αυξάνονται με ρυθμό που δεν μπορεί να ελεγχθεί από τις τοπικές ή περιφερειακές υπηρεσίες χαρτογράφησης. Εκτός από την γενική ανάγκη για πληροφορίες σχετικές με τις ανθρώπινες κατοικίες και τον πληθυσμό, υπάρχει μια συγκεκριμένη έλλειψη πληροφοριών σχετικά με τους πρόσφυγες, άστεγους και φτωχούς ανθρώπων των πόλεων, οι οποίοι ζουν συχνά σε υποτυπώδεις οικισμούς, παραγκουπόλεις ή υποβαθμισμένες γειτονίες. Επειδή το νούμερο του μέρους αυτό του πληθυσμού είναι μεγάλο είναι αναγκαίο να υπάρχουν πληροφορίες σχετικές με αυτό και τα καταλύματα που ζει αρχικά για την κατανόηση της ευπάθειας του πληθυσμού που ζει στον πλανήτη μας αλλά και για την αποτελεσματική διαχείριση κρίσεων. Για αυτό η δημιουργία προϊόντων αστικής κάλυψης είναι αναγκαία ώστε να υπάρχει συνεχής και ενημερωμένη χαρτογράφηση των κατοικημένων περιοχών για την αντιμετώπιση ζητημάτων που αφορούν όλο τον πληθυσμό.

2.2 Urban Atlas

Ο Urban Atlas παρέχει συγκρίσιμα πανευρωπαϊκά δεδομένα για χρήση και κάλυψη γης για τις μεγάλες αστικές περιοχές με περισσότερους από 100.000 κατοίκους, όπως ορίζεται από το Urban Audit. Ο Ευρωπαϊκός Urban Atlas αποτελεί μέρος της τοπικής συνιστώσας των υπηρεσιών παρακολούθησης της γης GMES / Copernicus. Παρέχει αξιόπιστους και υψηλής ανάλυσης χάρτες χρήσης γης, που είναι μεταξύ τους συγκρίσιμοι, για 305 μεγάλες αστικές περιοχές και τον περιβάλλοντα χώρο τους για το έτος αναφοράς 2006.

URBAN ATLAS - IT001L-Roma



Εικόνα 2.1 : Παράδειγμα χάρτη του Urban Atlas για την πόλη της Ρώμης όπως παραδόθηκε από την εταιρεία που ανέλαβε το έργο

Δημιουργήθηκε για να καλύψει το κενό που υπήρχε στη πληροφόρηση σχετικά με τις χρήσεις γης στις ευρωπαϊκές πόλεις. Το Urban Audit έδειξε ότι αν και είναι διαθέσιμη μια μεγάλη ποικιλία κοινωνικό-οικονομικών δεδομένων για τις πόλεις, ωστόσο δεν υπήρχε κάποιο προϊόν που να περιλαμβάνει τα συγκρίσιμα στοιχεία χρήσης γης μεταξύ των πόλεων και των περιχώρων τους. Για να διευκολυνθεί η πιο τεκμηριωμένη χάραξη πολιτικής, ο Ευρωπαϊκός Urban Atlas σχεδιάστηκε για να συγκρίνει τα πρότυπα χρήσης γης ανάμεσα σε μεγάλες ευρωπαϊκές πόλεις, και ως εκ τούτου να αξιολογηθούν οι πόλεις στην Ευρώπη. Στόχος για την υλοποίηση του Urban Atlas ήταν η δημιουργία αξιόπιστων και συγκρίσιμων χαρτών υψηλής ανάλυσης των αστικών περιοχών με ένα οικονομικά αποδοτικό τρόπο χρησιμοποιώντας δορυφορικές εικόνες. Το Urban Atlas απευθύνεται στο καθένα που θέλει να συγκρίνει μια πόλη σε μια χώρα στην Ευρώπη με μια πόλη σε μια άλλη χώρα. Πιο συγκεκριμένα παρέχει σχετικά δεδομένα για την ανάλυση που σχετίζεται με τις μεταφορές, το περιβάλλον και τη χρήση γης. Ο Urban Atlas έχει ένα υπόμνημα σχεδιασμένο ώστε να περικλείει κάθε αστική χρήση γης, συμπεριλαμβανομένου τον αστικό ιστό χαμηλής πυκνότητας, καθώς και ανάλυση που είναι 100 φορές υψηλότερη από ότι των χαρτών κάλυψης γης του CORINE. Η υψηλή ανάλυση σε συνδυασμό με το οδικό δίκτυο επιτρέπει ένα ευρύ φάσμα πρόσθετων αναλύσεων όπως η γειτνίαση με χώρους πρασίνου ή σταθμούς του τρένου. Επίσης ο Urban Atlas παρουσιάζει την ακριβή εικόνα της αστικής διάχυσης στα όρια των αστικών ζωνών.



Εικόνα 2.2 : Το υπόμνημα του Urban Atlas με όλες τις χρήσεις γης που περιέχουν οι χάρτες του

Η δημιουργία του Urban Atlas είναι μια κοινή πρωτοβουλία της Ευρωπαϊκής Επιτροπής από τη Γενική Διεύθυνση Περιφερειακής Πολιτικής και τη Γενική Διεύθυνση Επιχειρήσεων και Βιομηχανίας με την υποστήριξη του Ευρωπαϊκού Οργανισμού

Διαστήματος (ESA) και του Ευρωπαϊκού Οργανισμού Περιβάλλοντος, που εκτελέστηκε από τη γαλλική εταιρεία Systèmes d'Information à Référence Spatiale (SIRS).



(α) Αθήνα



(β) Bilbao

Εικόνα 2.3 : Τμήματα των χαρτών του Urban Atlas για (α) Αθήνα και (β) Bilbao που είναι και οι περιοχές μελέτης όπου θα αναπτυχθεί το μοντέλο της ταξινόμησης.

2.3 Προσέγγιση Όρου Machine Learning

Μάθηση (Learning) είναι μία από τις θεμελιώδεις ιδιότητες της νοήμονος συμπεριφοράς του ανθρώπου. Παρά τις μελέτες και τις έρευνες επί χρόνια από τους επιστήμονες του πεδίου της Γνωστικής Ψυχολογίας και τους φιλοσόφους, η έννοια της μάθησης δεν έχει προσδιοριστεί πλήρως. Έχουν προταθεί διάφοροι ορισμοί για τη μάθηση:

1. Simon ('83), "η μάθηση σηματοδοτεί προσαρμοστικές αλλαγές σε ένα σύστημα με την έννοια ότι αυτές του επιτρέπουν να κάνει την ίδια εργασία ή εργασίες της ίδιας κατηγορίας, πιο αποδοτικά και αποτελεσματικά την επόμενη φορά".
2. Minsky ('85), "... είναι να κάνουμε χρήσιμες αλλαγές στο μυαλό μας".
3. Michalski ('86), "... είναι η δημιουργία ή η αλλαγή της αναπαράστασης των εμπειριών".

Περνώντας τώρα στον όρο Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) είναι η δυνατότητα των υπολογιστικών συστημάτων να μαθαίνουν. Η Μηχανική Μάθηση μπορεί να οριστεί ως το φαινόμενο κατά το οποίο ένα υπολογιστικό σύστημα βελτιώνει την απόδοσή του κατά την εκτέλεση μιας συγκεκριμένης εργασίας, χωρίς να υπάρχει ανάγκη να προγραμματιστεί εκ νέου. Βάσει του ορισμού αυτού, η Μηχανική Μάθηση έχει ως σκοπό τη δημιουργία μηχανών ικανών να μαθαίνουν, να βελτιώνουν, δηλαδή, την απόδοσή τους σε κάποιους τομείς μέσω της αξιοποίησης προηγούμενης γνώσης και εμπειρίας.

Συστήματα με ικανότητα μηχανικής μάθησης είναι σε θέση:

- να μεταβάλλονται διαρκώς προς το καλύτερο, αναφορικά με τις λειτουργίες που είναι σε θέση να εκτελέσουν.
- να μεταβάλλουν τη βάση γνώσης τους είτε μετασχηματίζοντας την εσωτερική τους δομή (π.χ. νευρωνικά δίκτυα) ή αποκτώντας επιπλέον γνώση (π.χ. έμπειρα συστήματα).
- να εκτελούν γενικεύσεις, δηλαδή να αγνοούν χαρακτηριστικά και ιδιότητες που δεν είναι αντιπροσωπευτικά της έννοιας/ενέργειας που πρέπει να μάθουν.

Εν γένει, ο τομέας της Μηχανικής Μάθησης αναπτύσσει τρεις τρόπους μάθησης, ανάλογους με τους τρόπους με τους οποίους μαθαίνει ο άνθρωπος: επιβλεπόμενη μάθηση, μη επιβλεπόμενη μάθηση και ενισχυτική μάθηση. Πιο αναλυτικά:

1. **Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning)** : είναι η διαδικασία όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει μια συνάρτηση που απεικονίζει δεδομένες εισόδους (σύνολο εκπαίδευσης) σε γνωστές επιθυμητές εξόδους, με απώτερο στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης αυτής και για εισόδους με άγνωστη έξοδο. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα 1) Ταξινόμησης (Classification) 2) Πρόγνωσης (Prediction) 3) Διερμηνείας (Interpretation)
2. **Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)** : όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει ένα μοντέλο για κάποιο σύνολο εισόδων υπό μορφή παρατηρήσεων χωρίς να γνωρίζει τις επιθυμητές εξόδους. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα: 1) Ανάλυσης Συσχετισμών (Association Analysis) 2) Ομαδοποίησης (Clustering)
3. **Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)** : όπου ο αλγόριθμος μαθαίνει μια στρατηγική ενεργειών μέσα από άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα Σχεδιασμού (Planning), όπως για παράδειγμα ο έλεγχος κίνησης ρομπότ και η βελτιστοποίηση εργασιών σε εργοστασιακούς χώρους.

Συνοψίζοντας η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) επιτρέπει τη δημιουργία μοντέλων ή προτύπων από ένα σύνολο δεδομένων σε ένα υπολογιστικό σύστημα. Τα μοντέλα που αντιπροσωπεύουν τη λογική της μηχανικής εκμάθησης (Machine Learning), χρησιμοποιούνται από διάφορους επιστημονικούς κλάδους. Όσο αφορά την τηλεπισκόπηση, τα μοντέλα αυτά είναι ιδιαίτερα αποδοτικά στον τομέα της ταξινόμησης και συνθέτουν την ομάδα μεθόδων 'Deep Learning'. Η μέθοδος αυτή στηρίζεται κυρίως στα νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks). Στις παρακάτω ενότητες, οι έννοιες αυτές εξηγούνται αναλυτικά.

2.4 Νευρωνικά Δίκτυα

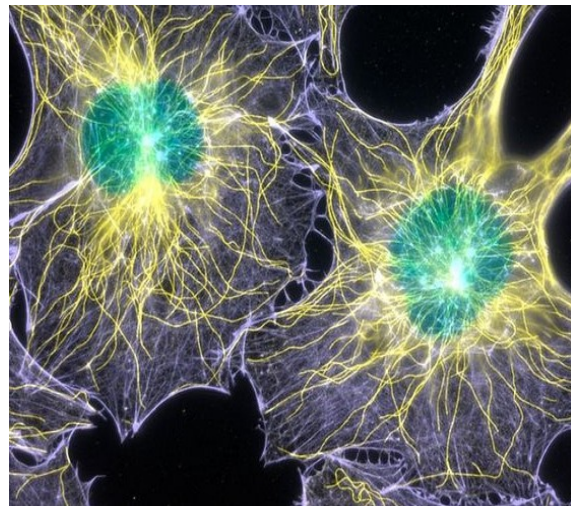
Ο όρος Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks, Connectionist Networks, Parallel Distributed Processing Models) περιγράφει έναν αριθμό από διαφορετικά μαθηματικά μοντέλα, εμπνευσμένα από αντίστοιχα βιολογικά μοντέλα, δηλαδή μοντέλα που προσπαθούν να μιμηθούν τη συμπεριφορά των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου.

2.4.1 Φυσικά Νευρωνικά Δίκτυα

Ήδη από τον 19ο αιώνα οι επιστήμονες παραδέχονται ότι ο εγκέφαλος αποτελείται από διακριτά στοιχεία, τους νευρώνες (neurons), που επικοινωνούν το ένα με το άλλο. Οι νευρώνες συνιστούν το βασικό δομικό κομμάτι του ανθρώπινου εγκεφάλου. Υπολογίζεται ότι ο εγκέφαλος περιέχει 10 δισεκατομμύρια περίπου νευρώνες τοποθετημένους σε ομάδες, καθεμία από τις οποίες συνιστά ένα φυσικό νευρωνικό δίκτυο. Έτσι, ο ανθρώπινος εγκέφαλος περιέχει εκατοντάδες φυσικά νευρωνικά δίκτυα, καθένα από τα οποία περιέχει χιλιάδες διασυνδεδεμένους νευρώνες με μέσο αριθμό διασυνδέσεων ανά νευρώνα 1000 με 10.000.



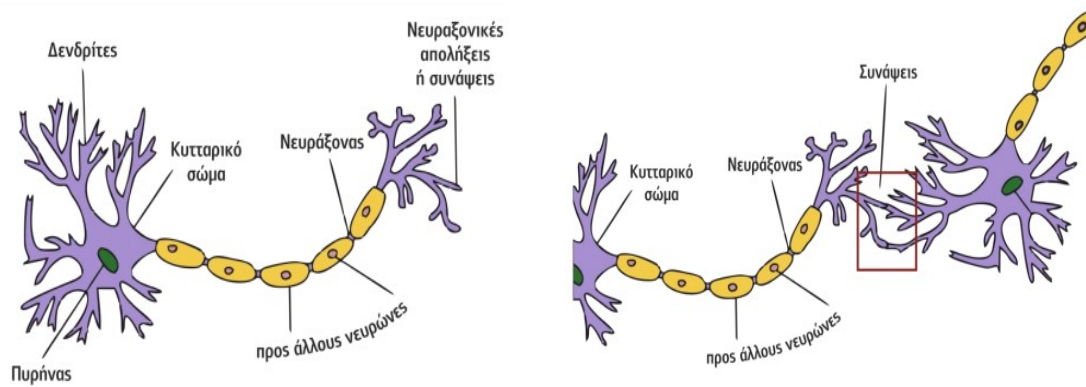
Εικόνα 2.4 : Φυσικοί νευρώνες σε μια στήλη



Εικόνα 2.5 : Μικροσκοπική φωτογραφία φυσικών νευρώνων

Ένας νευρώνας διαχωρίζεται από τα υπόλοιπα κύτταρα με μια μεμβράνη και έχει την ικανότητα να μεταφέρει ηλεκτρικά σήματα από το νευρώνα αυτόν προς τους υπόλοιπους νευρώνες με τους οποίους επικοινωνεί. Κάθε νευρώνας αποτελείται από 3 κύρια τμήματα (εικόνα 2.6 (α)) : 1) τους δενδρίτες (dendrites), οι οποίοι λειτουργούν ως κανάλια εισόδου για το νευρώνα, 2) το κυρίως κυτταρικό σώμα (cell body), 3) τον άξονα του κυττάρου - νευροάξονα (axon), που συνδέει ένα νευρώνα με άλλους νευρώνες. Ο άξονας του ενός νευρώνα μεταφέρει σήματα στους δενδρίτες γειτονικών νευρώνων μέσω του σημείου ένωσης που ονομάζεται νευροαξονική απόληξη ή σύναψη (synapse). Ένας νευρώνας μπορεί να λάβει σήματα από ένα σύνολο γειτονικών νευρώνων μέσω των δενδριτών, να τα επεξεργαστεί και να τροφοδοτήσει την έξοδό του μέσω του άξονα προς ένα άλλο σύνολο γειτονικών νευρώνων (εικόνα 2.6 (β)). Τα σήματα που έρχονται μέσω των δενδριτών “ζυγίζονται” και τα αποτελέσματα αθροίζονται. Όταν το άθροισμα ξεπεράσει το οριακό

επίπεδο (τιμή κατωφλίου), ο νευρώνας δημιουργεί μια έξοδο (με τη μορφή νευρικής ώσης ή ηλεκτρικού σήματος) στον άξονά του, η οποία εν συνεχεία μέσω των συνάψεων θα μεταφερθεί στους γειτονικούς νευρώνες. Με τον τρόπο αυτό, ο εγκέφαλος αποκτά τη δυνατότητα να αναγνωρίζει πρότυπα όταν δέχεται συγκεκριμένα δεδομένα.



(α) Σχηματικό διάγραμμα ενός τυπικού νευρώνα

(β) Φυσικοί διασυνδεδεμένοι νευρώνες

Εικόνα 2.6 : Διαγράμματα νευρωνικών δικτύων (α) κύρια τμήματα ενός νευρώνα (β) σύνδεση νευρώνων

2.4.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

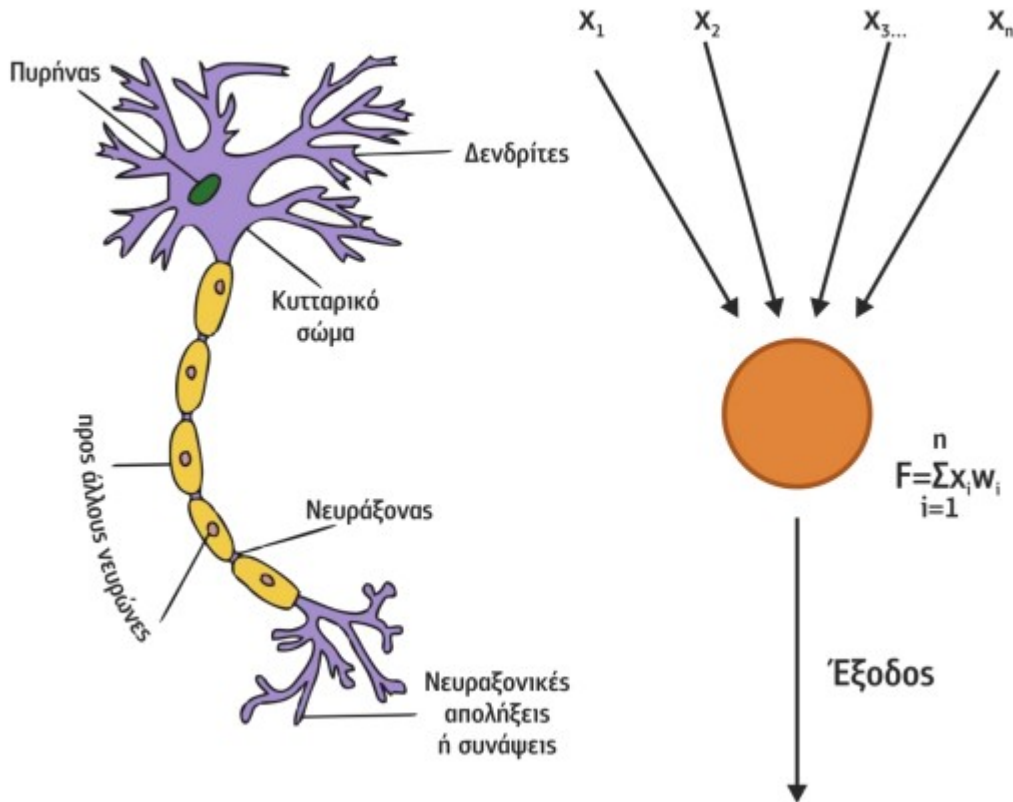
Τα μαθηματικά μοντέλα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, είναι σε πλήρη αντιστοιχία με τα βιολογικά, αποτελούνται από έναν αριθμό απλών και με υψηλό βαθμό εσωτερικής διασύνδεσης επεξεργαστικών μονάδων, οργανωμένων σε στρώματα. Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks ANN) επεξεργάζονται πληροφορίες ανταποκρινόμενα δυναμικά σε εξωτερικά ερεθίσματα (εισόδους). Κάθε τεχνητός νευρώνας αποτελείται από πολλές εισόδους x_i και μία μόνο έξοδο y . Κάθε είσοδος x_i “ζυγίζεται” με ένα βάρος w_i και τα αποτελέσματα αθροίζονται μέσω της συνάρτησης αθροίσματος F :

$$F = \sum_i^n x_i w_i$$

Ο τεχνητός νευρώνας δίνει έξοδο μέσω της συνάρτησης μετάβασης (transfer function), μόνο όταν το ζυγισμένο άθροισμα των εισόδων είναι μεγαλύτερο μιας ορισμένης τιμής κατωφλίου (threshold value) θ , δηλαδή όταν:

$$\sum_i^n x_i w_i - \theta > 0$$

Ένας τεχνητός νευρώνας αποτελεί απλοποιημένο μοντέλο του φυσικού νευρώνα κατά το ότι τα βάρη διασύνδεσης σχηματίζουν τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά της επαφής της σύναψης και η τιμή κατωφλίου προσομοιώνει τη συμπεριφορά κορεσμού του φυσικού νευρώνα (Εικόνα 2.7).



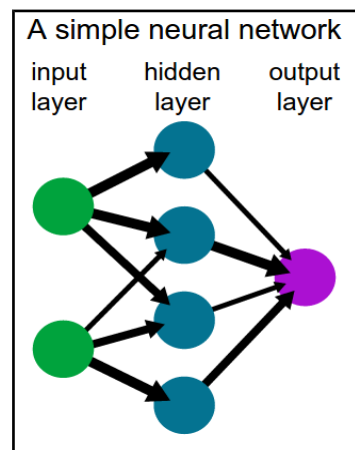
Εικόνα 2.7 : Ο φυσικός νευρώνας σε σχέση με τον στοιχειώδη τεχνητό νευρώνα

Συστατικά Μέρη ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου :

- Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα συνήθως οργανώνονται σε επίπεδα (layers) τα οποία καλούνται και στρώματα. Τα ενδιάμεσα επίπεδα καλούνται κρυμμένα επίπεδα (hidden layers) και δεν είναι απαραίτητο να υπάρχουν.
- Τα επίπεδα αποτελούνται από έναν αριθμό τεχνητών νευρώνων που είναι έτσι συνδεδεμένοι μεταξύ τους, ώστε ένας τεχνητό νευρώνας να έχει συνδέσμους με πολλές άλλους του ίδιου ή άλλου επιπέδου.
- Οι νευρώνες επιδρούν σε άλλες νευρώνες με το να τους διεγείρουν ή να αναστέλλουν την ενεργοποίησή τους. Για να επιτευχθεί αυτό ο νευρώνας λαμβάνει

το σταθμισμένο άθροισμα όλων των εισόδων μέσω των συνδέσμων που καταλήγουν σε αυτήν και παράγει μέσω της συνάρτησης μετάβασης μία μοναδική έξοδο, εάν το άθροισμα υπερβαίνει μία τιμή κατωφλίου.

- Οι εισοδοί παρουσιάζονται στο δίκτυο μέσω του επιπέδου εισόδου (input layer) το οποίο επικοινωνεί με έναν ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα. Τα κρυμμένα επίπεδα συνδέονται με το επίπεδο εξόδου (output layer) από το οποίο εξάγεται η απάντηση.



Εικόνα 2.8 : Τα συστατικά μέρη ενός απλού Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

Τα επίπεδα του νευρωνικού δικτύου της εικόνας 2.8 δεν είναι πλήρως συνδεδεμένα. Τα επίπεδα ενός νευρωνικού δικτύου είναι πλήρως συνδεδεμένα όταν κάθε νευρώνας που ανήκει σε ένα επίπεδο i , δέχεται πληροφορίες από όλους τους νευρώνες του επιπέδου $i-1$ και μεταδίδει πληροφορίες σε όλους τους νευρώνες του επιπέδου $i+1$ (ο ορισμός αυτός θα βοηθήσει στη μετέπειτα κατανόηση της διαφοράς ενός απλού νευρωνικού δικτύου με ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο).

Βασικά στοιχεία της αρχιτεκτονικής των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων που πρέπει να καθοριστούν κατά τη δημιουργία τους είναι:

- Ο αριθμός των ενδιάμεσων κρυφών επιπέδων,
- Ο αριθμός των τεχνητών νευρώνων ή μονάδων ή κόμβων ανά επίπεδο,
- Ο τρόπος σύνδεσης των νευρώνων μεταξύ τους,
- Η τιμή ενεργοποίησης (τιμή κατωφλίου),
- Η μορφή της συνάρτησης μετάβασης,
- Οι τιμές των αρχικών βαρών μεταξύ των νευρώνων,
- Οι αλγόριθμοι (κανόνες εκπαίδευσης) που χρησιμοποιούνται, για να ενισχυθούν οι σύνδεσμοι μεταξύ των νευρώνων κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης.

