Εργαστήριο Ηλεκτρονικής
Τμήμα Φυσικής
Πανεπιστήμιο Πατρών

**Η ανάπτυξη συστήματος επεξεργασίας δεδομένων τηλεπισκόπησης
για αυτόματη ανίχνευση και ταξινόμηση περιοχών με
περιβαλλοντικές αλλοιώσεις.**

Γιώργος Χριστούλας

Διδακτορική Διατριβή

Πάτρα 2010

Περιεχόμενα

Εισαγωγή - Περίληψη	3
Κεφάλαιο 1 ^ο Τηλεπισκόπηση - Δορυφορικά Συστήματα.....	6
1.1. Παθητικά Συστήματα Τηλεπισκόπησης.....	9
1.2. Μικροκυματικοί δορυφόροι – Χαρακτηριστικά και Εφαρμογές	14
1.3. Πίνακες διαθέσιμων δορυφόρων και χαρακτηριστικά τους	22
Κεφάλαιο 2 ^ο Υφή – Μεθοδολογίες	27
2.1. Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία.....	28
2.2. Πίνακες Συνεμφάνισης.....	32
2.3. Συναρτήσεις Gabor.....	35
2.4. Συναρτήσεις Walsh.....	38
Κεφάλαιο 3 ^ο Τεχνικές σύνθεσης δεδομένων.....	41
3.1. Ανάλυση κυρίων συνιστωσών	41
3.2. Μη αρνητική παραγοντοποίηση πίνακα	43
3.3. Σύνθεση πολυφασματικών δεδομένων	46
Κεφάλαιο 4 ^ο Χαρακτηριστικά υφής από αναπαραστάσεις δεδομένων MERIS	48
4.1. Εισαγωγή	48
4.2. Φασματικοί πίνακες συνεμφάνισης (Spectral Co-occurrence Matrices, SCM)	53
4.3. Γραμμικός Ταξινομητής Ficher (Ficher Linear Discriminant, FLD).....	54
4.4. Μεθοδολογία	55
4.5. Πειραματικά αποτελέσματα και συμπεράσματα	57
Κεφάλαιο 5 ^ο Χρήση των δεδομένων ASAR για την ταξινόμηση χρήσεων Γης από μικρά δείγματα	59
5.1. Ένας γραμμικός ταξινομητής βασισμένος στην πυκνότητα υφής.....	62
5.2. Κλασσικά Χαρακτηριστικά υφής.....	63
5.3. Η προτεινόμενη μέθοδος δημιουργίας και επιλογής χαρακτηριστικών υφής	66
5.4. Αποτελέσματα ταξινόμησης	69
Κεφάλαιο 6. Συμπεράσματα	75
7. Βιβλιογραφία.....	77

Εισαγωγή - Περίληψη

Με τον όρο **τηλεπισκόπηση** εννοείται η επιστήμη παρατήρησης φαινομένων και χαρακτηριστικών από απόσταση. Στη διεθνή βιβλιογραφία χρησιμοποιείται ο όρος **Remote Sensing**. Σήμερα με το όρο Τηλεπισκόπηση εννοούμε "την επιστήμη και την τεχνολογία παρατήρησης και μελέτης των χαρακτηριστικών της γήινης επιφάνειας από απόσταση, βάσει της αλληλεπίδρασης των υλικών που βρίσκονται επάνω σε αυτή με την ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία".

Η παρατήρηση της επιφάνειας της γης είναι δυνατή με τη χρήση ψηφιακών σαρωτών (τηλεπισκοπικών ανιχνευτών) που ανιχνεύουν την αντανάκλαση ή εκπομπή της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας της γήινης επιφάνειας και την αποδίδουν ως ψηφιακή εικόνα. Οι σαρωτές μπορεί να είναι εγκατεστημένοι σε τεχνητούς δορυφόρους που βρίσκονται σε τροχιά γύρω από τη γη ή να βρίσκονται σε αερομεταφερόμενα μέσα (αεροσκάφη, ελικόπτερα). Ανάλογα με την προέλευση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας, η οποία αντανακλάται και στη συνέχεια ανιχνεύεται, οι δέκτες - σαρωτές (ή αισθητήρες) μπορούν να διακριθούν σε παθητικούς και σε ενεργητικούς. *Παθητικοί* είναι εκείνοι που ανιχνεύουν ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία προερχόμενη από μία φυσική πηγή (συνήθως ο ήλιος), ενώ *ενεργητικοί* σαρωτές είναι εκείνοι που "φωτίζουν" (προσβάλλουν) οι ίδιοι το στόχο χρησιμοποιώντας την δική τους πηγή ακτινοβολίας, π.χ. εικονοληπτικά ραντάρ. Η κατηγορία αυτή κερδίζει όλο και περισσότερο το ενδιαφέρον της επιστημονικής κοινότητας τα τελευταία χρόνια εξαιτίας της ικανότητάς τους να λειτουργούν ημέρα και νύχτα, παραμένοντας σχεδόν ανεπηρέαστα από τις καιρικές συνθήκες που επικρατούν. Τα δεδομένα που παράγουν ονομάζονται «εικόνες συνθετικού ανοίγματος» (SAR, Synthetic Aperture Radar) τα οποία χαρακτηρίζονται από το περιεχόμενο υψής αλλά και την παρουσία θορύβου. Το έντονο περιεχόμενο υψής των δεδομένων SAR τα καθιστούν εξαιρετικά δημοφιλή σε εφαρμογές ανίχνευσης στόχων (πλοία) ενώ ιδιαίτερες τεχνικές συμβολομετρίας επιτρέπουν στην δημιουργία χαρτών ανάγλυφου.

Η παρούσα διατριβή είχε σαν κύριο στόχο την ανάλυση και επεξεργασία των δεδομένων SAR υπό το πρίσμα του περιεχομένου υψής για την ανίχνευση περιοχών με περιβαλλοντικές αλλοιώσεις όπως είναι οι παράνομες εναποθέσεις απορριμμάτων.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν προέρχονταν από τον δορυφόρο ENVISAT και το όργανο ASAR του Ευρωπαϊκού Οργανισμού Διαστήματος με διακριτική ικανότητα 12.5m και 30m για τις λειτουργίες μονής και διπλής πολικότητας αντίστοιχα καθώς και από τον δορυφόρο Terra-SAR με διακριτική ικανότητα 3m και HH πολικότητα. Χρησιμοποιήθηκαν κλασσικές τεχνικές ανάλυσης και ταξινόμησης υφής όπως GLCM, Markov Random Fields, Gabor Filters και Neural Networks. Τα πειραματικά αποτελέσματα ανέδειξαν τις αδυναμίες του είδους των διαθέσιμων δεδομένων για την επίτευξη του αρχικού στόχου που ήταν η ανίχνευση των περιβαλλοντικών αλλοιώσεων. Η μελέτη προσανατολίστηκε στην ανάπτυξη νέων μεθόδων ταξινόμησης υφής για αυξημένη αποτελεσματικότητα. Χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα πολυφασματικά και SAR. Για τα πολυφασματικά δεδομένα προτάθηκε η χρήση της spectral co-occurrence ως χαρακτηριστικό υφής που χρησιμοποιεί πληροφορία φασματικού περιεχομένου. Για τα δεδομένα SAR αναπτύχθηκε μία νέα μέθοδος ταξινόμησης η οποία βασίζεται σε συνήθεις περιγραφείς υφής (GLCM, Gabor, MRF) οι οποίοι μελετώνται για την ικανότητά τους να διαχωρίζουν ζεύγη μεταξύ τάξεων. Για κάθε ζεύγος τάξεων προκύπτουν χαρακτηριστικά υφής που βασίζονται στις στατιστικές ιδιότητες της cumulative καθώς και της πρώτης και δεύτερης τάξης αυτής. Η μέθοδος leave one out χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό των χαρακτηριστικών που μπορούν να διαχωρίσουν τα δείγματα ανά ζεύγη τάξεων στα οποία αντιστοιχίζεται και ένας ξεχωριστός και ανεξάρτητος γραμμικός ταξινομητής. Η τελική ταξινόμηση γίνεται με τη μέθοδο της πλειοψηφίας η οποία εφαρμόζεται στο πρόβλημα των δύο τάξεων και τριών τάξεων αλλά επεκτείνεται και στο πρόβλημα των N-τάξεων δεδομένης της ύπαρξης κατάλληλων χαρακτηριστικών.

Στα πλαίσια της Διατριβής αυτής υπήρξαν δύο δημοσιεύσεις σε διεθνή περιοδικά και τρεις δημοσιεύσεις σε συνέδρια:

- J1. G. Christoulas, V. Tsagaris and V. Anastassopoulos, "Textural Characterization from various representations of MERIS data", *International Journal of Remote Sensing*, 28:3, 675 – 692, 2007.
- J2. G. Christoulas and V. Anastassopoulos, "Texture Density Elements as a Simple SAR Image Textural Content Based Classification Method", Accepted after major revisions in the *International Journal of Remote Sensing*, Dec. 2009.

- C1. V. Tsagaris, G. Christoulas and V. Anastassopoulos, "A Measure for Evaluation of the Information Content in Color Images", ICIP, Genova Italy, Sept. 2005.
- C2. G. Christoulas, M. Petrou and V. Anastassopoulos, "The use of ASAR data for class cover identification from small swatches", *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 23-27 July 2007, Barcelona Spain.
- C3. G. Panagopoulos, G. Christoulas and V. Anastassopoulos, "Ship Identification Using Signatures from Cross-Polarized SAR Images, *Proceedings of the 4th WSEAS International Conference on Remote Sensing*, pp. 40-44, Venice, Italy, 2008.

Κεφάλαιο 1^ο Τηλεπισκόπηση - Δορυφορικά Συστήματα

Με τον όρο τηλεπισκόπηση (Remote Sensing) αναφερόμαστε στην επιστήμη που αποσκοπεί στην παρατήρηση της Γης από απόσταση. Ειδικά κατασκευασμένοι αισθητήρες τοποθετούνται σε εναέρια μέσα (αεροπλάνα & δορυφόρους) και καταγράφουν πληροφορία για το έδαφος και την ατμόσφαιρα. Οι επιστήμονες έχουν στη διάθεσή τους μία τεράστια επιλογή από δεδομένα (εικόνες κατά κανόνα) η επεξεργασία των οποίων επιτρέπει την παρατήρηση φαινομένων τόσο σε ευρεία (παγκόσμια) όσο και σε μικρή κλίμακα (δάση, λίμνες, προστατευόμενες ή δυσπρόσιτες περιοχές). Μερικές από τις πολλές εφαρμογές της τηλεπισκόπησης είναι η γεωλογία, η ωκεανογραφία, η προστασία του περιβάλλοντος, η ασφάλεια των συνόρων, η οικιστική ανάπτυξη, οι φυσικές καταστροφές και η προστασία των πολιτών, η διαχείριση φυσικών πόρων, η καλλιέργεια κ.α..

Η πληθώρα των συστημάτων που είναι σήμερα διαθέσιμα για την παρατήρηση της Γης αποσκοπεί στην καταγραφή της ηλεκτρομαγνητικής (H/M) ακτινοβολίας που προέρχεται είτε σκεδαζόμενη από την επιφάνειά της είτε εκπεμπόμενη από αυτή. Από ολόκληρο το εύρος του H/M φάσματος, Σχήμα 1, ένα μικρό μόνο μέρος αυτού αξιοποιείται για τους σκοπούς της παρατήρησης γεγονός το οποίο οφείλεται σε τεχνολογικούς αλλά και σε φυσικούς περιορισμούς. Οι δύο βασικές περιοχές που τελικά χρησιμοποιούνται είναι η ευρύτερη περιοχή του ορατού - υπέρυθρου φάσματος και η περιοχή των μικροκυμάτων. Κύρια αιτία για τους συγκεκριμένους περιορισμούς αποτελεί η παρεμβολή της ατμόσφαιρας.

Σχήμα 1: Το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα

Τα συστατικά στοιχεία της ατμόσφαιρας (H_2O , CO_2 , CH_4 , NO_2 κ.α.) και ορισμένα φυσικά φαινόμενα όπως είναι η σκέδαση Rayleigh από μικροσωματίδια, απορροφούν ή σκεδάζουν τη διερχόμενη ακτινοβολία για ένα μεγάλο μέρος του φάσματος. Στο σχήμα 2 παρουσιάζονται οι περιοχές απορρόφησης όλου του εύρους του Η/Μ φάσματος. Οι περιοχές που χρωματίζονται με γαλάζιο αποτελούν τις περιοχές απορρόφησης η οποία είναι πλήρης ή σχεδόν πλήρης για ένα μεγάλο εύρος όπως για παράδειγμα από τα 50μm έως τα 800μm. Τα ατμοσφαιρικά παράθυρα είναι εκείνες οι περιοχές του φάσματος στις οποίες η απορρόφηση ή η σκέδαση είναι ικανοποιητικά μικρή για να μπορεί να γίνεται ανιχνεύσιμη. Τέτοια εντοπίζονται στην περιοχή του ορατού, του εγγύς υπέρυθρου και στην περιοχή των μικροκυμάτων.

Η διαδικασία της ανίχνευσης-παρατήρησης προϋποθέτει και την ύπαρξη πηγών Η/Μ ακτινοβολίας. Ο ήλιος που είναι η κύρια φυσική πηγή ακτινοβολίας εκπέμπει με κατανομή που φαίνεται στο Σχήμα 2 (ακτινοβολία μέλανος σώματος) μόνο στην ευρύτερη περιοχή του ορατού και υπέρυθρου. Άλλη πηγή ακτινοβολίας είναι η θερμική ακτινοβολία μέλανος σώματος της Γης ενώ για τα μικροκύματα χρησιμοποιούνται τεχνητά μέσα όπως τα ραντάρ συνθετικού ανοίγματος (Synthetic Aperture Radar, SAR).

Σχήμα 2: Αλληλεπίδραση ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας με την ατμόσφαιρα. Η μικροκυματική περιοχή (microwaves) χαρακτηρίζεται από πολύ μικρή απορρόφηση (λευκή περιοχή). Τα γράμματα K,X,C,S,L και P είναι κωδικές ονομασίες συγκεκριμένων συχνοτήτων που χρησιμοποιήθηκαν για την παρατήρηση της Γης με SAR κατά τη διάρκεια του 2^{ου} παγκοσμίου πολέμου. Στο ορατό και στο υπέρυθρο τα ατμοσφαιρικά παράθυρα είναι κατά πολύ μικρότερα και χρειάζονται ατμοσφαιρικές διορθώσεις για την παραγωγή χρήσιμων εικόνων.

Οι τεχνολογίες που αναπτύχθηκαν για την παρατήρηση της Γης προσαρμόστηκαν στους παραπάνω φυσικούς περιορισμούς και με βάση αυτές τις βασικές αρχές τα συστήματα που έχουν κατασκευαστεί χωρίζονται σε Παθητικά και Ενεργητικά.

Τα παθητικά συστήματα καταγράφουν την απεικόνιση της Γης στο ορατό και στο υπέρυθρο ενώ τα ενεργητικά στα μικροκύματα. Το είδος της πληροφορίας που παρέχουν οι δύο αυτές κατηγορίες συστημάτων διαφέρει σημαντικά. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα φαίνεται στις απεικονίσεις του σχήματος 3. Η ίδια γεωγραφική περιοχή, η οποία οριοθετείται από τους κύκλους στο κέντρο κάθε εικόνας, απεικονίζεται από τρεις διαφορετικούς αισθητήρες για τις περιοχές του ορατού φάσματος και των μικροκυμάτων. Στην εικόνα αριστερά η περιοχή εμφανίζεται με φυσικά χρώματα (ορατό φάσμα). Διακρίνονται η βλάστηση, οι περιοχές νερού, το κεντρικό οδικό δίκτυο και τα νέφη. Στην εικόνα στη μέση οι περιοχές που απεικονίζονται παρουσιάζουν έντονη υφή με παρουσία ισχυρού θορύβου που καθιστά την ερμηνεία δύσκολη. Απουσιάζουν όμως ατμοσφαιρικές αλλοιώσεις. Τέλος η εικόνα στα δεξιά χρησιμοποιείται συμπληρωματικά για διορθωτικές παρεμβάσεις στα προηγούμενα προϊόντα (ορθοαναφορά, ορθοαναγωγή

κ.α.) και είναι αποτέλεσμα ειδικής επεξεργασίας δεδομένων SAR για την κατασκευή υψομετρικών ανάγλυφων. Η τεχνική βασίζεται στη συμβολομετρία, ονομάζεται Interferometric SAR και απαιτεί δύο τουλάχιστον διαφορετικές σκηνές SAR.

Σχήμα 3: Οι εικόνες απεικονίζουν την ίδια γεωγραφική περιοχή σε δύο διαφορετικές περιοχές του Η/Μ φάσματος από τους δορυφόρους (LandSat και EnviSat-ASAR). α. ορατό φάσμα, β. ραντάρ συνθετικού ανοίγματος (SAR), γ. ISAR. Η χωρική ανάλυση των εικόνων είναι διαφορετική και οι κοινές γεωγραφικές περιοχές που απεικονίζονται βρίσκονται σε κύκλο.

1.1. Παθητικά Συστήματα Τηλεπισκόπησης

Στα παθητικά συστήματα τηλεπισκόπησης η καταγραφή της ακτινοβολίας γίνεται με οπτικά μέσα. Ένας αισθητήρας έχει τη δυνατότητα να καταγράφει ανακλώμενη ακτινοβολία σε ένα πεπερασμένο εύρος του φάσματος το οποίο περιορίζεται στην ευρύτερη περιοχή του ορατού και υπέρυθρου για μήκη κύματος από 400nm έως 700nm περίπου. Το εύρος λειτουργίας ενός τέτοιου αισθητήρα χωρίζεται σε περιοχές οι οποίες ονομάζονται μπάντες. Ένα παράδειγμα φαίνεται στην απεικόνιση του σχήματος 4. Υποθέτοντας τρία διαφορετικά υπο-συστήματα απεικόνισης, ένα μονοχρωματικό, ένα έγχρωμο και ένα πολύ-φασματικό, η ίδια περιοχή ενδιαφέροντος καταγράφεται σε μία, σε τρεις και περισσότερες από τρεις μπάντες αντίστοιχα. Για κάθε μπάντα προκύπτει και μία μονοχρωματική εικόνα που συνήθως παρέχει συμπληρωματική πληροφορία. Η χωρική ανάλυση τέτοιων συστημάτων βρίσκεται πλέον στην τάξη των 50cm που μεταφράζεται σε εικόνες εκπληκτικής λεπτομέρειας.

Συστήματα με περισσότερες από μία μπάντες λειτουργίας προσφέρουν και μια επιπλέον διάσταση στην επεξεργασία των δεδομένων που σχετίζεται με τη φασματική ανάλυση. Η φασματική ανάλυση αφορά τον τρόπο με τον οποίο ανακλούν τα διάφορα υλικά την προσπίπτουσα σε αυτά ακτινοβολία σε ένα εύρος του Η/Μ φάσματος. Τυπικά παραδείγματα φαίνονται στο σχήμα 5 και ονομάζονται φασματικές υπογραφές και αποτυπώνουν τις ιδιότητες της ύλης στην αλληλεπίδρασή τους με την ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία.

Οι εικόνες που προσφέρουν τα παθητικά μέσα παρατήρησης μπορεί να παρέχουν κοινή αλλά και συμπληρωματική πληροφορία κάτι που σχετίζεται με τη χωρική και φασματική τους διακριτική ικανότητα.

Κατάλληλοι συνδυασμοί καναλιών δίνουν τη δυνατότητα για κατασκευή έγχρωμων προϊόντων που αναδεικνύουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά ανάλογα με τις απαιτήσεις της εφαρμογής. Δύο διαφορετικές χρωματικές αναπαραστάσεις φαίνονται στο σχήμα 6. Οι μπάντες 3,2 και 1 αντιστοιχίζονται στα κανάλια R,G και B της έγχρωμης εικόνας για να αποδώσουν τα φυσικά χρώματα της σκηνής. Ο συνδυασμός όμως 4,3,2 τονίζει τις περιοχές βλάστησης με κόκκινο χρώμα καθώς η μπάντα 4 στο εγγύς υπέρυθρο έχει ιδιαίτερη αντανάκλαση στη χλωροφύλλη. Τα δεδομένα του συγκεκριμένου παραδείγματος είναι από τον δημοφιλή δορυφόρο Landsat7 ο οποίος φέρει στην πλατφόρμα του τον αισθητήρα ETM+. Ο πίνακας 1 παρουσιάζει μερικές από τις εφαρμογές στις οποίες χρησιμοποιούνται τα δεδομένα που καταγράφει ο ETM+ καθώς τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά λειτουργίας του που είναι η χωρική διακριτική ικανότητα και η φασματική διακριτική ικανότητα.

