



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ-ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ

## **Ταξινόμηση Αστικού Χώρου με χρήση Υπερφασματικής Τηλεπισκόπησης**

### **Classification of Urban Surface via Hyperspectral Imaging Systems in Remote Sensing**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Θέμελης Αθανάσιος

Επιβλέπουσα Καθηγήτρια: Βασιλεία Καραθανάση  
Επικ. Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Φεβρουάριος 2010



## **ΠΡΟΛΟΓΟΣ**

Η συγκεκριμένη Διπλωματική Εργασία εκπονήθηκε στο Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης της Σχολής Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου και έχει ως θέμα την ταξινόμηση του Αστικού Χώρου με χρήση Υπερφασματικής Τηλεπισκόπησης. Πριν την παρουσίαση της εργασίας οφείλω θερμότερες ευχαριστίες στην επιβλέπουσα Καθηγήτρια κυρία Βασιλεία Καραθανάση, η οποία με ενθάρρυνε να ασχοληθώ με το συγκεκριμένο θέμα και με καθοδήγησε στο ξεκίνημα της ερευνητικής μου πορείας. Εκτός αυτού, θα ήθελα να την ευχαριστήσω για την υπομονή που επέδειξε καθ' όλη τη διάρκεια υλοποίησης της εργασίας. Τέλος, θεωρώ υποχρέωσή μου να ευχαριστήσω θερμά το Δόκτορα Μηχανικό κύριο Πολυχρόνη Κολοκούση, μέλος του Εργαστηρίου Τηλεπισκόπησης για την ουσιαστική βοήθεια και τη συμπαράσταση σε όλη τη διάρκεια της διπλωματικής μου εργασίας.



## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b><u>ΠΡΟΛΟΓΟΣ</u></b> .....	<b>3</b>
<b><u>ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ</u></b> .....	<b>9</b>
<b><u>ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ</u></b> .....	<b>11</b>
<b><u>ΠΕΡΙΛΗΨΗ</u></b> .....	<b>13</b>
<b><u>ABSTRACT</u></b> .....	<b>15</b>
<b><u>ΕΙΣΑΓΩΓΗ</u></b> .....	<b>17</b>
<b><u>1. ΒΑΣΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ</u></b> .....	<b>19</b>
<b>1.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b> .....	<b>19</b>
1.1.1 Η ΗΛΕΚΤΡΟΜΑΓΝΗΤΙΚΗ ΑΚΤΙΝΟΒΟΛΙΑ .....	21
1.1.2 Η ΑΤΜΟΣΦΑΙΡΑ.....	22
1.1.3 ΑΛΛΗΛΕΠΙΔΡΑΣΗ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟΥ ΜΕ ΑΚΤΙΝΟΒΟΛΙΑ-ΦΑΣΜΑΤΙΚΕΣ ΥΠΟΓΡΑΦΕΣ .....	23
1.1.4 ΑΙΣΘΗΤΗΡΕΣ- ΑΝΑΛΥΣΗ- ΤΡΟΠΟΙ ΣΥΛΛΟΓΗΣ.....	25
1.1.5 ΜΕΤΑΔΟΣΗ, ΛΗΨΗ ΚΑΙ (ΠΡΟ)ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ .....	26
<b>1.2 ΦΩΤΟΕΡΜΗΝΕΙΑ ΚΑΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΕΙΚΟΝΑΣ</b> .....	<b>27</b>
<b><u>2. ΥΠΕΡΦΑΣΜΑΤΙΚΗ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ</u></b> .....	<b>29</b>
<b>2.1 ΓΕΝΙΚΑ</b> .....	<b>29</b>
<b>2.2 ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΑΣΤΙΚΩΝ ΠΕΡΙΟΧΩΝ</b> .....	<b>33</b>
<b><u>3. ΜΕΙΩΣΗ ΔΙΑΣΤΑΣΗΣ ΥΠΕΡΦΑΣΜΑΤΙΚΩΝ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΕΩΝ</u></b> .....	<b>35</b>
<b>3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΙΚΑ</b> .....	<b>35</b>
<b>3.2 PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS</b> .....	<b>35</b>
<b>3.3 MINIMUM NOISE FRACTION</b> .....	<b>37</b>
<b>3.4 SIGNAL TO NOISE RATIO(SNR)</b> .....	<b>38</b>
<b><u>4. ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗΣ ΕΙΚΟΝΟΣΤΟΙΧΕΙΩΝ-ΣΤΟΧΩΝ</u></b> .....	<b>39</b>
<b>4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΙΚΑ</b> .....	<b>39</b>
<b>4.2 WHOLE PIXEL ANALYSIS</b> .....	<b>39</b>
4.2.1 SAM.....	40
4.2.2 SPECTRAL FEATURE FITTING.....	41
<b>4.3 SUB-PIXEL ANALYSIS</b> .....	<b>41</b>

4.3.1 LINEAR MIXING MODEL.....	42
4.3.2 MATCHED FILTER.....	44
<b>4.4 PIXEL PURITY INDEX .....</b>	<b>44</b>
<b><u>5. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ .....</u></b>	<b><u>47</u></b>
<b>5.1 ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ(UNSUPERVISED CLASSIFICATION) .....</b>	<b>47</b>
5.1.1 ΑΠΛΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΟΜΑΔΟΠΟΙΗΣΗΣ(SIMPLE TWO-PASS CLUSTERING ALGORITHM) .....	47
5.1.2 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ISODATA .....	50
5.1.3 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ K-MEANS CLUSTERING .....	53
<b>5.2 ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ(SUPERVISED CLASSIFICATION).....</b>	<b>54</b>
5.2.1 ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ.....	54
5.2.2 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΤΟΥ ΠΑΡΑΛΛΗΛΕΠΙΠΕΔΟΥ(PARALLELEPIPED) .....	54
5.2.3 Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΤΗΣ ΕΛΑΧΙΣΤΗΣ ΑΠΟΣΤΑΣΗΣ(MINIMUM DISTANCE).....	56
5.2.4 ΜΑΧΑΛΑΝΟΒΙΣ DISTANCE .....	57
5.2.5 MAXIMUM LIKELIHOOD .....	58
5.2.6 SPECTRAL ANGLE MAPPER .....	59
5.2.7 BINARY ENCODING.....	59
<b><u>6. ΕΡΓΑΣΙΕΣ ΠΑΝΩ ΣΤΗΝ ΥΠΕΡΦΑΣΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΣΤΙΚΩΝ ΠΕΡΙΟΧΩΝ .....</u></b>	<b><u>61</u></b>
<b>6.1 A PRELIMINARY STUDY ON SEPARABILITY OF PAVING MATERIALS IN SHADOWED HYPERSPECTRAL PIXELS FROM A CENTRAL URBAN AREA .....</b>	<b>61</b>
6.1.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	61
6.1.2 ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	61
6.1.3 ΠΕΙΡΑΜΑΤΑ.....	61
6.1.4 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	62
<b>6.2 USING HYPERSPECTRAL DATA FOR URBAN BASELINE STUDIES, BOULDER, COLORADO.....</b>	<b>63</b>
6.2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	63
6.2.2 ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ.....	63
6.2.3 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ .....	64
6.2.4 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	64
<b>6.3 HYPERSPECTRAL SENSOR DATA CAPABILITY FOR RETRIEVING COMPLEX URBAN LAND COVER IN COMPARISON WITH MULTISPECTRAL DATA: VENICE CITY CASE STUDY (ITALY).....</b>	<b>65</b>
6.3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	65
6.3.2 ΜΕΘΟΔΟΙ.....	65
6.3.3 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	65
<b>6.4 HYPERSPECTRAL REMOTE SENSING APPLICATION FOR SEMI-URBAN AREAS MONITORING .....</b>	<b>66</b>
6.4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	66
6.4.2 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ .....	66
6.4.3 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	67
<b>6.5 HYPERSPECTRAL IMAGE DATA ANALYSIS AS A HIGH DIMENSIONAL SIGNAL PROCESSING PROBLEM .....</b>	<b>68</b>
6.5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	68
6.5.2 ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	68
6.5.3 ΒΗΜΑΤΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ.....	69

<b>6.6 ENDMEMBER DETECTION IN URBAN ENVIRONMENTS USING HYPERSPECTRAL HYMAP DATA</b> .....	<b>70</b>
6.6.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	70
6.6.2 ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	70
6.6.3 ΚΑΘΟΡΙΣΜΟΣ ΤΥΠΩΝ ΕΔΑΦΙΚΗΣ ΚΑΛΥΨΗΣ .....	70
6.6.4 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ.....	70
6.6.5 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	71
<b><u>7. ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΕΣ ΥΠΕΡΦΑΣΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ</u></b> .....	<b>73</b>
7.1 ΕΙΣΑΓΩΓΙΚΑ .....	73
7.2 ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕΛΕΤΗΣ- ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΕΩΝ .....	73
7.3 ΈΓΧΡΩΜΑ ΣΥΝΘΕΤΑ - ΧΡΩΜΑΤΙΚΟΙ ΜΕΤΑΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΙ - ΛΟΓΟΙ ΚΑΝΑΛΙΩΝ..	76
7.4 ΑΝΑΛΥΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ-ΦΑΣΜΑΤΙΚΕΣ ΥΠΟΓΡΑΦΕΣ ΑΣΤΙΚΩΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΩΝ .....	80
<b><u>8. ΥΠΕΡΦΑΣΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ</u></b> .....	<b>85</b>
8.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ .....	85
8.2 ΜΕΤΑΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΙ MINIMUM NOISE FRACTION ΚΑΙ PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS .....	85
8.2 ΕΙΚΟΝΟΣΤΟΙΧΕΙΑ-ΣΤΟΧΟΙ ΜΕΣΩ 2-D SCATTERPLOT.....	93
8.3 UNMIXING.....	97
8.3.1 PIXEL PURITY INDEX.....	97
8.3.2 MATCHED FILTER.....	102
8.3.3 LINEAR MIXING MODEL.....	110
8.4 ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ.....	114
8.4.1 ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΚΑΤΩΦΛΙΩΝ .....	114
8.4.2 ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ .....	115
8.4.3 ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ.....	117
<b><u>9. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ</u></b> .....	<b>137</b>
<b><u>10. ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ</u></b> .....	<b>140</b>
<b><u>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ</u></b> .....	<b>143</b>





## **ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ**

<i>Εικόνα 1-1: Το σύστημα τηλεπισκόπησης(Curran,1985).....</i>	<i>21</i>
<i>Εικόνα 1-2: Το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα.....</i>	<i>21</i>
<i>Εικόνα 1-3: Ατμοσφαιρική μετάδοση ακτινοβολίας συναρτήσει του μήκους κύματος(Lillesand and Kiefer,2000). ....</i>	<i>22</i>
<i>Εικόνα 1-4: Η ατμοσφαιρική μετάδοση από το ορατό έως το εγγύς υπέρυθρο, όπως μοντελοποιήθηκε από τον Modtran(Van der Meer and De Jong,2001).....</i>	<i>23</i>
<i>Εικόνα 1-5: Τοπικά διαγράμματα ανακλαστικότητας για τις κατηγορίες του εδάφους, του νερού και της βλάστησης(Van der Meer and De Jong,2001).....</i>	<i>25</i>
<i>Εικόνα 1-6: Έγχρωμο σύνθετο(true color) από περιοχή της Ισπανίας. Η λήψη έγινε από τον αισθητήρα AHS(Airborne Hyperspectral Sensor). ....</i>	<i>28</i>
<i>Εικόνα 2-1: Η βάση της λειτουργίας των υπερφασματικών απεικονίσεων(Chein Chang, 2007). ....</i>	<i>29</i>
<i>Εικόνα 2-2: Σύγκριση του αριθμού των πολυφασματικών καναλιών(50-150nm πλάτος) με τον αριθμό των υπερφασματικών καναλιών(1-15nm πλάτος), για την ίδια φασματική περιοχή. (Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008). ....</i>	<i>30</i>
<i>Εικόνα 2-3: Χωρική ανάλυση για διάφορους αισθητήρες(Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008). ....</i>	<i>32</i>
<i>Εικόνα 2-4: Φασματική ανάλυση για δύο αισθητήρες(Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008). ....</i>	<i>32</i>
<i>Εικόνα 2-5: Full Width at Half Maximum(Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008). ....</i>	<i>33</i>
<i>Εικόνα 3-1: Περίπτωση αποτυχίας της μεθόδου PCA. Η μη γκαουσιανή κατανομή των δεδομένων(A) δεν επιτρέπει στην ανάλυση σε κύριες συνιστώσες να συμπεριλάβει τη μέγιστη διασπορά(B) και στους δύο άξονες(Jonathon Shlens, 2005). ....</i>	<i>36</i>
<i>Εικόνα 4-1: Τα στάδια του Unmixing(Nirmal Keshava, 2003).....</i>	<i>39</i>
<i>Εικόνα 4-2: Το πρόβλημα των μικτών εικονοστοιχείων(Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008). ....</i>	<i>40</i>
<i>Εικόνα 4-3: Το φάσμα του εικονοστοιχείου και το φάσμα του στόχου ως σημεία(Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008). ....</i>	<i>40</i>
<i>Εικόνα 4-4: N-διάστατο διάγραμμα του SAM για διάφορες κατηγορίες υλικών(Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008).....</i>	<i>41</i>
<i>Εικόνα 4-5: Το γραμμικό μοντέλο υποθέτει πως υπάρχουν καλά καθορισμένες κλασματικές αφθονίες των υλικών και η προσπίπτουσα ακτινοβολία χτυπά μόνο μία φορά την επιφάνεια(Nirmal Keshava, 2003).....</i>	<i>42</i>
<i>Εικόνα 4-6: Διάγραμμα δύο διαστάσεων με μορφή που λειτουργεί καλά για το γραμμικό μοντέλο(R. Schowengerdt, 2007). ....</i>	<i>43</i>
<i>Εικόνα 4-7: Προβολή των φασματικών σημείων σε τυχαίο διάνυσμα για την εύρεση στόχων (εγχειρίδιο χρήσης TNT-Mips).....</i>	<i>45</i>
<i>Εικόνα 5-1: Το παραλληλεπίπεδο για κάθε κατηγορία καθορίζεται από μία ελάχιστη και μία μέγιστη τιμή για κάθε άξονα(Hodgson M.E., 1988). ....</i>	<i>55</i>
<i>Εικόνα 5-2: Κάθε κατηγορία εδαφοκάλυψης καθορίζεται από ένα φασματικό “κουτί”. Κάποια παραλληλεπίπεδα επικαλύπτονται παρόλο που οι κατηγορίες είναι χωρικά διαχωρισμένες(Hodgson M.E., 1988). ....</i>	<i>55</i>
<i>Εικόνα 5-3: Τα εικονοστοιχεία ταξινομούνται στο κοντινότερο κέντρο φασματικής κατηγορίας(Hodgson M.E., 1988). ....</i>	<i>56</i>
<i>Εικόνα 5-4: Η μέθοδος της ελάχιστης απόστασης παίρνει pixels γνωστής ταυτότητας και έπειτα περιλαμβάνει σε αυτά τα κοντινότερα, ως εικονοστοιχεία εκπαίδευσης. Για την αξιολόγηση των</i>	

δεδομένων εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται δύο κανάλια, όπως στις περισσότερες μεθόδους(Hodgson M.E., 1988).....	57	
Εικόνα 6-1: Αντιπροσωπευτικά διαγράμματα φασματικής ανακλαστικότητας για τις κατηγορίες (από πάνω αριστερά): βοτσαλωτή πεζοδρόμηση, γρανίτης, πορφύρα, άσφαλτος.....	62	
Εικόνα 6-2: Η προσέγγιση “Hourglass” για την ανάλυση HSI data.....	63	
Εικόνα 6-3: Ροή επεξεργασίας δεδομένων.....	67	
Εικόνα 6-4: Τελική εικόνα μετά τον αλγόριθμο SAM.....	67	
Εικόνα 6-5: Έγχρωμο σύνθετο	Εικόνα 6-6: Θεματικός χάρτης αποτελέσματος.....	69
Εικόνα 7-1: Αρχική απεικόνιση της πόλης της Χαλκίδας σε έγχρωμο σύνθετο.....	73	
Εικόνα 7-2: Τρία έγχρωμα σύνθετα για την εικόνα Χαλκίδα(1). Τα κανάλια που συνδυάστηκαν για τη σύνθεση σε nm είναι: α) 529.2/693.2/489.8, β) 529.2/790.4/489.8 και γ) 761.7/642.1/546.1.....	76	
Εικόνα 7-3 : Διάφοροι λόγοι καναλιών για την εικόνα Χαλκίδα(1).....	77	
Εικόνα 7-4: Χρωματικοί μετασχηματισμοί που περιέχονται στο ENVI πάνω σε έγχρωμο σύνθετο με RGB: 761.7/642.1/546.1 . Παρουσιάζονται κατά σειρά: α) HSVMunsell, β) HSV, γ) CN Spectral Sharpening, δ) HLS.....	78	
Εικόνα 7-5: Έγχρωμο σύνθετο για τη Χαλκίδα(1) αποτελούμενο από δύο λόγους και ένα απλό κανάλι από τα αρχικά δεδομένα, που φαίνονται στην πρώτη σειρά. ....	79	
Εικόνα 7-6: Έγχρωμα σύνθετα για τις εικόνες Χαλκίδα(2) και (3) αποτελούμενες από τους λόγους R:(693.2/568.6), G:(433.8/796.2) και το κανάλι B:(506.7nm). ....	80	
Εικόνα 7-7: Οι φασματικές υπογραφές όλων των αντικειμένων που σημειώθηκαν για την εικόνα της Χαλκίδας σε όρους ανακλώμενης ακτιβολίας. ....	83	
Εικόνα 7-8: α) Φασματική υπογραφή στόχου για την κατηγορία του οδοστρώματος, β) Φασματική υπογραφή στόχου για την κατηγορία του γρασιδιού. Οι μετρήσεις έγιναν στο κομμάτι του φάσματος από τα 350 έως τα 1050nm με το ραδιόμετρο GER 1500. ....	84	
Εικόνα 8-1: Η προσέγγιση “Hourglass” για την ανάλυση HSI data.....	85	
Εικόνα 8-2: Πίνακας με τα στατιστικά στοιχεία των κύριων συνιστωσών που προέκυψαν και τις ιδιοτιμές τους.....	86	
Εικόνα 8-3: Οι δώδεκα πρώτες κύριες συνιστώσες που προέκυψαν μετά από εφαρμογή του αλγόριθμου PCA με χρήση του πίνακα μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας, για τα δεδομένα της Χαλκίδας(1). ....	88	
Εικόνα 8-4: Οι δώδεκα πρώτες κύριες συνιστώσες μετά από εφαρμογή του αλγόριθμου PCA με υπολογισμό του πίνακα συσχέτισης, για τα δεδομένα της Χαλκίδας(1).....	88	
Εικόνα 8-5: Οι δώδεκα πρώτες κύριες συνιστώσες που προέκυψαν μετά από εφαρμογή του αλγόριθμου MNF, για τα δεδομένα της Χαλκίδας(1). ....	89	
Εικόνα 8-6: Κύριες συνιστώσες που βρίσκονται χαμηλά σε επίπεδο ιδιοτιμών και ποσοστού πληροφορίας, χωρίς να εμφανίζουν όμως πρόβλημα στην ποιότητα της εικόνας. Τα αποτελέσματα προέκυψαν με χρήση του αλγόριθμου PCA με υπολογισμό του πίνακα συσχέτισης. ....	90	
Εικόνα 8-7: Ο παράγοντας συσχέτισης ρ, δείχνει το σχήμα του ιστογράμματος μιας πολυφασματικής ή υπερφασματικής απεικόνισης(Robert A. Schowengerdt, 2007).....	93	
Εικόνα 8-8: Δισδιάστατο ιστόγραμμα(scatter plot) με χρωματική διαβάθμιση(density slice:rainbow) της πυκνότητας των σημείων στο φασματικό χώρο που ορίζουν η πρώτη και τρίτη κύρια συνιστώσα του MNF. Οι περιοχές του ιστογράμματος με ανοιχτό χρώμα υποδηλώνουν μεγάλη συγκέντρωση σημείων, ενώ τα μπλε σημεία αποτελούν χαμηλής συγκέντρωσης περιοχές από τις οποίες μπορούν να εξαχθούν ασφαλέστερα Περιοχές Εκπαίδευσης ή endmembers. ....	95	
Εικόνα 8-9: Πέντε αστικές κατηγορίες που καταγράφονται μέσω του δισδιάστατου ιστογράμματος. Οι Περιοχές Εκπαίδευσης περιλαμβάνουν κατά βάση καθαρά εικονοστοιχεία, αφού βρίσκονται στις γωνίες του scatter plot. Η μορφή του ιστογράμματος φανερώνει τη μηδενική συσχέτιση των καναλιών που χρησιμοποιούνται στους άξονες.....	96	

<i>Εικόνα 8-10: Η καταγραφή Π.Ε. στο δισδιάστατο διάγραμμα οδηγεί στη δημιουργία ομάδων pixels διαφορετικών αστικών κατηγοριών χωρίς φασματική επικάλυψη. Στην εικόνα εμφανίζονται οι 5 Π.Ε. στην απεικόνιση και στο φασματικό υπόχωρο δύο καναλιών του MNF(1 και 3).</i>	97
<i>Εικόνα 8-11: α) Παράθυρο παραμέτρων για τον αλγόριθμο PPI, με τον αριθμό επαναλήψεων και το κατώφλι για τα εικονοστοιχεία που θα θεωρηθούν ως ακραία και κατ' επέκταση pure(καθαρά), β) Pixel Purity Index Plot.</i>	98
<i>Εικόνα 8-12: Το πρώτο αποτέλεσμα του PPI για τις τρεις εικόνες της Χαλκίδας.</i>	99
<i>Εικόνα 8-13: Ιστογράμματα με την κατανομή των σημείων μετά την πρώτη εφαρμογή της μεθόδου PPI(Stretch Type: Linear). Στον άξονα X τοποθετούνται οι ψηφιακές τιμές των pixels(αριθμός που εντοπίστηκαν ως ακραία) και στον άξονα Y ο αριθμός των εικονοστοιχείων.</i>	100
<i>Εικόνα 8-14: Οι στόχοι που προέκυψαν για κάθε μία από τις τρεις εικόνες της Χαλκίδας. Το αποτέλεσμα αποτελείται από ένα μόνο κανάλι που περιέχει ως Περιοχή Εκπαίδευσης τα endmembers(κόκκινο χρώμα).</i>	101
<i>Εικόνα 8-15: α) Το αποτέλεσμα του MF για την κατηγορία των θάμνων με σωστή ανίχνευση των στόχων, β) Το αποτέλεσμα του MF για την κατηγορία του δρόμου. Οι στόχοι περιλαμβάνουν κυρίως εικονοστοιχεία οροφών.</i>	104
<i>Εικόνα 8-16: Αποτέλεσμα του αλγόριθμου ταξινόμησης ISODATA για τη Χαλκίδα(1) με τη δημιουργία οχτώ κατηγοριών.</i>	116
<i>Εικόνα 8-17: Τελικό αποτέλεσμα ISODATA για την εικόνα Χαλκίδα(1), μετά από χρωματική συνένωση των ομοειδών κατηγοριών.</i>	116

## **ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ**

<i>Πίνακας 1-1: Ιστορία της τηλεπισκόπησης(Campbell,1996)</i>	20
<i>Πίνακας 1-2: Οι κυριότερες φασματικές περιοχές που χρησιμοποιούνται στην τηλεπισκόπηση. Τα όρια κάποιων ατμοσφαιρικών "παραθύρων" δεν είναι διακριτά και κάποιος μπορεί να εντοπίσει μικρές παραλλαγές σε άλλες αναφορές(Van der Meer and De Jong,2001).</i>	23
<i>Πίνακας 1-3: Σύγκριση φωτοερμηνείας με ποσοτική ανάλυση μέσω H/Y</i>	27
<i>Πίνακας 2-1: HSI συστήματα και τα χαρακτηριστικά τους(R. Schowengerdt, 2007).</i>	31
<i>Πίνακας 6-1: Κατηγορίες εδαφοκάλυψης</i>	67
<i>Πίνακας 7-1: Χαρακτηριστικά εικόνων</i>	75
<i>Πίνακας 7-2: Οι περιοχές εκπαίδευσης που σημειώθηκαν συνολικά πάνω στις τρεις εικόνες και ο αριθμός των εικονοστοιχείων που καταγράφηκαν για κάθε κατηγορία.</i>	81
<i>Πίνακας 8-1: Η κατανομή της διασποράς για τους δύο αλγόριθμους μείωσης της διάστασης των υπερφασματικών δεδομένων, έως την πέμπτη κύρια συνιστώσα.</i>	92
<i>Πίνακας 8-2: Ο αριθμός των εικονοστοιχείων-στόχων για κάθε εικόνα με την εξέλιξη του PPI...</i>	100
<i>Πίνακας 8-3: Πλήθος καναλιών για κάθε τύπο δεδομένων που εισήχθηκε στη διαδικασία της ταξινόμησης, για κάθε μία από τις τρεις εικόνες.</i>	117
<i>Πίνακας 8-4: Ο αριθμός των εικονοστοιχείων για κάθε Περιοχή Εκπαίδευσης(training samples) και ο αντίστοιχος αριθμός για την αξιολόγηση της ταξινόμησης(test samples)</i>	118
<i>Πίνακας 8-5: Οι αστικές κατηγορίες που εμφανίζονται στις ταξινομημένες εικόνες και ο χρωματισμός με τον οποίο παρουσιάζονται.</i>	119
<i>Πίνακας 8-6: Παράδειγμα πίνακα σύγχυσης</i>	121
<i>Πίνακας 8-7: Αξιολόγηση των ταξινομημένων εικόνων που προέκυψαν από τους αλγόριθμους Maximum Likelihood, Spectral Angle Mapper και Mahalanobis Distance με εισαγωγή πέντε</i>	

<i>διαφορετικών δεδομένων για τη Χαλκίδα(1). Στο φάσμα αναφοράς συμπεριλαμβάνονται και οι Περιοχές Εκπαίδευσης εντός σκιασμένων εικονοστοιχείων. ....</i>	<i>122</i>
<i>Πίνακας 8-8: Νέα αξιολόγηση των ταξινομημένων εικόνων αποκλείοντας από τη χαρτογράφηση τα σκιασμένα εικονοστοιχεία με χρήση μάσκας. Η συνολική ακρίβεια και ο παράγοντας k είναι εμφανώς πιο βελτιωμένοι σε αυτή την περίπτωση. ....</i>	<i>123</i>
<i>Πίνακας 8-9: Συγκριτική παρουσίαση των βασικών παραμέτρων αξιολόγησης για το αποτέλεσμα του αλγόριθμου Maximum Likelihood πάνω στα δεδομένα του Matched Filter(από MNF), στην περίπτωση που εισάγονται όλες οι Π.Ε. και στην περίπτωση που αποκλείονται από τη διαδικασία με χρήση μάσκας όλα τα σκιασμένα εικονοστοιχεία. ....</i>	<i>124</i>
<i>Πίνακας 8-10: Συγκριτική παρουσίαση των βασικών παραμέτρων αξιολόγησης για το αποτέλεσμα του αλγόριθμου Spectral Angle Mapper πάνω σε δεδομένα λόγων, στην περίπτωση που εισάγονται όλες οι Π.Ε. και στην περίπτωση που αποκλείονται από τη διαδικασία με χρήση μάσκας όλα τα σκιασμένα εικονοστοιχεία. ....</i>	<i>126</i>
<i>Πίνακας 8-11: Οι βασικοί παράμετροι αξιολόγησης για την καλύτερη ταξινόμηση, που υλοποιήθηκε με εφαρμογή του αλγόριθμου Maximum Likelihood πάνω στα δεδομένα του Matched Filter(από RATIO IMAGE) και με αποκλεισμό των σκιασμένων περιοχών. ....</i>	<i>127</i>
<i>Πίνακας 8-12: Έκθεση με το δείκτη φασματικού διαχωρισμού για όλα τα ζευγάρια των Π.Ε., όταν χρησιμοποιούνται δεδομένα του Matched Filter(Ratio). ....</i>	<i>129</i>

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η Διπλωματική Εργασία αφορά στην επεξεργασία Υπερφασματικών δεδομένων με σκοπό την εξαγωγή συμπερασμάτων πάνω στις διάφορες διαδικασίες που είναι απαραίτητες για την ανάλυση του μεγάλου όγκου δεδομένων, αλλά και για τους βέλτιστους τρόπους ταυτοποίησης και κατηγοριοποίησης αντικειμένων εντός αστικής περιοχής.

Περιοχή μελέτης αποτέλεσε η πόλη της Χαλκίδας με υπερφασματικά δεδομένα που αποκτήθηκαν από τον αισθητήρα CASI 550, με 96 κανάλια από τα 422.6-964.4nm, μέγεθος εικονοστοιχείου στο έδαφος 2x2m και χωρική ανάλυση στα 3m. Οι επεξεργασίες υλοποιήθηκαν αρχικά σε τρία αντιπροσωπευτικά δείγματα της εικόνας για λόγους ταχύτητας, ενώ όλες οι διαδικασίες εκτελέστηκαν με το λογισμικό ENVI 4.4 της εταιρείας ESRI.

Λόγω της πολυπλοκότητας του αστικού περιβάλλοντος οι αρχικές επεξεργασίες στα δεδομένα, όπως η δημιουργία λόγων καναλιών, τα έγχρωμα σύνθετα και οι χρωματικοί μετασχηματισμοί, είχαν ιδιαίτερη σημασία και ρόλο, όχι μόνο για τον εντοπισμό των κατηγοριών αλλά και για το πώς αυτές διαχωρίζονται ή συγχέονται. Κύρια αιτία για τα παραπάνω ήταν η απαίτηση καλής καταγραφής των Περιοχών Εκπαίδευσης, που συμμετείχαν έπειτα στις διαδικασίες της ανίχνευσης εικονοστοιχείων-στόχων και της ταξινόμησης.

Ο μεγάλος όγκος των δεδομένων προϋπόθετε όμως τη μείωση της διάστασης του υπερφασματικού χώρου με ταυτόχρονη αποκοπή του θορύβου και εξαγωγή της σημαντικής πληροφορίας. Αυτό επιτελέστηκε με τους μετασχηματισμούς των Principal Component Analysis και Minimum Noise Fraction, που κατάφεραν να τοποθετήσουν σε λίγες κύριες συνιστώσες το σύνολο σχεδόν της πληροφορίας.

Στη συνέχεια της εργασίας έγινε προσπάθεια ανίχνευσης των εικονοστοιχείων-καθαρών στόχων με τον αλγόριθμο Pixel Purity Index και τη συλλογή σημείων στις άκρες δισδιάστατων ιστογραμμάτων, με δεδομένα εισαγωγής τις Κύριες Συνιστώσες του MNF. Για τον υπολογισμό των ποσοστών αφθονίας του κάθε καθαρού στόχου εφαρμόστηκαν οι αλγόριθμοι Matched Filter και Linear Mixing Model με δεδομένα εισαγωγής τα προϊόντα του MNF, PCA και 9 λόγους καναλιών. Ο αλγόριθμος Matched Filter απέφερε τα καλύτερα αποτελέσματα για όλες σχεδόν τις αστικές κατηγορίες, εκτός αυτών που σημειώθηκαν εντός σκιασμένων περιοχών. Καλύτερα δεδομένα εισαγωγής στον αλγόριθμο Matched Filter θεωρήθηκαν οι λόγοι καναλιών.

Για την ταξινόμηση των εικονοστοιχείων της εικόνας δοκιμάστηκαν όλοι σχεδόν οι διατιθέμενοι αλγόριθμοι του ENVI. Τα πιο αξιόλογα αποτελέσματα αφορούσαν στις μεθόδους του Maximum Likelihood, Minimum Distance, Mahalanobis Distance και SAM, με δεδομένα εισαγωγής τα προϊόντα των PCA, MNF και λόγους καναλιών. Η διαπίστωση ότι τα αποτελέσματα του Matched Filter τα οποία βασίζονται σε λόγους καναλιών διαχωρίζουν με τον καλύτερο τρόπο τις αστικές κατηγορίες οδήγησε στην εισαγωγή τους ως δεδομένα στους αλγορίθμους ταξινόμησης. Αν και η διαδικασία αυτή ήταν ασυνήθιστη, απέφερε τα καλύτερα αποτελέσματα, ειδικά με τη χρήση των Maximum Likelihood και Minimum Distance. Η μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση απέδωσε μόνο με χρήση του αλγορίθμου ISODATA που κατάφερε να διαχωρίσει σωστά τις κύριες αστικές μονάδες.

Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων έγινε μέσω του πίνακα σύγχυσης με χρήση νέων Περιοχών Ελέγχου. Μέσω των δεικτών αξιολόγησης, όπως των ποσοστών σφαλμάτων παράλειψης και συμπερίληψης, πραγματοποιήθηκαν συγκρίσεις των αποτελεσμάτων στην περίπτωση συμμετοχής των φωτισμένων στόχων και των υπό σκιά και στην περίπτωση μη συμμετοχής των σκιασμένων στόχων

κατόπιν αφαίρεσης από την εικόνα όλων των τμημάτων της που παρουσίαζαν σκιασμένες περιοχές. Η αποκοπή των σκιασμένων περιοχών και στόχων επέφερε βελτιώσεις στη συνολική ακρίβεια των ταξινομήσεων. Στην περίπτωση που συμμετείχαν στόχοι υπό σκιά, μόνο η κατηγορία του “σκιασμένου γρασιδιού” ανιχνεύθηκε και ταξινομήθηκε σωστά, ενώ για όλες τις υπόλοιπες σκιασμένες αστικές κατηγορίες που ανιχνεύθηκαν δεν εξήχθη κάποιο αξιολογικό αποτέλεσμα. Σε όλες τις ταξινομήσεις του αστικού χώρου, είτε με τη συμμετοχή των σκιασμένων καθαρών στόχων, ή χωρίς αυτή, το κυριότερο πρόβλημα αφορούσε στη σύγχυση μεταξύ οροφών κτιρίων και οδοστρώματος, στα οποία η βασική συνιστώσα είναι κοινή. Παρόλ’ αυτά, η προτεινόμενη μεθοδολογία με την εισαγωγή των προϊόντων του Matched Filter που προέκυψαν από 9 λόγους καναλιών ως δεδομένα στον αλγόριθμο Maximum Likelihood για την ταξινόμηση μόνο αστικών φωτισμένων περιοχών, έδωσε ακρίβεια 84.5173% στο σύνολο της εικόνας.

## **ABSTRACT**

This study investigates efforts towards establishing Hyperspectral Analysis approaches for use in urban environments. The principal objective was to investigate Hyperspectral mapping procedures for urban areas by evaluating and demonstrating existing methods and conclude in the ways Hyperspectral data should be managed.

The study area was the city of Halkis with Hyperspectral data acquired by the sensor CASI 550 with 3m spatial resolution and 96 bands ranging from 422.6-964.4nm. The original image was split in three samples for better processing. For all the applications being conducted in the study the software ENVI 4.4 was the one that exclusively used.

Because of the complexity of urban areas, Image Enhancement, Band Ratios, Color Composites and Color Transforms played an important role not only in localizing the spectral classes but also in examining how these are mixed or discriminated. The results of that was the good collection of Regions of Interest that were critical for spectral classification and unmixing.

The high dimensionality of the data was a primary concern and confronted with the transformations of Principal Component Analysis and Minimum Noise Fraction, which succeeded in collecting the majority of the image variance in the first few components.

The attempt of target detection was carried out by applying the algorithm Pixel Purity Index and by collecting endmembers in the corners of 2-D Scatterplots with input data the principal components of MNF. For the calculation of the percentages of abundances for every target, Matched Filter and Linear Mixing Model were used, with input data the products of PCA, MNF and 9 Band Ratios. Matched Filter showed the best results and the Band Ratios were regarded as the best input data.

Concerning the classification algorithms Maximum Likelihood and Minimum Distance showed the best results when the input data were Band Ratios and the products of Matched Filter, which succeeded to perform great discrimination between all the reference spectral classes. Additionally, we also present results came from Mahalanobis Distance and SAM. Unsupervised classification performed well with the ISODATA classifier, which categorized the main urban classes.

The evaluation carried out through the Confusion Matrix with the use of test samples, procedure that can't be thought as the most reliable, but inevitable, since the absence of Ground Truth Data.

Finally, the study ends with the comparison between classification algorithms and different combinations of input data, through the percentages of commission and omission. We also check the differences in overall accuracy when shadowed areas of the image are calculated and when they are excluded with the use of a mask. In the last case we observed improvements in overall accuracy of the classification, since only the class of "shadowed grass" was successfully identified and mapped. Unfortunately, none of the rest shadowed classes had exploitable information content. At all classifications took part the main problem was the confusion between roofs and asphalt. Besides that, the suggested methodology of inserting the products of Matched Filter produced by Band Ratios as input data in Maximum Likelihood classification succeeded an overall accuracy of 84.5173%.





## **ΕΙΣΑΓΩΓΗ**

Οι αστικές περιοχές αν και αποτελούν το μικρότερο ποσοστό της επιφάνειας της γης εμφανίζουν την πιο έντονη και συνεχή ανάπτυξη που επηρεάζει ανθρώπους και περιβάλλον. Η εξέταση των πόλεων υλοποιείται υπό διαφορετικές σκοπιές και μέσω πολλών και διαφορετικών επιστημονικών πεδίων. Η οπτική τηλεπισκόπηση είναι ένας τομέας με τον οποίο οι μελετητές μπορούν πλέον να εξετάζουν συνολικά τις αστικές περιοχές και να εξαγάγουν σημαντικά συμπεράσματα που αφορούν τη χωροταξία, το περιβάλλον, το κλίμα κ.α..

Οι νέες τεχνολογίες που έχουν αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια και η ευκολία απόκτησης απεικονίσεων και δεδομένων διαφορετικών χαρακτηριστικών, έχουν εκτινάξει τις δυνατότητες ανάλυσης και υλοποίησης μεθόδων που αποφέρουν ενδιαφέροντα αποτελέσματα και χρήσιμα συμπεράσματα. Η Υπερφασματική Τηλεπισκόπηση εκφράζει αυτήν ακριβώς την ανάπτυξη της τεχνολογίας, καθώς με την καταγραφή της ακτινοβολίας σε παρακείμενα στενά και πολλά κανάλια από τους αντίστοιχους αισθητήρες, λαμβάνουμε πλέον ένα συνεχές φάσμα ανακλαστικότητας, που υπερέχει σε φασματική ανάλυση από τα πολυφασματικά δεδομένα. Έτσι, υπάρχει η δυνατότητα ανίχνευσης, καταγραφής και αποτύπωσης υλικών και κατηγοριών που διαχωρίζονται δύσκολα λόγω των ιδιοτήτων και των χαρακτηριστικών όπως.

Η μελέτη των αστικών περιοχών με χρήση υπερφασματικών δεδομένων αποτελεί ένα πρόσφατο πεδίο έρευνας. Η καταγραφή των αστικών κατηγοριών είναι μία εκ των πραγμάτων δύσκολη διαδικασία για τους εξής λόγους: α) κάποιες κατηγορίες αστικών επιφανειών δεν είναι φασματικά διακριτές μεταξύ όπως, β) η φυσική δομή πολλών ειδών χρήσεων γης διαφέρει από περιοχή σε περιοχή, λόγω διαφορετικών υλικών στην κατασκευή ταρατσών και πεζοδρομίων όπως επίσης και των διαφορετικών τύπων κτιρίων, γ) οι αστικές περιοχές είναι κατά βάση ετερογενείς, και τα περισσότερα εικονοστοιχεία από απεικονίσεις αισθητήρων με χωρική ανάλυση περί τα 30m/pixel φαίνονται να περιλαμβάνουν αρκετές κατηγορίες αντικειμένων και δ) οι σκιασμένες περιοχές μέσα σε μία αστική σκηνή είναι συχνό φαινόμενο, γεγονός που αποτελεί κάποιες φορές ανασταλτικό παράγοντα για τη διάκριση πολλών κατηγοριών.

Οι παραπάνω δυσκολίες επιχειρήθηκε να υπερκεραστούν μέσω διαφόρων μεθόδων. Τα αποτελέσματα αξιολογήθηκαν και εξήχθησαν συμπεράσματα για τους τρόπους και τους συνδυασμούς αλγορίθμων και διαδικασιών που πρέπει να υλοποιούνται για την πληρέστερη θεματική καταγραφή των αντικειμένων μέσα σε μία αστική σκηνή.

Από τις σημαντικότερες διαδικασίες που επιτελέστηκαν στη Διπλωματική Εργασία ήταν η μείωση της διάστασης του όγκου των Υπερφασματικών δεδομένων, η ανίχνευση εικονοστοιχείων που περιείχαν αποκλειστικά μία κατηγορία και η ταξινόμηση των εικονοστοιχείων σε γενικές θεματικές κατηγορίες.

Οι δυσκολίες που παρουσιάστηκαν ήταν αρκετές, καθώς η χωρική ανάλυση δεν επέτρεψε την ανίχνευση της κατηγορίας του πεζοδρομίου, ενώ και η χρήση ενός μόνο λογισμικού για την επεξεργασία των δεδομένων έθεσε περιορισμούς, όπως για παράδειγμα στην αντικειμενοστραφή ανάλυση (Image Segmentation) για την υλοποίηση της οποίας δεν υπήρχαν τα κατάλληλα εργαλεία.

Κύρια αφορμή για την υλοποίηση της εργασίας ήταν η διάθεση για απόκτηση των βασικών γνώσεων πάνω στην τηλεπισκόπηση και την επεξεργασία απεικονίσεων αλλά και η θέληση για εξέταση νέων μεθόδων και τεχνικών πάνω σε ένα απαιτητικό περιβάλλον όπως είναι το αστικό.



# 1. Βασικά στοιχεία Τηλεπισκόπησης

## 1.1 Εισαγωγή

Ο πρώτος πολυφασματικός σαρωτής της εταιρείας Landsat(MSS), που εκτοξεύθηκε το 1972, με 4 φασματικά κανάλια εύρους 100nm περίπου το καθένα και μέγεθος εικονοστοιχείου 80m, αποτέλεσε την απαρχή μίας νέας εποχής για την τηλεπισκόπηση από το διάστημα. Τα συστήματα τηλεπισκόπησης που χρησιμοποιούνται στις μέρες μας, παρουσιάζουν τέτοια ποικιλία και εύρος λειτουργιών, που οι προδιαγραφές του πρώτου αυτού συστήματος φαίνονται μέτριες. Αυτή τη στιγμή, υπάρχουν δορυφορικά συστήματα που μπορούν να αποκτήσουν πληροφορία για σχεδόν όλα τα διαθέσιμα μέρη του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος, με δεκάδες φασματικά κανάλια και με μεγέθη εικονοστοιχείων που ξεκινούν από κάποια εκατοστά και φτάνουν το 1km. Επιπλέον, υπερφασματικά συστήματα σε αερομεταφερόμενες πλατφόρμες με εκατοντάδες κανάλια, εύρους μόλις 10nm, δίνουν απεριόριστες δυνατότητες στην εκμετάλλευση των απεικονίσεων που λαμβάνουμε.

Κάνοντας μία ιστορική αναδρομή στην εξέλιξη της τηλεπισκόπησης, μπορούμε να πούμε πως η τεχνολογία και οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν κατά καιρούς είχαν άμεση εξάρτηση με τις ανάγκες και τα αίτια που προκάλεσαν τη στροφή προς την επιστήμη αυτή και τελικά στην ανάπτυξή της. Χαρακτηριστικά, κατά τη διάρκεια του εμφυλίου πολέμου στις ΗΠΑ η αεροφωτογράφιση περιοχών από μπαλόνια έπαιξε σημαντικό ρόλο στην τελική έκβαση του πολέμου. Η περίοδος όμως που υπήρξε ραγδαία ανάπτυξη της τηλεπισκόπησης και γενικά της παρατήρησης της επιφάνειας της γης από ψηλά, ήταν κατά τη διάρκεια του πρώτου και δευτέρου Παγκοσμίου Πολέμου, όπου έγινε για πρώτη φορά χρήση αεροφωτογραφιών για πολιτικούς σκοπούς, σε τομείς όπως η γεωλογία, η δασολογία και η χαρτογραφία. Η εξέλιξη των radar συστημάτων και η φωτογράφιση στο εγγύς υπέρυθρο και θερμικό υπέρυθρο, αποδείχτηκε ιδιαίτερα σημαντική για πολλούς λόγους.

Μετά τη λήξη των πολέμων, στις δεκαετίες του 1950 και 1960, τα συστήματα τηλεπισκόπησης συνέχισαν να αναπτύσσονται και να βελτιώνονται. Αυτό οφείλεται σε μεγάλο βαθμό και στο ενδιαφέρον που έδειξαν ερευνητικές οργανώσεις και πανεπιστήμια στις νέες τεχνολογίες. Διεθνή περιοδικά όπως το IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, International Journal of Remote Sensing κ.α. έκαναν την εμφάνισή τους αυτήν την περίοδο.

Η δεκαετία του 1970 υπήρξε σημαντική, καθώς είχαμε την εκτόξευση του πρώτου δορυφόρου που έφερε σύστημα συλλογής απεικονίσεων υψηλής ανάλυσης, του ERTS, που μετονομάστηκε λίγα χρόνια αργότερα σε Landsat. Μετά την πρώτη αυτή πετυχημένη απόπειρα, ακολούθησαν πολλές άλλες, με πιο βελτιωμένα συστήματα καταγραφής και ποικιλία αισθητήρων και προδιαγραφών που καλύπτουν τις ανάγκες ενός τεράστιου αριθμού επιστημονικών πεδίων. Στον Πίνακα 1-1 αναφέρονται σημαντικοί σταθμοί στην εξέλιξη της τηλεπισκόπησης, όπως τους κατέγραψε ο Campbell.

**Πίνακας 1-1: Ιστορία της τηλεπισκόπησης(Campbell,1996)**

1800	Discovery of Infrared by Sir W. Herschel
1839	Beginning of Practice of Photography
1847	Infrared Spectrum Shown by J.B.L. Foucault
1859	Photography from balloons
1873	Theory of Electromagnetic Spectrum by J.C. Maxwell
1909	Photography from Airplanes
1916	World War I: Aerial Reconnaissance
1935	Development of Radar in Germany
1940	WW II: Applications of Non-Visible Part of EMS
1950-	Military Research and Development
1959	First Space Photograph of the Earth (Explorer-6)
1960	First TIROS Meteorological Satellite Launched
1970	Skylab Remote Sensing Observations from Space
1971	Launch of Landsat-1 (ERTS-1): MSS sensor
1972-	Rapid Advances in digital image processing
1978	Launch of Seasat (first spaceborne L-band radar)
1982	Launch of Landsat-4: new Generation of Landsat sensors TM
1986	French Commercial Earth Observation Satelliet SPOT
1986	Development Hyperspectral Sensors
1990-	Development High Resolution Spaceborne Systems First Commercial Developments in Remote Sensing
1991	Launch of the first European Remote Sensing Satellite ERS1 (active radar)
1998	Towards Cheap One-Goal Satellite Missions
1999	Launch of EOS-TERRA: NASA Earth Observing Mission
1999	Launch of IKONOS, very high spatial resolution sensor system
2001	Launch of Landsat-7 with new ETM+ sensor
2001	Launch of QuickBird, very high spatial resolution sensor system
2002	Launch of ESA's Envisat with 10 advanced instruments

Τηλεπισκόπηση είναι η επιστήμη και η τεχνική, που ασχολείται με τις αρχές, τις μεθόδους και τα όργανα, με τα οποία επιτυγχάνεται η εξ' αποστάσεως συλλογή, επεξεργασία και ανάλυση πλήθους ποιοτικών και μετρητικών πληροφοριών για τη γη, τους ωκεανούς και το περιβάλλον γενικότερα, αλλά και για οποιοδήποτε αντικείμενο, φαινόμενο, γεγονός και συμβάν ή και για οποιαδήποτε διαδικασία μεταβολής τους(Δ.Ρόκος,1996). Στην τηλεπισκόπηση, η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία που προέρχεται από κάποιο αντικείμενο που κείται στην επιφάνεια της γης, μετρείται και μεταφράζεται σε πληροφορία για το αντικείμενο ή σε διαδικασίες σχετιζόμενες με το αντικείμενο και το περιβάλλον του.