Για γίνει η σύνδεση με την προηγούμενη ενότητα (2.3) , τα συστήματα που ανήκουν στην συμβολική τεχνητή νοημοσύνη, η διαδικασία μάθησης τους προσδιορίζεται ως πρόσκτηση επιπλέον γνώσης, που επιφέρει μεταβολές στην υπάρχουσα γνώση. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, που ανήκουν στην μη συμβολική τεχνητή νοημοσύνη, έχουν δυνατότητα μάθησης μετασχηματίζοντας την εσωτερική τους δομή, παρά καταχωρώντας κατάλληλα αναπαριστάμενη γνώση. Κατά την διαδικασία εκπαίδευσης ενός απλού νευρωνικού δικτύου το επίπεδο εισόδου τροφοδοτείται με κάποιο διάνυσμα εκπαίδευσης το οποίο είναι σε μορφή πίνακα. Στη συνέχεια το διάνυσμα επεξεργάζεται από τα κρυφά επίπεδα για ένα αριθμό επαναλήψεων, μόνο στους νευρώνες των κρυφών επιπέδων υλοποιούνται υπολογιστικές διαδικασίες. Όταν τελειώσει η διαδικασία οι τελικές τιμές δίνονται ως αποτέλεσμα από το επίπεδο εξόδου. Οι νευρώνες στα επίπεδα εισόδου και εξόδου είναι υπεύθυνοι για τη λήψη σήματος και για την έξοδο της τελικής τιμής. Μετά την ανάλυση της δομής ενός απλού νευρωνικού δικτύου, είναι δυνατό να προσεγγιστεί ο όρος 'Deep Learning'.

2.5 Βαθιά Εκμάθηση – Deep Learning

Η βαθιά εκμάθηση ή deep learning (που είναι επίσης γνωστή ως deep structured learning, hierarchical learning or deep machine learning), είναι ένας κλάδος της Μηχανικής Μάθησης ή Machine Learning , βασίζεται σε ένα αριθμό αλγορίθμων που προσπαθούν να μοντελοποιήσουν υψηλού επιπέδου αφαιρέσεις στα δεδομένα χρησιμοποιώντας ένα βαθύ γράφημα ροής με πολλαπλά επίπεδα επεξεργασίας, που αποτελούνται από πολλούς γραμμικούς και μη γραμμικούς μετασχηματισμούς.

Πότε ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο μετονομάζεται σε Βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο?

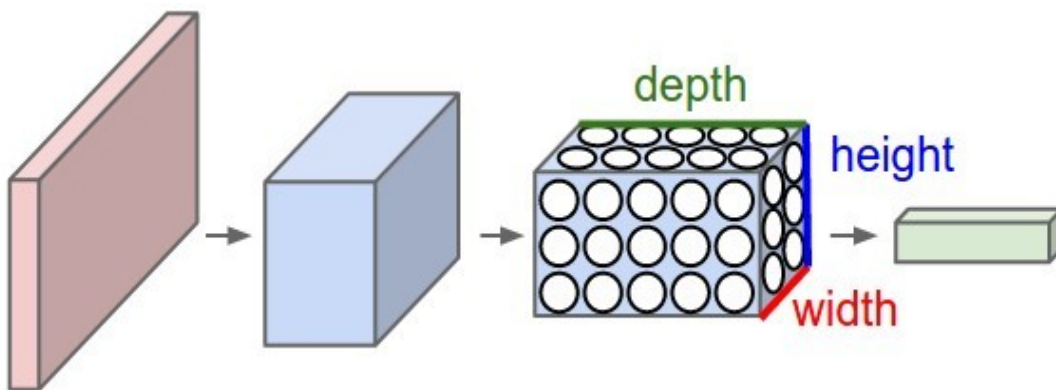
Όταν τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται **περιλαμβάνουν** περισσότερα από ένα επίπεδα επεξεργασίας. Τα επίπεδα αυτά **επεξεργάζονται** τα δεδομένα για κάποιο αριθμό επαναλήψεων και **συνδέονται** μεταξύ τους με σχέσεις αλληλεπίδρασης, **ανταλλάσσοντας** χρήσιμες πληροφορίες. Στην περίπτωση των νευρωνικών δικτύων, η λογική των μεθόδων 'Deep Learning' υλοποιείται με την κατασκευή **αλληπαλλήλων κρυφών επιπέδων** (hidden layers), κάθε ένα από τα οποία μπορεί να έχει **διαφορετικά χαρακτηριστικά** και **ιδιότητες**. Ο **αριθμός των επιπέδων** δε θα πρέπει να είναι παράλογα μεγάλος, διαφορετικά οι πιθανότητες υπερπροσαρμογής (overfitting) του μοντέλου είναι μεγαλύτερες. **Υπερπροσαρμογή** (overfitting), είναι η κατάσταση όπου το μοντέλο λαμβάνει υπόψιν το θόρυβο των δεδομένων για την εκπαίδευση του και όχι τις ίδιες τις πληροφορίες των δεδομένων. Η περίπτωση αυτή συναντάται συνήθως όταν το μοντέλο είναι κατασκευασμένο με ιδιαίτερα πολύπλοκο τρόπο σε σχέση με τα δεδομένα που δέχεται. Όταν ένα Νευρωνικό Δίκτυο έχει όλα τα παραπάνω χαρακτηριστικά χαρακτηρίζεται ως Βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο.

Υπάρχουν διάφορα είδη βαθιών αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων που αποτελούν το deep learning. Στη παρούσα διπλωματική το είδος που χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση του μοντέλου της ταξινόμησης έχει το όνομα 'Convolutional Neural Networks' ή 'Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα'. Η περιγραφή του γίνεται στην παράγραφο που ακολουθεί.

2.5.1 Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα - Convolutional Neural Networks

Τα βαθιά συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα έχουν αναπτυχθεί και εφαρμοστεί με επιτυχία σε πολλές πρακτικές εφαρμογές, όπως στην αναγνώριση εικόνας και στην αναγνώριση ομιλίας κ.α. Τα δίκτυα αυτά εφαρμόζονται σε δεδομένα σε μορφή πίνακα, στα οποία κοντινές γειτονικά ή γεωγραφικά τιμές συσχετίζονται. Τέτοια δεδομένα περιλαμβάνουν εικόνες, ήχο, αναπαραστάσεις χρόνου-συχνότητας, βίντεο, ογκομετρικές εικόνες, εικόνες RGB κλπ. Τα συνελκτικά δίκτυα παρουσιάζουν διαφορές σε σχέση με τα απλά νευρωνικά δίκτυα που είναι κυρίως δομικές.

1. Η πρώτη διαφορά που παρουσιάζουν έγκειται στο γεγονός ότι τα επίπεδα δεν είναι πλήρως συνδεδεμένα (fully-connected), δηλαδή κάθε νευρώνας που ανήκει σε ένα επίπεδο i , αντλεί τρισδιάστατη πληροφορία από ένα μέρος μόνο του επιπέδου $i-1$ και μεταδίδει τρισδιάστατη πληροφορία σε ένα μέρος μόνο του επιπέδου $i+1$.
2. Μια δεύτερη διαφορά είναι ότι παρουσιάζουν τρισδιάστατη δομή. Πριν αναλυθεί η τρισδιάστατη δομή πρέπει να αναφερθεί ότι τα συνελκτικά δίκτυα είναι πολύ πιο φιλικά στην υποδοχή εικόνων ως μεταβλητή εισόδου. Μια απλή έγχρωμη εικόνα (Red-Green-Blue) έχει 3 διαστάσεις για ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο πλάτος (w), ύψος (h) και βάθος (d) όπου ως βάθος ορίζεται ο αριθμός των καναλιών της εικόνας για μια απλή έγχρωμη RGB εικόνα το $d=3$. Τα έως τώρα νευρωνικά δίκτυα θα αποσυνέθεταν την μορφή της εικόνας και από τρισδιάστατη θα δημιουργούσαν ένα διάνυσμα μίας διάστασης παραθέτοντας γραμμικά τα στοιχεία από όλες τις διαστάσεις (μέγεθος διανύσματος $w \times h \times d$). Συνεπώς, η εκπαίδευση με τη συγκεκριμένη τακτική είναι πολύπλοκη αλλά και επίφοβη, αφού αυξάνονται οι πιθανότητες του δικτύου να οδηγηθεί σε υπερπροσαρμογή (overfitting).



Εικόνα 2.9 : Γραφική απεικόνιση των μεταβλητών *width*, *height* και *depth* μιας εικόνας

ομάδα a_i των νευρώνων ονομάζεται στήλη βάθους (depth-column). Κάθε στήλη βάθους συνδέεται με διαφορετική περιοχή της εικόνας, ίδιων όμως διαστάσεων. Όσο αφορά τα επίπεδα του δικτύου, ονομάζονται φέτες βάθους (depth-slices). Ξανά, τονίζεται ότι όλες οι υποπεριοχές έχουν ίδιες διαστάσεις. Κάθε υποπεριοχή μπορεί να θεωρηθεί ως ένα φίλτρο, το οποίο μετατοπίζεται συνέχεια σε διαφορετικές θέσεις της εικόνας. Στην ιδιότητα αυτή οφείλουν το όνομά τους τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα, αφού ουσιαστικά είναι σαν να εκτελείται μία συνέλιξη.

Για την υλοποίηση ενός συνελκτικού δικτύου χρειάζεται από το χρήστη ο καθορισμός κάποιων παραμέτρων για τα συνελκτικά επίπεδα του δικτύου.

1. οι διαστάσεις της υποπεριοχής, ή αλλιώς το μέγεθος του φίλτρου (F) (filter size)
2. η επικάλυψη του περιγράμματος της εικόνας με μηδενικά (P) (zero-padding)
3. το βήμα με το οποίο μετατοπίζεται η υποπεριοχή (S) (stride)
4. το βάθος κάθε επιπέδου του δικτύου (K)

Εκτός από τα συνελκτικά επίπεδα ένα δίκτυο έχει και άλλα επίπεδα που περιγράφονται παρακάτω :

Επίπεδα 'Pooling'

- Τα επίπεδα αυτά τοποθετούνται συνήθως ανάμεσα στα συνελκτικά επίπεδα προκειμένου να ελαττώσουν τα δεδομένα που υποβάλλονται σε επεξεργασία από τους νευρώνες. Η ιδιότητά τους αυτή είναι πολύ σημαντική αφού μειώνει την πιθανότητα υπερπροσαρμογής του δικτύου. Οι μεταβλητές που ορίζονται για το επίπεδο αυτό από το χρήστη είναι η F και η S. Αν μια εικόνα διαστάσεων $w \times h \times d$ υποβληθεί σε επεξεργασία από ένα επίπεδο pooling με

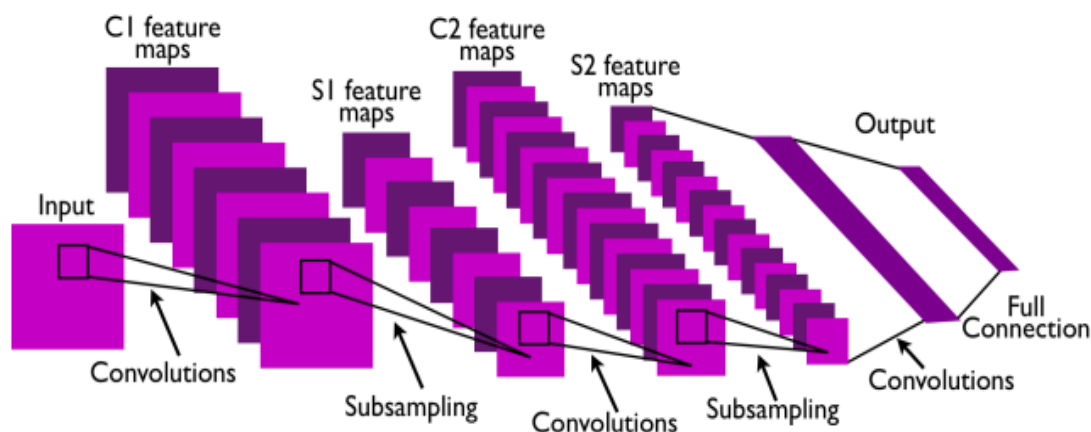
μεταβλητές F και S, τότε οι διαστάσεις της εικόνας μετά την έξοδό της από το επίπεδο θα είναι $[(w-F)/S+1] \times [(h-F)/S+1]$.

Πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα (Fully-Connected layers ή FC)

- Τα επίπεδα αυτά ακολουθούν τη λογική των απλών νευρωνικών δικτύων, δηλαδή ένα επίπεδο i συνδέεται πλήρως με το επίπεδο $i-1$. Επομένως, δεν υπάρχουν μεταβλητές που ορίζονται από το χρήστη.

Επίπεδα Μεταφοράς Συνάρτησης (Transfer Function)

- Τα επίπεδα αυτά εφαρμόζουν στα δεδομένα κάποια συνάρτηση, όπως η συνάρτηση εφαπτομένης (Tanh).



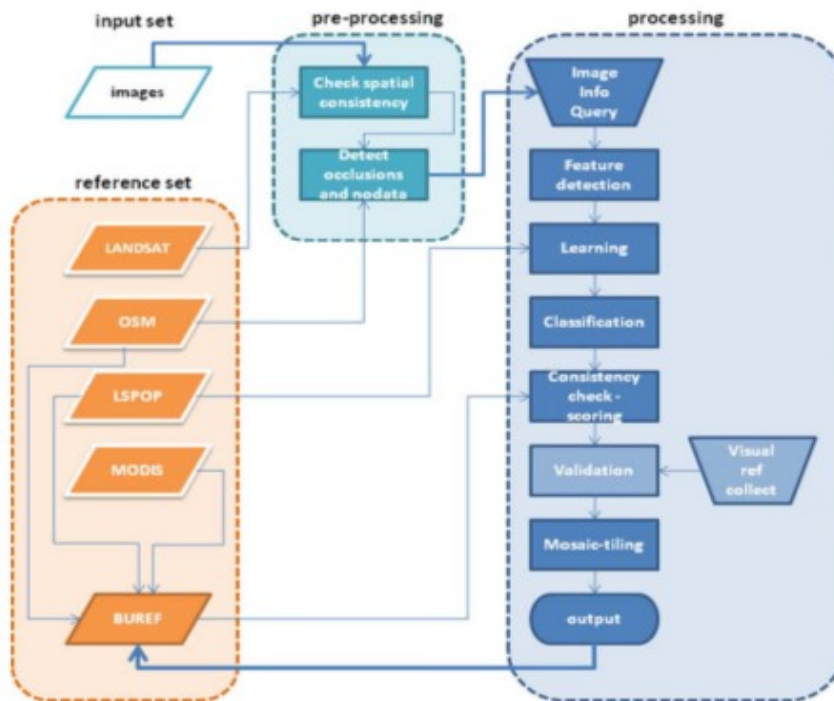
Εικόνα 2.11 : Αλληλουχία επιπέδων σε ένα συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο

2.6 Πρόσφατη Βιβλιογραφία

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται κάποιες πρόσφατες δημοσιεύσεις από την διεθνή βιβλιογραφία για προϊόντα αστικής κάλυψης και εφαρμογές μοντέλων deep learning που αφορούν την παρούσα διπλωματική εργασία.

2.6.1 A Global Human Settlement Layer From Optical HR/VHR RS Data: Concept and First Results [Martino Pesaresi et al. , October 2013]

Στη συγκεκριμένη δημοσίευση παρουσιάζεται η επεξεργασία εικόνων υψηλής και πολύ υψηλής ανάλυσης για τη δημιουργία ενός Global Human Settlement Layer καθώς σχολιάζονται τα αποτελέσματα της πρώτης δοκιμής της ροής επεξεργασίας που έχει υιοθετηθεί για την παραγωγή του. Χρησιμοποιήθηκαν ετερογενή δεδομένα παγχρωματικά, πολυφασματικά και pan-sharpened από διαφορετικές πλατφόρμες (δορυφορικές και εναέριες). Τα δεδομένα προέρχονται από τέσσερις ηπείρους με χαρτογραφούμενη έκταση 24,3 εκατομμύρια km² και η ανάλυση εικόνων κυμαίνεται από 50cm έως 10m. Οι τρεις βασικές προκλήσεις που είχε να αντιμετωπίσει η συγκεκριμένη εφαρμογή ήταν ο μεγάλος όγκος δεδομένων εισαγωγής , οι εγγενείς αντιφάσεις μεταξύ των δεδομένων και η δημιουργία μιας πλήρως αυτοματοποιημένης διαδικασίας επεξεργασίας για την εξαγωγή πληροφορίας εικόνας. Γενικός στόχος της εφαρμογής ήταν να ελεγχθεί η δυνατότητα εξαγωγής layers με συνεκτική πληροφορία σε διάφορες κλίμακες 1:500K (παγκόσμια), 1:50K (περιφερειακή) και 1:10K (τοπική) από τηλεπισκοπικές εικόνες με ρεαλιστικά δεδομένα, σενάριο χρήσης και λογικό χρόνο απόκρισης στα πλαίσια εφαρμογών διαχείρισης κρίσεων. Στη παρούσα δημοσίευση θα σχολιαστεί ένα παράγωγο του οποίου έγινε αυτόματος υπολογισμός της παρουσίας οποιασδήποτε κτιριακής δομής σε κλίμακα 1:50K και αποτελεί μέρος της συνολικής εφαρμογής του JRC για τη δημιουργία GHSL. Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στη συγκεκριμένη δημοσίευση έχουν εξαχθεί από το IQ system (Image Query system) το οποίο έχει σχεδιαστεί και αναπτυχθεί από το Joint Research Center της Ευρωπαϊκής Επιτροπής στα πλαίσια της παγκόσμιας ασφάλειας και διαχείρισης κρίσεων.



Εικόνα 2.12 : Το γενικό διάγραμμα επεξεργασίας του IQ system

Περνώντας στο στάδιο της προεπεξεργασίας των δεδομένων υπολογίστηκε η ακρίβεια θέσης για κάθε σκηνή καθώς και η συνεκτικότητα θέσης ανάμεσα σε κάθε ζεύγος επικαλυπτόμενων εικόνων. Για την ακρίβεια θέσης ανά σκηνή χρησιμοποιήθηκε ως δεδομένο layer αναφοράς σε παγκόσμιο επίπεδο το Terra-Color με ανάλυση 15m. Δηλαδή θεωρήθηκε ότι η γεωαναφορά που υπήρχε στα μεταδεδομένα του είναι σωστή. Η ακρίβεια θέσης προσδιορίζεται μέσω κανονικοποιημένων μετρήσεων αλληλοσυσχέτισης και υπολογίζοντας το διάνυσμα διαχωρισμού για μια θέση στην εξεταζόμενη σκηνή και την αντίστοιχη στην εικόνα αναφοράς. Παρόμοια υπολογίζεται και η σχετική ακρίβεια θέσης μεταξύ κάθε ζεύγους επικαλυπτόμενων εικόνων. Εδώ δεν χρησιμοποιήθηκε κάποιο δεδομένο αναφοράς αλλά έγινε μια σύγκριση μεταξύ των δυο επικαλυπτόμενων εικόνων κατά πόσο είναι συνεπής μεταξύ τους. Επόμενο στάδιο της προεπεξεργασίας είναι η ανίχνευση σύννεφων όπου λόγω μη βαθμονομημένων δεδομένων άλλες μέθοδοι δεν έδωσαν ικανοποιητικά αποτελέσματα έτσι δημιουργήθηκαν κάποιες μάσκες σύννεφων οι οποίες μεταφράζουν τον οπτικό ορισμό του σύννεφου σε μια διαδικασία επεξεργασίας όπου γίνεται αφαίρεση σύννεφων και μορφολογική ανακατασκευή μέσω ενός μετασχηματισμού που λέγεται fillhole. Στη συνέχεια περνώντας στα στάδια της επεξεργασίας αρχικά γίνεται εξαγωγή χαρακτηριστικών, συλλέγονται διαφορετικοί τύποι χαρακτηριστικών από τις διαθέσιμες εικόνες για να σχηματιστεί ένα μεσαίου επιπέδου semantic layer όπου θα καταγράφεται η ανθρώπινη παρουσία μέσω στοιχείων δόμησης. Στοιχεία υφής εξήχθησαν μέσω μετρήσεων αντίθεσης υφής. Η αναγνώριση αν τα στοιχεία υφής αυτά είναι κτίσμα ή όχι έγινε μέσω υπολογισμού ενός στοιχείου εικόνας που λέγεται PANTEX και είναι ισχυρά συσχετισμένο με την παρουσία κτισμάτων και την χωρική τους πυκνότητα. Η ικανότητα του PANTEX να διακρίνει δομημένες ή όχι περιοχές είναι κυρίως συνδεδεμένο με το γεγονός ότι μπορεί να ανιχνεύσει γωνίες και επειδή οι κτισμένες περιοχές δημιουργούν τοπικά υψηλή φασματική ετερογένεια λόγω τις ετερογένειας των

υλικών που χρησιμοποιούνται. Τα ραδιομετρικά χαρακτηριστικά και τα χαρακτηριστικά υφής περιγράφουν τις ιδιότητες των υλικών και τα μοτίβα των αντικειμένων αντίστοιχα και χρησιμοποιούνται ως δείκτες της ανθρώπινης παρουσίας και στην εφαρμογή συνοψίζονται σε ξεχωριστό layer πληροφοριών το οποίο είναι ένα παράγωγο ενός πρωτοκόλλου μορφολογικής ανάλυσης και πολλαπλών κλιμάκων που αναφέρεται ως “mtDAP”. Το πρωτόκολλο mtDAP υπολογίζει το Differential Attribute Profile (DAP) διανυσματικού πεδίου. Τα DAPs είναι μη γραμμικές χωρικές υπογραφές που χρησιμοποιούνται εκτεταμένα στην τηλεπισκόπηση για ανάλυση οπτικής εικόνας με τρόπο ανάλογο με τις φασματικές υπογραφές. Επίσης για τη διαχείριση τόσο μεγάλων δεδομένων και για την εξαγωγή χαρακτηριστικών σε διάφορες κλίμακες ήταν αναγκαίο ένα μοντέλο συμπίεσης το οποίο λέγεται Characteristic-Saliency-Level ή μοντέλο CSL και είναι ένα σημασιολογικό layer μεσαίας αφαίρεσης. Στη συνέχεια στο στάδιο της μάθησης και της ταξινόμησης συναντάται μια νέα προσέγγιση που χρησιμοποίησαν που λέγεται inter-scale μάθηση και ταξινόμηση με στόχο την πλήρως αυτοματοποιημένη διαδικασία επεξεργασίας ετερογενών δεδομένων, τα οποία δεν είναι και βαθμονομημένα. Η γενική ιδέα είναι να κινηθεί το στάδιο της βαθμονόμησης από τα δεδομένα εισόδου όπου συνηθίζει να γίνεται στο στάδιο εξαγωγής χαρακτηριστικών από την εικόνα πριν το στάδιο της ταξινόμησης. Στόχος είναι να σταθεροποιηθούν οι παράμετροι της ταξινόμησης όσον το δυνατόν περισσότερο έναντι των πολύπλοκων δεδομένων. Η μέθοδος που προτείνεται ουσιαστικά αλλάζει κλίμακα στους περιγραφείς που εξάχθηκαν από εικόνες υψηλής ανάλυσης μέσω διαδικασιών μάθησης οι οποίες χρησιμοποιούν χαμηλής ανάλυσης παγκόσμια διαθέσιμα layers πληροφορίας (BUREF : LandScan - πυκνότητα πληθυσμού και MODIS500 ‘urban areas’) σαν δεδομένα αναφοράς. Κατά συνέπεια, το πλεονέκτημα της προτεινόμενης μεθοδολογίας είναι ότι η συλλογή των δειγμάτων εκπαίδευσης μπορεί να αποφευχθεί. Ωστόσο το κενό κλίμακας που εμφανίζεται ανάμεσα στους περιγραφείς εικόνες υψηλής ανάλυσης και layers αναφοράς χαμηλής ανάλυσης εισάγει θέματα γεω-χωρικής γενίκευσης τα οποία αντιμετωπίζονται με τρεις διαφορετικά και συνδυαζόμενα βήματα μάθησης και ταξινόμησης που εφαρμόζονται στο πείραμα i) adaptive learning, ii) meta-learning, and iii) discovery. Τα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθόδου αξιολογήθηκαν μέσω μετρήσεων ακρίβειας σε εικόνες υψηλής και πού υψηλής ακρίβειας και μέσω ανάλυσης συνεκτικότητας με παγκόσμιας κάλυψης layer χαμηλής ανάλυσης και το ποσοστό συμφωνίας που προέκυψε ήταν μεγαλύτερο του 90%. Κρίσιμα σημεία της εφαρμογής είναι i) η αδυναμία ένταξης ραδιομετρικών descriptors σαν δεδομένα της ταξινόμησης διαδικασία η οποία θα αύξανε την αξιοπιστία της ταξινόμησης και ii) η μεγάλη εξάρτηση της γενικής δομής της ροής επεξεργασίας από την ανάλυση κάθε εικόνας.