Σχήμα 4: Σχηματική αναπαράσταση παθητικών συστημάτων τηλεπισκόπησης

Κάθε φασματικός αισθητήρας έχει τη δυνατότητα να καταγράφει πληροφορία σε πεπερασμένο πλήθος καναλιών θέτοντας περιορισμούς στην φασματική διακριτική ικανότητα, τη λεπτομέρεια δηλαδή με την οποία αποτυπώνεται η φασματική υπογραφή. Συστήματα με πλήθος καναλιών της τάξης μεγέθους του δέκα (10) ονομάζονται πολυφασματικά (Landast, Meris, κ.α.) ενώ συστήματα με πλήθος καναλιών της τάξης μερικών δεκάδων ονομάζονται υπερφασματικά (Aviris, AVHRR κ.α.).

Σχήμα 5: Φασματικές υπογραφές για βασικούς τύπους χρήσης Γης

Πίνακας 1: Χαρακτηριστικά λειτουργίας ETM+ του δορυφόρου Landsat7

ETM+			
Μπάντα	Φασματικό εύρος (μm)	Χωρική ανάλυση	Εφαρμογή
1	0.45 - 0.52 (μπλέ)	30	Έδαφος/ διαχωρισμός βλάστησης; Βαθυμετρία/χαρτογράφηση ακτογραμμών; Χαρακτηριστικά αστικών περιοχών
2	0.52 - 0.60 (πράσινο)	30	Χαρτογράφηση πράσινης βλάστησης; Χαρακτηριστικά αστικών περιοχών
3	0.63 - 0.69 (κόκκινο)	30	Διαχωρισμός περιοχών καλυπτόμενων από βλάστηση και μη καλυπτόμενων
4	0.76 - 0.90 (εγγύς υπέρυθρο)	30	Ταυτοποίηση φυτών/βλάστησης, κατάσταση υγείας και εκτίμηση βιομάζας; Υγρασία εδάφους
5	1.55 - 1.75 (κοντινό υπέρυθρο)	30	Ευαισθησία σε υγρασία εδάφους και βλάστησης; Διαχωρισμός περιοχών νέφωσης και καλυπτόμενων από χιόνι
6	10.4 - 12.5 (θερμικό υπέρυθρο)	60	Θερμική ακτινοβολία
7	2.08 - 2.35 (κοντινό υπέρυθρο)	30	Διαχωρισμός ορυκτών
8	0.52 - 0.90 (πανχρωματικό)	15

Σχήμα 6: Χρωματικοί συνδυασμοί καναλιών του δορυφόρου Landsat

1.2. Μικροκυματικοί δορυφόροι – Χαρακτηριστικά και Εφαρμογές

Τα ραντάρ (radar) είναι ενεργητικοί αισθητήρες οι οποίοι λειτουργούν στην μικροκυματική περιοχή του Η/Μ φάσματος. Ανάμεσα σε διάφορους μικροκυματικούς αισθητήρες, η μεγαλύτερη προσοχή έχει δοθεί στα Ραντάρ Συνθετικού Ανοίγματος (Synthetic Aperture Radar, SAR). Οι αισθητήρες SAR λειτουργούν με τυπικά μήκη κύματος από 1 cm έως μερικά μέτρα. Σαν ενεργό σύστημα, ένα SAR εκπέμπει μικροκυματική ακτινοβολία και μετρά την ανακλώμενη ενέργεια από τον στόχο. Οι μετρήσεις αυτές μετασχηματίζονται σε μια υψηλής ανάλυσης εικόνας. Οι αισθητήρες SAR, ως ενεργητικά συστήματα, μπορούν να λειτουργήσουν και τη νύχτα. Επίσης η ατμόσφαιρα της Γης είναι (σχεδόν) διάφανη και επομένως η λειτουργία δεν επηρεάζεται από την παρουσία νεφών, ομίχλης και βροχής, δίνοντας τους έτσι ένα μεγάλο πλεονέκτημα συγκριτικά με τους οπτικούς δέκτες. Επιπλέον, τα δεδομένα εδάφους μπορούν να επεξεργασθούν χρησιμοποιώντας τη βέλτιστη οπτική γεωμετρία με σκοπό να βελτιωθούν τα χαρακτηριστικά ενδιαφέροντος. Οι εικόνες δεδομένων SAR περιέχουν διαφορετική πληροφορία από τις εικόνες που προέρχονται από οπτικούς ή θερμικούς δέκτες και δίνουν κυρίως έμφαση στο ανάγλυφο και τη μορφολογική δομή του εδάφους. Λόγω της ευαισθησίας των δεδομένων SAR στις διηλεκτρικές ιδιότητες του στόχου, μπορούν να δώσουν πληροφορίες για την κατάσταση της βλάστησης, τεχνικώς κατασκευασμένων αντικειμένων και κατασκευών. Μια άλλη χαρακτηριστική ιδιότητα των δεδομένων SAR προκύπτει από τα χαρακτηριστικά διάδοσης των μικροκυμάτων. Λόγω του μεγάλου μήκους κύματος, η μικροκυματική ακτινοβολία μπορεί να διεισδύσει σε βλάστηση και ακόμα και στο έδαφος μέχρι ένα συγκεκριμένο βάθος.

Η επεξεργασία δεδομένων SAR διακρίνεται σε δύο βασικές κατηγορίες: στη συμβολομετρία (interferometry, INSAR) και την πολωσιμετρία (polarimetry, POLSAR). Η τεχνική INSAR αναλύει τη διαφορά φάσης ανάμεσα σε δύο εικόνες SAR που έχουν ληφθεί από ελάχιστα διαφορετικές θέσεις. Αυτή η διαφορά φάσης σχετίζεται με την τοπογραφία του εδάφους και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία ψηφιακών μοντέλων εδάφους (digital Elevation Models, DEM). Πέρα

από την εφαρμογή τεχνικών συμβολομετρίας για την τοπογραφική χαρτογράφηση, αναπτύχθηκε και η τεχνική της διαφορικής συμβολομετρίας. Η νέα αυτή τεχνική έδωσε τη δυνατότητα για ιδιαίτερα ακριβή χαρτογράφηση στις αλλαγές στην τοπογραφία του εδάφους για διάφορες νέες εφαρμογές. Η τεχνική POLSAR αποτελεί άλλη μια επέκταση των βασικών τεχνικών SAR. Όπως όλα τα ηλεκτρομαγνητικά κύματα έτσι και τα μικροκύματα έχουν διανυσματική φύση. Για το λόγο αυτό, η πλήρης περιγραφή του προβλήματος σκέδασης, στην τεχνολογία του ραντάρ, απαιτεί πίνακες με διανυσματικό συμβολισμό. Ο συμβολισμός αυτός εισήχθη με την έννοια του πίνακα σκέδασης. Ένα βασικό χαρακτηριστικό της τεχνικής POLSAR είναι ότι επιτρέπει το διαχωρισμό διαφορετικών μηχανισμών σκέδασης. Για τον λόγο αυτόν έχουν αναπτυχθεί διάφορα μοντέλα σκέδασης με σκοπό να ερμηνεύσουν και να μοντελοποιήσουν το φυσικό μηχανισμό της σκέδασης, επιτρέποντας έτσι την εκτίμηση διαφόρων φυσικών παραμέτρων εδάφους, όπως η υγρασία, η τραχύτητα, κ.α. Μεταξύ των χρήσεων, στην ωκεανογραφία χρησιμοποιείται για την παρακολούθηση κυμάτων και την εκτίμηση της ηλικίας και του πάχους του πάγου σε πολικές περιοχές. Ο βασικός στόχος ενός συστήματος απεικόνισης ραντάρ είναι η δημιουργία ενός δισδιάστατου χάρτη ανάκλασης για μια περιοχή που έχει σαρωθεί από μικροκυματική ακτινοβολία. Στον βασικό τρόπο λειτουργίας, ένα σύστημα ραντάρ εκπέμπει ηλεκτρομαγνητική ενέργεια, ανιχνεύει την ενέργεια που ανακλάται από την επιφάνεια της Γης και καταγράφει την επιστρεφόμενη ενέργεια ως εικόνα. Η κεραία πρέπει να έχει προσανατολισμό παράλληλα με την τροχιά της πτήσης και εκπέμπει συνεχώς παλμούς προς το έδαφος οι οποίοι αφού ανακλαστούν, φθάνουν στο δέκτη μετά από ελάχιστο χρονικό διάστημα. Ανακλαστές σε διαφορετικές θέσεις μπορεί να αναλυθούν, καθώς προκαλούν διαφορετικούς χρόνους καθυστέρησης στην επιστροφή του παλμού. Η διακριτική ικανότητα του συστήματος ραντάρ βελτιώνεται όταν οι παλμοί έχουν μικρό εύρος ζώνης. Στη διεύθυνση της τροχιάς πτήσης, ή αλλιώς στην αζιμούθιο διεύθυνση, η διακριτική ικανότητα του ραντάρ εξαρτάται από το μέγεθος της κεραίας. Το μέγεθος της κεραίας σχηματίζεται από τις διαδοχικές θέσεις που λαμβάνει η μικρή κεραία στο σκάφος καθώς αυτό κινείται. Όσο πιο μεγάλη ταχύτητα έχει το σκάφος, τόσο αυξάνει η διακριτική ικανότητα του συστήματος SAR. Αυτό μπορεί να γίνει κατανοητό και από το γεγονός ότι η πληροφορία στο SAR είναι ουσιαστικά πληροφορία Doppler. Αποδεικνύεται, ότι η διακριτική ικανότητα μειώνεται, αν αυξηθεί το ύψος της τροχιάς (αφού για τους δορυφόρους μειώνεται η σχετική ταχύτητα σε σχέση με την επιφάνεια της Γης) και η

απόσταση του στόχου από την κεραία. Συνεπώς, για να επιτευχθεί υψηλή διακριτική ικανότητα απαιτούνται κεραίες μεγάλου μήκους, ή αυξημένη ταχύτητα σκάφους καθώς και στενοί ενεργειακά ισχυροί παλμοί.

Ένα σύστημα SAR ξεπερνά το παραπάνω πρόβλημα και είναι ειδικά σχεδιασμένο, ώστε να επιτυγχάνει υψηλές διακριτικές ικανότητες, με μικρού μήκους κεραίες σε μεγάλες αποστάσεις. Η τεχνολογία SAR στηρίζεται στο γεγονός ότι η απόκριση ενός ανακλαστή ή στόχου στο έδαφος περιέχεται σε περισσότερα από ένα H/M κύματα. Ένας κατάλληλος συμφασικός συνδυασμός των διαφορετικών αυτών παλμών οδηγεί στο σχηματισμό μιας συνθετικά διαστελλόμενης κεραίας. Η δόμηση αυτή είναι αντίστοιχη με μια συστοιχία κεραιών, όπου χρησιμοποιείται μία μόνο κεραία με διαφορετικές διευθύνσεις μετάδοσης για να προσομοιώσει τη συστοιχία. Τα δορυφορικά συστήματα SAR, εξαιτίας των πλεονεκτημάτων που διαθέτουν, αποτελούν ιδανικά συστήματα για τη συγκεκριμένη εφαρμογή παρακολούθησης της θαλάσσιας κίνησης, κυρίως των χαρακτηριστικών που διαθέτουν και τα οποία θα παρουσιασθούν, εν συντομία, στη συνέχεια.

Τα συστήματα ραντάρ που λειτουργούν στην μικροκυματική περιοχή του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος, αναπτύχθηκαν κατά τη διάρκεια του Δεύτερου Παγκοσμίου πολέμου για την πλοήγηση και ανίχνευση στόχων. Στο Σχήμα 7, απεικονίζονται τα διάφορα μήκη κύματος, ή φασματικές ζώνες (bands), και οι αντίστοιχες συχνότητες. Οι ζώνες προσδιορίζονται από γράμματα τα οποία ορίστηκαν τυχαία, παρά με κάποια συγκεκριμένη σειρά, κατά το Δεύτερο Παγκόσμιο πόλεμο προς αποφυγήν της αναφοράς του μήκους κύματος. Επιγραμματικά, αυτές συνοψίζονται στις ακόλουθες:

Ka, K, Ku bands: φασματική ζώνη βραχέων μηκών κύματος η οποία χρησιμοποιήθηκε στα πρώτα συστήματα ραντάρ. Η Ka ζώνη κυμαίνεται κατά προσέγγιση από 26,5 έως 40 GHz και χρησιμοποιήθηκε κυρίως από αισθητήρες στρατιωτικών αεροπλάνων. Η K βρίσκεται μεταξύ 18 και 26,5 GHz και απορροφάται εύκολα από υδρατμούς, ενώ η Ku χρησιμοποιήθηκε αρχικά στις δορυφορικές τηλεπικοινωνίες.

Σχήμα 7: Οι μικροκυματικές συχνότητες που χρησιμοποιούνται στο SAR

X-band: κυμαίνεται μεταξύ 8 και 12,5 GHz και χρησιμοποιήθηκε σε συστήματα πτήσης για στρατιωτικούς σκοπούς και χαρτογράφηση εδάφους (αρχικά για μελέτες ανίχνευσης πυρκαγιών).

C-band: κυμαίνεται μεταξύ 4 και 8 GHz και είναι συνηθισμένη φασματική ζώνη που χρησιμοποιείται σε πτητικά / δορυφορικά συστήματα (π.χ., ERS-1 και 2 και RADARSAT).

S-band: κυμαίνεται μεταξύ 2 και 4 GHz και χρησιμοποιείται στον ALMAZ. Επίσης, χρησιμοποιείται στις οπτικές τηλεπικοινωνίες.

L-band: κυμαίνεται μεταξύ 1 και 2 GHz και χρησιμοποιείται από τους SEASAT, JERS-1 και τα συστήματα πτήσης της NASA.

P-band: κυμαίνεται μεταξύ 0,3 και 1 GHz και χρησιμοποιείται για πειραματικούς ερευνητικούς σκοπούς των συστημάτων της NASA.

Όπως είναι κατανοητό, διαφορετική πληροφορία παίρνουμε ανάλογα με τη ζώνη συχνοτήτων στην οποία λειτουργεί κάποιος αισθητήρας SAR, όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε στην απεικόνιση του Σχήματος 8. Επομένως, η περιοχή λειτουργίας ενός αισθητήρα SAR αποτελεί ένα πολύ σημαντικό χαρακτηριστικό για την αποτελεσματικότητα της απεικόνισης την οποία λαμβάνουμε.

Σχήμα 8: Εικόνες SAR της ίδιας γεωγραφικής περιοχής από διαφορετικούς αισθητήρες στις συχνότητες L και C.

Ένα σύστημα ραντάρ για να δημιουργεί πολωμένα κύματα, χρησιμοποιεί μια κεραία η οποία σχεδιάζεται έτσι ώστε να εκπέμπει και να λαμβάνει τα H/M κύματα μιας συγκεκριμένης πόλωσης. Οι κεραίες έχουν πολλές μορφές, και σε κάθε περίπτωση, οι ηλεκτρικές και μηχανικές ιδιότητες τους είναι τέτοιες ώστε το κύμα να είναι σχεδόν καθαρώς πολωμένο με ένα συγκεκριμένο είδος πόλωσης. Σε ένα απλό σύστημα ραντάρ, η ίδια κεραία συχνά διαμορφώνεται έτσι ώστε να έχει την ίδια πόλωση στην υποδοχή. Τα σήματα με τις συνιστώσες τους σε δύο ορθογώνιες ή βασικές πολώσεις, απαιτούνται για να δημιουργήσουν ένα κύμα με μια αυθαίρετη πόλωση. Οι δύο πιο κοινές πολώσεις βάσης είναι η οριζόντια γραμμική (horizontal, H) και η κάθετη γραμμική (vertical, V). Επίσης χρησιμοποιούνται και κυκλικές πολώσεις για ορισμένες εφαρμογές. Τα τμήματα βάσης τους χαρακτηρίζονται με R (right) για τη δεξιά κυκλική πλευρά και με L (left) για την αριστερή. Στα πιο σύνθετα συστήματα ραντάρ, η κεραία μπορεί να σχεδιαστεί ώστε να εκπέμπει και να λαμβάνει τα κύματα

σε περισσότερες από μια πολώσεις. Στη μετάδοση, τα κύματα των διαφορετικών πολώσεων μπορούν να διαβιβαστούν χωριστά, χρησιμοποιώντας μια αλλαγή στην άμεση ενέργεια στα διαφορετικά μέρη της κεραίας στη σειρά (π.χ. τα μέρη H και V). Σε μερικές περιπτώσεις τα δύο μέρη μπορούν να χρησιμοποιηθούν μαζί, παραδείγματος χάριν, ένα κυκλικά πολωμένο σήμα μπορεί να διαβιβαστεί και να τροφοδοτήσει τα H και V τμήματα της κεραίας ταυτόχρονα, με σήματα ίσης ισχύος και με διαφορά φάσης 90° .

Επειδή ο ανακλαστής μπορεί να αλλάξει την πόλωση του ανακλώμενου κύματος και να είναι διαφορετική από την πόλωση του προσπίπτοντος κύματος, η κεραία radar σχεδιάζεται έτσι ώστε να λαμβάνει τα διαφορετικά τμήματα πόλωσης του H/M ταυτόχρονα. Μετά την ανάκλαση, το μεγαλύτερο μέρος της ενέργειας που επιστρέφει στην κεραία συνήθως έχει την ίδια πόλωση με τον μεταδιδόμενο παλμό. Η ενέργεια αυτή καταγράφεται ως ομοειδούς-πόλωσης (like-polarized) και αντιστοιχεί σε:

HH: οριζόντια μετάδοση, οριζόντια λήψη

VV: κάθετη μετάδοση, κάθετη λήψη

Ένα τμήμα της επιστρεφόμενης ενέργειας δεν έχει την αρχική πόλωση, αλλά έχει διαφορετικό προσανατολισμό. Οι μηχανισμοί οι οποίοι ευθύνονται για το φαινόμενο αυτό χαρακτηρίζουν το είδος του ανακλαστή. Ορισμένα συστήματα ραντάρ έχουν ένα δεύτερο στοιχείο κεραίας το οποίο λαμβάνει την ενέργεια διαφορετικού προσανατολισμού, και η οποία αναφέρεται ως ορθογώνια-πόλωση (crosspolarized) και αναφέρεται σε:

HV: οριζόντια μετάδοση, κάθετη λήψη

VH: κάθετη μετάδοση, οριζόντια λήψη

Γενικότερα, τα συστήματα ραντάρ μπορεί να έχουν:

- Απλή πόλωση (single polarized): HH ή VV (ή πιθανώς HV ή VH)
- Διπλή πόλωση (dual polarized): HH και HV, VV και VH, ή HH και VV
- Εναλλασσόμενη πόλωση (alternating polarized): HH και HV, εναλλασσόμενη με VV και VH
- Πλήρη πόλωση (fully-polarimetric): HH, VV, HV, και VH

Σχήμα 9: Τρόποι λειτουργίας ενός γραμμικής πόλωσης συστήματος SAR

Σχήμα 10: Ψευδοχρωματισμός εικόνων SAR διαφορετικής πολωσιμότητας

Ανάλογα λοιπόν με την πολωσιμότητα, τα συστήματα ραντάρ λαμβάνουν και διαφορετική πληροφορία, όπως παρουσιάζεται στο Σχήμα 10. Τα περισσότερα,

βεβαίως, συστήματα ραντάρ απεικόνισης πληροφορίας λειτουργούν με απλή πόλωση HH, επειδή παράγει σήματα ισχυρότερης επιστρεφόμενης έντασης.