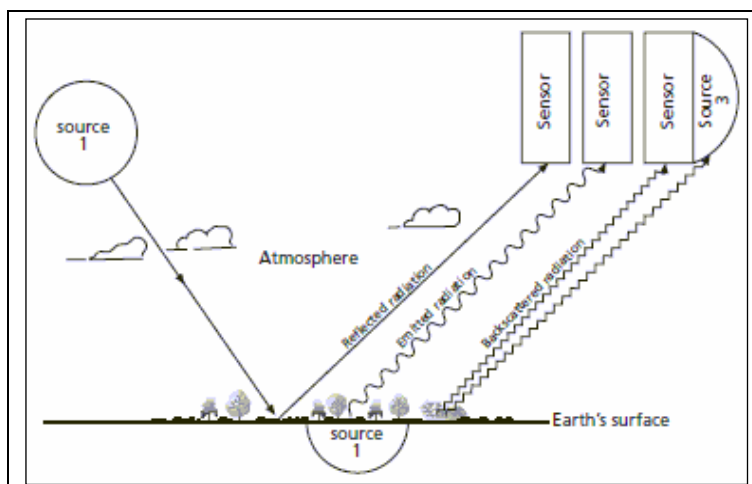
Στη φάση που προηγείται των μετρήσεων, τα ακόλουθα συστατικά διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο:

- Η πηγή της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας
- Η διαδρομή της μέσα από την ατμόσφαιρα
- Η αλληλεπίδρασή της με το αντικείμενο
- Η καταγραφή της ακτινοβολίας από τον αισθητήρα

Αυτά αποτελούν το σύστημα της τηλεπισκόπησης, όπως παρουσιάζεται και στην Εικόνα 1.1. Η δεύτερη φάση καλύπτεται από τις επόμενες διαδικασίες:

- Μετάδοση, λήψη και (προ)επεξεργασία της ακτινοβολίας
- Ερμηνεία και ανάλυση των τηλεπισκοπικών δεδομένων
- Δημιουργία του τελικού προϊόντος

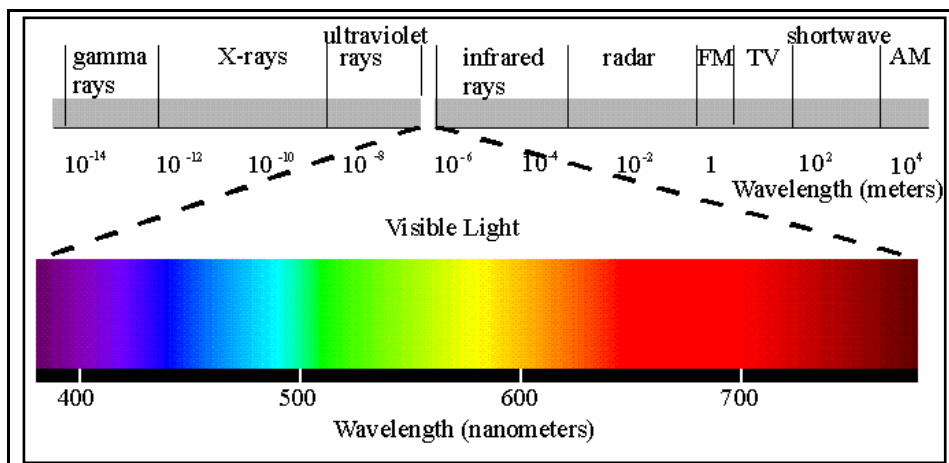
Όλα τα παραπάνω περιγράφονται στα υποκεφάλαια που ακολουθούν.



Εικόνα 1-1: Το σύστημα τηλεπισκόπησης(Curran,1985)

### 1.1.1 Η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία

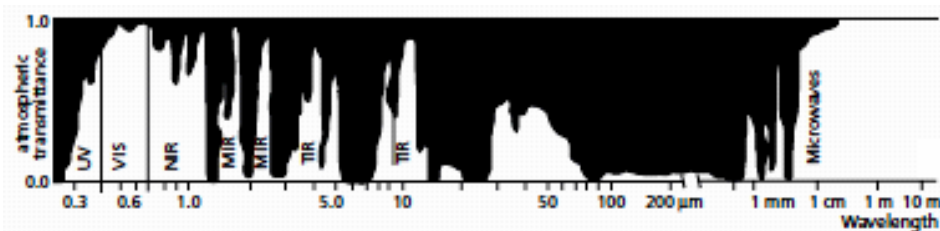
Για την κατανόηση της βασικής αρχής πάνω στην οποία στηρίζεται η επιστήμη της τηλεπισκόπησης αναφέρονται εδώ τα βασικά στοιχεία του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος. Κάθε ακτίνα φωτός έχει ένα μήκος κύματος που καθορίζεται από το ενεργειακό του επίπεδο. Το φως και οι άλλες μορφές ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας περιγράφονται συνήθως βάσει του μήκους κύματος που έχουν(Van der Meer and De Jong,2001). Για παράδειγμα, το ορατό φως έχει μήκη κύματος από τα 400nm έως τα 700nm, ενώ τα ραδιοκύματα έχουν μήκος κύματος μεγαλύτερο των 30cm(Εικόνα 1-2).



Εικόνα 1-2: Το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα

Όλα σχεδόν τα αντικείμενα, έχουν τη δυνατότητα να εκπέμπουν ηλεκτρομαγνητική ενέργεια. Αντικείμενα πάνω ή κοντά στην επιφάνεια της γης έχουν τη ιδιότητα να ανακλούν ή να διαθλούν την προσπίπτουσα ακτινοβολία που εκπέμπεται από κάποια πηγή, η οποία μπορεί να είναι τεχνητή(π.χ λάμπα, laser, μικροκύματα) ή φυσική όπως ο ήλιος. Στο ορατό, εγγύς υπέρυθρο(NIR) και μέσο υπέρυθρο(MIR) τμήμα του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος μετράμε την ηλιακή ακτινοβολία που ανακλάται από τα αντικείμενα στην επιφάνεια της γης.

Στο κομμάτι του θερμικού υπέρυθρου(TIR) και συγκεκριμένα στο ατμοσφαιρικό “παράθυρο” των 10μm(Εικόνα 1-3), μετράμε την εκπεμπόμενη ακτινοβολία των αντικειμένων, ακτινοβολία που έχει προκύψει φυσικά από τον ήλιο. Στο τμήμα του φάσματος όπου υπάρχει η κατηγορία των μικροκυμάτων, η ανάκλαση και η εκπομπή ακτινοβολίας γίνεται σε πολύ χαμηλά ενεργειακά επίπεδα.



Εικόνα 1-3: Ατμοσφαιρική μετάδοση ακτινοβολίας συναρτήσει του μήκους κύματος(Lillesand and Kiefer,2000).

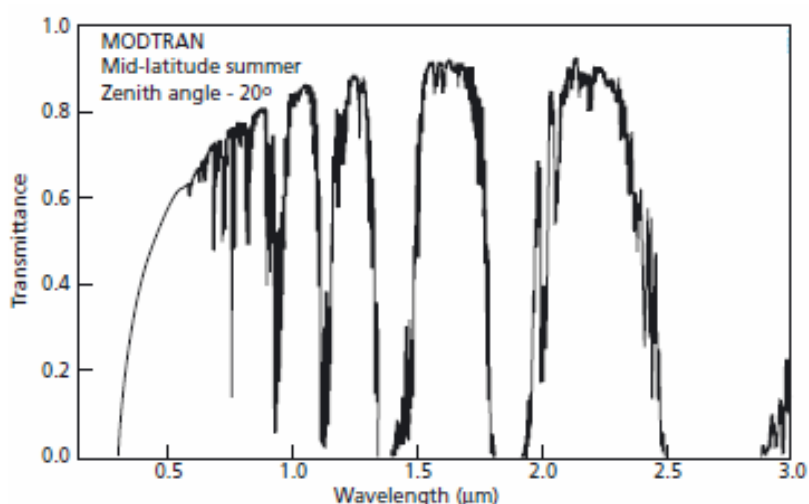
### 1.1.2 Η ατμόσφαιρα

Η ατμόσφαιρα επηρεάζει την ηλιακή ακτινοβολία πριν αυτή φθάσει στην επιφάνεια της γης και εμφανώς επιδρά και στην ακτινοβολία που ανακλάται ή εκπέμπεται από τα αντικείμενα στην επιφάνεια της γης, πριν κάποιος αερομεταφερόμενος ή διαστημικός αισθητήρας την εντοπίσει(Van der Meer and De Jong,2001). Αποτελείται κυρίως από μόρια αζώτου και οξυγόνου. Επιπλέον περιέχει υδρατμούς και πολύ μικρού μεγέθους σωματίδια όπως σκόνη. Οι κυριότερες διαδικασίες που προκαλούνται είναι αυτές του διασκορπισμού(Herman et al., 1993) και της απορρόφησης της ακτινοβολίας(LaRocca, 1993), που τελικά μειώνουν την δύναμη και την ενέργεια των ακτίνων που φθάνουν στην επιφάνεια της γης. Αυτό φαίνεται και στην Εικόνα 1-3 για ολόκληρο το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα που χρησιμοποιείται στις τεχνικές παρατήρησης της επιφάνειας της γης.

Όπως γίνεται κατανοητό, υπάρχουν τμήματα του φάσματος για τα οποία η ατμόσφαιρα είναι σχεδόν αδιαπέραστη και άλλα για τα οποία η διαπερατικότητα είναι πολύ μεγάλη και είναι αυτή η ακτινοβολία που ενδείκνυται για τηλεπισκοπικές μετρήσεις. Αυτά τα τμήματα ονομάζονται ατμοσφαιρικά “παράθυρα”. Στην Εικόνα 1-4 παρουσιάζονται οι επιδράσεις της διάθλασης και της απορρόφησης στο οπτικό κομμάτι του φάσματος μεταξύ 400 και 2500nm όπως υπολογίστηκε από το ατμοσφαιρικό μοντέλο μετάδοσης Modtran(Wolfe and Zissis, 1993). Στον Πίνακα 1-2 αναγράφονται οι φασματικές περιοχές που χρησιμοποιούνται κυρίως στην τηλεπισκόπηση.

**Πίνακας 1-2: Οι κυριότερες φασματικές περιοχές που χρησιμοποιούνται στην τηλεπισκόπηση. Τα όρια κάποιων ατμοσφαιρικών "παραθύρων" δεν είναι διακριτά και κάποιος μπορεί να εντοπίσει μικρές παραλλαγές σε άλλες αναφορές(Van der Meer and De Jong,2001).**

name	wavelength range	radiation source	surface property of interest
Visible (V)	0.4–0.7μm	solar	reflectance
Near InfraRed (NIR)	0.7–1.1 μm	solar	reflectance
Short Wave InfraRed (SWIR)	1.1–1.35 μm 1.4–1.8 μm 2–2.5 μm	solar	reflectance
MidWave InfraRed (MWIR)	3–4 μm 4.5–5 μm	solar, thermal	reflectance, temperature
Thermal or LongWave InfraRed (TIR or LWIR)	8–9.5 μm 10–14 μm	thermal	temperature
microwave, radar	1 mm–1 m	thermal (passive), artificial (active)	temperature (passive), roughness (active)



**Εικόνα 1-4: Η ατμοσφαιρική μετάδοση από το ορατό έως το εγγύς υπέρυθρο, όπως μοντελοποιήθηκε από τον Modtran(Van der Meer and De Jong,2001).**

### **1.1.3 Αλληλεπίδραση αντικειμένου με ακτινοβολία-Φασματικές Υπογραφές**

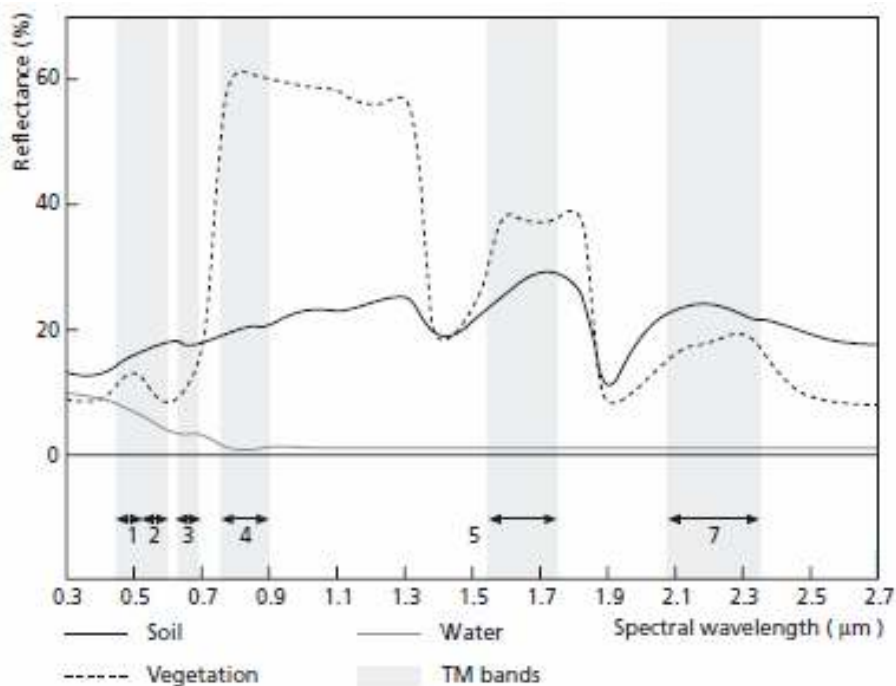
Όταν η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία προσπέσει σε κάποιο αντικείμενο στην επιφάνεια της γης, θα μεταδοθεί, θα απορροφηθεί ή θα ανακλαστεί. Η ποσότητα ακτινοβολίας που θα διανεμηθεί προς αυτές τις διαδικασίες καθορίζεται από τις ιδιότητες του κάθε αντικειμένου. Το μέγιστο πλεονέκτημα που υπάρχει στην τηλεπισκόπηση, είναι ότι αν και δεν μπορούμε να αναγνωρίσουμε πολλά αντικείμενα σε δορυφορικές απεικονίσεις εξαιτίας της χαμηλής χωρικής ανάλυσης, έχουμε τη δυνατότητα να εκμεταλλευτούμε τις φασματικές ιδιότητες των εικόνων, μετρώντας την ποσότητα της ανακλώμενης ηλιακής ακτινοβολίας σε όρους μήκους κύματος, τη φασματική ανακλαστικότητα. Με τον όρο ανακλαστικότητα, εννοούμε το ποσοστό της ακτινοβολίας που πέφτει σε ένα αντικείμενο και έπειτα ανακλάται. Κάποια υλικά ανακλούν ακτινοβολία συγκεκριμένου μήκους κύματος, ενώ άλλα

απορροφούν τα ίδια μήκη κύματος. Εισάγεται έτσι η έννοια της φασματικής υπογραφής επιφανειακών αντικειμένων, όπως του εδάφους, της βλάστησης, του νερού και πολλών άλλων, μέσα στο εύρος του φάσματος(Εικόνα 1-5). Σε άλλες φασματικές περιοχές, οι υπογραφές που μας ενδιαφέρουν μπορεί να είναι η θερμοκρασία και η εκπομπή ακτινοβολίας, όπως συμβαίνει για το θερμικό υπέρυθρο ή το ανάγλυφο της επιφάνειας της γης για τα συστήματα radar(Van der Meer and De Jong,2001).

Στο σημείο αυτό θα γίνει μία λεπτομερής ανάλυση του διαγράμματος ανακλαστικότητας της Εικόνας 1-5 και για το πως αυτό προκύπτει, για τις κύριες κατηγορίες του νερού, της βλάστησης και του εδάφους που παρουσιάζουν μεγάλο ενδιαφέρον. Το νερό απορροφά το μεγαλύτερο μέρος της εισερχόμενης ακτινοβολίας και ανακλά μόνο μία μικρή ποσότητα αυτής, κυρίως στο ορατό κομμάτι του φάσματος, ενώ σε μεγαλύτερα μήκη κύματος δεν ανακλάται σημαντική ποσότητα ακτινοβολίας. Τα κωμάτινα εδάφη παράγουν μία “απαλή” καμπύλη ανακλαστικότητας. Για το λόγο αυτό, διακριτά φασματικά χαρακτηριστικά εξάγονται συνήθως από παρατηρήσεις με ειδικά όργανα που ονομάζονται φασματόμετρα. Τα όργανα αυτά διαθέτουν πολλά και στενά φασματικά κανάλια, μέσω των οποίων μπορούμε να εντοπίσουμε μικρές απορροφήσεις ηλιακής ακτινοβολίας που προκαλούνται από μέταλλα και οξείδια του σιδήρου. Γενικότερα χαρακτηριστικά φαίνονται σε μήκη κύματος από 1400nm έως 1900nm, λόγω νερού που έχει απορροφηθεί από το έδαφος. Η περιεκτικότητα σε νερό προκαλεί επίσης και τη σταδιακή μείωση της ανακλαστικότητας στο μέσο υπέρυθρο κομμάτι, όσο αυξάνεται το μήκος κύματος. Το υγρό περιεχόμενο ενός εδάφους προκαλεί τη χαμηλή καμπύλη ανακλαστικότητας, σε αντίθεση με αυτή του ξηρού εδάφους. Μπορούμε έτσι να διαχωρίσουμε δύο ομοειδείς φασματικές κατηγορίες.

Από την άλλη μεριά, η χλωρίδα εμφανίζεται με μία πολύ χαρακτηριστική καμπύλη ανακλαστικότητας. Η ανακλαστικότητα στο ορατό τμήμα της ακτινοβολίας είναι χαμηλή, εξαιτίας της απορρόφησης αυτής της ακτινοβολίας από τη χλωροφύλλη. Στο εγγύς υπέρυθρο δεν υφίσταται σχεδόν καμία απορρόφηση και η ανακλαστικότητα που προκύπτει καθορίζεται από τις μεταβολές των φυλλωμάτων των φυτών. Σαν αποτέλεσμα έχουμε την υψηλή ανακλαστικότητα της πράσινης βλάστησης στο εγγύς υπέρυθρο και μία απότομη κλίση προς τα κάτω στα 700nm περίπου(red-edge region). Στην περιοχή του μέσου υπέρυθρου παρατηρούμε μία όμοια επίδραση του νερού, όπως συμβαίνει με το έδαφος(Clevers and Jongschaap, 2001).





Εικόνα 1-5: Τυπικά διαγράμματα ανακλαστικότητας για τις κατηγορίες του εδάφους, του νερού και της βλάστησης (Van der Meer and De Jong, 2001).

Όπως έχει αναφερθεί, στο τμήμα του θερμικού υπέρυθρου, η ποσότητα ακτινοβολίας που μετράται είναι αυτή που εκλύεται από τα αντικείμενα. Η ποσότητα αυτή μπορεί να συσχετιστεί με τη θερμοκρασία του αντικειμένου που παρατηρείται, παρέχοντας έτσι και πληροφορίες σχετικές με μελέτες πάνω στην ενέργεια. Μία σημαντική ιδιότητα των μεγάλων μηκών κύματος που χρησιμοποιούνται στα μικροκύματα είναι ότι δεν επηρεάζονται από την ατμόσφαιρα, με συνέπεια να μη διασκορπίζονται. Έχουν τη δυνατότητα να διεισδύουν μέσα από σύννεφα και άλλες δύσκολες συνθήκες, εκτός της ισχυρής βροχόπτωσης. Ένας παθητικός αισθητήρας μικροκυμάτων ανιχνεύει την φυσικώς εκλυόμενη μικροκυματική ενέργεια που βρίσκεται στο πεδίο “όρασης” του και η παρατηρούμενη ποσότητα συνδέεται με ιδιότητες του αντικειμένου, όπως η θερμοκρασία και η υγρασία.

### 1.1.4 Αισθητήρες- Ανάλυση- Τρόποι συλλογής

#### Αισθητήρες

Τα όργανα που είναι ικανά να μετρήσουν την ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία ονομάζονται αισθητήρες. Η ταξινόμησή τους μπορεί να γίνει σε δύο κατηγορίες (Van der Meer and De Jong, 2001):

1. Στους παθητικούς αισθητήρες που δεν διαθέτουν τη δική τους πηγή ακτινοβολίας. Είναι ευαίσθητοι μόνο στην ακτινοβολία που έχει φυσική προέλευση και συνήθως είναι η ανακλώμενη ηλιακή ακτινοβολία ή η ενέργεια που εκπέμπεται από ένα επίγειο αντικείμενο. Ένα κλασικό παράδειγμα παθητικού αισθητήρα είναι η φωτογραφική μηχανή, η οποία καταγράφει την ανακλώμενη ακτινοβολία κάποιου αντικειμένου σε μία φωτοευαίσθητη επιφάνεια και έπειτα πάνω στο φιλμ. Άλλα

παραδείγματα είναι οι πολυφασματικοί σαρωτές, οι θερμικοί σαρωτές και τα ραδιόμετρα που χρησιμοποιούν μικροκύματα.

2. Στους ενεργητικούς αισθητήρες που διαθέτουν μία τεχνητή πηγή ακτινοβολίας, η οποία εκπέμπεται στην ατμόσφαιρα ή σε αντικείμενα στην επιφάνεια της γης και έπειτα η ανακλώμενη ενέργεια που προκύπτει λαμβάνεται πίσω από τον αισθητήρα για την εξαγωγή μετρητικής και ποιοτικής πληροφορίας. Παραδείγματα ενεργητικής τηλεπισκόπησης αποτελούν τα συστήματα radar(radio detection and ranging) και lidar(light detection and ranging).

Η ακτινοβολία μπορεί να καταγραφεί είτε σε αναλογική μορφή, παράδειγμα της οποίας αποτελούν οι αεροφωτογραφίες, είτε μπορεί να αποθηκευτεί ως μία ψηφιακή διάταξη, ένα σύνολο τιμών του σήματος που έχει καταγραφεί δηλαδή, πάνω σε μαγνητική ταινία όπως είναι το CD-rom και το DVD, διαδικασία που επιλέγεται στην πλειοψηφία των σημερινών συστημάτων τηλεπισκόπησης. Οι ψηφιακές απεικονίσεις, μπορούν να εξαχθούν από ψηφιακά δεδομένα φωτογραφικών τηλεπισκοπικών αισθητήρων.

Είναι σημαντικό σε αυτό το σημείο να παρατεθούν οι κύριες ιδιότητες που επιτρέπουν την παρατήρηση και τελικά την αναγνώριση ενός αντικειμένου. Αυτές συνοψίζονται στα επόμενα χαρακτηριστικά:

- Σχήμα και μέγεθος του αντικειμένου. Η χωρική όπως και η γεωμετρική ανάλυση θεωρούνται σημαντικές για τον αισθητήρα. Ως κριτήριο, λαμβάνεται υπόψη το μέγεθος του εικονοστοιχείου(διαστάσεις που καλύπτει στο έδαφος).
- Ιδιότητες ανακλαστικότητας και ιδιότητες εκπομπής ακτινοβολίας του αντικειμένου. Το δυναμικό εύρος και η ραδιομετρική ανάλυση είναι τα σημαντικά στοιχεία του αισθητήρα για την κατηγορία αυτή. Ως δυναμικό εύρος ορίζεται ο αριθμός των ψηφιακών επιπέδων στα οποία μπορεί να αποθηκευτεί η παρατηρούμενη ανακλαστικότητα ή εκπομπή ακτινοβολίας.
- Φασματικές ιδιότητες του αντικειμένου. Σε αυτές περιλαμβάνονται το μήκος κύματος, η συχνότητα και το χρώμα. Για τα χαρακτηριστικά αυτά, το μήκος κύματος και η φασματική ανάλυση(εύρος καναλιού) του αισθητήρα έχουν ιδιαίτερη σημασία.
- Η επίδραση της πόλωσης στο αντικείμενο
- Αλλαγές που υφίσταται το παρατηρούμενο αντικείμενο σε μεταβολές του χρόνου και του τόπου(temporal effects).

Γίνεται σαφές ότι ο σχεδιασμός και η χρήση των τηλεπισκοπικών συστημάτων πρέπει να γίνεται μετά από μεγάλη μελέτη που θα εξαρτάται από το είδος και τις απαιτήσεις συγκεκριμένων εφαρμογών.

### **1.1.5 Μετάδοση, λήψη και (προ)επεξεργασία**

Η ενέργεια που καταγράφεται από ένα αισθητήρα πρέπει να μεταδοθεί σε ηλεκτρονική μορφή σε κάποιο σταθμό λήψης και επεξεργασίας, όπου τα δεδομένα θα μετασχηματιστούν σε εικόνα. Γενικά, ο προμηθευτής της εικόνας έχει προβεί ήδη σε προεπεξεργασία των δεδομένων, που αφορά κυρίως τη διόρθωση γεωμετρικών και ραδιομετρικών παραμορφώσεων, προβλήματα που προέρχονται από την πλατφόρμα και τον αισθητήρα που αυτή φέρει. Οι ραδιομετρικές διορθώσεις θεωρούνται απαραίτητες λόγω μεταβολών της φωτεινότητας, ατμοσφαιρικών συνθηκών και θορύβου του αισθητήρα. Η

εμφάνιση και το μέγεθος των παραπάνω εξαρτάται από το είδος του αισθητήρα, την πλατφόρμα που χρησιμοποιείται και τις συνθήκες που επικρατούν κατά τη στιγμή της λήψης. Τέλος, μπορεί κάποιες φορές να είναι επιθυμητή η μετατροπή και/ή το καλιμπράρισμα των δεδομένων σε γνωστή(απόλυτη) ακτινοβολία ή μονάδες ανακλαστικότητας προς διευκόλυνση συγκρίσεων μεταξύ των δεδομένων.

## 1.2 Φωτοερμηνεία και επεξεργασία εικόνας

Όταν διαθέτουμε δεδομένα σε ψηφιακή μορφή, σχηματισμένα χωρικά σε εικονοστοιχεία και ραδιομετρικά σε διακριτές τιμές φωτεινότητας, υπάρχουν διάφορες προσεγγίσεις για την εξαγωγή πληροφορίας. Μία από αυτές, προϋποθέτει τη χρήση H/Y για την εξέταση των ιδιοτήτων κάθε εικονοστοιχείου της εικόνας ξεχωριστά. Η διαδικασία αυτή αναφέρεται ως ποσοτική ανάλυση, καθώς εικονοστοιχεία με όμοια χαρακτηριστικά υπολογίζονται για να δώσουν επιφανειακές συγκεντρώσεις. Μία δεύτερη προσέγγιση προϋποθέτει τη συμμετοχή του ανθρώπινου παράγοντα, στο ρόλο του αναλυτή/ερμηνευτή, για την εξαγωγή πληροφορίας, μέσω οπτικής επιθεώρησης της εικόνας που σχηματίστηκε από τα δεδομένα. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται φωτοερμηνεία και ο αναλυτής σημειώνει γενικά, χαρακτηριστικά της εικόνας που βρίσκονται σε μεγάλη κλίμακα και συνήθως δεν έχει γνώση των χωρικών και ραδιομετρικών χαρακτηριστικών των δεδομένων. Στον Πίνακα 1-3 γίνεται μια σύγκριση των δύο μεθόδων.

<b>Φωτοερμηνεία (ανθρώπινος παράγοντας)</b>	<b>Ποσοτική ανάλυση (μέσω H/Y)</b>
Σε κλίμακα μεγαλύτερη από το μέγεθος του pixel	Ξεχωριστή ανάλυση pixel
Μη ακριβείς εκτιμήσεις περιοχών	Ακρίβεια στις εκτιμήσεις περιοχών
Περιορισμένη πολυφασματική ανάλυση	Πολυφασματικές αναλύσεις
Εξομοιώνει περιορισμένο αριθμό διακριτών τιμών φωτεινότητας(16 επίπεδα για κάθε στοιχείο) Εύκολος διαχωρισμός σχημάτων	Χρήση όλων των διαθέσιμων επιπέδων φωτεινότητας(π.χ 256,1024,4096) Η αναγνώριση σχημάτων προϋποθέτει σύνθετες διαδικασίες
Η χωρική πληροφορία είναι εύκολο να χρησιμοποιηθεί με την ποιοτική έννοια του όρου	Περιορισμένες τεχνικές για τη χρήση των χωρικών δεδομένων

**Πίνακας 1-3: Σύγκριση φωτοερμηνείας με ποσοτική ανάλυση μέσω H/Y**

Υπάρχουν δύο βασικές μορφές εμφάνισης των τηλεπισκοπικών απεικονίσεων. Η πρώτη είναι η ασπρόμαυρη απεικόνιση των δεδομένων για κάθε κανάλι, όπου για ψηφιακά δεδομένα το μαύρο αντιστοιχεί στην τιμή φωτεινότητας 0 και το άσπρο στην υψηλότερη τιμή, που μπορεί να είναι 63,127,255 ή 4095(για 6 bit, 7 bit, 8 bit και 12 bit αντιστοίχα). Η δεύτερη μορφή είναι αυτή του έγχρωμου σύνθετου, στο οποίο επιλεγμένα κανάλια των πολυφασματικών/υπερφασματικών δεδομένων συνδέονται με τα τρία πρωτεύοντα χρώματα(R,G,B) για την παραγωγή του έγχρωμου προϊόντος. Στην περίπτωση που τα διαθέσιμα δεδομένα αποτελούνται από ένα πολύ μεγάλο αριθμό καναλιών, όπως συμβαίνει στην περίπτωση των υπερφασματικών

δεδομένων, ο συνδυασμός των καναλιών που παράγουν το έγχρωμο σύνθετο είναι αποτέλεσμα εμπειρίας και σχετίζονται με τον τομέα της εφαρμογής.

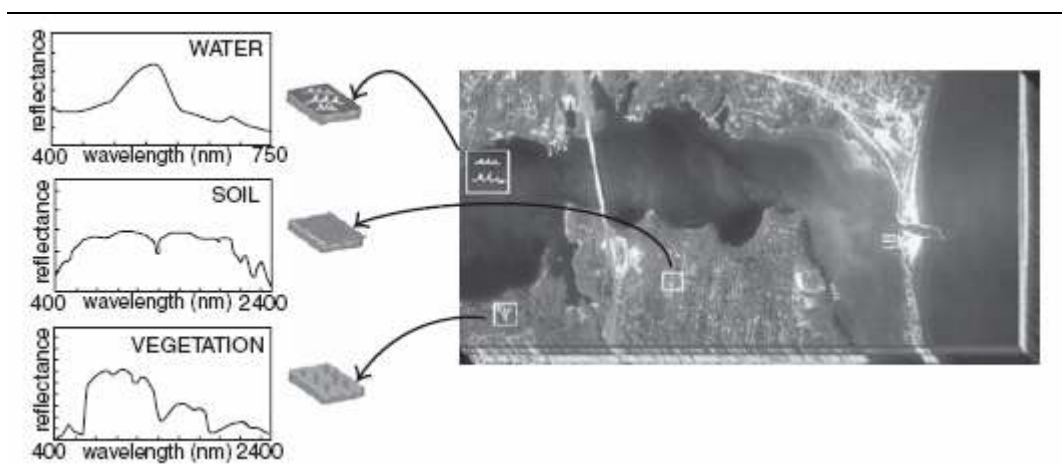


**Εικόνα 1-6: Έγχρωμο σύνθετο(true color) από περιοχή της Ισπανίας. Η λήψη έγινε από τον αισθητήρα AHS(Airborne Hyperspectral Sensor).**

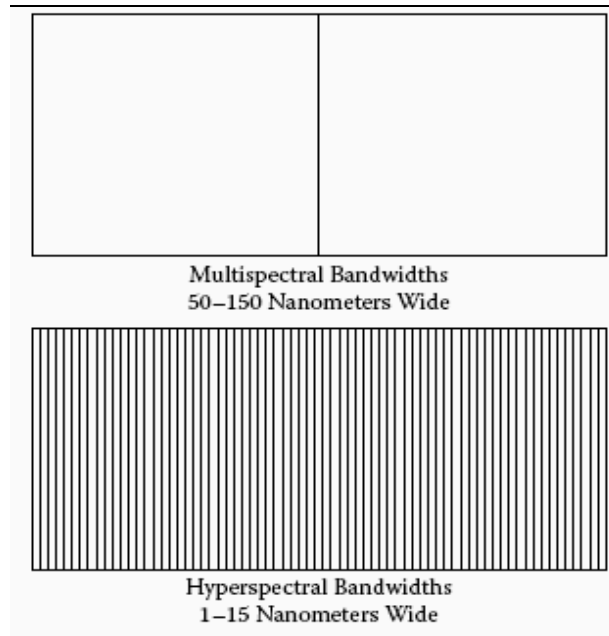
## 2. Υπερφασματική Τηλεπισκόπηση

### 2.1 Γενικά

Ο όρος φασματοσκοπία(spectral imaging) αναφέρεται στη συλλογή απεικονίσεων, που λαμβάνονται σε πολλαπλά κανάλια μηκών κύματος, που βρίσκονται χωρικά ευθυγραμμισμένα, έτσι ώστε για κάθε εικονοστοιχείο να υπάρχει ένα διάνυσμα το οποίο να αναπαριστά τις τιμές ανακλαστικότητας μίας συγκεκριμένης χωρικής θέσης, για όλα τα μήκη κύματος(John P. Kerekes and John R. Schott, 2007). Ένα απλό σύστημα λήψης απεικονίσεων, είναι μία ψηφιακή έγχρωμη κάμερα, που καταγράφει μία σκηνή στα κανάλια του κόκκινου, πράσινου και μπλε φάσματος, τα οποία συνθέτουν μία έγχρωμη εικόνα. Τα συστήματα υπερφασματικής τηλεπισκόπησης(Hyper Spectral Imaging) διαφέρουν από τα έγχρωμα και πολυφασματικά συστήματα(Multi Spectral Imaging) σε τρία κύρια χαρακτηριστικά. Πρώτον, τα έγχρωμα και πολυφασματικά συστήματα αποτυπώνουν μία εικόνα σε τρία έως δέκα κανάλια κατά κύριο λόγο, ενώ τα υπερφασματικά συστήματα σε πολλές δεκάδες ή και εκατοντάδες ακόμα κανάλια. Δεύτερον, τα συστήματα MSI διαθέτουν φασματική ανάλυση(λόγος του κέντρου ενός καναλιού σε όρους μήκους κύματος προς το πλάτος του καναλιού,  $\lambda/\Delta\lambda$ ) της τάξης του 10, τη στιγμή που τυπικά συστήματα HSI διαθέτουν φασματική ανάλυση της τάξης του 100. Τέλος, ενώ τα MSI διαθέτουν κανάλια με μεγάλο φασματικό πλάτος και με ακανόνιστο ενδιάμεσο χώρο για το καθένα από αυτά, οι υπερφασματικές απεικονίσεις στηρίζονται στα μικρά και στενά κανάλια με το ίδιο και σταθερό πλάτος, συνθήκη που επιτρέπει τη λήψη ενός συνεχούς και μεγάλης ακριβείας φάσματος για κάθε pixel(Εικόνα2-2).



Εικόνα 2-1: Η βάση της λειτουργίας των υπερφασματικών απεικονίσεων(Chein Chang, 2007).



**Εικόνα 2-2: Σύγκριση του αριθμού των πολυφασματικών καναλιών(50-150nm πλάτος) με τον αριθμό των υπερφασματικών καναλιών(1-15nm πλάτος), για την ίδια φασματική περιοχή. (Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008).**

Στην Εικόνα 2-1 φαίνεται η αντίληψη των υπερφασματικών δεδομένων ως κύβος(hypercube), με την απεικόνιση σε τόνους του γκρι δεξιά και αναπαραστάσεις του φάσματος για τρεις κατηγορίες στα πλάγια, που φανερώνουν την παρουσία ενός ολοκληρωμένου φάσματος στις μετρήσεις για κάθε εικονοστοιχείο.

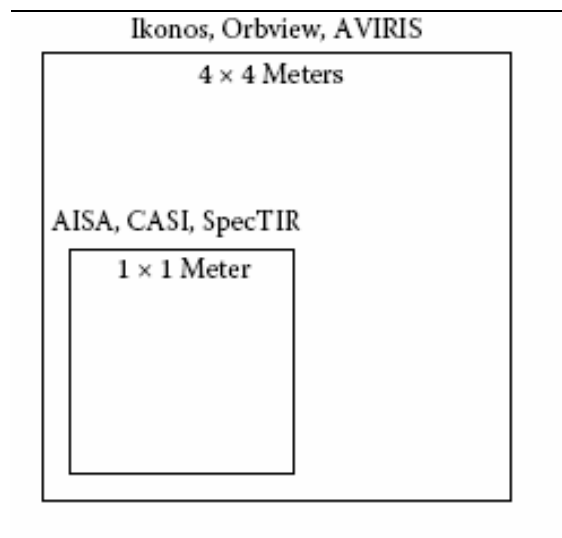
Η εμφάνιση των HSI συστημάτων ξεκίνησε κατά κύριο λόγο στα τέλη της δεκαετίας του '70. Μέσω της ανάπτυξης των γραμμικών και διοδιαστατων ανιχνευτών, η συλλογή εκατοντάδων φασματικά κοντινών και χωρικά συνδεδεμένων απεικονίσεων έγινε δυνατή. Ένα από τα πρώτα συστήματα σε αερομεταφερόμενη πλατφόρμα που χρησιμοποίησε την υπερφασματική τεχνολογία για τους σκοπούς της τηλεπισκόπησης στην επιφάνεια της γης ήταν το Airborne Imaging Spectrometer(AIS). Από τότε η ανάπτυξη των HSI συστημάτων ήταν ραγδαία, με βελτιώσεις σε όλα τα τεχνικά χαρακτηριστικά που αφορούν στη λήψη μίας απεικόνισης. Στον Πίνακα 2-1 παρουσιάζονται ενδεικτικά, διάφορα HSI συστήματα που υπάρχουν σήμερα και χρησιμοποιούνται για διάφορες εφαρμογές.

**Πίνακας 2-1: HSI συστήματα και τα χαρακτηριστικά τους(R. Schowengerdt, 2007).**

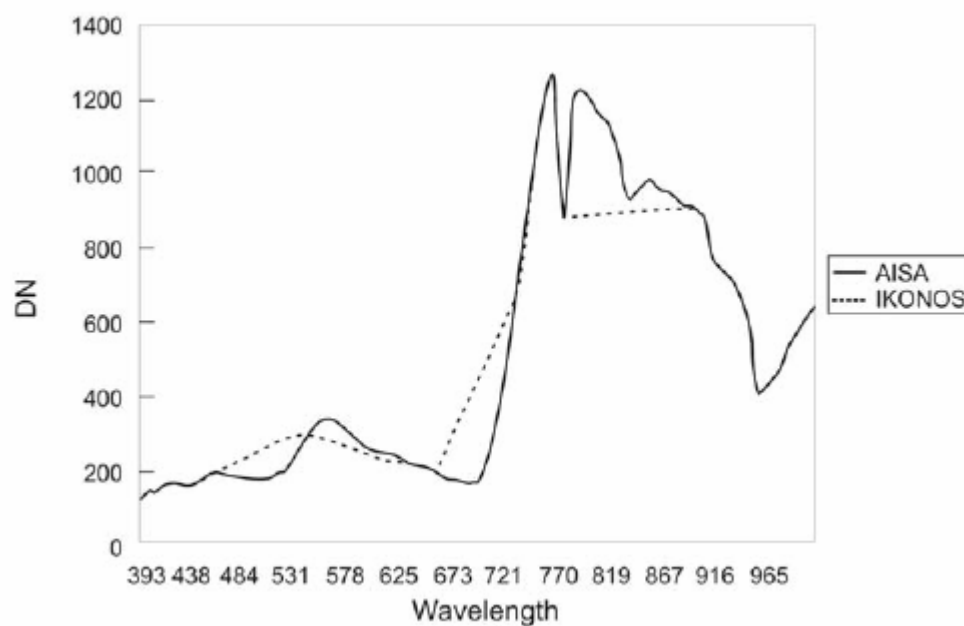
Sensor	Objective	Typical Altitude	Spectral Range	Number of Bands	Ground Pixel Size	Ground Swath
AHI	University R&D	3 km	7.9–11.5 μm	210	3 m	0.7 km
AIS	Science R&D	4 km	1.2–2.4 μm	128	8 m	0.3 km
ARCHER	Civil Air Patrol	2 km	0.5–1.1 μm	512	5 m	1.3 km
AVIRIS	Science R&D	20 km	0.4–2.5 μm	224	20 m	11 km
CASI	Commercial operational	2 km	0.4–1.1 μm	288	1 m	1.4 km
COMPASS	Military demonstration	3 km	0.4–2.5 μm	256	1 m	1.6 km
HYDICE	Military R&D	6 km	0.4–2.5 μm	210	3 m	1 km
HyMAP	Commercial operational	2 km	0.45–2.5 μm	126	5 m	2.3 km
Hyperion	Space demonstration	705 km	0.4–2.5 μm	200	30 m	7.5 km
SEBASS	Military R&D	3 km	2–5 and 8–14 μm	128 and 128	3 m	0.4 km
TRWIS III	Commercial R&D	3 km	0.3–2.5 μm	384	3 m	0.7 km

Η έμφυτη αξία των δεδομένων που συλλέγονται από τα συστήματα υπερφασματικών απεικονίσεων βρίσκεται στην ικανότητα που διαθέτουν να καταγράφουν με μεγάλη λεπτομέρεια τα φασματικά και χωρικά χαρακτηριστικά της επιφάνειας της γης και των αντικειμένων πάνω σε αυτή. Εργαστηριακές έρευνες και μετρήσεις στο πεδίο έχουν δείξει πως εύρος φασματικών καναλιών της τάξης των 5 έως 20nm μπορεί να ανιχνεύσει και να διαχωρίσει μέσω του φάσματος ανακλαστικότητας τα περισσότερα χαρακτηριστικά στερεών και υγρών αντικειμένων που υπάρχουν στην επιφάνεια της γης. Αυτά τα χαρακτηριστικά προκύπτουν είτε από μικροδομήσεις ή ηλεκτρικές διεργασίες στις δομές των αντικειμένων και υλικών είτε από την τρισδιάστατη μικρο-γεωμετρία στην πάνω επιφάνεια του αντικειμένου. Συνεπώς, οι HSI απεικονίσεις παρέχουν φασματική ανάλυση, που είναι ικανή όχι μόνο να διαχωρίσει υλικά αλλά και να τα ταυτοποιήσει από μεγάλη απόσταση.

Αναφέροντας στα παραπάνω τις έννοιες της χωρικής και φασματικής ανάλυσης θα προχωρήσουμε τώρα στον καθορισμό τους. Ως χωρική ανάλυση ορίζεται η αναφορά στην ελάχιστη απόσταση μεταξύ δύο παρακείμενων αντικειμένων ή στο ελάχιστο εμβαδόν ενός αντικειμένου στο έδαφος, που ένας δορυφορικός δέκτης μπορεί να διακρίνει(Εικόνα 2-3). Η φασματική ανάλυση ενός αισθητήρα, αναφέρεται συνήθως με δύο συνιστώσες: το spectral sampling και το full width at half maximum(FWHM) που φαίνεται στην Εικόνα 2-5. Ορίζεται ως ο ελάχιστος φασματικός διαχωρισμός που απαιτείται για τη διάκριση δύο φασματικών γνωρισμάτων.

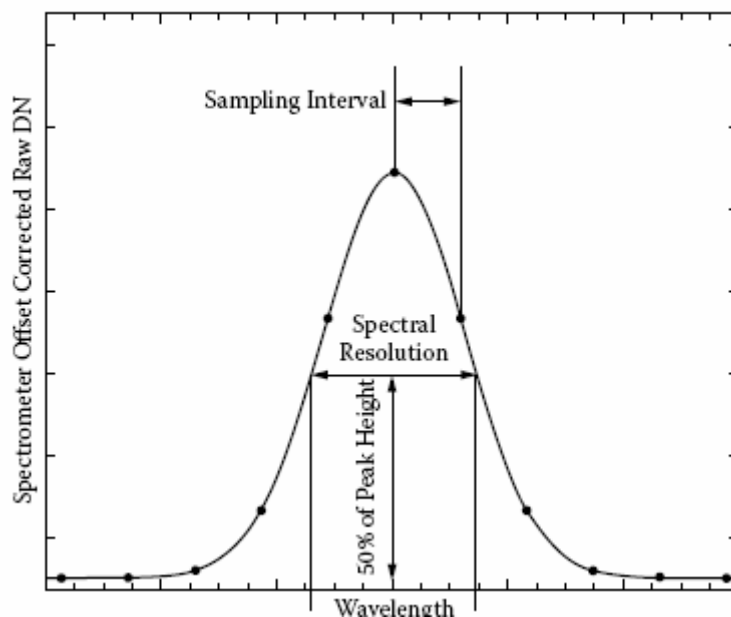


Εικόνα 2-3: Χωρική ανάλυση για διάφορους αισθητήρες(Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008).



Εικόνα 2-4: Φασματική ανάλυση για δύο αισθητήρες(Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008).





Εικόνα 2-5: Full Width at Half Maximum(Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008).

## 2.2 Τηλεπισκόπηση Αστικών Περιοχών

Οι αστικές περιοχές παρουσιάζουν σήμερα τις περισσότερες και γρηγορότερες αλλαγές σε επίπεδο κάλυψης της γης από οποιαδήποτε άλλη κατηγορία, αν και αποτελούν ένα πολύ χαμηλό ποσοστό ολόκληρης της φυσικής γήινης επιφάνειας. Η καταγραφή τους είναι ένα από τα πιο σχετικά ζητήματα που αφορούν στην αξιολόγηση του αντίκτυπου που έχει η ανθρώπινη δραστηριότητα στο περιβάλλον. Για το σκοπό αυτό, η επιστήμη της οπτικής τηλεπισκόπησης μπορεί και παρέχει μία γρήγορη και συνοπτική απεικόνιση των αστικών κατηγοριών γης σαν εργαλείο καταγραφής των αλλαγών στο αστικό τοπίο. Η πιο κοινή προσέγγιση της τηλεπισκόπησης στη μελέτη του αστικού περιβάλλοντος είναι η ταξινόμηση των χρήσεων γης και καλύψεων γης. Ωστόσο, η ανάλυση τηλεπισκοπικών δεδομένων από αστικές περιοχές είναι πολύπλοκη για διάφορους λόγους: α) κάποιες κατηγορίες αστικών επιφανειών δεν είναι φασματικά διακριτές μεταξύ τους, β) η φυσική δομή πολλών ειδών χρήσεων γης διαφέρει από περιοχή σε περιοχή, λόγω διαφορετικών υλικών στην κατασκευή ταρατσών και πεζοδρομίων όπως επίσης και των διαφορετικών τύπων κτιρίων, γ) οι αστικές περιοχές είναι κατά βάση ετερογενείς, και τα περισσότερα εικονοστοιχεία από απεικονίσεις αισθητήρων με χωρική ανάλυση περί τα 30m/pixel φαίνονται να περιλαμβάνουν αρκετές κατηγορίες αντικειμένων και δ) οι σκιασμένες περιοχές μέσα σε μία αστική σκηνή είναι συχνό φαινόμενο, γεγονός που αποτελεί κάποιες φορές ανασταλτικό παράγοντα για τη διάκριση πολλών κατηγοριών.

Για τη σωστή και ακριβή ανάλυση των αστικών επιφανειών απαιτείται η λεπτομερής γνώση των φασματικών χαρακτηριστικών από τα υλικά που απαρτίζουν το αστικό περιβάλλον, και η υπερφασματική τεχνολογία είναι ο τομέας που έχει βελτιώσει κατά πολύ την ποιότητα των ερευνών αυτού του

είδους. Εργαστηριακές μελέτες και μετρήσεις στο πεδίο έχουν αποκαλύψει πως η φασματική πολυπλοκότητα των υλικών που περιέχονται σε μία φασματική επιφάνεια αποτελεί ανασταλτικό παράγοντα για την απόλυτη ταυτοποίησή τους. Αρκετές μελέτες, ορισμένες από τις οποίες παρουσιάζονται σε επόμενο κεφάλαιο, δείχνουν τις δυνατότητες των υπερφασματικών απεικονίσεων να διαχωρίσουν και να εξάγουν αντικείμενα και υλικά, αφού βεβαίως προηγηθούν κάποιοι απαραίτητοι μετασχηματισμοί και διαδικασίες, που θα διευκολύνουν την ανάλυση και διαχείριση των υπερφασματικών δεδομένων.