2.6.2 Human Settlements: A Global Challenge for EO Data Processing and Interpretation [Paolo Gamba , March 2013]

Η παρούσα εργασία επιχειρεί να παρέχει ένα συνεκτικό πλαίσιο για την επεξεργασία τηλεπισκοπικών δεδομένων αστικού χώρου, τονίζοντας την ανάγκη για μια παγκόσμια προσέγγιση που θα είναι ικανή να αξιοποιήσει διαθέσιμες λεπτομερείς πληροφορίες από δεδομένα παρατήρησης της γης . Στοχεύοντας στη παρατήρηση, διαχείριση και προστασία των ανθρώπινων καταλυμάτων σε παγκόσμιο επίπεδο από τηλεπισκοπικά δεδομένα (πολυφασματικά ή και υπερφασματικά). Η αυξανόμενη χωρική και χρονική ανάλυση των τηλεπισκοπικών δεδομένων παρατήρησης της γης αποτελεί πλεονέκτημα για την παρακολούθηση των ανθρώπινων κατοικιών. Ταυτόχρονα εισάγει την ανάγκη ανάπτυξης νέων τεχνικών και αλγορίθμων επεξεργασίας που θα είναι ικανοί αντιμετωπίσουν τις εξής προκλήσεις για την επίτευξη του στόχου:

1. *Πολλαπλής κλίμακας ερμηνεία:* ο αστικός χώρος αποτελείται αποτελείται από χαρακτηριστικά που έχουν νόημα σε διαφορετικές γεωγραφικές κλίμακες.
2. *Δεδομένα από διαφορετικούς δέκτες :* οι αστικές περιοχές αποτελούνται από ετερογενή χαρακτηριστικά άρα δεν είναι ικανός ένας δέκτης να τις περιγράψει και να μπορεί να εξαχθεί από αυτόν όλη η αναγκαία πληροφορία .
3. *Διαχρονική ανάλυση δεδομένων :* οι νέες τεχνικές καλούνται να συγκρίνουν ή και να συγχωνεύσουν δεδομένα από διαφορετικές ώρες, ημερομηνίες και εποχές.

Στη συνέχεια για την εξαγωγή πληροφορίας για τις αστικές περιοχές από πολύ υψηλής ανάλυσης δεδομένα (VHR data) παρατήρησης της γης αν και έχει λυθεί το πρόβλημα της χωρικής ανάλυσης γιατί είναι όλο και πιο βελτιωμένοι οι δέκτες, έχει προκύψει παράλληλα η απαίτηση για πιο σύνθετους αλγορίθμους γεωμετρικής και ραδιομετρικής διόρθωσης. Τα VHR δεδομένα διευκολύνουν την εξαγωγή πληροφοριών για μεμονωμένα κτήρια, δρόμους, δέντρα αλλά επηρεάζονται από γεωμετρικές παραμορφώσεις και δυσκολεύουν την συγκριτική ανάλυση. Τα δεδομένα από πολύ υψηλής ανάλυσης οπτικοί δέκτες και τα αντίστοιχα radar (SAR) διαφέρουν μεταξύ τους λόγω της διαφορετικής τυπολογίας του δέκτη και της γεωμετρίας της λήψης. Για αυτό για την προεπεξεργασία των δεδομένων από οπτικούς δέκτες για τη γεωμετρική τους ακρίβεια προτείνεται οι εικόνες να είναι γεωκωδικοποιημένες με ακρίβεια και χρήση ενός ακριβούς ψηφιακού μοντέλου εδάφους DTM. Ειδικότερα να γίνει χρήση μοντέλων για βελτίωση του προσανατολισμού του αισθητήρα. Για την βελτίωση της κατακόρυφης ακρίβειας θέσης προτείνεται η χρήση επίγειων σημείων ελέγχου (GCPs) ή ο ακριβής υπολογισμός της προβολής μέσω π.χ αφινικού μετασχηματισμού. Τα δεδομένα SAR έχουν άλλες πηγές παραμορφώσεων από τη φύση του ραντάρ

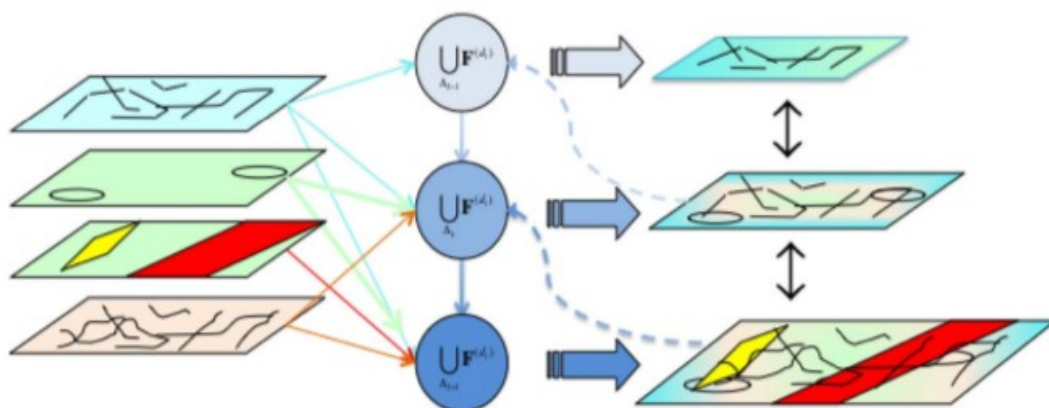
εισάγει ένα μεγάλο μέρος εκτροπών. Αυτό σημαίνει ότι τα VHR δεδομένα ραντάρ (SAR) είναι εγγενώς λιγότερο ακριβή και πιο πολύπλοκα να κατανοηθούν από τα οπτικά δεδομένα. Τα δεδομένα SAR στις αστικές περιοχές επηρεάστηκαν από δυο διαφορετικές πηγές :

1. μετατόπιση του αποτυπώματος του κτιρίου λόγω της πλευρικής οπτικής του ραντάρ από τη φύση του
2. οριζοντιογραφική εκτροπή των αποτυπωμάτων λόγω επίδρασης σκιών

Οι παραμορφώσεις στα δεδομένα SAR αντιμετωπίζονται με πολλαπλές λήψεις της ίδιας περιοχής που απαιτούν όμως ακριβής συμπροσαρμογή των εικόνων SAR . Μετά το στάδιο της προεπεξεργασίας των δεδομένων τίθεται το ζήτημα βελτίωσης της ερμηνείας των εικόνων που ουσιαστικά παρουσιάζουν την ίδια περιοχή από ίδιους ή διαφορετικούς δέκτες άρα μια ανάλυση στο pixel θα ήταν αδύνατη και χωρίς νόημα. Για αυτό προτείνεται σαν γενικό πλαίσιο μια ενσωμάτωση φωτογραμμετρικών τεχνικών και τεχνικών ταξινόμησης. Πιο συγκεκριμένα υλοποιείται ένα βήμα κατάτμησης και μετά εξαγωγή γεωμετρικών χαρακτηριστικών. Στόχος της multi-scale fusion μεθόδου που προτείνεται είναι να οριστεί μια μεθοδολογία ικανή να επιλέξει το καλύτερο υποσύνολο χαρακτηριστικών που προέρχεται από πολλαπλές πηγές και να είναι κατάλληλο για εξαγωγή πληροφοριών σε κάποια κλίμακα ενδιαφέροντος ενώ ικανοποιεί δυο περιορισμούς :

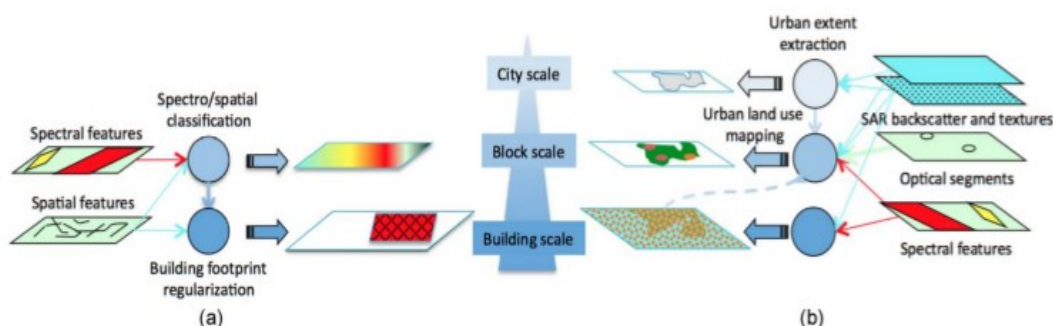
1. την αξιοποίηση / βελτίωση των ήδη υπαρχόντων αλγορίθμων που διατίθενται για εξαγωγή χαρακτηριστικών από συγκεκριμένα δεδομένα κάθε φορά σε μια δεδομένη κλίμακα.
2. τη συνεκτικότητα των εξαχθέντων χαρακτηριστικών και πληροφοριών που λαμβάνονται μετά τη διαδικασία της συγχώνευση (fusion) σε όλες τις κλίμακες.

Οι ειδικές συνεισφορές της εργασίας αυτής είναι : 1) για να βοηθήσει το σχεδιασμό νέων στρατηγικών για την εξαγωγή δεδομένων και συγχώνευση (fusion) τους σε αστικές περιοχές σε όλες τις κλίμακες 2) για τη σύνδεση των υφιστάμενων διαδικασιών σε ένα γενικότερο και συνεκτικό πλαίσιο και 3) να αναδείξει ποιες τρέχουσες ελλείψεις υπάρχουν πάνω στο θέμα.



Εικόνα 2.13 : Γραφική αναπαράσταση του πλαισίου που παρουσιάζεται στην παρούσα εργασία. Διαφορετικές πηγές δεδομένων παρέχουν διαφορετικά χωρικά και φασματικά χαρακτηριστικά (στα αριστερά) τα οποία συνδυάζονται (οι αλγόριθμοι *fusion* αντιπροσωπεύονται από το "U") σε πληροφορίες διαφορετικών κλιμάκων. *Inference* από μεγάλη σε μικρότερη κλίμακα (στερεά βέλη) και *Generalization* από μικρή κλίμακα σε μεγαλύτερη (διακεκομμένα βέλη).

Το προτεινόμενο πλαίσιο εξηγείται με μεγαλύτερη λεπτομέρεια μέσω παραδειγμάτων που αφορούν την εξαγωγή χαρακτηριστικών από τον αστικό χώρο και ανάλογα το χαρακτηριστικό (όρια οικισμών ή χρήσεις γης, χαρακτηριστικά υφής ή γεωμετρικά χαρακτηριστικά) προτείνεται μια κλίμακα (πόλη, οικοδομικό τετράγωνο, κτήριο – αντικείμενο) και ο τύπος των δεδομένων που θα χρειαστεί για το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό (VHR οπτικά δεδομένα ή VHR SAR δεδομένα). Καθώς και μια γενική μεθοδολογία κάθε φορά (εικόνα 2.14).



Εικόνα 2.14 : Γραφικές παραστάσεις για τα παραδείγματα, σύμφωνα με τη δομή της Εικόνας 2.13 που παρουσιάζεται το γενικότερο πλαίσιο, (a) χαρακτηρισμός κτηρίου με χρήση VHR οπτικών δεδομένων (b) αστική παρακολούθηση αξιοποιώντας οπτικά δεδομένα χαμηλής ανάλυσης και SAR δεδομένα.

Στα συμπεράσματα η εργασία τονίζει την ανάγκη για αξιοποίηση δεδομένων από πολλές κλίμακες για αστικές τηλεπισκοπικές εφαρμογές. Επισημαίνεται η σημασία των εννοιών

Inference και Generalization στη μεθοδολογία εξαγωγής χαρακτηριστικών από διάφορες κλίμακες. Συγκεκριμένα, Inference είναι η ικανότητα να συνάγεις την ύπαρξη άλλων χαρακτηριστικών σε λεπτομερέστερες κλίμακες, ενώ Generalization είναι η ικανότητα να συγχωνεύσεις πιο λεπτομερέστερα χαρακτηριστικά και να εξάγεις ουσιώδεις δομές σε πιο γενικές κλίμακες. Τέλος τονίζεται η ανάγκη να αναπτυχθεί ένα πλαίσιο για παγκόσμια ανάλυση και προσαρμοστικότητα και σε διαφορετικά αστικά περιβάλλοντα εκτός από αυτό που αναπτύσσεται.

2.6.3 Benchmarking Deep Learning Frameworks for the Classification of Very High Resolutions Satellite Multispectral Data [Maria Papadomanolaki et al. , July 2016]

Στη παρούσα δημοσίευση γίνεται συγκριτική αξιολόγηση μοντέλων Deep Learning για τη ταξινόμηση πολύ υψηλής ανάλυσης δορυφορικών πολυφασματικών δεδομένων. Αξιολογήθηκαν μοντέλα που στηρίζονται στα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα για την ακριβή ταξινόμηση τηλεπισκοπικών δεδομένων. Στις τεχνικές βαθιάς μηχανικής μάθησης απαιτείται μεγάλος όγκος δεδομένων εκπαίδευσης, ενώ τέτοια δεδομένα δεν είναι ευρέως διαθέσιμα στο κοινό. Πρόσφατα δημοσιοποιήθηκε ένα καινούργιο group δεδομένων με μεγάλο αριθμό δεδομένων εκπαίδευσης. Αυτά τα σύνολα δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα δημοσίευση για την συγκριτική αξιολόγηση των μοντέλων ταξινόμησης. Το DeepSat σύνολο δεδομένων περιέχει εικόνες πολύ μικρού μεγέθους (patches) τα οποία εξήχθησαν από το εθνικό πρόγραμμα εικόνων για τη γεωργία και είναι περίπου 330000 σκηνές που εκτείνονται σε ολόκληρη την έκταση των Ηνωμένων Πολιτειών. Οι εικόνες αποτελούνται από 4 κανάλια κόκκινο, πράσινο, μπλε και εγγύς υπέρυθρο. Το σύνολο δεδομένων DeepSat αποτελείται από δυο ξεχωριστά τμήματα το SAT- 4 και SAT- 6 με 4 και 6 φασματικές κατηγορίες αντίστοιχα. Κάθε τμήμα αποτελείται από δυο διαφορετικά σετ patches ένα για εκπαίδευση και ένα για έλεγχο. Αυτά τα σύνολα δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν για τη δοκιμή τριών συνελκτικών μοντέλων AlexNet, AlexNet-small και VGG. Τα αποτελέσματα που έδωσαν είναι τα εξής :

Benchmarking on DeepSat SAT-4 dataset								
LC Class	AlexNet Pretrained		AlexNet		AlexNet-small		VGG	
	Accuracy	Precision	Accuracy	Precision	Accuracy	Precision	Accuracy	Precision
<i>Barren Land</i>	99.24%	99.02%	99.96%	99.88%	99.83%	99.54%	99.96%	99.85%
<i>Trees</i>	99.73%	99.51%	99.99%	99.98%	99.95%	99.90%	99.99%	99.97%
<i>Grassland</i>	99.13%	96.76%	99.96%	99.90%	99.81%	99.59%	99.95%	99.99%
<i>Other</i>	99.77%	99.73%	99.98%	99.98%	99.96%	99.95%	99.99%	99.99%
<i>Overall</i>	99.46%	98.75%	99.98%	99.94%	99.86%	99.75%	99.98%	99.95%

Πίνακας 2.1 : Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης για τις διαφορετικές αρχιτεκτονικές deep learning στο σύνολο δεδομένων SAT- 4.

Benchmarking on DeepSat SAT-6 dataset								
LC Class	AlexNet Pretrained		AlexNet		AlexNet-small		VGG	
	Accuracy	Precision	Accuracy	Precision	Accuracy	Precision	Accuracy	Precision
<i>Barren Land</i>	99.91%	98.72%	99.95%	99.41%	99.96%	99.70%	99.99%	100%
<i>Trees</i>	99.14%	98.78%	99.86%	99.58%	99.77%	99.33%	99.96%	99.87%
<i>Grassland</i>	99.04%	99.72%	99.97%	99.92%	99.95%	99.84%	99.99%	99.96%
<i>Roads</i>	99.16%	96.62%	99.84%	99.61%	99.74%	99.43%	99.89%	99.95%
<i>Buildings</i>	99.92%	98.93%	99.95%	99.08%	99.96%	99.08%	99.99%	99.61%
<i>Water Bodies</i>	100%	100%	100%	100%	99.99%	100%	100%	100%
<i>Overall</i>	99.57%	98.80%	99.93%	99.60%	99.90%	99.56%	99.98%	99.91%

Πίνακας 2.2 : Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης για τις διαφορετικές αρχιτεκτονικές *deep learning* στο σύνολο δεδομένων SAT- 6.

Για την ανάδειξη της αποτελεσματικότητας των συγκεκριμένων αρχιτεκτονικών συνελκτικών νευρωνικών δικτύων γίνεται σύγκριση και με διαφορετικά πλαίσια μάθησης που έχουν εφαρμοστεί και στα δυο σύνολα δεδομένων SAT- 4 και SAT- 6.

Method	Overall Accuracy (%)	
	SAT-4	SAT-6
DBN [Basu et al., 2015]	81.78	76.41
CNN [Basu et al., 2015]	86.83	79.06
SDAE [Basu et al., 2015]	79.98	78.43
Semi-supervised [Basu et al., 2015]	97.95	93.92
Pretrained-AlexNet [Vakalopoulou et al., 2015]	99.46	99.57
AlexNet (Proposed)	99.98	99.93
AlexNet-small (Proposed)	99.86	99.90
VGG (Proposed)	99.98	99.98

Πίνακας 2.3 : Τα αποτελέσματα της συνολικής ακρίβειας της ταξινόμησης μετά την εφαρμογή διαφορετικών πλαισίων μάθησης και για τα δυο σύνολα δεδομένων.

Για την αξιολόγηση της συνεισφοράς του εγγύς υπέρυθρου καναλιού έγινε μια εφαρμογή στο μοντέλο VGG χωρίς αυτό και στα δυο σετ δεδομένων.

Evaluating results from VGG without the NIR band				
LC Class	SAT-4		SAT-6	
	Accuracy	Precision	Accuracy	Precision
<i>Barren Land</i>	99.96%	98.85%	99.99%	99.89%
<i>Trees</i>	99.99%	99.97%	99.90%	99.64%
<i>Grassland</i>	99.95%	99.99%	99.97%	99.85%
<i>Others</i>	99.99%	99.99%	-	-
<i>Roads</i>	-	-	99.99%	99.95%
<i>Buildings</i>	-	-	99.99%	99.95%
<i>Water Bodies</i>	-	-	100%	100%
<i>Overall</i>	99.98%	99.95%	99.96%	99.88%

Πίνακας 2.4 : Τα αποτελέσματα της εφαρμογής του συνελικτικού μοντέλου VGG χωρίς την εισαγωγή του εγγύς υπέρυθρου καναλιού για τα σύνολα δεδομένων SAT- 4 και SAT- 6.

Η δημοσίευση καταλήγει στο συμπέρασμα ότι η ποσοτική αξιολόγηση είναι αρκετά ελπιδοφόρα αναδεικνύοντας τις υψηλές δυνατότητες των αρχιτεκτονικών βαθιάς μηχανικής μάθησης για τον σχεδιασμό εργαλείων ταξινόμησης εφαρμόζοντας τα σε τηλεπισκοπικά δεδομένα.

3. Ανάπτυξη Μεθοδολογίας

Στο παρόν κεφάλαιο αναπτύσσεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε αρχικά για την επιλογή, απόκτηση, προεπεξεργασία και εκπαίδευση των δεδομένων στη συνέχεια περιγράφεται το μοντέλο ταξινόμησης ConyNet και η διαδικασία μάθησης του. Τέλος αναλύεται η διαδικασία ελέγχου του μοντέλου και πως αξιολογήθηκαν τα αποτελέσματα του καθώς και η διαδικασία σύγκρισης με τους χάρτες κάλυψης γης του Urban Atlas.

3.1 Επιλογή Δεδομένων

Για τον υπολογισμό της πυκνότητας αστικού ιστού και πρασίνου ανά οικοδομικό τετράγωνο επιλέχθηκαν για την διεξαγωγή των πειραμάτων τα κέντρα δυο αστικών πόλεων με πληθυσμό πάνω από 100.000 κατοίκους της Αθήνας και του Bilbao. Οι εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν για τα πειράματα ήταν δωρεάν εικόνες Google Maps.

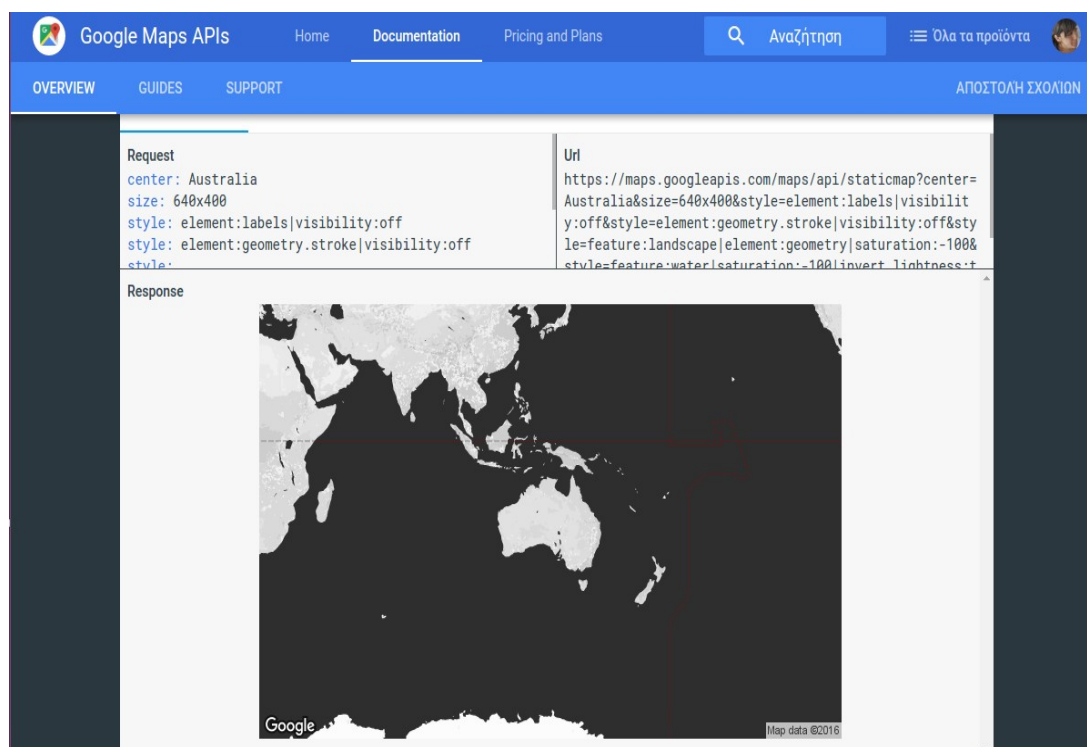
3.2 Απόκτηση Δεδομένων

Η υπηρεσία της Google επιτρέπει την ενσωμάτωση (embed) χαρτών της (για εμπορικούς και μη εμπορικούς σκοπούς) μέσω ενός πλήθους επιλογών και ανάλογα με τον λόγο χρήσης τους: μέσω προγραμματισμού JavaScript (Google Maps JavaScript API), μέσω της λήψης εικόνων στατικών χαρτών από έναν υπερσύνδεσμο (Google Static Maps API) και μέσω της υπηρεσίας Google Embed Maps API για την χρήση διαδραστικών χαρτών.