Με τον έλεγχο της πόλωσης του προσπίπτοντος κύματος και τη μέτρηση των ιδιοτήτων πόλωσης του οπισθοσκεδαζόμενου κύματος, το σύστημα ραντάρ μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να πάρουμε περισσότερες πληροφορίες για το στόχο απ' ότι με τη χρησιμοποίηση μιας ενιαίας πόλωσης. Ένα πολωσιμετρικό ή τετραγωνικής πόλωσης ραντάρ διαβιβάζει με δύο ορθογώνιες πολώσεις, συχνά H και V, και λαμβάνει το σκεδαζόμενο κύμα στις ίδιες δύο πολώσεις. Αυτό οδηγεί σε τέσσερα λαμβανόμενα κανάλια, δηλ. HH, HV, VV και VH, όπου υπολογίζεται το εύρος και η σχετική φάση. Τα υπολογισμένα σήματα σε αυτά τα τέσσερα κανάλια αντιπροσωπεύουν όλες τις πληροφορίες που απαιτούνται για να μετρήσουν τις πολωσιμετρικές ιδιότητες σκέδασης του στόχου - ως εκ τούτου το ραντάρ πόλωσης τετραγωνισμού καλείται επίσης πλήρως πολωσιμετρικό ραντάρ (fully polarimetric). Στην περίπτωση των διπλών πολωμένων ραντάρ, μπορούν να ληφθούν μερικές αλλά όχι όλες οι ιδιότητες σκέδασης των στόχων από τα δύο κανάλια. Όταν ένα οριζόντιο πολωμένο κύμα προσπίπτει επάνω σε έναν στόχο, το σκεδαζόμενο κύμα μπορεί να έχει τις συνεισφορές στις οριζόντιες και κάθετες πολώσεις. Το ίδιο ισχύει για ένα κάθετο πολωμένο προσπίπτον κύμα. Δεδομένου ότι τα οριζόντια και κάθετα στοιχεία αποτελούν μια πλήρη βάση που τίθεται ως στόχος για να περιγράψει το ηλεκτρομαγνητικό κύμα, οι ιδιότητες οπισθοσκέδασης του στόχου μπορούν να περιγράφουν πλήρως με την μήτρα σκέδασης, S:

$$\begin{bmatrix} E_H^S \\ E_V^S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} E_H^i \\ E_V^i \end{bmatrix} \quad (1)$$

η οποία περιγράφει το μετασχηματισμό του ηλεκτρικού πεδίου του προσπίπτοντος κύματος στο ηλεκτρικό πεδίο του σκεδαζόμενου κύματος, όπου i είναι το προσπίπτον κύμα και S το σκεδαζόμενο κύμα. Η μέτρηση αυτής της μήτρας, της έντασης και της πόλωσης του σκεδαζόμενου κύματος για μια αυθαίρετη πόλωση του προσπίπτοντος κύματος μπορεί να υπολογιστεί, δεδομένου ότι οποιοδήποτε προσπίπτον κύμα μπορεί να εκφραστεί στο σύνολο βάσης $[(E_H)^i \quad (E_V)^i]$.

Τα τέσσερα στοιχεία της μήτρας σκέδασης είναι μιγαδικά και μπορούν να ληφθούν από τα μεγέθη και τις φάσεις που υπολογίζονται από τα τέσσερα κανάλια ενός

πολωσιμετρικού ραντάρ. Για τον υπολογισμό των στοιχείων απαιτείται μια ακριβής διαδικασία βαθμολόγησης, αλλά εάν η βαθμολόγηση δεν ήταν απαραίτητη, τα τέσσερα στοιχεία της μήτρας σκέδασης προσδιορίζονται άμεσα από τα αντίστοιχα κανάλια του συστήματος ραντάρ. Οι υπολογισμένες ιδιότητες σκέδασης του στόχου ισχύουν μόνο σε εκείνες τις συχνότητες και γωνίες του ραντάρ που χρησιμοποιούνται στην αποστολή. Εντούτοις, οι ιδιότητες σκέδασης μπορούν να ποικίλουν σημαντικά με τη συχνότητα ραντάρ και την κατεύθυνση των ακτίνων (ή την περιστροφή του στόχου). Συνεπώς, πρέπει να δείξουμε προσοχή στην επιλογή των παραμέτρων για να ληφθεί ικανοποιητικό αποτέλεσμα.

1.3. Πίνακες διαθέσιμων δορυφόρων και χαρακτηριστικά τους

Στον πίνακα που ακολουθεί παρουσιάζονται ορισμένοι από τους δημοφιλέστερους δορυφόρους των κατηγοριών που αναλύθηκαν παραπάνω με τα χαρακτηριστικά λειτουργίας τους.

Πίνακας 2: Χαρακτηριστικά Πολυφασματικών δορυφόρων υψηλής ανάλυσης

Υψηλή Ανάλυση							
Αισθητήρας - Δορυφόρος		Χρόνος ζωής	Χωρική Ανάλυση	Εύρος Δέσμης (Swath)	Φασματικές Μπάντες	Λοιπά χαρακτηριστικά	Επαναληψιμότητα
ORBView-3		June 2003 5 yrs mission	1m Pan 4m MS	8 km	MS 4 bands (450-520, 520-600, 620-690, 760-900nm) Pan (450-900nm)	±45° off nadir	< 3 days
Quickbird-2		Oct. 2001 - ongoing	0.61m Pan 2.44m MS	16.5 km 165 km track	MS 4 bands (450-520, 520-600, 630-690, 760-890nm) Pan (450-900nm)	QB 2 polar orbit ±30° in all directions Stereo Capablity	1-3.5 days
IKONOS-2		Sept. 1999 - ongoing	1m Pan 4m MS	11.3 km wide at nadir	MS 4 bands (450-520, 520-600, 630-690, 760-900nm) Pan (525.8-928.5nm)	±26° inclination 11 bits data	1-3 days
EROS 1A		Dec. 2000 - ongoing	1.8m Pan	12.6x12.6 km	Pan (500-900nm)		1.8-4 days
SPOT 5a	HGR & Vegetation	May 2002 > 5 yrs mission ?	2.5 & 5m Pan 10m MS 20m SWIR band	60 km	MS 4 bands (500-590, 610-680, 790-890, 1580-1750nm) Pan 510-730nm	Also Vegetation Instrument	3 to 26 days ±31° inclination
IRS-1C & 1D	LISS3 & WiFS sensors	1C: Dec. 95 - ongoing 1D: Sept. 97 - ongoing	5m Pan 20m MS 180m WiFS	70x70 km Pan 142x142 km MSS 774x774 km WiFS	Pan 500-750nm MS 4 bands (520-590, 620-680, 770-860, 1550-1700nm) (SWIR at 70m pixel) WiFS 2 bands (620-680, 770-860nm)	Pan ±26° inclination	24 days 5-24 off-nadir Pan
IRS-P5 CartoSat-1		Launch planned 2004	2.5m	30 km	Pan		22 days

Πίνακας 3: Χαρακτηριστικά Πολυφασματικών δορυφόρων μέτριας ανάλυσης

Πολυφασματι						
-------------	--	--	--	--	--	--

κú	Multispectral					
	Sensor - Satellite	Spatial Resolution	Swath	Spectral Bands	Other Sensor Specs	Repeat Cycle
	Landsat	MSS	60mx80m	185x185 km	MS 4 bands (500-600, 600-700, 700-800, 800-1100nm)	18 days
5	Landsat 4 & 5	TM	30m MS 120m TIR	185x172 km	MS 7 Bands VNIR-TIR	16 days
	Landsat 7	ETM+	15m Pan 30m MS 60m TIR	185x172 km	Pan 520-900nm 5 Bands VNIR 2 Bands SWIR 1 Band TIR ** Data quality dropped significantly since the SLC failure in June 2003.	16 days
	SPOT 1, 2, 3	HRV	10m Pan 20m MS	60x60 km	MS 4 bands (500-590, 610-680, 790-890nm) Pan (510-730nm)	3 to 26 days ±30° inclination
	SPOT 4	2xHRV-IR & Vegetation	10m Pan 20m MS	60x60 km	MS 4 bands (500-590, 610-680, 790-890, 1580-1750nm) Pan (610-680nm) Also Vegetation Instrument at 1.1km pixel	3 to 26 days ±27° inclination
	IRS-1A & 1B	LISS 1 & LISS 2	36 & 72 m	74 & 148 km	Pan	22 days
	IRS-P2	LISS 2	36 m	132 km		24 days
	IRS-P6 ResourceSat-1	LISS-4, LISS-3 & AWiFS	5.8, 23.5 & 56m	23.9, 141 & 740 km	LISS-4 3 bands 520-860nm LISS-3 4 bands 520-1700nm AWiFS 4 bands 520-1700nm	24 days ±27° inclination
	JERS-1	OPS	18x24m	75x75 km	MS 8 bands VIS-SWIR Optical sensor barely operational and failed early during the mission?	44 days

ALI	EO-1	10m Pan 30m MS	185 km	Pan 480-680nm MSS 9 bands 433-2350nm	mission	16 days
ASTER	Terra	15m VNIR30m SWIR 90m TIR	60 km x 60 km	3 bands VNIR 520-860nm,6 bands SWIR 1600-2430nm,5 bands TIR 8125- 11650nm,Bands for stereoscopy 780-860nm	ASTER DEM product available, about 30m accuracy.	16 days
CBERS-1		20, 80 & 260m	113, 120 & 890 km	CCD 4 bands@20m 450- 890nm + Pan IR-MSS 3 bands@80m 500- 2350nm + TIR WFI 2 bands@260m 630- 900nm	±32° 3day revisit	26 days
CBERS-2		20, 80 & 240m	132-1056 km	CCD-XS (4 bands), CCD- Pan (1 band), IRMS (4 bands, 80m), WFI (3 bands, 240m)		?

Πίνακας 4: Χαρακτηριστικά αισθητήρων υπερφασματικών δορυφόρων

Υπερφασματικά Hyperspectral						
Sensor - Satellite		Spatial Resolution	Swath	Spectral Bands	Other Sensor Specs	Repeat Cycle
EO-1	Hyperion	30m	7.5 km x 100 km	220 bands 400nm to 2500nm @10nm Grating Imaging Spec		
EO-1	LEISA AC	250m	7.5 km x 100 km	309 Bands 850-1600nm @2.4nm Wedge Imaging Spec		
Envisat-1	MERIS	300m @nadir and 1200m global	1150 km	15 bands programmable 390-1040nm @2.5nm	5 identical sensors	35 days
ADEOS-2	GLI	250/1000m		19 bands 375-865nm @8- 20nm 4 bands 460-825nm @50-110nm 6 bands 1050-2210nm @20-	Failed prematurely on october 25 2003	

				220nm 7 bands 3715-12000nm @330-1000nm		
--	--	--	--	---	--	--

Πίνακας 5: Χαρακτηριστικά αισθητήρων SAR

Radar						
Sensor - Satellite		Spatial Resolution	Swath	Spectral Bands	Other Sensor Specs	Repeat Cycle
ERS-1	C-Band SAR	30m	100x100km	C-Band (5.3GHz, WL=5.66cm) SAR VV Polarization	Interferometry possible	35 days
ERS-2	C-Band SAR	30m	100x100km	C-Band (5.3GHz, WL=5.66cm) SAR VV Polarization	Interferometry possible	35 days
JERS-1	L-Band SAR	18x24m	75x75 km	L-Band (1275GHz, WL=23.5cm) SAR HH Polarization	Interferometry & Stereoscopy possible (band 3 & 4)	44 days
RADARSAT-1	C-Band SAR	10, 25, 50, 100 m	50-500 km	C-Band (5.3GHz, WL=5.66cm) SAR HH Polarization	Right looking Interferometry & stereoscopy possible	16 days
RADARSAT-2	C-Band Multi Pol ASAR	3-100 m	20-500 km	C-Band (5.405GHz), Multi polarization SAR Multi beam Mode	Left/Right looking	24 days
Envisat-1	ASAR	30, 150, 500m	5-406 km	C Band ASAR (5.331GHz) Multi Pol Imagettes to ScanSAR	Interferometry possible, Alternating polarization: HH/HV or VV/HH or VV/VH with 25m pixels	35 days
Space Shuttle	SIR-C	25m	15 to 90 km	X, C & L-band SAR	Multipolarization in C band (HH, HV, VH, VV).	N/A
Space Shuttle Endeavour	SRTM	30m	About 50 km	X (3.1 cm), C (5.8 cm) Bands C-Band IFSAR Generate DEM	Interferometry & DEM products available (3 & 1 arc-second, near-worldwide coverage)	N/A

Κεφάλαιο 2^ο Υφή – Μεθοδολογίες

Η υφή ορίζεται ως η διακύμανση του εύρους τιμών των δεδομένων, καθώς και η μεταξύ τους συσχέτιση, το είδος των οποίων χαρακτηρίζει ή περιγράφει την υπό επεξεργασία πληροφορία. Αν και η υφή χρησιμοποιείται ευρύτατα σε πολλές εφαρμογές της μηχανικής όρασης όπως είναι η ταξινόμηση, η τμηματοποίηση, η οργάνωση βάσεων δεδομένων κ.α., εν τούτοις δεν υπάρχει μοναδικός μαθηματικός φορμαλισμός μέσω του οποίου αυτή γίνεται μετρήσιμο μέγεθος αλλά ένα πλήθος συμπληρωματικών μεθόδων που χρησιμοποιούνται για τον σκοπό αυτό.

Ένα απλό παράδειγμα παρουσιάζεται στις εικόνες του σχήματος 11. Η αεροφωτογραφία στα αριστερά απεικονίζει έναν οικισμό που περιβάλλεται από καλλιεργήσιμες εκτάσεις. Διακρίνεται και το οδικό δίκτυο της περιοχής. Εφαρμόζοντας έναν απλό ανιχνευτή ακμών Sobel 3x3 μπορεί κανείς εύκολα να διακρίνει όλες τις χρήσεις Γης στις οποίες υπάρχει ανθρώπινη παρέμβαση, όπως είναι το οδικό δίκτυο και ο οικισμός και να τις διαχωρίσει αυτόματα με χρήση απλών μορφολογικών φίλτρων.

α. Αεροφωτογραφία

β. Ανιχνευτής ακμών (Sobel)

Σχήμα 11: Ανίχνευση ακμών για διαχωρισμό περιοχών που έχουν κατασκευαστεί από τον άνθρωπο. α. Αεροφωτογραφία οικισμού που περιβάλλεται από καλλιεργήσιμες εκτάσεις. β. Ανιχνευτής ακμών Sobel

Οι τρεις βασικές κατηγορίες των μεθόδων περιγραφής της υφής είναι: μετασχηματισμοί, στατιστική επεξεργασία και μορφολογικά φίλτρα. Στις ενότητες που ακολουθούν

παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο για τις μεθόδους που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διατριβή.

2.1. Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία

Ως τυχαίο πεδίο (Random Field) ορίζεται το σύνολο των τυχαίων μεταβλητών ενός τύπου, οι τιμές των οποίων προκύπτουν από την επανάληψη της ίδιας τυχαίας διαδικασίας (τυχαίο πείραμα) για κάθε μία από αυτές. Στην ψηφιακή επεξεργασία εικόνας, πεδίο είναι οι χωρικές συντεταγμένες των pixels μέσα σε αυτή. Αντιστοιχίζοντας μία τυχαία διαδικασία μέσα από την οποία προκύπτουν οι τιμές των pixel και επαναλαμβάνοντας την για κάθε θέση στο πλέγμα δημιουργείτε ένα τυχαίο πεδίο. Για παράδειγμα, η ρήψη νομίσματος με επανάληψη (255 φορές) και η καταμέτρηση των αποτελεσμάτων στα οποία έτυχε κορώνα δημιουργεί ένα τυχαίο πεδίο δύο διαστάσεων με εύρος τιμών από 0 έως 255.

Το Markov Random Field προκύπτει από ένα τυχαίο πεδίο προσδίδοντας στις μεταβλητές του την ιδιότητα Markov κατά την οποία η τιμή κάθε μιας από αυτών επηρεάζεται από τις γειτονικές τιμές και μόνο. Η τυπική διαδικασία για την κατασκευή ενός MRF περιγράφεται απλοϊκά στο γράφημα του σχήματος 12. Δημιουργείται αρχικά ένα τυχαίο πεδίο έχοντας ως μοντέλο μία κατανομή προσαρμοσμένη στα δεδομένα του προβλήματος (π.χ. διωνυμική του προηγούμενου παραδείγματος). Η ιδιότητα Markov ανανεώνει τις τιμές του τυχαίου πεδίου και η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι τη σύγκλιση, μέχρι δηλαδή να μην μεταβάλλονται άλλο οι τιμές του πεδίου. Το τελικό αποτέλεσμα είναι τότε το επιθυμητό MRF.

Σχήμα 12: Επαναληπτική διαδικασία για την κατασκευή ενός MRF

Τα σχήματα 13 και 14 δείχνουν κλασσικά και περίπλοκα μοντέλα γειτόνων που χρησιμοποιούνται για την υλοποίηση της ιδιότητας Markov. Η βασική αρχή που ακολουθείται ορίζει σε ένα κεντρικό pixel ($i0, j0$) μία νέα τιμή η οποία καθορίζεται από τις τιμές των γειτόνων διαμορφούμενες από κατάλληλους συντελεστές. Οι συντελεστές συμβολίζονται με τον λατινικό χαρακτήρα a και τους αντίστοιχους υποδείκτες να υποδηλώνουν τη θέση τους ως προς το κεντρικό pixel. Το παράδειγμα 15 δείχνει ένα στιγμιότυπο της διαδικασίας στο οποίο η νέα τιμή του κεντρικού pixel δίνεται από τη σχέση:

$$p_{i0,j0} = p_{-1,-1} \cdot a_{-1,-1} + p_{1,1} \cdot a_{1,1} + p_{-1,0} \cdot a_{-1,0} + p_{0,1} \cdot a_{0,1} \quad (2)$$

Οι τιμές των συντελεστών μπορεί να παίρνουν ακέραιες, δεκαδικές, θετικές ή αρνητικές τιμές. Η διαδικασία αυτή χρησιμοποιείται για τη σύνθεση της υφής με βάση ένα μοντέλο Markov και ένα τυχαίο πεδίο.

Σχήμα 13: Μοντέλα γειτόνων Markov Random. (i_0, j_0) , (i, j) : συντεταγμένες κεντρικού και γειτονικών pixel αντίστοιχα.

Σχήμα 14: Πολύπλοκες μορφές γειτόνων που υπακούν στην ιδιότητα Markov.

Σχήμα 15: Η τιμή του κεντρικού pixel καθορίζεται από τις τιμές των γειτονικών διαμορφούμενες από σταθερούς συντελεστές.

Ο χαρακτηρισμός της υφής με τη χρήση MRF γίνεται αντιστρέφοντας τη διαδικασία της σύνθεσης. Ο τρόπος αυτός χρησιμοποιήθηκε και στην παρούσα διατριβή και θα αναλυθεί για την περίπτωση των GMRF που είναι MRF μοντέλα με γκαουσιανή κατανομή. Οι Markov παράμετροι εκτιμώνται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων (LSE). Θεωρείται το μοντέλο γειτόνων δεύτερης τάξης, σχήμα 13, για το οποίο η πιθανότητα $p(g_{i,j}|g_{i',j'}, (i',j') \in N_{i,j})$ ενός pixel στη θέση (i,j) να έχει τιμή $g_{i,j}$, με δεδομένες τις τιμές των pixel στη γειτονιά $N_{i,j}$ δίνεται από τη σχέση:

$$p(g_{i,j}|g_{i',j'}, (i',j') \in N_{i,j}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{(g_{i,j} - \sum_{l=1}^L a_l g_{i',j',l})^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (3)$$

όπου:

L : είναι ο συνολικός αριθμός των pixel της γειτονιάς $N_{i,j}$

a_l : είναι η παράμετρος Markov με την οποία η γειτονική τιμή του pixel στη θέση (i',j') επηρεάζει την τιμή του Pixel στην θέση (i,j) και

σ : είναι η τυπική απόκλιση η οποία θεωρείται σταθερή.