### 3. Μείωση Διάστασης Υπερφασματικών Απεικονίσεων

#### 3.1 Εισαγωγικά

Η απόκτηση φασματικής πληροφορία σε δεκάδες ή εκατοντάδες μικρά και στενά κανάλια επιτρέπει την καλή ανίχνευση και αναγνώριση εικονοστοιχείων-στόχων(endmembers), που διευκολύνουν την ταξινόμηση και τη χαρτογράφηση κατηγοριών/υλικών στις υπερφασματικές εικόνες. Όμως, η ανάλυση των υπερφασματικών δεδομένων απαιτεί έντονες υπολογιστικές διαδικασίες, λόγω του μεγάλου όγκου πληροφορίας που περιέχουν. Επιπρόσθετα, τα φασματικά κανάλια των υπερφασματικών απεικονίσεων εμφανίζουν έντονη συσχέτιση μεταξύ τους που μεταφράζεται σε περιττό πλεόνασμα πληροφορίας. Αυτά τα μειονεκτήματα οδηγούν στην ανάγκη εύρεσης μεθόδων για τη μείωση της διάστασης των δεδομένων και την εξαγωγή πληροφορίας.

#### 3.2 Principal Component Analysis

Η ανάλυση των κύριων συνιστωσών εφαρμόζεται συχνά για τον καθορισμό της υποκείμενης στατιστικής διάστασης των δεδομένων μίας απεικόνισης(Ready and Wintz, 1973), τη μείωση του αριθμού των καναλιών μιας υπερφασματικής απεικόνισης και την απομόνωση του θορύβου, κάνοντας έτσι την περαιτέρω ανάλυση(ταξινόμηση, έγχρωμα σύνθετα κ.τ.λ.) ευκολότερη και πιο αξιόπιστη. Η PCA καθορίζεται από μαθηματική άποψη ως ο ορθογώνιος γραμμικός μετασχηματισμός που μετασχηματίζει τα δεδομένα σε ένα νέο σύστημα συντεταγμένων, έτσι ώστε η μέγιστη διασπορά που προκύπτει από οποιαδήποτε προβολή των φασματικών υπογραφών να καταλήγει στην πρώτη συντεταγμένη (αποκαλούμενη πρώτη κύρια συνιστώσα), η δεύτερη μέγιστη διασπορά στη δεύτερη συντεταγμένη, και ούτω καθεξής(Singh and Harrison, 1985). Η PCA είναι θεωρητικά η βέλτιστη μετατροπή για τα δεδομένα σε όρους ελαχίστων τετραγώνων(Green et al., 1988).

Για μία τυχαία μεταβλητή στη μορφή  $n$ -διάστατου πίνακα  $X^T$  με μέσο διάνυσμα  $M$  και πίνακα συμμεταβλητότητας  $C$ , οι κύριες συνιστώσες  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$  μπορούν να εκφραστούν ως:

$$Y = a_{1j}X_1 + a_{2j}X_2 + \dots + a_{nj}X_n = a_j^T X \quad (1)$$

όπου  $T$  δείχνει αναστροφή του πίνακα και  $a_j^T = [a_{1j}, \dots, a_{nj}]$  είναι τα κανονικοποιημένα ιδιοδιανύσματα του πίνακα μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας. Συμβολίζοντας τον  $N \times N$  πίνακα ιδιοδιανυσμάτων με  $A$  και το  $N \times 1$  διάνυσμα των κύριων συνιστωσών με  $Y$ , παίρνουμε:

$$Y = A^T X \quad (2)$$

με πίνακα συμμεταβλητότητας του  $Y$  τον  $C$  που δίνεται ως:

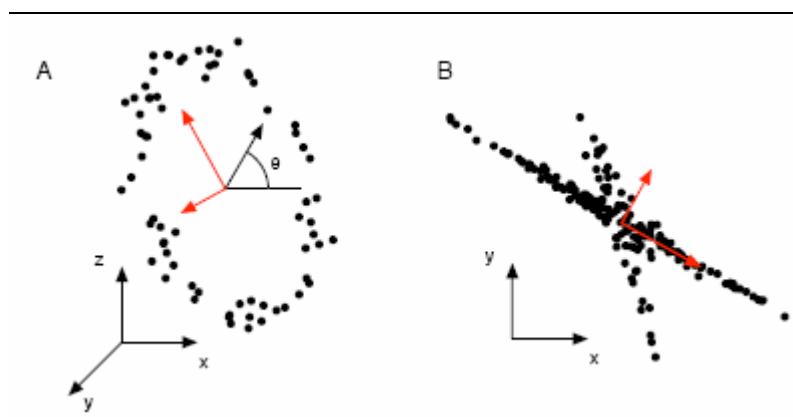
$$C = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \dots & \dots & 0 \\ \cdot & \lambda_2 & & \cdot \\ \cdot & & \lambda_3 & \cdot \\ \cdot & & & \cdot \\ 0 & \dots & & \lambda_n \end{pmatrix} \quad (3)$$

όπου  $\lambda$  οι ιδιοτιμές του πίνακα C. Ο πίνακας είναι διαγώνιος καθώς όλες οι συνιστώσες έχουν επιλεχτεί να είναι ασυσχέτιστες, ενώ ισχύει ότι  $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$ .

Τα ιδιοδιανύσματα αντιπροσωπεύουν τον προσανατολισμό των κύριων αξόνων κάθε συνιστώσας (ως γωνία). Οι ιδιοτιμές αντιπροσωπεύουν το μήκος του άξονα για κάθε συνιστώσα.

Αρκετά από τα χαρακτηριστικά της μεθόδου PCA παρουσιάζουν ενδιαφέρον για την τηλεπισκόπηση. Για παράδειγμα, η συνολική πληροφορία που υπάρχει στα δεδομένα διατηρείται κατά την εφαρμογή του μετασχηματισμού, τα μέσα τετραγωνικά σφάλματα μειώνονται και δημιουργούνται ασυσχέτιστοι παράγοντες (Moik, 1980). Γεωμετρικά, περιστρέφει τα σε μεγάλο βαθμό συσχετισμένα στοιχεία στον ορθογώνιο χώρο ώστε να συμπεριληφθεί το μέγιστο ποσοστό διασποράς στις πρώτες κύριες συνιστώσες. Αυτό συνεπάγεται τη σημαντική μείωση της διάστασης των απεικονίσεων και παράλληλα αποκλεισμό διευθύνσεων που περιέχουν θόρυβο. Ωστόσο, η προβολή των δεδομένων στη διεύθυνση με τη μεγαλύτερη διασπορά δεν εξυπηρετεί πάντοτε τη διαδικασία της ταξινόμησης καθώς υπάρχει περίπτωση απόκρυψης σημαντικών πληροφοριών (Εικόνα 3-1).

Οι κύριες συνιστώσες είναι δυνατό να υπολογιστούν είτε από τον πίνακα μεταβλητότητας είτε από τον πίνακα συσχέτισης. Ο πίνακας συσχέτισης προκύπτει αν διαιρεθούν τα στοιχεία του πίνακα μεταβλητότητας με τις αντίστοιχες τυπικές αποκλίσεις.



**Εικόνα 3-1: Περίπτωση αποτυχίας της μεθόδου PCA. Η μη γκαουσιανή κατανομή των δεδομένων (A) δεν επιτρέπει στην ανάλυση σε κύριες συνιστώσες να συμπεριλάβει τη μέγιστη διασπορά (B) και στους δύο άξονες (Jonathon Shlens, 2005).**

Η ερμηνεία των μετασχηματισμένων εικόνων απαιτεί ιδιαίτερη προσοχή. Τα κύρια προβλήματα είναι ότι κάθε κύρια συνιστώσα είναι γραμμικός συνδυασμός των αρχικών καναλιών. Επιπλέον το ποσοστό της διασποράς που ερμηνεύει κάθε συνιστώσα πρέπει να ληφθεί υπόψη. Δεν είναι απαραίτητο να αποκλείονται πάντα οι συνιστώσες με μικρές ιδιοτιμές, αφού η πληροφορία που εμπεριέχεται σε αυτές ενδέχεται να είναι πολύ σημαντική για το σκοπό της ανάλυσης των απεικονίσεων. Αυτό εξαρτάται από το βαθμό συσχέτισης και από τη φασματική αντίθεση των αρχικών καναλιών.

### 3.3 Minimum Noise Fraction

Ο αλγόριθμος MNF χρησιμοποιείται για τον καθορισμό της διάστασης των δεδομένων που υπάρχουν σε μία εικόνα, τον διαχωρισμό του θορύβου από την χρήσιμη πληροφορία και τη μείωση των υπολογιστικών διαδικασιών που απαιτούνται σε επόμενα βήματα (Boardman and Kruse, 1994). Λειτουργεί προπαρασκευαστικά, “τοποθετώντας” την πιο ενδιαφέρουσα πληροφορία σε λίγα φασματικά κανάλια και ταξινομώντας τα από τα πιο ενδιαφέροντα στα λιγότερο καλά.

Η λειτουργία του συνίσταται από δύο συνεχόμενους μετασχηματισμούς κυρίων συνιστωσών. Ο πρώτος βασίζεται στον πίνακα μεταβλητότητας του θορύβου και τα μετασχηματισμένα δεδομένα που προκύπτουν περιέχουν θόρυβο με μέση τιμή το μηδέν και διασπορά ίση με τη μονάδα (λευκός θόρυβος), ενώ δεν υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των καναλιών.

Μαθηματικά έχουμε ότι αν  $\Sigma_N$  ο πίνακας μεταβλητότητας του θορύβου, με ανάλυση ιδιζουσών τιμών (Singular Value Decomposition, SVD), παίρνουμε:

$$D_N = U^T \Sigma_N U \quad (4)$$

όπου  $D_N$  είναι ο πίνακας αποτελούμενος από τις ιδιοτιμές του  $\Sigma_N$  σε φθίνουσα σειρά και  $U$  ο ορθογώνιος πίνακας αποτελούμενος από τα ιδιοδιανύσματα του  $\Sigma_N$ .

Η σχέση (4) μπορεί όμως να γραφεί:

$$\begin{aligned} D_N^{1/2} D_N^{1/2} &= U^T \Sigma_N U \\ \Rightarrow I &= D_N^{-1/2} U^T \Sigma_N U D_N^{-1/2} \\ \Rightarrow I &= (U D_N^{-1/2})^T \Sigma_N (U D_N^{-1/2}) \\ \Rightarrow I &= P^T \Sigma_N P \end{aligned} \quad (5)$$

όπου  $I$  μοναδιαίος πίνακας και  $P$  ο πίνακας μετασχηματισμού ο οποίος μετατρέπει τον πίνακα συνδιασποράς του θορύβου σε μοναδιαίο. Συνεπώς, εφαρμόζοντας τον πίνακα  $P$  σε μία φασματική υπογραφή  $x$ , αυτή θα προβληθεί σε ένα νέο χώρο  $Y (Y=Px)$  στον οποίο ο θόρυβος είναι λευκός.

Το δεύτερο βήμα αποτελείται από ένα τυποποιημένο μετασχηματισμό κυρίων συνιστωσών (Standard PCA) πάνω στα δεδομένα του λευκού θορύβου (ENVI, 1997). Με αυτό τον τρόπο οι φασματικές υπογραφές προβάλλονται σε ένα νέο χώρο, τον οποίον ορίζουν τα ιδιοδιανύσματα του πίνακα μεταβλητότητας και στον οποίο τα κανάλια διατάσσονται σε φθίνουσα σειρά βάση του λόγου σήματος προς θόρυβο (SNR). Για τους σκοπούς της περαιτέρω φασματικής ανάλυσης και επεξεργασίας των απεικονίσεων, η διάσταση των δεδομένων επαναπροσδιορίζεται με την τελική εξέταση των ιδιοτιμών και των αντίστοιχων εικόνων. Ο χώρος των δεδομένων χωρίζεται τελικά σε δύο μέρη, σε αυτόν με τις υψηλές ιδιοτιμές και σε αυτόν όπου οι τελικές εικόνες (eigenimages) περιέχουν στο μεγαλύτερο ποσοστό τους θόρυβο και πρέπει να αποκοπούν από τη συνέχεια της οποίας επεξεργασίας ακολουθεί.

### 3.4 Signal to Noise Ratio(SNR)

Σε αυτό το σημείο κρίνεται σκόπιμο να ορίσουμε το σημαντικότερο κριτήριο για την ποιότητα μίας ψηφιακής εικόνας που επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες και είναι δύσκολο να εκφρασθεί με ένα μόνο μετρητικό κανόνα(Robert A. Schowengerdt, 2007).

Το σήμα είναι το μέρος μίας μέτρησης που δεν περιέχει θόρυβο, αλλά αποτελείται μόνο από χρήσιμη πληροφορία. Ο ορισμός του σήματος μπορεί να διαφέρει ανάλογα με το είδος της εφαρμογής. Στην οπτική τηλεπισκόπηση για παράδειγμα, μπορούμε να εννοήσουμε ως σήμα την ανακλαστικότητα, αν αυτή είναι η μέτρηση που μας ενδιαφέρει. Οι τύποι θορύβου που μπορούν να διακόψουν και να κάνουν την εξαγωγή οποιασδήποτε πληροφορίας δύσκολη είναι πολλών ειδών. Μία μέτρηση που μπορεί να βοηθήσει στην δημιουργία αλγορίθμων για τη βελτίωση της ποιότητας των απεικονίσεων αλλά και σε άλλου τύπου εφαρμογές, είναι ο λόγος σήματος προς θόρυβο(Signal to Noise Ratio-SNR). Η μέτρηση αυτή είναι αδιάστατη, ανεξάρτητη δηλαδή από τις μονάδες των δεδομένων. Η δυσκολία που υπάρχει, εντοπίζεται στον τρόπο με τον οποίο μπορούμε να ορίσουμε με νόημα τις έννοιες του σήματος και του θορύβου. Σε μία απεικόνιση όπου υπάρχει τυχαία κατανομημένος θόρυβος σε κάθε εικονοστοιχείο, μπορεί να ορισθεί ένα “amplitude” SNR ως ο λόγος μίας καθαρής από θόρυβο εικόνας που περιέχει την ποιότητα αυτής, και περιγράφεται με το δείκτη αντίθεσης  $C_{ratio}$ , προς την αντίστοιχη εικόνα που περιέχει όμως θόρυβο.

$$SNR_{amplitude} = \frac{C_{signal}}{C_{noise}} \quad (6)$$

$$\text{με} \quad C_{ratio} = \frac{DN_{max}}{DN_{min}} \quad (7)$$

$$\text{ή} \quad C_{std} = \sigma_{DN} \quad (8)$$

να αποτελεί την αριθμητική αντίθεση(contrast) της εικόνας, όπου DN(Digital Number) η ψηφιακή τιμή του κάθε εικονοστοιχείου και  $\sigma_{DN}$  η τυπική απόκλιση. Λόγω του προβλήματος των “outliers” θεωρείται πιο αξιόπιστη η χρήση του  $C_{std}$ .

Μία άλλη μέτρηση του SNR είναι ο λόγος της τυπικής απόκλισης του σήματος προς την τυπική απόκλιση του θορύβου.

$$SNR_{std} = \frac{\sigma_{signal}}{\sigma_{noise}} \quad (9)$$

Πέραν τούτου υπάρχει το “power” SNR που δίνεται απ’ τον τύπο:

$$SNR_{power} = (SNR_{amplitude})^2 = \left( \frac{C_{signal}}{C_{noise}} \right)^2 \quad (10)$$

και αν επιλέξουμε τη χρήση του  $C_{std}$  παίρνουμε:

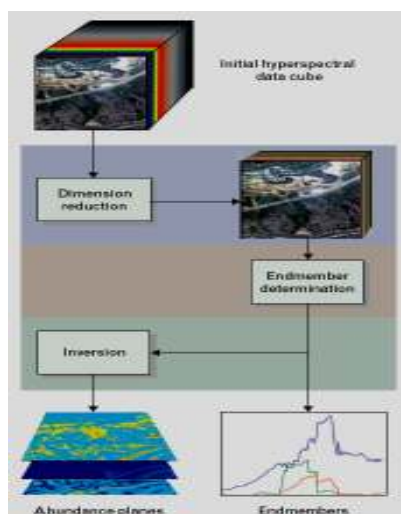
$$SNR_{var} = \frac{\sigma_{signal}^2}{\sigma_{noise}^2} \quad (11)$$

που είναι ίσως ο πιο διαδεδομένος ορισμός του SNR. Η χρήση της συνδιασποράς στη μέτρηση του SNR είναι συμβατή με αρκετούς στατιστικούς παράγοντες που περιγράφουν την εικόνα, όπως επίσης και με μετασχηματισμούς που βασίζονται στα στατιστικά στοιχεία των δεδομένων όπως ο Minimum Noise Fraction(MNF).

## 4. Αλγόριθμοι ανίχνευσης εικονοστοιχείων-στόχων

### 4.1 Εισαγωγικά

Τα δεδομένα των υπερφασματικών απεικονίσεων χρησιμοποιούνται συχνά, λόγω της υψηλής φασματικής ανάλυσης που διαθέτουν, για την λεπτομερή καταγραφή των υλικών που υπάρχουν σε μία εικόνα. Σε αυτά περιλαμβάνονται οδοστρώματα, είδη βλάστησης, κτίρια κ.α.. Ειδικότερα, κάθε εικονοστοιχείο μίας υπερφασματικής εικόνας μπορεί να συγκριθεί με μία φασματική βιβλιοθήκη υλικών για την εύρεση του τύπου του υλικού που απαρτίζει το εικονοστοιχείο. Εντούτοις, πολλές πλατφόρμες υπερφασματικών απεικονίσεων δεν διαθέτουν υψηλή ανάλυση(5m/pixel) προκαλώντας το πρόβλημα της παρουσίας πολλών αντικειμένων σε ένα εικονοστοιχείο(Εικόνα 4-2). Το πρόβλημα αυτό γίνεται εντονότερο όταν η μελέτη αφορά αστικές περιοχές, όπου η ποικιλία αντικειμένων σε μικρό χώρο στην εικόνα είναι μεγάλη. Η διαδικασία διαχωρισμού αυτών των μεικτών εικονοστοιχείων καλείται Hyperspectral Unmixing. Οι διαδικασίες που έχουν αναπτυχθεί είναι διάφορες. Κάποιες από αυτές παρουσιάζονται παρακάτω. Στην Εικόνα 4-1 παρουσιάζονται τα στάδια της ανάλυσης του Unmixing για υπερφασματικές απεικονίσεις.



Στο στάδιο της μείωσης της διάστασης των δεδομένων(dimension reduction), που είναι προαιρετικό, αποκόπτονται από την ανάλυση δεδομένα που περιέχουν θόρυβο. Στο στάδιο της ανίχνευσης των στόχων(endmember determination) υπολογίζονται διακριτές φασματικές υπογραφές που υπάρχουν μέσα στα εικονοστοιχεία. Τέλος, στο στάδιο της αναστροφής(inversion) παράγουμε εικόνες που μας επιτρέπουν να εκτιμήσουμε τις κλασματικές αφθονίες των μεικτών pixels από το φάσμα τους και τις φασματικές υπογραφές των endmembers.

Εικόνα 4-1: Τα στάδια του Unmixing(Nirmal Keshava, 2003)

### 4.2 Whole Pixel Analysis

Η ανάλυση στη βάση ολόκληρου του εικονοστοιχείου, χρησιμοποιείται για την εύρεση της αφθονίας “καθαρών” στόχων(endmembers) μέσα σε ένα pixel. Έπειτα ακολουθεί η σύγκριση των φασματικών υπογραφών των υλικών με φάσματα αναφοράς, ήδη γνωστά, που προέρχονται από φασματικές βιβλιοθήκες.

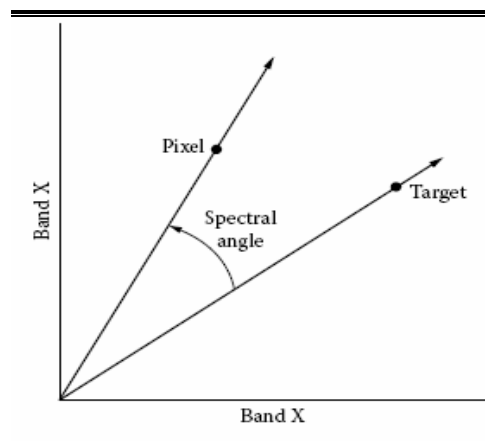


Εικόνα 4-2: Το πρόβλημα των μικτών εικονοστοιχείων(Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008).

#### 4.2.1 SAM

Ο αλγόριθμος του Spectral Angle Mapper εξετάζει κάθε εικονοστοιχείο της απεικόνισης και αξιολογεί την ομοιότητα που εμφανίζουν οι φασματικές υπογραφές, για να αναιρέσει την επίδραση της σκίασης, τονίζοντας έτσι τα χαρακτηριστικά της ανάκλασης. Στο φάσμα της εικόνας δίνεται έπειτα μία τιμή από το μηδέν έως το ένα, που αποτελεί τον παράγοντα συσχέτισης, με το μηδέν να φανερώνει χαμηλή συσχέτιση και το ένα υψηλή. Τέλος ακολουθεί η σύγκριση με δεδομένα αναφοράς.

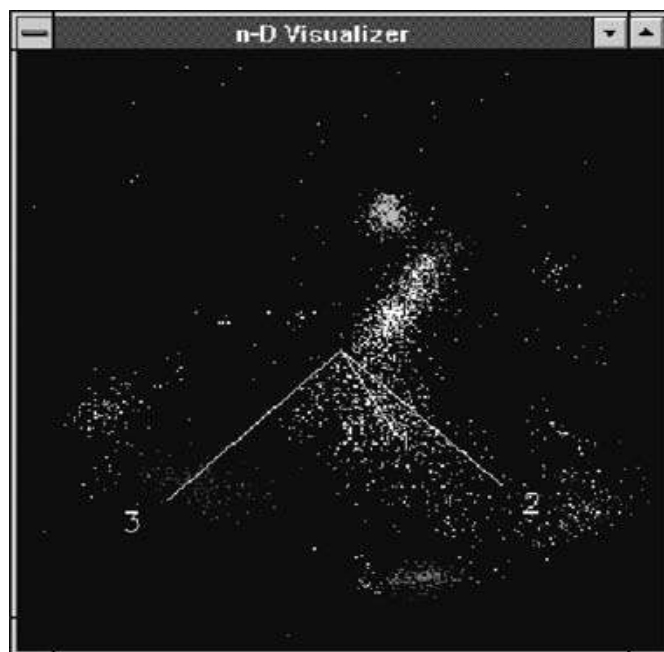
Με τον αλγόριθμο SAM τα δεδομένα μετατρέπονται σε πραγματική ανακλαστικότητα(apparent reflectance). Ένα διάγραμμα με τη διασπορά των τιμών των εικονοστοιχείων για δύο κανάλια της εικόνας μπορεί να παραχθεί για να απεικονίσει τα φασματικά συστατικά.



Εικόνα 4-3: Το φάσμα του εικονοστοιχείου και το φάσμα του στόχου ως σημεία(Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008).



Η φασματική γωνία είναι η γωνία μεταξύ δύο οποιωνδήποτε διανυσμάτων που προέρχονται από μια κοινή αρχή. Το μέγεθος της γωνίας δείχνει την ανομοιότητα ή την ομοιότητα δύο υλικών. Μικρή γωνία σημαίνει μεγάλη ομοιότητα. Αυτή η μέθοδος είναι σχετικά ανεπηρέαστη στις αλλαγές φωτισμού πάνω στο υλικό των στόχων, καθώς αυτές θα επηρέαζαν το μέγεθος αλλά όχι την κατεύθυνση του διανύσματος.



Εικόνα 4-4: N-διάστατο διάγραμμα του SAM για διάφορες κατηγορίες υλικών(Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008).

#### 4.2.2 Spectral Feature Fitting

Μία άλλη προσέγγιση για την εύρεση ομοιότητας μεταξύ φασματικών υπογραφών της απεικόνισης με φάσματα αναφοράς είναι ο αλγόριθμος Spectral Feature Fitting, ο οποίος εξετάζει τα χαρακτηριστικά απορρόφησης του φάσματος(absorption bands). Με τον SFF, ο χρήστης καθορίζει ένα εύρος μηκών κύματος, μέσα στο οποίο υπάρχει ένα μοναδικό χαρακτηριστικό απορρόφησης για το στόχο που έχει επιλεχθεί. Η φασματική υπογραφή που προέρχεται από εικονοστοιχείο της εικόνας συγκρίνεται με αυτή του στόχου βάση δύο μετρήσεων. Η πρώτη μέτρηση αφορά το βάθος του χαρακτηριστικού γνωρίσματος στο εικονοστοιχείο(absorption depth), το οποίο συγκρίνεται με το αντίστοιχο βάθος του στόχου. Η δεύτερη μέτρηση αφορά τη μορφή του χαρακτηριστικού γνωρίσματος στο εικονοστοιχείο, το οποίο συγκρίνεται με τη σειρά του με αυτό του στόχου χρησιμοποιώντας την τεχνική των ελαχίστων τετραγώνων.

#### 4.3 Sub-pixel Analysis

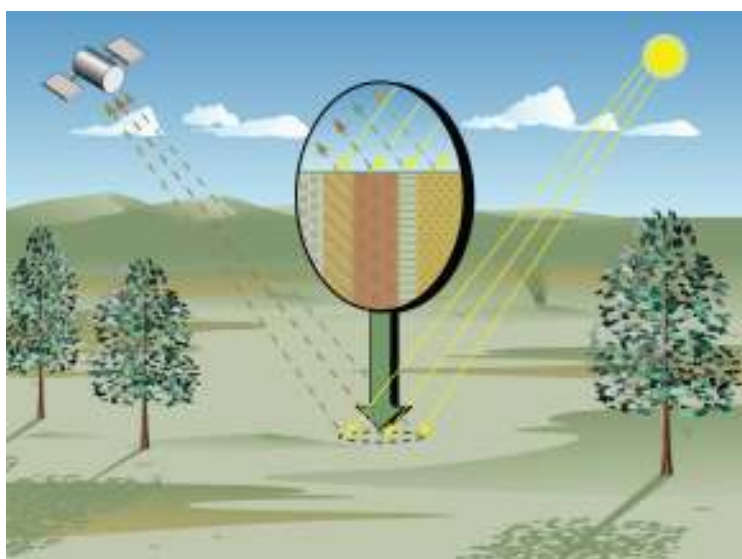
Οι μέθοδοι ανάλυσης σε επίπεδο υπο-εικονοστοιχείου είναι πολύ ισχυροί αλγόριθμοι ανίχνευσης που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον υπολογισμό

της ποσότητας των υλικών-στόχων σε κάθε pixel μιας εικόνας. Με τις μεθόδους αυτές υπάρχει η δυνατότητα ανίχνευσης ποσοτήτων ενός στόχου που είναι πολύ μικρότερες από το ίδιο το μέγεθος του εικονοστοιχείου. Σε περιπτώσεις καλής φασματικής αντίθεσης μεταξύ ενός στόχου και του υποβάθρου του, αυτού του είδους η ανάλυση μπορεί να επιτύχει την ανίχνευση στόχου που υπάρχει σε ποσότητα μόλις 13% του εικονοστοιχείου.

Όσο μεγαλύτερη είναι η αντίθεση των υλικών που γειτνιάζουν, τόσο καλύτερα μπορεί κάποιος αλγόριθμος να διαχωρίσει τις φασματικές υπογραφές ενός μεικτού εικονοστοιχείου. Επίσης, στόχοι που καλύπτουν επιφάνεια παραπάνω του ενός εικονοστοιχείου, εμφανίζουν μεγαλύτερη στατιστική πιθανότητα να ανιχνευθούν σωστά. Όταν το αντικείμενο ενδιαφέροντος είναι σημαντικά μικρό, αυτοί οι αλγόριθμοι μπορούν να οδηγήσουν σε μία αρχική ανίχνευση και έπειτα στη δυνατότητα του περαιτέρω προσδιορισμού. Το μειονέκτημα της ανάλυσης sub-pixel είναι ο αριθμός των λανθασμένων ανιχνεύσεων που εμφανίζονται όταν δοκιμάζονται ακριβείς φασματικές μετρήσεις, με περιορισμένη ποσότητα πληροφορίας.

### 4.3.1 Linear Mixing Model

Η τεχνική με την οποία μπορούμε να ανιχνεύσουμε και να εξάγουμε δύο ή περισσότερα υλικά-στόχους από ένα μικτό εικονοστοιχείο, εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τον τρόπο με τον οποίο είναι αναμειγμένα τα υλικά και τον τρόπο με τον οποίο αυτά, σαν σύνολο, διασκορπίζουν την προσπίπτουσα ηλιακή ακτινοβολία (Adams et al., 1986). Η Εικόνα 4-5, δείχνει την ανακλώμενη επιφάνεια ως ένα μείγμα στόχων και την προσπίπτουσα ακτινοβολία να αναπηδά μόνο μία φορά πριν καταγραφεί από τον σαρωτή. Σύμφωνα με αυτό το μοντέλο, αν η συνολική επιφάνεια χωριστεί ανάλογα με τις κλασματικές αφθονίες των συστατικών-υλικών, τότε η ανακλώμενη ακτινοβολία μεταβιβάζει με τις ίδιες αναλογίες τα χαρακτηριστικά των αντίστοιχων αντικειμένων. Από αυτή την άποψη, υπάρχει μία γραμμική σχέση μεταξύ της κλασματικής αφθονίας των υλικών που υπάρχουν στην εικόνα και το φάσμα που προκύπτει από την ανακλώμενη ακτινοβολία.



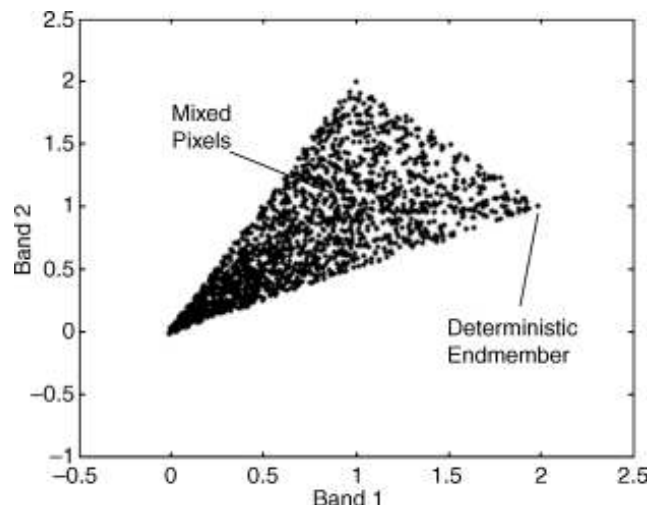
**Εικόνα 4-5:** Το γραμμικό μοντέλο υποθέτει πως υπάρχουν καλά καθορισμένες κλασματικές αφθονίες των υλικών και η προσπίπτουσα ακτινοβολία χτυπά μόνο μία φορά την επιφάνεια (Nirmal Keshava, 2003).

Αν έχουμε  $K$  φασματικά κανάλια και συμβολίσουμε τη  $v$ -οστή φασματική υπογραφή ενός στόχου με  $s_v$  και την αφθονία του  $v$ -οστού στόχου με  $a_v$ , η παρατηρούμενη φασματική υπογραφή  $x$  για κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας, μπορεί να εκφραστεί ως:

$$\begin{aligned} x &= a_1 s_1 + a_2 s_2 + \dots + a_M s_M + w \\ &= \sum_{i=1}^M a_i s_i + w = Sa + w \end{aligned} \quad (12)$$

όπου  $M$  είναι ο αριθμός των endmembers,  $S$  ο πίνακας των endmembers και  $w$  ένας όρος σφάλματος που αφορά τον θόρυβο. Η εφαρμογή του αλγόριθμου γίνεται έχοντας εκ των προτέρων γνώση των endmembers. Οι συντελεστές αφθονίας πρέπει να είναι μη αρνητικοί και το άθροισμά τους να είναι ίσο με τη μονάδα.

Στην Εικόνα 4-6 παρουσιάζεται ένα διάγραμμα δύο διαστάσεων, που περιέχει τα εικονοστοιχεία τριών αντικειμένων. Οι γωνίες του θεωρητικού αυτού τριγώνου αναπαριστούν καθαρούς στόχους, οι πλευρές μίξη δύο ειδών στόχων και το εσωτερικό μίξη παραπάνω των δύο στόχων. Οι αφθονίες ενός οποιουδήποτε δείγματος είναι οι σχετικές αποστάσεις του σημείου-δείγματος από τον αντίστοιχο στόχο. Θεωρητικά, κανένα σημείο από τα δεδομένα δε μπορεί να βρεθεί έξω από το τρίγωνο, καθώς αυτό θα σήμαινε ότι η αφθονία κάποιου υλικού ξεπερνά τη μονάδα, πράγμα που παραβιάζει το φυσικό μοντέλο.



**Εικόνα 4-6: Διάγραμμα δύο διαστάσεων με μορφή που λειτουργεί καλά για το γραμμικό μοντέλο (R. Schowengerdt, 2007).**

Για την εφαρμογή του αλγόριθμου LMM στα διάφορα λογισμικά, οι στόχοι που εισάγονται πρέπει να είναι λιγότεροι σε αριθμό από τα φασματικά κανάλια. Το αποτέλεσμα της μεθόδου εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τα endmembers που επιλέγονται να εισαχθούν, και αλλαγή αυτών διαφοροποιεί το αποτέλεσμα.

### 4.3.2 Matched Filter

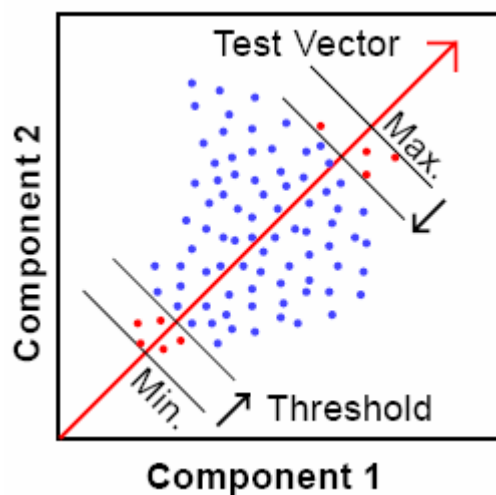
Μερικές εφαρμογές των υπερφασματικών απεικονίσεων δεν απαιτούν τον υπολογισμό των κλασματικών αφθονιών όλων των στόχων από τα οποία αποτελείται η περιοχή μελέτης. Αντ'αυτού, ο στόχος της έρευνας μπορεί να είναι η ανίχνευση της παρουσίας και της αφθονίας συγκεκριμένων αντικειμένων-στόχων που βρίσκονται υπό διερεύνηση. Σε αυτή την περίπτωση, κάθε εικονοστοιχείο αντιμετωπίζεται ως πιθανό μείγμα των φασματικών υπογραφών των στόχων και υπολογίζεται η αφθονία τους. Η διαδικασία αυτή καλείται *partial unmixing*.

Η προσέγγιση Matched Filter(MF) εφαρμόζεται για τη διάκριση των αντικειμένων-στόχων από το υπόβαθρο σε επίπεδο υπο-εικονοστοιχείου χρησιμοποιώντας μόνο τα *endmembers* που έχει επιλέξει ο χρήστης. Αντίθετα, με το LMM δεν είναι απαραίτητη η γνώση όλων των φασματικών υπογραφών των στόχων για να υπάρξει ακριβής ανάλυση. Γι' αυτό το λόγο στη μέθοδο MF οι εξισώσεις λύνονται μερικώς.

Η λειτουργία του αλγόριθμου είναι η εξής: ένας μετασχηματισμός χρησιμοποιείται για να μεγιστοποιήσει την ανακλαστικότητα του στόχου που βρίσκεται υπό διερεύνηση και να μειώσει τις τιμές ανακλαστικότητας όλων των υπόλοιπων κατηγοριών, που αποτελούν το άγνωστο περιβάλλον του στόχου. Σκοπός είναι να “ταιριάξουν” στοιχεία της εικόνας με γνωστές φασματικές υπογραφές αντικειμένων, που προέρχονται από φασματικές βιβλιοθήκες ή από την ίδια την απεικόνιση. Όπως και στο LMM, η τιμή του παραγόμενου εικονοστοιχείου είναι ανάλογη προς το ποσοστό της περιοχής που καλύπτει ο στόχος. Το αποτέλεσμα της φιλτραρισμένης απεικόνισης είναι μία ασπρόμαυρη συνήθως εικόνα με τιμές που κυμαίνονται από 0 έως 1, με το 0 να δείχνει απουσία του στόχου στο pixel.

### 4.4 Pixel Purity Index

Ο αλγόριθμος PPI είναι μία νέα αυτοματοποιημένη διαδικασία στην ανάλυση των υπερφασματικών απεικονίσεων, για την ανίχνευση πιθανών φασματικών στόχων που θα βοηθήσουν στη διαδικασία του *Unmixing*. Όταν οι φασματικές υπογραφές που προέρχονται από τα εικονοστοιχεία μίας απεικόνισης θεωρηθούν ως σημεία σε ένα  $n$ -διάστατο φασματικό χώρο, τα εικονοστοιχεία που θεωρούνται καθαρά(*pure*), βρίσκονται στις γωνίες της περιοχής των δεδομένων. Ο αλγόριθμος δημιουργεί ένα μεγάλο αριθμό τυχαίων διανυσμάτων που έχουν ως αφετηρία την αρχή του συστήματος συντεταγμένων του φασματικού χώρου. Έπειτα τα σημεία που αντιπροσωπεύουν τις φασματικές υπογραφές, προβάλλονται σε κάθε τυχαίο διάνυσμα και όσα βρίσκονται ανάμεσα στην ελάχιστη και μέγιστη απόσταση που έχει ορίσει ο χρήστης, σημειώνονται ως ακραία(Εικόνα 4-7). Καθώς διαφορετικές διευθύνσεις εξετάζονται, ο αλγόριθμος καταγράφει πόσες φορές τα εικονοστοιχεία της εικόνας βρέθηκαν να είναι ακραία. Τα εικονοστοιχεία με υψηλές τιμές στο αποτέλεσμα του αλγόριθμου πρέπει να ανταποκρίνονται κυρίως σε σημεία που βρίσκονται στις άκρες της φασματικής περιοχής.



**Εικόνα 4-7: Προβολή των φασματικών σημείων σε τυχαίο διάνυσμα για την εύρεση στόχων (εγχειρίδιο χρήσης TNT-Mips).**

Για την καλύτερη λειτουργία του αλγόριθμου, τα δεδομένα που εισάγονται προέρχονται κυρίως μετά από εφαρμογή του MNF. Ο χρήστης πρέπει να ελέγχει το αποτέλεσμα που προκύπτει, καθώς κάποιες φορές εικονοστοιχεία με υψηλή τιμή δεν αντιπροσωπεύουν πάντα περιοχές με καθαρούς φασματικούς στόχους.



## 5. Ταξινόμηση

### 5.1 Μη Επιβλεπόμενη Ταξινόμηση(Unsupervised Classification)

Η μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση είναι μία τεχνική της τηλεπισκόπησης που παρέχει αυτόματη ταξινόμηση κατηγοριών σε εικόνες. Ο όρος αναφέρεται στο γεγονός ότι ο χρήστης δεν έχει όλο τον έλεγχο της διαδικασίας. Δεν είναι ακριβώς μία μέθοδος στατιστικής ταξινόμησης. Υπάρχουν δύο κύριες πρακτικές μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης που θα εξετασθούν, με το πλεονέκτημα ότι δεν απαιτούν προηγούμενη γνώση των χαρακτηριστικών και των ιδιοτήτων της ψηφιακής απεικόνισης που είναι προς εξέταση. Η παραγωγή των νέων εικόνων βασίζεται στον φασματικό διαχωρισμό των στόχων και όχι σε κάποια πραγματική τιμή του στόχου στο έδαφος.

Σε αντίθεση με την επιβλεπόμενη, εδώ απαιτείται ελάχιστη εισαγωγή δεδομένων και παραμέτρων στη διαδικασία. Ο υπολογιστής και το περιβάλλον στο οποίο εργαζόμαστε “επιλέγουν” ομάδες εικονοστοιχείων βάση των φασματικών τους ιδιοτήτων και έπειτα ο χρήστης απλώς θα καταχωρίσει πληροφορίες(π.χ. όνομα, χρώμα) στις κατηγορίες που ο υπολογιστής δημιούργησε.

Η διαδικασία αυτή ενέχει πιθανούς κινδύνους για την αξιοπιστία του παραγόμενου αποτελέσματος. Πρώτον, κάποιες κατηγορίες μπορεί να μην έχουν νόημα, καθώς αποτελούν μίξη διαφορετικών αντικειμένων στην επιφάνεια της γης. Σε άλλες περιπτώσεις, μία κατηγορία μπορεί να χωριστεί σε δύο τάξεις. Συνεπώς χωρίς την προεπιλογή περιοχών εκπαίδευσης, χρειάζεται μεγάλη προσοχή και γνώση για την τελική ονομαστικοποίηση(labeling) των φασματικών κατηγοριών. Παρακάτω, αναλύονται οι δύο μέθοδοι μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης που περιλαμβάνονται στο πρόγραμμα ENVI, η ISODATA και η K-Means Clustering. Πριν γίνει όμως η λεπτομερής ανάλυση των δύο αυτών ταξινομήσεων, που περιέχονται σε όλα τα πακέτα λογισμικού, θα περιγραφεί ένας απλός αλγόριθμος για την κατανόηση των βασικών της μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης.

#### 5.1.1 Απλός αλγόριθμος ομαδοποίησης(Simple two-pass clustering algorithm)

Η μέθοδος αυτή αναπτύχθηκε από τον Jensen(1997) και ο αλγόριθμος δρα αλυσιδωτά και επαναληπτικά για δύο φορές(two-pass) στα δεδομένα, που προέρχονται κυρίως από πολυφασματικό σαρωτή. Στο πρώτο πέρασμα, δημιουργεί τις κατηγορίες(clusters), βασιζόμενο σε ένα υποσύνολο των δεδομένων και στη δεύτερη επανάληψη, χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο της ελάχιστης απόστασης, εντάσσει τα αταξινόμητα εικονοστοιχεία σε κάθε μία από τις ομάδες που δημιουργήθηκαν στο πρώτο βήμα.

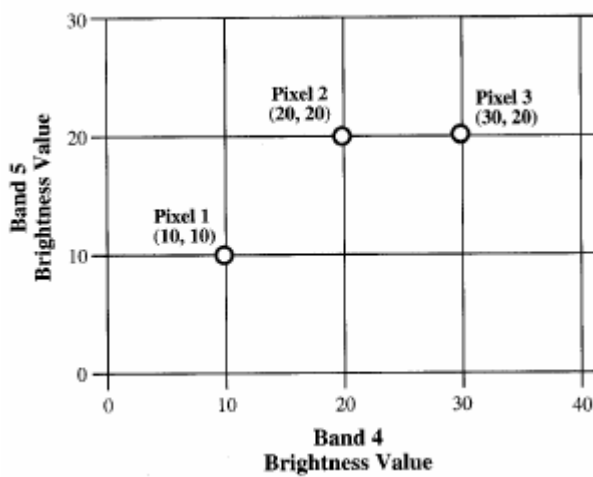
Παρόλο που η μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση είναι μία σχεδόν αυτόματη διαδικασία, ο χρήστης απαραίτητα πρέπει να προμηθεύσει το σύστημα με κάποιες σημαντικές παραμέτρους, όπως:

1. Το μέγιστο αριθμό κατηγοριών
2. Τον αριθμό των εικονοστοιχείων(pixels) που πρόκειται να αξιολογηθούν πριν αποφασιστεί σε ποια τάξη θα συμπεριληφθούν
3. Την ακτινική απόσταση στο φασματικό χώρο πέραν της οποίας μία καινούργια κατηγορία σχηματίζεται
4. Τη φασματική απόσταση στην οποία δύο ομάδες συγχωνεύονται

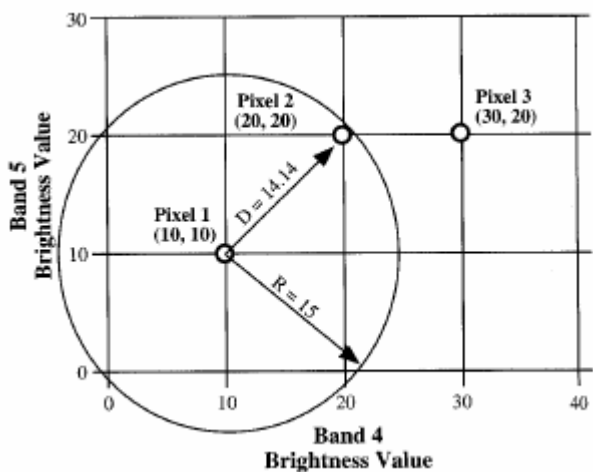
Η όλη διαδικασία παρουσιάζεται παρακάτω:

Βήμα 1<sup>ο</sup>: Καθορισμός κατηγοριών

i) Το μέσο της πρώτης κλάσης είναι το διάνυσμα του πρώτου εικονοστοιχείου(pixel 1).

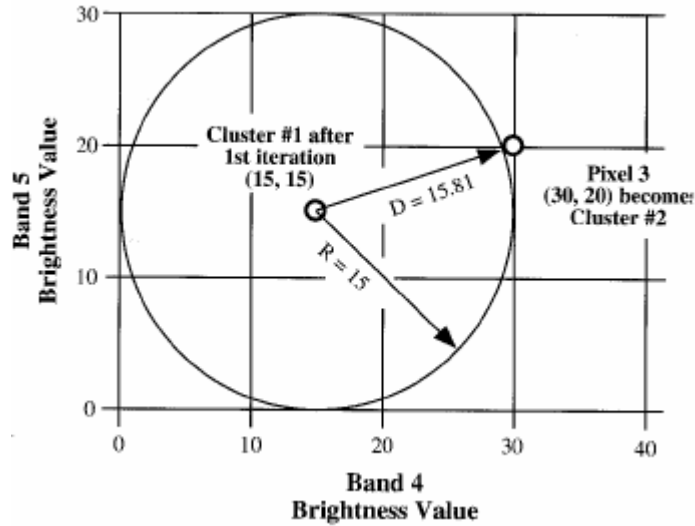


ii) Μελετούμε το διάνυσμα του δεύτερου pixel. Αν κείτεται έξω από την προκαθορισμένη απόσταση για τη δημιουργία νέας κατηγορίας, σχηματίζει το μέσο για τη δεύτερη κλάση, ειδήλλως παραμένει στην πρώτη τάξη που δημιουργήθηκε προηγουμένως.

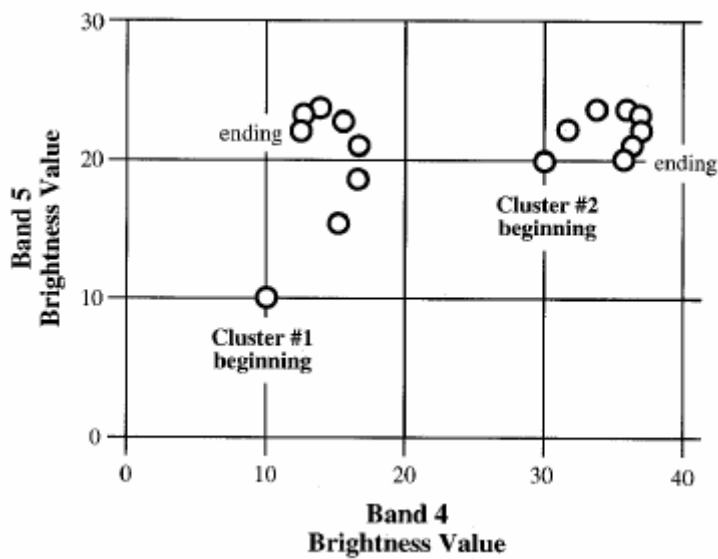


iii) Αν βρεθεί ότι βρίσκεται μέσα στην πρώτη κατηγορία, τότε οι μέσες τιμές για το κάθε κανάλι της πρώτης τάξης αναπροσαρμόζονται αναλόγως, με τη συμμετοχή του νέου εικονοστοιχείου. Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται με το επόμενο pixel...





iv) Οι ομάδες συνεχίζουν να υπολογίζονται έως ότου ο αριθμός των pixels που έχουν εκτιμηθεί ξεπεράσει το καθορισμένο όριο που έχει θέσει ο χρήστης στην αρχή. Κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου τα μέσα των κατηγοριών θα έχουν μετακινηθεί από την αρχική τους θέση σε κάποια τελική, ελπίζοντας αυτή να είναι και η πιο αντιπροσωπευτική.



Βήμα 2<sup>ο</sup>: Εισαγωγή εικονοστοιχείων, βασιζόμενη στο κριτήριο της ελάχιστης απόστασης, σε κάποια από τις κατηγορίες.