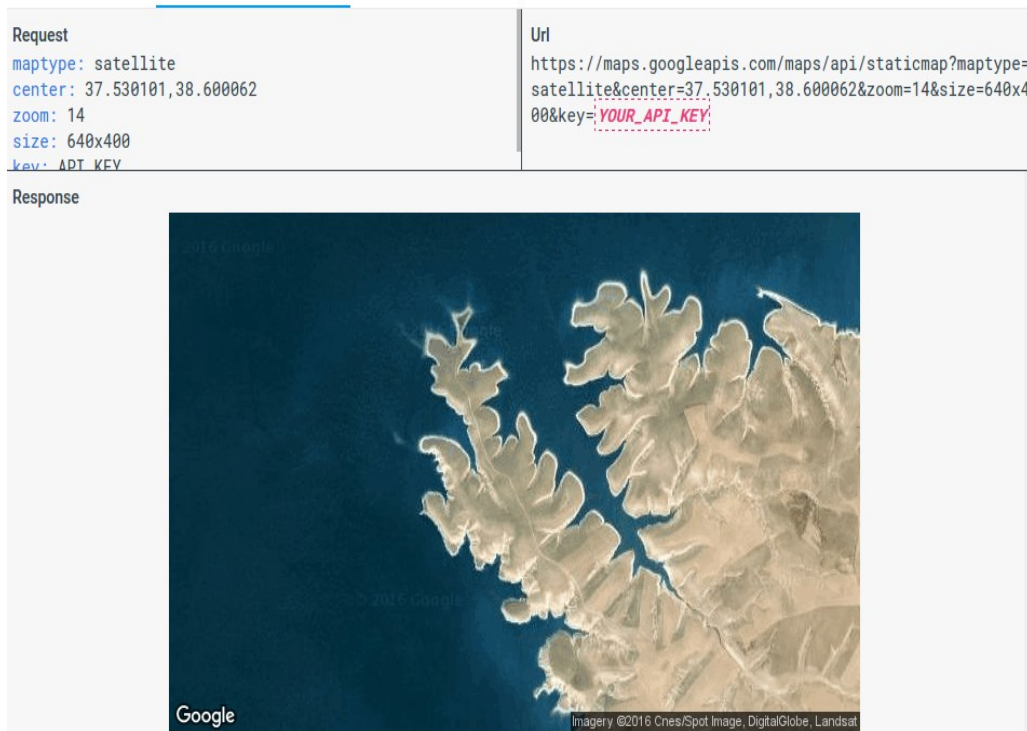
Στη παρούσα διπλωματική χρησιμοποιήθηκε η διεπαφή προγραμματισμού εφαρμογών Google Static Maps API 2, η οποία επιτρέπει την ενσωμάτωση και την λήψη στατικών χαρτών της Google Maps με την χρήση μόνο ενός υπερσυνδέσμου (url) και μέσω αυτής γίνεται ανάκτηση απλών RGB και roadmap εικόνων που κρίθηκαν κατάλληλες προς επεξεργασία για την δημιουργία των δεδομένων εκπαίδευσης του μοντέλου. Η υπηρεσία Google Static Map «κατασκευάζει» τον ζητούμενο χάρτη, απαντώντας σε αίτημα του χρήστη. Το αίτημα αυτό αποτελεί ένα τυπικό HTTP αίτημα (HTTP request) μέσω υπερσυνδέσμου (url) του οποίου οι παράμετροι (url parameters) διαμορφώνονται από τον χρήστη. Η εικόνα που επιστρέφεται από την Google μπορεί να είναι σε μορφή GIF, PNG ή JPEG. Οι παράμετροι ενός HTTP αιτήματος αφορούν τα χαρακτηριστικά του χάρτη, όπως : την τοποθεσία, την διάσταση της εικόνας, την κλίμακα (zoom), το είδος του χάρτη, τις ετικέτες του κοκ. Η μορφή του υπερσυνδέσμου - αιτήματος πρέπει να είναι η ακόλουθη:

<https://maps.googleapis.com/maps/api/staticmap?parameters>

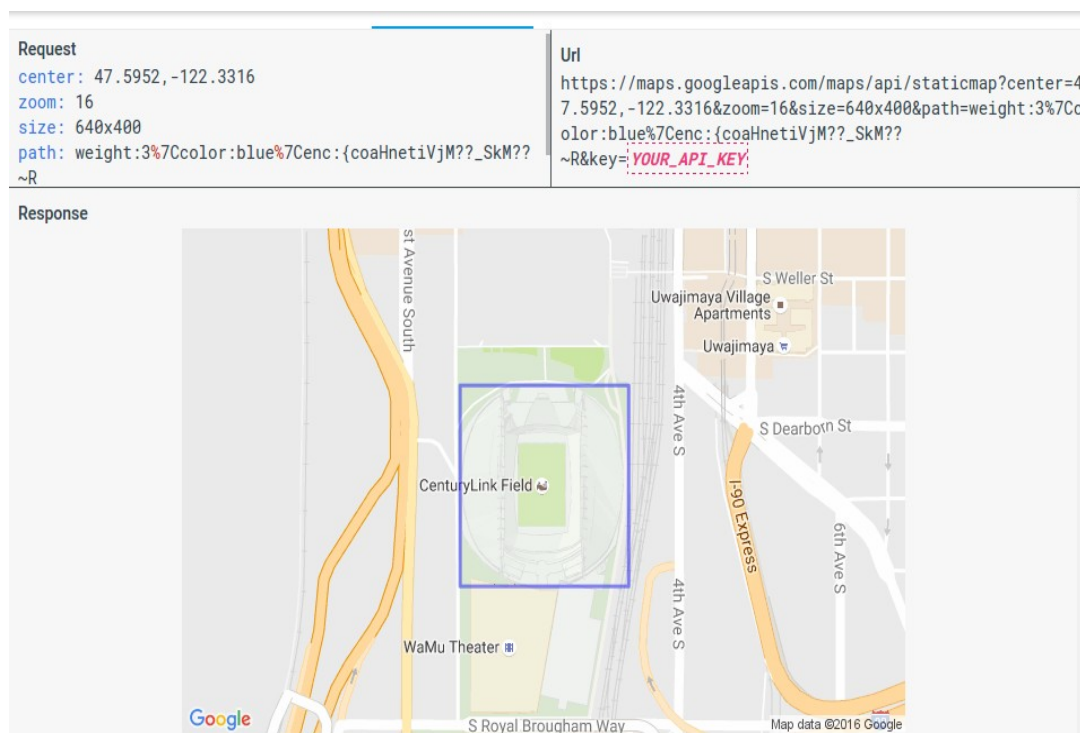
Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι κάποιες παράμετροι είναι υποχρεωτικές και κάποιες προαιρετικές, ενώ όλες αδιακρίτως πρέπει να χωρίζονται από τον χαρακτήρα «&». Οι παράμετροι, οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν και θα αναλυθούν παρακάτω είναι οι ακόλουθες: οι γεωγραφικές συντεταγμένες του κέντρου του χάρτη (σε WGS 84 Web Mercator σύστημα προβολής), η κλίμακα (zoom), το μέγεθος (size) σε σχέση με τη κλίμακα (scale) του χάρτη, τη μορφή της εικόνας (format), το είδος του χάρτη (satellite ή roadmap ή hybrid και terrain) και τα προσαρμοσμένα χαρακτηριστικά του (style).



Εικόνα 3.1 : Η δυνατότητα ενσωμάτωσης χαρτών της Google σε εφαρμογές και ιστοσελίδες μέσω της διεπαφής Google Static Maps API



Εικόνα 3.2 : Αίτημα με ορισμένες παραμέτρους στη διεπαφή Google Static Maps API και ο δορυφορικός χάρτης απάντηση της διεπαφής



Εικόνα 3.3 : Αίτημα με ορισμένες παραμέτρους στη διεπαφή Google Static Maps API και ο χάρτης δρόμων απάντηση της διεπαφής

3.3 Παράμετροι του URL

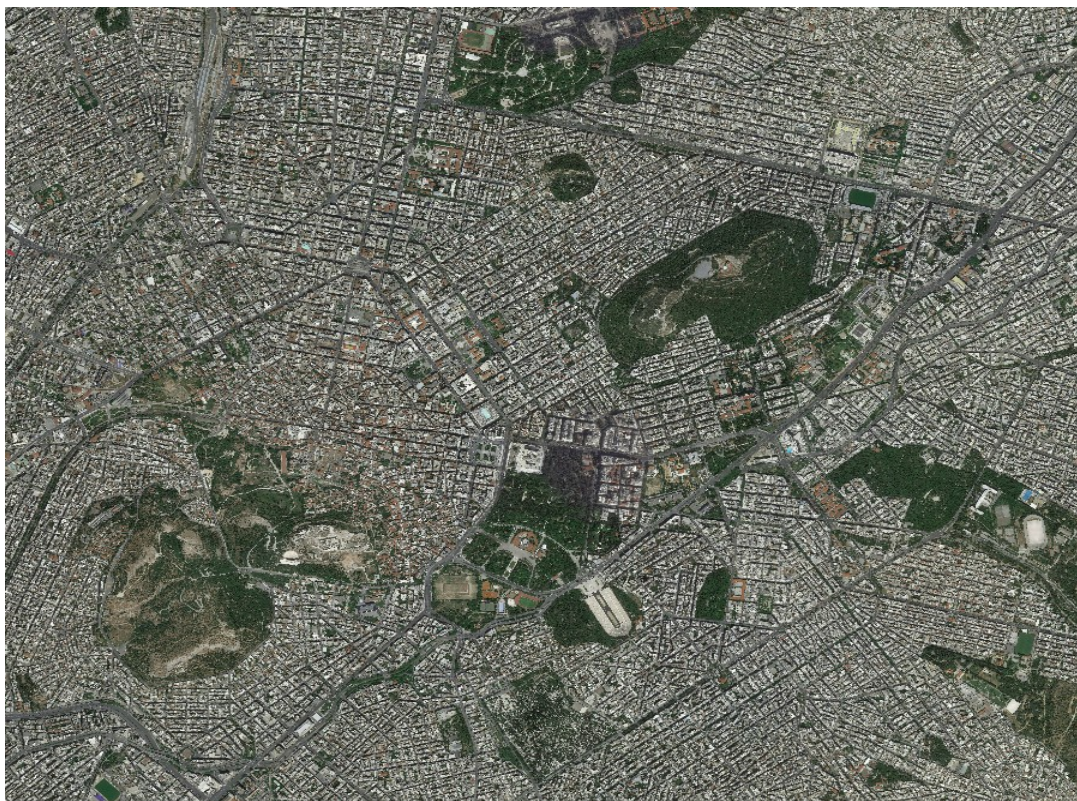
Στην παράγραφο αυτή δίνονται αρχικά οι ορισμοί των παραμέτρων που θα χρειαστούν για την απόκτηση των εικόνων. Ενώ στη συνέχεια συγκεκριμένα αναφέρονται οι τιμές που πήραν οι παράμετροι για την συγκεκριμένη εφαρμογή.

- **Κέντρο** : η παράμετρος αυτή καθορίζει το κέντρο του χάρτη και ισαπέχει από όλες τις άκρες του χάρτη. Η τιμή που λαμβάνει το κέντρο ώστε να καθοριστεί η τοποθεσία εισάγεται είτε ως γεωγραφικές συντεταγμένες διαχωρισμένες με κόμμα {γεωγραφικό πλάτος, μήκος} π.χ. "40.714728, -73.998672" είτε ως μια συμβολοσειρά διεύθυνση π.χ. "δημαρχείο, New York, NY") καθορίζοντας με αυτό το τρόπο μια μοναδική τοποθεσία πάνω στη γη.
- **Zoom** : καθορίζει το επίπεδο zoom του χάρτη δηλαδή το επίπεδο μεγέθυνσης του. Αυτή η παράμετρος παίρνει μια αριθμητική τιμή αντίστοιχη με το επίπεδο του zoom στην επιθυμητή περιοχή. Οι χάρτες του Google Maps έχουν ένα ακέραιο επίπεδο zoom το οποίο καθορίζει την ανάλυση της τρέχουσας οπτικής άποψης του χάρτη. Τα επίπεδα zoom κυμαίνονται μεταξύ 0-21, το μηδέν είναι το χαμηλότερο και περιλαμβάνει όλο το κόσμο σε ένα χάρτη ενώ το 21 είναι το υψηλότερο και σου επιτρέπει να διακρίνεις ξεχωριστά κτήρια. Δεν υπάρχουν όλα τα επίπεδα zoom για όλα τα μέρη της γης εξαρτάται από την τοποθεσία και το ανάγλυφο της. Κάθε μεγαλύτερο επίπεδο zoom διπλασιάζει την ακρίβεια και στην οριζόντια και στη κατακόρυφη διάσταση.
- **Size** : (μέγεθος) ορίζει τις ορθογώνιες διαστάσεις του χάρτη – εικόνα. Η παράμετρος αυτή λαμβάνει αλφαριθμητικά δεδομένα της μορφής {horizontal_value}x{vertical_value}. Για παράδειγμα διαστάσεις 500 x 400 ορίζει ένα χάρτη με 500 εικονοστοιχεία πλάτος και 400 εικονοστοιχεία ύψος. Το τελικό προϊόν είναι αποτέλεσμα του συνδυασμού των παραμέτρων size και scale.
- **Κλίμακα** : (scale) δεν ορίζει την κλίμακα του χάρτη με την έννοια που γνωρίζουμε εμείς αλλά αποτελεί μια μεταβλητή που επηρεάζει τον αριθμό των εικονοστοιχείων τα οποία θα περιέχονται στην εικόνα – χάρτη. Το scale = 2 περιέχει διπλάσιο αριθμό εικονοστοιχείων από ότι το scale = 1 διατηρώντας την ίδια περιοχή κάλυψης και επίπεδο λεπτομέρειας αλλά βελτιώνοντας την αναγνωσιμότητα άρα και την ποιότητα της παραγόμενης εικόνας. Για παράδειγμα, μια τελική εικόνα 640x640 με scale=1 θα επιστρέψει ίδιου μεγέθους περιοχή κάλυψης με μια εικόνα 1280x1280 με scale=2 αλλά η δεύτερη θα έχει διπλάσιο αριθμό εικονοστοιχείων σε κάθε άξονα και άρα καλύτερη ανάλυση. Οι μέγιστες διαστάσεις που μπορούν να εισαχθούν από τον χρήστη είναι 640x640, ενώ η παράμετρος της κλίμακας παίρνει τιμές 1 ή 2. Αυτό σημαίνει ότι οι διαστάσεις της τελικής εικόνας μπορούν να είναι στο μέγιστο 1280x1280 εικονοστοιχεία με scale=2 μόνο με την χρήση της ελεύθερης έκδοσης του Google Maps API αφού η επαγγελματική, προσφέρει ακόμα περισσότερες δυνατότητες.
- **Format** : η παράμετρος καθορίζει το format της τελικής εικόνας. Από προεπιλογή

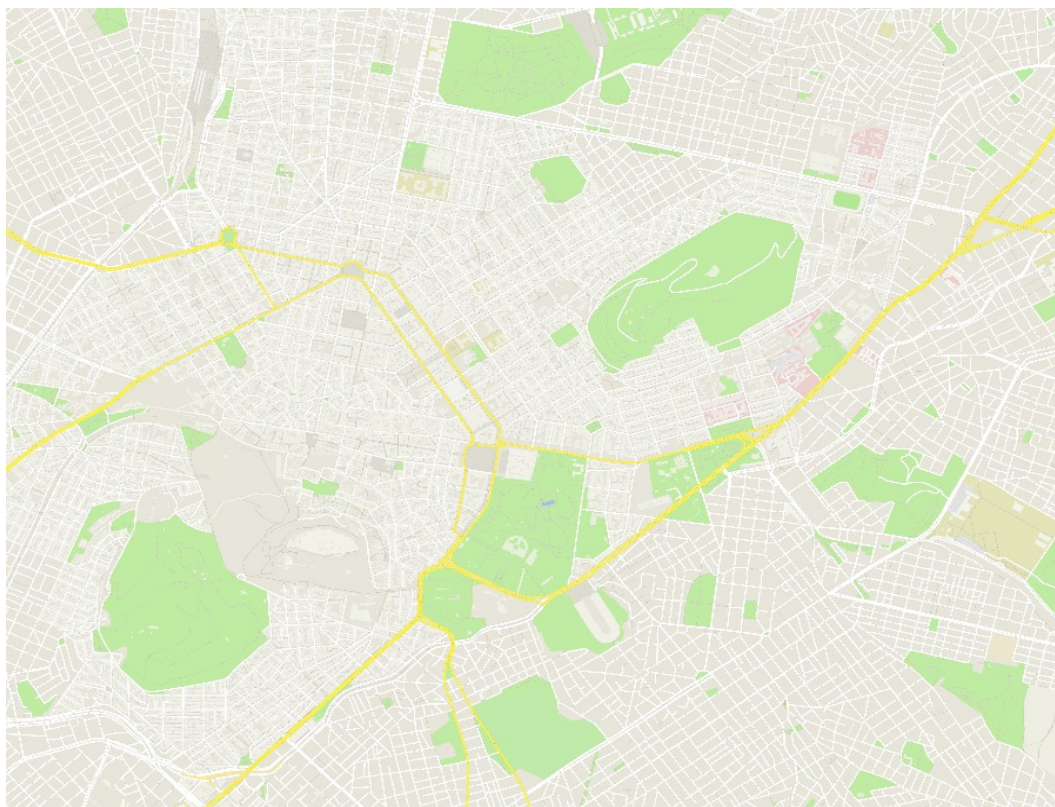
η διεπαφή δημιουργεί png εικόνες. Υπάρχουν πολλά πιθανά format συμπεριλαμβανομένων gif, jpeg και png. Ο χρήστης επιλέγει ποιο ταιριάζει στο αντικείμενο του. Το jpeg παρέχει καλύτερη συμπίεση ενώ τα άλλα δυο περισσότερη λεπτομέρεια.

- **Είδος Χάρτη :** (maptype) ορίζει το είδος του χάρτη που θα δημιουργηθεί. Υπάρχουν πολλές πιθανές τιμές στο είδος του χάρτη συμπεριλαμβανομένων των satellite, roadmap, hybrid και terrain.
- **Style :** καθορίζει το στυλ του χάρτη και σου επιτρέπει την αλλαγή παρουσίασης συγκεκριμένων χαρακτηριστικών όπως δρόμων, πάρκων, ετικετών κ.α.

Συγκεκριμένα στην εργασία οι περιοχές μελέτης ήταν δυο η πόλη της Αθήνας και η πόλη του Bilbao άρα χρειάστηκε μέσω url HTTP αιτήματος να ανακτηθούν τέσσερις εικόνες από την υπηρεσία Google Static Maps API. Δυο εικόνες αντίστοιχα για κάθε πόλη μια δορυφορική – RGB εικόνα και ένα χάρτη δρόμων (roadmap). Το πρώτο βήμα για την απόκτηση των εικόνων είναι η εισαγωγή συντεταγμένων (x,y) που θα ορίζουν την περιοχή ενδιαφέροντος του χρήστη. Αυτές οι συντεταγμένες διαγράφουν ένα πλαίσιο οριοθέτησης (ορθογώνιο παραλληλόγραμμο) για την περιοχή, το οποίο ορίζεται από τις συντεταγμένες του πάνω αριστερού σημείου (upper left) και του κάτω δεξιού (lower right), όπου το x εκφράζει το γεωγραφικό πλάτος (latitude) και το y εκφράζει το γεωγραφικό μήκος (longitude). Για την εύρεση των συντεταγμένων του κέντρου του παραλληλόγραμμου, οι οποίες απαιτούνται από την Google για την επιστροφή της εικόνας ενδιαφέροντος, γίνεται η υπόθεση ότι η γη είναι επίπεδη και υπολογίζεται το κέντρο, ως τον μέσο όρο του ύψους και του πλάτους της επιφάνειας του πλαισίου οριοθέτησης. Έπειτα, κατασκευάζεται ο υπερσύνδεσμος (url), που θα χρησιμοποιηθεί ως αίτημα για την Google εκχωρώντας στοιχεία όπως : size =640x640 (τις μέγιστες διαστάσεις για την κάλυψη της περιοχής ενδιαφέροντος), zoom =18, scale =1, style =feature :all|element:labels|visibility:off με στόχο της αφαίρεση οποιασδήποτε ετικέτας που θα μπορούσε να δημιουργήσει πρόβλημα στην διαδικασία ταξινόμησης της εικόνας, το format της εικόνας ορίζεται να είναι png και maptype = satellite και maptype = roadmap. Οι παραπάνω τιμές των παραμέτρων καθορίστηκαν μέσω δοκιμών και λόγω πολυπλοκότητας του αντικείμενου δηλαδή τον αστικό χώρο ώστε η ανάλυση των εικόνων να είναι όσον το δυνατόν καλύτερη για τα επόμενα στάδια επεξεργασίας τους.



(α) Αθήνα RGB Εικόνα



(β) Αθήνα Χάρτης

Εικόνα 3.4 : Οι εικόνες που αποκτήθηκαν μέσω της διεπαφής Google Static Maps API για την πόλη της Αθήνας (α) Αθήνα RGB Εικόνα και (β) Αθήνα Χάρτης



(α) Bilbao RGB Εικόνα



(β) Bilbao Χάρτης

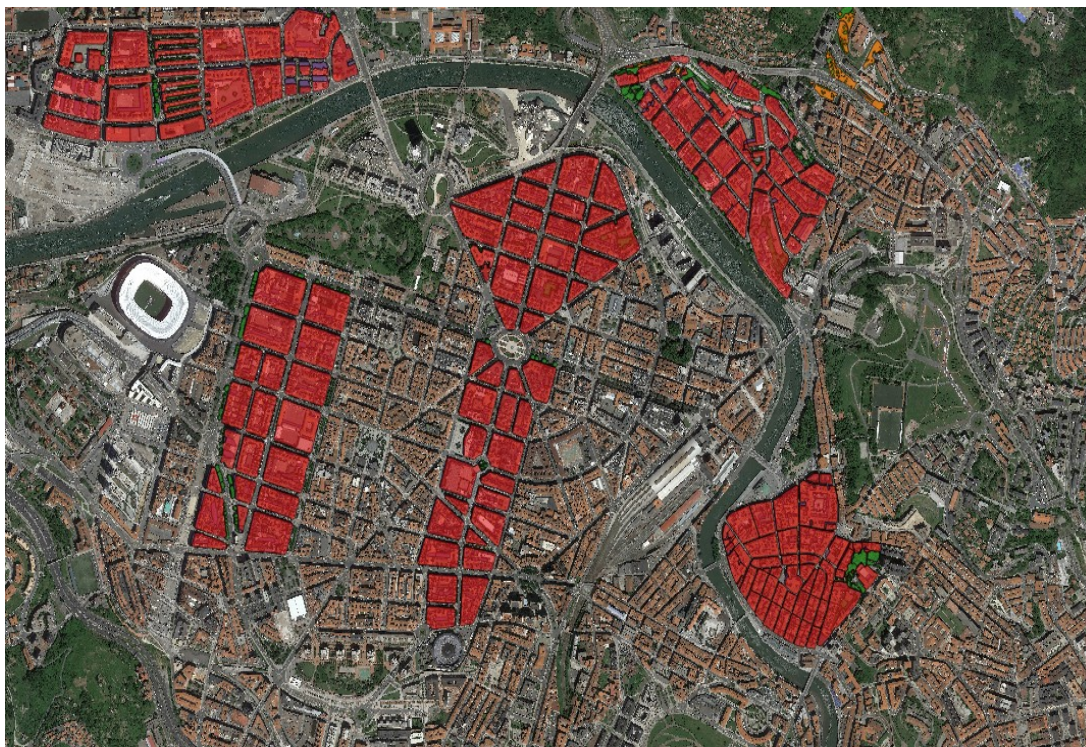
Εικόνα 3.5 : Οι εικόνες που αποκτήθηκαν μέσω της διεπαφής Google Static Maps API για την πόλη της Αθήνας (α) Bilbao RGB Εικόνα και (β) Bilbao Χάρτης

3.4 Δημιουργία Δεδομένων Αναφοράς και Ελέγχου

Για τη δημιουργία των δεδομένων αναφοράς (ground truth areas) και ελέγχου (testing areas) χρειάστηκε φωτοερμηνεία των εικόνων και εκτεταμένη ψηφιοποίηση. Εισήχθησαν στο QGIS η δορυφορική και η αντίστοιχη roadmap εικόνα για κάθε πόλη ξεχωριστά και για την διαδικασία της ψηφιοποίησης είχε οριστεί από πριν ότι οι κλάσεις της ταξινόμησης άρα και των δεδομένων αναφοράς και ελέγχου θα είναι πέντε, κτήρια (building), κτήρια σε σκιά (building shadow), βλάστηση (vegetation), έδαφος (soil) και βλάστηση σε σκιά (vegetation shadow). Οι επιλεγμένες αυτές κλάσεις θεωρήθηκε ότι αντιπροσωπεύουν τις κύριες κατηγορίες κάλυψης γης ενός οικοδομικού τετραγώνου δηλαδή ((i) αδιαπέραστες – τεχνητές επιφάνειες : κτήρια και κτήρια σε σκιά, (ii) αστικό πράσινο : βλάστηση και βλάστηση σε σκιά, (iii) έδαφος : έδαφος. Άρα ήταν επαρκείς για τον υπολογισμό των αδιαπέραστων επιφανειών, της κάλυψης του εδάφους και του αστικού πρασίνου. Κάθε κατηγορία της ψηφιοποίησης είχε ένα νούμερο – ταυτότητα (id) που την ξεχώριζε από τις υπόλοιπες άρα κάθε στοιχείο που ψηφιοποιούνταν εισαγόταν από το χρήστη το id της κατηγορίας στην οποία ανήκε το αντικείμενο. Η ψηφιοποίηση ήταν μια χρονοβόρα διαδικασία, συνολικά και στις δυο πόλεις ψηφιοποιήθηκαν 254 οικοδομικά τετράγωνα. Σε κάθε εικόνα ψηφιοποιήθηκαν έξι περιοχές κατανεμημένες ομοιόμορφα σε όλη την εικόνα που η καθεμία περιείχε περίπου 20 οικοδομικά τετράγωνα. Στην πόλη της Αθήνας τρεις περιοχές (63 οικοδομικά τετράγωνα) χρησιμοποιήθηκαν σαν δεδομένα αναφοράς και τρεις περιοχές (63 οικοδομικά τετράγωνα) σαν δεδομένα ελέγχου. Ενώ στην πόλη του Bilbao δυο περιοχές (48 οικοδομικά τετράγωνα) ανήκαν στα δεδομένα αναφοράς και τέσσερις στα δεδομένα ελέγχου (79 οικοδομικά τετράγωνα).