Το μοντέλο απλοποιείται περισσότερο θεωρώντας την επιρροή των γειτονικών pixel που βρίσκονται συμμετρικά από το κεντρικό ταυτόσημη και η εξίσωση 3 γράφεται ως εξής:

$$p(g_{i,j}|g_{i',j'}, (i',j') \in N_{i,j}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{(g_{i,j} - \sum_{l=1}^L a_l s_{i,j,l})^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (4)$$

όπου:

$$\begin{aligned} s_{i,j,1} &\equiv g_{i-1,j} + g_{i+1,j} \\ s_{i,j,2} &\equiv g_{i,j-1} + g_{i,j+1} \\ s_{i,j,3} &\equiv g_{i-1,j-1} + g_{i+1,j+1} \\ s_{i,j,4} &\equiv g_{i-1,j+1} + g_{i+1,j-1} \end{aligned} \quad (5)$$

Οι σχέσεις της μορφής (5) ισχύουν για κάθε ένα pixel της εικόνας. Στην εκτίμηση παραμέτρων LSE, υποθέτουμε ότι κάθε pixel λαμβάνει την τιμή με τη μεγαλύτερη πιθανοφάνεια και σύμφωνα με τη σχέση (4) αυτή είναι:

$$g_{i,j} = \sum_{l=1}^4 a_l s_{ij,l} \quad (6)$$

Για μια εικόνα $M \times N$, το σύνολο των εξισώσεων είναι MN και το πλήθος των αγνώστων a είναι 4. Η σχέση 6 υπο μορφή πινάκων γίνεται:

$$G = S \cdot A \quad (7)$$

όπου:

$$G \equiv \begin{pmatrix} g_{11} \\ g_{12} \\ \vdots \\ g_{ij} \\ \vdots \\ g_{MN} \end{pmatrix}$$

$$S \equiv \begin{pmatrix} s_{11;1} & s_{11;2} & s_{11;3} & s_{11;4} \\ s_{12;1} & s_{12;2} & s_{12;3} & s_{12;4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ s_{ij;1} & s_{ij;2} & s_{ij;3} & s_{ij;4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ s_{NM;1} & s_{NM;2} & s_{NM;3} & s_{NM;4} \end{pmatrix}$$

$$A = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \end{pmatrix}$$

Η εξίσωση (7) επιλύεται τελικά πολλαπλασιάζοντας από αριστερά με S^T και γίνεται:

$$S^T G = S^T S A \Rightarrow A = (S^T S)^{-1} S^T G \quad (8)$$

Η τελευταία εξίσωση δίνει την εκτίμηση των παραμέτρων Markov σε μία εικόνα.

2.2. Πίνακες Συνεμφάνισης

Οι Grey Level Co-occurrence Matrices είναι πίνακες δύο διαστάσεων οι οποίοι χρησιμοποιούνται ευρύτατα στη βιβλιογραφία για τον χαρακτηρισμό της υφής. Σε αντίθεση με τα κοινά ιστογράμματα μίας διάστασης στα οποία απαριθμούνται οι τιμές

των pixel της εικόνας, οι GLCM απαριθμούν ζεύγη pixels των οποίων η σχετική θέση και ο προσανατολισμός ορίζεται από ένα διάνυσμα μετατόπισης d , όπως φαίνεται στο σχήμα 16. Ένας πίνακας GLCM είναι πάντα τετραγωνικός. Οι διαστάσεις του είναι $G \times G$ όπου G είναι το εύρος τιμών των pixels. Ένα στοιχείο του πίνακα, π.χ. το (1,2) αντιστοιχεί σε ένα ζεύγος pixels οι τιμές των οποίων είναι 1 και 2 αντίστοιχα. Συνηθίζεται, τα διανύσματα μετατόπισης να είναι συμμετρικά, ή να είναι περισσότερα του ενός όπως φαίνεται από τις δομές του σχήματος 17.

Σχήμα 16: Διάνυσμα μετατόπισης για δύο γειτονικά pixel που απέχουν απόσταση 2 και προσανατολισμό 0°

Σχήμα 17: Συμμετρικά μοντέλα γειτόνων για τον ορισμό ζευγαριών pixel. Από τα αριστερά προς τα δεξιά

Το αριθμητικό παράδειγμα του σχήματος 8 υποθέτει μία εικόνα με τέσσερις (4) διαβαθμίσεις του γκριζου βάσει της οποίας κατασκευάζονται οι πίνακες GLCM για το διάνυσμα μετατόπισης d που φαίνεται στο σχήμα 16.

Εικόνα με τέσσερις διαβαθμίσεις του γκρι

1	3	2	4	3
3	4	4	3	4
2	2	3	3	3
2	1	2	4	4
4	1	1	4	4

GLCM					Symmetric GLCM				
Gray level values	1	2	3	4	Gray level values	1	2	3	4
1	1	1	1	1	1	2	2	1	2
2	1	1	1	2	2	2	2	2	2
3	0	1	2	2	3	1	2	2	2
4	1	0	2	3	4	2	2	2	6

Σχήμα 18: Αριθμητικό παράδειγμα κατασκευής GLCM για το διάνυσμα μετατόπισης d του σχήματος 16

Μετά την κατασκευή του πίνακα GLCM ακολουθεί ο υπολογισμός των χαρακτηριστικών υφής τα οποία δίνονται από τις εξισώσεις:

$$\text{Energy} \quad \sum_{m=0}^{G-1} \sum_{n=0}^{G-1} p(m, n)^2 \quad (9)$$

$$\text{Entropy} \quad \sum_{m=0}^{G-1} \sum_{n=0}^{G-1} p(m, n) \cdot \log (m, n) \quad (10)$$

$$\text{Contrast} \quad \frac{1}{(G-1)^2} \sum_{m=0}^{G-1} \sum_{n=0}^{G-1} (m - n)^2 \cdot p (m, n) \quad (11)$$

$$\text{Correlation} \quad \frac{1}{(G-1)^2} \sum_{m=0}^{G-1} \sum_{n=0}^{G-1} (m - n)^2 \cdot p (m, n) \quad (12)$$

όπου:

$$\mu_x = \sum_{m=0}^{G-1} m \sum_{n=0}^{G-1} p(m, n), \mu_y = \sum_{n=0}^{G-1} n \sum_{m=0}^{G-1} p(m, n)$$

$$\sigma_x = \sum_{m=0}^{G-1} (m - \mu_x)^2 \sum_{n=0}^{G-1} p(m, n), \sigma_y = \sum_{n=0}^{G-1} (n - \mu_y)^2 \sum_{m=0}^{G-1} p(m, n)$$

$$\text{Homogeneity} \quad \sum_{m=0}^{G-1} \sum_{n=0}^{G-1} \frac{p(m, n)}{1 + |m - n|} \quad (13)$$

2.3. Συναρτήσεις Gabor

Οι συναρτήσεις Gabor είναι μιγαδικές συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται στην ψηφιακή επεξεργασία εικόνας για την ταυτόχρονη χωρική και φασματική ανάλυση του σήματος. Μία δύο διαστάσεων συνάρτηση Gabor στο πεδίο του χώρου ορίζεται από τη σχέση:

$$G(x; y; x_0, \omega_{x0}, \sigma_x, y_0, \omega_{y0}, \sigma_y) \equiv \exp\left(-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_x^2} - \frac{(y-y_0)^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp(j\omega_{x0}x + j\omega_{y0}y) \quad (14)$$

Πρόκειται για μια γκαουσιανή κατανομή δύο διαστάσεων διαμορφούμενη από μία μιγαδική εκθετική συνάρτηση. Η γενική μορφή της γκαουσιανής είναι έλλειψη με κέντρο τα σημεία x_0, y_0 και διασπορά σ_x, σ_y για τον οριζόντιο και κατακόρυφο άξονα αντίστοιχα. Η μιγαδική εκθετική συνάρτηση χαρακτηρίζεται από χωρική συχνότητα μέτρου $\sqrt{\omega_{x0}^2 + \omega_{y0}^2}$ και διεύθυνσης $\varphi = \arctan\left(\frac{\omega_{x0}}{\omega_{y0}}\right)$.

Ένα στιγμιότυπο του πραγματικού μέρους μιας συνάρτησης Gabor παρουσιάζεται στην εικόνα του σχήματος 19.

Σχήμα 19: Στιγμιότυπο του πραγματικού μέρους μιας δύο διαστάσεων συνάρτησης Gabor

Οι συναρτήσεις Gabor χρησιμοποιούνται ως ψηφιακά φίλτρα δύο διαστάσεων και μετασχηματίζουν την εικόνα αναδεικνύοντας τα χωρικά χαρακτηριστικά σαν συνάρτηση του συχνοτικού της περιεχομένου. Καθώς πρόκειται για μιγαδικές συναρτήσεις, το αποτέλεσμα της συνέλιξης προκύπτει από την εφαρμογή του θεωρήματος της συνέλιξης σύμφωνα με το οποίο:

$$f * g = \mathcal{F}^{-1}\{\mathcal{F}\{f\} \cdot \mathcal{F}\{g\}\} \quad (15)$$

Όπου:

f, g είναι η εικόνα και το φίλτρο στο χωρικό πεδίο και

$\mathcal{F}\{\}$ και $\mathcal{F}^{-1}\{\}$ ο μετασχηματισμός Fourier ενός σήματος και ο αντίστροφός του.

Για να αποδοθεί με ικανοποιητική λεπτομέρεια το συχνοτικό περιεχόμενο μιας εικόνας χρησιμοποιούνται στοίβες ή οικογένειες συναρτήσεων Gabor που καλύπτουν σχεδόν ολόκληρο το εύρος των συχνοτήτων και όλους τους πιθανούς προσανατολισμούς. Αρχικά το πεδίο των συχνοτήτων δειγματοληπτείται και επιλέγονται κεντρικές συχνότητες γύρω από τις οποίες δημιουργούνται γκαουσιανές περιβάλλουσες εφαρμόζοντας τη σχέση 14. Η βιβλιογραφία αναφέρει διάφορες μεθόδους δειγματοληψίας οι δημοφιλέστερες από τις οποίες είναι: η καρτεσιανή και η πολική. Ο δειγματοληπτιμένος χώρος των συχνοτήτων για τις δύο περιπτώσεις φαίνεται στα γραφήματα του σχήματος 20. Το γράφημα του σχήματος 21 δείχνει μία άλλη εκδοχή της πολικής δειγματοληψίας και την αντιστοιχία της κεντρικής συχνότητας με τη λεπτομέρεια και την διεύθυνση της υφής. Το αποτέλεσμα του μετασχηματισμού είναι μία στοίβα εικόνων για κάθε συχνότητα και προσανατολισμό.

Σχήμα 20: Δειγματοληψία του χώρου των συχνοτήτων. α) Καρτεσιανή, β) Πολική

Σχήμα 21: Οικογένεια συναρτήσεων Gabor στο πεδίο της συχνότητας και η αντιστοιχία στο χωρικό πεδίο.

2.4. Συναρτήσεις Walsh

Οι συναρτήσεις Walsh (ονομάζονται και Walsh - Hadamard) χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία πλήρους και ορθοκανονικών διανυσμάτων βάσης. Από τα διανύσματα βάσης προκύπτουν πίνακες βάσης οι οποίοι χρησιμοποιούνται για το ανάπτυγμα ενός οποιουδήποτε πίνακα σταθερών διαστάσεων. Οι τιμές 1 και -1 των στοιχείων των πινάκων βάσης αναδεικνύουν τοπικά χαρακτηριστικά αντίθεσης μεταξύ των τιμών του αρχικού πίνακα και των δομών που αντιστοιχούν. Οι πίνακες βάσης ονομάζονται και ιδιο-εικόνες και είναι πάντοτε τετραγωνικής μορφής με διαστάσεις που προσαρμόζονται στο μέγεθος των τοπικών χαρακτηριστικών που αναζητούνται. Για παράδειγμα, αν οι απαιτήσεις ενός προβλήματος απαιτούν την ανάλυση δομών διαστάσεων $N \times N$, τότε κατασκευάζονται διανύσματα βάσης $1 \times N$ από τα οποία προκύπτουν και οι ιδιο-εικόνες διαστάσεων $N \times N$.

Οι συναρτήσεις Walsh ορίζονται από την αναδρομική συνάρτηση:

$$W_{2j+q}(t) = (-1)^{\lfloor \frac{j}{2} \rfloor + q} [W_j(2t) + (-1)^{j+q} W_j(2t-1)] \quad (16)$$

όπου: $\lfloor \frac{j}{2} \rfloor$ είναι το ακέραιο μέρος του $\frac{j}{2}$, q είναι 0 ή 1, $j = 0, 1, \dots$, και

$$W_0(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1 \\ 0, & t < 0 \text{ και } x \geq 1 \end{cases} \quad (17)$$

Χρησιμοποιώντας την (16), τα διανύσματα Walsh για την 3×3 περίπτωση είναι:

$$W_0^T = (1, 1, 1) \quad (18)$$

$$W_1^T = (-1, -1, 1) \quad (19)$$

$$W_2^T = (-1, 1, 1) \quad (20)$$

Από αυτά προκύπτουν εννέα 3×3 πίνακες βάσης οι οποίοι είναι:

$$W_0 W_0^T = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (21)$$

$$W_0 W_1^T = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & -1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \quad (22)$$

$$W_0 W_2^T = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (23)$$

$$W_1 W_0^T = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (24)$$

$$W_1 W_1^T = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & -1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \quad (25)$$

$$W_0 W_2^T = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (26)$$

$$W_2 W_0^T = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (27)$$

$$W_2 W_1^T = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & -1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \quad (28)$$

$$W_2 W_2^T = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (29)$$

Οι πίνακες βάσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν ιδιο-εικόνες για να αναπτύξουν μία οποιαδήποτε εικόνα 3x3. Οι ιδιο-εικόνες του παραδείγματος φαίνονται στο σχήμα 22. Το λευκό αντιστοιχεί στις τιμές 1 των αντίστοιχων πινάκων και το μαύρο στις τιμές -1.

Σχήμα 22: Ιδιο-εικόνες Walsh 3x3

Συμβολίζοντας με g_{ij} τους συντελεστές των ιδιο-εικόνων $W_i W_j^T$ μία εικόνα f μπορεί να γραφεί $f = \sum_{i,j} g_{ij} (W_i W_j^T)$. Διακρίνονται δύο περιπτώσεις για τον υπολογισμό των συντελεστών g_{ij} , άρτιου διάστασης ιδιο-εικόνες και περιττής διάστασης ιδιο-εικόνες που δίνονται από τις:

$$g = \begin{cases} WfW^T, & \text{άρτια διάσταση} \\ (W^{-1})fW^{-1}, & \text{περιττή διάσταση} \end{cases} \quad (30)$$

Όπου f είναι η αρχική εικόνα, g είναι ο μετασχηματισμός της και W είναι ο πίνακας του οποίου οι γραμμές είναι τα διανύσματα Walsh.

Στο 3x3 παράδειγμα ο πίνακας μετασχηματισμού είναι $W = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$.

Ο αντίστοιχος πίνακας μετασχηματισμού 5x5 είναι

$$W = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & 1 & -1 \end{pmatrix}.$$

Κεφάλαιο 3^ο Τεχνικές σύνθεσης δεδομένων

Οι τεχνικές σύνθεσης δεδομένων χρησιμοποιούνται στην επεξεργασία πολυφασματικών δεδομένων. Αποσκοπούν στη μείωση της διαστατικότητας των αρχικών εικόνων μέσω γραμμικών και μη γραμμικών μετασχηματισμών. Οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διατριβή περιγράφονται στις ακόλουθες παραγράφους.

3.1. Ανάλυση κυρίων συνιστωσών

Η απλούστερη γραμμική μέθοδος για σύνθεση εικόνων είναι ο υπολογισμός του μέσου όρου τους. Οι βέλτιστοι δείκτες ως προς τη διατήρηση του πληροφοριακού περιεχομένου και συμπίεσης ενέργειας προκύπτουν από την ανάλυση κυρίων συνιστωσών (principal component analysis, PCA). Στην PCA οι στατιστικές ιδιότητες μιας πολυδιάστατης οντότητας εικόνων με $M \times N$ εικονοστοιχεία ανα κανάλι και K διαφορετικά κανάλια μπορούν να μελετηθούν, αν κάθε εικονοστοιχείο περιγραφεί σαν ένα διάνυσμα του οποίου οι συνιστώσες είναι αντίστοιχες τιμές κάθε καναλιού:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_K \end{bmatrix} \quad (31)$$

Με μέση τιμή $m_x = E\{x\} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M \times N} x_i$. Η διαστατικότητα της μέσης τιμής είναι K , με τις συνιστώσες του να αντιστοιχούν στις μέσες τιμές κάθε καναλιού. Το διάνυσμα μέσης τιμής χρησιμοποιείται για να ορίσει τη μέση ή εκτιμώμενη τιμή των εικονοστοιχείων στο διανυσματικό χώρο, ενώ ο πίνακας συνδιασποράς περιγράφει την διασπορά τους:

$$C_x = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M \times N} x_i x_i^T - m_i m_i^T \quad (32)$$

Ο πίνακας συνδιασποράς μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να ποσοτικοποιήσει τη συσχέτιση καναλιών. Στην περίπτωση υψηλού βαθμού συσχέτισης τα μη-διαγώνια στοιχεία του πίνακα συνδιασποράς θα παίρνουν μεγάλες τιμές. Τα διαγώνια στοιχεία του πίνακα συνδιασποράς είναι οι διασπορές των αρχικών καναλιών.

Στην περίπτωση του μετασχηματισμού PCA ο πίνακας C_x είναι συμμετρικός, έχει πραγματικές τιμές και έτσι η εύρεση ενός συνόλου ορθοκανονικών ιδιοτιμών είναι πάντα εφικτή. Έστω e_i και λ_i όπου $i = 1, 2, 3, \dots, K$ είναι οι ιδιοτιμές και τα ιδιοδιανύσματα του πίνακα C_x ταξινομημένα σε φθίνουσα σειρά. Έστω ακόμα A ο πίνακας του οποίου οι γραμμές είναι τα ιδιοδιανύσματα C_x ταξινομημένα με φθίνουσα ως προς τις αντίστοιχες ιδιοτιμές. Ο πίνακας A μετασχηματίζεται τα διανύσματα x στα διανύσματα y σύμφωνα με τη σχέση:

$$y = A(x - m_x) \quad (33)$$

Η μέση τιμή του y που προκύπτει από τον μετασχηματισμό είναι μηδέν και αντίστοιχος πίνακας συνδιασποράς C_y δίνεται από τη σχέση:

$$C_y = AC_x A^T \quad (34)$$

Ο πίνακας συνδιασποράς C_y που προκύπτει είναι ένας διαγώνιος πίνακας του οποίου τα στοιχεία της κύριας διαγωνίου είναι οι ιδιοτιμές των ιδιοδιανυσμάτων C_x .

Τα μη διαγώνια στοιχεία του πίνακα συνδιασποράς είναι μηδέν γεγονός που υποδηλώνει ότι τα στοιχεία του διανυσματικού πληθυσμού y είναι ασυσχέτιστα ή κάθετα μεταξύ τους. Ο μετασχηματισμός αυτός δημιουργεί ένα νέο σύστημα συντεταγμένων του οποίου η αρχή είναι στο κέντρο του διανυσματικού πληθυσμού που προκύπτει και του οποίου οι άξονες είναι τα ιδιοδιανύσματα του πίνακα C_x . Αυτό το σύστημα συντεταγμένων δείχνει ξεκάθαρα ότι ο μετασχηματισμός στην παραπάνω εξίσωση είναι ένας μετασχηματισμός περιστροφής που στρέφει τα δεδομένα ως προς τα ιδιοδιανύσματα και ο μηχανισμός αυτός οδηγεί σε αποσυσχέτιση των δεδομένων.

Ο γραμμικός μετασχηματισμός PCA είναι μια από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μεθόδους για ανάλυση δεδομένων τηλεπισκόπησης. Δημιουργεί ένα νέο ορθοκανονικό διανυσματικό χώρο όπου το μεγαλύτερο ποσό ενέργειας συγκεντρώνεται σε μικρό αριθμό συνιστωσών. Ο μετασχηματισμός αυτός είναι βέλτιστος με την έννοια ότι η πρώτη κύρια συνιστώσα θα έχει τη μεγαλύτερη δυνατή διασπορά και αντίθεση. Η πρώτη κύρια συνιστώσα μπορεί να απεικονιστεί σαν μια εικόνα διαβαθμίσεων του γκρι με το μέγιστο ποσοστό ενέργειας και έτσι το μεγαλύτερο ποσοστό οπτικής πληροφορίας.

3.2. Μη αρνητική παραγοντοποίηση πίνακα.