Κυρίως, δύο τύποι της ελάχιστης απόστασης χρησιμοποιούνται.

Η πρώτη είναι η Ευκλείδεια απόσταση:

$$D_{ab} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (a_i - b_i)^2} \quad (13)$$

και δεύτερον η απλούστερη εκτίμηση της απόστασης, γνωστή και ως “round the block”:

$$D_{ab} = \sum_{i=1}^N |a_i - b_i| \quad (14)$$

Με το πέρας της διαδικασίας και τη δημιουργία των κατηγοριών, είναι στην ευχέρεια του χρήστη η αναγνώριση των κλάσεων και η εισαγωγή ποιοτικής πληροφορίας σε αυτές.

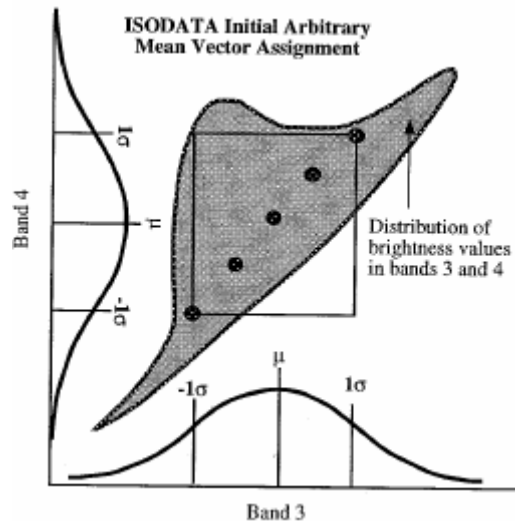
### 5.1.2 Ο αλγόριθμος ISODATA

Πιθανότατα η πιο συνηθισμένη μέθοδος ταξινόμησης είναι η Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique (ISODATA). Η ISODATA είναι μία επαναληπτική μέθοδος μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης. Αναπτύχθηκε βάση εμπειρικής γνώσης που αποκτήθηκε μέσω πειραματικών διαδικασιών και δεν απαιτεί την παρέμβαση του χρήστη σε σημαντικό βαθμό. Ενώ οι εφαρμογές της μεθόδου διαφέρουν, υπάρχουν κάποιοι σταθεροί παράμετροι που ο χρήστης χρειάζεται να εισάγει. Αυτές είναι:

1. Ο μέγιστος αριθμός κατηγοριών που θα αναγνωριστούν
2. Το μέγιστο ποσοστό των εικονοστοιχείων που οι τιμές τους επιτρέπεται να παραμείνουν αμετάβλητες μεταξύ των επαναλήψεων. Όταν ο αριθμός των αλλαγμένων pixels υπερβεί αυτό το κατώφλι, ο αλγόριθμος τερματίζεται. Κάποιες φορές βέβαια το όριο αυτό είναι ανέφικτο
3. Ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων. Απαιτείται εξαιτίας του (2). Με το πέρας αυτών ο αλγόριθμος τερματίζεται
4. Ελάχιστος αριθμός “μελών” σε μία κατηγορία. Αντιπροσωπεύεται με ποσοστό. Αν μία κατηγορία έχει μικρότερο ποσοστό pixels από το καθορισμένο, η ομάδα απαλείφεται και τα εικονοστοιχεία της απορροφούνται από άλλες, διαφορετικές κατηγορίες. Η τιμή όμως επηρεάζει και το αν μία κατηγορία θα χωριστεί σε δύο
5. Μέγιστο τυπικό σφάλμα(σ). Όταν το τυπικό σφάλμα για μία κατηγορία ξεπεράσει αυτή την τιμή και ο αριθμός των “μελών” της είναι τουλάχιστον δύο φορές μεγαλύτερος από το ελάχιστο απαιτούμενο όριο για τη δημιουργία κατηγορίας, τότε η κατηγορία χωρίζεται στα δύο. Τα νέα μέσα διανύσματα είναι τα παλιά +/- 1σ
6. Τιμή διαχωρισμού(split separation value). Αν η τιμή καθοριστεί, θα αντικαταστήσει το τυπικό σφάλμα στον προσδιορισμό της θέσης των νέων μέσων διανυσμάτων(+/-τιμή διαχωρισμού)
7. Ελάχιστη απόσταση μεταξύ των κέντρων των φασματικών κατηγοριών. Φασματικοί χώροι που δεν απέχουν παραπάνω της απόστασης αυτής συγχωνεύονται. Συνηθισμένη τιμή 3.0

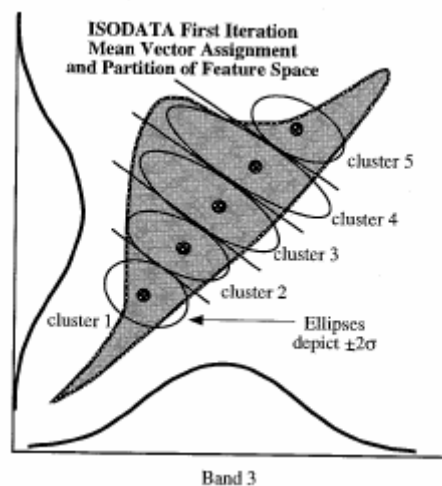
#### Βήμα 1ο: Αρχική Εκτίμηση

Αρχικά, δημιουργούνται οι μέσες τιμές για κάθε φασματική κατηγορία χρησιμοποιώντας τη μέση τιμή και το τυπικό σφάλμα σε κάθε κανάλι της εικόνας. Τα κέντρα των ομάδων pixels, συνήθως τοποθετούνται στις μέσες τιμές του κάθε καναλιού, με απόκλιση +/- σ, της μέσης τιμής. Αυτό γίνεται για να διασφαλιστεί ότι οι φασματικές κατηγορίες δεν θα επηρεαστούν από τις τιμές των δεδομένων στις πρώτες λίγες γραμμές της εικόνας, όπως μπορεί να προκύψει με τα όσα ειπώθηκαν παραπάνω με την τεχνική της ταξινόμησης. Κάποιες εφαρμογές της ISODATA επιτρέπουν στο χρήστη να επιλέξει τις αρχικές θέσεις των κατηγοριών, αν έχει κάποια στοιχεία για την κατανομή των δεδομένων.



### Βήμα 2ο: Πρώτη Επανάληψη

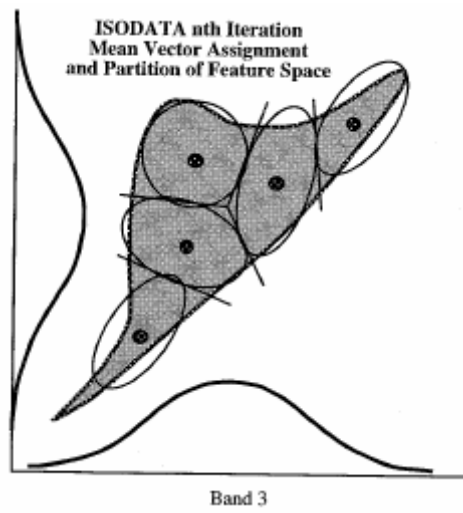
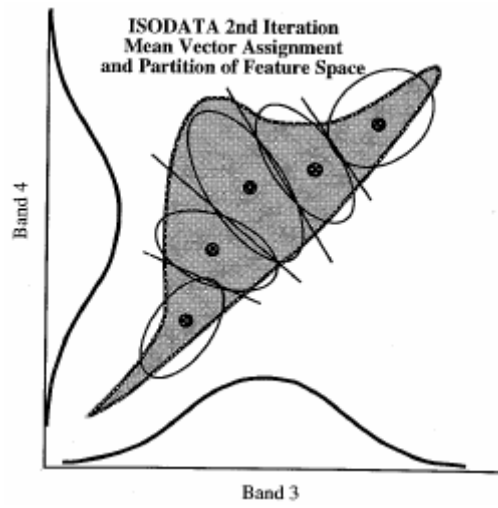
Στην πρώτη επανάληψη ταξινόμησης, όλα τα εικονοστοιχεία τοποθετούνται στην κατηγορία που βρίσκεται πιο κοντά (minimum distance) . Η διαδικασία αυτή δημιουργεί ένα χάρτη ταξινόμησης.



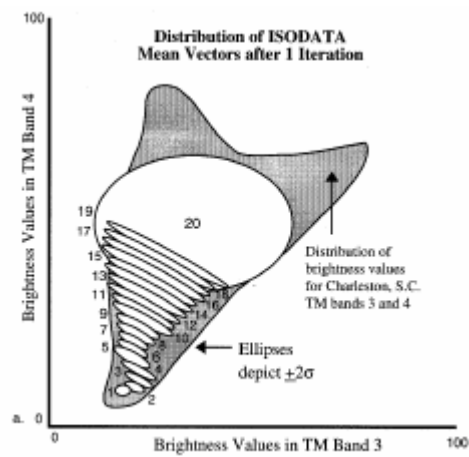
### Βήμα 3ο: Δεύτερη έως ν-οστή επανάληψη

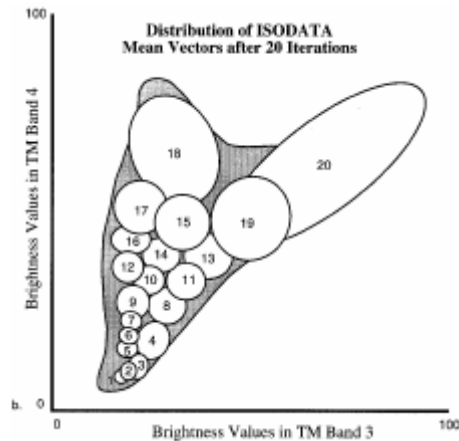
Μετά την πρώτη, μια νέα μέση τιμή υπολογίζεται για κάθε φασματική κατηγορία, βασισμένη στην πραγματική φασματική θέση, αντί των αρχικών υπολογισμών. Αυτό που συμβαίνει έπειτα εξαρτάται από την πραγματική διασπορά των δεδομένων. Οι φασματικές κατηγορίες μπορεί να διασπαστούν ή να συγχωνευθούν. Μετά από κάθε διαχωρισμό ή συγχώνευση, τα μέσα των ομάδων των εικονοστοιχείων υπολογίζονται ξανά και τα pixels προσχωρούν εκ νέου σε κατηγορίες βάση του κριτηρίου της ελάχιστης απόστασης.

Η διαδικασία αυτή θα συνεχιστεί, έως ότου το ποσοστό των μη ταξινομημένων εικονοστοιχείων φτάσει το προκαθορισμένο κατώφλι (threshold) ή ολοκληρωθεί ο μέγιστος αριθμός των επαναλήψεων.



## Αποτελέσματα ISODATA





## “Θεραπεύοντας” τα προβλήματα του αλγόριθμου ISODATA

Ένα τυπικό πρόβλημα σε μία μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση είναι ότι ένας συγκεκριμένος λόγος φασματικών κατηγοριών που δημιουργούνται, δεν μπορούν να χαρακτηριστούν και να ονομαστούν ποιοτικές κατηγορίες. Ο χρήστης είναι δυνατό να προσδώσει σε αυτές, ποιοτικές πληροφορίες (cluster busting), αν για κάποιο λόγο επιπρόσθετες χρήσιμες μη εξαγκθείσες πληροφορίες εξακολουθούν να υπάρχουν.

Η διαδικασία του «cluster busting» επιτυγχάνεται με τον εξής τρόπο: Τα εικονοστοιχεία που ανήκουν σε μη αναγνωρίσιμες φασματικές κατηγορίες εξαγονται από την εικόνα χρησιμοποιώντας μια «binary mask». Σε αυτά τα ανεξάρτητα εικονοστοιχεία “τρέχουμε” μία μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση για να δούμε αν αυτά ενταχθούν σε κάποια γνωστή ομάδα. Τα νέα ομαδοποιημένα pixels προστίθενται πάλι στην αρχική εικόνα. Αν απομένουν “ανένταχτα” εικονοστοιχεία, η διαδικασία επαναλαμβάνεται.

### 5.1.3 Ο αλγόριθμος K-Means Clustering

Αυτή η τεχνική της μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης, που χρησιμοποιείται λιγότερο, καθώς δεν προσφέρει σημαντικά αποτελέσματα σε σχέση με τον αλγόριθμο ISODATA, χρησιμοποιεί μια απλή προσέγγιση για το διαχωρισμό των φασματικών κατηγοριών και απαιτεί από το χρήστη, την επιλογή του αριθμού των ομάδων που θα δημιουργηθούν από τα δεδομένα. Ο αλγόριθμος έπειτα αυθαίρετα, εντοπίζει τα κέντρα των κατηγοριών και τελικά μετά από μια επαναληπτική διαδικασία τα επαναπροσδιορίζει, έως ότου επιτευχθεί ένας ικανοποιητικός φασματικός διαχωρισμός.

Δεν υπάρχει η εφαρμογή κάποιας ρουτίνας που να υποδεικνύει ποιος είναι ο “σωστός” αριθμός φασματικών κατηγοριών που πρέπει να δημιουργηθούν σε αυτή τη διαδικασία ταξινόμησης. Εξαρτάται απόλυτα δηλαδή, από την αρχική εκτίμηση του χρήστη ή το τελικό επίπεδο λεπτομέρειας το οποίο επιθυμούμε να αποκτήσουμε.

## 5.2 Επιβλεπόμενη Ταξινόμηση(Supervised Classification)

Η επιβλεπόμενη ταξινόμηση έχει ως σκοπό τη χρήση κατάλληλων αλγορίθμων ώστε να κατατάξει τα εικονοστοιχεία μίας απεικόνισης σε συγκεκριμένες θεματικές κατηγορίες, με χρήση των δεδομένων εκπαίδευσης που επιλέγονται από το χρήστη. Έχοντας διαθέσιμα τα δεδομένα εκπαίδευσης που χαρακτηρίζουν την κάθε τάξη και από τα οποία θα εκτιμηθούν οι φασματικές υπογραφές πριν την εκτέλεση του αλγόριθμου ταξινόμησης, ο χρήστης κατά κάποιο τρόπο “εκπαιδεύει” τον αλγόριθμο να αναγνωρίζει τα φασματικά χαρακτηριστικά της κάθε κατηγορίας. Έτσι έχει επικρατήσει ο όρος της επιβλεπόμενης ταξινόμησης.

Μετά το πέρας της φάσης της εκπαίδευσης ο αλγόριθμος ταξινόμησης αποδίδει το κάθε εικονοστοιχείο στην κατάλληλη κατηγορία βάση των χαρακτηριστικών της κάθε τάξης. Πολλοί αλγόριθμοι έχουν αναπτυχθεί για την επιβλεπόμενη ταξινόμηση, όπως οι αλγόριθμοι της ελάχιστης απόστασης, του παραλληλεπιπέδου, της μέγιστης πιθανοφάνειας κ.α..

### 5.2.1 Περιοχές Εκπαίδευσης

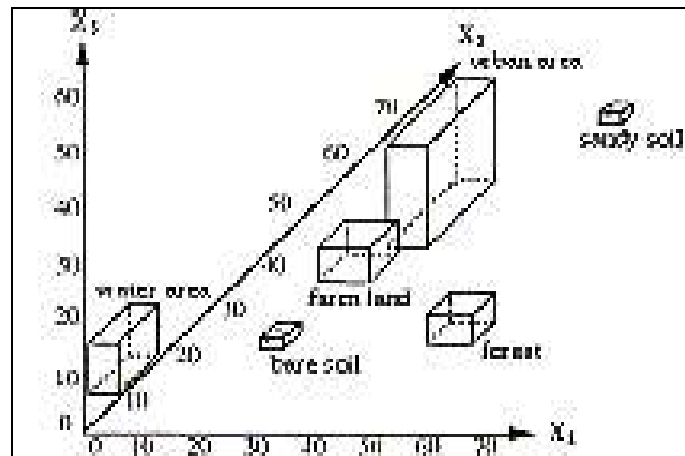
Η καταγραφή των Περιοχών Εκπαίδευσης αποτελεί το σημαντικότερο κομμάτι της επιβλεπόμενης ταξινόμησης. Ο αναλυτής πρέπει να εντοπίσει και να καταγράψει αντιπροσωπευτικά εικονοστοιχεία για κάθε κατηγορία. Αν η τηλεπισκοπική απεικόνιση διαθέτει αρκετά ευδιάκριτες περιοχές, ο χρήστης μπορεί να επιλέξει εικονοστοιχεία μέσω οπτικής επιθεώρησης. Συνήθως όμως, ο χρήστης πρέπει να καταφύγει σε επιπρόσθετες πηγές πληροφορίας, όπως επίγειες μετρήσεις(ground truth data), υπάρχοντες χάρτες κ.α..

Οι περιοχές που σημειώνονται πρέπει να αποτελούνται από ομογενή δείγματα των αντίστοιχων κατηγοριών, αλλά ταυτόχρονα πρέπει να περικλείουν και το φασματικό εύρος αυτών. Συνεπώς, τις περισσότερες φορές καταγράφονται παραπάνω της ενός Περιοχές Εκπαίδευσης για κάθε κατηγορία. Προβλήματα που προκύπτουν σε απεικονίσεις αστικών περιοχών είναι το μεγάλο φασματικό εύρος κοινών κατηγοριών, που αναγκάζει το χρήστη σε διαχωρισμό τους, η αραϊή βλάστηση που δυσκολεύει την καταγραφή τύπων εδάφους και τα πολλά σκιασμένα εικονοστοιχεία που υπάρχουν σε πυκνοδομημένες περιοχές.

### 5.2.2 Ο αλγόριθμος του παραλληλεπιπέδου(Parallelepiped)

Ο αλγόριθμος του παραλληλεπιπέδου χρησιμοποιεί έναν απλό κανόνα απόφασης για την ταξινόμηση των δεδομένων. Με τη χρήση ενός ορίου(“κατώφλι”) για τη φασματική υπογραφή κάθε κατηγορίας, αποφασίζεται για κάθε εικονοστοιχείο αν περιέχεται σε κάποια κατηγορία ή όχι. Τα όρια αυτά, δημιουργούν ένα  $n$ -διάστατο παραλληλεπίπεδο στο φασματικό χώρο των δεδομένων, οι διαστάσεις του οποίου καθορίζονται από την τυπική απόκλιση που προκύπτει από τη μέση φασματική τιμή της κάθε επιλεγμένης κατηγορίας. Αν η τιμή ενός εικονοστοιχείου βρίσκεται πάνω από το χαμηλότερο “κατώφλι” και κάτω από το μεγαλύτερο για όλα τα κανάλια που ταξινομούνται(βρεθεί δηλαδή μέσα στο παραλληλεπίπεδο), καταχωρείται στην κατηγορία. Αν ένα pixel δε βρεθεί σε καμία κατηγορία, αυτό καταχωρείται στην τάξη 0(code 0) και ορίζεται ως αταξινομήτο. Τέλος, αν το εικονοστοιχείο “πέσει” σε παραπάνω της μίας κατηγορίας, τοποθετείται στην κατηγορία της επικάλυψης(overlap class-

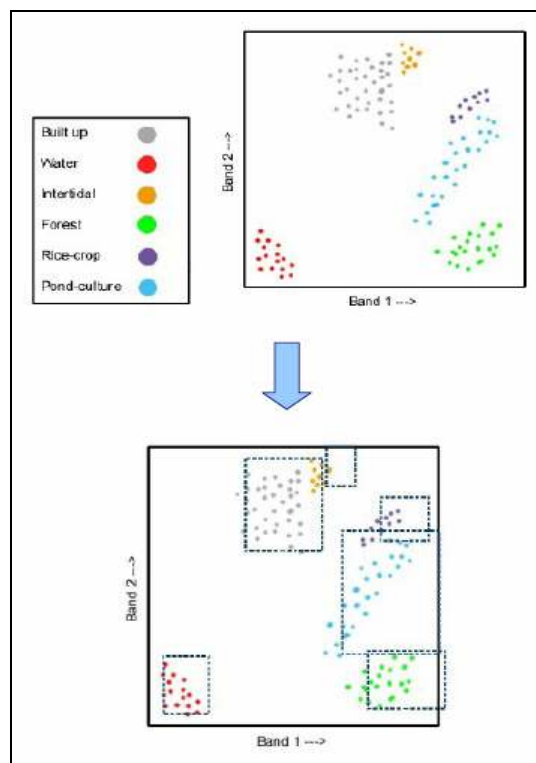
code 255). Για την τελευταία περίπτωση, το λογισμικό ENVI, ταξινομεί το εικονοστοιχείο στην τελευταία κατηγορία που βρέθηκε ότι υπάρχει.



Εικόνα 5-1: Το παραλληλεπίπεδο για κάθε κατηγορία καθορίζεται από μία ελάχιστη και μία μέγιστη τιμή για κάθε άξονα(Hodgson M.E., 1988).

Η ακρίβεια της ταξινόμησης με το συγκεκριμένο αλγόριθμο εξαρτάται από την επιλογή των χαμηλότερων και υψηλότερων τιμών για τον κάθε άξονα, επιλογή που βασίζεται κατά κύριο λόγο στη γνώση των στατιστικών στοιχείων για κάθε φασματική κατηγορία. Θεωρείται σημαντική δηλαδή, η κατανόηση της διασποράς των εικονοστοιχείων για όλες τις ομάδες που θα δημιουργηθούν.

Ένα απλό παράδειγμα εφαρμογής της μεθόδου του παραλληλεπιπέδου φαίνεται στην Εικόνα 5-2, με τη χρήση δύο μόνο καναλιών.



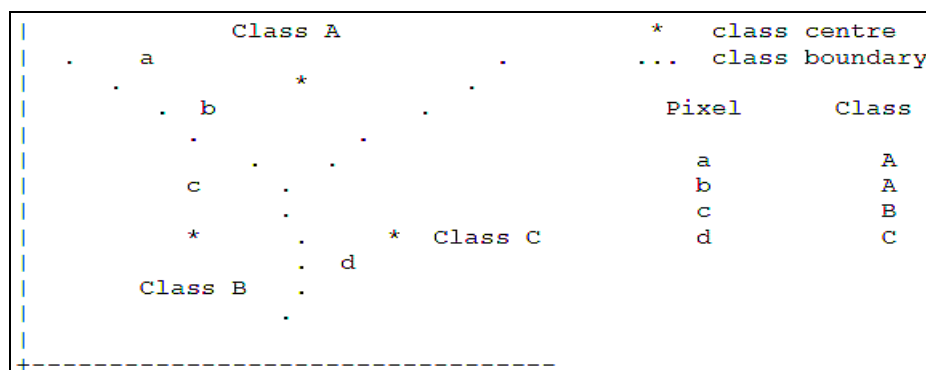
Εικόνα 5-2: Κάθε κατηγορία εδαφοκάλυψης καθορίζεται από ένα φασματικό “κουτί”. Κάποια παραλληλεπίπεδα επικαλύπτονται παρόλο που οι κατηγορίες είναι χωρικά διαχωρισμένες(Hodgson M.E., 1988).

Στο παραπάνω παράδειγμα, παρατηρούμε πως ορισμένα εικονοστοιχεία εμφανίζονται σε περισσότερα από ένα φασματικά “κουτιά”. Το γεγονός αυτό οφείλεται στη συσχέτιση των καναλιών σε ορισμένες κατηγορίες και μπορεί να ξεπεραστεί αλλάζοντας τις διαστάσεις των παραλληλεπιπέδων.

Συνήθως, ο αλγόριθμος του παραλληλεπιπέδου χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις που απαιτείται ταχύτητα. Δυστυχώς, αυτό έχει σαν αποτέλεσμα σε πολλές περιπτώσεις να υστερεί σε ακρίβεια και πολλά εικονοστοιχεία να παραμένουν αταξινόμητα ή να κατατάσσονται σε επικαλυπτόμενα παραλληλεπίπεδα.

### 5.2.3 Ο αλγόριθμος της ελάχιστης απόστασης(Minimum Distance)

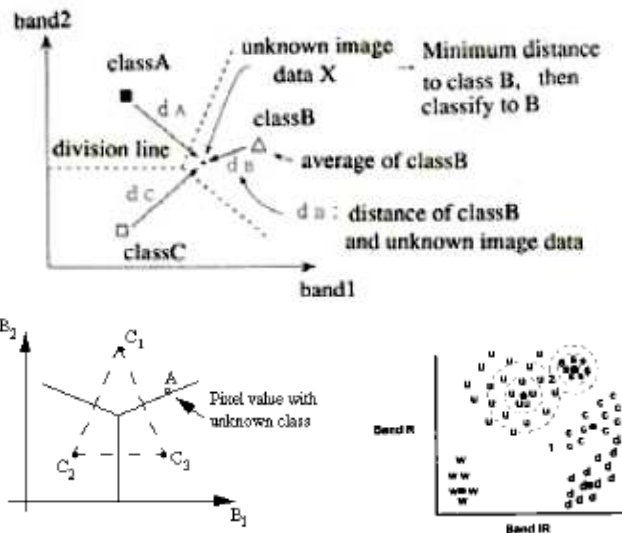
Η τεχνική της ελάχιστης απόστασης χρησιμοποιεί τα μέσα διανύσματα από κάθε “καθαρό” εικονοστοιχείο(στόχος/endmember) ή των περιοχών εκπαίδευσης που ο χρήστης έχει σχηματίσει και υπολογίζει την ευκλείδεια απόσταση του κάθε άγνωστου εικονοστοιχείου με το μέσο διάνυσμα(κέντρο) της κάθε φασματικής κατηγορίας. Όλα τα εικονοστοιχεία ταξινομούνται στην κοντινότερη ομάδα, εκτός αν έχει οριστεί κάποια τυπική απόκλιση ή κάποιο “κατώφλι”. Σε αυτή την περίπτωση υπάρχει η πιθανότητα κάποια εικονοστοιχεία να μην ταξινομηθούν, αν δεν πληρούν τα προεπιλεγμένα κριτήρια που έχει θέσει ο χρήστης. Στην παρακάτω εικόνα, παρουσιάζεται η ταξινόμηση τεσσάρων εικονοστοιχείων σε τρεις φασματικές κατηγορίες.



Εικόνα 5-3: Τα εικονοστοιχεία ταξινομούνται στο κοντινότερο κέντρο φασματικής κατηγορίας(Hodgson M.E., 1988).

Ο αλγόριθμος της ελάχιστης απόστασης μπορεί να χρησιμοποιηθεί συμπληρωματικά μετά την εφαρμογή της μεθόδου του παραλληλεπιπέδου, τεχνική που αφήνει συνήθως αταξινόμητα εικονοστοιχεία.





Εικόνα 5-4: Η μέθοδος της ελάχιστης απόστασης παίρνει pixels γνωστής ταυτότητας και έπειτα περιλαμβάνει σε αυτά τα κοντινότερα, ως εικονοστοιχεία εκπαίδευσης. Για την αξιολόγηση των δεδομένων εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται δύο κανάλια, όπως στις περισσότερες μεθόδους (Hodgson M.E., 1988).

## 5.2.4 Mahalanobis Distance

Η μέθοδος της απόστασης Mahalanobis χρησιμοποιεί τα στατιστικά στοιχεία κάθε φασματικής κατηγορίας για την υλοποίηση της ταξινόμησης. Είναι όμοια με την τεχνική της μέγιστης απόστασης με τη διαφοροποίηση ότι στην εξίσωσή της χρησιμοποιείται και ο πίνακας συμμεταβλητότητας. Διαφέρει δηλαδή από την Ευκλείδεια απόσταση στο γεγονός ότι λαμβάνει υπόψη τις συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων και είναι ανεξάρτητη από την κλίμακα των παρατηρήσεων.

Αλγεβρικά, η απόσταση Mahalanobis για ένα σύνολο τιμών με μέσο διάνυσμα  $\mu = (\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_N)^T$  και πίνακα συμμεταβλητότητας S για ένα πολυδιάστατο διάνυσμα  $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_N)^T$  ορίζεται ως:

$$D_M(x) = \sqrt{(x - \mu)^T S^{-1} (x - \mu)} \quad (15)$$

Η απόσταση Mahalanobis μπορεί ακόμη να οριστεί ως μέτρο ανομοιότητας μεταξύ δύο τυχαίων διανυσμάτων  $\vec{x}$  και  $\vec{y}$  της ίδιας κατανομής με τον πίνακα συμμεταβλητότητας S ως:

$$d(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{(\vec{x} - \vec{y})^T S^{-1} (\vec{x} - \vec{y})} \quad (16)$$

Για την εφαρμογή συνεπώς του αλγορίθμου στη διαδικασία ταξινόμησης ενός άγνωστου εικονοστοιχείου σε κάποια από τις φασματικές κατηγορίες, ο χρήστης πρέπει πρώτα να υπολογίσει τον πίνακα συμμεταβλητότητας για κάθε μία φασματική κατηγορία, βασιζόμενος στις περιοχές εκπαίδευσης που έχει επιλέξει. Το κάθε άγνωστο εικονοστοιχείο ταξινομείται στην ομάδα από την οποία απέχει την ελάχιστη απόσταση. Υπάρχει η περίπτωση βέβαια, ο χρήστης

να έχει επιλέξει κάποιο “κατώφλι” και κάποια εικονοστοιχεία να παραμείνουν αταξινόμητα.

### 5.2.5 Maximum Likelihood

Η μέθοδος της μέγιστης πιθανοφάνειας χρησιμοποιεί τα δεδομένα των περιοχών εκπαίδευσης για την εκτίμηση των κέντρων και της συνδιασποράς των φασματικών κατηγοριών, που έπειτα χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση των πιθανοτήτων. Ο αλγόριθμος, για την υλοποίηση των ταξινομήσεων, εκτός από τις μέσες τιμές, λαμβάνει υπόψη και τη μεταβλητότητα των τιμών φωτεινότητας για κάθε φασματική κατηγορία. Όσο πιο ακριβής είναι η συλλογή των δεδομένων εκπαίδευσης, τόσο πιο ισχυρή και αποτελεσματική γίνεται η μέθοδος της μέγιστης πιθανοφάνειας. Ένα πλεονέκτημα της τεχνικής αυτής, είναι ότι παρέχει μία εκτίμηση των επικαλυπτόμενων περιοχών που μπορεί να προκύψουν, βασιζόμενη στα στατιστικά στοιχεία. Διαφέρει από τη μέθοδο του παραλληλεπιπέδου που χρησιμοποιεί μόνο τις μέγιστες και ελάχιστες τιμές των εικονοστοιχείων.

Η βάση του αλγόριθμου της μέγιστης πιθανοφάνειας, όπως και άλλων στατιστικών αλγορίθμων, βρίσκεται στον υπολογισμό της παρακάτω πιθανότητας:

$$p(x_k | i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sqrt{|M_i|}} \exp\left(-\frac{1}{2} D^2\right) \quad (17)$$

όπου το  $p(x_k | i)$  αντιπροσωπεύει την πιθανότητα ένα εικονοστοιχείο  $k$  με διάνυσμα  $x_k$  να είναι μέλος της τάξης  $i$ , με  $M_i$  τον πίνακα μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας για την κατηγορία  $i$ , και  $D^2$  την απόσταση Mahalanobis μεταξύ του εικονοστοιχείου  $k$  και του κεντροειδούς της κατηγορίας  $i$ . Σε μία τυπική εκτέλεση του αλγόριθμου, κάθε εικονοστοιχείο τοποθετείται σε εκείνη την κατηγορία με την οποία εμφανίζει τη μεγαλύτερη a posteriori πιθανότητα, η οποία υπολογίζεται από τον τύπο:

$$L(i | x_k) = \frac{P_i p(x_k | i)}{\sum_{j=1}^c P_j p(x_k | j)} \quad (18)$$

όπου το  $L(i | x_k)$  αντιπροσωπεύει την a posteriori πιθανότητα ένα pixel με διάνυσμα  $x_k$  να ανήκει στην κατηγορία  $i$ ,  $P_i$  η a priori πιθανότητα για την κατηγορία  $i$  και  $c$  ο συνολικός αριθμός των κατηγοριών.

Η μέγιστη πιθανοφάνεια βασίζεται στην πιθανότητα ένα εικονοστοιχείο να ανήκει σε μία συγκεκριμένη φασματική κατηγορία. Η βασική εξίσωση, υποθέτει πως αυτές οι πιθανότητες είναι ίσες για όλες τις κατηγορίες, και ότι τα ιστογράμματα των καναλιών που εισάγονται περιγράφονται από κανονικές κατανομές. Αν η υπόθεση αυτή δεν ισχύει, οι αλγόριθμοι του παραλληλεπιπέδου και της ελάχιστης απόστασης θα δώσουν πιθανώς καλύτερα αποτελέσματα.

## 5.2.6 Spectral Angle Mapper

Η μέθοδος SAM επιτρέπει την ταχύτερη ταξινόμηση, υπολογίζοντας τη φασματική ομοιότητα μεταξύ του φάσματος που προέρχεται από τη ψηφιακή τηλεπισκοπική απεικόνιση και τη φασματική ανακλαστικότητα αναφοράς. Το φάσμα αναφοράς μπορεί να εξαχθεί είτε από εργαστηριακές μετρήσεις είτε από μετρήσεις στο πεδίο(ground truth) ή μπορεί να επιλεγεί απευθείας από την εικόνα.

Η τεχνική του Spectral Angle Mapper μετρά τη φασματική ομοιότητα, υπολογίζοντας τη γωνία μεταξύ δύο φασμάτων, που τα θεωρεί ως διανύσματα σε ένα  $n$ -διάστατο χώρο. Μικρές γωνίες μεταξύ των δύο διανυσμάτων υποδεικνύουν μεγάλη ομοιότητα και μεγάλες γωνίες μικρή ομοιότητα. Η μέθοδος δεν επηρεάζεται από παράγοντες ηλιακής ακτινοβολίας, διότι η γωνία μεταξύ των δύο διανυσμάτων είναι ανεξάρτητη από το μήκος αυτών. Η εξίσωση που χρησιμοποιεί ο αλγόριθμος είναι η παρακάτω:

$$a = \cos^{-1} \left( \frac{\sum_{i=1}^{nb} t_i r_i}{\left( \sum_{i=1}^{nb} t_i^2 \right)^{1/2} \left( \sum_{i=1}^{nb} r_i^2 \right)^{1/2}} \right) \quad (19)$$

όπου:  $nb$ = ο αριθμός των καναλιών

$t_i$ = το φάσμα προς εξέταση

$r_i$ = το φάσμα αναφοράς

Τα βασικά πλεονεκτήματα του αλγόριθμου SAM είναι ότι αποτελεί ένα γρήγορο και εύκολο τρόπο για τη χαρτογράφηση της ομοιότητας μεταξύ της άγνωστης φασματικής ανακλαστικότητας μιας απεικόνισης με το φάσμα αναφοράς. Είναι επίσης μία ισχυρή μέθοδος ταξινόμησης, καθώς μπορεί και καταστέλλει την επιρροή των σκιασμένων περιοχών της εικόνας, τονίζοντας κατ' αυτό τον τρόπο τα χαρακτηριστικά των στόχων(endmembers), δηλαδή την ανακλαστικότητα αναφοράς, η καθαρότητα της οποίας είναι σημαντική για την ακρίβεια του αποτελέσματος της ταξινόμησης.

Το μεγαλύτερο μειονέκτημα της μεθόδου είναι η αναγνώριση των καθαρών φασματικών στόχων, που αναφέρεται ως spectral unmixing. Η πιο παρακινδυνευμένη υπόθεση που κάνει ο αλγόριθμος του SAM, είναι ότι οι στόχοι που έχουν επιλεγεί για την ταξινόμηση της εικόνας, αντιπροσωπεύουν το "καθαρό" φάσμα αναφοράς ενός αντικειμένου. Ανακλαστικότητα δηλαδή εικονοστοιχείων που περιέχουν μόνο ένα αντικείμενο. Γενικά, το πρόβλημα αυτό εμφανίζεται σε περιπτώσεις εικόνων με χαμηλή και μέτρια χωρική ανάλυση, όπως εικόνες του Landsat TM.

## 5.2.7 Binary Encoding

Η τεχνική του Binary Encoding κωδικοποιεί τα δεδομένα και το φάσμα των στόχων σε δυαδική μορφή, 0 και 1, ανάλογα με το αν ένα κανάλι βρεθεί κάτω ή πάνω από τη φασματική μέση τιμή. Έπειτα, μία διαζευκτική εντολή(OR function) στον αλγόριθμο, συγκρίνει κάθε κωδικοποιημένο φάσμα αναφοράς με τα υπόλοιπα άγνωστα κωδικοποιημένα φασματικά δεδομένα, παράγοντας έτσι μία ταξινομημένη εικόνα. Όλα τα εικονοστοιχεία ταξινομούνται στο

“στόχο”, με τον οποίο ταιριάζει ο μεγαλύτερος αριθμός καναλιών, εκτός αν ο χρήστης έχει ορίσει ένα ελάχιστο “κατώφλι” σαν κριτήριο και κάποια εικονοστοιχεία μείνουν αταξινόμητα.

## **6. Εργασίες πάνω στην Υπερφασματική Ανάλυση Αστικών Περιοχών**

### **6.1 A PRELIMINARY STUDY ON SEPARABILITY OF PAVING MATERIALS IN SHADOWED HYPERSPECTRAL PIXELS FROM A CENTRAL URBAN AREA**

ΠΡΟΚΑΤΑΡΚΤΙΚΗ ΜΕΛΕΤΗ ΠΑΝΩ ΣΤΗ ΔΙΑΦΟΡΟΠΟΙΗΣΗ  
ΥΛΙΚΩΝ ΠΕΖΟΔΡΟΜΙΩΝ ΣΕ ΣΚΙΑΣΜΕΝΑ ΥΠΕΡΦΑΣΜΑΤΙΚΑ  
ΕΙΚΟΝΟΣΤΟΙΧΕΙΑ ΑΠΟ ΚΕΝΤΡΙΚΕΣ ΑΣΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ

Fabio Dell'Acqua, Paolo Gamba, Giovanna Trianni.  
Department of Electronics, University of Pavia

#### **6.1.1 Εισαγωγή**

Σκοπός της εργασίας είναι η εξαγωγή μιας αξιόπιστης εκτίμησης της ανακλαστικότητας αντικειμένων της αστικής περιοχής, που δε φωτίζονται αρκετά, εξαιτίας των σκιών από ψηλά κτίρια και αντικείμενα και έπειτα η σωστή ταξινόμηση αυτών των εικονοστοιχείων, που περιέχονται στα υπερφασματικά δεδομένα. Μία απλή προσέγγιση του προβλήματος είναι η αποκοπή των σκιασμένων pixels με τη χρήση μασκών. Αντ' αυτού, στην εργασία αυτή, προσπαθούμε να ερευνήσουμε τα χαρακτηριστικά αυτών των εικονοστοιχείων, ώστε να εξάγουμε οποιαδήποτε πιθανή πληροφορία.

#### **6.1.2 Δεδομένα**

Στην εργασία χρησιμοποιήθηκε ο αισθητήρας ROSIS με 103 κανάλια από τα 430 στα 850nm. Στην αερομεταφερόμενη πλατφόρμα, που πέταξε σε ύψος 1890 μέτρων και έκανε 4 γραμμές, υπήρχε και το όργανο DAIS. Το αποτέλεσμα όλων αυτών, ήταν 4 λωρίδες δεδομένων για κάθε αισθητήρα, εύρους 512 pixels και ανάλυση εδάφους, 1.5m για τον DAIS και 1m για τον ROSIS.

Ένας απλός αλγόριθμος ταξινόμησης k-means για 5 τάξεις, σε ένα δείγμα εικόνας του ROSIS, διαστάσεων 512x1000, έδειξε πως το 20.5% του συνόλου των εικονοστοιχείων είναι σκιασμένα. Μετά από εκτεταμένη επίγεια έρευνα κατηγοριοποιήθηκαν τα διαφορετικά υλικά πεζοδρομίων που φαίνονται στις σκιασμένες περιοχές των εικόνων. Τα υλικά που βρέθηκαν είναι τα ακόλουθα: βοτσαλωτό πεζοδρόμιο, κονίαμα από δύο είδη γρανίτη, κονίαμα οχιστόλιθου, πορφύρα σε μικρούς κύβους και άσφαλτος. Εν συνεχεία, έγινε έρευνα για όλες τις παραπάνω κατηγορίες σε σκιασμένα και φωτισμένα εικονοστοιχεία.

#### **6.1.3 Πειράματα**

Χρησιμοποιήθηκαν κλασικοί αλγόριθμοι ταξινόμησης για τη διεξαγωγή των ερευνών. Αυτοί ήταν οι Mahalanobis Distance(MHD), Maximum Likelihood(ML), Minimum Distance(MD) και Spectral Angle Mapper (SAM). Η

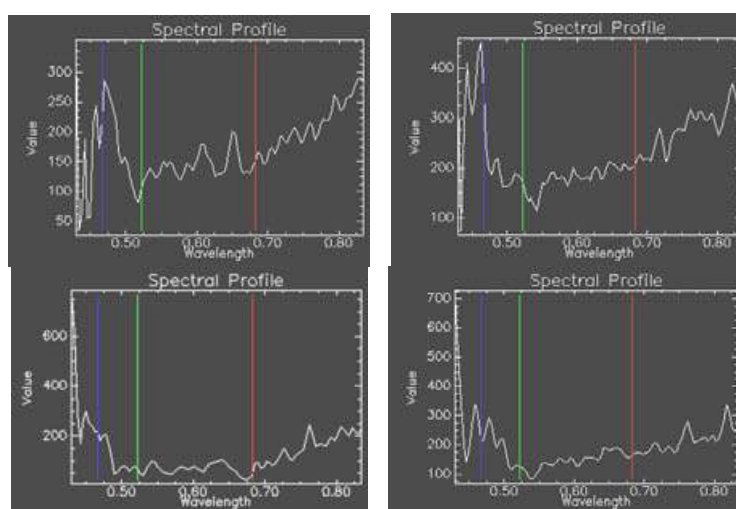
πρώτη προσπάθεια ήταν προφανώς, να εντοπίσουμε ένα σημείο αναφοράς, ταξινομώντας κατευθείαν τα σκιασμένα εικονοστοιχεία. Αναμενόμενα, τα αποτελέσματα ήταν φτωχά. Η καλύτερη ακρίβεια που επιτεύχθηκε ήταν για το υλικό της πορφύρας με 77%, με εξαιρετικά υψηλό όμως σφάλμα (commission error rate: 200%). Προς χάριν συγκρίσεως, τα φωτισμένα εικονοστοιχεία πέτυχαν ακρίβεια της τάξης του 85% με δείκτη  $k=0.804$  για τον MHD, 88% με  $k=0.841$  για τον ML, 76% με  $k=0.686$  για τον MD, 39% με  $k=0.304$  για τον SAM. Τα φτωχά αποτελέσματα για τον MD και τον SAM προτείνουν ένα μη ασήμαντο σχήμα των κατηγοριών (clusters).

Το επόμενο βήμα ήταν η ανάλυση των φασματικών καμπυλών των σκιασμένων εικονοστοιχείων, ώστε να αποφασίσουμε με οπτικό τρόπο ποιες κατηγορίες θα μπορούσαν να συγχωνευτούν λόγω ομοιότητας, σε μια προσπάθεια να αποκτήσουμε ακρίβεια στην ταξινόμηση. Έτσι, δημιουργήθηκαν τελικώς δύο κατηγορίες με τις ονομασίες HDN και LDN, με συνέπεια τη μείωση του αριθμού των κατηγοριών στη μέση, αλλά το διπλασιασμό του αριθμού των εικονοστοιχείων για κάθε κατηγορία.

Με τα νέα δεδομένα, υλοποιήθηκε ταξινόμηση, χρησιμοποιώντας τους κλασικούς αλγόριθμους. Αυτή τη φορά τα αποτελέσματα ακρίβειας ήταν τα εξής: 75% με  $k=0.621$  για τον MHD, 73% με  $k=0.598$  για τον ML, 73% με  $k=0.599$  για τον MD και 38% με  $k=0.26$  για τον SAM.

#### 6.1.4 Συμπεράσματα

Σε αυτή την εργασία περιγράφηκε η προσπάθεια εξερεύνησης σκιασμένων εικονοστοιχείων, με σκοπό την εξαγωγή χρήσιμης πληροφορίας που περιέχονται σε αυτά, για την ταξινόμησή τους. Μετά τη συλλογή των δεδομένων, έγιναν ταξινομήσεις ξεχωριστά για τα φωτισμένα και σκιασμένα εικονοστοιχεία. Η ανάλυση των φασματικών τους διαγραμμάτων ανέδειξε κάποιες ομοιότητες σε κάποιες από τις κατηγορίες. Οι όμοιες κατηγορίες συγχωνεύτηκαν και έγινε νέα ταξινόμηση με βελτίωση της ακρίβειας σε όλα τα επίπεδα, εκτός από τον SAM. Τα αποτελέσματα φανερώνουν ότι είναι πιθανό να γίνουν πιο ακριβείς ταξινομήσεις σε σκιασμένα εικονοστοιχεία με χαμηλό SNR.



Εικόνα 6-1: Αντιπροσωπευτικά διαγράμματα φασματικής ανακλαστικότητας για τις κατηγορίες (από πάνω αριστερά): βοτσαλωτή πεζοδρόμηση, γρανίτης, πορφύρα, άσφαλτος.

## 6.2 USING HYPERSPECTRAL DATA FOR URBAN BASELINE STUDIES, BOULDER, COLORADO

ΧΡΗΣΗ ΥΠΕΡΦΑΣΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΓΙΑ ΤΗ ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ  
ΒΑΣΗΣ ΜΕ ΣΚΟΠΟ ΤΗ ΜΕΛΕΤΗ ΤΟΥ  
ΑΣΤΙΚΟΥ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΟΣ

F. A. Kruse  
J. W. Boardman  
And K. E. Livo

### 6.2.1 Εισαγωγή

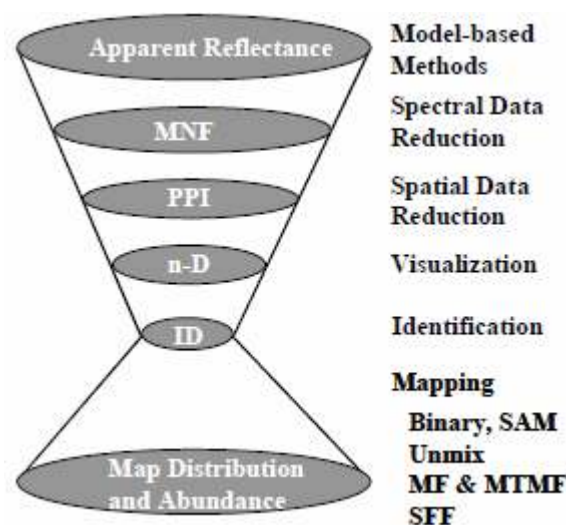
Η παρούσα εργασία αποτελεί μία προκαταρκτική προσπάθεια, ώστε να καθιερωθούν προσεγγίσεις και μέθοδοι ανάλυσης υπερφασματικών δεδομένων, με σκοπό τη μελέτη του αστικού περιβάλλοντος. Η αρχική προσπάθεια εστιάζεται στην ανάλυση δεδομένων που αποκτήθηκαν στις 14/10/2003 στο Boulder, Colorado, από τον Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer(AVIRIS).

Τα αποτελέσματα που εξήχθησαν φανερώνουν πως η μεθοδολογία που έχει αναπτυχθεί για τις γεωλογικές χαρτογραφήσεις, είναι γενικά εφαρμόσιμη και στο αστικό περιβάλλον.

### 6.2.2 Προσέγγιση

Η προσέγγιση στην ανάλυση των δεδομένων που αποκτήθηκαν, ήταν να εκμεταλλευτούμε τις μεθόδους που είναι διαθέσιμες στο λογισμικό “ENVI” και βασίζονται σε μοντέλα, για την ατμοσφαιρική διόρθωση αλλά και για την καθιέρωση μεθοδολογιών χαρτογράφησης της αστικής επιφάνειας χρησιμοποιώντας τις ιδιότητες των HSI δεδομένων.

Μια τυποποιημένη μέθοδος ανάλυσης υπερφασματικών δεδομένων είναι η “Hourglass” που αναπτύχθηκε από τον Kruse(Εικόνα 6-1).



Εικόνα 6-2: Η προσέγγιση “Hourglass” για την ανάλυση HSI data.