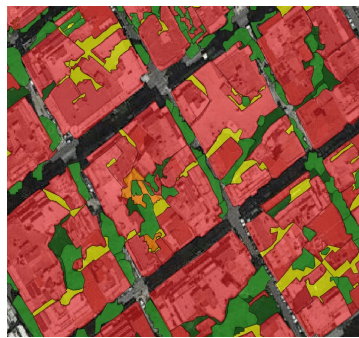


(α) Οι έξι περιοχές δεδομένων αναφοράς και ελέγχου της Αθήνας



(β) Οι έξι περιοχές δεδομένων αναφοράς και ελέγχου του Bilbao

Εικόνα 3.6 : Οι ψηφιοποιημένες περιοχές (α) για την πόλη της Αθήνας (β) για την πόλη του Bilbao



(α) οι πέντε κατηγορίες



(β) κτήρια



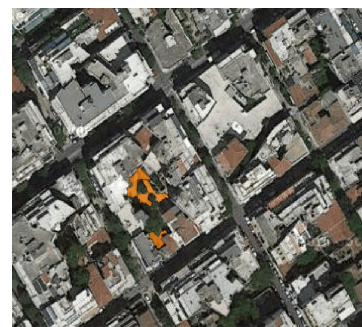
(γ) κτήρια σε σκιά



(δ) βλάστηση



(ε) βλάστηση σε σκιά



(στ) έδαφος

Εικόνα 3.7 : Ορισμένα ψηφιοποιημένα οικοδομικά τετράγωνα στην Αθήνα (α) οι κατηγορίες πέντε της ψηφιοποίησης και στη συνέχεια καθεμία ξεχωριστά (β) κτήρια (γ) κτήρια σε σκιά (δ) βλάστηση (ε) βλάστηση σε σκιά (στ) έδαφος

Μετά την ολοκλήρωση της δημιουργίας των διανυσματικών δεδομένων αναφοράς και ελέγχου για να ξεκινήσει η διαδικασία της μάθησης του μοντέλου τα δεδομένα αναφοράς χρειάζονται περαιτέρω επεξεργασία για να εισαχθούν στο μοντέλο ταξινόμησης. Αρχικά κάθε μια από τις πέντε κατηγορίες των δεδομένων αναφοράς πρέπει να μετατραπεί από διανυσματικά σε raster δεδομένα, διαδικασία που πραγματοποιείται στο QGIS, ώστε να αποκτήσουν μορφή εικόνας και να μπορούν να επεξεργαστούν στο Matlab. Στο Matlab ουσιαστικά δημιουργήθηκε ένα αρχείο για κάθε μία από τις δώδεκα περιοχές στο οποίο περιέχονταν όλες οι κατηγορίες και κάθε εικονοστοιχείο είχε ένα id ανάλογα με την κατηγορία που ανήκει.

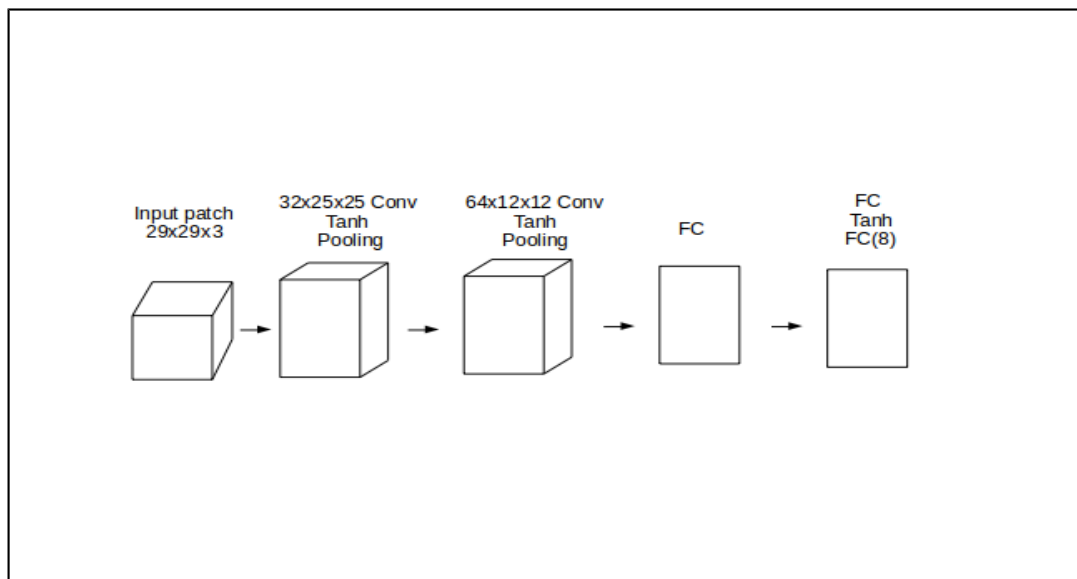
3.5 Διαδικασία Εκπαίδευσης

Δεδομένου ότι ο στόχος ήταν να φτιαχτεί ένα ισχυρό μοντέλο ταξινόμησης που θα μπορεί να ανιχνεύσει τις κύριες κατηγορίες κάλυψης γης αστικού χώρου, η προτεινόμενη μεθοδολογία βασίστηκε σε μια ολοκληρωμένη διαδικασία μάθησης. Χρησιμοποιήθηκε μια προσέγγιση 'deep learning' βασισμένη ουσιαστικά σε εικόνες ιδιαίτερα μικρών διαστάσεων (patches) για την ταξινόμηση των πολύ υψηλής ανάλυσης εικόνων σε πέντε διαφορετικές κατηγορίες. Συγκεκριμένα τα μοντέλα 'deep learning' χρειάζονται δεδομένα εκπαίδευσης προκειμένου να σχηματιστούν και να είναι ικανά να προβλέπουν οποιοδήποτε άγνωστο στοιχείο τους δοθεί. Για αυτό μετά από εκτενής και χρονοβόρα φωτοερμηνεία και ψηφιοποίηση, όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, συλλέχθηκε ένα σημαντικό πλήθος

δεδομένων αναφοράς και ελέγχου που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου. Για τη διαδικασία της εκπαίδευσης επιλέχθηκε ένα patch διαστάσεων 29x29 εικονοστοιχείων και με patches αυτού του μεγέθους τροφοδοτήθηκε το δίκτυο 'deep learning'. Η ομάδα των δεδομένων εκπαίδευσης σχηματίστηκε από τυχαία επιλεγμένα patches τα οποία εξήχθησαν από τα διαθέσιμα δεδομένα αναφοράς. Ωστόσο στη κλάση έδαφος τα δείγματα που ήταν διαθέσιμα ήταν ελάχιστα ως εκ τούτου χρησιμοποιήθηκε μια διαδικασία επαύξησης των δειγμάτων με τυχαίες δειγματοληψίες και τυχαίους μετασχηματισμούς ώστε να προστεθούν patches στην εκπαίδευση του μοντέλου. Χρησιμοποιώντας τις RGB μωσαϊκά - εικόνες της Google για την εκπαίδευση του μοντέλου, γίνεται χρήση πληροφοριών μόνο από τρία κανάλια το κόκκινο, το πράσινο και το μπλε για την ταξινόμηση. Στη βιβλιογραφία για τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN) παρουσιάζονται πολλές διαφορετικές αρχιτεκτονικές βαθιές ή ρηχές. Στην παρούσα διπλωματική, επιλέχθηκε ένα απλό ConvNet δίκτυο, με μια ρηχή αρχιτεκτονική τόσο λόγω του σχετικά μικρού μεγέθους του επιλεγμένου patch όσο και της χαμηλής υπολογιστικής πολυπλοκότητας αλλά με υψηλή μετρηθείσα ακρίβεια.

3.6 Το Μοντέλο Ταξινόμησης ConvNet

Το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση των δεδομένων είναι το ConvNet και αποτελείται από 10 επίπεδα. Το πρώτο από αυτά είναι συνελκτικό και δέχεται ως είσοδο τα patches διαστάσεων 3x29x29 τα οποία επεξεργάζεται με φίλτρα 4x5x5. Το δεύτερο επίπεδο εφαρμόζει τη συνάρτηση tangent στον παράγωγο πίνακα. Το τρίτο επίπεδο, είναι είδους MaxPooling και εφαρμόζει φίλτρα 4x2x2 με βήμα 2. Τα επίπεδα 4,5 και 6 ακολουθούν την ίδια λογική (Convolutional-Tangent-MaxPooling). Το τέταρτο επίπεδο εφαρμόζει φίλτρα 4x5x5 ενώ το έκτο εφαρμόζει φίλτρα 4x2x2 με βήμα 2 καταλήγοντας σε ένα πίνακα διαστάσεων 64x4x4. Το έβδομο επίπεδο συμβάλλει στο μετασχηματισμό του πολυδιάστατου πίνακα 64x4x4 σε μονοδιάστατο πίνακα διαστάσεων $64 \cdot 4 \cdot 4 = 1024 \times 1$. Το όγδοο γραμμικό επίπεδο μετατρέπει το μονοδιάστατο πίνακα από 1024×1 σε 500×1 και το ένατο επίπεδο εφαρμόζει τη συνάρτηση tangent. Το τελευταίο επίπεδο δίνει ως έξοδο τον τελικό πίνακα διαστάσεων 5×1 επειδή οι κατηγορίες εκπαίδευσης είναι πέντε. Όσον αφορά την υλοποίηση του μοντέλου οι παράμετροι του έχουν ως εξής έχει εκπαιδευτεί με learning rate 1 για 36 εποχές ενώ κάθε 3 εποχές το learning rate μειώνεται στο μισό. Το momentum τέθηκε ίσο με 0.9, το weight decay είναι ίσο με $5 \cdot 10^{-4}$ και το learning Rate Decay ίσο με 10^{-7} .



Εικόνα 3.8 : Η σχηματική απεικόνιση του μοντέλου ConvNet

3.7 Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων

Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης έγινε κυρίως μέσα από την παρατήρηση του πίνακα σύγχυσης. Συγκεκριμένα, από τον πίνακα σύγχυσης βρέθηκαν οι ακρίβειες του χρήστη και του παραγωγού, η συνολική ακρίβεια και ο δείκτης K.

- Ακρίβεια Χρήστη (User's Accuracy)

Υπολογίζεται για μια κατηγορία ταξινόμησης αν διαιρεθούν τα patches που σωστά ταξινομήθηκαν σε αυτήν, με το σύνολο των patches που έχουν ταξινομηθεί σε αυτήν. Δηλαδή στην πράξη, η συγκεκριμένη ακρίβεια μελετάται ανά γραμμή στο πίνακα σύγχυσης.

- Ακρίβεια Παραγωγού (Producer's Accuracy).

Υπολογίζεται για μια κατηγορία ταξινόμησης αν διαιρεθούν τα patches που σωστά ταξινομήθηκαν σε αυτήν με το σύνολο των patches που υπάρχουν για αυτή την κατηγορία. Δηλαδή στην πράξη, η ακρίβεια αυτή μελετάται ανά στήλη στο πίνακα σύγχυσης.

- Συνολική Ακρίβεια (Overall Accuracy)

Υπολογίζεται αν το σύνολο των σωστά ταξινομημένων patches διαιρεθεί με το σύνολο των patches ελέγχου. Αρκεί δηλαδή το άθροισμα των στοιχείων της διαγωνίου ενός πίνακα σύγχυσης να διαιρεθεί με το σύνολο των στοιχείων του.

- Δείκτης K (Kappa coefficient)

Αποτελεί ισχυρότερο μέτρο αξιολόγησης των αποτελεσμάτων από τη συνολική ακρίβεια, αφού λαμβάνει υπόψη τόσο την ακρίβεια του χρήστη όσο και την ακρίβεια του παραγωγού.

$$K = \frac{\text{Overall accuracy} - p_c}{1 - p_c}$$

Εξίσωση 3.1: Δείκτης K (Kappa coefficient)

$$p_c = \frac{\sum_i n_{i,i}}{n}$$

Εξίσωση 3.2: Ακρίβεια p_c όπου n_i = άθροισμα στοιχείων του πίνακα σύγχυσης ανά γραμμή, n_j = άθροισμα στοιχείων του πίνακα σύγχυσης ανά στήλη, n = συνολικό άθροισμα στοιχείων του πίνακα σύγχυσης

3.8 Διαδικασία Ελέγχου και Ποιοτικών Συγκρίσεων μεταξύ των Προϊόντων

Για τη διεξαγωγή της διαδικασίας του ελέγχου και της σύγκρισης μεταξύ των αποτελεσμάτων, των δεδομένων αναφοράς και των χαρτών κάλυψης του Urban Atlas έπρεπε τόσο τα δεδομένα όσο και τα αποτελέσματα να παρουσιάζονται με ένα κοινό τρόπο ώστε να διευκολυνθεί η σύγκριση και να είναι λειτουργική για την εξαγωγή συμπερασμάτων. Για το λόγο αυτό ενώ κάθε patch διαστάσεων 29x29 εικονοστοιχείων ταξινομήθηκε αρχικά από το μοντέλο σε μια από τις πέντε διαφορετικές κατηγορίες στη συνέχεια υπολογίστηκε και εξάχθηκε η κυρίαρχη κατηγορία για κάθε οικοδομικό τετράγωνο και έτσι έγινε δυνατή η σύγκριση με το αντίστοιχο οικοδομικό τετράγωνο του Urban Atlas. Το Urban Atlas έχει κατατάξει κάθε οικοδομικό τετράγωνο σε μια κατηγορία την κυρίαρχη ως εκ τούτου υιοθετήθηκαν οι κατηγορίες του για τα δεδομένα αναφοράς και για τα αποτελέσματα της ταξινόμησης. Η μετάβαση από της πέντε κατηγορίες σε μια κυρίαρχη κατηγορία για κάθε οικοδομικό τετράγωνο έγινε ουσιαστικά με ενοποίηση των κατηγοριών δηλαδή τα κτήρια και τα κτήρια σε σκιά αποτελούν μια κοινή κλάση τα κτήρια το ίδιο ισχύει και για την βλάστηση με την βλάστηση σε σκιά ενώ η κατηγορία έδαφος παρέμεινε ίδια. Ο υπολογισμός στις ενοποιημένες κατηγορίες έγινε στο Matlab ως εξής, προστέθηκαν τα pixel των δυο κατηγοριών και διαιρέθηκαν με το σύνολο των pixel στο οικοδομικό τετράγωνο έτσι προκύπτει κάθε οικοδομικό τετράγωνο με τρεις κατηγορίες (κτήρια, βλάστηση, έδαφος) και τα αντίστοιχα ποσοστά τους. Στη συνέχεια ανάλογα με το ποια κατηγορία εμφανίζει τα μεγαλύτερα ποσοστά υιοθετείται σαν κυρίαρχη, αντιστοιχίζεται με μια από τις κατηγορίες του Urban Atlas και κατατάσσεται σε αυτήν το οικοδομικό τετράγωνο. Η κατηγορία κτήρια στο Urban Atlas εμφανίζεται ως πυκνότητα

αστικού ιστού και έχει διαβαθμίσεις ανάλογα με το ποσοστό κάλυψης στο οικοδομικό τετράγωνο. Συγκεκριμένα στις περιοχές μελέτης που εξετάζονται εμφανίζονται τρεις κατηγορίες πυκνότητας αστικού ιστού άρα ανάλογα με το ποσοστό κάλυψης στην ενοποιημένη κατηγορία κτήρια κάθε οικοδομικό τετράγωνο κατατάσσεται στο αντίστοιχο ποσοστό πυκνότητας αστικού ιστού του Urban Atlas. Άρα δημιουργήθηκαν χάρτες κάλυψης γης με τις ίδιες κατηγορίες τόσο για τα δεδομένα αναφοράς όσο και για τα αποτελέσματα και διεξήχθησαν οι συγκρίσεις με τις αντίστοιχες περιοχές του Urban Atlas ώστε να διαπιστωθούν αστοχίες στην εφαρμογή του μοντέλου ή αλλαγές στην κάλυψη γης με το πέρασμα των χρόνων.

4. Αποτελέσματα και Αξιολόγηση

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης και γίνεται η ποσοτική και ποιοτική τους αξιολόγηση. Για τη διαδικασία μάθησης και αξιολόγησης του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν συνολικά 254 οικοδομικά τετράγωνα. Στη διαδικασία της μάθησης του μοντέλου συμμετείχαν 112 οικοδομικά τετράγωνα. Ενώ η ανάλυση των αποτελεσμάτων που πραγματοποιήθηκε πάνω στις περιοχές ελέγχου του μοντέλου της ταξινόμησης, περιέχουν σε σύνολο 142 οικοδομικά τετράγωνα. Οι περιοχές ελέγχου είναι συνολικά επτά, τρεις για την πόλη της Αθήνας και τέσσερις για το Bilbao. Η καθεμία αποτελείται περίπου από 20 οικοδομικά τετράγωνα. Ανεξάρτητα από τα διαφορετικά δομικά και φασματικά χαρακτηριστικά των δυο πόλεων, λόγω των διαφορετικών κυρίαρχων τεχνητών υλικών που χρησιμοποιούνται για τη δόμηση τους, δημιουργήθηκε ένα μοναδικό μοντέλο και έτσι ελέγχθηκε και η σταθερότητα του μοντέλου σε διαφορετικά δεδομένα. Χρησιμοποιήθηκαν περίπου 230000 patches τυχαία επιλεγμένα για κάθε κλάση. Η δομή του κεφαλαίου που ακολουθεί έχει ως εξής, αρχικά αναλύθηκε το αποτέλεσμα του μοντέλου ConvNet. Στη συνέχεια αξιολογήθηκαν τα αποτελέσματα της ταξινόμησης μέσω της σύγκρισης τους αρχικά με τα δεδομένα εκπαίδευσης που δημιουργήθηκαν χειροκίνητα και μετέπειτα με τους χάρτες κάλυψης γης του Urban Atlas για τα αντίστοιχα οικοδομικά τετράγωνα.

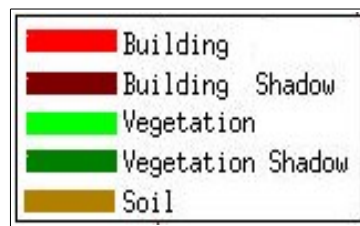
4.1 Αποτελέσματα του μοντέλου ταξινόμησης και ποσοτική αξιολόγηση

Με την εφαρμογή του μοντέλου ταξινόμησης ConvNet στα δεδομένα ελέγχου εξήχθη ο παρακάτω πίνακας 4.1. Η ταξινόμηση όπως αναφέρθηκε και παραπάνω αποτελείται από 5 κλάσεις κτήρια, κτήρια σε σκιά, βλάστηση, έδαφος και βλάστηση σε σκιά. Παρατηρώντας τον πίνακα 4.1 η ταξινόμηση κατέληξε με Overall Accuracy = 90.8% και Kappa coefficient = 71.6%. Οι χαμηλότερες ακρίβειες παρατηρήθηκαν στις κλάσεις κτήρια σε σκιά, βλάστηση σε σκιά και έδαφος. Τα χαμηλά αυτά ποσοστά στις κλάσεις κτήρια σε σκιά και βλάστηση σε σκιά αιτιολογούνται κυρίως λόγω της έλλειψης του υπέρυθρου καναλιού με το οποίο εύκολα εντοπίζεται η βλάστηση. Καταλήγοντας με αυτό το τρόπο σε σύγχυση μεταξύ όλων των εμπλεκόμενων κλάσεων όπως τα κτήρια, τη βλάστηση και τις σκιές σε κτήρια ή βλάστηση. Επιπρόσθετα αστοχία του μοντέλου που παρατηρήθηκε έντονα στο πίνακα είναι η σύγχυση μεταξύ των κλάσεων κτήρια και έδαφος. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι οι κεραμοσκεπές και το χώμα είναι υλικά που είναι φασματικά όμοια άρα σε πολλές περιπτώσεις συγχέονται μεταξύ τους, ειδικά στα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν όπου οι εικόνες είναι RGB άρα υπάρχει έλλειψη ευρύ φάσματος καναλιών αυξάνεται και το πλήθος των εσφαλμένα ταξινομημένων pixel. Ωστόσο παρά τις αποκλίσεις του μοντέλου που αναφέρθηκαν παραπάνω οι κλάσεις των κτηρίων και της βλάστησης, που είναι και το βασικό αντικείμενο μελέτης της παρούσας εργασίας, κατέληξαν με ποσοστά υψηλότερα από 80% που θεωρήθηκαν ικανοποιητικά. Επιτρέποντας τον υπολογισμό της πυκνότητας του αστικού ιστού και την παρατήρηση του για πιθανές αλλαγές στην κάλυψη γης.

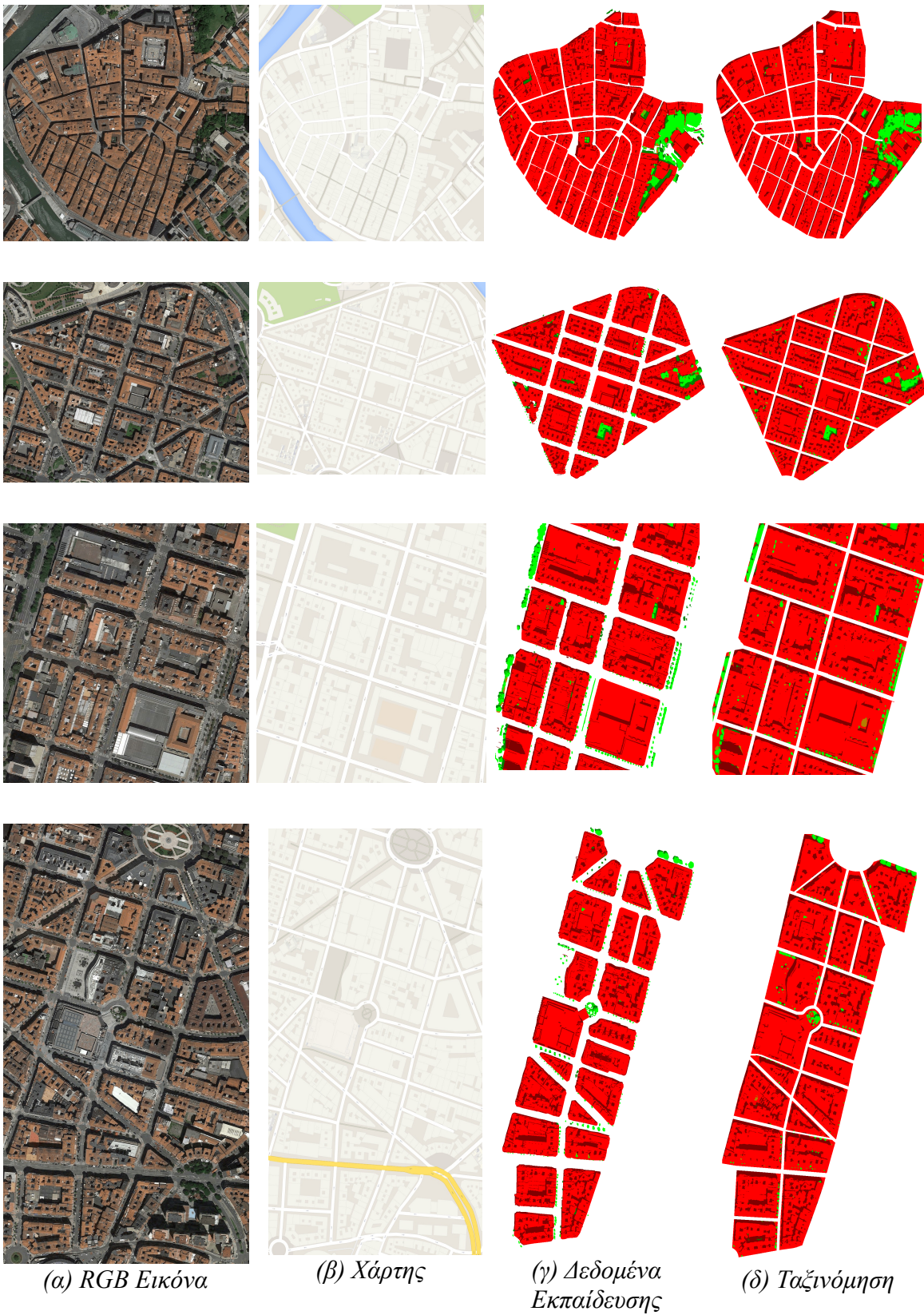
# of pix.		Reference Data						
		Building	Building_Shadow	Vegetation	Soil	Vegetation_Shadow	Total	UA (%)
classification	Building	225465	2997	4967	3084	1226	237739	94.8
	Building_Shadow	1974	8563	1958	9	2344	14848	57.7
	Vegetation	2592	1353	23806	230	1471	29452	80.8
	Soil	632	6	319	1393	0	2350	59.3
	Vegetation_Shadow	243	693	543	27	2436	3942	61.8
	Total	230906	13612	31593	4743	7477	288331	
	PA (%)	97.6	62.9	75.4	29.4	32.6		
Overall accuracy = 90.8% Kappa coefficient = 71.6%								

Πίνακας 4.1 : Πίνακας Σύγκρισης της Ταξινόμησης

Στη συνέχεια πέρα από την συνοπτική παρουσίαση κάποιων αποτελεσμάτων σε περιοχές ελέγχου του Bilbao στην *Εικόνα 4.1* που ακολουθεί, λόγω πολυπλοκότητας του αστικού χώρου χρειάστηκε να εξεταστούν πιο συγκεκριμένα κάποια οικοδομικά τετράγωνα παρακάτω για τον οπτικό εντοπισμό των αστοχιών του μοντέλου αλλά και της συμφωνία του στο μεγαλύτερο μέρος με τα δεδομένα εκπαίδευσης.