Οι μη επιβλεπόμενες μέθοδοι εξαγωγής χαρακτηριστικών από ένα σύνολο δεδομένων όπως οι μέθοδοι ανάλυσης κυρίων συνιστωσών και η ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες μπορούν να θεωρηθούν σαν μέθοδοι παραγοντοποίησης των δεδομένων ενός πίνακα κάτω από διαφορετικές συνθήκες κάθε φορά. Ανάλογα με τους περιορισμούς ή τις συνθήκες που χρησιμοποιήθηκαν οι παράγοντες ή οι συνιστώσες που προκύπτουν είναι διαφορετικοί και παρουσιάζουν άλλες ιδιότητες αναπαράστασης. Η μη-αρνητική παραγοντοποίηση πίνακα (non-negative matrix factorization - NMF) διαφοροποιείται από τις άλλες τεχνικές καθώς χρησιμοποιεί μη αρνητικές συνθήκες. Οι συνθήκες αυτές οδηγούν σε μια τμηματοποιημένη αναπαράσταση γιατί επιτρέπουν μόνο προσθετικούς και όχι αφαιρετικούς γραμμικούς συνδυασμούς. Από την άλλη μεριά η ανάλυση κυρίων συνιστωσών στηρίζεται μόνο στην πιο χαλαρή συνθήκη της ορθογωνιότητας. Η μη αρνητικότητα είναι μια χρήσιμη συνθήκη για παραγοντοποίηση πίνακα που κάνει την μέθοδο NMF μια χρήσιμη προσέγγιση ανάλυσης πολυδιαστατικών δεδομένων.

Η μέθοδος NMF χρειάζεται αλγορίθμους για την επίλυση του ακόλουθου προβλήματος δεδομένου ενός μη-αρνητικού πίνακα V , πρέπει να βρεθούν μη αρνητικοί παράγοντες ή χαρακτηριστικά W και H ώστε:

$$V \equiv WH \quad (35)$$

Η NMF μπορεί να εφαρμοστεί σε στατιστική ανάλυση πολυδιαστατικών δεδομένων με τον παρακάτω τρόπο. Έστω ένα σύνολο δεδομένων με πολλές μεταβλητές με διανύσματα n διαστάσεων. Τα διανύσματα αυτά μπορεί να θεωρηθούν ότι είναι στήλες ενός πίνακα V διαστάσεων $n \times m$ όπου m είναι ο αριθμός των δειγμάτων ενός συνόλου δεδομένων. Ο πίνακας αυτός στη συνέχεια παραγοντοποιείται σε έναν $n \times r$ πίνακα W έτσι ώστε οι πίνακες W και H να έχουν μικρότερη διάσταση από τον αρχικό πίνακα V . Η προσέγγιση στην παραπάνω εξίσωση μπορεί να γραφτεί για κάθε στήλη ξεχωριστά σαν $u \equiv Wh$ όπου u και h είναι οι αντίστοιχες στήλες των πινάκων V και H . Με άλλα λόγια, κάθε διάνυσμα δεδομένων u προσεγγίζεται σαν ένας γραμμικός συνδυασμός στηλών του πίνακα W , βεβαρυμένα με τους συντελεστές του

h. Με αυτόν τον τρόπο ο πίνακας W μπορεί να θεωρηθεί ότι αποτελεί μια βάση η οποία βελτιστοποιείται μέσω ενός γραμμικού συνδυασμού των δεδομένων του πίνακα V . Καθώς σχετικά λίγα διανύσματα βάσης χρησιμοποιούνται για να αναπαρασταθούν τα αρχικά διανυσματικά δεδομένα, μια καλή αναπαράσταση μπορεί να επιτευχθεί αν τα διανύσματα βάσης ανακαλύψουν μια λανθάνουσα δομή των δεδομένων.

Η υλοποίηση της μεθόδου NMF βασίζεται συνήθως σε επαναληπτικές ανανεώσεις των πινάκων W και H και έχουν μεγάλη εφαρμογή σε πρακτικές περιπτώσεις. Είναι πιθανόν άλλοι αλγόριθμοι να είναι πιο αποτελεσματικοί αν υπολογιστεί ο συνολικός χρόνος που απαιτείται αλλά από την άλλη πλευρά η υλοποίηση του μπορεί να είναι πολυπλοκότερη. Σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου η νέα τιμή του W ή του H υπολογίζεται πολλαπλασιάζοντας την τρέχουσα τιμή με έναν παράγοντα που εξαρτάται από την ποιότητα της προσέγγισης στην προηγούμενη εξίσωση. Έχει αποδειχθεί οι η ποιότητα της προσέγγισης ανανεώνεται μονοτονικά με την εφαρμογή των πολλαπλασιαστικών κανόνων ενημέρωσης. Πρακτικά αυτό σημαίνει ότι η συνεχής επανάληψη των κανόνων ενημέρωσης εγγυάται την σύγκλιση σε ένα τοπικό βέλτιστο σημείο παραγοντοποίησης.

Για να βρεθεί μια προσεγγιστική παραγοντοποίηση $V \equiv WH$ χρειάζεται να οριστεί μια συνάρτηση κόστους. Μια τέτοια συνάρτηση κόστους μπορεί να βασιστεί σε κάποια απόσταση ανάμεσα στους δύο μη αρνητικούς πίνακες V και (WH) . Ένα αποτελεσματικό μέτρο είναι η νόρμα της διαφοράς ανάμεσά στους V και (WH) ως:

$$\|V - WH\|^2 = \sum_{ij} (V_{ij} - WH_{ij})^2 \quad (36)$$

Η ποσότητα αυτή έχει ένα κάτω όριο το μηδέν και ελαχιστοποιείται μόνο όταν $V = WH$. Ένα άλλο χρήσιμο μέτρο είναι:

$$D(V \parallel (WH)) = \sum_{ij} \left(V_{ij} \log \frac{V_{ij}}{(WH)_{ij}} - V_{ij} + (WH)_{ij} \right) \quad (37)$$

Όπως η νόρμα, έτσι και αυτή η ποσότητα έχει ελάχιστη τιμή το μηδέν και ελαχιστοποιείται αν $V = WH$. Παρόλα αυτά η ποσότητα αυτή δεν μπορεί να κληθεί ως απόσταση καθώς δεν είναι συμμετρική ως προς V και WH . Συνήθως αποκαλείται απόκλιση του V από το WH . Η ποσότητα ταυτίζεται με την απόκλιση Kullback-

Leibleir όταν $\sum_{ij}(V_{ij}) = \sum_{ij}(WH_{ij}) = 1$ έτσι ώστε οι V και WH να θεωρούνται σαν κανονικοποιημένες συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας. Παρόλο που οι συναρτήσεις $\|V - WH\|^2$ είναι κυρτές ως προς W ή ως προς H μόνο δεν είναι κυρτές και στις δύο διευθύνσεις ταυτόχρονα. Για το λόγο αυτό δεν είναι εφικτό ένας αλγόριθμος να βελτιστοποιήσει τις συναρτήσεις αυτές βρίσκοντας ένα ολικό ελάχιστο. Παρόλα αυτά υπάρχουν πολλές τεχνικές που μπορούν να εφαρμοστούν για την εύρεση ενός τοπικού ελαχίστου. Η μέθοδος της μείωσης της βάθμωσης είναι ίσως η πιο απλή τεχνική για να υλοποιηθεί αλλά η σύγκλιση μπορεί να είναι αργή και οδηγεί πάντα στο πιο γειτονικό τοπικό ελάχιστο. Άλλες μέθοδοι, όπως οι συζευγμένες βαθμώσεις έχουν πιο γρήγορη σύγκλιση, τουλάχιστον ως προς τα γειτονικά τοπικά ελάχιστα, αλλά η υλοποίησή τους είναι πιο πολύπλοκη συγκριτικά με αυτή της μείωσης της βάθμωσης. Η σύγκλιση των μεθόδων που βασίζονται στην βάθμωση έχει ένα ακόμη μειονέκτημα να εξαρτάται από την επιλογή του βήματος, κάτι που μπορεί να δημιουργήσει σοβαρό πρόβλημα στην περίπτωση μεγάλων συνόλων δεδομένων.

Ένας πολλαπλασιαστικός κανόνας ενημέρωσης αποτελεί συνήθως έναν καλό συμβιβασμό ανάμεσα στην ταχύτητα και στην ευκολία υλοποίησης για την εύρεση ενός τοπικού ελαχίστου για τις παραπάνω συναρτήσεις κόστους. Η νόρμα $\|V - WH\|^2$ δεν αυξάνει την τιμή τα σύμφωνα με τους κανόνες ανανέωσης

$$H_{i+1} = H_i \frac{(W^T V)_i}{(W^T WH)_i}, \quad W_{i+1} = W_i \frac{(V^T W)_i}{(WHH^T)_i} \quad (38)$$

Η συνάρτηση κόστους είναι αμετάβλητη σε αυτούς τους κανόνες ενημέρωσης αν οι W και H είναι σε σταθερό σημείο. Η απόκλιση $D(V \parallel (WH))$ δεν αυξάνει την τιμή σύμφωνα με τους κανόνες:

$$H_{i+1} = H_i \frac{\sum_i W_i V_i / (WH)_i}{\sum_k W_{ki}}, \quad W_{i+1} = W_i \frac{\sum_i H_i V_i / (WH)_i}{\sum_u H_{ui}} \quad (39)$$

Και σε αυτή την περίπτωση η συνάρτηση κόστους είναι αμετάβλητη σε αυτούς τους κανόνες ενημέρωσης αν οι W και H είναι σε σταθερό σημείο. Προκύπτει επίσης ότι οι παραπάνω πολλαπλασιαστικοί παράγοντες ισούνται με την μονάδα όταν $V = W/H$, δηλαδή όταν ο αλγόριθμος φτάσει σε σταθερό σημείο. Στην περίπτωση αυτή είναι δυνατή η πλήρης ανακατασκευή συνόλου των δεδομένων από τα τελικά χαρακτηριστικά που θα εξαχθούν.

3.3. Σύνθεση πολυφασματικών δεδομένων

Η μέθοδος αυτή ανήκει στις γραμμικές μεθόδους σύνθεσης δεδομένων. Ο βασικός σκοπός είναι να δημιουργηθεί μια έγχρωμη εικόνα από το αρχικό πολυφασματικό σύνολο εικόνων με την μέγιστη δυνατή πληροφορία και βελτιωμένη αναπαράσταση των χαρακτηριστικών που βρίσκονται στις αρχικές εικόνες. Αυτό επιτυγχάνεται με τον μετασχηματισμό των πολυφασματικών δεδομένων στον τρισδιάστατο χώρο RGB μιας φυσικής εικόνας. Με τον τρόπο αυτό ενσωματώνονται στο μετασχηματισμό βασικά χαρακτηριστικά της ανθρώπινης αντίληψης. Ο συγκεκριμένος μετασχηματισμός επιτρέπει τον έλεγχο της συσχέτισης ανάμεσα στα κανάλια RGB της τελικής εικόνας αντίθετα με τον PCA που δημιουργεί συνιστώσες που είναι ασυσχέτιστες μεταξύ τους. Ο γραμμικός μετασχηματισμός είναι της μορφής

$$y = A^T x \quad (40)$$

Όπου x και y η διανυσματική αναπαράσταση των αρχικών και τελικών εικόνων αντίστοιχα. Η σχέση ανάμεσα στους πίνακες συνδιασποράς τους είναι:

$$C_y = A^T C_x A \quad (41)$$

Όπου ο πίνακας C_x είναι ο πίνακας συνδιασποράς των αρχικών δεδομένων x και C_y ο πίνακας συνδιασποράς του διανύσματος που προκύπτει από τον μετασχηματισμό. Οι απαιτούμενες τιμές των στοιχείων του τελικού πίνακα συνδιασποράς C_y βασίζονται στη μελέτη φυσικών έγχρωμων εικόνων. Η χρήση ενός τέτοιου πίνακα συνδιασποράς εγγυάται ότι η τελική έγχρωμη εικόνα θα είναι ευχάριστη για ερμηνεία από το ανθρώπινο μάτι. Οι πίνακες C_x και C_y είναι της ίδιας διάστασης και ο πίνακας μετασχηματισμού A μπορεί να υπολογιστεί χρησιμοποιώντας παραγοντοποίηση Cholesky. Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή, ένας πίνακας positive definite μπορεί να αναλυθεί μέσω ενός άνω τριγωνικού πίνακα Q έτσι ώστε:

$$S = Q^T Q \quad (42)$$

Οι πίνακες C_x και C_y χρησιμοποιώντας την παραγοντοποίηση Cholesky μπορούν να γραφούν ως:

$$C_x = Q_x^T Q_x \text{ και } C_y = Q_y^T Q_y \quad (43)$$

Οπότε η εξίσωση του μετασχηματισμού γίνεται:

$$Q_y^T Q_y = A^T Q_x^T Q_x A = (Q_x A)^T Q_x A \quad (44)$$

Έτσι:

$$Q_y = Q_x A \quad (45)$$

Και ο πίνακας μετασχηματισμού A είναι:

$$A = Q_x^{-1} Q_y \quad (46)$$

Κεφάλαιο 4^ο Χαρακτηριστικά υφής από αναπαραστάσεις δεδομένων MERIS

4.1. Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφεται η εργασία που εξετάζει τη διαχωριστική ικανότητα των χαρακτηριστικών υφής που στηρίζονται σε πίνακες συνεμφάνισης των διαβαθμίσεων του γκριζου (Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM). Ο ταξινομητής σχεδιάστηκε για να διαχωρίσει 4 διαφορετικές τάξεις οι οποίες αντιστοιχούν σε ανάλογες χρήσεις γης. Αυτές είναι: Θάλασσα, Δάσος, Έδαφος και Πόλη. Η αποτελεσματικότητα της μεθόδου εξετάστηκε για κάθε μία ξεχωριστή μπάντα των πολυφασματικών δεδομένων αλλά και για διάφορους συνδυασμούς τους με σκοπό να αναδειχτεί η καλύτερη μπάντα ή ο καλύτερος συνδυασμός τους με κριτήριο το συνολικά μικρότερο ποσοστό αποτυχίας. Για το σκοπό αυτό επεκτάθηκε η έννοια των GLCM από τη μία μπάντα σε περισσότερες και εισήχθη η έννοια του φασματικού πίνακα συνεμφάνισης (Spectral Co-occurrence Matrix, SCM) όπου αυτό ήταν απαραίτητο. Παράλληλα, τρεις συνθετικές μέθοδοι (fusion techniques) εφαρμόστηκαν στις αρχικές μπάντες για τις διαφορετικές αναπαραστάσεις των δεδομένων. Τα προϊόντα των συνθετικών μεθόδων είναι και πάλι μονοδιάστατες εικόνες στις οποίες όμως διαχέεται συνδυασμένη πληροφορία από τις αρχικές. Με αυτόν τον τρόπο οι νέες αναπαραστάσεις περιέχουν πληροφορία σε πολύ λιγότερο αριθμό μπαντών και σε ποσοστό που ξεπερνά το 85% και φτάνει μέχρι το 95% όταν χρησιμοποιηθούν οι τρεις καταλληλότερες. Η τεχνική αυτή προσφέρει σημαντικά μειωμένη υπολογιστική πολυπλοκότητα και υψηλά ποσοστά επιτυχίας.

Η μεθοδολογία που αναπτύχθηκε παρουσιάζεται σχηματικά στο διάγραμμα ροής του σχήματος 23. Οι αρχικές μπάντες υποβάλλονται στη διαδικασία σύνθεσης πληροφορίας από όπου επιλέγονται οι τρεις το πολύ νέες αναπαραστάσεις ταξινομημένες με βάση το ποσοστό της αρχικής πληροφορίας που περιέχουν. Στη συνέχεια, στατιστικά χαρακτηριστικά υφής υπολογίζονται για διάφορους συνδυασμούς μπαντών. Ο πολυδιάστατος χώρος των χαρακτηριστικών

μετασχηματίζεται σε δισδιάστατο με την βοήθεια του Fisher Linear Discriminant (FLD). Ο μετασχηματισμένος χώρος των χαρακτηριστικών διαχωρίζεται σε πλήθος περιοχών ίσο με τις τάξεις του προβλήματος με βάση την Ευκλείδεια απόσταση από τα κέντρα τους. Τέλος, η τμηματοποιημένη εικόνα που δημιουργείται συγκρίνεται με ένα πρότυπο χάρτη εδάφους χρήσης γης (ground truth map) από όπου υπολογίζεται και η απόδοση του αλγορίθμου.

Σχήμα 23: Διάγραμμα ροής της μεθοδολογίας που αναπτύχθηκε.

Ανάλυση σε κύριες συνιστώσες (Principal Component Analysis, PCA)

Οι στατιστικές ιδιότητες ενός σετ πολυφασματικών δεδομένων με k ξεχωριστές μπάντες και με $M \cdot N$ εικονοστοιχεία (pixel) ανά μπάντα μπορούν να μελετηθούν αν κάθε εικονοστοιχείο θεωρηθεί ως ένα διάνυσμα στήλης $k \times 1$ του οποίου τα επιμέρους στοιχεία είναι η τιμή του για κάθε μία μπάντα, όπως φαίνεται στην (47)

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_k \end{bmatrix} \quad (47)$$

Η μέση τιμή δίνεται τότε από τη σχέση $m_x = E\{x\} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{MN} x_i$ και ο πίνακας συνδιασποράς (covariance matrix), που συμβολίζεται με C_x , μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την περιγραφή της συσχέτισης μεταξύ των μπαντών. Τα στοιχεία c_{ij} του πίνακα C_x με υψηλή τιμή εκτός της κύριας διαγωνίου αντιστοιχούν σε μεγάλη συσχέτιση μεταξύ των μπαντών i, j .

Ο μετασχηματισμός PCA, είναι ένας γραμμικός μετασχηματισμός μέσω του οποίου υπολογίζονται νέες διευθύνσεις στον αρχικό χώρο οι οποίες όμως είναι ορθογώνιες μεταξύ τους και κατά συνέπεια ασυσχέτιστες. Οι νέες μπάντες πλήθους k προκύπτουν μετά την προβολή των διανυσμάτων της μορφής (1) στις νέες διευθύνσεις. Η γενικότερη μορφή του μετασχηματισμού είναι:

$$y = A(x - m_x) \quad (48)$$

όπου y είναι το μετασχηματισμένο διάνυσμα του x . Είναι και αυτό της μορφής (47) ενώ ο νέος πίνακας συνδιασποράς C_y είναι διαγώνιος πίνακας. Τέλος, A είναι ο πίνακας μετασχηματισμού του οποίου οι στήλες είναι τα ιδιοδιανύσματα του C_x ταξινομημένα με βάση την ιδιοτιμή τους.

Η πληροφορία που περιέχει κάθε νέα μπάντα σε σχέση με το σύνολο των αρχικών είναι ανάλογη της ιδιοτιμής που της αντιστοιχεί προς το άθροισμα όλων των ιδιοτιμών. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται η σύνθεση του 85% της αρχικής πληροφορίας στην μπάντα με την μεγαλύτερη ιδιοτιμή ενώ οι τις τρεις μόνο πρώτες μετασχηματισμένες μπάντες μπορεί να περιέχουν το 95% ή και περισσότερο της πληροφορίας των αρχικών.

Η μέθοδος αυτή είναι ευρέως χρησιμοποιούμενη όταν το ζητούμενο είναι η μείωση της διαστατικότητας του χώρου σε έναν κύριο άξονα στον οποίο η προβαλλόμενη πληροφορία είναι μεγαλύτερη του 85% της συνολικής.

Πίνακας μη αρνητικής παραγοντοποίησης (Non negative matrix factorization, NMF)

Αν θεωρήσουμε το σύνολο $n(= MN)$ των k – διάστατων διανυσμάτων της μορφής (1) σε ένα πίνακα V διάστασης $k \times n$ για τον οποίο ξέρουμε ότι οι τιμές του είναι μη αρνητικές, τότε μπορούμε να βρούμε μη αρνητικούς πίνακες (δηλαδή με θετικές μόνο τιμές) W και H οι οποίοι να προσεγγίζουν τον V μέσω της σχέσης:

$$V \approx WH \quad (49-1)$$

Λέμε τότε ότι ο πίνακας V , παραγοντοποιείται στον πίνακα W διάστασης $k \times r$ και στον πίνακα H διάστασης $r \times n$ όπου η μεταβλητή r συνήθως επιλέγεται να παίρνει

τιμές μικρότερες των n, k ώστε οι πίνακες W και H να είναι μικρότερης διάστασης από τον V και να επιτυγχάνεται η μείωση της διαστατικότητας του αρχικού χώρου.