Η ανάλυση της προσέγγισης περιγράφεται στα παρακάτω βήματα:

1. Διόρθωση των ατμοσφαιρικών επιδράσεων, με τη χρήση κάποιου μοντέλου, όπως το ACORN(AIG,2001)
2. Φασματική συμπίεση, απαλοιφή θορύβου και μείωση της διάστασης, χρησιμοποιώντας το μετασχηματισμό MNF
3. Επιλογή των στόχων με χρήση γεωμετρικών μεθόδων(Pixel Purity Index-PPI)
4. Εξαγωγή του φάσματος των στόχων μέσω  $n$ -διάστατου διαγράμματος
5. Αναγνώριση των στόχων, μέσω αυτόματων διαδικασιών, οπτικής επιθεώρησης και συγκρίσεων δεδομένων με φασματικές βιβλιοθήκες
6. Παραγωγή χαρτών αξιοποιώντας διάφορες μεθόδους, όπως τους αλγόριθμους “Spectral Angle Mapper”(SAM) και “Mixture-Tuned-Matched-Filtering”(MTMF).

Τα προβλήματα που εμφανίζονται είναι κυρίως δύο. Η χρήση γεωμετρικών διορθωμένων δεδομένων έχει ως αποτέλεσμα τα στάδια MNF και PPI να είναι ιδιαίτερα χρονοβόρα λόγω του μεγάλου όγκου δεδομένων που υπεισέρχονται στους υπολογισμούς. Δεύτερον, η πολυπλοκότητα του αστικού περιβάλλοντος, προκαλεί δυσκολίες στα μοντέλα ανίχνευσης στόχων.

### **6.2.3 Μεθοδολογία**

Η διαδικασία που αναπτύχθηκε σε πρώτη φάση, ήταν ο διαχωρισμός των δεδομένων σε δύο τμήματα(VNIR/SWIR), στοιχείο που βοήθησε στη μείωση του όγκου των δεδομένων και έκανε την ανάλυση πιο εφικτή. Έπειτα η κύρια διαδικασία που ακολουθήθηκε, ήταν ο αποκλεισμός καναλιών μετά από εφαρμογή του αλγόριθμου MNF και χρήση της μεθόδου PPI για τα πρώτα 50 κανάλια που προέκυψαν από την απαλοιφή του θορύβου. Δεκαπέντε στόχοι(Endmembers) εξήχθησαν με χρήση του  $n$ -D Visualizer, αποτυπώθηκαν και χρησιμοποιήθηκαν για τη φασματική χαρτογράφηση. Ο αλγόριθμος SAM εφαρμόστηκε για τον αρχικό, αναγνωριστικό εντοπισμό της θέσης των στόχων και την εμφάνιση της χωρικής τους διασποράς, μόνο για ολόκληρα εικονοστοιχεία.

### **6.2.4 Συμπεράσματα**

Παρατηρήθηκε πως η μεγάλη διάσταση των δεδομένων που προκαλείται από την υψηλή φασματική μεταβλητότητα του αστικού περιβάλλοντος, αυξάνει την πολυπλοκότητα των δεδομένων, σε σύγκριση με αυτά από γεωλογικές μελέτες, κάνοντας την ανάλυση μέσω μοντέλων ανίχνευσης στόχων(mixing models) δύσκολη. Παρόλα αυτά, τα αποτελέσματα φανερώνουν, ότι υπάρχουν οι βασικές δυνατότητες στις υπάρχουσες HSI μεθόδους, που επιτρέπουν τη χαρτογράφηση του αστικού περιβάλλοντος.



## **6.3 Hyperspectral Sensor Data Capabability for Retrieving Complex Urban Land Cover in Comparison with Multispectral Data: Venice City Case Study (Italy)**

Ικανότητα υπερφασματικών δεδομένων στην αναγνώριση σύνθετων αστικών επιφανειών συγκριτικά με τα πολυφασματικά δεδομένα:

Βενετία(Ιταλία)

Rosa Maria Cavalli 1, Lorenzo Fusilli 1, Simone Pascucci 2,\*, Stefano Pignatti 2 and Federico Santini

### **6.3.1 Εισαγωγή**

Η εργασία αυτή έχει ως στόχο τη σύγκριση της ικανότητας διαφορετικών αισθητήρων να ανιχνεύουν τα διάφορα είδη υλικά και αντικείμενα μέσα σε ένα σύνθετο αστικό περιβάλλον. Χρησιμοποιήθηκαν δορυφορικά δεδομένα από τους αισθητήρες ALI, Hyperion και LANDSAT ETM+, όπως επίσης δεδομένα από την πλατφόρμα MIVIS και υψηλής ανάλυσης εικόνες IKONOS. Το κέντρο της πόλης της Βενετίας επιλέχτηκε για τη σύγκριση των φασματικών και χωρικών χαρακτηριστικών των αισθητήρων, λόγω της πολυπλοκότητας που παρουσιάζει.

### **6.3.2 Μέθοδοι**

Η διαδικασία που ακολουθήθηκε για την εξαγωγή της πληροφορίας από τα πολυφασματικά και υπερφασματικά δεδομένα περιγράφεται στα πέντε επόμενα βήματα: α) αντικειμενοστραφής προσέγγιση και εφαρμογή του αλγόριθμου ISODATA για την τμηματοποίηση της εικόνας, β) εφαρμογή του αλγόριθμου SAM για την ταξινόμηση των κατηγοριών. Τα δεδομένα υψηλής φασματικής ανάλυσης(MIVIS, Hyperion) διερευνήθηκαν περαιτέρω σε επίπεδο υπο-εικονοστοιχείου με την ανάλυση γ) Band and Material Detection Limit(BDL,MDL) ώστε να ακολουθήσει η ανάλυση δ) Band-Depth. Τέλος, για τις ίδιες περιοχές, εφαρμόστηκε η διαδικασία ε) Linear Spectral Unmixing.

Τα αποτελέσματα των διαφορετικών ταξινομήσεων συγκρίθηκαν με τα επίγεια δεδομένα που συλλέχθηκαν και τα διανυσματικά δεδομένα που εξήχθησαν από την πολυφασματική απεικόνιση της IKONOS, η οποία είχε υποστεί ενίσχυση με τη μέθοδο Intensity-Hue-Saturation(IHS).

### **6.3.3 Συμπεράσματα**

Τα αποτελέσματα της σύγκρισης μεταξύ υπερφασματικών και πολυφασματικών τηλεπισκοπικών δεδομένων δείχνουν πως με τα δεδομένα που προέκυψαν από το δορυφόρο Hyperion, είναι δυνατή η χαρτογράφηση σύνθετων αστικών περιοχών, όπως αυτή του κέντρου της Βενετίας, με ακρίβεια όμοια των υψηλότερης χωρικής ανάλυσης δεδομένων που προέκυψαν από την πλατφόρμα MIVIS.

## **6.4 Hyperspectral Remote Sensing Application for Semi-Urban Areas Monitoring**

Εφαρμογή της υπερφασματικής τηλεπισκόπησης για την καταγραφή ημιαστικών περιοχών

Rejas Ayuga, Juan Gregorio, Martínez Marín, Rubén, Malpica Velasco, José Antonio

### **6.4.1 Εισαγωγή**

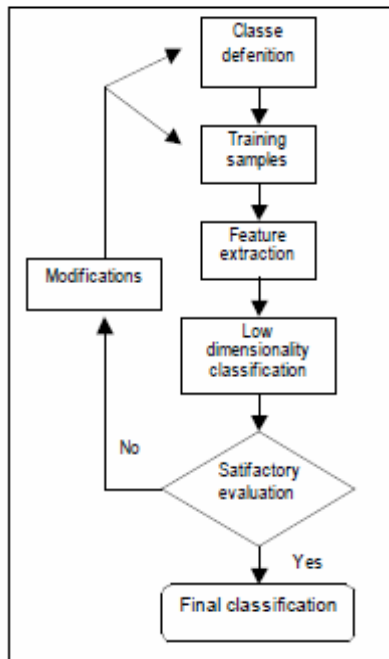
Αντικείμενο της μελέτης αυτής είναι η παρουσίαση μιας μεθοδολογίας για τη χαρτογράφηση βιοτόπων και τεχνητών αντικειμένων που βρίσκονται στον αστικό χώρο, μέσω ανάλυσης υπερφασματικών εικόνων, που προέρχονται από αερομεταφερόμενες πλατφόρμες. Τονίζονται τα κύρια σημεία που παίζουν ρόλο στη διαδικασία της ταξινόμησης αστικών επιφανειών καθώς και οι τρόποι μείωσης της διάστασης των υπερφασματικών δεδομένων χωρίς απώλεια πληροφορίας. Συγκεκριμένα εξετάζεται η δυνατότητα χαρτογράφησης περιοχής της Μαδρίτης με δεδομένα που αποκτήθηκαν από τον Airborne Hyperspectral Scanner(AHS) με 80 κανάλια και την ψηφιακή κάμερα AMDC που λαμβάνει εικόνες στα τρία βασικά κανάλια(RGB). Έγιναν επίσης επίγειες μετρήσεις με ραδιόμετρα πάνω σε διάφορες αστικές επιφάνειες που καλύπτουν την περιοχή.

### **6.4.2 Μεθοδολογία**

Μετά τις απαραίτητες διορθώσεις που αφορούν στις ατμοσφαιρικές επιδράσεις και τη γεωαναφορά των εικόνων, ακολούθησε η αυτόματη ταξινόμηση, για την οποία έγιναν δύο προσεγγίσεις. Πρώτα εφαρμόστηκε σε όλα τα διαθέσιμα κανάλια του AHS και δευτερευόντως έγινε χρήση μόνο των θερμικών καναλιών.

Η κατηγορίες γης προς καταγραφή αντιστοιχούν κυρίως σε υλικά που χρησιμοποιούνται για την κατασκευή κτιρίων, δρόμων, αθλητικών εγκαταστάσεων και εκτός αυτών είναι απαραίτητη η χαρτογράφηση της βλάστησης και των νερών. Σε πρώτη φάση έγινε ο καθορισμός των επιφανειών εκείνων που αναγνωρίζονται εύκολα με την ανάλυση σε επίπεδο εικονοστοιχείου στα 3.4m. Οι κύριες κατηγορίες φαίνονται στον Πίνακα 6-1. Εν συνεχεία έγινε επίγειος έλεγχος στις περιοχές ενδιαφέροντος(ROIs) που επιλέχθηκαν και τα αποτελέσματα αναλύθηκαν στο εργαστήριο για την εξαγωγή της φασματικής πληροφορίας. Τα διαγράμματα ανακλαστικότητας των επίγειων μετρήσεων και των αναλύσεων του εργαστηρίου συγκρίθηκαν με τα δεδομένα που προέκυψαν από τον αισθητήρα. Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε παρουσιάζεται στην Εικόνα 6-2.

Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε για την ταξινόμηση ήταν ο SAM. Το μέγιστο κατώφλι για την γωνία που χρησιμοποιεί ο αλγόριθμος καθορίστηκε στα 0.10rad. Πριν την εκτέλεση του SAM εφαρμόστηκε η μέθοδος MNF για την εκτίμηση του θορύβου στα κανάλια του AHS. Τα κανάλια 38,42,44,53,58-64 και 70 αποκλείστηκαν εξαιτίας του χαμηλού λόγου SNR. Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων έγινε με τη μέθοδο του πίνακα σφαλμάτων. Η ακρίβεια της ταξινόμησης εκτιμήθηκε στα 79% και το ποσοστό των pixels που δεν ταξινομήθηκε ήταν 5%.



Εικόνα 6-3: Ροή επεξεργασίας δεδομένων

Land cover:	
1	Vegetation Grass Bushes Trees
2	Water bodies Shallow water: Spring and swimming pools Deep water: River
3	Bare soils Sand (paths, park horse sport) Arable land Calcareous (bullfighting place)
4	Transportation areas Asphalt roads or asphalt parking lots Concrete roads Synthetic rubber bituminous (sport facilities)
5	Building roofs Asbestos Gravel roof (Hospital, Medicine faculty, nursing school) Tile roof PVC roof Metal (Technical College Zinc) Glass Synthetic Polycarbonate (petrol stations)
6	Sport infrastructures Tennis courts Red Tartan

Πίνακας 6-1: Κατηγορίες εδαφοκάλυψης

### 6.4.3 Συμπεράσματα

Τα αποτελέσματα που εμφανίστηκαν με τη χρήση του αλγόριθμου SAM κρίνονται ικανοποιητικά. Όταν οι περιοχές εκπαίδευσης είναι περιορισμένες, φαίνεται πως ο SAM αποδίδει καλά. Σε περιπτώσεις που τα εικονοστοιχεία στις περιοχές εκπαίδευσης είναι αρκετά, η εφαρμογή κάποιου αλγόριθμου με πληροφoρία πίνακα συµµεταβλητοτήτων, είναι πιθανό να δώσει καλύτερα αποτελέσματα. Τέλος, µελετήθηκαν κάποιες ιδιότητες του θερµικού τµήµατος του φάσµατος που παρείχε ο AHS και βρέθηκε πως υλικά όπως το PVC, µε υλικά µόνωσης, ανιχνεύθηκαν γρήγορα και άµεσα.



Εικόνα 6-4: Τελική εικόνα μετά τον αλγόριθμο SAM.

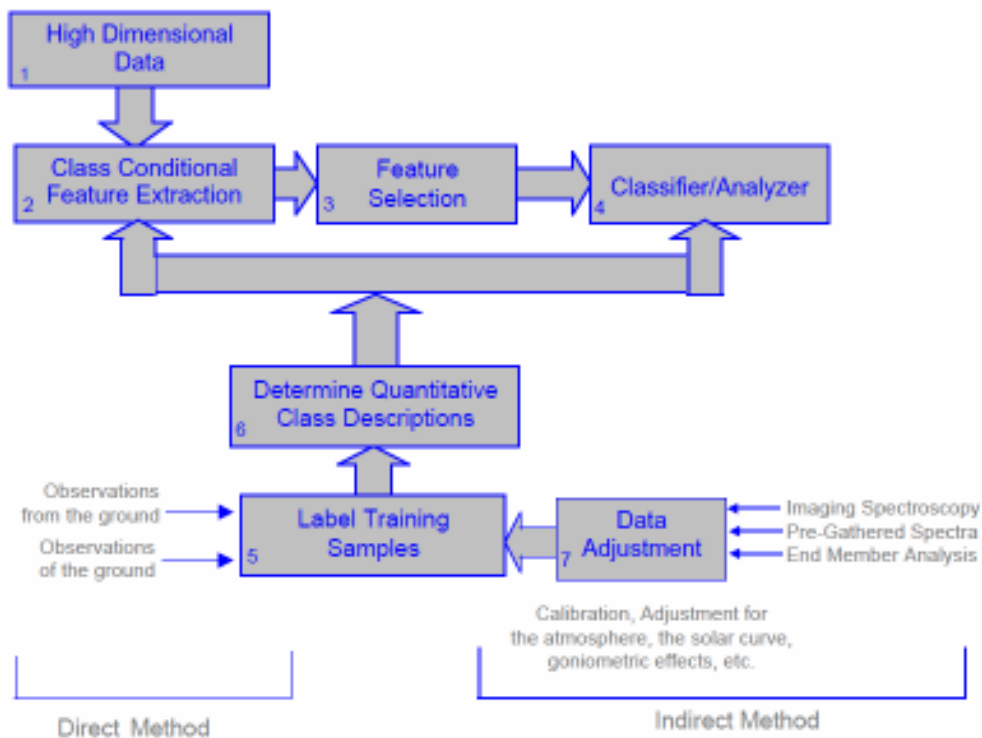
## 6.5 Hyperspectral Image Data Analysis as a High Dimensional Signal Processing Problem

Η Υπερφασματική Ανάλυση Δεδομένων ως πρόβλημα επεξεργασίας του μεγάλου όγκου δεδομένων

David Landgrebe  
School of Electrical & Computer Engineering  
Purdue University

### 6.5.1 Εισαγωγή

Ένα από τα κύρια ζητήματα που απασχολεί τους αναλυτές στα πλαίσια της διαχείρισης και επεξεργασίας τηλεπισκοπικών δεδομένων, είναι η εύρεση των κατάλληλων μεθόδων και αλγορίθμων αλλά και η σειρά με την οποία αυτοί θα εκτελεστούν, ώστε να υπάρξει το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα. Το παρακάτω διάγραμμα περιγράφει μία τέτοια διαδοχή.



### 6.5.2 Δεδομένα

Η συλλογή των δεδομένων έγινε με αισθητήρα ο οποίος βρισκόταν πάνω σε αερομεταφερόμενη πλατφόρμα, πάνω από την πόλη της Ουάσινγκτον. Τα χαρακτηριστικά των δεδομένων που αποκτήθηκαν ήταν τα εξής: 3m μέγεθος εικονοστοιχείου, 210 φασματικά κανάλια από τα 0.4 έως τα 2.4μm(ορατό και υπέρυθρο φάσμα).

### 6.5.3 Βήματα ανάλυσης

1. Εμφάνιση εικόνας. Το πρώτο βήμα είναι η παρουσίαση των δεδομένων με τέτοια όψη που να διευκολύνει την επιλογή και καταγραφή των περιοχών εκπαίδευσης. Εδώ επιλέχθηκαν τα κανάλια 60,27 και 17 για το κόκκινο, πράσινο και μπλε χρώμα αντίστοιχα. Το αποτέλεσμα φαίνεται στην Εικόνα 6-4.

2. Καθορισμός κατηγοριών κάλυψης γης. Οι επιθυμητές κατηγορίες είναι οροφές, δρόμοι, γρασιδι, δέντρα, μονοπάτια, νερά και σκιές.

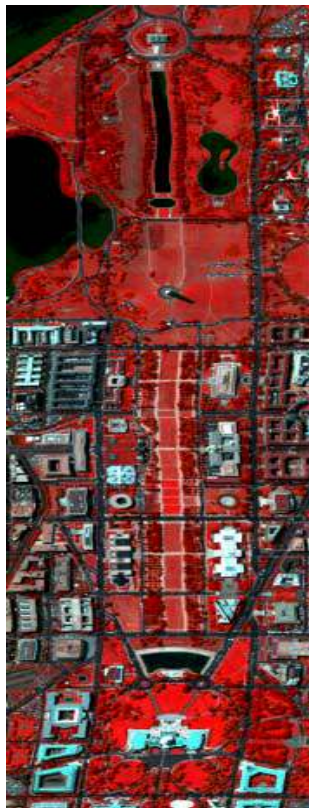
3. Feature extraction. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε ήταν ο Discriminant Analysis Feature Extraction(DAFE). Το αποτέλεσμα ήταν ο σχηματισμός 210 νέων χαρακτηριστικών με φθίνουσα διαβάθμιση ανάλογα με την αξία που έχουν για την παραγωγή αποτελεσματικού διαχωρισμού.

4. Από το αποτέλεσμα της εφαρμογής του DAFE επιλέχθηκαν τα 9 πρώτα χαρακτηριστικά, μειώνοντας τη διάσταση από τα 210 κανάλια στα εννέα.

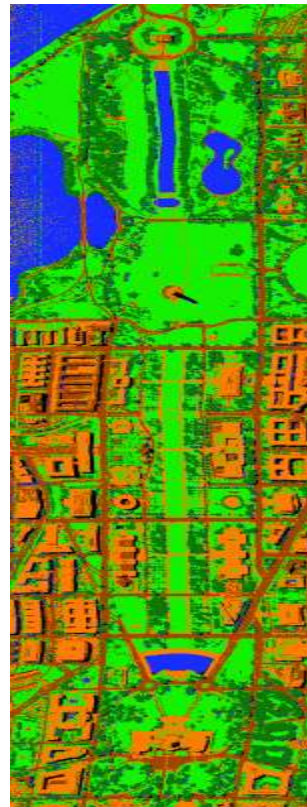
5. Αρχική ταξινόμηση. Έχοντας καθορίσει τον αριθμό των κατηγοριών που θα χαρτογραφηθούν και έχοντας μειώσει τη διάσταση των δεδομένων γίνεται χρήση του αλγόριθμου ECHO(Extraction and Classification of Homogeneous Objects) για τη διαδικασία ταξινόμησης, αλγόριθμος που στηρίζεται στη μέθοδο της μέγιστης πιθανοφάνειας, χωρίζοντας την εικόνα σε φασματικά ομογενείς περιοχές.

6. Έλεγχος Περιοχών Εκπαίδευσης. Μετά από μελέτη του αρχικού προϊόντος της ταξινόμησης βελτιώνεται η επιλογή και καταγραφή των Περιοχών Εκπαίδευσης και προσθέτονται δύο επιπλέον.

7. Τελική ταξινόμηση. Με τις βελτιωμένες Περιοχές Εκπαίδευσης ολοκληρώνεται η ταξινόμηση. Το αποτέλεσμα φαίνεται στην Εικόνα 6-6. Σε κάθε κατηγορία έχει αποδοθεί ξεχωριστό χρώμα.



Εικόνα 6-5: Έγχρωμο σύνθετο



Εικόνα 6-6: Θεματικός χάρτης αποτελέσματος

## **6.6 Endmember detection in urban environments using hyperspectral HyMap data**

Ανίχνευση στόχων σε αστικό περιβάλλον με χρήση υπερφασματικών δεδομένων HyMap

K. Segl, U. Heiden, M. Müller and H. Kaufmann

### **6.6.1 Εισαγωγή**

Πολλοί είναι οι αλγόριθμοι που έχουν αναπτυχθεί για την επιβλεπόμενη ταξινόμηση υπερφασματικών δεδομένων και την εξαγωγή πληροφορίας από μικτά φασματικά εικονοστοιχεία. Σε αυτή την εργασία παρουσιάζεται ένα εργαλείο φασματικής ανάλυσης για την εξαγωγή καθαρών στόχων από το αστικό περιβάλλον. Η μέθοδος αποτελείται από τρία κύρια βήματα: α) spectral classification, β) post-processing, γ) hyperspectral clustering.

Για τη καλή εφαρμογή της μεθόδου που μειώνει σε σημαντικό βαθμό το χρόνο επεξεργασίας για την εξαγωγή των στόχων, απαιτείται καλή ατμοσφαιρική διόρθωση και υψηλή χωρική ανάλυση του αισθητήρα. Για το λόγο αυτό επιλέχθηκαν δεδομένα του HyMap.

### **6.6.2 Δεδομένα**

Τα δεδομένα που αποκτήθηκαν από τον αισθητήρα HyMap για την πόλη της Δρέσδης, είχαν 126 κανάλια από τα 437 έως τα 2485nm με εύρος 15-20nm και μέγεθος εικονοστοιχείου στα 3m. Για την ατμοσφαιρική διόρθωση χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό ACORN ενώ για τη γεωμετρική διόρθωση χρησιμοποιήθηκε ψηφιακό μοντέλο εδάφους(DEM) της περιοχής.

### **6.6.3 Καθορισμός τύπων εδαφικής κάλυψης**

Η επιτυχία της αυτόματης αναγνώρισης των αντικειμένων σε ένα αστικό χώρο εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη συστηματική ανάλυση των φασματικών χαρακτηριστικών των υλικών. Για το λόγο αυτό 44 υλικά αναγνωρίστηκαν και κατηγοριοποιήθηκαν σε 7 θεματικές κατηγορίες ανάλογα με τις ιδιότητες τους. Έπειτα για όλα τα αντικείμενα, έγινε καταγραφή τους σε περιοχές εκπαίδευσης(ROIs), στις απεικονίσεις του HyMap.

### **6.6.4 Μεθοδολογία**

Στο κομμάτι της φασματικής ταξινόμησης έγινε προσπάθεια διαφοροποίησης και τονισμού των διαφόρων κατηγοριών μέσω των φασματικών τους χαρακτηριστικών. Για το λόγο αυτό, υπολογίστηκαν το βάθος των χαρακτηριστικών καναλιών απορρόφησης, λόγοι καναλιών, μέσοι όροι ανακλαστικότητας για τη διαφοροποίηση των φωτεινών και σκοτεινών αντικειμένων και το RMS error. Εν συνεχεία όλα τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν συγκρίθηκαν με κατηγορίες φασματικών βιβλιοθηκών. Από τους διάφορους αλγόριθμους που δοκιμάστηκαν, τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

(Artificial Neural Network) κρίθηκαν ως η καταλληλότερη τεχνική, καθώς μετά την “εκπαίδευση” τους έδωσαν συνολική ακρίβεια 90-100% για όλες σχεδόν τις κατηγορίες. Πρόβλημα αποτέλεσαν οι σκιασμένες κατηγορίες, το νερό και διάφορα είδη βλάστησης.

Στο δεύτερο βήμα της εργασίας, που καλείται Post Processing, και βασιζόμενοι στα αποτελέσματα της ταξινόμησης, επιλέγονται τα πιο ακριβή αντικείμενα ως endmembers, μετά από χρήση μασκών και ορισμό κατωφλίων για την ακριβέστερη ανάλυση και ανίχνευση των εικονοστοιχείων-στόχων.

Τέλος, λαμβάνοντας υπόψη τη θέση των αντικειμένων που ανιχνεύθηκαν, υπολογίστηκε το φάσμα των endmembers στη σκηνή του HyMap. Για τον καλύτερο υπολογισμό τους, τα διαφορετικά φάσματα κατηγοριοποιήθηκαν σε κατηγορίες με χρήση αλγορίθμων clustering, με δυνατότητα αναγνώρισης σημαντικών υποκατηγοριών στο πολυδιάστατο ιστόγραμμα κάθε αντικειμένου. Η τεχνική ομαδοποίησης που χρησιμοποιήθηκε ευνοεί τη γκαουσιανή κατανομή.

### **6.6.5 Συμπεράσματα**

Στην σκηνή της Δρέσδης, ανιχνεύθηκαν 35 διαφορετικά αντικείμενα και διαχωρίστηκαν σε 229 φασματικούς στόχους. Για να αποδείξουμε την αξία της τεχνικής και την ικανότητα εφαρμογής της σε άλλου τύπου δεδομένα, υπολογίστηκαν επιπρόσθετα endmembers από δύο άλλες πόλεις της Γερμανίας. Και τα δύο είδη δεδομένων εμφανίζουν όμοια χαρακτηριστικά. Η εξαγωγή τυπικών endmembers για όλες σχεδόν τις οροφές, μερικώς μονωμένες και πλήρως μονωμένες, θεωρείται εύκολη διαδικασία. Πρόβλημα αποτελούν μόνο οι σκιασμένες περιοχές, για την αναγνώριση των οποίων χρειάζεται η συνεισφορά θερμικών καναλιών.





## 7. Επεξεργασίες Υπερφασματικών δεδομένων για την περιοχή μελέτης

### 7.1 Εισαγωγικά

Σκοπός της διπλωματικής εργασίας ήταν η ανάλυση, εξέταση και αξιολόγηση τεχνικών, μεθόδων και αλγορίθμων πάνω σε υπερφασματικά δεδομένα, για την εξαγωγή πληροφορίας από αστική περιοχή. Η πληροφορία που εξάχθηκε αφορά κυρίως συμπεράσματα για τους τρόπους μείωσης της διάστασης των υπερφασματικών δεδομένων, την ανίχνευση εικονοστοιχείων-στόχων και την ταξινόμηση των εικόνων για την όσο δυνατόν καλύτερη χαρτογράφηση των αστικών κατηγοριών. Δεν αποτέλεσε αντικείμενο της εργασίας ο διαχωρισμός και η ταυτοποίηση συγκεκριμένων υλικών μέσω φασματικών βιβλιοθηκών.

Όλες οι διαδικασίες για την ανάλυση των υπερφασματικών δεδομένων πραγματοποιήθηκαν στο λογισμικό ENVI 4.4 της εταιρείας ESRI. Παρακάτω, ακολουθεί η παρουσίαση των δεδομένων και της περιοχής μελέτης καθώς επίσης και τα αποτελέσματα της εργασίας για κάθε βήμα της υπερφασματικής ανάλυσης.

### 7.2 Περιοχή μελέτης- Παρουσίαση απεικονίσεων

Η αστική περιοχή που μελετάται είναι η πόλη της Χαλκίδας που βρίσκεται Β.Α της Αθήνας. Η εικόνα προέρχεται από τον αερομεταφερόμενο υπερφασματικό αισθητήρα CASI που κατέγραψε ακτινοβολία σε 96 κανάλια, από τα 422.6nm έως τα 964.4nm, με εύρος καναλιού τα 3nm. Η εικόνα λήφθηκε στις 23/6/2005. Οι διαστάσεις του pixel στο έδαφος είναι 2x2m. Η αρχική εικόνα, λόγω της μεγάλης διάστασης, κόπηκε σε τρία μικρότερα δείγματα για τη διευκόλυνση της εφαρμογής των μεθόδων και των διαφόρων αλγορίθμων. Παρακάτω παρουσιάζονται οι εικόνες σε έγχρωμο σύνθετο με R:761.7nm, G:642.1nm, B:546.1nm(false color composite).



Εικόνα 7-1: Αρχική απεικόνιση της πόλης της Χαλκίδας σε έγχρωμο σύνθετο.

---

**ΧΑΛΚΙΔΑ(1)**

---



---

**ΧΑΛΚΙΔΑ(2)**

---



---

### ΧΑΛΚΙΔΑ(3)

---



---

Η αρχική απεικόνιση της πόλη της Χαλκίδας εισήχθηκε στο περιβάλλον του ENVI και μέσω της διαδικασίας Basic Tools→Resize Data(Spatial/Spectral) έγινε το κόψιμο της εικόνας σε τρεις νέες οι οποίες παρουσιάζονται παραπάνω σε μορφή έγχρωμου σύνθετου και στο μέγεθος του κεντρικού παραθύρου(main display) του προγράμματος ENVI. Τα χαρακτηριστικά των εικόνων παρουσιάζονται στον Πίνακα 7-1.

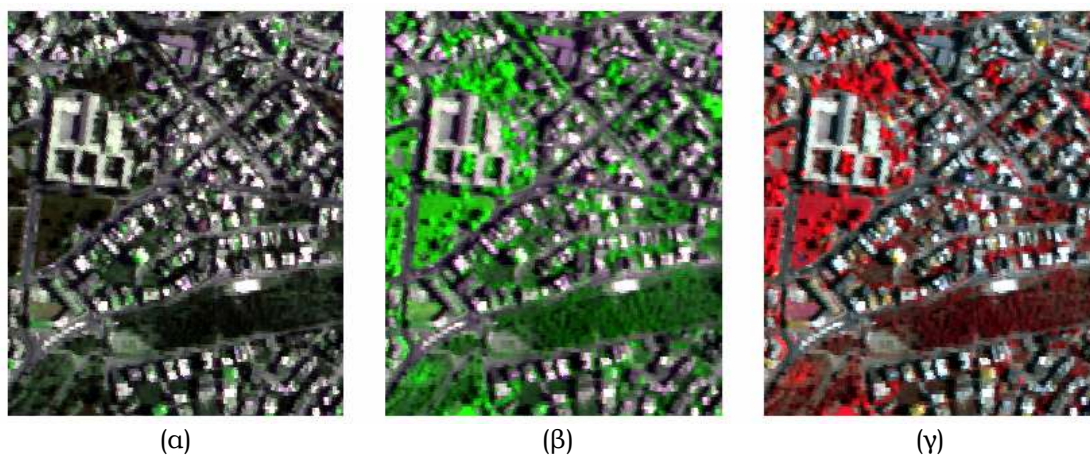
Πίνακας 7-1: Χαρακτηριστικά εικόνων

	Γραμμές	Στήλες	Αριθμός εικονοστοιχείων	Μέγεθος
<b>ΧΑΛΚΙΔΑ(1)</b>	300	250	75000	14.063KB
<b>ΧΑΛΚΙΔΑ(2)</b>	300	250	75000	14.063KB
<b>ΧΑΛΚΙΔΑ(3)</b>	480	420	201600	37.8KB

Οι τρεις εικόνες παρουσιάζουν διαφορές μεταξύ τους, παρόλο που ενυπάρχουν μέσα στο ίδιο αστικό τοπίο. Αυτές έχουν να κάνουν με την πυκνότητα της δόμησης των κτιρίων, τη ρυμοτομία, τη βλάστηση και την παρουσία της θάλασσας. Δεδομένης της μεσαίας χωρικής ανάλυσης, η καταγραφή, επεξεργασία και ανάλυση των δεδομένων που προέρχονται από πυκνοδομημένες περιοχές είναι εκ των πραγμάτων δύσκολη. Η εικόνα της Χαλκίδας(1), λόγω της αραιής δόμησης και με την ύπαρξη όλων των κατηγοριών που υπάρχουν και στις υπόλοιπες εικόνες αποτέλεσε την καλύτερη σκηνή για τις μεθόδους που πραγματοποιήθηκαν. Για το λόγο αυτό και για άλλους πιο πρακτικούς, η προβολή των αποτελεσμάτων της υπερφασματικής ανάλυσης θα γίνεται κατά βάση μέσω της εικόνας Χαλκίδα(1).

### 7.3 Έγχρωμα Σύνθετα - Χρωματικοί Μετασχηματισμοί - Λόγοι Καναλιών

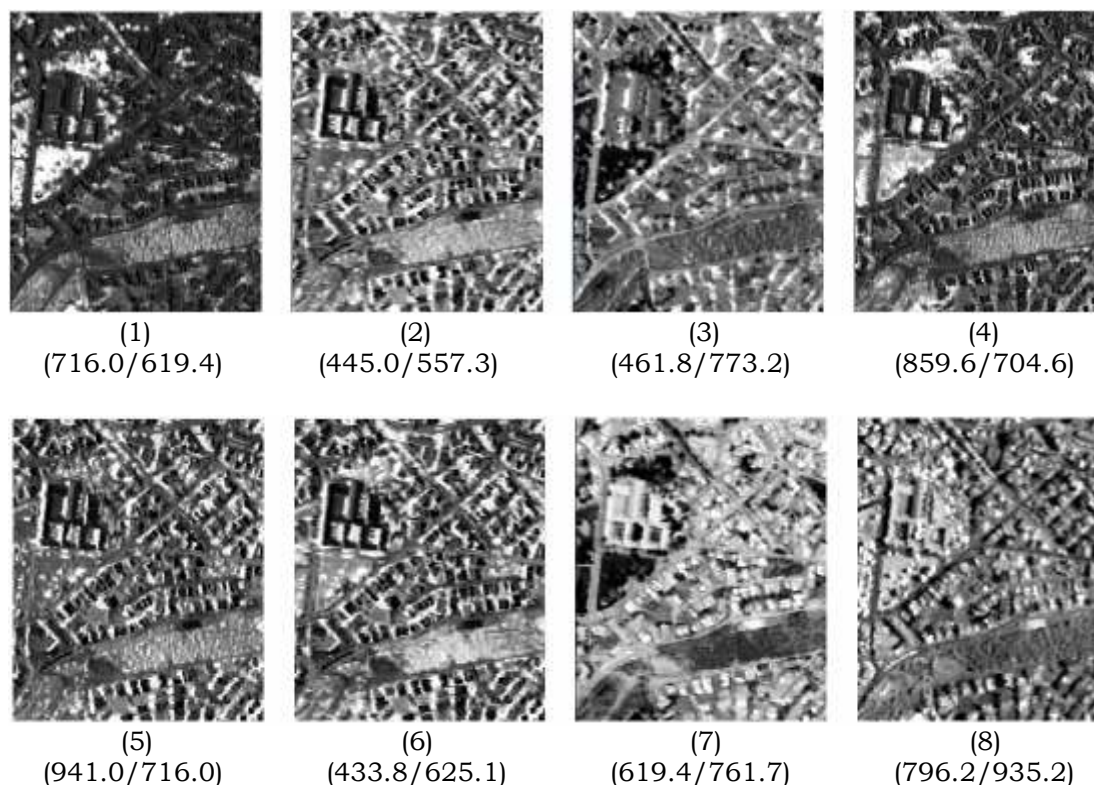
Πριν από κάθε επεξεργασία και ανάλυση των τηλεπισκοπικών απεικονίσεων, ο χρήστης πρέπει να είναι σε θέση να αναγνωρίζει τις περισσότερες κατηγορίες και αντικείμενα που βρίσκονται στη σκηνή, ώστε οι διαδικασίες της καταγραφής περιοχών εκπαίδευσης και της ταξινόμησης μετέπειτα να γίνουν με μεγαλύτερη ευκολία. Εκτός από τις τεχνικές της ραδιομετρικής και γεωμετρικής ενίσχυσης που βελτιώνουν την ποιότητα της εικόνας, η δημιουργία έγχρωμων σύνθετων, οι λόγοι καναλιών και οι χρωματικοί μετασχηματισμοί μπορούν να δώσουν στο χρήστη μία εικόνα για το ποιες κατηγορίες γης υφίστανται στη σκηνή αλλά και το πώς διαχωρίζονται μεταξύ τους. Η δυνατότητα αυτή προκύπτει από τις φασματικές ιδιότητες των υλικών, όπως επίσης από τη γνώση και την εξοικείωση του χρήστη. Στην Εικόνα 7-2 παρουσιάζονται έγχρωμα σύνθετα για τη Χαλκίδα(1).



Εικόνα 7-2: Τρία έγχρωμα σύνθετα για την εικόνα Χαλκίδα(1). Τα κανάλια που συνδυάστηκαν για τη σύνθεση σε nm είναι: α) 529.2/693.2/489.8, β) 529.2/790.4/489.8 και γ) 761.7/642.1/546.1.

Οι λόγοι είναι μία από τις πιο χρήσιμες αριθμητικές πράξεις που μπορούν να εφαρμοστούν σε ψηφιακές εικόνες. Η εφαρμογή τους βασίζεται στην αρχή ότι εάν επιλεγούν κατάλληλα κανάλια δορυφορικών δεκτών, τότε ο λόγος ενισχύει την αντίθεση των επιφανειακών υλικών των οποίων οι φασματικές καμπύλες

παρουσιάζουν αντίθετη συμπεριφορά στα συγκεκριμένα κανάλια(π.χ. μέγιστο στο ένα προς ελάχιστο στο άλλο). Επιπλέον, οι λόγοι μειώνουν ως προς ένα βαθμό την επίδραση του ανάγλυφου και των σκιάσεων(ατμοσφαιρική διάχυση) στις προκύπτουσες εικόνες.



**Εικόνα 7-3 : Διάφοροι λόγοι καναλιών για την εικόνα Χαλκίδα(1).**

Στο λογισμικό του ENVI η δημιουργία λόγων υλοποιείται επιλέγοντας από το κεντρικό μενού *Transforms*→*Band Ratios*, όπου επιλέγονται τα κατάλληλα κανάλια, μετά από εξέταση των φασματικών υπογραφών, για τον αριθμητή και τον παρονομαστή του λόγου. Το πρόγραμμα μάς δίνει τη δυνατότητα δημιουργίας δεδομένων που έχουν ως κανάλια διάφορους λόγους που έχουν δημιουργηθεί, δεδομένα που μπορούν να εισαχθούν σε διάφορες διαδικασίες της Υπερφασματικής Ανάλυσης. Οι 8 λόγοι που παρουσιάζονται παραπάνω χρησιμοποιήθηκαν κατ' αυτόν τον τρόπο, πράγμα που θα εξεταστεί σε επόμενο κεφάλαιο.

Στους λόγους 1,4,8, όπως φαίνονται στην Εικόνα 7-3, τονίζεται η βλάστηση, στους λόγους 2,3,5,6 απεικονίζονται με λευκό οι σκιασμένες περιοχές, ενώ στο λόγο 7 τονίζονται οι δομημένες περιοχές με ταυτόχρονη μείωση των σκιάσεων. Η δημιουργία των λόγων είναι σημαντική, καθώς ο χρήστης έχει τη δυνατότητα διαχωρισμού των βασικών κατηγοριών στη σκηνή που επεξεργάζεται, ενώ μπορεί επίσης να χρησιμοποιήσει το παραγόμενο αποτέλεσμα για άλλες διαδικασίες, όπως αυτής της τμηματοποίησης(segmentation) της εικόνας ή τον εντοπισμό καθαρών εικονοστοιχείων. Στην περίπτωση των υπερφασματικών απεικονίσεων οι συνδυασμοί που μπορούν να γίνουν είναι πάρα πολλοί σε αντίθεση με τα πολυφασματικά δεδομένα, όπου υπάρχει το πρόβλημα του

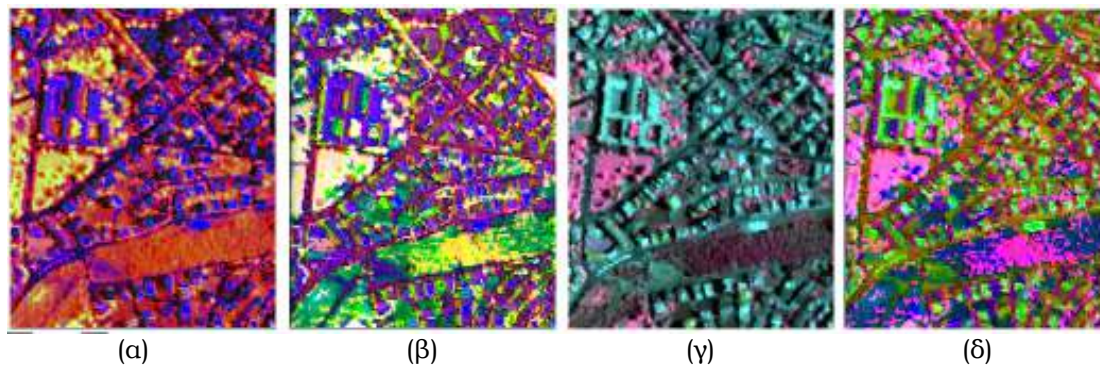
μεγάλου πλάτους των φασματικών καναλιών, γεγονός που κάνει μόνο τις μεγάλες διαφορές μεταξύ των επιφανειακών υλικών να είναι διακριτές.

Η διάκριση των αστικών κατηγοριών μπορεί να επιτευχθεί εξίσου καλά μέσω χρωματικών μετασχηματισμών(color transforms). Με την επιλογή από το κεντρικό μενού Transforms→Color Transforms έχουμε τη δυνατότητα μετασχηματισμού μίας απεικόνισης(σε έγχρωμο σύνθετο) σε έναν από τους χρωματικούς χώρους που υποστηρίζει το ENVI, οι οποίοι είναι: α) (HSV)USGS Munsell, β) Hue, Saturation, Value(HSV), γ) Hue, Lightness, Saturation(HLS). Στην Εικόνα 7-4 παρουσιάζονται οι τρεις χρωματικοί μετασχηματισμοί που προέκυψαν μετά την εισαγωγή της εικόνας Χαλκίδα(1) σε έγχρωμο σύνθετο, με RGB: 761.7/642.1/546.1 το οποίο φαίνεται στην Εικόνα 7-2γ.

Όσον αφορά το χρωματικό σύστημα Munsell, ο μετασχηματισμός μετατρέπει τις “συντεταγμένες” του έγχρωμου σύνθετου σε “συντεταγμένες” HSV, δηλαδή σε Απόχρωση, Κορεσμό και Ένταση. Η Απόχρωση λαμβάνει τιμές από 0-360 μοίρες, όπου 0 και 360=μπλε, 120=πράσινο και 240=κόκκινο. Ο Κορεσμός έχει εύρος από 0-208, με τις υψηλότερες τιμές να αντιπροσωπεύουν τα πιο καθαρά(pure) χρώματα. Οι μονάδες της Έντασης κυμαίνονται από 0-512, με τους μεγαλύτερους αριθμούς να αντιπροσωπεύουν τα φωτεινότερα χρώματα(Kruse and Raines, 1994).

Ο μετασχηματισμός του έγχρωμου σύνθετου στο χρωματικό χώρο HSV γίνεται παράγοντας τις Αποχρώσεις στο εύρος 0-360 μοίρες, όπου 0=κόκκινο, 120=πράσινο και 240=μπλε. Ο Κορεσμός και η Ένταση παίρνουν τιμές από 0 έως 1. Τέλος, ο χρωματικός χώρος HLS παράγει Αποχρώσεις όπως στον χώρο HSV, ενώ οι τιμές Φωτεινότητας και Έντασης είναι μεταξύ 0-1.

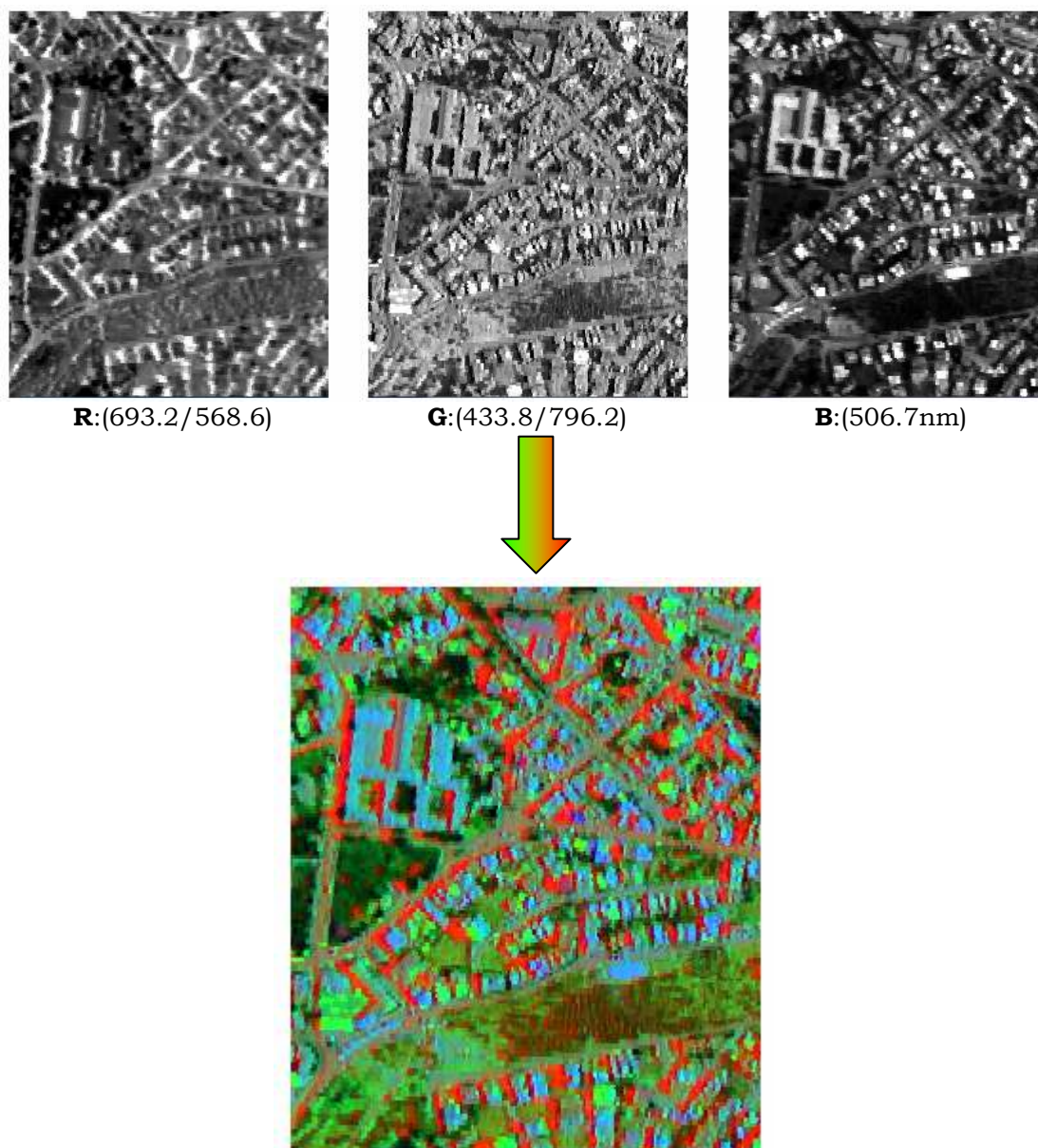
Ο μετασχηματισμός CN Spectral Sharpening χρησιμοποιείται για την ενίσχυση οποιουδήποτε αριθμού καναλιών, διατηρώντας τη μορφή των αρχικών δεδομένων που εισάγονται και το δυναμικό εύρος τους.