Υπόμνημα 4.1 : Κατηγορίες μοντέλου ταξινόμησης ConvNet



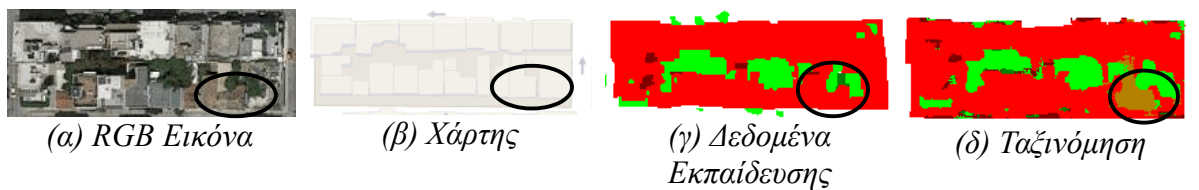
Εικόνα 4.1: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConvNet. Οι αντίστοιχες google maps εικόνες (α) και χάρτες (β)

καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ) που συλλέχθηκαν χειροκίνητα σε τέσσερις διαφορετικές περιοχές του Bilbao.

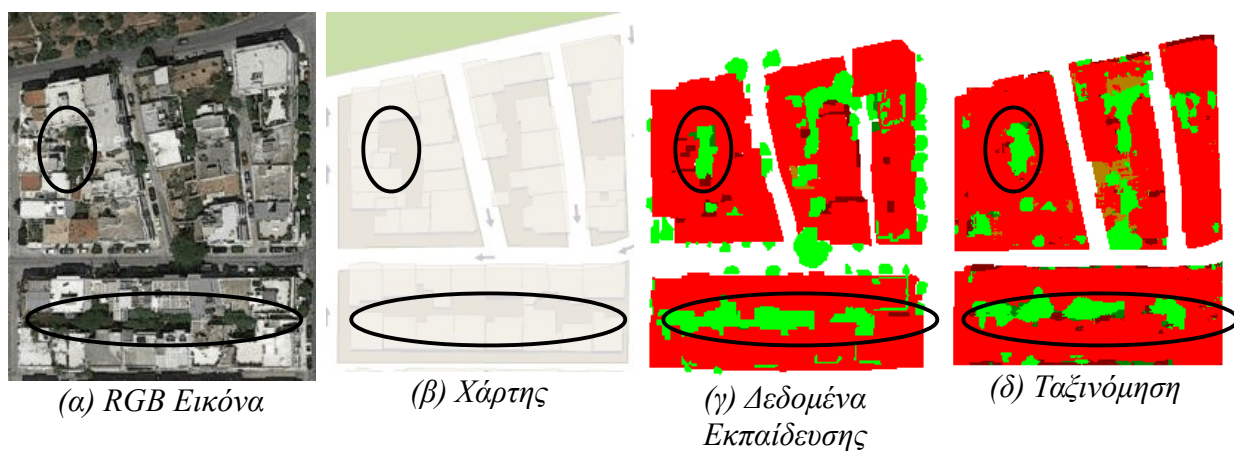


Εικόνα 4.2: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConvNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ) που συλλέχθηκαν χειροκίνητα στη περιοχή του Φιλοπάππου στην Αθήνα.

Εξετάζοντας πιο προσεκτικά κάποια οικοδομικά τετράγωνα της παραπάνω περιοχής από την εικόνα 4.2 εντοπίστηκαν κάποιες αποκλίσεις του μοντέλου που αναφέρθηκαν παραπάνω. Παρατηρήθηκε στην εικόνα 4.3 ότι κάποια κτήρια με κεραμοσκεπές ταξινομήθηκαν από το μοντέλο σαν έδαφος. Αυτό διαπιστώθηκε και από τα αριθμητικά αποτελέσματα του οικοδομικού τετραγώνου όπου στα δεδομένα εκπαίδευσης η κατηγορία έδαφος έχει μηδενικό ποσοστό ενώ η ταξινόμηση έδωσε ένα ποσοστό 5% στην κατηγορία έδαφος. Στη συνέχεια στην Εικόνα 4.4 παρατηρήθηκε η σύγχυση μεταξύ των κλάσεων των σκιών, των κτηρίων και της βλάστησης που αιτιολογήθηκε λόγω της έλλειψης του υπέρυθρου καναλιού με το οποίο εντοπίζεται εύκολα η βλάστηση.

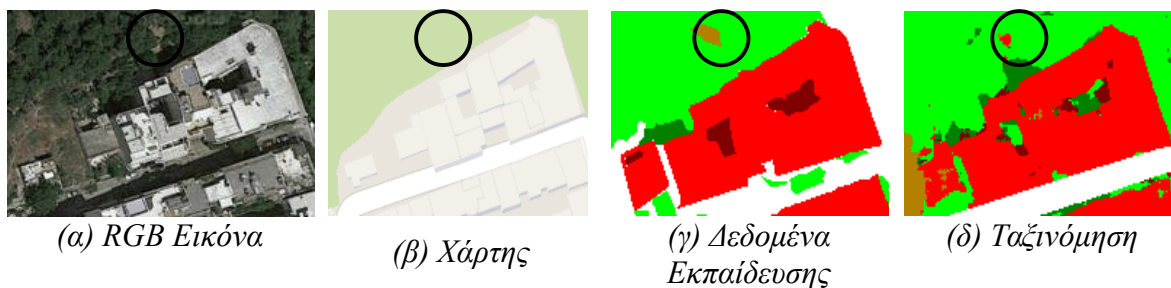


Εικόνα 4.3: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) σε ένα οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConvnNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ). Μέσα στην έλλειψη παρατηρούνται τα κτήρια (α), (β), (γ) που στη (δ) έχουν ταξινομηθεί από το μοντέλο ως έδαφος.



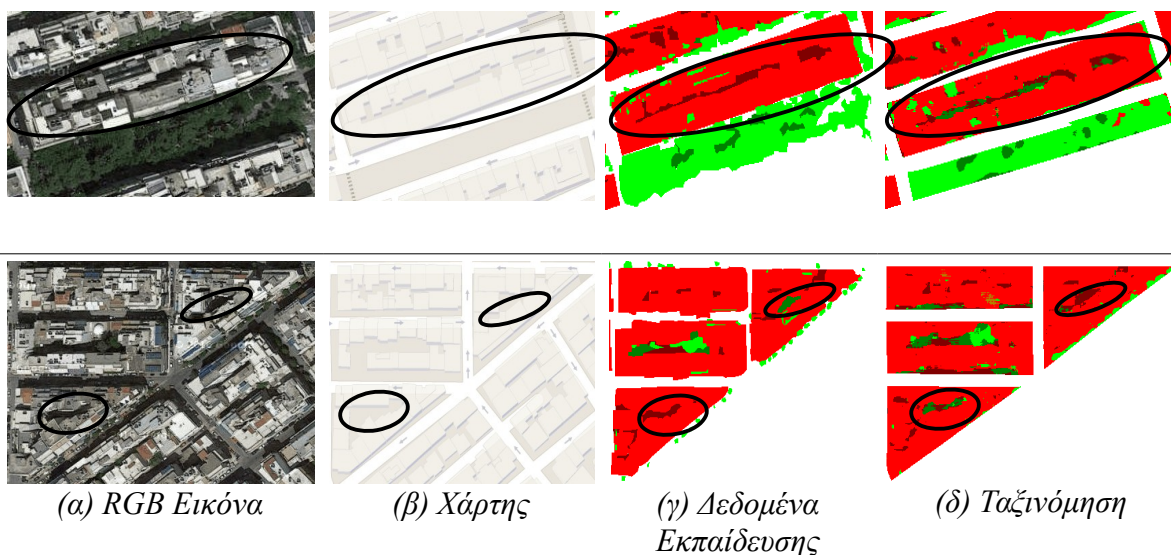
Εικόνα 4.4: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConvnNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ). Μέσα στις ελλείψεις (α), (β), (γ) παρατηρούνται αστοχίες του μοντέλου (δ) μεταξύ των κλάσεων κτήρια, κτήρια σε σκιά, βλάστηση και βλάστηση σε σκιά.

Στην Εικόνα 4.5 παρατηρήθηκε ότι ενώ στα δεδομένα εκπαίδευσης η περιοχή μέσα στη έλλειψη ψηφιοποιήθηκε στην κατηγορία έδαφος όπως προέκυψε και από την φωτοερμηνεία της RGB εικόνας το μοντέλο της ταξινόμησης λανθασμένα την ταξινόμησε ως κτήριο και βλάστηση.

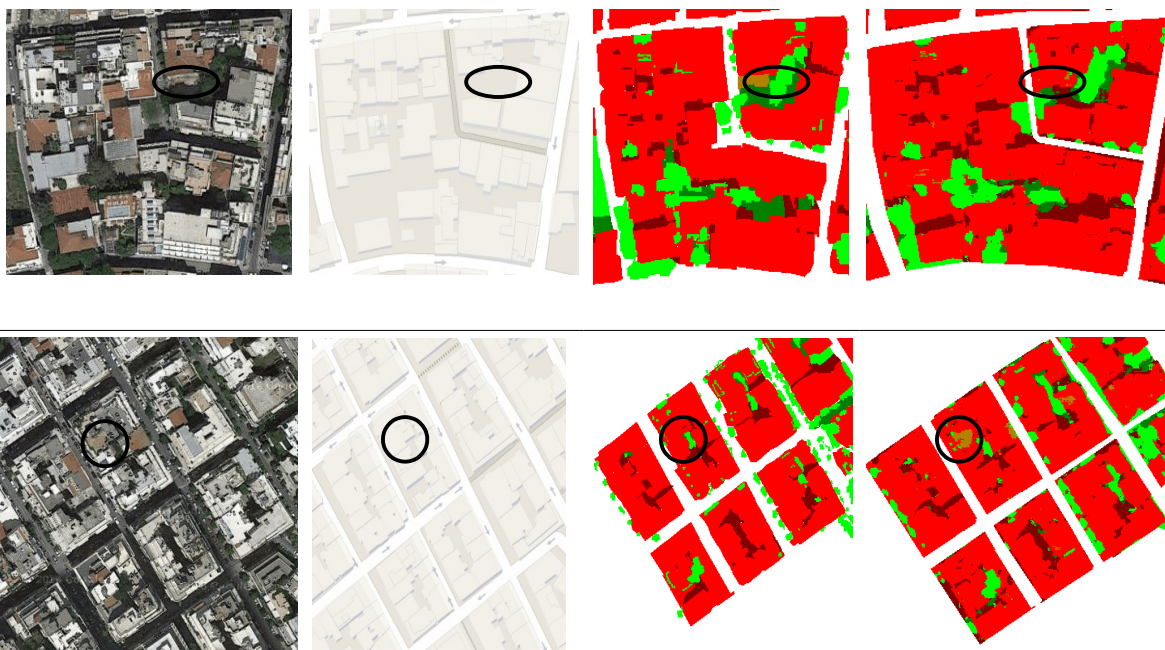


Εικόνα 4.5: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) σε ένα οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConpNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ) εντοπίζεται αστοχία του μοντέλου μεταξύ των κλάσεων έδαφος, κτήρια και βλάστηση.

Στις επόμενες τρεις εικόνες έχουν συγκεντρωθεί οικοδομικά τετράγωνα στα οποία εντοπίστηκαν οι ίδιες παρατηρήσεις στα αποτελέσματα.



Εικόνα 4.6: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConpNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ). Μέσα στις ελλείψεις (α),(β),(γ) παρατηρούνται αστοχίες του μοντέλου (δ) μεταξύ των κλάσεων κτήρια σε σκιά και βλάστηση σε σκιά.

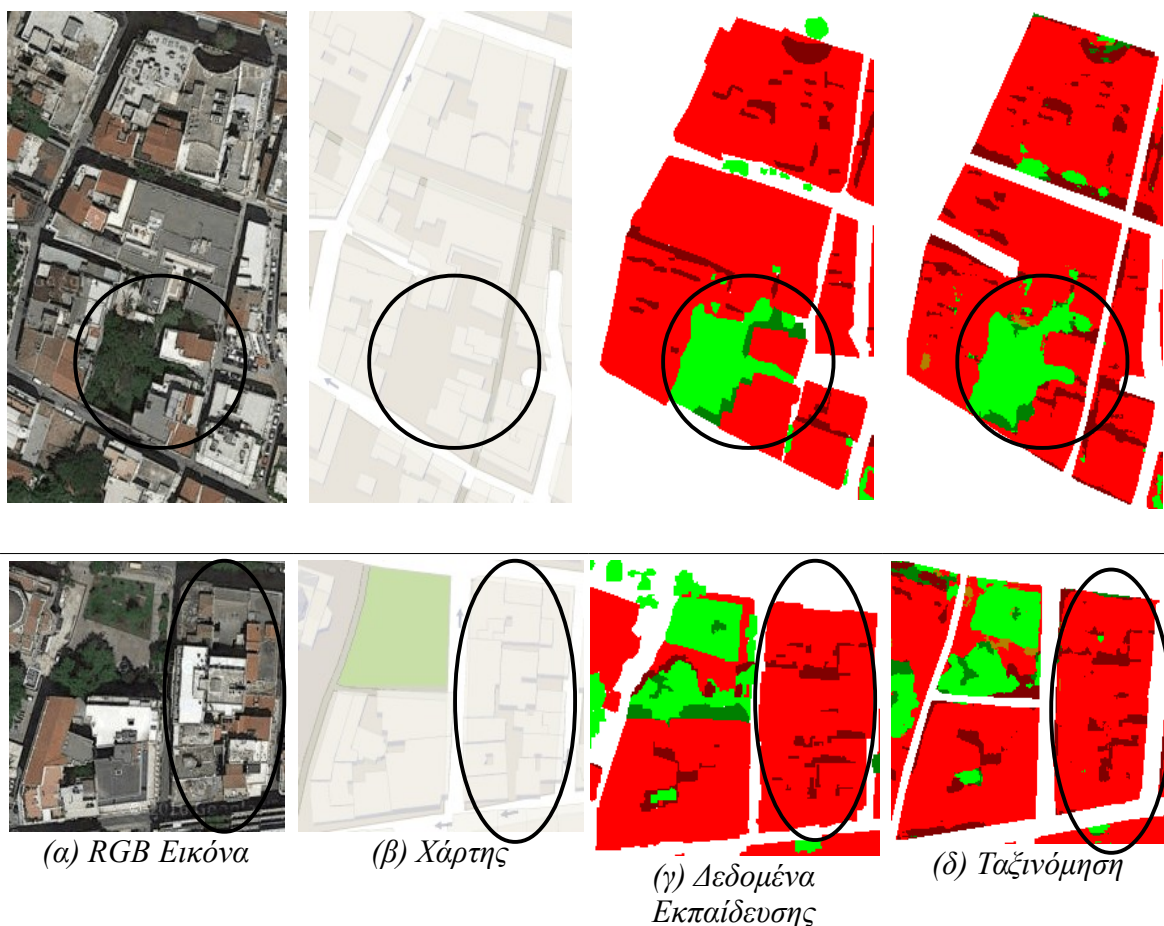


(α) RGB Εικόνα

(β) Χάρτης

(δ) Ταξινόμηση

Εικόνα 4.7: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConyNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ). Μέσα στις ελλείψεις (α),(β),(γ) παρατηρούνται αστοχίες του μοντέλου (δ) μεταξύ των κλάσεων κτήρια και έδαφος. Στη μια περίπτωση το έδαφος ταξινομείται σαν κτήρια και στην άλλη συμβαίνει το αντίστροφο κάποιο κτήριο με κεραμοσκεπή ταξινομείται ως έδαφος.

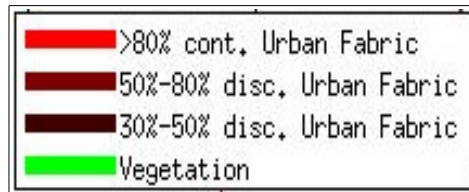


Εικόνα 4.8: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConvNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ). Μέσα στις ελλείψεις των εικόνων (α),(β),(γ) και (δ) παρουσιάζονται τμήματα που αντιπροσωπεύουν και το μεγαλύτερο ποσοστό των οικοδομικών τετραγώνων των περιοχών μελέτης όπου το μοντέλο έχει επιτύχει υψηλά ποσοστά συμφωνίας με τα δεδομένα εκπαίδευσης.

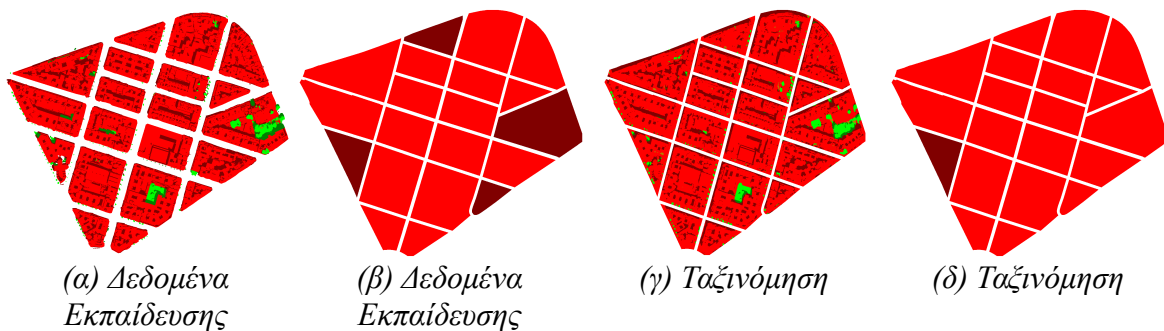
4.2 Σύγκριση αποτελεσμάτων ταξινόμησης με δεδομένα εκπαίδευσης

Στη σύγκριση μεταξύ των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης και των δεδομένων εκπαίδευσης παρατηρήθηκε που το μοντέλο αστοχεί ώστε να βελτιωθεί σε επόμενες εφαρμογές του. Ο πίνακας 4.2 διευκολύνει την ανάλυση των αποτελεσμάτων γιατί είναι ο πίνακας σύγχυσης της ταξινόμησης που παρουσιάζει την κυρίαρχη κατηγορία για κάθε οικοδομικό τετράγωνο και εμφανίζει πόσα οικοδομικά τετράγωνα ανήκουν σε κάθε κατηγορία και αν έχουν ταξινομηθεί σωστά ή λανθασμένα σε αυτή. Οι κατηγορίες του πίνακα είναι τρεις, (1) 11100 : συνεχής αστικός ιστός με πυκνότητα μεγαλύτερη από 80% (>80%), (2) 11210 : ασυνεχής αστικός ιστός με πυκνότητα 50%-80% και (3) 14100 : βλάστηση. Κάθε οικοδομικό τετράγωνο χαρακτηρίστηκε από μια κατηγορία ανάλογα ποια εμφανίζει το μεγαλύτερο ποσοστό (εικόνα 4.9 - εικόνα 4.10) και με βάση αυτή κατατάχθηκε το οικοδομικό τετράγωνο στον πίνακα 4.2. Υιοθετήθηκαν οι συγκεκριμένες κατηγορίες, επειδή αυτές χρησιμοποιεί το urban atlas για τις περιοχές μελέτης, ώστε να υπάρχει αντιστοιχία ανάμεσα στα αποτελέσματα και να μπορεί να διεξαχθεί η σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών προϊόντων. Ενώ οι αρχικές κλάσεις της ταξινόμησης είχαν

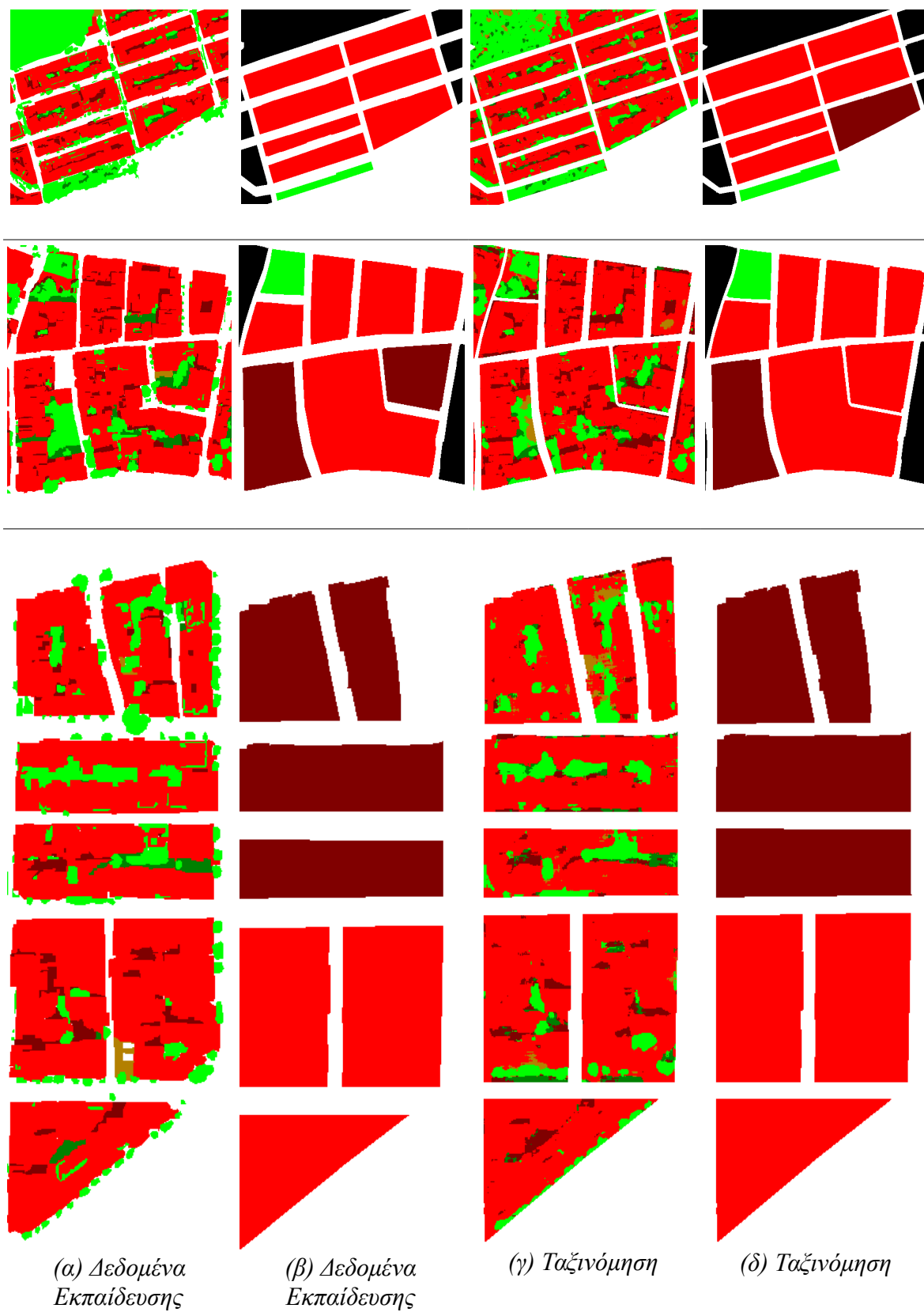
οριστεί σε πέντε βάσει τις πιο συχνά εμφανιζόμενες στη βιβλιογραφία για τον αστικό χώρο, όπως παρουσιάστηκε και στην παράγραφο 4.1, μετά συγχωνεύθηκαν σε τρεις ώστε τα αποτελέσματα να παρουσιάζουν πιο έντονα τις διαφορές μεταξύ τριών κλάσεων που είναι οι αντιπροσωπευτικές στην κάλυψη ενός οικοδομικού τετραγώνου. Τέλος λόγω της σύγκρισης με το urban atlas επικράτησε μια κατηγορία για κάθε οικοδομικό τετράγωνο, η κυρίαρχη.



Υπόμνημα 4.2 : Κατηγορίες κάλυψης γης από Urban Atlas



Εικόνα 4.9: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (γ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConvNet, στην εικόνα (δ) απεικονίζεται η κατάταξη των οικοδομικών τετραγώνων σε κυρίαρχη κατηγορία. Τα δεδομένα εκπαίδευσης (α) που συλλέχθηκαν χειροκίνητα και η κατάταξη τους σε κυρίαρχες κατηγορίες (β) βάσει του Urban Atlas



Εικόνα 4.10: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (γ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου CoNetNet, στην εικόνα (δ) πως γίνεται η κατάταξη των οικοδομικών

τετραγώνων σε κυρίαρχη κατηγορία. Τα δεδομένα εκπαίδευσης (α) που συλλέχθηκαν χειροκίνητα και η κατάταξη τους σε κυρίαρχες κατηγορίες (δ) βάσει του Urban Atlas.