Η προσέγγιση της (2) μπορεί να γραφεί και σε μορφή στήλης για κάθε ένα διάνυσμα της μορφής (1) ξεχωριστά. Τότε η (2) γράφεται

$$v \approx Wh \quad (49-2)$$

όπου κάθε διάνυσμα v προσεγγίζεται από το γραμμικό συνδιασμό των στηλών του W διαμορφωμένων με τα στοιχεία του διανύσματος h .

Οι πίνακες W και H υπολογίζονται από μία επαναληπτική διαδικασία όπου οι νέες τιμές τους προκύπτουν από τις παλαιές πολλαπλασιασμένες με κάποιες σταθερές. Οι τελευταίες προσαρμόζονται ανάλογα με την ακρίβεια της προσέγγισης της εξίσωσης (49).

Ανάλυση ανεξάρτητων συνιστωσών (Independent Component Analysis, ICA)

Η ανάλυση ανεξάρτητων συνιστωσών έχει σαν στόχο την εύρεση μίας γραμμικής αναπαράστασης μη-Γκαουσιανών δεδομένων από την οποία να προκύπτουν προϊόντα ανεξάρτητα ή όσο το δυνατό ανεξάρτητα. Η διαδικασία φαίνεται να αποτυπώνει στη βασική δομή των δεδομένων σε πολλές διαφορετικές εφαρμογές επεξεργασίας σήματος, συμπεριλαμβανομένων της εξαγωγής χαρακτηριστικών και του διαχωρισμού σήματος.

Για τη μαθηματική περιγραφή του ICA θεωρούμε το διάνυσμα της τυχαίας μεταβλητής x της μορφής (1) το οποίο αντιστοιχεί στις αρχικές παρατηρήσιμες τιμές και ένα αντίστοιχο διάνυσμα s από τα στοιχεία του οποίου θα προκύψουν οι τιμές του x . Χρησιμοποιώντας την αναπαράσταση πινάκων, η γενικότερη μορφή του ICA μετασχηματισμού είναι:

$$x = As \quad (50)$$

Τα στοιχεία a_{ij} του πίνακα A , και τα στοιχεία του διανύσματος s δεν είναι γνωστά αλλά υπολογίζονται από την επαναληπτική διαδικασία του αλγορίθμου υποθέτοντας

ότι τα s_i είναι στατιστικά ανεξάρτητα. Μετά το τέλος του υπολογισμού του A αντιστρέφουμε την (50) από την οποία προκύπτει

$$s = Wx \quad (51)$$

Όπου $W = (A)^{-1}$ και s είναι οι ζητούμενες ανεξάρτητες συνιστώσες.

Πίνακες Συνεμφάνισης Διαβαθμίσεων του Γκριζου (Grey Level Co-occurrence Matrices, GLCM)

Αν G είναι οι διαφορετικές τιμές των διαβαθμίσεων του γκριζου σε μία μονόχρωμη εικόνα, ο GLCM είναι ένας πίνακας διαστάσεων $G \times G$ του οποίου οι γραμμές αντιστοιχούν στην τιμή του εικονοστοιχείου (pixel) αναφοράς (reference) και οι στήλες στην τιμή του γειτονικού (neighbor) εικονοστοιχείου των οποίων η σχετική θέση καθορίζεται από ένα διάνυσμα μετατόπισης (displacement vector). Το διάνυσμα μετατόπισης d δέχεται παραμέτρους την Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των εικονοστοιχείων και τη γωνία που σχηματίζει αυτό με την οριζόντια διεύθυνση, όπως φαίνεται στο step 3 του σχήματος 24. Μετά τον υπολογισμό του πίνακα GLCM, υπολογίζονται χαρακτηριστικά υφής για την στατιστική περιγραφή του. Τα συνηθέστερα από αυτά φαίνονται στο σχήμα 24.

Co-occurrence matrix and Feature Extraction

Σχήμα 24: Παράδειγμα υπολογισμού GLCM και πίνακας με τα χαρακτηριστικά υφής που χρησιμοποιήθηκαν.

4.2. Φασματικοί πίνακες συνεμφάνισης (Spectral Co-occurrence Matrices, SCM)

Οι SCM είναι και αυτοί πίνακες συνεμφάνισης διάστασης $G \times G$ για μονόχρωμες εικόνες με G διαβαθμίσεις του γκριζου όπου οι γραμμές αναφέρονται στην τιμή ενός εικονοστοιχείου αναφοράς και οι στήλες στην τιμή ενός γειτονικού εικονοστοιχείου. Η διαφορά με τους κλασικούς GLCM πίνακες είναι ότι τα εικονοστοιχεία βρίσκονται τώρα σε γειτονικές μπάντες όπως παρουσιάζεται στο σχήμα 25 όπου δύο διαφορετικές μπάντες εικονίζονται με τη μορφή πλέγματος και τα εικονοστοιχεία αναφοράς και γειτονικό χρωματίζονται με μαύρο και γκρι αντίστοιχα.

Σχήμα 25: Σχηματική αναπαράσταση δημιουργίας φασματικού πίνακα συνεμφάνισης (SCM).

Τα στατιστικά χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται για την περιγραφή των πινάκων αυτών είναι ίδια με αυτά που χρησιμοποιούνται και στους κλασικούς GLCM πίνακες.

4.3. Γραμμικός Ταξινομητής Ficher (*Ficher Linear Discriminant, FLD*)

Αν θεωρήσουμε έναν πολυδιάστατο χώρο χαρακτηριστικών, ο γραμμικός ταξινομητής Ficher (FLD) υπολογίζει έναν πίνακα προβολής W στον οποίο προβάλλονται τα σημεία του αρχικού χώρου με σκοπό τη μέγιστη διαχωρησιμότητα μεταξύ των τάξεων. Ο νέος χώρος των χαρακτηριστικών είναι μικρότερης διάστασης από τον αρχικό. Η απόσταση μεταξύ των κέντρων που αντιστοιχούν στις διάφορες τάξεις είναι η μέγιστη δυνατή και η διασπορά των σημείων για κάθε μία τάξη ξεχωριστά είναι η μικρότερη δυνατή. Για τους απαραίτητους υπολογισμούς εισάγονται οι έννοιες του εσωτερικού πίνακα σκέδασης (within scatter) S_w και του ενδιαμέσου πίνακα σκέδασης (between scatter matrix) S_B . Ο φορμαλισμός των πινάκων αυτών και όσων παραμέτρων σχετίζονται με αυτούς δίνονται από τις εκφράσεις που ακολουθούν για ένα γενικότερο πρόβλημα ταξινόμησης c πλήθους τάξεων με n_i μέλη για την κάθε τάξη και d διαστάσεις για το χώρο των χαρακτηριστικών. Αν συμβολίσουμε το διάνυσμα γραμμής x διάστασης $1 \times d$ για κάθε ένα από τα δείγματα του αρχικού χώρου των χαρακτηριστικών, τότε θα έχουμε:

$$S_w = \sum_{i=1}^c S_i \quad (52)$$

$$S_B = \sum_{i=1}^c n_i (m_i - m)(m_i - m)^T \quad (53)$$

όπου:

$m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in D_i} x$ είναι το διάνυσμα μέσης τιμής των μελών της τάξης D_i , $m = \frac{1}{n} \sum_x x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c n_i m_i$ είναι η μέση τιμή όλων των δειγμάτων και $S_i = \sum_{x \in D_i} (x - m_i)(x - m_i)^T$ είναι ο πίνακας σκέδασης για κάθε τάξη.

Ο πίνακας μετασχηματισμού προκύπτει από την επίλυση του γενικευμένου προβλήματος μετασχηματισμού:

$$S_B w = \lambda S_w w \quad (54)$$

όπου w_i και λ_i , ($i = 1, 2, \dots, c$) είναι τα ιδιοδιανύσματα και οι αντίστοιχες ιδιοτιμές.

Ταξινομώντας τα ιδιοδιανύσματα w_i με βάση την ιδιοτιμή τους και ξεκινώντας από εκείνο με την μεγαλύτερη, ο μετασχηματισμός FLD του αρχικού χώρου χαρακτηριστικών X σε μορφή πινάκων δίνεται από την:

$$Y = W^T X \quad (55)$$

όπου κάθε γραμμή του πίνακα W αντιστοιχεί σε ένα ιδιοδιάνυσμα w_i . Η μείωση της διαστατικότητας επιτυγχάνεται κρατώντας τα ιδιοδιανύσματα που αντιστοιχούν στις μεγαλύτερες ιδιοτιμές μόνο.

4.4. Μεθοδολογία

Το πρόβλημα ταξινόμησης που εξετάσαμε είναι μία επαναληπτική διαδικασία μίας βασικής μεθοδολογίας κατά την οποία κάθε ξεχωριστή μπάντα των πολυφασματικών δεδομένων, ή συνδυασμός από αυτές, ή αναπαραστάσεις αυτών μέσω των μεθόδων σύνθεσης δεδομένων που προαναφέρθηκαν, αξιολογείται με βάση την επιτυχία της ταξινόμησης. Κάθε φορά η τμηματοποιημένη εικόνα που παράγεται συγκρίνεται με την πρότυπη που φαίνεται στο σχήμα 26. Σε αυτή διακρίνονται οι τέσσερις τάξεις που επιλέχθηκαν (κάθε μία αντιστοιχεί σε διαφορετικό χρώμα εκτός από αυτές που φαίνονται με μαύρο που δεν αντιστοιχούν σε καμία). Τα λευκά τετράγωνα δείχνουν τα αντιπροσωπευτικά δείγματα που πάρθηκαν από κάθε τάξη για την εκπαίδευση του ταξινομητή.

Σχήμα 26: Πρότυπη εικόνα ταξινόμησης (ground truth) και περιοχές εκπαίδευσης.

Για κάθε αναπαράσταση των δεδομένων MERIS, ή για κάθε ξεχωριστή μπάντα, ή για κάθε συνδυασμό τους η κύρια διαδικασία περιλαμβάνει τα εξής τρία στάδια:

- 1) Εξαγωγή χαρακτηριστικών με βάση τις GLCM (ή τις SCM όπου αυτό είναι απαραίτητο) για τις περιοχές εκπαίδευσης.
- 2) Μείωση του χώρου των χαρακτηριστικών σε δύο διαστάσεις.
- 3) Δημιουργία της τμηματοποιημένης εικόνας.

Η σχηματική αναπαράσταση της διαδικασίας αυτής φαίνεται στο σχήμα 27 ενώ στο σχήμα 28 φαίνεται ένα αποτέλεσμα της μεθοδολογίας για τη μπάντα 9 των αρχικών δεδομένων.

Σχήμα 27: Σχηματική αναπαράσταση του αρχικού χώρου των χαρακτηριστικών και της μείωσης της διαστατικότητας. Η τμηματοποιημένη εικόνα προκύπτει από τον μειωμένο χώρο των χαρακτηριστικών.

Σχήμα 28: Τμηματοποιημένη εικόνα για την μπάντα 9 των αρχικών δεδομένων.

4.5. Πειραματικά αποτελέσματα και συμπεράσματα

Τα πειραματικά αποτελέσματα χωρίζονται σε εκείνα στα οποία η μέθοδος εφαρμόστηκε σε ξεχωριστές μπάντες χρησιμοποιώντας πίνακες GLCM και σε εκείνα που η μέθοδος εφαρμόστηκε σε συνδυασμό μπαντών χρησιμοποιώντας πίνακες SCMs. Οι Πίνακες 1 και 2 δίνουν τα αποτελέσματα της μεθόδου ανά τάξη καθώς και το συνολικό μέσο σφάλμα για τους δύο διαφορετικούς τρόπους.

Τα καλύτερα αποτελέσματα προέκυψαν από το συνδυασμό χαρακτηριστικών με GLCM και με SCM (μπάντες 3-6-9).

Πίνακας 1: Ταξινόμηση με χαρακτηριστικά υφής από ξεχωριστές μπάντες.

Band No.	Classification accuracy (%)				
	Sea	Field	City	Forest	Mean total error (%)
1	84	83	85	61	22
2	84	41	87	84	26
3	62	97	90	77	19
4	62	99	88	75	19
5	92	74	76	90	17
6	58	98	83	63	24
7	54	98	87	49	28
8	78	99	87	27	27
9	93	86	98	54	17
10	94	56	84	8	40
11	94	20	40	31	54
12	94	42	30	64	42
13	94	58	38	19	48
14	94	58	43	11	49
15	94	41	45	23	49
Principal Components Analysis					
1 PCA component	92	66	45	99	25
Independent Components Analysis					
1 ICA component	94	53	44	15	49
Non-negative matrix factorization					
1 NMF component	62	63	66	98	28

Πίνακας 2: Ταξινόμηση με χαρακτηριστικά υφή από συνδυασμό μπαντών.

Representation	Classification accuracy (%)				
	Sea	Field	City	Forest	Mean total error (%)
Segm. PCA	94	64	75	96	18
NMF	90	64	84	97	16
Entropy	58	59	84	90	27
Bands 5-6-9	93	92	82	62	18
Bands 1-5-8	91	95	86	76	13
Bands 3-4-5-6-9	94	92	83	84	12
SCM Bands 5-6-9 18 features	93	64	90	95	14
GLCM + SCM Bands 5-6-9 36 features	95	97	87	78	11

Κεφάλαιο 5^ο Χρήση των δεδομένων ASAR για την ταξινόμηση χρήσεων Γης από μικρά δείγματα

Στο κεφάλαιο αυτό αναπτύσσεται η εργασία όπου χρησιμοποιούμε δεδομένα Radar από τον δορυφόρο ENVISAT του Ευρωπαϊκού Οργανισμού Διαστήματος (ESA) για ένα πρόβλημα ταξινόμησης τεσσάρων κατηγοριών χρήσεων Γης. Οι εικόνες ASAR απεικονίζουν την ευρύτερη περιοχή του Νομού Αττικής ενώ η διακριτική τους ικανότητα είναι 30 m/pixel στην οριζόντια και στην κατακόρυφη διεύθυνση. Βασικό μειονέκτημα αυτού του τύπου δεδομένων είναι η έντονη παρουσία θορύβου συμβολής (speckle noise) ο οποίος μπορεί να είναι είτε προσθετικός και να μετατρέπουν την τιμή ενός εικονοστοιχείου στη μέγιστη δυνατή είτε αφαιρετικός και να μετατρέπουν την τιμή του ίδιου εικονοστοιχείου στην ελάχιστη δυνατή. Ο θόρυβος είναι πολλαπλασιαστικός και δύσκολα αφαιρείται ή μοντελοποιείται. Πλεονεκτούν όμως σημαντικά από δεδομένα άλλου τύπου καθώς αποδίδουν κάτω από οποιεσδήποτε συνθήκες φωτισμού και περιβάλλοντος. Για τον λόγο αυτό, προτιμώνται για εφαρμογές επιτήρησης.

Το περιεχόμενο των εικόνων ASAR εξαρτάται πολύ από τη γεωμετρία του αντικειμένου το οποίο απεικονίζει και διακρίνονται από την παρουσία έντονης υφής. Σε αυτή την εργασία προσπαθούμε να αποτυπώσουμε το περιεχόμενο της υφής για κάθε μία από τις διαφορετικές χρήσεις Γης που επιλέξαμε με σκοπό την αποδοτικότερη ταξινόμησή τους. Η προσέγγισή μας στηρίζεται στην προσεκτική και εκτενή αναζήτηση των κατάλληλων χαρακτηριστικών υφής εις βάρος της μεθόδου ταξινόμησης η οποία επιλέγεται να είναι η απλούστερη δυνατή, δηλαδή γραμμική βασισμένη σε ένα βαθμωτό μέγεθος.

Ποιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν οι πίνακες συνεμφάνισης των διαβαθμίσεων του γκριζου (GLCM) οι οποίοι είναι αναγνωρισμένοι για την ικανότητά τους να αποτυπώνουν τα χαρακτηριστικά υφής ενός αντικειμένου. Οι GLCM είναι ιστογράμματα δύο διαστάσεων των τιμών ενός εικονοστοιχείου αναφοράς και ενός γειτονικού των οποίων η σχετική θέση ορίζεται από ένα διάνυσμα μετατόπισης μήκους d και διεύθυνσης με τον οριζόντιο άξονα θ . Η βέλτιστη

αποτύπωση των κύριων χαρακτηριστικών υφής εξαρτάται από την επιλογή των παραμέτρων (d, θ) και η συνήθης τακτική είναι ο πειραματισμός με μία πληθώρα τιμών τόσο για την απόσταση όσο και για την κατεύθυνση. Στην περίπτωση που ενδιαφέρει η ανεξαρτησία από την κατεύθυνση, ο πίνακας GLCM προκύπτει από συνδυασμούς γειτονικών εικονοστοιχείων που στο σύνολό τους σχηματίζουν έναν κύκλο γύρω από το εικονοστοιχείο αναφοράς. Ο χώρος των χαρακτηριστικών σχηματίζεται από βαθμωτά μεγέθη τα οποία προκύπτουν από τους πίνακες GLCM. Σκοπός τους είναι η στατιστική περιγραφή των πινάκων GLCM όπως είναι η μέση τιμή, η διασπορά καθώς και ροπές ανώτερης τάξης.

Τέλος, ο ταξινομητής διαχωρίζει το χώρο των χαρακτηριστικών σε πλήθος περιοχών ίσο με το πλήθος των τάξεων που έχουν επιλεγεί.

Η προτεινόμενη μεθοδολογία χρησιμοποιεί ολόκληρους τους πίνακες GLCM σαν χαρακτηριστικά γιατί πιστεύουμε πως η πληροφορία που περιέχουν δεν αποτυπώνεται στο σύνολό της από τα βαθμωτά μεγέθη που αναφέρθηκαν προηγουμένως. Αναζητούμε τότε τις κατάλληλες παραμέτρους δημιουργίας των GLCM για τις οποίες η διαχωρισιμότητα μεταξύ των τάξεων είναι η μέγιστη δυνατή στηριζόμενοι σε έναν απλό γραμμικό ταξινομητή, το chi-square τεστ. Οι ζητούμενες παράμετροι για την κατασκευή του πίνακα GLCM προσδιορίζονται με τη χρήση του Walsh μετασχηματισμού.

Για τις ανάγκες του ταξινομητή, κάθε GLCM θεωρείται σαν μία τυχαία μεταβλητή (TM) της οποίας το εύρος τιμών είναι οι συνδυασμοί ανά δύο των τιμών κάθε εικονοστοιχείων αναφοράς και κάθε γειτονικού εικονοστοιχείου. Το chi-square τεστ εξετάζει τη στατιστική ανεξαρτησία μεταξύ δύο διαφορετικών δειγμάτων με κριτήριο το εύρος τιμών μίας τυχαίας μεταβλητής η οποία χαρακτηρίζει τα δείγματα. Ορίζουμε την παράμετρο α σαν το βαθμό εμπιστοσύνης (degree of confidence) του τεστ και υπολογίζουμε την παράμετρο df για τους βαθμούς ελευθερίας (degree of freedom) του. Τότε βρίσκουμε ένα όριο κατωφλίου $\chi^2_{(\alpha, df)}$ από στατιστικούς πίνακες. Θεωρώντας δύο πίνακες GLCM C^A και C^B για δύο δείγματα A και B αντίστοιχα, υπολογίζουμε την πειραματική τιμή του χ^2 από τη σχέση:

$$\chi^2 = \sum_{ij=0}^{G-1} \frac{(c_{ij}^A - c_{ij}^B)^2}{c_{ij}^A + c_{ij}^B} \quad (56)$$

κάνοντας την αρχική υπόθεση ότι τα δείγματα προέρχονται από την ίδια κατανομή και άρα είναι μέρος της ίδιας τάξης. Η υπόθεσή μας απορρίπτεται σε ποσοστό βεβαιότητας α αν $\chi^2 > \chi^2_{(\alpha, df)}$ με αποτέλεσμα να θεωρούμε τα δείγματά A,B στατιστικά ανεξάρτητα, δηλαδή τα θεωρούμε μέλη διαφορετικών τάξεων.

Το τεστ βασίστηκε στην μέθοδο leave one out όπου για κάθε μία τάξη επιλέχθηκαν 4-6 αντιπροσωπευτικά δείγματα. Η χρήση του μετασχηματισμού Walsh ανέδειξε την τιμή 11 σαν βέλτιστη για την παράμετρο d και με βάση αυτή προέκυψε ο παρακάτω πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) με συνολικό ποσοστό επιτυχίας ~66%.