**Εικόνα 7-4: Χρωματικοί μετασχηματισμοί που περιέχονται στο ENVI πάνω σε έγχρωμο σύνθετο με RGB: 761.7/642.1/546.1 . Παρουσιάζονται κατά σειρά: α) HSV Munsell, β) HSV, γ) CN Spectral Sharpening, δ) HLS.**

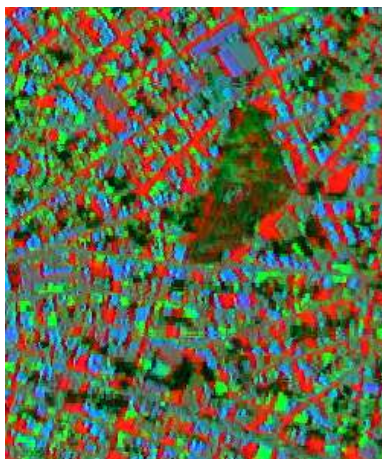
Τέλος, στην Εικόνα 7-5, παρουσιάζεται μία τελευταία απεικόνιση από την οποία μπορούν να εξαχθούν χρήσιμα συμπεράσματα για το πλήθος των κατηγοριών που περιέχονται στην σκηνή και το κατά πόσο αυτές διαχωρίζονται μεταξύ τους. Η εικόνα έχει προκύψει τοποθετώντας κατά σειρά στο κόκκινο κανάλι το λόγο 433.8/796.2, στο πράσινο κανάλι το λόγο 693.2/568.6 και στο μπλε κανάλι τα αρχικά δεδομένα που περιέχονται στα 506.7nm(κανάλι 16). Το αποτέλεσμα που προκύπτει είναι εξαιρετικό, όχι μόνο γιατί επιτυγχάνεται ο

διαχωρισμός όλων των κατηγοριών της σκηνης, αλλά επιπλέον τα χρώματα που αντιπροσωπεύουν τα υλικά εμφανίζονται με καλή αντίθεση και η διαβάθμισή τους βοηθά στην εξαγωγή συμπερασμάτων για τη φασματική ομοιότητα διαφόρων αντικειμένων. Στην Εικόνα 7-6 παρουσιάζονται οι εικόνες Χαλκίδα(2) και Χαλκίδα(3) όπως προέκυψαν από τη διαδικασία που περιγράφηκε.



**Εικόνα 7-5:** Έγχρωμο σύνθετο για τη Χαλκίδα(1) αποτελούμενο από δύο λόγους και ένα απλό κανάλι από τα αρχικά δεδομένα, που φαίνονται στην πρώτη σειρά.

Στο αποτέλεσμα που προκύπτει οι σκιασμένες περιοχές απεικονίζονται με κόκκινο χρώμα, οι κοινές οροφές πολυκατοικιών(πλακοσκεπή) με αποχρώσεις του κυανού χρώματος, οι σκεπές από κεραμίδια με ανοιχτό πράσινο, ενώ το γρασίδι και τα δέντρα με σκούρο πράσινο. Με καφέ εμφανίζονται οι θάμνοι και με διάφορες αποχρώσεις του πράσινου και καφέ χρώματος διάφοροι τύποι εδαφών. Τέλος, οι δρόμοι απεικονίζονται με καφέ και γκρι αποχρώσεις.



ΧΑΛΚΙΔΑ(2)



ΧΑΛΚΙΔΑ(3)

---

Εικόνα 7-6: Έγχρωμα σύνθετα για τις εικόνες Χαλκίδα(2) και (3) αποτελούμενες από τους λόγους R:(693.2/568.6), G:(433.8/796.2) και το κανάλι B:(506.7nm).

## 7.4 Αναλυτικές Περιοχές Εκπαίδευσης-Φασματικές Υπογραφές Αστικών Κατηγοριών

Όπως έχει περιγραφεί στο θεωρητικό κομμάτι της εργασίας η καταγραφή των Περιοχών Εκπαίδευσης παίζει ένα πολύ σημαντικό ρόλο στα αποτελέσματα των αλγορίθμων ταξινόμησης και της ανίχνευσης των “καθαρών” εικονοστοιχείων που περιέχονται σε μία σκηνή. Ο χρήστης, λαμβάνοντας υπόψη και το σκοπό της εργασίας που πρέπει να φέρει εις πέρας, χρειάζεται να επιλέξει ομογενή δείγματα για κάθε κατηγορία που να περικλείουν όμως ταυτόχρονα και το φασματικό εύρος αυτών. Στην συγκεκριμένη διπλωματική εργασία, όπου σκοπός ήταν η καταγραφή γενικών αστικών κατηγοριών γης και όχι η ανίχνευση συγκεκριμένων υλικών που υπάρχουν στην εικόνα, οι φασματικές υπογραφές καταγράφηκαν μέσω φωτοερμηνείας και επισκόπησης της περιοχής με τη βοήθεια του Google Earth. Δεν χρησιμοποιήθηκαν επίγειες ή εργαστηριακές μετρήσεις με φασματόμετρα πάνω σε αντικείμενα.

Στο περιβάλλον του ENVI ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να εξάγει τη φασματική υπογραφή ενός εικονοστοιχείου, επιλέγοντας από το κεντρικό παράθυρο της απεικόνισης Tools→Profiles→Z Profile(Spectrum). Το νέο παράθυρο ονομάζεται Spectral Profile και με αριστερό κλικ πάνω στην απεικόνιση μπορούμε να ελέγξουμε τις φασματικές υπογραφές που προκύπτουν από κάθε pixel της εικόνας, σε όρους ανακλώμενης ακτινοβολίας(radiance).

Τα βήματα που ακολουθήθηκαν ήταν τα εξής: α) στο κεντρικό παράθυρο τοποθετήθηκε η εικόνα με τα αρχικά δεδομένα(96 κανάλια) στη μορφή του έγχρωμου συνθέτου που παρουσιάζεται στην Εικόνα 7-2γ, όπου γίνεται ένας σαφής χρωματικός διαχωρισμός μεταξύ των βασικών αστικών κατηγοριών, β) για κάθε αστική κατηγορία, που παρουσιάζεται στον παρακάτω πίνακα για κάθε μία από τις τρεις εικόνες, ελέγχθηκε το φασματικό εύρος και η φασματική ομοιότητα μεταξύ των ομοειδών κατηγοριών, ώστε να επιλεγούν ποιες κατηγορίες μπορούν να διασπαστούν σε υποκατηγορίες για την αποτελεσματικότερη “εκπαίδευση” των αλγορίθμων ταξινόμησης, γ) με επιλογή



από το κεντρικό παράθυρο της απεικόνισης Tools→Region Of Interest→ROI Tool εμφανίζεται το παράθυρο “ROI Tool” μέσω του οποίου γίνεται καταγραφή των Περιοχών Εκπαίδευσης είτε πάνω στο κεντρικό παράθυρο είτε στο παράθυρο του Zoom. Η επιλογή των pixels για κάθε κατηγορία μπορεί να επιτευχθεί με τρεις τρόπους (polygon, polyline, point), δ) έλεγχος των Περιοχών Εκπαίδευσης ομοειδών αντικειμένων με επίθεση των φασματικών τους υπογραφών στο παράθυρο του Spectral Profile και έλεγχος του φασματικού διαχωρισμού μεταξύ των σημειωθέντων εικονοστοιχείων για κάθε κατηγορία μέσω του ROI Tool→Options→Compute ROI Separability, όπου με τους στατιστικούς δείκτες Jeffries-Matusita και Transformed Divergence παρατηρούμε ποιες κατηγορίες χρειάζονται βελτιωμένες Περιοχές Εκπαίδευσης. Οι δύο δείκτες έχουν εύρος από 0 έως 2, με το 2 να αποτελεί τον τέλειο διαχωρισμό και στο αποτέλεσμα εμφανίζεται ο μέσος όρος τους.

ROIs		Χαλκίδα(1) (Αριθμός Εικον.)	Χαλκίδα(2) (Αριθμός Εικον.)	Χαλκίδα(3) (Αριθμός Εικον.)
Δέντρο		242	58	136
Θάμνος		241	119	186
Γρασιδί		353	-	-
Οροφή	(1)	698	273	426
	(2)	402	120	241
	(3)	-	222	137
Κεραμοσκεπή		439	116	229
Δρόμος	(1)	738	197	847
	(2)	112	-	-
Έδαφος	(1)	272	42	76
	(2)	188	-	-
	(3)	117	138	-
Σκιασμένη Οροφή		157	67	51
Σκιασμένος Δρόμος		226	94	253
Σκιασμένο Έδαφος		167	124	134
Σκιασμένη Βλάστηση		140	67	-
Άμμος		-	-	57

**Πίνακας 7-2: Οι περιοχές εκπαίδευσης που σημειώθηκαν συνολικά πάνω στις τρεις εικόνες και ο αριθμός των εικονοστοιχείων που καταγράφηκαν για κάθε κατηγορία.**

Η διαδικασία καταγραφής των Περιοχών Εκπαίδευσης για την εικόνα της Χαλκίδας αποτέλεσε μία δύσκολη διαδικασία, για δύο κυρίως λόγους: Πρώτον, εξαιτίας της χωρικής ανάλυσης (περίπου 3m) και δεύτερον λόγω της μεταβλητότητας του αστικού τοπίου και των κατηγοριών που υφίστανται σε αυτές τις περιοχές, ειδικότερα όταν πρόκειται για πυκνοδομημένα τμήματα.

Συγκεκριμένα, για τις κατηγορίες που σημειώθηκαν χρησιμοποιήθηκε κατά βάση το παράθυρο του Zoom ενώ η συλλογή τους έγινε κυρίως με επιλογή κάθε

εικονοστοιχείου ξεχωριστά και σπάνια με χρήση πολυγώνων. Ειδικότερα, όσον αφορά την κατηγορία της βλάστησης, τα δένδρα, το γρασίδι και οι θαμνόφυτες περιοχές εντοπίστηκαν εύκολα, χωρίς να προκύπτει κάποιο ιδιαίτερο πρόβλημα στην καταγραφή τους. Στο έγχρωμο σύνθετο(Εικόνα 7-2γ) πάνω στο οποίο σημειώθηκαν οι Π.Ε., οι κατηγορίες της βλάστησης εμφανίζονται με διαβαθμισμένο κόκκινο χρώμα. Στην περίπτωση των ταρατσών των κτισμάτων, που αποτελούν μεγάλο ποσοστό εικονοστοιχείων σε μία αστική περιοχή, διακρίθηκαν τρεις υποκατηγορίες: μεγάλης ηλικίας ταρατσες που παρουσιάζουν φθορά, γεγονός που προκαλεί σχετικά χαμηλές τιμές ανακλαστικότητας στο σύνολο της φασματικής υπογραφής, νέες ταρατσες με υψηλές τιμές ανακλαστικότητας και ταρατσες με σκουρόχρωμο μονωτικό και τις χαμηλότερες τιμές για αυτή την κατηγορία. Τα κτίσματα με κεραμίδια αναγνωρίστηκαν εύκολα και καταγράφηκαν με τρόπο που να συμπεριλαμβάνεται όλο το φασματικό εύρος.

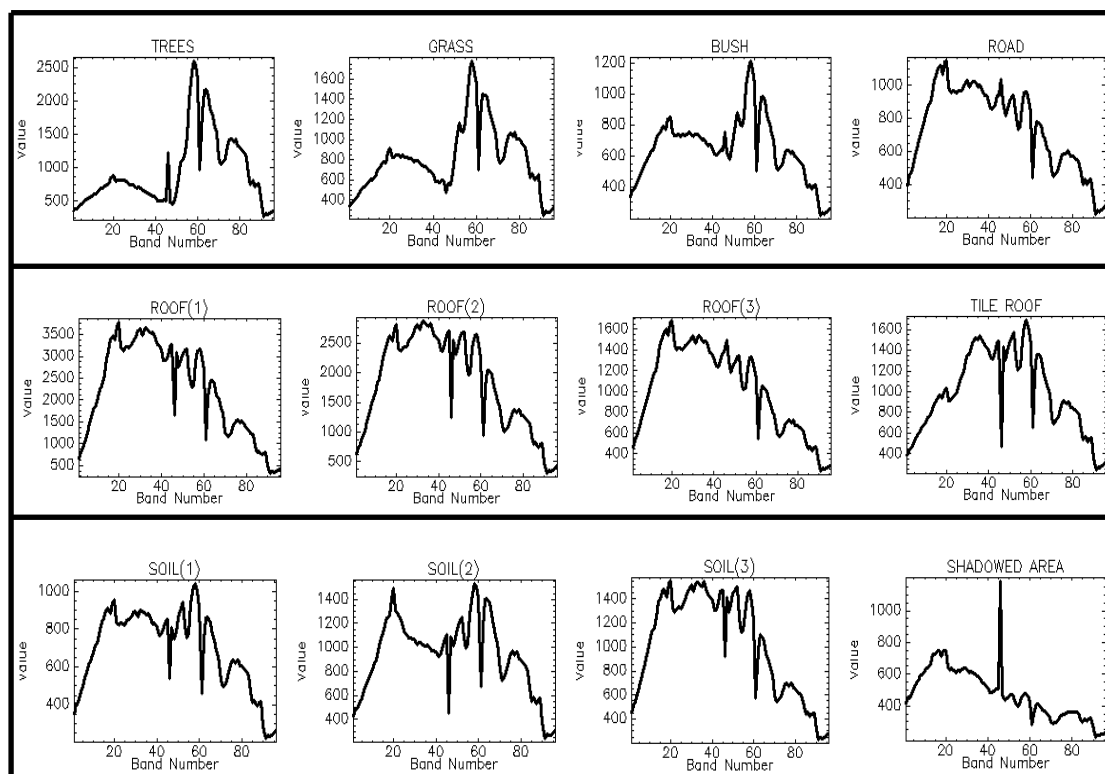
Η περίπτωση του οδικού δικτύου αποτέλεσε τη δυσκολότερη κατηγορία για καταγραφή μέσω των Π.Ε. εξαιτίας της μεγάλης μεταβλητότητας των τιμών και της φασματικής επικάλυψης με άλλες κατηγορίες(κυρίως τύπους εδαφών και οροφές κτιρίων). Υπήρξε επίσης μεγάλη δυσκολία λόγω της χωρικής ανάλυσης και των σκιάσεων που δημιουργούνται στο αστικό τοπίο από τα υψηλά κτίρια. Το μεγαλύτερο ποσοστό των δρόμων για την απεικόνιση της Χαλκίδας εμφανίζεται σκιασμένο. Οι τύποι του οδοστρώματος παρουσιάζουν έντονες και διαφορετικές φασματικές διακυμάνσεις, γεγονός που οφείλεται στην παλαιότητα του οδοστρώματος και στον τρόπο κατασκευής(Χαρούλα Θ. Ανδρέου, Δ.Ε., Δυνατότητες και Περιορισμοί της Υπερφασματικής Τηλεπισκόπησης στην Ανίχνευση Ποιοτικών Χαρακτηριστικών του Οδοστρώματος, 2008). Μόνο για την εικόνα της Χαλκίδας(1) εντοπίστηκαν δύο υποκατηγορίες, ενώ δεν κρίθηκε απαραίτητο να δημιουργηθούν παραπάνω της μία κατηγορίες για τις υπόλοιπες εικόνες.

Όσον αφορά την δημιουργία Π.Ε. εντός σκιασμένων τμημάτων της εικόνας, αυτό πραγματοποιήθηκε μέσω επισκόπησης των περιοχών στο Google Earth και όχι επειδή εξάχθηκε κάποιο συμπέρασμα από τις φασματικές υπογραφές των σκιασμένων εικονοστοιχείων. Η αντιμετώπιση των σκιασμένων εικονοστοιχείων, ειδικά σε περιπτώσεις ταξινόμησης, περιγράφηκε στο κομμάτι παρουσίασης προηγούμενων εργασιών πάνω στο θέμα(Κεφ. 6, άρθρο Α). Οι παρατηρήσεις και τα συμπεράσματα που εξήχθησαν στην παρούσα εργασία-που ήταν φτωχά κατά κύριο λόγο-θα περιγραφούν σε επόμενο κεφάλαιο. Οι Περιοχές Εκπαίδευσης που δημιουργήθηκαν εντός σκιασμένων τμημάτων ήταν τέσσερις: σκιασμένες οροφές, σκιασμένη βλάστηση, σκιασμένος δρόμος και σκιασμένο έδαφος.

Στην Εικόνα 7-7 παρουσιάζονται οι φασματικές υπογραφές που εξήχθησαν για κάθε αστική κατηγορία που εντοπίστηκε στην απεικόνιση της πόλης της Χαλκίδας, πάνω στις οποίες βασίστηκε και η καταγραφή των Περιοχών Εκπαίδευσης. Υπενθυμίζεται πως τα κανάλια που χρησιμοποιήθηκαν είναι 96 από τα 422.6 έως τα 964.4nm, ενώ στα διαγράμματα εμφανίζεται η ανακλώμενη ακτινοβολία(άξονας Ψ) που καταγράφηκε από τον αισθητήρα.

Οι καμπύλες που αφορούν τη χλωρίδα είναι χαρακτηριστικές, με χαμηλή ανακλαστικότητα στο ορατό τμήμα της ακτινοβολίας εξαιτίας της απορρόφησης από τη χλωροφύλλη και δύο κανάλια στα 698.9nm και 733.1nm(κανάλια 58,64) με υψηλές τιμές ανακλαστικότητας. Ένα χαρακτηριστικό κανάλι απορρόφησης(absorption band) που υπάρχει για τις τρεις κατηγορίες της βλάστησης είναι στα 761.7nm(κανάλι 61) ανάμεσα στις δύο κορυφές της καμπύλης. Μικρές λεπτομέρειες στις καμπύλες της βλάστησης(τρία πρώτα εικονίδια) διαχωρίζουν τις κατηγορίες που καταγράφηκαν σε δέντρα, γρασίδι και θάμνους.

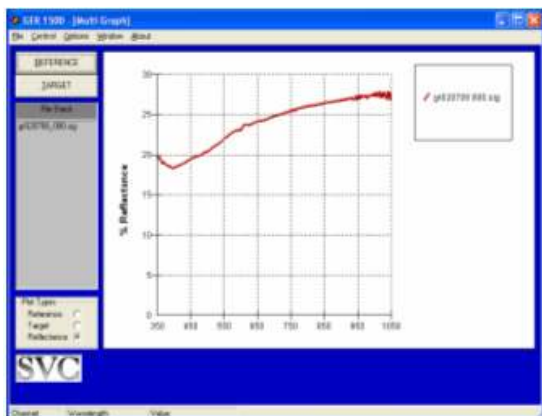
Οι οροφές χωρίστηκαν σε τρεις υποκατηγορίες βάση του επιπέδου ανάκλασης. Οι καμπύλες παρουσιάζουν ανοδική πορεία στο ορατό κομμάτι του φάσματος έως το κανάλι 20 στα 529.2nm. Δύο χαρακτηριστικά κανάλια απορρόφησης βρίσκονται στα 676.2nm και 761.7nm(κανάλια 46 και 61).



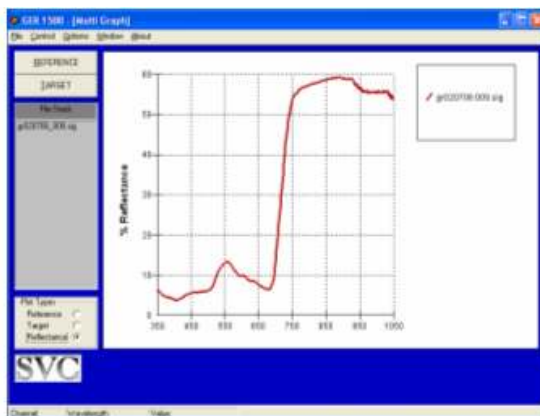
**Εικόνα 7-7: Οι φασματικές υπογραφές όλων των αντικειμένων που σημειώθηκαν για την εικόνα της Χαλκίδας σε όρους ανακλώμενης ακτιβολίας.**

Η κατηγορία του οδικού δικτύου εμφάνισε διαφορετικές καμπύλες ανακλαστικότητας, γεγονός που δυσκόλεψε την καταγραφή του σε Περιοχές Εκπαίδευσης. Παρόλα αυτά, κρίθηκε άσκοπη η διαίρεση της κατηγορίας σε υποκατηγορίες και προτιμήθηκε η καταγραφή του φασματικού εύρους και των διαφορετικών τύπων οδοστρώματος σε μία ομάδα. Η καταγραφή του οδικού δικτύου σε πολλές υποκατηγορίες θα δημιουργούσε Π.Ε. με λίγα εικονοστοιχεία, ενώ και η συλλογή τους θα γίνονταν με εξαιρετική δυσκολία. Ο λόγος είναι ότι ακόμη και γειτονικά εικονοστοιχεία παρουσίαζαν διαφορετικές φασματικές υπογραφές και σπάνια υπήρχαν ομάδες με όμοια συμπεριφορά.

Παρακάτω παρατίθενται για τις κατηγορίες του οδοστρώματος και του γρασιδιού μετρήσεις με το ραδιόμετρο GER 1500(350-1050nm) από την Πολυτεχνειούπολη Ζωγράφου. Οι φασματικές υπογραφές των στόχων αυτών παρουσιάζονται για μία σύγκριση με τις υπογραφές των pixels που εξήχθησαν από την απεικόνιση της Χαλκίδας. Η κατηγορία του γρασιδιού εμφανίζει πανομοιότητες υπογραφές σε αντίθεση με αυτή του οδοστρώματος.



(α)



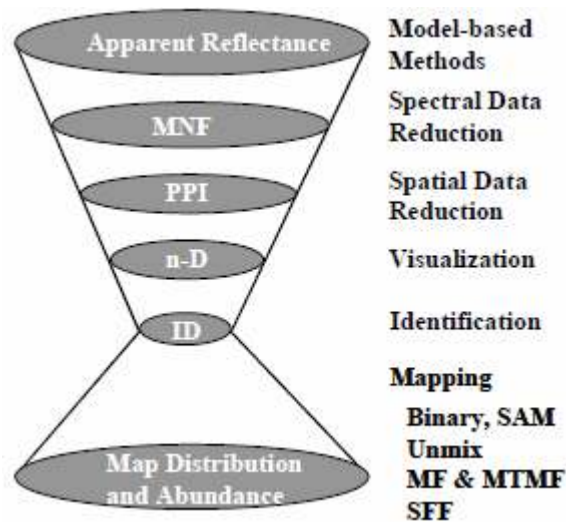
(β)

**Εικόνα 7-8: α) Φασματική υπογραφή στόχου για την κατηγορία του οδοστρώματος, β) Φασματική υπογραφή στόχου για την κατηγορία του γρασιδιού. Οι μετρήσεις έγιναν στο κομμάτι του φάσματος από τα 350 έως τα 1050nm με το ραδιόμετρο GER 1500.**

## 8. Υπερφασματική Ανάλυση

### 8.1 Εισαγωγή

Στην παρούσα εργασία καταβάλλεται μία προσπάθεια εφαρμογής και αξιολόγησης προσεγγίσεων και μεθόδων της ανάλυσης υπερφασματικών δεδομένων, μεσαίας χωρικής ανάλυσης, με σκοπό τη μελέτη του αστικού περιβάλλοντος. Η βάση της επεξεργασίας στηρίζεται σε κάποιο βαθμό στην τυποποιημένη μέθοδο Hourglass που συμπεριλαμβάνεται στο λογισμικό του ENVI(Εικόνα 8-1), εξετάζονται όμως και άλλες μέθοδοι για κάθε κομμάτι της ανάλυσης με σκοπό τη συγκριτική θεώρησή τους και την εύρεση των καλύτερων τεχνικών και των αποτελεσματικότερων συνδυασμών. Τέλος, η εργασία καταλήγει με τον έλεγχο μεθόδων ταξινόμησης και την χαρτογράφηση γενικών αστικών κατηγοριών γης.



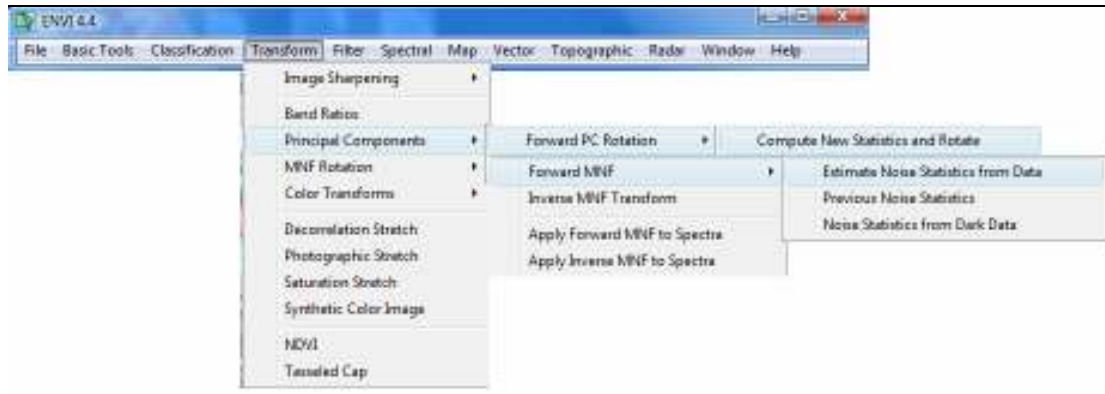
Εικόνα 8-1: Η προσέγγιση “Hourglass” για την ανάλυση HSI data.

### 8.2 Μετασχηματισμοί Minimum Noise Fraction και Principal Component Analysis

Όπως αναφέρθηκε στο θεωρητικό κομμάτι που αφορούσε στη μείωση της διάστασης των υπερφασματικών δεδομένων, οι διαδικασίες της αποκοπής καναλιών για την ταχύτερη επεξεργασία των απεικονίσεων και την απομάκρυνση του θορύβου θεωρούνται απαραίτητες για την ανάλυση των HSI δεδομένων. Το λογισμικό ENVI 4.4 διαθέτει τις δύο κυριότερες μεθόδους, που είναι οι αλγόριθμοι PCA και MNF. Η διαδικασία έχει ως εξής: όσον αφορά τον PCA, το πρόγραμμα υπολογίζει τις ιδιοτιμές και τον πίνακα μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας ή συσχέτισης των δεδομένων που εισάγονται και βρίσκει τις περιστροφές των κύριων συνιστωσών που πρέπει να γίνουν για να παραχθούν αουσχέτιστες απεικονίσεις. Στην περίπτωση του MNF το πρόγραμμα υπολογίζει τον πίνακα μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας του θορύβου που υπάρχει στα

δεδομένα πριν προχωρήσει στην εφαρμογή του αλγόριθμου(εγχειρίδιο ENVI 4.4).

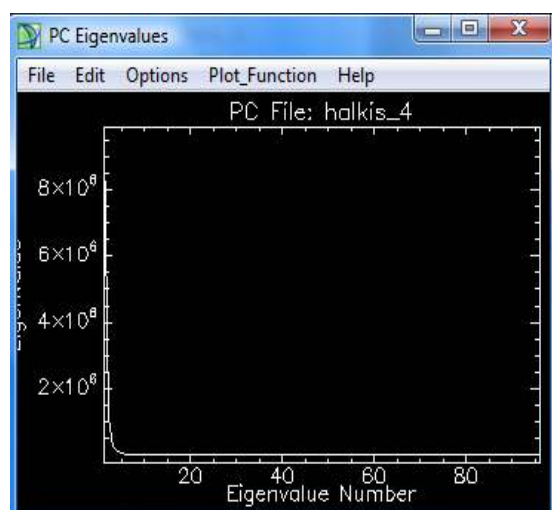
Για την περίπτωση του PCA επιλέχθηκε: Transform → Principal Components → Forward PC Rotation → Compute New Statistics and Rotate, ενώ για την περίπτωση του MNF: Transforms → MNF Rotation → Forward MNF → Estimate Noise Statistics from Data.



Το αποτέλεσμα που προκύπτει και στις δύο περιπτώσεις είναι ένας πίνακας όπου παρουσιάζονται κατά φθίνουσα σειρά, βάση ποσοστού πληροφορίας(variance) και ιδιοτιμών, τα κανάλια που προέκυψαν από την εφαρμογή των αλγορίθμων, όπως επίσης και το διάγραμμα με την καμπύλη των ιδιοτιμών σε συνάρτηση με τα νέα κανάλια. Ένα παράδειγμα φαίνεται στην Εικόνα 8-2. Ο χρήστης μπορεί να επιλέξει τα δεδομένα που θα επεξεργαστεί είτε βάση των ιδιοτιμών και του ποσοστού συνδιασποράς είτε ελέγχοντας οπτικά τις εικόνες που προκύπτουν. Σε πολλές περιπτώσεις, κανάλια που βρίσκονται χαμηλά στον πίνακα, περιέχουν λιγότερο θόρυβο από κανάλια με μεγαλύτερο ποσοστό συνδιασποράς. Συνεπώς η επιλογή των τελικών καναλιών(PC bands) πρέπει να γίνεται μετά από επισταμένο έλεγχο αν και κανάλια με ιδιοτιμή κάτω τις μονάδας πάντα απορρίπτονται.

PC	Eigenvalue	Percent
1	242441.1362	86.18%
2	95337.7012	96.04%
3	59001.0993	98.21%
4	25228.6817	99.06%
5	7619.5933	99.58%
6	5559.0867	99.81%
7	2708.6331	99.88%
8	1692.2077	99.93%
9	553.4159	99.95%
10	522.6898	99.97%
11	392.8188	99.97%
12	337.7646	99.97%
13	219.9194	99.98%
14	165.9856	99.98%
15	119.8101	99.98%
16	84.4904	99.99%
17	77.3263	99.99%
18		
19		

Number of Output PC Bands: 96



Εικόνα 8-2: Πίνακας με τα στατιστικά στοιχεία των κύριων συνιστωσών που προέκυψαν και τις ιδιοτιμές τους.

Στην Εικόνα 8-3 και 8-4 παρουσιάζονται οι δώδεκα πρώτες κύριες συνιστώσες που προέκυψαν μετά από εφαρμογή του αλγόριθμου PCA με χρήση του πίνακα μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας(covariance) και συσχέτισης (correlation) αντίστοιχα, ενώ στην Εικόνα 8-5 παρουσιάζονται οι δώδεκα πρώτες κύριες συνιστώσες που προέκυψαν μετά από εφαρμογή του αλγόριθμου MNF, όλες για την εικόνα της Χαλκίδας(1).

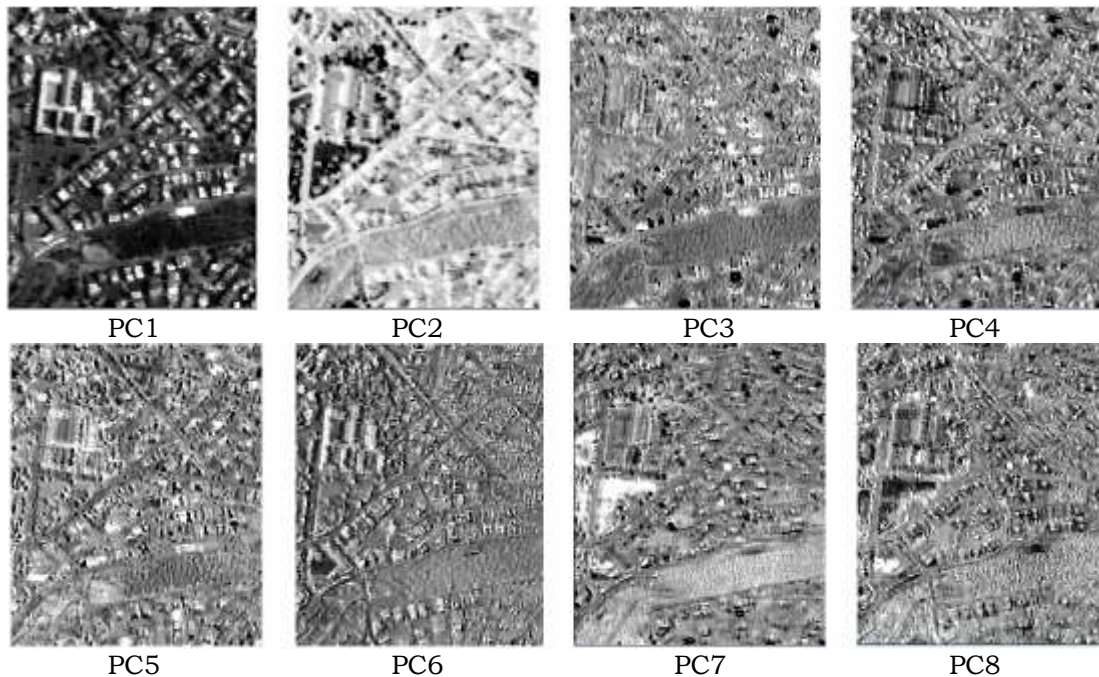
Η εφαρμογή των αλγορίθμων αποσκοπεί στο ίδιο αποτέλεσμα, παρουσιάζεται όμως διαφορετική συμπεριφορά στα νέα δεδομένα. Με την εφαρμογή του PCA, τα πρώτα κανάλια συγκεντρώνουν το μεγαλύτερο ποσοστό της χρήσιμης πληροφορίας, με το θόρυβο να αυξάνεται όσο μεγαλώνει ο αριθμός της κύριας συνιστώσας. Παρατηρείται ότι στις τρεις πρώτες κύριες συνιστώσες δεν υπάρχει θόρυβος στις εικόνες και τα κανάλια κρίνονται αξιοποιήσιμα. Η χρήση του αλγόριθμου PCA με υπολογισμό του πίνακα συσχέτισης έχει ως αποτέλεσμα εικόνες με λιγότερο contrast(smooth), λόγω του ότι κάθε κανάλι “συνεισφέρει” με την ίδια μεταβλητότητα. Στα νέα 96 κανάλια που δημιουργούνται, παρατηρούνται σε ακανόνιστες θέσεις εικόνες, που δεν περιέχουν θόρυβο και με καλύτερη ποιότητα από εικόνες που βρίσκονται ψηλότερα σε ιδιοτιμή και ποσοστό πληροφορίας, όπως φαίνεται στην Εικόνα 8-6, ενώ και στις πρώτες συνιστώσες η ποιότητα των εικόνων είναι καλύτερη από τις αντίστοιχες που προέκυψαν με υπολογισμό του πίνακα μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας. Αυτά τα αποτελέσματα φανερώνουν μία αδυναμία του αλγόριθμου PCA να διαχωρίσει αξιοπίστα το σήμα από τα συστατικά του θορύβου.

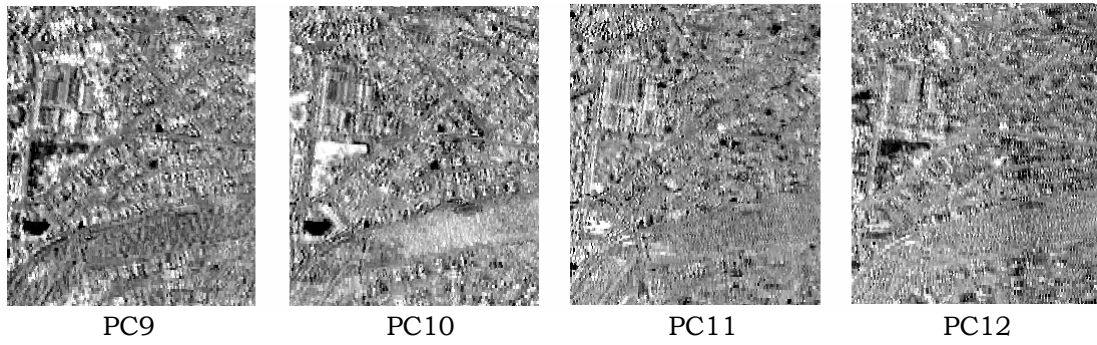
Αντίθετα, ο μετασχηματισμός MNF τοποθετεί με επιτυχία τις συνιστώσες που προκύπτουν βάσει της ποιότητας της εικόνας, παρουσιάζοντας μείωση της πληροφορίας και αύξηση του θορύβου με την αύξηση του αριθμού της συνιστώσας. Συγκεκριμένα, οι πέντε πρώτες κύριες συνιστώσες κρίνονται αξιοποιήσιμες για τις μετέπειτα διαδικασίες. Από την έκτη συνιστώσα και έπειτα, ο θόρυβος καταλαμβάνει το μεγαλύτερο κομμάτι των απεικονίσεων.

---

### Principal Component Analysis(covariance) Χαλκίδα(1)

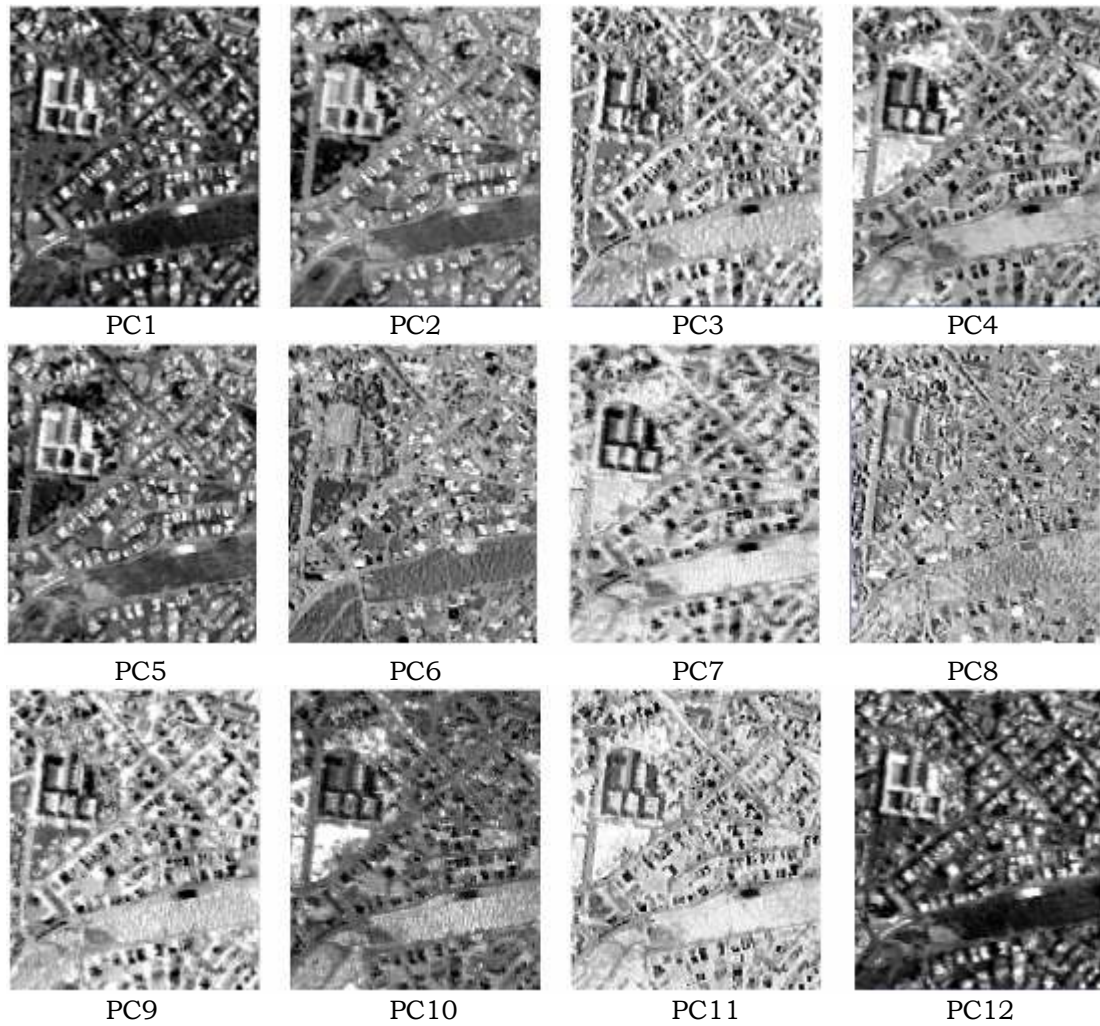
---





Εικόνα 8-3: Οι δώδεκα πρώτες κύριες συνιστώσες που προέκυψαν μετά από εφαρμογή του αλγόριθμου PCA με χρήση του πίνακα μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας, για τα δεδομένα της Χαλκίδας(1).

Principal Component Analysis(correlation)  
Χαλκίδα(1)



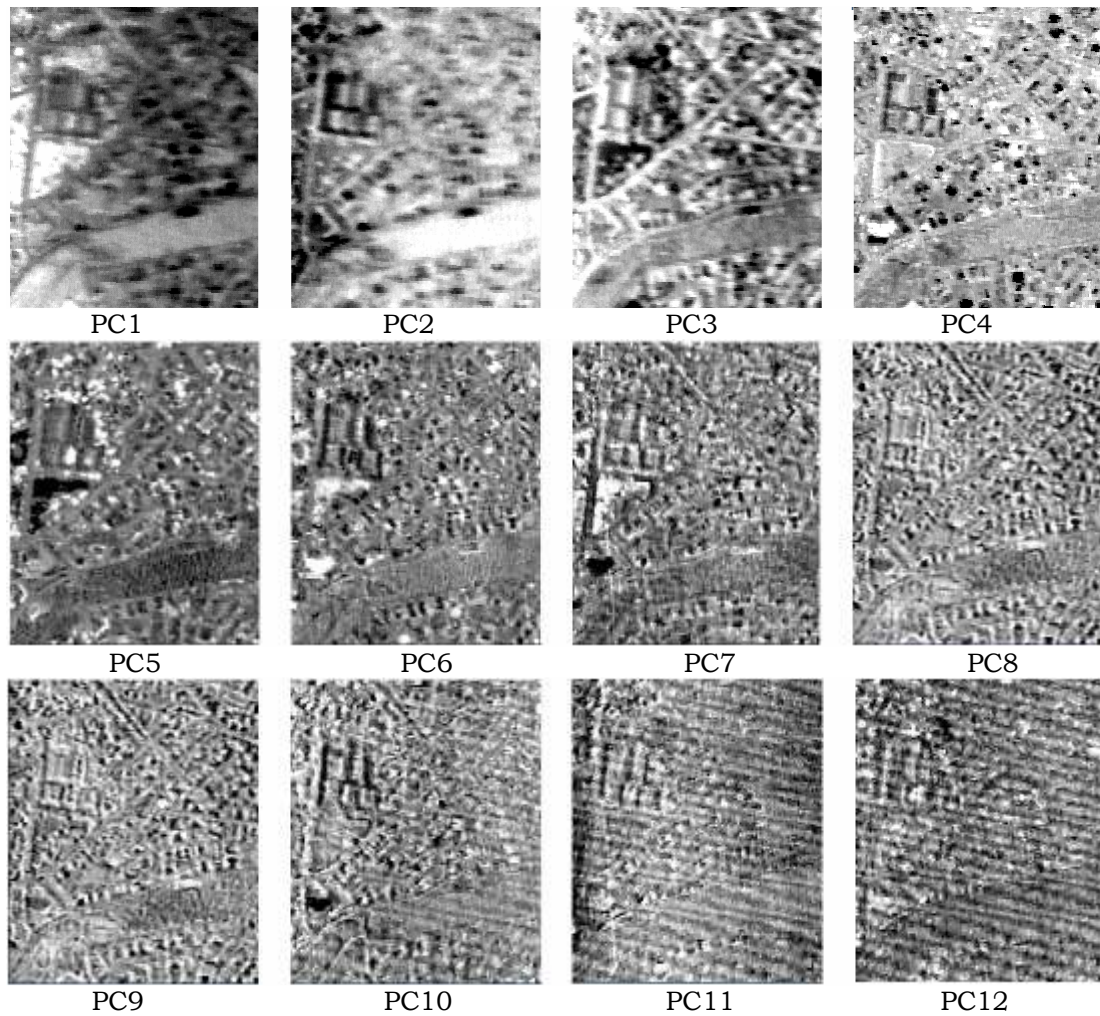
Εικόνα 8-4: Οι δώδεκα πρώτες κύριες συνιστώσες μετά από εφαρμογή του αλγόριθμου PCA με υπολογισμό του πίνακα συσχέτισης, για τα δεδομένα της Χαλκίδας(1).



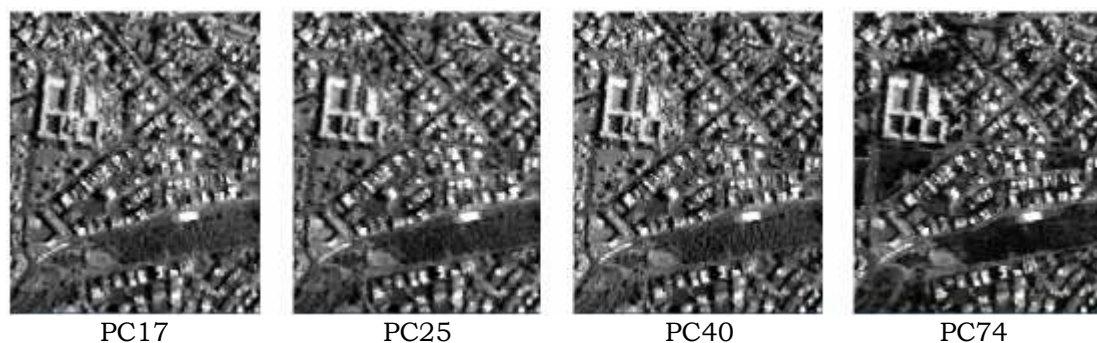
---

Minimum Noise Fraction  
Χαλκίδα(1)

---



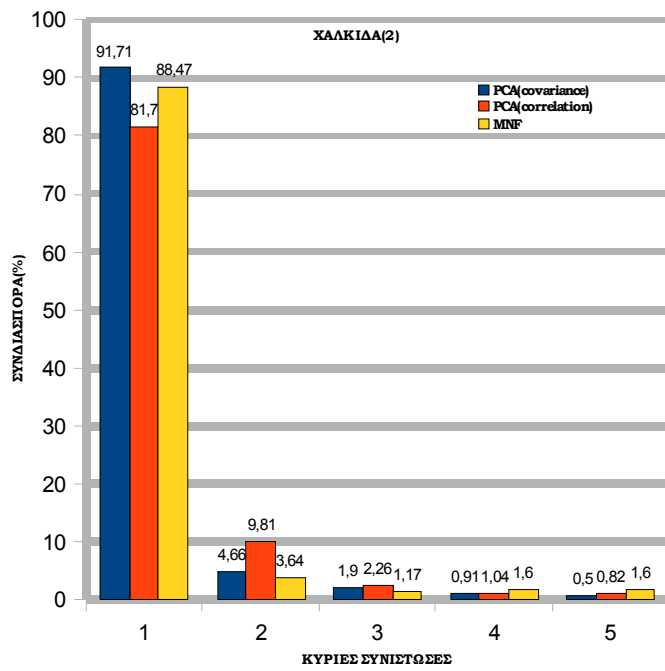
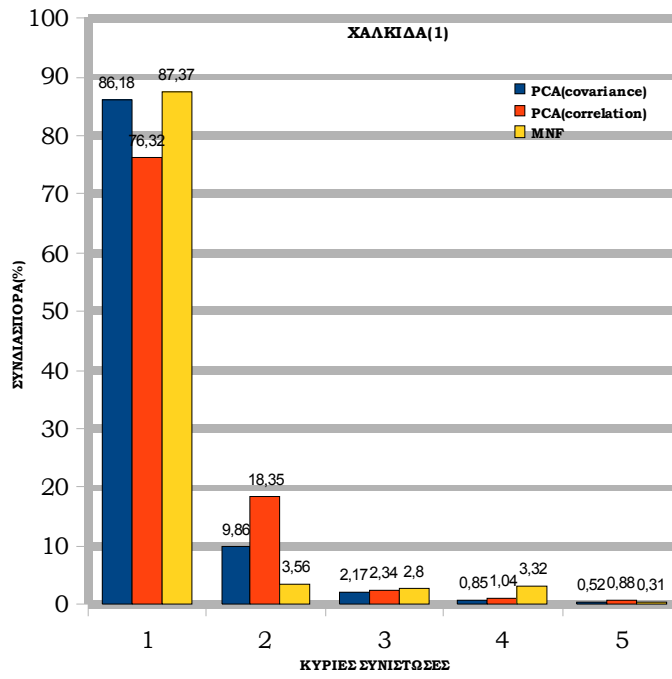
**Εικόνα 8-5:** Οι δώδεκα πρώτες κύριες συνιστώσες που προέκυψαν μετά από εφαρμογή του αλγόριθμου MNF, για τα δεδομένα της Χαλκίδας(1).