Από τον πίνακα 4.2 παρατηρήθηκε ότι 127 οικοδομικά τετράγωνα ανήκουν στην κατηγορία με πυκνότητα αστικού ιστού μεγαλύτερη από 80% και ταξινομήθηκαν σωστά από το μοντέλο στην κατηγορία αυτή. Ενώ μόνο 2 οικοδομικά τετράγωνα ενώ ανήκαν σε αυτή τη κατηγορία έχουν ταξινομηθεί λανθασμένα από το μοντέλο στη κατηγορία πυκνότητα αστικού ιστού 50-80%. Η αστοχία αυτή αιτιολογήθηκε γιατί όπως παρατηρήθηκε και στη προηγούμενη παράγραφο το μοντέλο αστοχεί συχνά ανάμεσα στις κατηγορίες κτήρια, έδαφος καθώς και στα δυο είδη των σκιών. Άρα είναι πιθανό σε αυτά τα οικοδομικά τετράγωνα αφού ταξινομήθηκαν από το μοντέλο σε πυκνότητα αστικού ιστού μικρότερη από ότι ισχύει στη πραγματικότητα είτε μέρος των κτηρίων έχει ταξινομηθεί λανθασμένα στην κλάση έδαφος είτε μέρος των κτηρίων σε σκιά να συγχέεται με την κλάση βλάστηση σε σκιά. Στη κατηγορία πυκνότητας αστικού ιστού 50%-80%, 5 οικοδομικά τετράγωνα ταξινομήθηκαν σωστά και 5 ενώ ανήκουν σε αυτήν ταξινομήθηκαν στην κατηγορία πυκνότητας αστικού ιστού μεγαλύτερη από 80%. Σαν γενικό συμπέρασμα που εντοπίστηκε από αυτή την απόκλιση είναι ότι η ταξινόμηση σε κάποια οικοδομικά τετράγωνα εμφάνισε υψηλότερα ποσοστά από αυτά των δεδομένων εκπαίδευσης. Συγκεκριμένα στη κατηγορία κτήρια, το οποίο εξηγήθηκε γιατί μέρος του ποσοστού των αταξινομήτων περιοχών από τα δεδομένα εκπαίδευσης που δεν ενέπιπταν σε κάποια από τις ορισμένες κατηγορίες της ταξινόμησης αν είναι επιφάνειες που καλύπτονται από αδιαπέραστα, τεχνητά υλικά η ταξινόμηση τα κατέτασσε στη κατηγορία κτήρια. Έτσι συνήθως η ταξινόμηση παρουσίαζε υψηλότερα ποσοστά στον αστικό ιστό λόγω αυτών των αδιαπέραστων επιφανειών που όμως δεν ανήκουν στα κτήρια. Η τελευταία αυτή παρατήρηση στην πόλη του Bilbao, που οι ελεύθεροι χώροι στα οικοδομικά τετράγωνα είναι πολλοί και δεν είναι τόσο πυκνοδομημένη πόλη όσο η Αθήνα, εμφανίζεται πιο αισθητά στα αποτελέσματα. Η απόκλιση στο μεγαλύτερο ποσοστό των οικοδομικών τετραγώνων δεν ξεπερνά το 10% αλλά είναι μια αστοχία του μοντέλου της ταξινόμησης που πρέπει να αναφερθεί γιατί έχει ταξινομήσει ελεύθερους χώρους που καλύπτονται με στεγανά υλικά σαν κτήρια. Τέλος τρία οικοδομικά τετράγωνα που καλύπτονται από βλάστηση ταξινομήθηκαν σωστά από το μοντέλο. Από τον πίνακα 4.2 εντοπίζεται επίσης ο μεγάλος βαθμός αστικοποίησης των δυο περιοχών μελέτης καθώς το σημαντικότερο μέρος των οικοδομικών τετραγώνων (127/142 οικοδομικά τετράγωνα) ανήκουν στην υψηλότερη κατηγορία αστικής πυκνότητας.

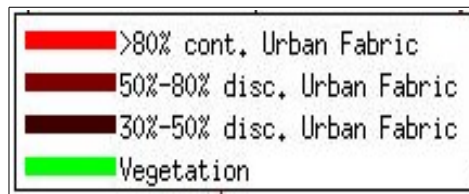
classifier results	Comparison ground truth vs classification					producer accuracy
	truth data					
		>80%	50%-80%	vegetation	total	
	>80%	127	5	0	132	96.21%
	50%-80%	2	5	0	7	71.43%
	vegetation	0	0	3	3	100.00%
	total	129	10	3	142	
user accuracy recall		98.45%	50.00%	100.00%		
Overall accuracy = 95.07% Kappa coefficient = 67.5%						

4.3 Σύγκριση αποτελεσμάτων ταξινόμησης και δεδομένων εκπαίδευσης με Urban Atlas

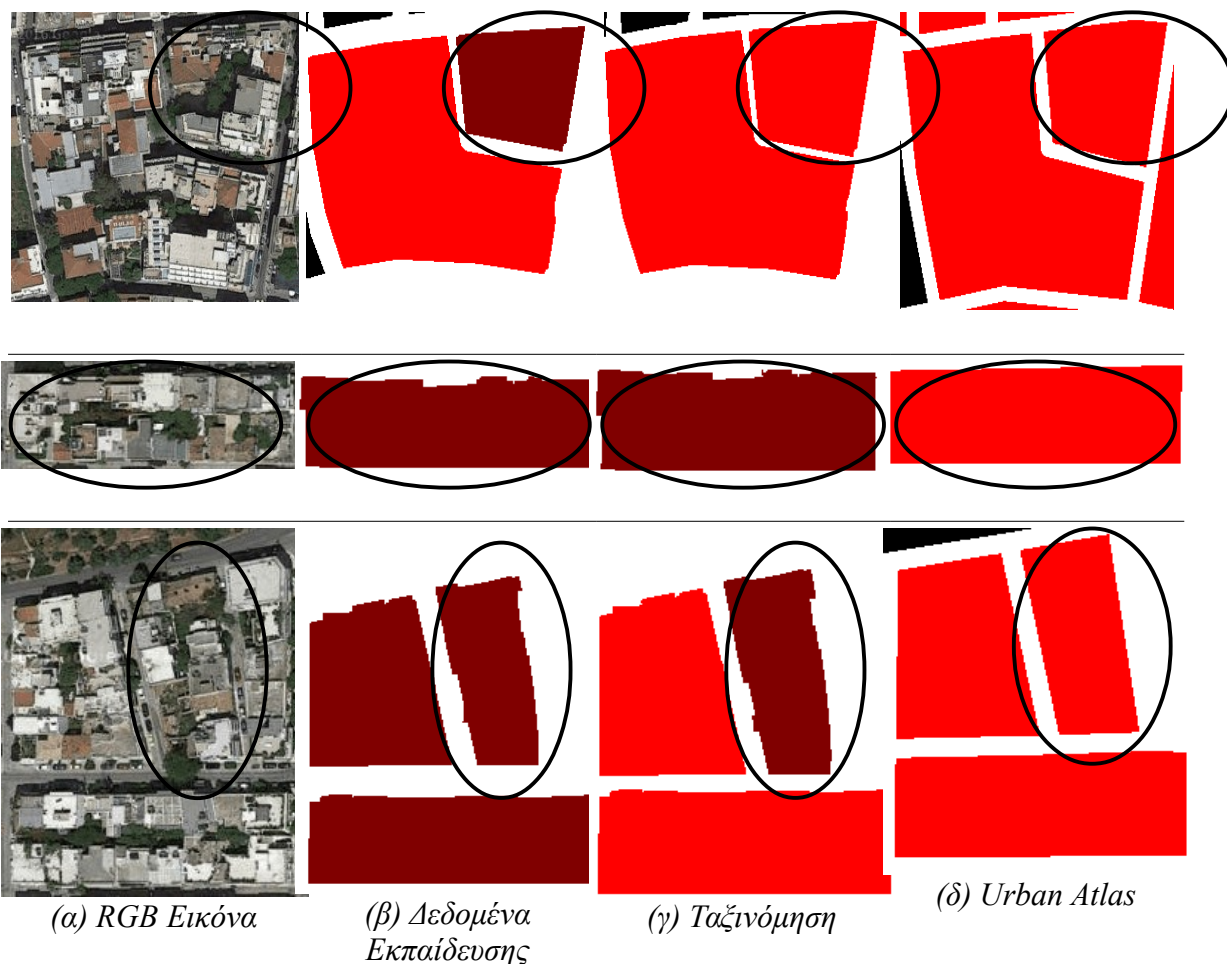
Comparison ground truth vs urban atlas			
	Agree	Disagree	total
Athens	54	9	63
Bilbao	78	1	79
percentage	92.96%	7.04%	142

Στη σύγκριση αυτή που έγινε ανάμεσα στα δεδομένα εκπαίδευσης και στο urban atlas όπως φαίνεται και παραπάνω στο *πίνακα 4.3* για την περίπτωση της Αθήνας από τα συνολικά 63 οικοδομικά τετράγωνα των 3 περιοχών ελέγχου τα 54 βρίσκονται σε συμφωνία. Δηλαδή η κύρια κατηγορία ανάμεσα στα δεδομένα εκπαίδευσης και στο urban atlas είναι ίδια. Μέσα σε αυτά τα 54 οικοδομικά τετράγωνα έχουν συμπεριληφθεί και 7 οικοδομικά τετράγωνα των δεδομένων εκπαίδευσης που έχουν απόκλιση μικρότερη του 3% ώστε να συμφωνούν στην ίδια κύρια κατηγορία με το urban atlas που όμως θεωρείται αμελητέο ποσοστό για αυτό κατατάχθηκαν και στην κατηγορία συμφωνίας. Η μικρότερη του 3% απόκλιση θεωρήθηκε αμελητέα γιατί οφείλεται στην ύπαρξη μη ψηφιοποιημένων περιοχών κατά τη διαδικασία της δημιουργίας των δεδομένων εκπαίδευσης στους ελεύθερους χώρους των οικοδομικών τετραγώνων που δεν ενέπιπταν σε καμία από τις κατηγορίες που ορίστηκαν

για την ταξινόμηση. Στα εναπομένοντα 9 οικοδομικά τετράγωνα παρουσιάστηκαν αποκλίσεις που αναλύθηκαν και εξηγήθηκαν περαιτέρω. Η κύρια διαφωνία έγκειται στο ότι με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης που δημιουργήθηκαν χειροκίνητα με παράλληλη φωτοερμηνεία των εικόνων και τα αποτελέσματα της ταξινόμησης ως επιβεβαίωση στα συγκεκριμένα οικοδομικά τετράγωνα το urban atlas θα έπρεπε να κατέτασσε τα οικοδομικά τετράγωνα σε διαφορετικές κατηγορίες από τις τωρινές. Αυτή η διαφωνία με το urban atlas οφείλεται πιθανά στη μη επικαιροποίηση των δεδομένων του. Για παράδειγμα σε 3 οικοδομικά τετράγωνα ψηφιοποιήθηκε κατά τη διαδικασία δημιουργίας των δεδομένων εκπαίδευσης ένα ποσοστό βλάστησης περίπου στο 20%, ενώ το urban atlas τα κατέταξε στην κατηγορία αστικού ιστού με πυκνότητα >80% αγνοώντας το σημαντικό ποσοστό βλάστησης (εικόνα 4.11).

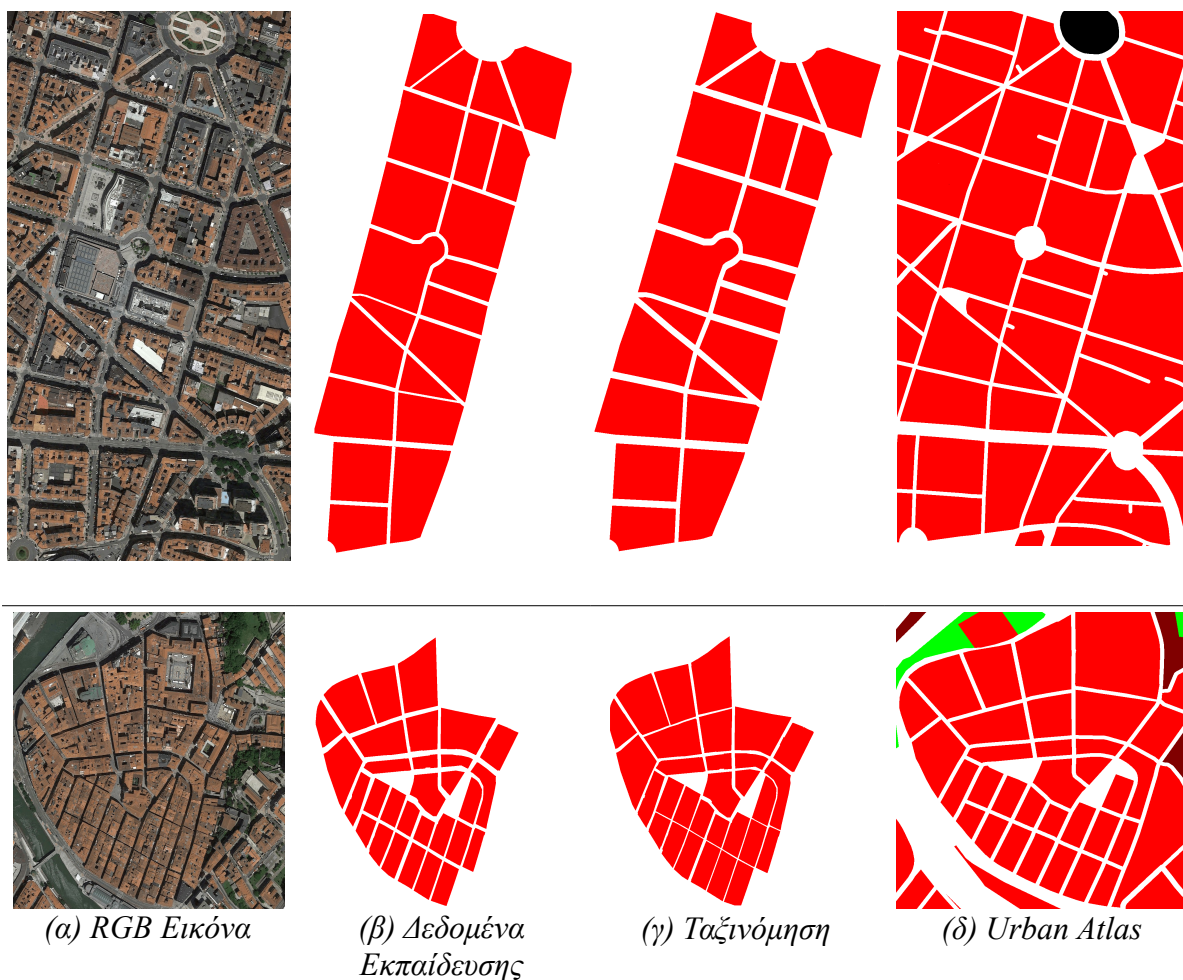


Υπόμνημα 4.2 : Κατηγορίες κάλυψης γης από Urban Atlas



Εικόνα 4.11: Ο χάρτης του Urban Atlas (δ) για συγκεκριμένα οικοδομικά τετράγωνα. Οι υπολογισμένες κλάσεις του αστικού ιστού για τα αποτελέσματα της ταξινόμησης (γ) και για τα δεδομένα εκπαίδευσης (β) καθώς και η αντίστοιχη RGB εικόνα παρατηρώντας μέσα στις ελλείψεις την διαφορετική κατάταξη των οικοδομικών τετραγώνων στα δεδομένα εκπαίδευσης και στο Urban Atlas.

Για το Bilbao, η ίδια σύγκριση έδωσε τα εξής αποτελέσματα, τα 78 στα 79 οικοδομικά τετράγωνα, των τεσσάρων περιοχών testing στο Bilbao, συμπίπτουν. Στο εναπομένον οικοδομικό τετράγωνο, η απόκλιση που εμφανίζει έχει εξήγηση λόγω των ψηφιοποιήτων ελεύθερων χώρων που αναφέρθηκαν και παραπάνω όμως στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι μεγαλύτερη του 5% αυτή η διαφορά άρα λήφθηκε υπόψιν. Κατά τα άλλα υπάρχει συμφωνία ανάμεσα στα δεδομένα εκπαίδευσης και τους χάρτες κάλυψης του Urban Atlas (εικόνα 4.12).



Εικόνα 4.12: Ο χάρτης του Urban Atlas για δυο περιοχές ελέγχου στο Bilbao. Οι υπολογισμένες κλάσεις του αστικού ιστού για τα αποτελέσματα της ταξινόμησης (γ) και για τα δεδομένα εκπαίδευσης (β) καθώς και η αντίστοιχη RGB εικόνα παρατηρώντας τη συμφωνία ανάμεσα στα διαφορετικά προϊόντα.

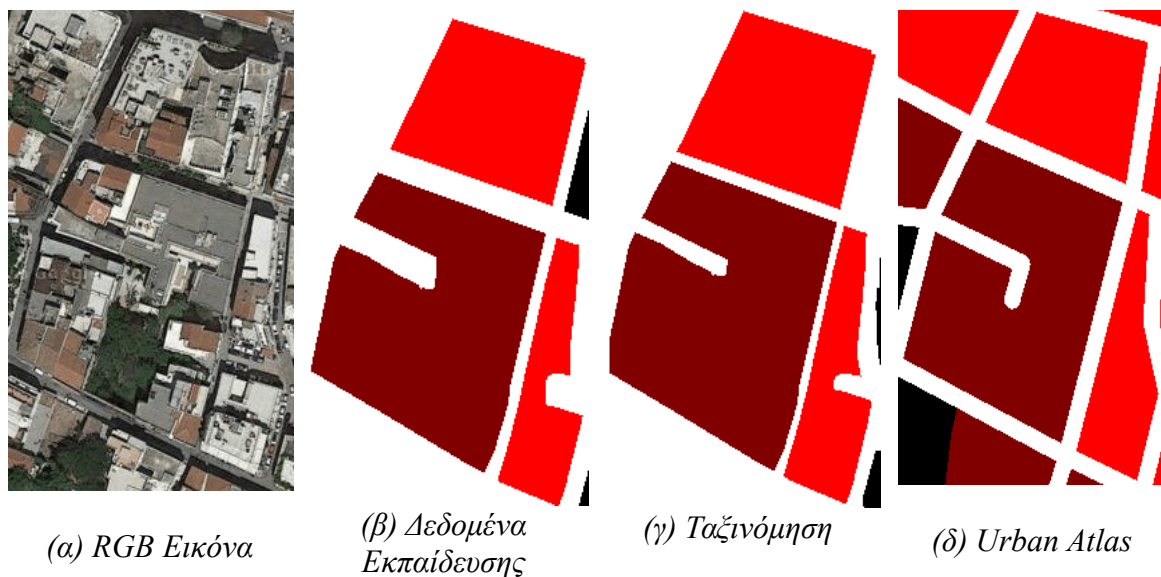
Στον ακόλουθο πίνακα 4.4 παρουσιάζεται η σύγκριση που έγινε μεταξύ ταξινόμησης και urban atlas. Συγκρίθηκαν τα αποτελέσματα της ταξινόμησης για την Αθήνα και του urban atlas, τα 55 οικοδομικά τετράγωνα από τα 63 σε σύνολο εμφανίζουν αποτελέσματα που είναι σε αντιστοιχία, δηλαδή ίδιες κύριες κατηγορίες. Οι διαφορές που υπάρχουν στα 8 υπόλοιπα οικοδομικά τετράγωνα οφείλονται είτε σε αποτυχία του μοντέλου ταξινόμησης είτε σε διαφωνία με την κατάταξη του urban atlas με βάση τα αποτελέσματα της ταξινόμησης και τα στατιστικά των δεδομένων εκπαίδευσης. Οι συνήθεις αστοχίες του μοντέλου που παρατηρήθηκαν και στα αποτελέσματα ήταν μεταξύ των κατηγοριών κτήρια και έδαφος που δείχνουν να συγχέονται μεταξύ τους και επίσης η σύγχυση ανάμεσα στις δυο κατηγορίες των σκιών. Ουσιαστικά στα αποτελέσματα η αστοχία αυτή φαίνεται σαν να υπάρχει σύγχυση μεταξύ κτηρίων και βλάστησης αλλά αυτό προέκυψε λόγω της συγχώνευσης των πέντε αρχικών κατηγοριών σε τρεις για την καλύτερη αντιστοίχιση και σύγκριση ανάμεσα στα διαφορετικά προϊόντα. Η αναντιστοιχία στα αποτελέσματα άλλων

οικοδομικών τετραγώνων δικαιολογήθηκε όπως αναφέρθηκε και στη σύγκριση των δεδομένων εκπαίδευσης με το urban atlas σε διαφωνία με το urban atlas για την κατάταξη που έχει κάνει σε ορισμένα οικοδομικά τετράγωνα. Ίσως λόγω μη επικαιροποιημένων δεδομένων γιατί όπως αναφέρθηκε νωρίτερα οι χάρτες κάλυψης του urban atlas τροποποιήθηκαν τελευταία φορά το 2014. Παράλληλα με αυτό το τρόπο μπορεί να γίνει σύγκριση πόσο οι δυο πόλεις έχουν αλλάξει από τότε από πλευράς πυκνότητας αστικού ιστού και γενικότερα κατηγοριών κάλυψης γης.

Στην περίπτωση του Bilbao τα αποτελέσματα της ταξινόμησης συμφωνούν και στα 79 οικοδομικά τετράγωνα των περιοχών ελέγχου με το urban atlas χωρίς να παρουσιάζουν καμία απόκλιση (πίνακας 4.4), έχοντας δηλαδή ίδιες όλες τις κύριες κατηγορίες.

Comparison classification vs urban atlas			
	Agree	Disagree	total
Athens	55	8	63
Bilbao	79	0	79
percentage	94.40%	5.60%	142

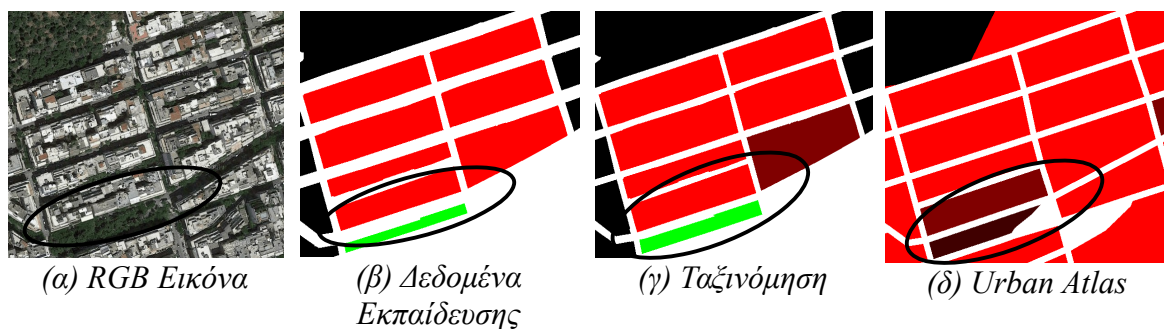
Πίνακας 4.4 : Σύγκριση ταξινόμησης με urban atlas σε επίπεδο οικοδομικού τετραγώνου



Εικόνα 4.13: Ο χάρτης του Urban Atlas για τρία οικοδομικά τετράγωνα στην Αθήνα. Οι υπολογισμένες κλάσεις του αστικού ιστού για τα αποτελέσματα της ταξινόμησης (γ) και για τα δεδομένα εκπαίδευσης (β) καθώς και η αντίστοιχη RGB εικόνα παρατηρείται συμφωνία μεταξύ των διαφορετικών προϊόντων ανάμεσα σε διαφορετικές κατηγορίες αστικού ιστού.

Στην εικόνα 4.14 φαίνεται μέσα στις ελλείψεις η διαφορά στην κατάταξη ανάμεσα στο Urban Atlas και τα στα υπόλοιπα προϊόντα. Όπως διαπιστώθηκε και από την RGB εικόνα (α) το ένα οικοδομικό τετράγωνο είναι καλυμμένο με κτήρια άρα στα δεδομένα

εκπαίδευσης (β) έχει ψηφιοποιηθεί ως κατηγορία 11100 : συνεχής αστικός ιστός με πυκνότητα μεγαλύτερη από 80% (>80%) και το άλλο που είναι ένα οικοδομικό τετράγωνο αστικού πρασίνου κατατάχθηκε στην κατηγορία 14100 : βλάστηση. Το μοντέλο της ταξινόμησης (γ) έδωσε αντίστοιχα αποτελέσματα με τα δεδομένα εκπαίδευσης και την RGB εικόνα. Ενώ ο χάρτης κάλυψης του Urban Atlas (δ) τα κατέταξε σε διαφορετικές κατηγορίες στις 11210 : ασυνεχής αστικός ιστός με πυκνότητα 50%-80% και 11220 : ασυνεχής αστικός ιστός μεσαίας πυκνότητας 30%-50% αντίστοιχα που κρίθηκε λάθος και με βάση τη φωτοερμηνεία της RGB εικόνας.