Πίνακας 1: Πολικότητα HH

	Class A	Class B	Class C	Class D	Class E	Class F	Class G
Class A	8/30	21/24	28/36	15/24	28/36	23/36	29/36
Class B	23/24	6/12	7/24	7/16	24/24	19/24	24/24
Class C	29/36	7/24	18/30	6/24	30/36	24/36	35/36
Class D	16/24	7/16	6/24	10/12	19/24	12/24	22/24
Class E	26/36	20/24	27/36	15/24	12/30	15/36	14/36
Class F	24/36	18/24	21/36	11/24	18/36	16/30	18/36
Class G	29/36	24/24	29/36	18/24	13/36	9/26	22/30

5.1. Ένας γραμμικός ταξινομητής βασισμένος στην πυκνότητα υφής

Η ταξινόμηση και τμηματοποίηση εικόνων με έντονο περιεχόμενο υφής χρησιμοποιούνται ευρύτατα στην τηλεπισκόπηση. Οι αισθητήρες SAR αποτελούν χαρακτηριστικό παράδειγμα. Η έντονη παρουσία θορύβου αποτελεί το βασικό τους μειονέκτημα αλλά η ικανότητά τους να μην επηρεάζονται από καιρικές συνθήκες ή από συνθήκες φωτός τους καθιστούν ιδιαίτερα δημοφιλής. Τα προϊόντα τους έχουν έντονη την παρουσία υφής ενώ έχουν δημοσιευτεί αρκετές μελέτες χρησιμοποιώντας κλασικές μεθόδους περιγραφής της υφής όπως: Grey Level Co-occurrence Matrices, Markov Random Fields και Gabor Filters.

Η επιλογή μίας μεθόδου περιγραφής της υφής και η εξαγωγή χαρακτηριστικών από αυτή δεν μπορεί να τυποποιηθεί μέσα από κανόνες και η τακτική που ακολουθείται είναι η κατασκευή πολυδιάστατου χώρου χαρακτηριστικών. Ακολουθούν τεχνικές μείωσης της διαστατικότητας όπως PCA, FLD και ICA που προβάλλουν τον αρχικό χώρο των χαρακτηριστικών σε δύο ή τρεις διαστάσεις. Η μέθοδος αυτή διευκολύνει στην οπτικοποίηση των χαρακτηριστικών και μειώνει ταυτόχρονα τα φαινόμενα αραίωσης που επιδρούν την αξιοπιστία των μεθόδων. Τέλος ακολουθεί μία μετρική όπως Ευκλείδεια απόσταση ή Mahalanobis απόσταση, βάση της οποίας λαμβάνεται μία απόφαση.

Η παρούσα εργασία χρησιμοποιεί μία διαφορετική προσέγγιση στην περιγραφή της υφής, του χώρου των χαρακτηριστικών και του τρόπου ταξινόμησης. Βασίζεται στη χρήση κλασσικών και ευρέως χρησιμοποιούμενων μεθόδων περιγραφής της υφής όπως: GLCM, MRF και Gabor. Από αυτές προκύπτουν δεκάδες χαρακτηριστικά υφής τα οποία αντιμετωπίζονται ανεξάρτητα μεταξύ τους. Κάθε ένα από αυτά εξετάζεται για την ικανότητά του να διαχωρίζει δύο μόνο τάξεις κάθε φορά. Η μέθοδος είναι επιβλεπόμενη και απαιτεί χρήση δειγμάτων εκπαίδευσης και επαλήθευσης. Όσα από τα χαρακτηριστικά διαχωρίζουν όλα τα δείγματα εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται στη φάση της επαλήθευσης όπου αξιολογείται η ικανότητά τους για αξιόπιστη ταξινόμηση. Ένας γραμμικός ταξινομητής που αντιστοιχίζεται σε κάθε επιλεγμένο χαρακτηριστικό λαμβάνει μία μεμονωμένη απόφαση και κατατάσσει το υπό εξέταση

δείγμα σε μία από τις δύο κατηγορίες. Η τελική απόφαση για την ταξινόμηση του δείγματος προκύπτει με τη μέθοδο της πλειοψηφίας.

5.2. Κλασσικά Χαρακτηριστικά υφής

Τα τελικά χαρακτηριστικά υφής που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία προκύπτουν από κλασσικές μεθόδους που έχουν χρησιμοποιηθεί ευρύτατα στην ψηφιακή επεξεργασία εικόνας. Συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκαν:

Grey Level Co-occurrence Matrices

Οι GLCM επινοήθηκαν από τον Haralick και είναι δισδιάστατοι πίνακες που αναπαριστούν την υπο συνθήκη πιθανότητα δύο pixel να έχουν συγκεκριμένες τιμές εικονοστοιχείων όταν απέχουν δεδομένη απόσταση μεταξύ τους η οποία ορίζεται από ένα διάνυσμα μετατόπισης d .

Markov Random Fields

Θεωρώντας ότι οι τιμές ενός κεντρικού pixel εξαρτώνται από τις τιμές των γειτονικών του, τα Markov Random Fields χρησιμοποιούν δομές γειτόνων για να μοντελοποιήσουν το περιεχόμενο της υφής υποθέτοντας την ύπαρξη ενός αρχικού τυχαίου πεδίου. Το μοντέλο του τυχαίου πεδίου που χρησιμοποιείται στην παρούσα εργασία είναι το Γκαουσιανό και οι Markov παράμετροι που συμβολίζονται με τους χαρακτήρες a , υπολογίζονται με τη χρήση της εκτίμησης των ελαχίστων τετραγώνων.

Σχήμα 29: Μοντέλα γειτόνων για Markov Random Fields

Gabor filters

Τα φίλτρα Gabor στηρίζονται στις δισδιάστατες γκαουσιανές κατανομές και στόχο έχουν την αποτύπωση χωρικής και συχνοτικής πληροφορίας σε ένα πλέγμα πεπερασμένων διαστάσεων. Το πλέγμα που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία είναι 31x31 ενώ το πραγματικό μέρος των συναρτήσεων που χρησιμοποιήθηκαν φαίνονται στο σχήμα που ακολουθεί.

Σχήμα 30: Οικογένεια φίλτρων Gabor για ένα πλέγμα διαστάσεων 31x31.

Όλες οι παραπάνω μέθοδοι αποτελούν μετασχηματισμούς των αρχικών εικόνων με σκοπό την ανάδειξη του περιεχομένου της υφής. Αναφερόμαστε σε κάθε έναν από τους μετασχηματισμούς αυτούς χρησιμοποιώντας την συντομογραφία που παρουσιάζεται στον πίνακα που ακολουθεί. Για παράδειγμα, η μέση τιμή των grey level co-occurrence matrices με γείτονες σε απόσταση ενός pixel συμβολίζεται με: GLCM_MEAN(1) ενώ με GLCM_VAR(3) η διασπορά των grey level co-occurrence matrices για γείτονες σε απόσταση 3 pixel. Αντίστοιχα, ο μετασχηματισμός μέσω ενός markov random field βασισμένος στο μοντέλο γειτόνων δευτέρης τάξης για την παράμετρο a_2 του συμβολίζεται ως MRF(2, 2).

Πίνακας 2: Συμβολισμός που χρησιμοποιήθηκε για τις μεθόδους μετασχηματισμού που χρησιμοποιήθηκαν

Grey Level Co-occurrence Matrix: GLCM_XXX(d)
d: displacement distance
XXX(textural feature):
MEAN, VAR, HOM, CON, DIS, ENT, SCM, COR
Gabor Filters: GBR(s, o)
s (stage): 1-4
o(orientation in degrees (°)):
0, 25, 50, 75, 90,
115, 140, 165
Markov Random Fields: MRF(o, i)
o(model order): 1-6
i (neighbour index): refer to Figure 1

5.3. Η προτεινόμενη μέθοδος δημιουργίας και επιλογής χαρακτηριστικών υφής

Σε αυτή την εργασία δεν προτείνουμε μια εναλλακτική αναπαράσταση της υφής βάση κάποιου μαθηματικού μοντέλου. Χρησιμοποιούμε κλασσικές μεθόδους περιγραφής της υφής που έχουν χρησιμοποιηθεί ευρύτατα στην επιστημονική κοινότητα και αναζητούμε εκείνες τις διαφορές που ένα σύνολο από γραμμικούς ταξινομητές διαχωρίζει τις τάξεις μεταξύ τους με τη μέθοδο της πλειοψηφίας. Η διαδικασία που εφαρμόζεται παρουσιάζεται στο παράδειγμα που ακολουθεί. Η αρχική εικόνα προέρχεται από τον δορυφόρο TerraSAR-X και απεικονίζει μία αστική περιοχή της δυτικής Αττικής. Η υψηλή χωρική ανάλυση 3m επιτρέπει στην αποτύπωση των δρόμων (σκοτεινές περιοχές) και των οικοδομικών συγκροτημάτων. Η αρχική εικόνα (αριστερά) μετασχηματίζεται μέσω ενός απλού ανιχνευτή ακμών Sobel 3x3. Το εύρος τιμών της μετασχηματισμένης εικόνας τμηματοποιείται σε Q τμήματα αρχικά για κάθε ένα από τα οποία δημιουργείται μία αντίστοιχη δυαδική εικόνα εφαρμόζοντας ένα κατώφλι. Αθροίζοντας τα ενεργά pixel για κάθε μια από τις εικόνες κατωφλίου, δηλαδή τα pixel που έχουν τιμή 1, δημιουργείται ένα διάνυσμα $1 \times Q$ το οποίο ονομάζουμε διάνυσμα πυκνότητας υφής και που στο παράδειγμα στο σχήματος 31 έχει τη μορφή που φαίνεται στο γράφημα.

Σχήμα 31: Σχηματική αναπαράσταση δημιουργίας και μορφής διανύσματος πυκνότητας υφής

Εφαρμόζοντας την ίδια μεθοδολογία για διαφορετικού τύπου εδαφικής κάλυψης, όπως φαίνεται στο παράδειγμα της εικόνας που ακολουθεί, παρατηρούμε ότι τα διανύσματα πυκνότητας υφής διαφέρουν στη μορφή και στο εύρος τιμών τους και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ταξινόμηση των περιοχών αυτών. Ο τρόπος με τον οποίο γίνεται αυτό αναλύεται στη συνέχεια. Σημειώνεται ότι ο ανιχνευτής ακμών που χρησιμοποιήθηκε στο παράδειγμα αυτό δεν είναι δεσμευτικός. Στην πραγματικότητα μπορεί να χρησιμοποιηθεί οποιοσδήποτε μετασχηματισμός υφής.

Σχήμα 32: Διανύσματα πυκνότητας υφής για διαφορετικούς τύπους χρήσης Γης.

Η διαδικασία υπολογισμού της πυκνότητας υφής απλοποιείται σημαντικά κάνοντας χρήση μονοδιάστατου ιστογράμματος και της cumulative αυτού. Έστω μία αρχική εικόνα I και ότι R είναι το εύρος τιμών του μετασχηματισμού της $G(I)$ (GLCM, MRF, Gabor filter κ.α.) $R = [\min(G(I)), \max(G(I))]$. Όταν το R κβαντίζεται σε Q κβάντα μπορούμε να κατασκευάσουμε το διάνυσμα πυκνότητας της υφής E διαστάσεως $[1 \times Q]$ όπως περιγράφηκε στο προηγούμενο παράδειγμα. Υποθέτουμε το ιστόγραμμα H της μετασχηματισμένης εικόνας το οποίο κβαντίζεται σε Q διαφορετικά κβάντα και κατασκευάζουμε την cumulative η οποία ορίζεται από την

$$F(q) = \sum_{i=0}^q H(i), q = 0, \dots, Q - 1. \quad (57)$$

Η πυκνότητα υφής, όπως περιγράφηκε εκφράζεται από την

Η πυκνότητα υφής, όπως περιγράφηκε εκφράζεται από την

$$E(q) = \sum_{i=q}^{Q-1} H(i) \quad (58)$$

Προσθέτοντας τις δύο τελευταίες εξισώσεις προκύπτει ότι

$$E(i) = \text{const} - F(i) \quad (59)$$

Και τελικά η πυκνότητα υφής μπορεί να αντικατασταθεί από την cumulative αγνοώντας τη σταθερά const η οποία είναι ανεξάρτητη από το περιεχόμενο της εικόνας και εξαρτάται μόνο από τις διαστάσεις των δειγμάτων που επεξεργάζονται.

Θεωρούμε ως χαρακτηριστικά τα οποία θα αξιολογηθούν και θα χρησιμοποιηθούν στην τελική ταξινόμηση, κάθε ένα από τα Q στοιχεία του διανύσματος πυκνότητας υφής.

$$\chi^2 = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(h1(i)-h2(i))^2}{(h1(i)+h2(i))} \quad (60)$$

5.4. Αποτελέσματα ταξινόμησης

Η πειραματική διαδικασία περιλαμβάνει ένα στάδιο εκπαίδευσης και ένα στάδιο επιβεβαίωσης για ένα ζεύγος τάξεων κάθε φορά. Κάθε δείγμα μίας τάξης μετασχηματίζεται μέσω μιας αναπαράστασης υφής και ένα κινούμενο παράθυρο δημιουργεί μία cumulative για κάθε μία θέση στην εικόνα. Έτσι, οικογένειες συναρτήσεων cumulative εξετάζονται για τη δυνατότητά τους να διαχωρίζουν δύο τάξεις με τη μέθοδο leave one out. Ένα παράδειγμα φαίνεται στο σχήμα που ακολουθεί. Τα γραφήματα στην πάνω σειρά δείχνουν τις οικογένειες των cumulative που έχουν προκύψει από δύο κατηγορίες, urban (κόκκινο) και forest (πράσινο). Κάθε ένα από τα 100 bins εξετάζεται για την ικανότητά του να διαχωρίσει τις δύο τάξεις και αυτό γίνεται από τη μελέτη του κάθετου προφίλ σε κάθε μια από τις θέσεις. Το γράφημα στο κάτω μέρος της εικόνας 33, δείχνει το προφίλ στη θέση 30 για το οποίο η επικάλυψη του εύρους των τιμών του είναι σχετικά μικρή και άρα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για το διαχωρισμό των τάξεων. Η διαδικασία αυτή αυτοματοποιείται με τη χρήση του γνωστής φόρμουλας του χ^2 η οποία δίνεται από την

$$\chi^2 = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(h1(i)-h2(i))^2}{(h1(i)+h2(i))} \quad (60)$$

Όπου $h1$ και $h2$ είναι δύο υπό σύγκριση κατανομές. Οι τιμές που μπορεί να λάβει η μεταβλητή χ^2 είναι $[0 - 2]$ με το μηδέν (0) να αντιστοιχεί σε πλήρη ταύτιση μεταξύ των $h1$ και $h2$ και με το δύο (2) να μην αντιστοιχεί σε κανένα σημείο επικάλυψης των καμπυλών αυτών. Ορίζοντας αυστηρά όρια κατωφλίου για τη μεταβλητή χ^2 π.χ. 1.98 μπορούμε αυτόματα να επιλέξουμε τα χαρακτηριστικά που θα συμμετέχουν στη διαδικασία της ταξινόμησης.

Χαρακτηριστικά που περιγράφουν τη μορφή της cumulative εκτός από το εύρος τιμών της είναι και η μορφή της η οποία αναδεικνύεται θεωρώντας την πρώτη και δεύτερη παράγωγο. Με αυτόν τον τρόπο το πλήθος των χαρακτηριστικών που εξετάζονται για την ικανότητά τους να διαχωρίζουν δύο τάξεις γίνεται $Q + (Q - 1) + (Q - 2) = 3(Q - 1)$.

Σχήμα 33: Οικογένειες cumulative συναρτήσεων για δύο διαφορετικούς τύπους χρήσεων Γης και επιλογή χαρακτηριστικών που τις διαχωρίζουν

Η αποτελεσματικότητα της μεθόδου εξετάζεται με την leave one out μέθοδο. Η διαδικασία της ταξινόμησης γίνεται σε επίπεδο pixel όπου ένα κινούμενο παράθυρο σαρώνει την εικόνα ορίζοντας μια γειτονιά κάθε φορά. Ένας μετρητής P (positive) απαριθμεί τα χαρακτηριστικά εκείνα που ταξινομούν σωστά το Pixel και ένας μετρητής N (negative) απαριθμεί τα χαρακτηριστικά που ταξινομούν το Pixel λάθος. Η διαδικασία της πλειοψηφίας ταξινομεί σωστά το κάθε Pixel αν $P > N$ ενώ το πηλίκο

$$R = \frac{P-N}{T} \quad (61)$$

ορίζει την αξιοπιστία του αποτελέσματος όπου T είναι το συνολικό πλήθος των χαρακτηριστικών που χρησιμοποιήθηκαν. Οι τιμές του R κυμαίνονται από $[-1, 1]$ με τα δύο άκρα να σημαίνουν απόλυτα λάθος και απόλυτα σωστή ταξινόμηση αντίστοιχα.

Ο πίνακας που ακολουθεί παρουσιάζει πειραματικά αποτελέσματα σε δείγματα εικόνων από τον δορυφόρο TerraSAR-X σε δείγματα μίας μικρής βάσης από εικόνες υφής Brodatz.

Παρατηρήσεις: Σε κάθε κατηγορία εικόνων που εξετάστηκαν βρέθηκαν χαρακτηριστικά ικανά να μπορούν να διαχωρίσουν τις τάξεις ανά ζεύγη. Τα ποσοστά επιτυχίας αφορούν τον αριθμό των pixel που ταξινομήθηκαν σωστά ανεξάρτητα αν ανήκουν σε ένα ή περισσότερα δείγματα. Η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων προέκυψε από τη σχετική φόρμουλα που αναφέρθηκε παραπάνω. Η μέθοδος μπορεί να επεκταθεί και σε περισσότερες από μία τάξεις.

Table 2: Classification accuracy and reliability results

ASAR (HV)			
	GLCM	Gabor	MRF
Urban-Landscape	null	GBR(4,1)[bins:6-20, d1:4,5,18-24, d2:null]	MRF(4,4)[bins: 45-74]
Accuracy:	-	94.33	100
Reliability:	-	0.9569	0.9997
Urban-Sea water	CON(2)[bins:4:39 , d1:3-9, d2:null]	GBR(1,5)[bins:9-34, d1:6-8, 21-36]	MRF(4,6)[bins:45-65, d1: 66,70, d2:null]
Accuracy (%):	100	100	97,90
Reliability:	0.9837	0.9971	0.9875
Landscape-Sea water	MEAN(1)[bins:3- 34, d1:2, d2:null]	GBR(2,1)[bins:13-17]	null
Accuracy:	100	100	-
Reliability:	0.9982	0.9954	-
Urban - Landscape- Sea water	VAR(3)[bins:23- 29, d1:null, d2:null]	null	null
Accuracy:	21.48		-
Reliability:	0.4496		-
TerraSAR (HV)			
	GLCM	Gabor	MRF
Urban-Landscape	VAR(9)[bins:30- 44, d1:null, d2:null]	null	MRF(4,9)[bins:54-71, d1:54,55, d2:null]
Accuracy:	100	-	100
Reliability:	0.9983	-	0.9986
Urban-Sea water	VAR(10)[bins: 2- 44, d1:1, d2:1]	GBR(4,2)[bins:2-50, d1:1- 47, d2: 7-11]	MRF(4,5)[bins:39-50, d1:null, d2:null]
Accuracy:	100	99.83	99.07
Reliability:	99.91	0.9948	0.9857
Landscape-Sea	MEAN(10)[bins:6	GBR(4,2)[bins: 3-36, d1:1-	Null

water	-29, d1:null, d2:null]	32, d2:8,9]	
Accuracy:	100	99.95	-
Reliability:	1	0.9987	-
Urban - Landscape-			
Sea water	null	null	MRF(2,4) [bins:13-18, d1:null, d2:null]
Accuracy:			15.23
Reliability:			0.2417
Brodatz			
	GLCM	Gabor	MRF
Texture 01 - Texture 02	VAR(3)[bins: 17-29, d1:null, d2:null]	Null	MRF(4,2)[bins:23-26, 44-51, d1:null, d2:null]
Accuracy:	85.67	-	91.44
Reliability:	0.9354	-	0.9358
Texture 01 - Texture 03	null	GBR(1,3)[bins: 11-21, d1:null, d2:null]	MRF(3,6)[bins: 33-38, d1:null, d2:null]
Accuracy:	-	85.33	86.59
Reliability:	-	0.8854	0.9455
Texture 02 - Texture 03	MEAN(2)[bins: 34-46, d1:3-6, d2:null]	Null	Null
Accuracy:	91.23	-	-
Reliability:	0.9873	-	-

Κεφάλαιο 6. Συμπεράσματα

Η μελέτη και επεξεργασία δορυφορικών δεδομένων για την αναζήτηση περιοχών με περιβαλλοντικές αλλοιώσεις περιλαμβάνει τρία βασικά στάδια:

- Δεδομένα τηλεπισκόπησης
- Μέθοδοι επεξεργασίας
- Θεματικοί χάρτες ταξινόμησης

Μέσω της παρούσας διατριβής, δόθηκε έμφαση στις μεθόδους επεξεργασίας δορυφορικών δεδομένων που περιλαμβάνουν αναζήτηση χαρακτηριστικών και μεθόδων ταξινόμησης από όπου δημοσιεύτηκαν εργασίες σε επιστημονικά συνέδρια στις οποίες προτάθηκαν δύο νέα στατιστικά χαρακτηριστικά υφής και μία μέθοδος αναζήτησης των παραμέτρων των βέλτιστων μεταβλητών των χαρακτηριστικών με σκοπό την ελαχιστοποίηση των υπολογιστικών απαιτήσεων.