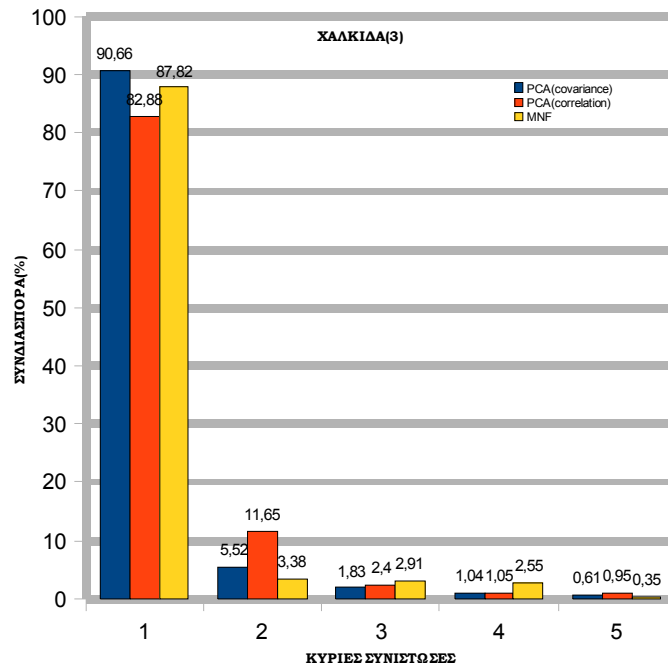


**Εικόνα 8-6:** Κύριες συνιστώσες που βρίσκονται χαμηλά σε επίπεδο ιδιοτιμών και ποσοστού πληροφορίας, χωρίς να εμφανίζουν όμως πρόβλημα στην ποιότητα της εικόνας. Τα αποτελέσματα προέκυψαν με χρήση του αλγόριθμου PCA με υπολογισμό του πίνακα συσχέτισης.

Για την περαιτέρω εξέταση και για μία συγκριτική θεώρηση της συμπεριφοράς των δύο αλγορίθμων που αφορούν τη μείωση της διάστασης των δεδομένων, μελετήθηκαν οι πέντε πρώτες κύριες συνιστώσες που προέκυψαν για τους αλγόριθμους PCA(covariance/correlation) και MNF, μέσω διαγραμμάτων για κάθε μία από τις τρεις εικόνες συνεπικουρούμενοι από αντίστοιχη δημοσιευμένη έρευνα(Che-Ming Chen, Comparison of PCA and MNF Transformation for Reducing the Dimensionality of Hyperspectral Imagery, 2000) . Στον κάθετο άξονα τοποθετήθηκε η πληροφορία επί τοις εκατό και στον οριζόντιο άξονα οι κύριες συνιστώσες, όπως φαίνεται παρακάτω στα διαγράμματα.

Λαμβάνοντας υπόψη τη σημασία των ιδιοτιμών, παρατηρούμε πως εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο PCA με υπολογισμό του πίνακα μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας, έχουμε ότι για τη Χαλκίδα(1) το 86.18% της συνολικής πληροφορίας εμπεριέχεται στην πρώτη κύρια συνιστώσα και το 98.21% στις πρώτες τρεις κύριες συνιστώσες. Κάτι παρόμοιο συμβαίνει με τα δεδομένα της Χαλκίδας(2) και Χαλκίδας(3). Συγκριτικά, εφαρμόζοντας τον PCA με τον πίνακα συσχέτισης ή τον μετασχηματισμό MNF δεν παρατηρείται τόσο γρήγορη αύξηση του αθροιστικού ποσοστού πληροφορίας. Τα αποτελέσματα αυτά έρχονται να επιβεβαιώσουν σε κάποιο βαθμό το οπτικό αποτέλεσμα που φαίνεται στις παραπάνω εικόνες, τη γρήγορη εμφάνιση δηλαδή του θορύβου για τις συνιστώσες του PCA(covariance) και την καλύτερη ποιότητα των εικόνων(eigenimages) για τις πρώτες συνιστώσες του PCA(correlation) και MNF. Οι συνιστώσες που μπορούν να εξαχθούν και να χρησιμοποιηθούν στη μετέπειτα επεξεργασία, λαμβάνοντας υπόψη την οπτική ποιότητα και τις ιδιοτιμές, είναι οι πρώτες τρεις για τον PCA(covariance), οι πρώτες δώδεκα για τον PCA(correlation) και οι πρώτες πέντε για τον MNF. Για την περίπτωση του PCA(correlation) η οπτική επιθεώρηση φανερώνει πως οι εικόνες που μπορούν να εξαχθούν είναι πολύ περισσότερες(π.χ. Εικόνα 8-6).





Πίνακας 8-1: Η κατανομή της διασποράς για τους δύο αλγόριθμους μείωσης της διάστασης των υπερφασματικών δεδομένων, έως την πέμπτη κύρια συνιστώσα.

	Αλγόριθμοι	<i>PC1</i>	<i>PC1-PC3</i>	<i>PC1-PC5</i>
		<i>Covariance(%)</i>		
ΧΑΛΚΙΔΑ(1)	<i>PC1 COVAR</i>	86.18	98.21	99.58
	<i>PC1 CORREL</i>	76.32	97.01	98.93
	<i>MNF</i>	87.37	93.73	97.36
ΧΑΛΚΙΔΑ(2)	<i>PC1 COVAR</i>	90.66	98.01	99.66
	<i>PC1 CORREL</i>	82.88	96.93	98.93
	<i>MNF</i>	87.82	94.11	97.01
ΧΑΛΚΙΔΑ(3)	<i>PC1 COVAR</i>	91.71	98.27	99.68
	<i>PC1 CORREL</i>	81.70	93.77	95.63
	<i>MNF</i>	88.47	93.28	96.48

Η διαδικασία της μείωσης της διάστασης των υπερφασματικών δεδομένων είναι δυνατόν να εξεταστεί από διαφορετικές οπτικές γωνίες. Βασικός σκοπός είναι η μείωση των δεδομένων που θα εισαχθούν σε επόμενες διαδικασίες και η όσο το δυνατόν καλύτερη απαλοιφή του θορύβου. Σημαντικό κομμάτι αποτελεί

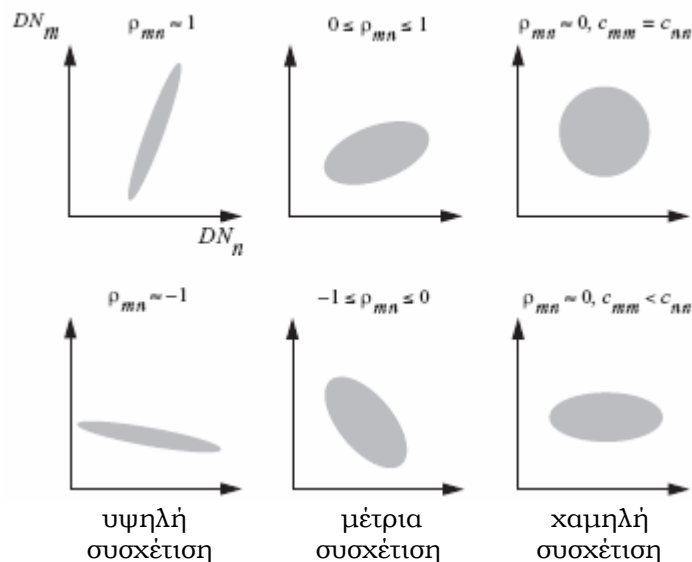
όμως και η επιλογή του κατάλληλου αριθμού κύριων συνιστωσών, βάση του οποίου θα γίνει και ο φασματικός διαχωρισμός των Περιοχών Εκπαίδευσης, μέσω των φασματικών υπογραφών που θα προκύψουν με τα νέα δεδομένα. Συνεπώς, δεν αρκεί μόνο η επιλογή λίγων συνιστωσών που μπορεί να συγκεντρώνουν το μεγαλύτερο ποσοστό συνδιασποράς ούτε η επιλογή καναλιών που εμφανίζουν καλή ποιότητα με χαμηλές όμως ιδιοτιμές. Ο χρήστης πρέπει να ελέγξει μετά από δοκιμές για τα ποια κανάλια θα επιλεχθούν ώστε να μην προκύψουν προβλήματα κατά τις διαδικασίες της συλλογής των εικονοστοιχείων-στόχων και της ταξινόμησης.

## 8.2 Εικονοστοιχεία-στόχοι μέσω 2-D Scatterplot

Η χρήση του δισδιάστατου ιστογράμματος(2-D Scattergramm) προσφέρει τη δυνατότητα εξέτασης των πολυδιάστατων δεδομένων σε μία πιο απλή βάση, καθώς υπάρχει το πλεονέκτημα επίβλεψης της διασποράς των σημείων για κάθε κατηγορία της απεικόνισης, που προκύπτει μετά από τοποθέτηση ασυσχέτιστων παραγόντων στους δύο άξονες. Εκτός αυτού, υπάρχει η ευκολία εύρεσης σημείων που αποτελούν καθαρούς στόχους στις γωνίες του φασματικού υποχώρου.

Η τοποθέτηση καναλιών στους κάθετους άξονες που προέρχονται από εφαρμογή αλγορίθμων μείωσης της διάστασης των υπερφασματικών απεικονίσεων(PCA,MNF), φαίνεται να έχει καλύτερα αποτελέσματα, καθώς η συσχέτιση μεταξύ των κύριων συνιστωσών είναι θεωρητικά μικρή.

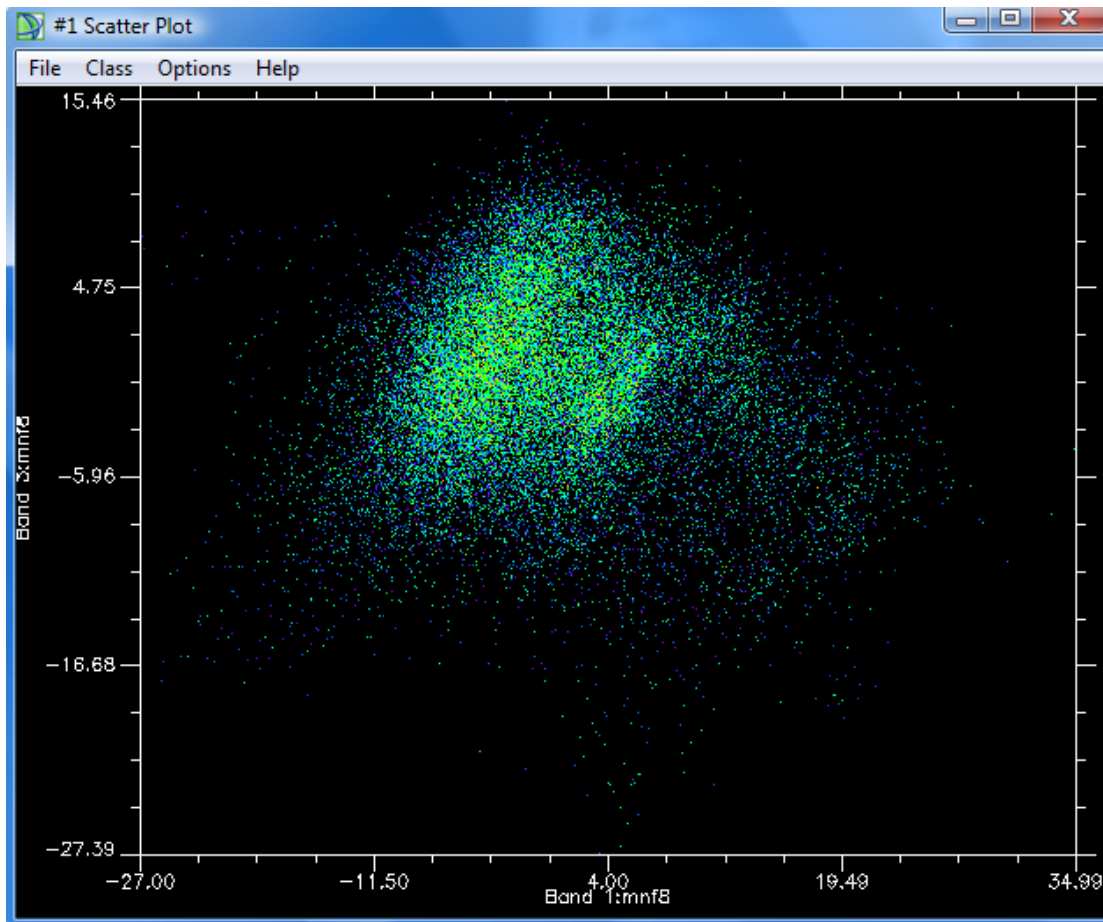
Ανάλογα με τις ψηφιακές τιμές(DNs) των εικονοστοιχείων για κάθε κανάλι υπάρχουν τρεις κύριες μορφές διασποράς των σημείων για ένα δισδιάστατο ιστογράμμο όπως φαίνεται στην Εικόνα 8-7. Η μορφή της χαμηλής συσχέτισης δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να ανιχνεύσει όσο το δυνατόν καλύτερα τα endmembers και όσο το δυνατόν περισσότερες κατηγορίες εικονοστοιχείων.



Εικόνα 8-7: Ο παράγοντας συσχέτισης  $\rho$ , δείχνει το σχήμα του ιστογράμματος μιας πολυφασματικής ή υπερφασματικής απεικόνισης(Robert A. Schowengerdt, 2007).

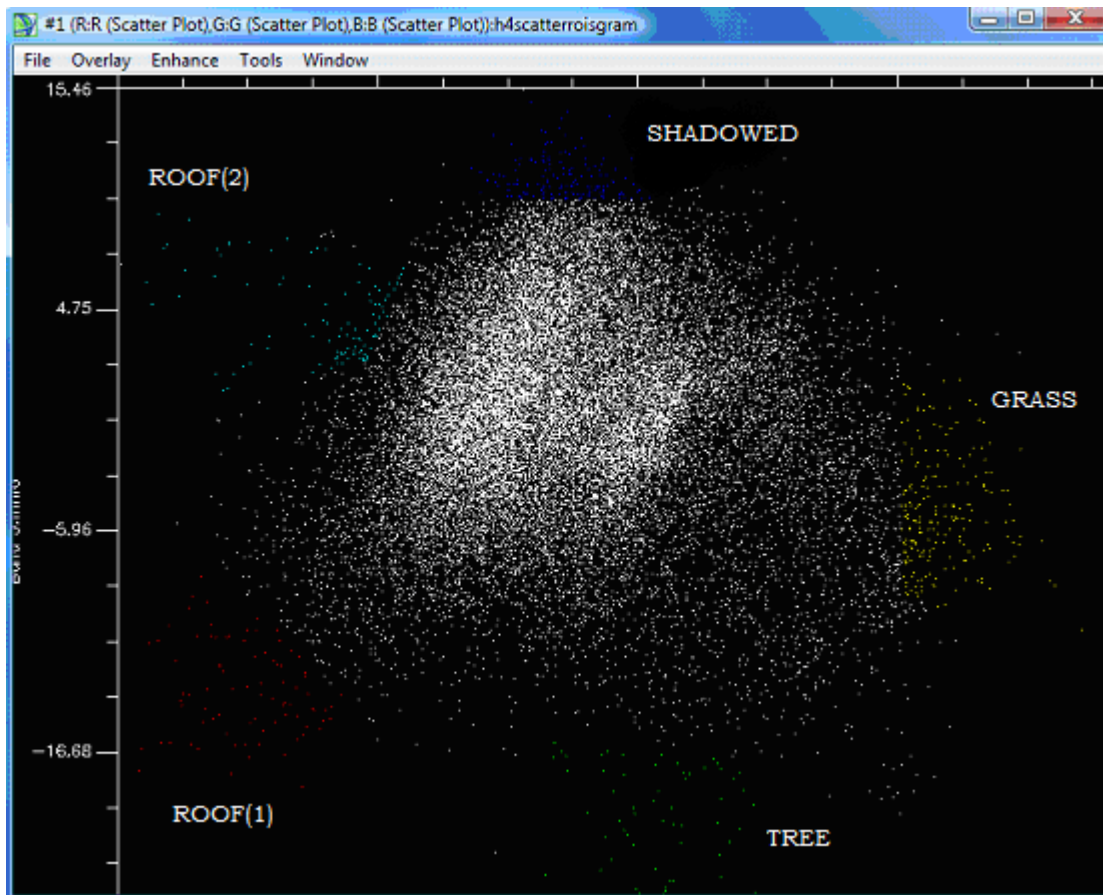
Στο πρόγραμμα του ENVI, επιλέγοντας Tools → 2-D Scatter Plots από το κύριο μενού και επιλέγοντας τα κανάλια για τον άξονα X και Y εμφανίζεται το παράθυρο του Scatter Plot. Οι κύριες δυνατότητες που παρέχει το λογισμικό είναι η εμφάνιση της πυκνότητας των σημείων στο φασματικό χώρο με χρωματική διαβάθμιση επιλέγοντας από το παράθυρο του Scatterplot, Tools→Density Slice(Εικόνα 8-8). Η λειτουργία αυτή είναι χρήσιμη για την εύρεση των καθαρών εικονοστοιχείων στις γωνίες κυρίως του διοδιάστατου ιστογράμματος.

Σημαντική επίσης είναι η δυνατότητα που έχει ο χρήστης να καταγράψει τις Περιοχές Εκπαίδευσης μέσω του ιστογράμματος, περιγράφοντας με πολύγωνα, σημεία που αντιπροσωπεύουν εικονοστοιχεία της απεικόνισης που εμφανίζεται στο κεντρικό παράθυρο. Στην εργαλειοθήκη του ιστογράμματος υπάρχει η επιλογή Scatter:Dance, με την οποία πατώντας το μεσαίο πλήκτρο του ποντικιού στα σημεία του διαγράμματος, τονίζονται τα αντίστοιχα pixel της εικόνας. Με τη διαδικασία αυτή καταγράφονται Περιοχές Εκπαίδευσης, οι οποίες εμφανίζουν το πλεονέκτημα ότι περιέχουν καθαρά εικονοστοιχεία για κάθε αστική κατηγορία. Δύο σημαντικά μειονεκτήματα όμως, είναι το γεγονός ότι ο χρήστης δεν έχει την ευχέρεια να καταγράψει όλες τις κατηγορίες γης που εμφανίζονται σε μία αστική σκηνή, εξαιτίας της μεγάλης επικάλυψης που εμφανίζουν πολλές διαφορετικές περιοχές και ο χαμηλός αριθμός εικονοστοιχείων που περιέχονται τελικά σε κάθε κατηγορία. Η καταγραφή των Περιοχών Εκπαίδευσης όπως περιγράφηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο, πάνω σε κάποιο έγχρωμο σύνθετο, κρίνεται ασφαλέστερη και πληρέστερη διαδικασία, λόγω της πιο επιμελούς συγκέντρωσης του συνολικού φασματικού εύρους των αστικών κατηγοριών, που διευκολύνει τις διαδικασίες της ταξινόμησης, όπως θα περιγραφεί σε επόμενο κεφάλαιο.



**Εικόνα 8-8:** Δισδιάστατο ιστογράμμα(scatter plot) με χρωματική διαβάθμιση(density slice:rainbow) της πυκνότητας των σημείων στο φασματικό χώρο που ορίζουν η πρώτη και τρίτη κύρια συνιστώσα του MNF. Οι περιοχές του ιστογράμματος με ανοιχτό χρώμα υποδηλώνουν μεγάλη συγκέντρωση σημείων, ενώ τα μπλε σημεία αποτελούν χαμηλής συγκέντρωσης περιοχές από τις οποίες μπορούν να εξαχθούν ασφαλέστερα Περιοχές Εκπαίδευσης ή endmembers.

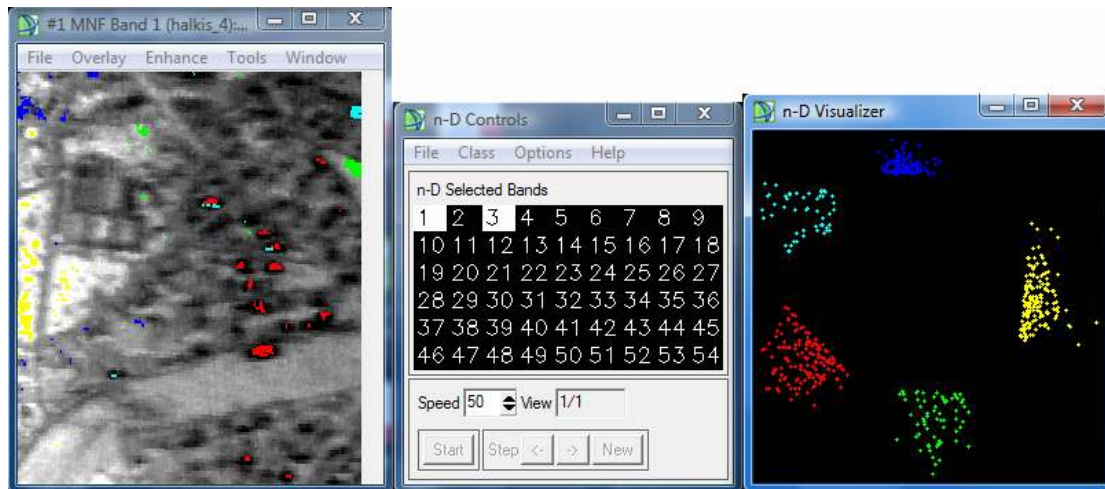
Στην Εικόνα 8-9, παρουσιάζονται πέντε αστικές κατηγορίες που σημειώθηκαν εντός του δισδιάστατου ιστογράμματος για τη Χαλκίδα(1). Αυτές είναι δύο τύποι οροφών, δέντρα, γρασίδι και σκιασμένες περιοχές. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι η πρώτη και τρίτη κύρια συνιστώσα που προέκυψαν από την εφαρμογή του MNF, για τον άξονα X και Y αντίστοιχα. Τα δύο κανάλια εμφανίζουν χαμηλή συσχέτιση όπως περιγράφεται στην Εικόνα 8-7. Οι πέντε αστικές κατηγορίες εντοπίζονται στις άκρες και στο περίγραμμα του δισδιάστατου ιστογράμματος. Οι κατηγορίες του εδάφους, του οδοστρώματος και άλλων τύπων οροφών που εντοπίστηκαν στις απεικονίσεις, περιέχονται στο κέντρο του φασματικού υποχώρου, εξαιτίας κυρίως των κοινών συστατικών που περιέχουν, με συνέπεια να είναι αδύνατο να εξαχθούν εικονοστοιχεία που να ανήκουν καθαρά σε κάποια ομάδα.



Εικόνα 8-9: Πέντε αστικές κατηγορίες που καταγράφονται μέσω του διδιάστατου ιστογράμματος. Οι Περιοχές Εκπαίδευσης περιλαμβάνουν κατά βάση καθαρά εικονοστοιχεία, αφού βρίσκονται στις γωνίες του scatter plot. Η μορφή του ιστογράμματος φανερώνει τη μηδενική συσχέτιση των καναλιών που χρησιμοποιούνται στους άξονες.

Στην Εικόνα 8-10 παρουσιάζεται ουσιαστικά το πλεονέκτημα της καταγραφής Περιοχών Εκπαίδευσης μέσω του διδιάστατου Scatter Plot. Οι ομάδες εικονοστοιχείων που σημειώνονται δεν εμφανίζουν καμία συσχέτιση και επικάλυψη, πράγμα που έχει αξία στη διαδικασία ανίχνευσης καθαρών εικονοστοιχείων-στόχων. Η εμφάνιση των Περιοχών Εκπαίδευσης στο ν-διάστατο ιστόγραμμα(n-D Visualizer) με επιλεγμένα κανάλια ασυσχέτιστες συνιστώσες που προέκυψαν από τον μετασχηματισμό του MNF, δείχνει ότι οι σημειωθείσες κατηγορίες δεν καλύπτουν κάποια κοινή περιοχή στο φασματικό χώρο. Αντίθετα, η ιδιότητα αυτή δεν μπορεί να ελεγχθεί απόλυτα στην περίπτωση καταγραφής των Π.Ε. πάνω στην απεικόνιση. Για την εμφάνιση της Εικόνας 8-10, επιλέχθηκε από το παράθυρο του ROI Tool, όπου περιέχονται οι πέντε κατηγορίες που εξήχθησαν από το Scatter Plot, File→Export ROIs to n-D Visualizer.





**Εικόνα 8-10:** Η καταγραφή Π.Ε. στο δισδιάστατο διάγραμμα οδηγεί στη δημιουργία ομάδων pixels διαφορετικών αστικών κατηγοριών χωρίς φασματική επικάλυψη. Στην εικόνα εμφανίζονται οι 5 Π.Ε. στην απεικόνιση και στο φασματικό υπόχωρο δύο καναλιών του MNF(1 και 3).

## 8.3 Unmixing

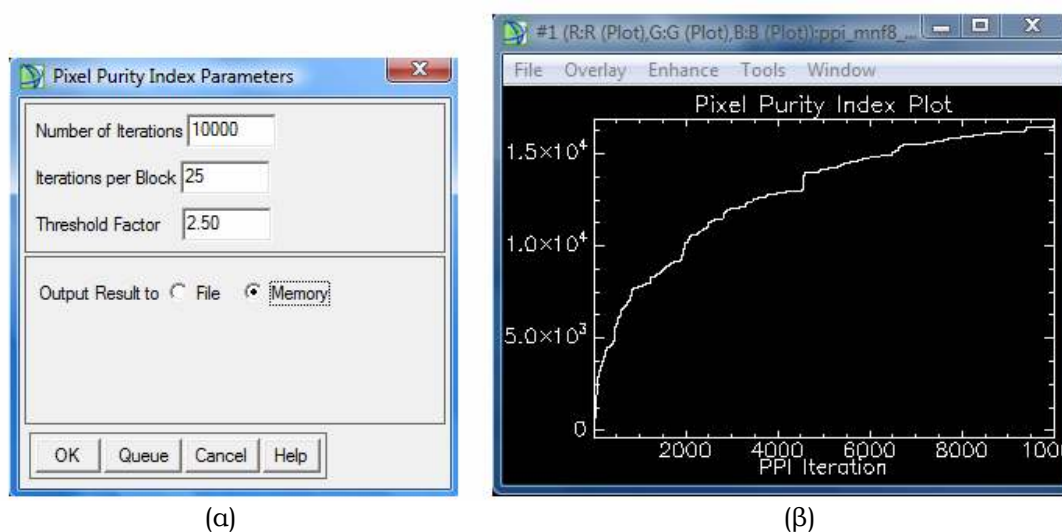
### 8.3.1 Pixel Purity Index

Η ανίχνευση πιθανών φασματικών στόχων αποτελεί κύριο κομμάτι της εργασίας και εξετάζεται με τρεις διαφορετικούς τρόπους: τη μέθοδο PPI, τον αλγόριθμο Matched Filter και το γραμμικό μοντέλο ή Linear Mixing Model. Η μέθοδος Pixel Purity Index είναι μία νέα αυτοματοποιημένη διαδικασία στην κατηγορία του unmixing. Οι φασματικές υπογραφές των εικονοστοιχείων αντιμετωπίζονται ως σημεία στο φασματικό χώρο και αυτά τα οποία θα βρεθούν ως ακραία μετά από προβολή τους σε τυχαία διανύσματα θεωρούνται εικονοστοιχεία-στόχοι.

Εξετάζοντας ειδικότερα τον αλγόριθμο PPI με τη μορφή που λειτουργεί στο λογισμικό ENVI 4.4, το αποτέλεσμα που προκύπτει είναι μία δυαδική εικόνα, με τα λευκά εικονοστοιχεία να είναι αυτά που έχουν βρεθεί από μία φορά και πάνω ως ακραία, περιέχοντας ως ψηφιακή τιμή τον αριθμό που σημειώθηκαν ως ακραία.

Για την εφαρμογή του αλγόριθμου επιλέχθηκε από το κύριο μενού: Spectral→Pixel Purity Index→New Output Band. Σε αυτό το σημείο έγινε η εισαγωγή των δεδομένων προς επεξεργασία. Εξετάζοντας τη βιβλιογραφία αλλά και τις οδηγίες για το λογισμικό του ENVI, η εφαρμογή της μεθόδου φαίνεται να αποδίδει καλύτερα όταν εισάγονται δεδομένα που προέκυψαν από τον MNF, απαλλαγμένα από θόρυβο. Για αυτό το λόγο προτιμήθηκε να εισαχθούν οι έξι πρώτες κύριες συνιστώσες για τη Χαλκίδα(1), οι τέσσερις πρώτες κύριες συνιστώσες για τη Χαλκίδα(2) και Χαλκίδα(3). Η επιλογή διαφορετικού αριθμού συνιστωσών για τις τρεις εικόνες οφείλεται στη διαφορά της οπτικής ποιότητας των εικόνων που αποτέλεσε σημαντικό κριτήριο. Μετά την επιλογή των δεδομένων, εμφανίζεται στην οθόνη το παράθυρο των παραμέτρων για τον PPI. Οι παράμετροι προς συμπλήρωση είναι οι εξής, όπως φαίνονται κατά σειρά στην Εικόνα 8-11α): 1) ο αριθμός των επαναλήψεων που ο φασματικός χώρος,

αποτελούμενος από σημεία, θα προβληθεί πάνω σε ένα τυχαίο διάνυσμα. Όσο μεγαλύτερος είναι αυτός ο αριθμός, τόσο καλύτερα επιτελείται το έργο του αλγόριθμου. Στη συγκεκριμένη περίπτωση επιλέχτηκε ο αριθμός των 10000 επαναλήψεων, 2) ο παράγοντας που ορίζει το κατώφλι της ψηφιακής τιμής κάθε εικονοστοιχείου, πάνω από την οποία θα εμφανιστούν ως ακραία pixels στην τελική εικόνα. Αυτή η τιμή ορίστηκε να είναι 2.50. Η τιμή αυτή υπολογίζεται να είναι περίπου 2-3 φορές πάνω από το επίπεδο του θορύβου στα δεδομένα. Εκτός της εικόνας με τα εικονοστοιχεία που βρέθηκαν ακραία, το πρόγραμμα εμφανίζει και το διάγραμμα με τον αριθμό των εικονοστοιχείων που πληρούν την παράμετρο του κατωφλίου(threshold factor) σε σχέση με τις επαναλήψεις που πραγματοποιήθηκαν(Εικόνα 8-11β). Το διάγραμμα πρέπει να προσεγγίζει ασυμπτωτικά την ευθεία γραμμή(zero slope) όταν εντοπιστούν όλα τα endmembers.



**Εικόνα 8-11: α) Παράθυρο παραμέτρων για τον αλγόριθμο PPI, με τον αριθμό επαναλήψεων και το κατώφλι για τα εικονοστοιχεία που θα θεωρηθούν ως ακραία και κατ' επέκταση pure(καθαρά), β) Pixel Purity Index Plot.**

Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν για τις τρεις εικόνες της Χαλκίδας. Η απεικόνιση Χαλκίδα(3) είναι η μεγαλύτερη σε μέγεθος, παρατίθεται όμως σε μεγαλύτερη σμίκρυνση.

Η ανάλυση δεν σταματά μόνο στα εικονοστοιχεία που βρέθηκαν ως ακραία στην πρώτη φάση της εφαρμογής του αλγόριθμου, καθώς στο παραγόμενο αποτέλεσμα η πλειοψηφία των εικονοστοιχείων δεν αποτελούν στόχους. Στη εικόνα του PPI εμφανίζονται pixels που εντοπίστηκαν μακριά από το τυχαίο διάνυσμα από τρεις φορές και πάνω(threshold factor=2.50). Η ανίχνευση των πραγματικών στόχων θα επιτελεσθεί μέσω της διαδικασίας του Interactive Stretching, που επιλέγεται από το παράθυρο της εικόνας PPI στη θέση Enhance. Όπως φαίνεται στην Εικόνα 8-13, στο ιστόγραμμα εμφανίζεται η κατανομή των σημείων σε σχέση με την ψηφιακή τιμή των εικονοστοιχείων. Το κατώφλι που θα χρησιμοποιηθεί για την εξαγωγή των στόχων εξαρτάται κυρίως από το χρήστη. Τα τελικά αποτελέσματα που εμφανίζονται στην Εικόνα 8-14, αποτελούνται από ένα κανάλι και δεν γίνεται κάποιος αυτόματος διαχωρισμός στόχων για κάθε κατηγορία ξεχωριστά.



ΧΑΛΚΙΔΑ(1)



PPI Result



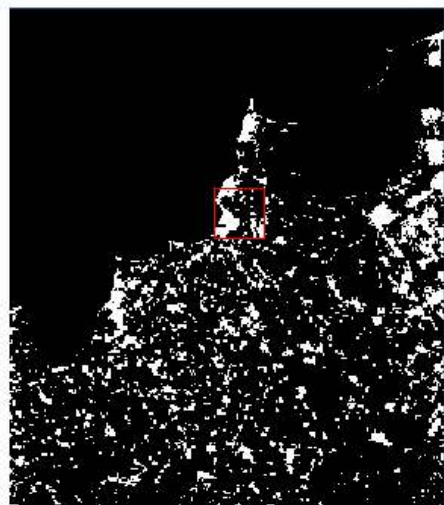
ΧΑΛΚΙΔΑ(2)



PPI Result



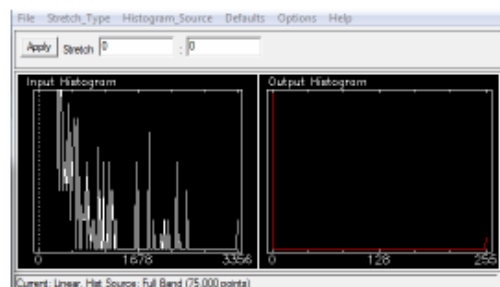
ΧΑΛΚΙΔΑ(3)



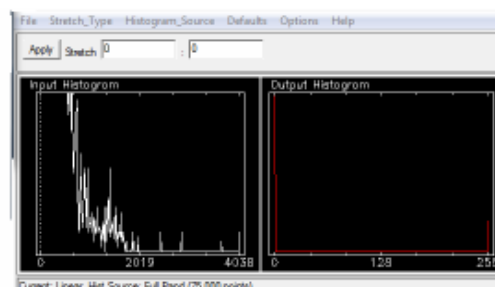
PPI Result

Εικόνα 8-12: Το πρώτο αποτέλεσμα του PPI για τις τρεις εικόνες της Χαλκίδας.

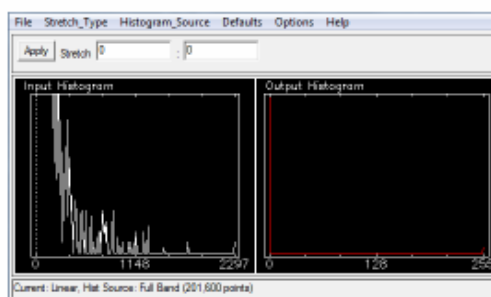
Έχοντας επιλέξει τα δεδομένα που εισάγονται στο ιστογράμμα να προέρχονται από το κανάλι του PPI για κάθε εικόνα, ο χρήστης έχει την ευχέρεια να χρησιμοποιήσει διάφορες τεχνικές για την μετατροπή και επεξεργασία του ιστογράμματος, όπως είναι η Linear, Piecewise Linear, Gaussian, Equilization κ.α..



ΧΑΛΚΙΔΑ(1)



ΧΑΛΚΙΔΑ(2)



ΧΑΛΚΙΔΑ(3)

**Εικόνα 8-13: Ιστογράμματα με την κατανομή των σημείων μετά την πρώτη εφαρμογή της μεθόδου PPI(Stretch Type: Linear). Στον άξονα X τοποθετούνται οι ψηφιακές τιμές των pixels(αριθμός που εντοπίστηκαν ως ακραία) και στον άξονα Y ο αριθμός των εικονοστοιχείων.**

Όπως φαίνεται στα ιστογράμματα των PPI εικόνων, υπάρχουν εικονοστοιχεία που βρέθηκαν 3356, 4038 και 2297 φορές ως ακραία για τις τρεις εικόνες αντίστοιχα. Η μεγαλύτερη συγκέντρωση σημείων όμως αφορά μικρότερους αριθμούς για τον οριζόντιο άξονα. Για την εξαγωγή των τελικών εικόνων PPI όπου εμφανίζονται οι τελικοί στόχοι, εφαρμόζεται η ακόλουθη διαδικασία: από το παράθυρο της αρχικής PPI εικόνας επιλέγεται Tools→Region Of Interest→Band Threshold to ROI. Εδώ, δίνεται η δυνατότητα στο χρήστη να εξαγει ως Περιοχή Εκπαίδευσης τους στόχους της εικόνας, μετά από καθορισμό του ελάχιστου και μέγιστου κατωφλίου για τα σημεία που βρέθηκαν ακραία με τον αλγόριθμο PPI. Η πορεία αυτή φαίνεται στον Πίνακα 8-2.

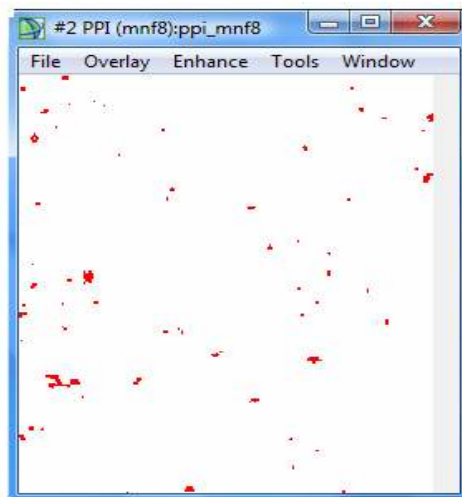
	<b>1η Φάση PPI</b> (αρ. pixel)	<b>Min Threshold</b> (DN)	<b>2η Φάση PPI</b> (αρ. Pixel)
Χαλκίδα(1)	16478	200	409
Χαλκίδα(2)	24821	700	485
Χαλκίδα(3)	18351	150	807

**Πίνακας 8-2: Ο αριθμός των εικονοστοιχείων-στόχων για κάθε εικόνα με την εξέλιξη του PPI.**

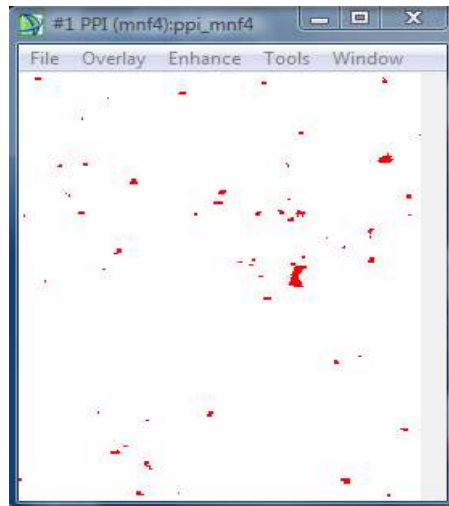
---

### Pixel Purity Index Endmembers

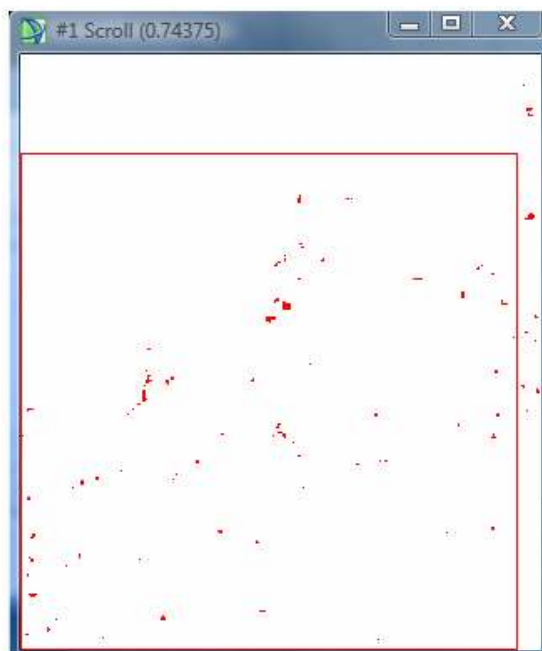
---



ΧΑΛΚΙΔΑ(1)



ΧΑΛΚΙΔΑ(2)



ΧΑΛΚΙΔΑ(3)

---

**Εικόνα 8-14:** Οι στόχοι που προέκυψαν για κάθε μία από τις τρεις εικόνες της Χαλκίδας. Το αποτέλεσμα αποτελείται από ένα μόνο κανάλι που περιέχει ως Περιοχή Εκπαίδευσης τα endmembers(κόκκινο χρώμα).

Στο τελευταίο κομμάτι της επεξεργασίας που αφορά τον αλγόριθμο PPI γίνεται ο εντοπισμός των αστικών κατηγοριών που αντιπροσωπεύουν τα εικονοστοιχεία-στόχοι που ανιχνεύθηκαν και φαίνονται στις παραπάνω εικόνες. Η διαδικασία

στην περίπτωση αυτή είναι να τοποθετηθεί η Περιοχή Εκπαίδευσης των στόχων πάνω σε κάποιο έγχρωμο σύνθετο ή όποια άλλη εικόνα είναι βολική για το χρήστη και να δημιουργηθούν νέες Π.Ε. καταχωρημένες με το όνομα της κάθε κατηγορίας. Η χρήση του Overlay που υπάρχει στο πρόγραμμα του ENVI βοηθά στο έργο αυτό.

Συμπερασματικά, τα endmembers που εξήχθησαν αφορούν κατά βάση όλες τις αστικές κατηγορίες, σε μεγαλύτερο βαθμό όμως περιέχουν δέντρα, γρασίδι και οροφές κτιρίων. Κανένα σχεδόν εικονοστοιχείο δεν προέρχεται από την κατηγορία του οδικού δικτύου και των σκιασμένων περιοχών. Η αξιοποίηση των νέων αυτών Π.Ε. είναι ιδιαίτερα δύσκολη, καθώς ο αριθμός των εικονοστοιχείων που συμπεριλαμβάνονται στην κάθε κατηγορία είναι μικρός και δεν θα παραχθεί αξιόλογο αποτέλεσμα στη διαδικασία της ταξινόμησης. Η μόνη χρησιμότητα αφορά την επίβλεψη αστικών αντικειμένων που περιέχουν καθαρά εικονοστοιχεία και τη συλλογή των στόχων αυτών.

### 8.3.2 Matched Filter

Ο αλγόριθμος Matched Filter ανήκει στην κατηγορία του partial unmixing, όπου κάθε εικονοστοιχείο αντιμετωπίζεται ως πιθανό μίγμα των φασματικών υπογραφών των στόχων και υπολογίζεται η αφθονία τους. Σε αυτή τη φάση δεν γίνεται επεξεργασία μόνο των δεδομένων που προέκυψαν από το μετασχηματισμό MNF, όπως κρίθηκε προτιμότερο για τον αλγόριθμο PPI, αλλά θέτονται υπό εξέταση και τα δεδομένα από την ανάλυση PCA(covariance/correlation) καθώς επίσης και δεδομένα που αποτελούνται από λόγους καναλιών(Εικόνα 7-3).

Για την επιλογή της μεθόδου στο πρόγραμμα του ENVI 4.4 επιλέγεται: Spectral→Mapping Methods→Matched Filtering. Στο σημείο αυτό γίνεται η εισαγωγή των δεδομένων. Για την εικόνα Χαλκίδα(3) δημιουργήθηκε Περιοχή Εκπαίδευσης για την επικάλυψη των εικονοστοιχείων της θάλασσας. Ελάχιστα μόνο pixels που ανήκουν στη θαλάσσια περιοχή δημιουργούν πρόβλημα στη διαδικασία της ανίχνευσης των στόχων. Στο παράθυρο “Endmember Collection: Matched Filter” επιλέγουμε Import→from ROI/EVF from input file, όπου τοποθετούμε τις Περιοχές Εκπαίδευσης που έχουν συλλεχθεί για κάθε αστική κατηγορία και αποτελούν το φάσμα αναφοράς για την ανίχνευση των στόχων. Το τελευταίο κομμάτι αφορά την επιλογή της παραμέτρου για τον υπολογισμό νέου πίνακα μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας και την αποθήκευση των νέων αρχείων.

Το αποτέλεσμα που προκύπτει με την εφαρμογή του Matched Filter είναι μία εικόνα σε τόνους του γκρι για κάθε κατηγορία που έχει επιλεχθεί. Ο βασικός σκοπός του αλγόριθμου είναι να διαχωρίσει τους στόχους κάθε κατηγορίας από τα υπόλοιπα εικονοστοιχεία που θεωρούνται ως υπόβαθρο και εμφανίζονται με μαύρο χρώμα και ψηφιακή τιμή 0. Αντίστροφα, ψηφιακή τιμή 1, δηλώνει τέλειο ταίριασμα(perfect match). Θεωρητικά, τα εικονοστοιχεία της νέας εικόνας έχουν εύρος ψηφιακής τιμής από 0 έως 1, με τιμές κοντά στο 1 να υποδηλώνουν αφθονία της κατηγορίας που εξετάζεται στην περιοχή του εικονοστοιχείου. Πρακτικά όμως, οι ψηφιακές τιμές που προκύπτουν εμφανίζουν αρνητικές και μεγαλύτερες της μονάδας τιμές. Στις παρακάτω εικόνες παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του Matched Filter για έξι κύριες αστικές κατηγορίες: θάμνους, γρασίδι, δέντρα, οροφές με κεραμίδια, κοινές οροφές και δρόμοι. Επιλέχτηκε να παρουσιαστούν τα δεδομένα από το μετασχηματισμό MNF, τον PCA με χρήση του πίνακα covariance και τους λόγους καναλιών. Όπως έχει σημειωθεί, η ανίχνευση των στόχων και των

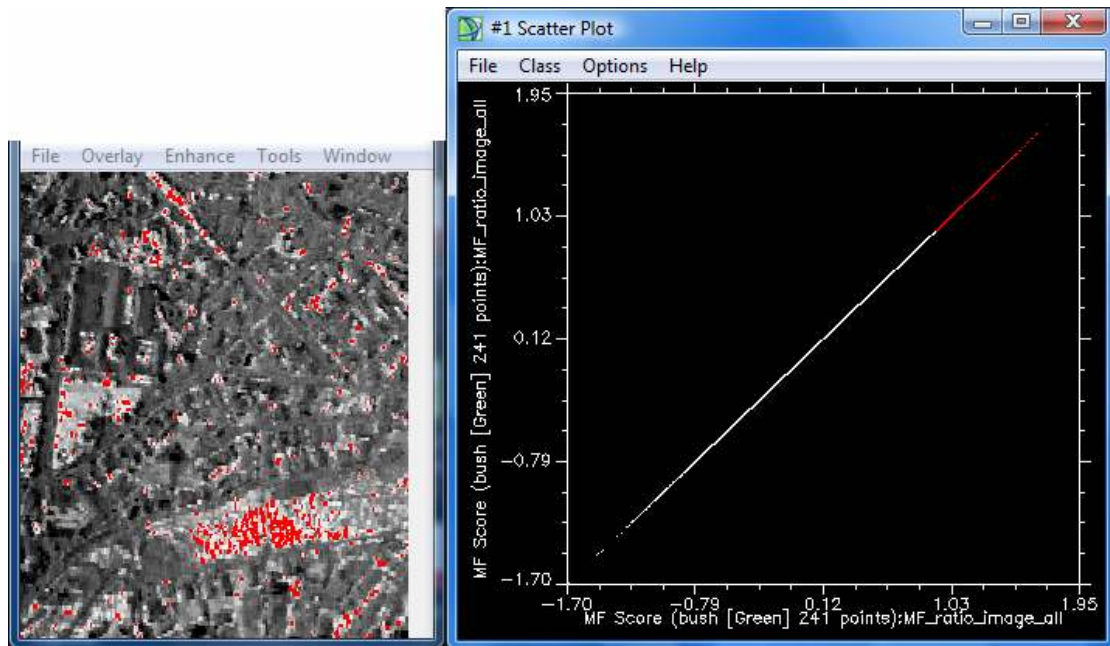
κλασματικών αφθονιών θεωρείται ακριβέστερη αλλά και ποιοτικότερη οπτικά, όταν ο αλγόριθμος πετυχαίνει το διαχωρισμό της σκηνής σε υπόβαθρο και εικονοστοιχεία που είτε είναι στόχοι είτε περιέχουν κάποιο ποσοστό της εξεταζόμενης κατηγορίας. Πάνω σε αυτή τη λογική θα αξιολογηθούν τα αποτελέσματα για τον Matched Filter που φαίνονται παρακάτω.