Εικόνα 4.14: Ο χάρτης κάλυψης του Urban Atlas για ορισμένα οικοδομικά τετράγωνα στην Αθήνα. Οι υπολογισμένες κλάσεις του αστικού ιστού για τα αποτελέσματα της ταξινόμησης (γ) και για τα δεδομένα εκπαίδευσης (β) καθώς και η αντίστοιχη RGB εικόνα.

Το τελικό συμπέρασμα από το πίνακα 4.3 και πίνακα 4.4 είναι ότι η μέθοδος της επιβλεπόμενης ταξινόμησης που χρησιμοποιήθηκε είναι ικανοποιητική για την εξαγωγή των συγκεκριμένων κατηγοριών κάλυψης γης αφού τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι σε συμφωνία με τους χάρτες του Urban Atlas σε ποσοστό 92.96% και τα αποτελέσματα της ταξινόμησης σε ποσοστό 94.40%.

5. Συμπεράσματα και Προοπτικές

Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφονται συμπεράσματα που προέκυψαν τόσο κατά την εκπόνηση της διπλωματικής όσο και από τα αποτελέσματα της ταξινόμησης και των συγκρίσεων που παρουσιάστηκαν στο Κεφάλαιο 4. Στη συνέχεια προτείνονται βελτιώσεις πάνω στην εφαρμογή για την εξέλιξη της έρευνας στο συγκεκριμένο αντικείμενο.

5.1 Συμπεράσματα

Κύριος στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν η δημιουργία ενός ισχυρού μοντέλου ταξινόμησης που θα μπορεί να ανιχνεύσει τις κύριες κατηγορίες κάλυψης γης αστικού ιστού. Έχοντας υπόψιν αυτόν έγινε η εξαγωγή συμπερασμάτων για όλη τη διαδικασία από την αρχική επιλογή περιοχών μελέτης μέχρι τα τελικά αποτελέσματα.

Για τα στάδια πριν την εκπαίδευση του μοντέλου ήταν καίρια η επιλογή αποφάσεων γνωρίζοντας το στόχο, την μεθοδολογία που ακολούθησε και τις ιδιαιτερότητες του μοντέλου που δημιουργήθηκε. Συγκεκριμένα αρχικά η απόκτηση δεδομένων σε κατάλληλο επίπεδο zoom για την ικανοποίηση του στόχου, η προσεκτική συλλογή δεδομένων αναφοράς ώστε να υπάρχει καλή γεωμετρία των οικοδομικών τετραγώνων και ομοιόμορφη κατανομή τους σε όλη την έκταση της εικόνας. Ήταν παράγοντες που αποτέλεσαν τη βάση για μια ολοκληρωμένη και σωστή διαδικασία μάθησης του μοντέλου. Περνώντας στο στάδιο εξαγωγής αποτελεσμάτων, με βάση τη γενική ακρίβεια με την οποία κατέληξε η ταξινόμηση με ποσοστό 90.8%, τα υψηλά ποσοστά στις κατηγορίες κτήρια και βλάστηση 94.8% και 80.8% αντίστοιχα και τα ικανοποιητικά ποσοστά συμφωνίας της με το Urban Atlas καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι οι αρχιτεκτονικές Deep Learning ήταν ιδιαίτερα αποδοτικές στην συγκεκριμένη εφαρμογή τους, παρά την πολυπλοκότητα του αστικού χώρου και του περιορισμένου εύρους φάσματος των RGB εικόνων. Το συγκεκριμένο συμπέρασμα συνδέεται και με τη μέχρι τώρα εφαρμογή των αρχιτεκτονικών deep learning στη διεθνή βιβλιογραφία όπου έχουν αναπτυχθεί και εφαρμοστεί με επιτυχία σε πολλές πρακτικές εφαρμογές, όπως στην αναγνώριση εικόνας και στην αναγνώριση ομιλίας

Συμπεράσματα εξήχθησαν και κατά την παρατήρηση του πίνακα σύγχυσης της ταξινόμησης. Αναλυτικά οι κλάσεις κτήρια σε σκιά και βλάστηση σε σκιά εμφανίζουν τα χαμηλότερα ποσοστά 57.7% και 51.8% αντίστοιχα. Επιπρόσθετα παρά τα υψηλά ποσοστά των κλάσεων κτήρια και βλάστηση παρατηρείται μεταξύ τους σύγχυση, δηλαδή τα περισσότερα λάθος ταξινομημένα pixel στην κατηγορία κτήρια έχουν ταξινομηθεί ως βλάστηση και αντίστροφα. Το φαινόμενο αυτό αιτιολογείται κυρίως λόγω του περιορισμένου φασματικού εύρους των RGB εικόνων. Η αστοχία αυτή πιθανά θα ξεπερνούταν με την ύπαρξη του υπέρυθρου καναλιού με το οποίο εύκολα εντοπίζεται η βλάστηση και θα έδινε υψηλότερα ποσοστά στις κατηγορίες αυτές στην ταξινόμηση. Συνεχίζοντας την παρατήρηση του πίνακα σύγχυσης καθώς και τις εικόνες που εξήχθησαν ως αποτελέσματα εμφανίζεται οι κατηγορίες κτήρια και έδαφος να συγχέονται μεταξύ τους. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι οι κεραμοσκεπές και το χώμα είναι υλικά που είναι φασματικά όμοια άρα σε πολλές περιπτώσεις συγχέονται μεταξύ τους. Επίσης λόγω του αστικού χώρου ο αριθμός των δειγμάτων του εδάφους ήταν πολύ μικρός σε σχέση με τις υπόλοιπες κατηγορίες γεγονός που δυσκολεύει τη διαδικασία της μάθησης του μοντέλου ως προς την συγκεκριμένη κατηγορία.

Στο στάδιο της σύγκριση των αποτελεσμάτων με τα δεδομένα αναφοράς παρατηρήθηκε ότι για την ανάλυση ανά οικοδομικό τετράγωνο θα ήταν χρήσιμη η ύπαρξη μια επιπλέον κατηγορίας χρήσης γης όπου θα ονομαζόταν ελεύθεροι χώροι. Μέσα στην οποία θα ανήκαν οι ελεύθεροι χώροι του οικοδομικού τετραγώνου οι οποίοι δεν έχουν κάποια συγκεκριμένη χρήση γης αλλά καλύπτονται από τεχνητές επιφάνειες γιατί τέτοιες περιοχές κατά τη διαδικασία της ταξινόμησης των εικόνων ταξινομήθηκαν ως κτήρια. Ενώ κατά τη δημιουργία δεδομένων αναφοράς ήταν αταξινομήτες περιοχές του οικοδομικού τετραγώνου. Επιπλέον μέσω των συγκρίσεων που διεξήχθησαν με το Urban Atlas εντοπίστηκε η ανάγκη για συχνή επικαιροποίηση των δεδομένων από τα οποία παράγονται προϊόντα κάλυψης γης για να είναι ανά πάσα στιγμή αξιόπιστα και έτοιμα να διαχειριστούν καταστάσεις οποιασδήποτε κλίμακας στον αστικό χώρο.

5.2 Προοπτικές

Η μέθοδος ταξινόμησης deep learning είναι προς το παρόν ο αποτελεσματικότερος τρόπος αντιμετώπισης του προβλήματος διαχωρισμού των κατηγοριών σε δορυφορικές εικόνες. Για το λόγο αυτό, η περαιτέρω ενασχόληση με το συγκεκριμένο πεδίο έρευνας θα ήταν ιδιαίτερα ελπιδοφόρα, αφού υπάρχουν ακόμα πολλά περιθώρια βελτίωσης των μοντέλων. Ταυτόχρονα βέβαια τα ήδη υπάρχοντα μοντέλα έχουν προοπτικές βελτίωσης με τη χρήση είτε βοηθητικών δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν παράλληλα με ένα μοντέλο deep learning είτε με τη δημιουργία περισσότερων δεδομένων εκπαίδευσης. Αναλυτικά :

- Η χρήση δεδομένων υψομέτρου (επίγειες μετρήσεις, DEM) θα ήταν καταλυτικός παράγοντας στο διαχωρισμό των κλάσεων και συγκεκριμένα για τις κατηγορίες κτήρια και έδαφος. Επιπρόσθετα από πολεοδομικής άποψης θα μπορούσε να δώσει ακριβέστερα την πυκνότητα δόμησης σε μια πόλη γιατί πέραν από την κάλυψη γης η καθ'υψος δόμηση κρίνει το πόσο πυκνοδομημένη ή όχι είναι μια πόλη.
- Η δημιουργία περισσότερων δεδομένων αναφοράς και η λεπτομερέστερη φωτοερμηνεία τους θα βελτίωνε τις επιδόσεις του μοντέλου και θα αύξανε τη σταθερότητα του.

Επιπλέον δοκιμή του μοντέλου και σε άλλες περιοχές θα έκρινε την προσαρμοστικότητα του και τη σταθερότητα του και σε διαφορετικά δεδομένα και τι αλλαγές πρέπει να γίνουν ώστε να επιτευχθεί αυτό. Τέλος επόμενη επιδίωξη θα ήταν η εισαγωγή περισσότερων κλάσεων για τη δοκιμή της αποτελεσματικότητας του μοντέλου και σε πιο λεπτομερή και ακριβή φασματικό διαχωρισμό.

Βιβλιογραφία

1. Paolo Gamba, **“Human settlements: A global challenge for eo data processing and interpretation”** Proceedings of the IEEE, vol. 101, no. 3, pp. 570–581, March 2013.
2. M. Pesaresi, G. Huadong, X. Blaes, D. Ehrlich, S. Ferri, L. Gueguen, M. Halkia, M. Kauffmann, T. Kemper, L. Lu, M. A. Marin-Herrera, G. K. Ouzounis, M. Scavazzon, P. Soille, V. Syrris, and L. Zanchetta, **“A global human settlement layer from optical hr/vhr rs data: Concept and first results”** IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 6, no. 5, pp. 2102–2131, Oct 2013.
3. Paolo Gamba, **“Image and data fusion in remote sensing of urban areas: status issues and research trends”** International Journal of Image and Data Fusion, vol. 5, no. 1, pp. 2–12, 2014.
4. M. Papadomanolaki, M. Vakalopoulou, S. Zagoruyko, and K. Karantzalos, **“Benchmarking deep learning frameworks for the classification of very high resolution satellite multispectral data”** ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol.III-7, pp. 83–88, 2016.
5. M. Vakalopoulou, K. Karantzalos, N. Komodakis, and N. Paragios, **“Building detection in very high resolution multispectral data with deep learning features”** in 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), July 2015, pp. 1873–1876
6. Αργιαλάς Δ., 1998, **Ψηφιακή Τηλεπισκόπηση**
7. Παπαδομανωλάκη Μ., **Σχεδιασμός, Ανάπτυξη και Αξιολόγηση Τεχνικών Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης για Ταξινόμηση Τηλεπισκοπικών Δεδομένων Υψηλής Χωρικής Ανάλυσης. Υλοποίηση και Σύνδεση με το Orfeo Toolbox**, Διπλωματική Εργασία, Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών Τομέας Τοπογραφίας Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης
8. Πρόβος Α., 2015, **Υλοποίηση βιβλιοθήκης στο MATLAB για την ταχεία έρευνα και προτυποποίηση νέων μεθόδων εκπαίδευσης Βαθέων Συνελικτικών Νευρωνικών Δικτύων με χρήση του CAFFE**, Διπλωματική Εργασία, Πολυτεχνική Σχολή Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών Εργαστήριο Επεξεργασίας Πληροφορίας και Υπολογισμών
9. Γκόλιας Κ., 2016, **Ανάπτυξη Συνελικτικών Νευρωνικών Δικτύων για την Αναγνώριση Ελεύθερων Θέσεων Στάθμευσης επί της Οδού**, Διπλωματική Εργασία, Σχολή Πολιτικών Μηχανικών Τομέας Μεταφορών και Συγκοινωνιακής Υποδομής
10. Κόλλιας Δ., 2015, **Τεχνικές Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης και Γνώσης για Ανάλυση Συναισθήματος στην Αλληλεπίδραση Ανθρώπου Μηχανής**, Διπλωματική Εργασία, Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών

Ηλεκτρονικές Πηγές

1. <http://qgis.spatialthoughts.com>
2. <https://developers.google.com/maps/documentation/static-maps>
3. <http://www.mathworks.com/help/images/>
4. http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Land_services
5. <http://www.eea.europa.eu/data-and-maps/figures/urban-atlas>
6. https://en.wikipedia.org/wiki/Sensitivity_and_specificity
7. <http://cs231n.github.io/convolutional-networks/>
8. https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/3382/1/02_chapter_04.pdf

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Πίνακας Εικόνων

<i>Εικόνα 2.1: Παράδειγμα χάρτη του Urban Atlas για την πόλη της Ρώμης όπως παραδόθηκε από την εταιρεία που ανέλαβε το έργο.....</i>	<i>4</i>
<i>Εικόνα 2.2: Το υπόμνημα του Urban Atlas με όλες τις χρήσεις γης που περιέχουν οι χάρτες του.....</i>	<i>5</i>
<i>Εικόνα 2.3: Τμήματα των χαρτών του Urban Atlas για (α) Αθήνα και (β) Bilbao που είναι και οι περιοχές μελέτης όπου θα αναπτυχθεί το μοντέλο της ταξινόμησης.....</i>	<i>6</i>
<i>Εικόνα 2.4: Φυσικοί νευρώνες σε μια στήλη.....</i>	<i>8</i>
<i>Εικόνα 2.5 : Μικροσκοπική φωτογραφία φυσικών νευρώνων.....</i>	<i>8</i>
<i>Εικόνα 2.6: Διαγράμματα νευρωνικών δικτύων (α) κύρια τμήματα ενός νευρώνα (β) σύνδεση νευρώνων.....</i>	<i>9</i>
<i>Εικόνα 2.7: Ο φυσικός νευρώνας σε σχέση με τον στοιχειώδη τεχνητό νευρώνα.....</i>	<i>10</i>
<i>Εικόνα 2.8: Τα συστατικά μέρη ενός απλού Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου.....</i>	<i>11</i>
<i>Εικόνα 2.9: Γραφική απεικόνιση των μεταβλητών width, height και depth μιας εικόνας...</i>	<i>13</i>

Εικόνα 2.10: Αλλαγή της τρίτης διάστασης κατά την επεξεργασία στα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα.....	14
Εικόνα 2.11: Αλληλουχία επιπέδων σε ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο.....	16
Εικόνα 2.12: Το γενικό διάγραμμα επεξεργασίας του IQ system.....	17
Εικόνα 2.13: Γραφική αναπαράσταση του πλαισίου που παρουσιάζεται στην παρούσα εργασία. Διαφορετικές πηγές δεδομένων παρέχουν διαφορετικά χωρικά και φασματικά χαρακτηριστικά (στα αριστερά) τα οποία συνδυάζονται (οι αλγόριθμοι fusion αντιπροσωπεύονται από το " U ") σε πληροφορίες διαφορετικών κλιμάκων. Inference από μεγάλη σε μικρότερη κλίμακα (στερεά βέλη) και Generalization από μικρή κλίμακα σε μεγαλύτερη (διακεκομμένα βέλη).....	21
Εικόνα 2.14: Γραφικές παραστάσεις για τα παραδείγματα, σύμφωνα με τη δομή της Εικόνας 2.13 που παρουσιάζεται το γενικότερο πλαίσιο, (α) χαρακτηρισμός κτηρίου με χρήση VHR οπτικών δεδομένων (b) αστική παρακολούθηση αξιοποιώντας οπτικά δεδομένα χαμηλής ανάλυσης και SAR δεδομένα.....	21
Εικόνα 3.1: Η δυνατότητα ενσωμάτωσης χαρτών της Google σε εφαρμογές και ιστοσελίδες μέσω της διεπαφής Google Static Maps API.....	26
Εικόνα 3.2: Αίτημα με ορισμένες παραμέτρους στη διεπαφή Google Static Maps API και ο δορυφορικός χάρτης απάντηση της διεπαφής.....	27
Εικόνα 3.3: Αίτημα με ορισμένες παραμέτρους στη διεπαφή Google Static Maps API και ο χάρτης δρόμων απάντηση της διεπαφής.....	27
Εικόνα 3.4: Οι εικόνες που αποκτήθηκαν μέσω της διεπαφής Google Static Maps API για την πόλη της Αθήνας (α) Αθήνα RGB Εικόνα και (β) Αθήνα Χάρτης.....	30
Εικόνα 3.5: Οι εικόνες που αποκτήθηκαν μέσω της διεπαφής Google Static Maps API για την πόλη της Αθήνας (α) Bilbao RGB Εικόνα και (β) Bilbao Χάρτης.....	31
Εικόνα 3.6: Οι ψηφιοποιημένες περιοχές (α) για την πόλη της Αθήνας (β) για την πόλη του Bilbao.....	34
Εικόνα 3.7: Ορισμένα ψηφιοποιημένα οικοδομικά τετράγωνα στην Αθήνα (α) οι κατηγορίες πέντε της ψηφιοποίησης και στη συνέχεια καθεμία ξεχωριστά (β) κτήρια (γ) κτήρια σε σκιά (δ) βλάστηση (ε) βλάστηση σε σκιά (στ) έδαφος.....	35
Εικόνα 3.8: Η σχηματική απεικόνιση του μοντέλου ConvNet.....	37
Εικόνα 4.1: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConvNet. Οι αντίστοιχες google maps εικόνες (α) και χάρτες (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ) που συλλέχθηκαν χειροκίνητα σε τέσσερις διαφορετικές περιοχές του Bilbao.....	42

Εικόνα 4.2: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConNNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ) που συλλέχθηκαν χειροκίνητα στη περιοχή του Φιλοπάππου στην Αθήνα..... 43

Εικόνα 4.3: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) σε ένα οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConNNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ). Μέσα στην έλλειψη παρατηρούνται τα κτήρια (α), (β),(γ) που στη (δ) έχουν ταξινομηθεί από το μοντέλο ως έδαφος..... 44

Εικόνα 4.4: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConNNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ). Μέσα στις ελλείψεις (α),(β),(γ) παρατηρούνται αστοχίες του μοντέλου (δ) μεταξύ των κλάσεων κτήρια, κτήρια σε σκιά, βλάστηση και βλάστηση σε σκιά..... 44

Εικόνα 4.5: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) σε ένα οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConNNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ) εντοπίζεται αστοχία του μοντέλου μεταξύ των κλάσεων έδαφος , κτήρια και βλάστηση..... 45

Εικόνα 4.6: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConNNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ). Μέσα στις ελλείψεις (α),(β),(γ) παρατηρούνται αστοχίες του μοντέλου (δ) μεταξύ των κλάσεων κτήρια σε σκιά και βλάστηση σε σκιά..... 45

Εικόνα 4.7: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConNNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ). Μέσα στις ελλείψεις (α),(β),(γ) παρατηρούνται αστοχίες του μοντέλου (δ) μεταξύ των κλάσεων κτήρια και έδαφος. Στη μια περίπτωση το έδαφος ταξινομείται σαν κτήρια και στην άλλη συμβαίνει το αντίστροφο κάποιο κτήριο με κεραμοσκεπή ταξινομείται ως έδαφος..... 46

Εικόνα 4.8: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (δ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConNNet. Η αντίστοιχη google maps εικόνα (α) και χάρτης (β) καθώς και τα δεδομένα εκπαίδευσης (γ). Μέσα στις ελλείψεις των εικόνων (α),(β),(γ) και (δ) παρουσιάζονται τμήματα που αντιπροσωπεύουν και το μεγαλύτερο ποσοστό των οικοδομικών τετραγώνων των περιοχών μελέτης όπου το μοντέλο έχει επιτύχει υψηλά ποσοστά συμφωνίας με τα δεδομένα εκπαίδευσης..... 47

Εικόνα 4.9: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (γ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConNNet, στην εικόνα (δ) απεικονίζεται η κατάταξη των οικοδομικών τετραγώνων σε κυρίαρχη κατηγορία. Τα δεδομένα εκπαίδευσης (α) που συλλέχθηκαν χειροκίνητα και η κατάταξη τους σε κυρίαρχες κατηγορίες (β) βάσει του Urban Atlas..... 48

Εικόνα 4.10: Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (γ) ανά οικοδομικό τετράγωνο μετά την εφαρμογή του μοντέλου ConyNet, στην εικόνα (δ) πως γίνεται η κατάταξη των οικοδομικών τετραγώνων σε κυρίαρχη κατηγορία. Τα δεδομένα εκπαίδευσης (α) που συλλέχθηκαν χειροκίνητα και η κατάταξη τους σε κυρίαρχες κατηγορίες (δ) βάσει του Urban Atlas..... 49

Εικόνα 4.11: Ο χάρτης του Urban Atlas (δ) για συγκεκριμένα οικοδομικά τετράγωνα. Οι υπολογισμένες κλάσεις του αστικού ιστού για τα αποτελέσματα της ταξινόμησης (γ) και για τα δεδομένα εκπαίδευσης (β) καθώς και η αντίστοιχη RGB εικόνα παρατηρώντας μέσα στις ελλείψεις την διαφορετική κατάταξη των οικοδομικών τετραγώνων στα δεδομένα εκπαίδευσης και στο Urban Atlas..... 53

Εικόνα 4.12: Ο χάρτης του Urban Atlas για δυο περιοχές ελέγχου στο Bilbao. Οι υπολογισμένες κλάσεις του αστικού ιστού για τα αποτελέσματα της ταξινόμησης (γ) και για τα δεδομένα εκπαίδευσης (β) καθώς και η αντίστοιχη RGB εικόνα παρατηρώντας τη συμφωνία ανάμεσα στα διαφορετικά προϊόντα..... 54

Εικόνα 4.13: Ο χάρτης του Urban Atlas για τρία οικοδομικά τετράγωνα στην Αθήνα. Οι υπολογισμένες κλάσεις του αστικού ιστού για τα αποτελέσματα της ταξινόμησης (γ) και για τα δεδομένα εκπαίδευσης (β) καθώς και η αντίστοιχη RGB εικόνα παρατηρείται συμφωνία μεταξύ των διαφορετικών προϊόντων ανάμεσα σε διαφορετικές κατηγορίες αστικού ιστού..... 55

Εικόνα 4.14: Ο χάρτης κάλυψης του Urban Atlas για ορισμένα οικοδομικά τετράγωνα στην Αθήνα. Οι υπολογισμένες κλάσεις του αστικού ιστού για τα αποτελέσματα της ταξινόμησης (γ) και για τα δεδομένα εκπαίδευσης (β) καθώς και η αντίστοιχη RGB εικόνα..... 56

Πίνακας Πινάκων

Πίνακας 2.1: Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης για τις διαφορετικές αρχιτεκτονικές deep learning στο σύνολο δεδομένων SAT- 4..... 22

Πίνακας 2.2: Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης για τις διαφορετικές αρχιτεκτονικές deep learning στο σύνολο δεδομένων SAT- 6..... 23

Πίνακας 2.3: Τα αποτελέσματα της συνολικής ακρίβειας της ταξινόμησης μετά την εφαρμογή διαφορετικών πλαισίων μάθησης και για τα δυο σύνολα δεδομένων..... 23

Πίνακας 2.4: Τα αποτελέσματα της εφαρμογής του συνελικτικού μοντέλου VGG χωρίς την εισαγωγή του εγγύς υπέρυθρου καναλιού για τα σύνολα δεδομένων SAT- 4 και SAT- 6..... 24

Πίνακας 4.1: Πίνακας Σύγκρισης της Ταξινόμησης..... 41

Πίνακας 4.2: Πίνακας σύγκρισης της ταξινόμησης που παρουσιάζει τη κυρίαρχη κατηγορία για κάθε οικοδομικό τετράγωνο..... 51

Πίνακας 4.3: Σύγκριση δεδομένων εκπαίδευσης με <i>urban atlas</i> σε επίπεδο οικοδομικού τετραγώνου	51
--	----

Πίνακας 4.4: Σύγκριση ταξινόμησης με <i>urban atlas</i> σε επίπεδο οικοδομικού τετραγώνου..	55
--	----

Πίνακας Εξισώσεων

Εξίσωση 3.1: Δείκτης K (Kappa coefficient).....	38
--	----

Εξίσωση 3.2: Ακρίβεια p_c όπου n_i = άθροισμα στοιχείων του πίνακα σύγχυσης ανά γραμμή, n_j = άθροισμα στοιχείων του πίνακα σύγχυσης ανά στήλη, n = συνολικό άθροισμα στοιχείων του πίνακα σύγχυσης.....	38
---	----

Πίνακας Υπομνημάτων

Υπόμνημα 4.1: Κατηγορίες μοντέλου ταξινόμησης <i>ConvNet</i>	41
---	----

Υπόμνημα 4.2: Κατηγορίες κάλυψης γης από <i>Urban Atlas</i>	48
--	----