Το ένα χαρακτηριστικό υφής βρίσκει εφαρμογή σε πολυφασματικά δεδομένα όπου προτάθηκε η έννοια του *φασματικού πίνακα συνεμφάνισης (spectral co-occurrence matrix)* μέσω του οποίου επεκτείνεται η χρήση των πολύ γνωστών και αποτελεσματικών πινάκων συνεμφάνισης (*co-occurrence matrices*) που χρησιμοποιούνται για την ποσοτικοποίηση του περιεχομένου υφής σε μία εικόνα. Μέσω των φασματικών πινάκων συνεμφάνισης, ενσωματώθηκε και μία τρίτη διάσταση στην ποσοτικοποίηση της υφής που λαμβάνει υπ' όψιν της και την φασματική υπογραφή μεταξύ των μπαντών ενός σετ πολυφασματικών δεδομένων. Τα πειραματικά αποτελέσματα που ενσωμάτωσαν και την επιπλέον πληροφορία έδειξαν υψηλότερα ποσοστά επιτυχίας σε σχέση με εκείνα που δεν έκαναν χρήση του νέου χαρακτηριστικού.

Το δεύτερο χαρακτηριστικό υφής που προτάθηκε ονομάστηκε *πυκνότητα υφής (texture density)* και προκύπτει από μετασχηματισμένες ως προς το περιεχόμενο της υφής εικόνες μέσω κλασσικών χαρακτηριστικών όπως πινάκων συνεμφάνισης (*co-occurrence matrices*), συναρτήσεων Gabor και Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία (Markov Random Fields). Η μέθοδος που αναπτύχθηκε δεν περιορίζεται στις παραπάνω τεχνικές αλλά μπορεί να εφαρμοστεί σε οποιονδήποτε μετασχηματισμό εικόνας. Η βασική ιδέα ήταν η αναζήτηση χαρακτηριστικών της *cumulative* μιας μετασχηματισμένης εικόνας που μπορεί να διαχωρίσουν δύο διαφορετικές τάξεις με

τη χρήση ενός απλού γραμμικού ταξινομητή. Οι διαφορές μεταξύ των cumulative σχετίστηκαν με το εύρος τιμών αλλά και με τη μορφή (σχήμα - shape) που αυτές έχουν για δύο διαφορετικές τάξεις. Τα πειραματικά αποτελέσματα με τη χρήση της πυκνότητας υφής έδωσαν πολύ υψηλά ποσοστά επιτυχίας (>95%) για τρεις διαφορετικές τάξεις σε δεδομένα SAR αλλά και σε κλασσικές εικόνες υφής όπως προέκυψαν από μία βάση Brodatz. Η μέθοδος μπορεί να εφαρμοστεί και σε πρόβλημα περισσότερων τάξεων με την αναζήτηση χαρακτηριστικών πυκνότητας υφής σε όλους τους πιθανούς συνδυασμούς τάξεων ανά δύο ενώ για την ταξινόμηση θα χρησιμοποιηθεί το σχήμα της πλειοψηφίας (majority voting).

Ένα εξίσου σημαντικό κομμάτι της διατριβής αποτέλεσε και η αναζήτηση ενός τρόπου καθορισμού των παραμέτρων που σχετίζονται με τους πίνακες συνεμφάνισης με σκοπό την μείωση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Η μέθοδος που αναπτύχθηκε κάνει χρήση των συναρτήσεων Walsh στη δισδιάστατη μορφή τους μέσω των οποίων εκτιμάται η βέλτιστη απόσταση μεταξύ των pixel. Η μέθοδος εφαρμόστηκε με επιτυχία στ δεδομένα ASAR και μείωσε κατά 70% το χρόνο υπολογισμού των βέλτιστων χαρακτηριστικών.

Συμπερασματικά, η παρούσα διατριβή εστίασε στα υπολογιστικά εργαλεία μέσω των οποίων μπορεί να γίνει εφικτός ο εντοπισμός περιοχών με περιβαλλοντικές αλλοιώσεις μέσω δεδομένων τηλεπισκόπησης. Οι μέθοδοι και τα χαρακτηριστικά που αναπτύχθηκαν βελτίωσαν τόσο την υπολογιστική πολυπλοκότητα όσο και την αποτελεσματικότητα σε ποσοστά επιτυχίας.

Αποδείχθηκε όμως εξαιρετικά δύσκολο η ανεύρεση ικανής ποσότητας δορυφορικών δεδομένων τόσο σε επίπεδο ανάλυσης (χωρική, φασματική και χρονική) όσο και σε επίπεδο ποικιλίας (SAR, interferometric, hyperspectral, multispectral, κ.α.) από τα οποία να μπορεί να προκύψει ικανός αριθμός δειγμάτων υφιστάμενων περιοχών με περιβαλλοντικές αλλοιώσεις που θα αποτελούσαν το βάση της εκπαίδευσης του συνολικού συστήματος.

7. Βιβλιογραφία

1. R. M. Haralick K. Shanmugam and I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification", IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, SMC-3, Vol. 6, pp. 610-621, 1973.
2. A. Baraldi and F. Parmigianni, "An investigation of the Textural Characteristics Associated with Gray Level Co-occurrence Matrix Statistical Parameters", IEEE TGRS, Vol. 33, No. 2, 1995.
3. L.-K. Soh and C. Tsatsoulis, "Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-Occurrence Matrices", IEEE TGRS, Vol. 37, No. 2, 1999.
4. D. Clausi, "An Analysis of Co-occurrence Texture Statistics As a Function of Grey Level Quantization", Canadian Journal of Remote Sensing, Vol. 28, No. 1, pp. 45-62, 2002.
5. F. Dell'Acqua and Paolo Gamba, "Texture-Based Characterization of Urban Environments on Satellite SAR Images", TGRS, Vol. 41, No. 1, 2003.
6. D. Clausi and B. Yue, "Comparing Cooccurrence Probabilities and Markov Random Fields for Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery", Vol. 42, no. 1, 2004.
7. V. Kovalev and M. Petrou, "Multidimensional Co-occurrence Matrices for Object Recognition and Matching", Graphics Models and Image Processing, Vol. 58, pp. 187-197, 1996.
8. G. Paschos and M. Petrou, "Histogram ratio feature for colour texture classification", Pattern Recognition Letters, 2003, Vol. 24, pp. 309-314.
9. F. Dell'Aqua and P. Gamba, "Discriminating urban environments using multiscale texture and multiple SAR images", IJRS, Vol. 27, No. 18, 2006, p.p. 3797-3812.
10. Y. Yang, H. Sun and C. He, "Supervised SAR image MPM segmentation based on region-based hierarchical model", IEEE Geosc. Rem. Sens. Lett., Vol. 3, No. 4, 2006, p.p. 517-521.
11. W. Li, G.B. Benie, D.-C. He, S. Wang, D. Ziou and Q. H. J. GWYN, "Watershed-based hierarchical SAR image segmentation", Int. J. Remote Sensing, 1999, vol. 20, No. 17, pp. 3377-3390.
12. L.D. Griffin, "Mean, median and model filtering", Proc. R. Soc. Lond. A, Vol. 456, pp. 2995-3004, 2000.
13. P. Paillou, "Detecting step edges in noisy SAR images: A new linear operator", IEEE TGRS, Vol. 35, No. 1, 1997, p.p. 191-195.
14. V. Kovalev and M. Petrou, "Multidimensional Co-occurrence Matrices for Object Recognition and Matching", Graphics Models and Image Processing, 1996, Vol. 58, No. 3, pp. 187-197.

15. C. Lemarechal, R. Fjortoft, P. Marthon, E. Cuber-Castan and A. Poses, "SAR Image Segmentation by Morphological Methods", Proceedings of SAR Image Analysis, Modelling and Techniques III, 1998, SPIE 3497.
16. S. Derrode and W. Pieczynski, "SAR Image Segmentation using Generalized Pairwise Markov Chains", Proceedings of International Symposium on Remote Sensing, 2002, SPIE, Greece.
17. R. M. Haralick, K. Shanmugam and I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification", IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, SMC-3,1973, Vol. 6, pp. 610-621.
18. F. D. Acqua and P. Gamba, "Texture-Based Characterization of Urban Environments on Satellite SAR Images", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, Vol. 41, No. 1, pp. 153-159.
19. The Beam project, <http://www.brockmann-consult.de/beam/>.
20. M. D. Levine, "Vision in Man and Machine", 1985, McGraw Hill Series in Electrical and Computer Engineering.
21. M. M. Galloway, "Texture Analysis Using Gray Level Run-Lengths", Computer Graphics and Image Processing, 1975, Vol. 4, pp. 172-179.
22. BARALDI A. AND BRUZZONE L., 2004, Classification of high spatial resolution images by means of a Gabor wavelet decomposition and support vector machine, Proc. of SPIE, 5573, pp. 19-29.
23. BARALDI A. AND PARMIGGIANI F., 1995, An investigation of the textural characteristics associated with Gray Level Cooccurrence Matrix statistical parameters, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 33, 2, pp. 293-304.
24. BOVIK A., 2000, Handbook of Image and Video Processing, Academic Press, section IV, pp 355-401.
25. CHEN C. H., PAU L. F. AND WANG P. S. P., 1998, The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, World Scientific Publishing Co., pp. 207-248.
26. CRAWFORD M. M., KUMAR S. RICARD M.R. GIBEAUT J.C. AND NEUENSCHWANDER A., 1999, Fusion of airborne polarimetric and interferometric SAR for classification of coastal environments, IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, 37, pp. 1306-1315.
27. CLAUSI D. AND JERNIGAM M., 1998, A fast method to determine Co-occurrence texture features, IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, 36, pp. 298-300.
28. EUROPEAN SPACE AGENCY, ESA, 2002, Envisat *MERIS User Handbook*.
29. DUDA T. AND CANTY M., 2002, Unsupervised classification of satellite imagery: choosing a good algorithm, International Journal of Remote Sensing, 23, pp. 2193-2212.

30. DUDA R., HART P. AND STORK D., 2000, Pattern Classification, Wiley – Interscience Publication.
31. JAIN A. K. AND FARROKHNI F., 1991, Unsupervised texture segmentation using Gabor filters, Pattern Recognition, 24, 12, pp. 1167-1186.
32. HAUTA-KASARI M., PARKKINEN J. AND LENZ R., 1999, Multi-spectral texture segmentation based on the spectral cooccurrence matrix, Pattern Analysis and Applications, 2, pp. 275-284.
33. HARALICK R., SHANMUGAM K., AND DINSTEIN I., 1973, Textural features for image classification, IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, SMC-3, 6, pp. 788-791.
34. LEE D. D. AND SEUNG H. S., 1999, Learning the parts of an object by non-negative matrix factorization, Nature, 401, pp. 610-621.
35. LEE D. D. AND SEUNG H. S., 2001, Algorithms for non-negative matrix factorization, Advances in Neural and Information Processing, 13, pp. 556-562.
36. MUNIZ R. AND CORRALES J.A., 2003, Algorithms Use of band rationing for color texture classification, Aproceedings of First Iberian Conference, 2652, pp. 606-615.
37. SOLAIMAN B., KOFFI R.K., MOUCHOT M. AND HILLION A., 1998, An information fusion method for multispectral classification postprocessing, IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, 36, pp. 395-406.
38. SUN W., HEIDT V. PENG G. AND XU G., 2003, Information fusion for rural land use classification with high resolution satellite imagery, IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, 41, pp. 883-890.
39. TSAGARIS V., ANASTASSOPOULOS V. AND GIANNOPOULOS N., 2004a, Color display strategies for enhanced representation of MERIS data, ENVISAT Symposium, Salzburg, Austria.
40. TSAGARIS V. AND ANASTASSOPOULOS V., 2004b, Multispectral image fusion for improved RGB representation based on perceptual attributes, International Journal of Remote Sensing, submitted for revision.
41. TURIEL A. PARGA N., RUDERMAN D. AND CRONIN T., 2000, Multiscaling and information content of natural color images, Physical Review E, 62, pp. 1138-1148.
42. ZHANG Q., WANG J., GONG P. AND SHI P., 2003, Study of urban spatial patterns from SPOT panchromatic imagery using textural analysis, Int. J. Remote Sensing, 24, 21, pp. 4137-4160.
43. I. Avcibas, B. Sankur, K. Sayood, "Statistical evaluation of image quality measures", Journal of Electronic Imaging, vol. 11, no. 2, pp. 206-223, 2002.
44. M. P. Eckert, A. P. Bradley, "Perceptual quality metrics applied to still image compression", Signal Processing, vol. 78, pp. 177-200, 1998.
45. N. B. Nill, "A visual model weighted cosine transform for image compression and quality assessment", IEEE Transactions on Communications, vol. 36, no. 3, pp. 551-557, 1985.

46. E. Peli, "Contrast in complex images", *Journal of Optical Society of America A*, vol. 7, no. 10, pp. 2032-2040, 1996.
47. D.R. Fuhrmann, J.A. Baro, J.R. Cox, "Experimental evaluation of psychophysical distortion metrics for JPEG encoded images", *Journal of Electronic Imaging*, vol. 4, no. 4, pp. 397-406, 1995.
48. J.A. Garcia, J. Fdez-Valdivia, X.R. Fdez-Vidal, R. Rodriguez-Sanchez, "Information theoretic measure for visual target distinctness", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI*, vol. 23, no. 4, pp. 362-383, 2001.
49. X. Zhang, B.A. Wandell, "Colour image fidelity metrics evaluated using image distortion maps", *Signal Processing*, vol. 70, no. 3, pp. 201-214, 1998.
50. H. Jeffreys, "An invariant form for the prior probability in estimating problems", *Proc. Royal. Soc. London*, vol. 186A, pp. 453-461, 1946.
51. S. Kullback and R.A. Leibler, "On information and sufficiency", *Ann. Math. Statistics*, vol. 22, pp. 79-86, 1951.
52. Optimal Gabor filter design for texture segmentation using stochastic Optimization, Du-Ming Tsai, Song-Kuaw Wua, Mu-Chen Chen *Image and Vision Computing* 19 (2001) 299-316
53. *Computer Vision and Image Understanding* 83, 1-37 (2001) Surface Texture and Microstructure Extraction from Multiple Aerial Images Xiaoguang Wang and Allen R. Hanson
54. A. Materka, M. Strzelecki, *Texture Analysis Methods – A Review*, Technical University of Lodz, Institute of Electronics, COST B11 report, Brussels 1998
55. Texture Information in Run-Length Matrices Xiaou Tang *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, VOL. 7, NO. 11, NOVEMBER 1998
56. A Statistical Approach to Texture Classification from Single Images MANIK VARMA AND ANDREW ZISSERMAN *International Journal of Computer Vision* 62(1/2), 61-81, 2005
57. EFFICIENT GABOR FILTER DESIGN FOR TEXTURE SEGMENTATION THOMAS E WELDON,* WILLIAM E. HIGGINS† and DENNIS E DUNN § *Pattern Recognition*, Vol. 29, No. 12, pp. 2005-2015, 1996,
58. Tutorial on Gabor Filters 1996, 2002 Javier R. Movella
<http://mplab.ucsd.edu/wordpress/tutorials/gabor.pdf>
59. A comparison of second order classifiers for SAR sea ice discrimination, *Photogrametric engineering & remote sensing* Vol. 59, No. 9, 1993, pp. 1397-1408, D. G. Barber, M.E. Shokr, R.A. Fernandes, E.C. Soulis, DG. Flett, E.F. LeDrew
60. A Fast Method to Determine Co-Occurrence Texture Features David A. Clausi and M. Ed Jernigan *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, VOL. 36, NO. 1, JANUARY 1998

61. An Investigation of the textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters, A. Baraldi, F. Parmiggiani, IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 33, No. 2, 1995
62. Comparing Cooccurrence Probabilities and MarkovRandom Fields for Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery David A. Clausi, Senior Member, IEEE, and Bing Yue IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL. 42, NO. 1, JANUARY 2004
63. Comparison and Fusion of Co-occurrence, Gabor and MRF Texture Features for Classification of SAR Sea-Ice Imagery David A. Clausi ATMOSPHERE-OCEAN 39 (3) 2001, 183–194
64. Evaluation of the grey level cooccurrence matrix method for land cover classification using SPOT imagery, D. J. Marceau, P.J. Howarth, J. M. Dubois, D.J. Gratton, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 28, No. 4, 1990
65. Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-Occurrence Matrices Leen-Kiat Soh, Member, IEEE, and Costas Tsatsoulis, Senior Member, IEEE IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL. 37, NO. 2, MARCH 1999
66. A New Statistical Model for Markovian Classification of Urban Areas in High-Resolution SAR Images Céline Tison, Jean-Marie Nicolas, Florence Tupin, and Henri Maître IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING
67. Textural Information of Multitemporal ERS-1 and JERS-1 SAR Images with Applications to Land and Forest Type Classification in Boreal Zone Lauri Kurvonen and Martti T. Hallikainen, Fellow, IEEE IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL. 37, NO. 2, MARCH 1999
68. Texture Statistics for Classification of Land Use with Multitemporal JERS-1 SAR Single-Look Imagery Takashi Kurosu, Seiho Uratsuka, Hideo Maeno, and Toshiaki Kozu, Member, IEEE IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL. 37, NO. 1, JANUARY 1999
69. The Semivariogram in Comparison to the Co-Occurrence Matrix for Classification of Image Texture James R. Carr and Fernando Pellon de Miranda IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL. 36, NO. 6, NOVEMBER 1998
70. SAR Image Segmentation using Generalized Pairwise Markov Chains Stephane Derrode and Wojciech Pieczynski B SPIES International Symposium on Remote Sensing, September 22-27, Crete, Greece, 2002
71. Unsupervised Classification of Radar Images Using Hidden Markov Chains and Hidden Markov Random Fields Roger Fjørtoft, Member, IEEE, Yves Delignon, Member, IEEE, Wojciech Pieczynski, Marc Sigelle, Member, IEEE, and Florence Tupin IEEE

72. An Overview of Markov Random Field and Application to Texture Segmentation Seong-Wook Joo http://www.umiacs.umd.edu/~knkim/KG_VISA/MRF/MRF_overview_swjoo.pdf
73. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance, D. LU and Q. WENG, Int. J. Remote Sensing, 1999, vol. 28, No. 5, pp. 823-870
74. Support vector machines in remote sensing: A review, Giorgos Mountrakis and Jungho Im Caesar Ogole, ISPRSJournalofPhotogrammetryandRemoteSensing, 2011, Vol. 66, pp. 247-259
75. Statistical pattern recognition in remote sensing, Chi Hau Chen and Pei-Gee Peter Ho, Pattern Recognition, 2008, Vol. 41, pp. 2731 – 2741
76. Status of land cover classification accuracy assessment, Giles M. Foody, Remote Sensing of Environment, 2002, Vol. 80, pp. 185 – 201