Η εμφάνιση ψηφιακών τιμών εκτός του εύρους 0-1, απαιτεί την περαιτέρω εξέταση των αποτελεσμάτων, μέσω του δισδιάστατου ιστογράμματος. Ο λόγος είναι η σωστή αξιολόγηση της μεθόδου, καθώς υψηλές ψηφιακές τιμές (άνω της μονάδας) δεν σημαίνουν απαραίτητα ανίχνευση της εξεταζόμενης κατηγορίας σε κάποιο εικονοστοιχείο. Ο τρόπος που επιλέχτηκε για να γίνει ο έλεγχος αυτός, είναι η τοποθέτηση στους δύο άξονες του δισδιάστατου ιστογράμματος του ίδιου καναλιού μίας κατηγορίας. Όπως είναι φυσικό, η μορφή που προκύπτει είναι μία ευθεία γραμμή όπου περιέχονται όλα τα σημεία της φιλτραρισμένης εικόνας. Έπειτα, πάνω στο ιστόγραμμα σημειώνονται με πολύγωνα διάφορα κομμάτια της γραμμής, τα οποία αντιστοιχούν σε σημεία της εικόνας.

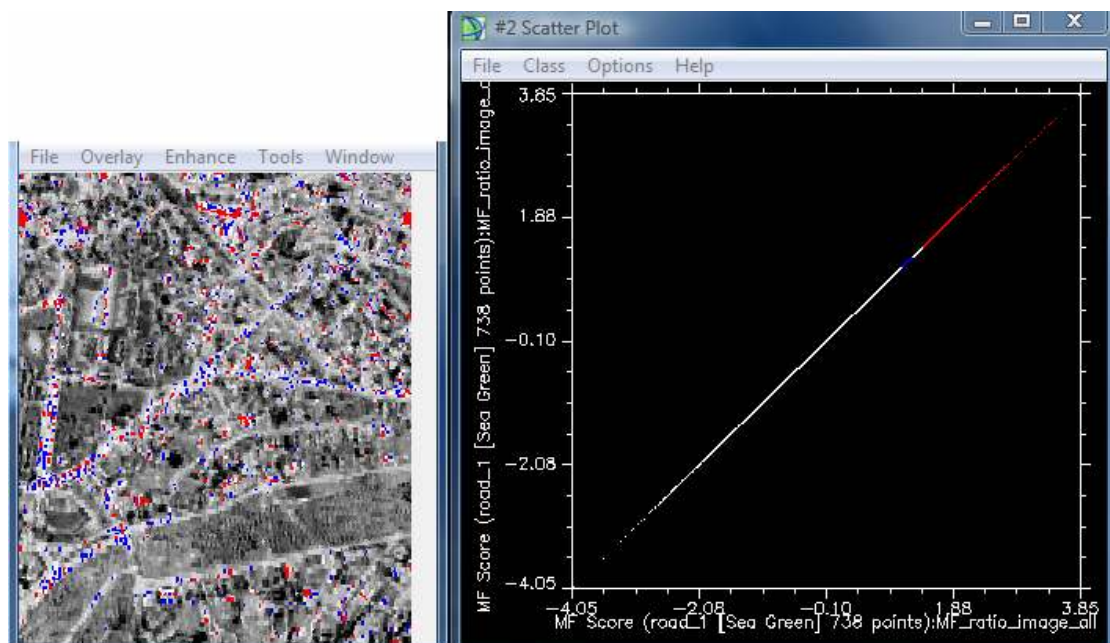
Εξετάζοντας τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τα δεδομένα των λόγων καναλιών έχουμε τα παρακάτω: όπως φαίνεται για την κατηγορία των θάμνων, η μέγιστη τιμή φθάνει το 1.95. Τα σημεία που καταγράφονται στο εύρος 1.0-1.95 ανήκουν πράγματι στην κατηγορία αυτή, ενώ περιλαμβάνονται και εικονοστοιχεία δέντρων και γρασιδιού που περιέχουν κάποια αφθονία λόγω της χλωροφύλλης. Συμπεραίνουμε έτσι, πως ο αλγόριθμος εξάγει καλά αποτελέσματα για την κατηγορία αυτή. Οι αρνητικές τιμές του διαγράμματος αφορούν τα σκιασμένα εικονοστοιχεία.

Αντίθετα, εξετάζοντας με τον ίδιο τρόπο την κατηγορία του δρόμου, παρατηρείται πως στις υψηλότερες τιμές αντιστοιχούν κατά πλειοψηφία εικονοστοιχεία ταρασών, ενώ pixels της κατηγορίας βρίσκονται σε χαμηλότερες τιμές. Ο αλγόριθμος παράγει λανθασμένα αποτελέσματα, κυρίως εξαιτίας της σημαντικής φασματικής ομοιότητας μεταξύ των δύο κατηγοριών που συγχέονται και των κοινών συνιστωσών που διαμορφώνουν τις φασματικές υπογραφές. Σε σύγκριση όμως με τα δεδομένα του MNF και PCA, οι λόγοι καναλιών λειτουργούν καλύτερα στο διαχωρισμό του υποβάθρου και των όποιων στόχων ανιχνεύονται. Η μέγιστη τιμή φθάνει το 3.85, ενώ τα περισσότερα σημεία που ανήκουν στο δρόμο βρίσκονται κοντά στην τιμή 1.20.

Σύμφωνα με τη μεθοδολογία που αναπτύχθηκε, και όσον αφορά τους λόγους καναλιών ως δεδομένα εισαγωγής, οι κατηγορίες του γρασιδιού(maxDN=1.88), των δέντρων(maxDN=1.85), των οροφών(maxDN=2.66), των κεραμοσκεπών(maxDN=2.66) αλλά και του σκιασμένου γρασιδιού(maxDN=1.91), εμφανίζουν σωστά αποτελέσματα ανίχνευσης των στόχων εκείνων που “ταιριάζουν” με το φάσμα αναφοράς που εισήχθηκε.



(α)



(β)

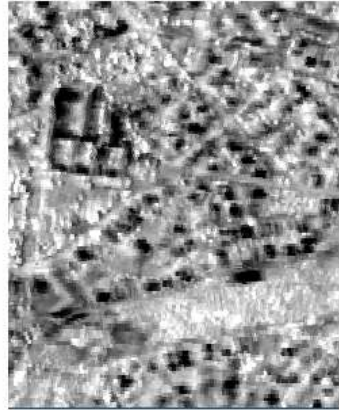
Εικόνα 8-15: α) Το αποτέλεσμα του MF για την κατηγορία των θάμνων με σωστή ανίχνευση των στόχων, β) Το αποτέλεσμα του MF για την κατηγορία του δρόμου. Οι στόχοι περιλαμβάνουν κυρίως εικονοστοιχεία οροφών.



**MATCHED FILTER**  
ΧΑΛΚΙΑΔΑ(1)

<b>MNF</b>	<b>PCA-covariance</b>	<b>RATIO Image</b>
------------	-----------------------	--------------------

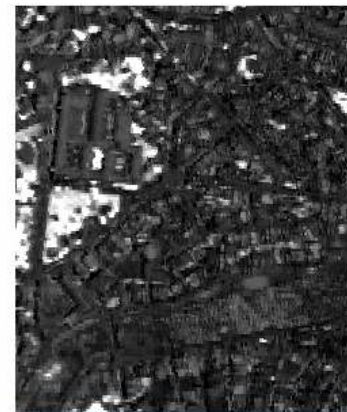
**BUSH**



**GRASS**



**TREES**



**MATCHED FILTER**  
ΧΑΛΚΙΔΑ(1)

<b>MNF</b>	<b>PCA-covariance</b>	<b>RATIO Image</b>
------------	-----------------------	--------------------

**TILE ROOF**



**ROOF**



**ROAD**

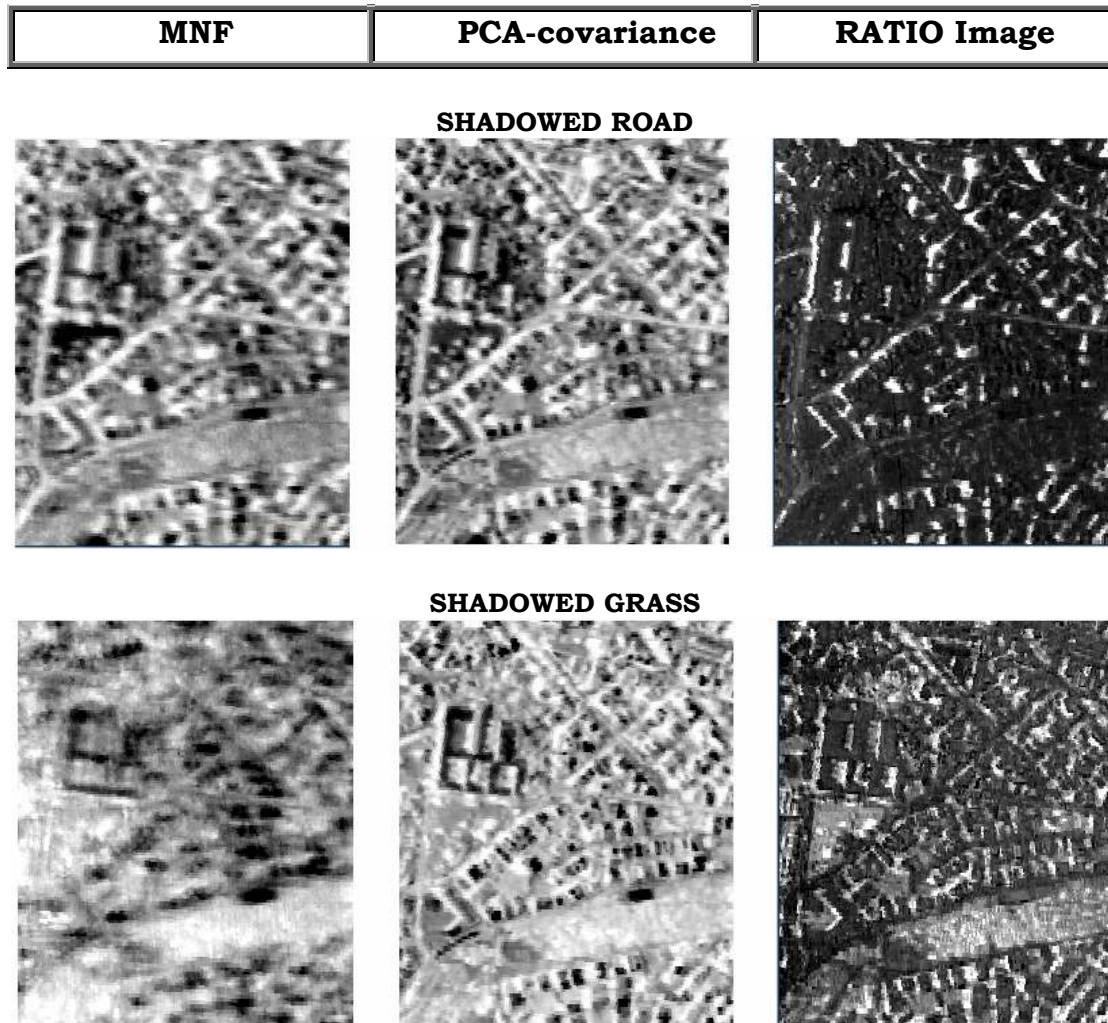


Εξετάζοντας τώρα το αποτέλεσμα MF μετά από επεξεργασία πέντε κύριων συνιστωσών του αλγόριθμου PCA παρατηρείται πως οι φασματικοί στόχοι για τις κατηγορίες του γρασιδιού, των δέντρων και των οροφών με κεραμίδια ανιχνεύονται σε πολύ καλό βαθμό, πράγμα που συνέβη και με τα δεδομένα του MNF. Στην περίπτωση όμως της κατηγορίας των δέντρων, η εικόνα MF σε αντίθεση με την αντίστοιχη από τα δεδομένα του MNF εμφανίζει και τις ομάδες των pixels που περιέχουν γρασίδι, με τιμές από 0.45 έως 0.60. Το φιλτράρισμα της εικόνας στην περίπτωση των θάμνων εμφανίζει μεν καλύτερο αποτέλεσμα από τα δεδομένα του MNF, με σημαντική διαφορά την τοποθέτηση των εικονοστοιχείων που περιέχουν γρασίδι στο υπόβαθρο. Οι στόχοι για την κατηγορία των οροφών δεν ανιχνεύονται ικανοποιητικά. Για την δυσκολότερη κατηγορία της σκηνής, που είναι το οδικό δίκτυο, τα δεδομένα του PCA παρουσιάζουν καλύτερο αποτέλεσμα από αυτά του MNF, χωρίς να μπορούμε να πούμε όμως πως τα αποτελέσματα είναι ιδιαίτερα ακριβή. Παρατηρείται πως υπάρχει μεγάλη συσχέτιση με την κατηγορία των οροφών, όπου παρουσιάζονται υψηλές ψηφιακές τιμές, ενώ δεν γίνεται καλός διαχωρισμός με το υπόβαθρο.

Το φιλτράρισμα της απεικόνισης που αποτελείται από τους λόγους των αρχικών καναλιών επιφέρει συνεπώς τα καλύτερα αποτελέσματα για τις έξι κατηγορίες που παρουσιάστηκαν παραπάνω. Γίνεται σαφές πως η δημιουργία λόγων και η τοποθέτηση τους ως κανάλια μίας απεικόνισης έχει θετική επίπτωση στο φασματικό διαχωρισμό των Περιοχών Εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται ως φάσμα αναφοράς, με αποτέλεσμα το προϊόν του MF να εμφανίζει καλό διαχωρισμό μεταξύ στόχων και υποβάθρου για όλες σχεδόν τις κατηγορίες γης που εξετάζονται. Ακόμη και στις περιπτώσεις των οροφών και του οδικού δικτύου τα αποτελέσματα είναι πολύ καλύτερα από τα δεδομένα του MNF και του PCA και είναι δυνατό να εξαχθούν μετά από παρεμβάσεις στο ιστόγραμμα φασματικοί στόχοι.

Πέραν της προσπάθειας για ανίχνευση στόχων για τις κατηγορίες που παρουσιάστηκαν παραπάνω, ελέγχθηκαν και οι περιπτώσεις των σκιασμένων περιοχών, που χωρίς τη διενέργεια μετρήσεων με φασματόμετρα, αλλά με φάσμα αναφοράς μόνο τις Περιοχές Εκπαίδευσης πάνω στην απεικόνιση, είναι εκ των πραγμάτων μία δύσκολη διαδικασία. Πράγματι, τα αποτελέσματα δεν είναι καλά. Συγκεκριμένα, όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα, για την ανίχνευση στόχων σε σκιασμένο δρόμο και σκιασμένη βλάστηση(εικονοστοιχεία που είναι πολυπληθή στο αστικό περιβάλλον), οι φιλτραρισμένες εικόνες για τα δεδομένα του MNF και του PCA δεν εμφανίζουν κανένα σωστό αποτέλεσμα και η εξαγωγή στόχων είναι αδύνατη. Η εφαρμογή του MF πάνω στα δεδομένα των λόγων έχει καλύτερα αποτελέσματα, χωρίς όμως να είναι δυνατή η εξαγωγή εικονοστοιχείων-στόχων για το συγκεκριμένο φάσμα αναφοράς που εισήχθη. Αυτό σε γενικές γραμμές είναι αναμενόμενο. Γίνετε υπενθύμιση, πως οι Περιοχές Εκπαίδευσης(φάσμα αναφοράς) που συλλέχθηκαν για τα σκιασμένα pixels σημειώθηκαν με τη βοήθεια επισκόπησης μέσω του Google Earth και όχι βάσει χαρακτηριστικών στις φασματικές υπογραφές. Όσον αφορά την ανίχνευση στόχων για την κατηγορία του εδάφους, αυτή κατέστη αδύνατη λόγω του μη φασματικού διαχωρισμού των εικονοστοιχείων αυτών με άλλες κατηγορίες γης(δρόμοι, οροφές).

**MATCHED FILTER**  
ΧΑΛΚΙΔΑ(1)

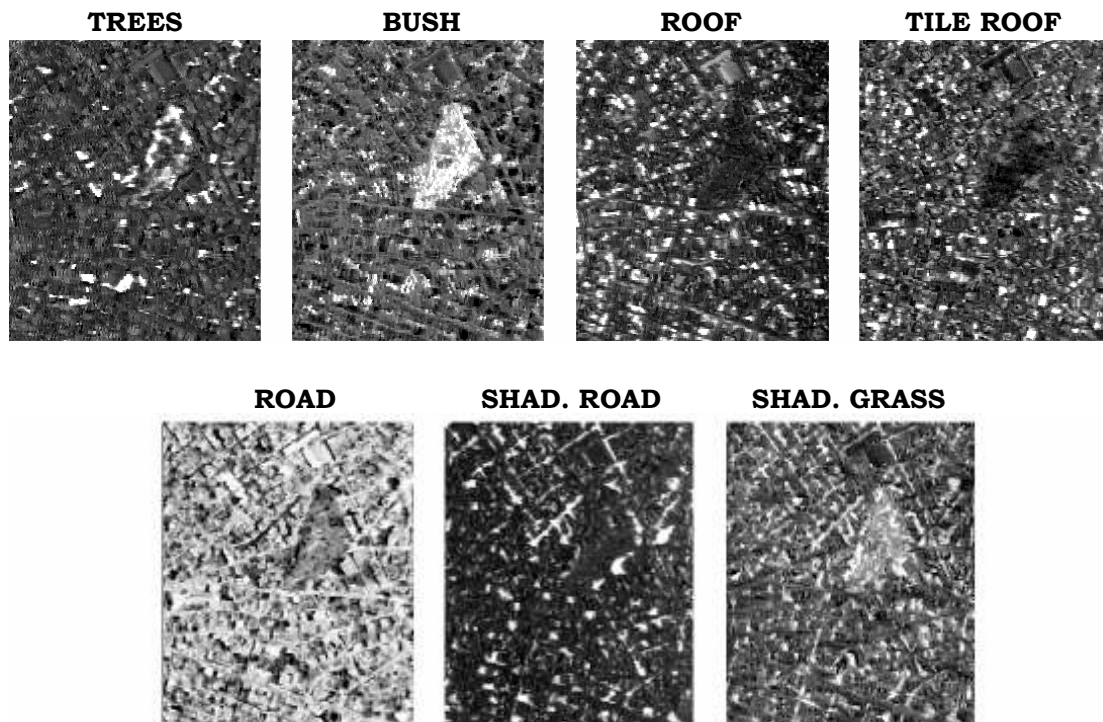


Παρόμοια ανταπόκριση με χρήση του Matched Filter εμφανίζουν και οι εικόνες Χαλκίδα(2) και Χαλκίδα(3). Σε σύγκριση με τα αποτελέσματα της Χαλκίδας(1) παρουσιάζονται κάποια μειονεκτήματα στην ανίχνευση στόχων σε κάποιες κατηγορίες και αυτό γιατί σε αντίθεση με την πρώτη εικόνα της περιοχής που εξετάστηκε, οι απεικονίσεις Χαλκίδα(2) και Χαλκίδα(3) περιέχουν πυκνοδομημένες περιοχές με αρκετά σκιασμένα εικονοστοιχεία. Η κύρια επίπτωση αυτού εμφανίζεται στα αποτελέσματα MF για τις κατηγορίες των οροφών, των οροφών από κεραμίδια και των δρόμων. Η επεξεργασία των λόγων καναλιών όμως και εδώ(ως δεδομένα εισόδου στον MF), παρουσιάζει τα καλύτερα αποτελέσματα και για το λόγο αυτό προτιμήθηκε να παρουσιαστούν οι αντίστοιχες εικόνες που φαίνονται παρακάτω.

---

**MATCHED FILTER/RATIO Image**  
**ΧΑΛΚΙΔΑ(2)**

---



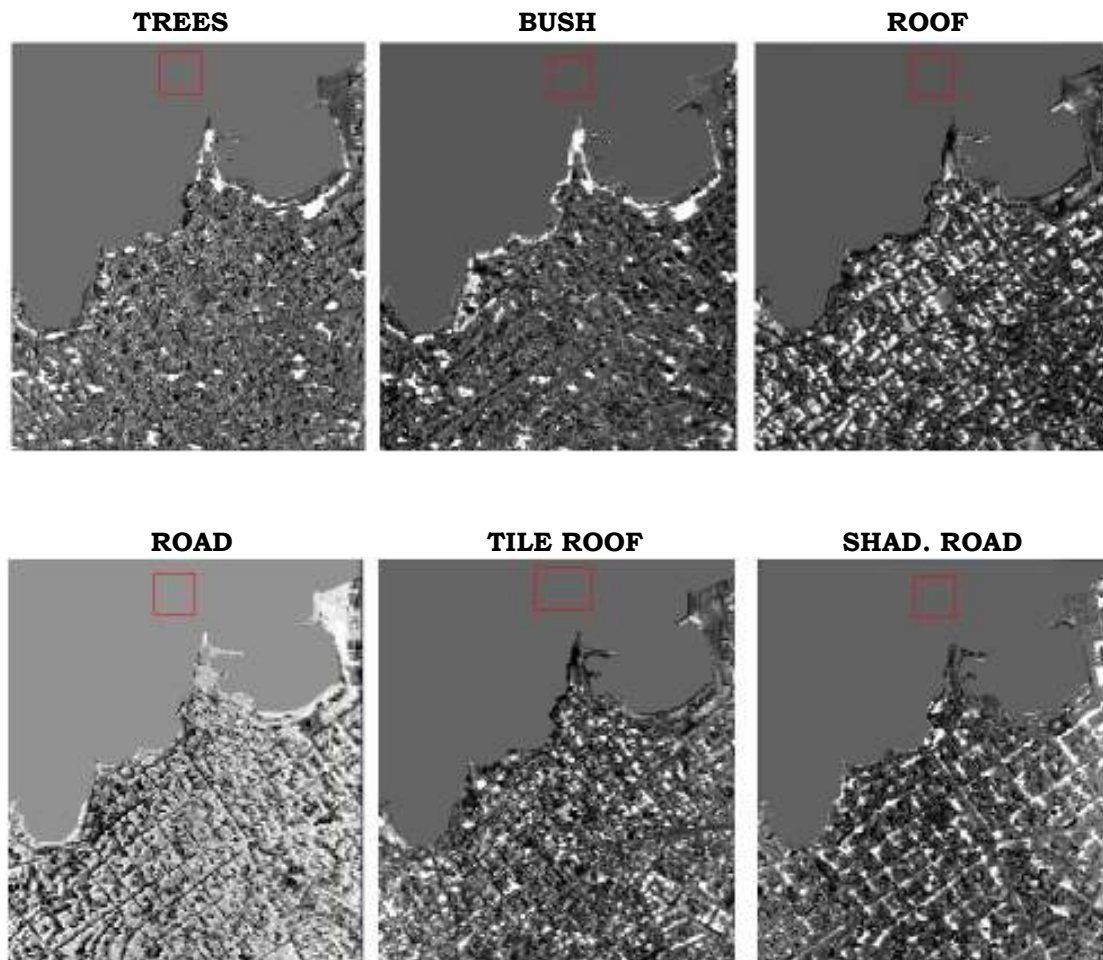
Και εδώ, ισχύουν επί το πλείστον οι παρατηρήσεις που έγιναν για την Χαλκίδα(1). Δεν είναι δυνατή δηλαδή η εξαγωγή φασματικών στόχων συγκεκριμένων κατηγοριών από σκιασμένες περιοχές, καθώς αποτυπώνονται όλα τα σκιασμένα pixels ως endmembers, στην περίπτωση του δρόμου υπάρχει σύγχυση με τις οροφές των κτιρίων και τέλος η φιλτραρισμένη εικόνα δεν έχει καμία αξία για την κατηγορία του εδάφους.

Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα και για την εικόνα Χαλκίδα(3), επίσης μετά από επεξεργασία των δεδομένων που αποτελούνται από λόγους καναλιών.

---

**MATCHED FILTER/RATIO Image**  
**ΧΑΛΚΙΔΑ(3)**

---



### 8.3.3 Linear Mixing Model

Η ανίχνευση των στόχων με το μοντέλο του Linear Mixing, γίνεται με την εικασία ότι η ανακλαστικότητα σε κάθε εικονοστοιχείο είναι ο γραμμικός συνδυασμός της ανακλαστικότητας κάθε αντικειμένου ή endmember που είναι παρόν στο εικονοστοιχείο. Ο αλγόριθμος, δοθέντος του φάσματος που εισάγεται (Π.Ε. ή endmembers) υπολογίζει τις τιμές αφθονίας για κάθε στόχο, για κάθε εικονοστοιχείο. Ο αριθμός των στόχων πρέπει να είναι μικρότερος από τον αριθμό των φασματικών καναλιών. Τα αποτελέσματα του LMM εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από τα endmembers που εισάγονται και μικρές αλλαγές σε αυτά επιφέρουν και αλλαγές στα αποτελέσματα.

Για την εφαρμογή του αλγόριθμου στο πρόγραμμα του ENVI επιλέγουμε από το κύριο μενού Spectral→Mapping Methods→Linear Spectral Unmixing. Από τις δύο επιλογές της μη παραμετρικής και μερικώς παραμετρικής λύσης προτιμήθηκε η πρώτη. Με τη μέθοδο αυτή, οι ψηφιακές τιμές των αφθονιών για κάθε εικονοστοιχείο δεν περιορίζονται στο εύρος 0-1, αλλά παίρνουν αρνητικές και άνω της μονάδας τιμές. Ούτως ή άλλως η μεταβλητότητα των αστικών κατηγοριών δεν ευνοεί τη χρήση του γραμμικού μοντέλου, και λόγω της

διαφορετικής συμπεριφοράς ομοειδών αντικειμένων οι ψηφιακές τιμές εμφανίζουν την ίδια τάση που παρουσιάστηκε στα αποτελέσματα του MF με υψηλές τιμές(έως 3 ή 4) στα εικονοστοιχεία που περιέχουν στόχους σε πολλές κατηγορίες.

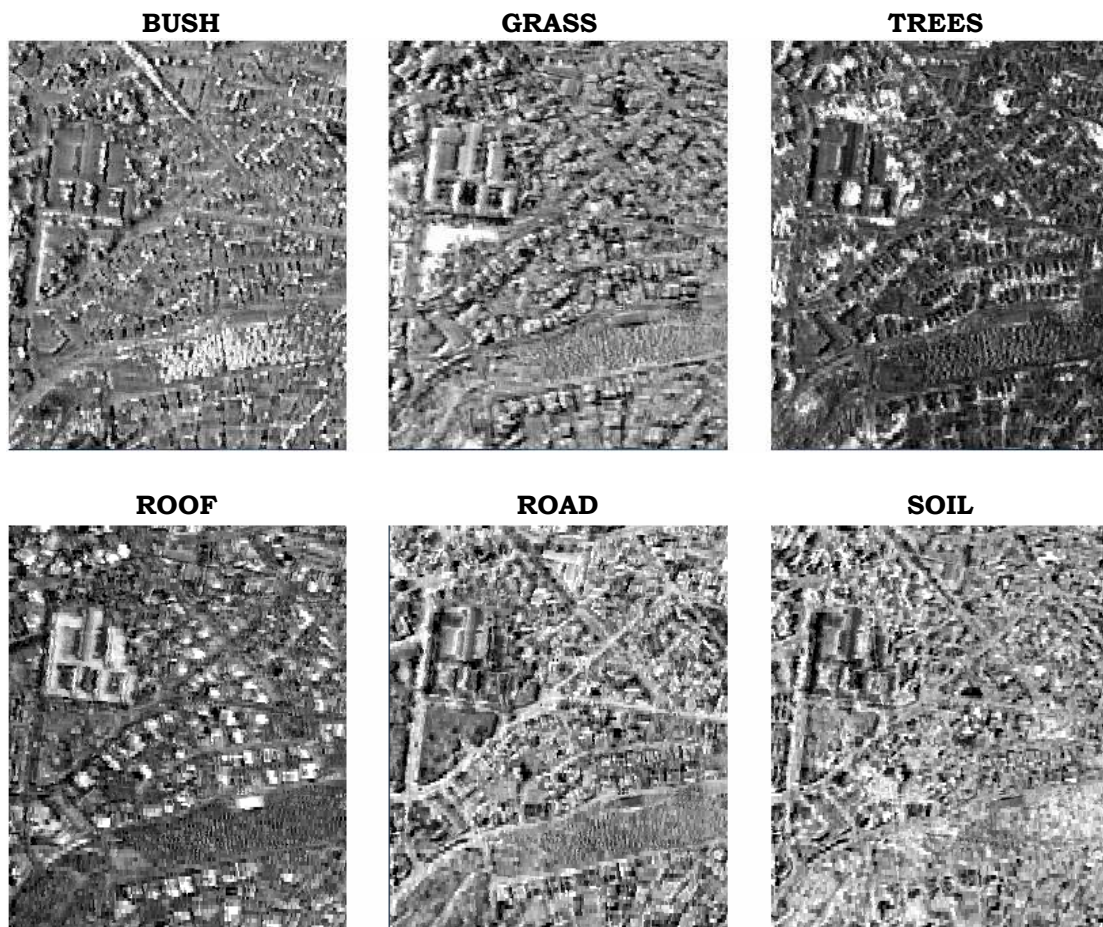
Τα δεδομένα που εισήχθησαν για την εφαρμογή του αλγόριθμου ήταν οι κύριες συνιστώσες του MNF που κρίθηκαν αξιοποιήσιμες και οι εννέα λόγοι καναλιών. Ως φάσμα αναφοράς τοποθετήθηκαν οι Περιοχές Εκπαίδευσης που είχαν συλλεχθεί αλλά και οι στόχοι που καταγράφηκαν μέσω του δισδιάστατου ιστογράμματος και παρουσιάστηκαν σε προηγούμενο κεφάλαιο(6 κατηγορίες) όπως επίσης και οι στόχοι από τον αλγόριθμο PPI. Τα αποτελέσματα ήταν γενικώς άσχημα. Η υπόθεση της γραμμικής ανάκλασης του φάσματος των αντικειμένων φαίνεται να μη λειτουργεί καλά όταν η περιοχή είναι αστική, όχι μόνο λόγω της αδυναμίας που υπάρχει, η προσπίπτουσα ακτινοβολία να χτυπά μόνο μία φορά στο αντικείμενο πριν καταγραφεί από το σαρωτή, αλλά και επειδή η κάθε αστική κατηγορία εμφανίζει μεγάλη μεταβλητότητα και υπάρχουν φασματικές επικαλύψεις μεταξύ πολλών αστικών αντικειμένων.

Παρακάτω παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα του LMM με δεδομένα τους λόγους καναλιών και φάσμα αναφοράς τις Περιοχές Εκπαίδευσης. Η χρήση των endmembers που συλλέχθηκαν δεν απέφερε καλά αποτελέσματα όταν τοποθετήθηκαν ως φάσμα αναφοράς. Αυτό κατά κύριο λόγο οφείλεται στο μικρό αριθμό των στόχων για κάθε κατηγορία.

---

### **Linear Mixing Model/Ratio Image** **ΧΑΛΚΙΔΑ(1)**

---

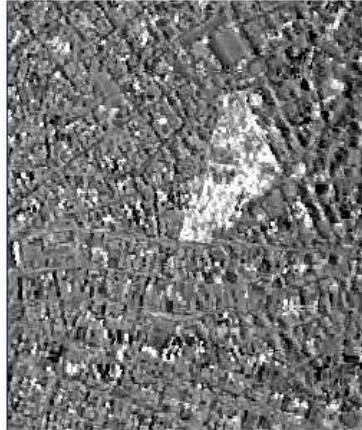


---

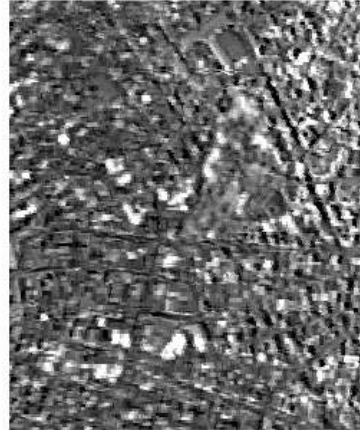
**Linear Mixing Model/Ratio Image**  
**ΧΑΛΚΙΔΑ(2)**

---

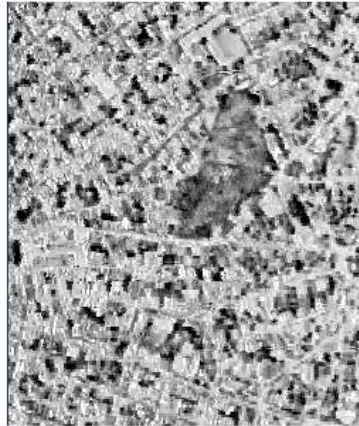
**BUSH**



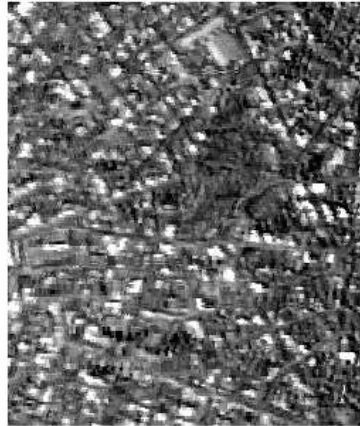
**TREES**



**ROAD**



**ROOF**



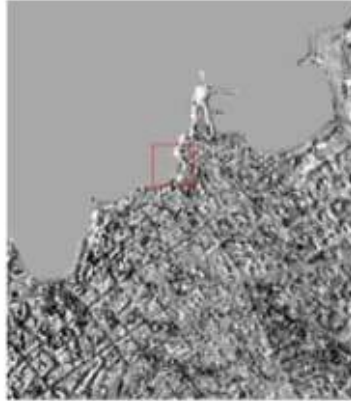


---

**Linear Mixing Model/Ratio Image**  
**ΧΑΛΚΙΔΑ(3)**

---

**BUSH**



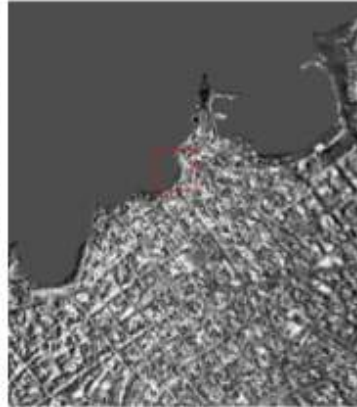
**TREES**



**TILE ROOF**



**ROOF**



## 8.4 Ταξινόμηση

Στο τελευταίο κεφάλαιο της υπερφασματικής ανάλυσης γίνεται προσπάθεια ταξινόμησης των εικονοστοιχείων της εικόνας στις διάφορες αστικές κατηγορίες. Όπως έχει σημειωθεί, η προσπάθεια αυτή αφορά γενικές αστικές κατηγορίες και όχι σε συγκεκριμένα υλικά που υπάρχουν στην απεικόνιση της Χαλκίδας αν και τα υπερφασματικά δεδομένα προσφέρονται γι' αυτό το σκοπό εξαιτίας της υψηλής φασματικής ανάλυσης. Οι αλγόριθμοι που περιέχονται στο λογισμικό ENVI 4.4 είναι πολλοί για τη διαδικασία αυτή και πραγματοποιήθηκαν αρκετές δοκιμές για την εμφάνιση του ακριβέστερου και καλύτερου αποτελέσματος.

### 8.4.1 Κατάτμηση εικόνας με χρήση κατωφλίων

Η μέθοδος της κατάτμησης μίας απεικόνισης ή Image Segmentation που περιέχεται στην κατηγορία της αντικειμενοστροφούς ανάλυσης, μπορεί να βοηθήσει σημαντικά στην ταξινόμηση των εικονοστοιχείων, καθώς δεν λαμβάνει υπόψη μόνο τις φασματικές υπογραφές των pixels, πράγμα που συμβαίνει με τις μεθόδους στατιστικής αναγνώρισης, αλλά και άλλα σημαντικά φωτοαναγνωριστικά στοιχεία.

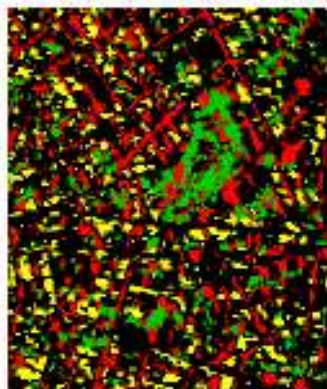
Δυστυχώς, το λογισμικό που χρησιμοποιήθηκε είναι φτωχό για τη συγκεκριμένη ανάλυση και οι δυνατότητες περιορίζονται μόνο στην δημιουργία ομάδων εικονοστοιχείων βάση κατωφλίων στις ψηφιακές τους τιμές.

Για την εφαρμογή της κατάτμησης επιλέγουμε Basic Tools→Image Segmentation. Τα δεδομένα πάνω στα οποία έγινε η εφαρμογή, επιλέχτηκε να είναι λόγοι καναλιών, όπου για κάθε κατηγορία υπήρχε εκ των προτέρων μεταξύ τους διαχωρισμός. Η ψηφιακή τιμή των εικονοστοιχείων της εικόνας που εισάγεται πρέπει να είναι μονοδιάστατη. Ακολουθεί η εισαγωγή της ελάχιστης και μέγιστης τιμής του κατωφλίου για τις τιμές που θα αποτυπωθούν(όλα τα υπόλοιπα pixels λαμβάνουν τιμή 0) και ο ορισμός του αριθμού των γειτονικών pixels που θα συνδέονται(4 ή 8). Επιλέχτηκε η τιμή 4.

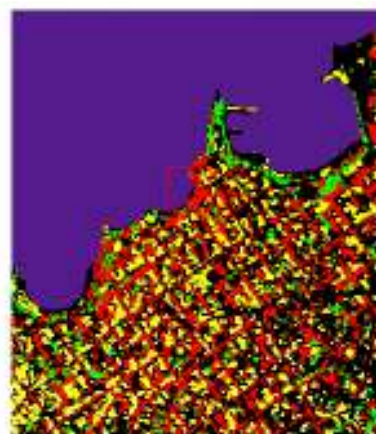
Τα δεδομένα που εισήχθησαν είναι οι εξής λόγοι καναλιών(από τα αρχικά δεδομένα των 96 καναλιών) σε nm: 608.1/456.2 για τις οροφές, 941.0/716.0 για τις σκιασμένες περιοχές και 716.0/619.4 για τη βλάστηση(Εικόνα 7-3). Οι περιορισμένες δυνατότητες του προγράμματος επιτρέπουν την ομαδοποίηση τριών μόνο κατηγοριών που παρουσιάζονται παρακάτω μέσω κατωφλίων στο εύρος της ψηφιακής τιμής των εικονοστοιχείων. Οι περιοχές που προκύπτουν ελέγχονται με επίθεσή τους(overlay) πάνω σε εικόνα όπου οι κατηγορίες εμφανίζονται διαχωρισμένες(π.χ. έγχρωμο σύνθετο). Εδώ, η βλάστηση ομαδοποιείται, καθώς δεν μπορεί να γίνει διαχωρισμός σε γρασίδι, θάμνους και δέντρα. Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για κάθε εικόνα. Με κόκκινο εμφανίζονται οι σκιασμένες περιοχές, με πράσινο η βλάστηση και με κίτρινο οι οροφές των κτιρίων.



ΧΑΛΚΙΔΑ(1)



ΧΑΛΚΙΔΑ(2)



ΧΑΛΚΙΔΑ(3)

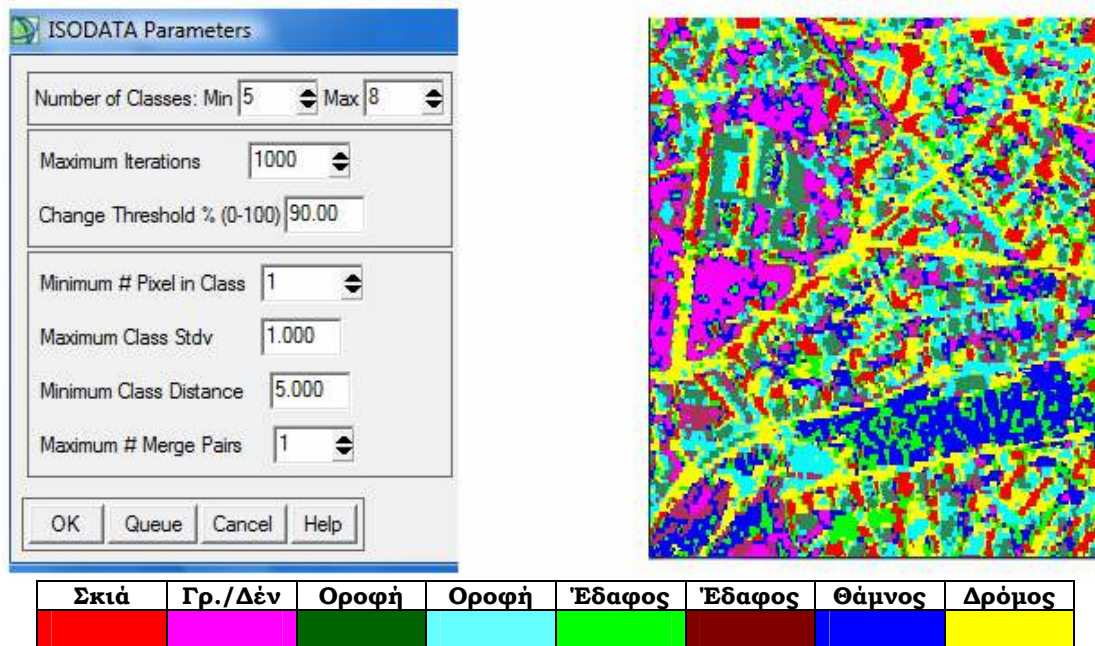
---

Τα αποτελέσματα για τις κατηγορίες που παρουσιάζονται είναι αρκετά ικανοποιητικά. Υπάρχουν όμως αρκετές χιλιάδες εικονοστοιχείων που παραμένουν αταξινόμητα. Αυτά συμπεριλαμβάνουν τους δρόμους, αρκετές οροφές, οροφές με κεραμίδια και τύπους εδαφών, κατηγορίες για τις οποίες δεν βρέθηκε εικόνα μέσω της οποίας θα διαχωρίζονταν οι αντίστοιχες ψηφιακές τιμές αυτών των ομάδων εικονοστοιχείων.

#### 8.4.2 Μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση

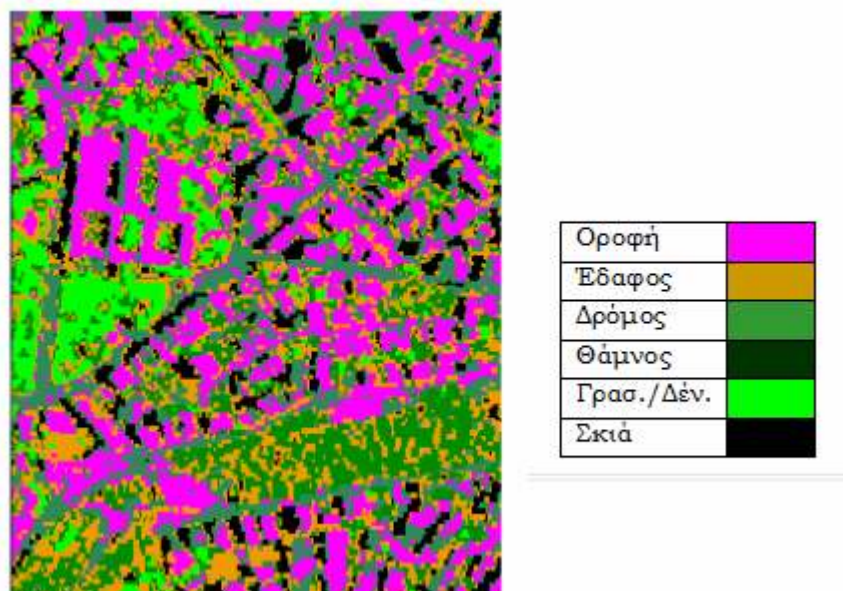
Το λογισμικό του ENVI 4.4 περιέχει δύο αλγόριθμους μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης, που επιλέγονται από το κύριο μενού στη θέση Classification→Unsupervised, και είναι οι ISODATA και K-Means. Όπως και στην περίπτωση της κατάτμησης Εικόνας, η μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση δεν αποτελεί κάποιο σημαντικό κομμάτι για την υπερφασματική ανάλυση στην παρούσα εργασία. Η μόνη αξιόλογη εφαρμογή έγκειται στον έλεγχο της ικανότητας διαχωρισμού των κυριότερων αστικών μονάδων(βλάστηση, κτίρια, δρόμοι).

Στην Εικόνα 8-15 παρουσιάζεται το αποτέλεσμα του ISODATA όταν ως δεδομένα εισόδου είναι εννέα λόγοι καναλιών(RATIO Image), ενώ οι παράμετροι που συμπληρώθηκαν είναι οι εξής: ως τελικό αποτέλεσμα ορίστηκαν 5 έως 8 κατηγορίες, 1000 επαναλήψεις του αλγόριθμου, το ποσοστό των pixels σε μία κατηγορία που πρέπει να μείνει σταθερό για να τερματιστούν οι επαναλήψεις(Change Threshold) ορίστηκε να είναι 90%, ενώ ο μέγιστος διαχωρισμός μίας κατηγορίας ορίστηκε να είναι το ένα(Maximum Merge Pairs). Οι υπόλοιπες παράμετροι αφέθηκαν ως είχαν.



Εικόνα 8-16: Αποτέλεσμα του αλγόριθμου ταξινόμησης ISODATA για τη Χαλκίδα(1) με τη δημιουργία οχτώ κατηγοριών.

Οι κατηγορίες που διασπάστηκαν σε δύο ήταν αυτές του εδάφους(soil) και των οροφών(roof). Τα δέντρα και το γρασίδι απεικονίζονται ως μία κατηγορία, ενώ οι οροφές από κεραμίδια έχουν συγχωνευτεί με τη μία από τις δύο ομάδες οροφών(χαμηλή ανακλαστικότητα). Σε γενικές γραμμές η ταξινόμηση κρίνεται ικανοποιητική. Το οπτικό αποτέλεσμα είναι καλύτερο με τη χρωματική συνένωση των κατηγοριών, όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 8-17: Τελικό αποτέλεσμα ISODATA για την εικόνα Χαλκίδα(1), μετά από χρωματική συνένωση των ομοειδών κατηγοριών.

### 8.4.3 Επιβλεπόμενη ταξινόμηση

Το λογισμικό του ENVI 4.4 περιέχει όλους τους βασικούς αλγόριθμους επιβλεπόμενης ταξινόμησης, οι οποίοι είναι οι εξής: Parallelepiped, Minimum Distance, Mahalanobis Distance, Maximum Likelihood, Spectral Angle Mapper και Binary Encoding, η θεωρητική βάση των οποίων επεξηγήθηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο. Η επιλογή τους γίνεται από το κεντρικό μενού μέσω του Classification→Supervised.

Όσον αφορά τα δεδομένα που εισήχθησαν προς επεξεργασία για την ταξινόμηση, αυτά ήταν οι κύριες συνιστώσες των αλγόριθμων MNF και PCA που κρίθηκαν αξιοποιήσιμες, δεδομένα αποτελούμενα από λόγους καναλιών (RATIO Images), καθώς επίσης και οι φιλτραρισμένες εικόνες από τον αλγόριθμο Matched Filter.

Δεδομένα→	MNF	PCA	RATIO	MF(MNF)	MF(RATIO)
Εικόνα	Αριθμός Καναλιών				
<b>ΧΑΛΚΙΔΑ(1)</b>	6	4	9	15	15
<b>ΧΑΛΚΙΔΑ(2)</b>	4	3	9	12	12
<b>ΧΑΛΚΙΔΑ(3)</b>	4	3	9	11	11

**Πίνακας 8-3: Πλήθος καναλιών για κάθε τύπο δεδομένων που εισήχθη στη διαδικασία της ταξινόμησης, για κάθε μία από τις τρεις εικόνες.**

Ο αριθμός των καναλιών που εισάγονται προς επεξεργασία είναι σημαντικός, καθώς δημιουργεί τις φασματικές υπογραφές των αντικειμένων στην εικόνα. Η φασματική υπογραφή ενός εικονοστοιχείου είναι διαφορετική με τα πέντε κανάλια του MNF από τα τέσσερα του PCA. Όπως γίνεται κατανοητό, ο φασματικός διαχωρισμός μεταξύ των Περιοχών Εκπαίδευσης, που διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην αποτελεσματικότητα των αλγορίθμων ταξινόμησης, εμφανίζει μεταβολές ανάλογα με τα δεδομένα εισαγωγής. Κάποιες κατηγορίες βέβαια, όπως αυτές του οδοστρώματος και των οροφών, εμφανίζουν φασματικές ομοιότητες ανεξαρτήτως δεδομένων. Παρακάτω, θα γίνει μία αξιολόγηση της συμπεριφοράς που εμφανίζουν τα διαφορετικά δεδομένα στη χαρτογράφηση των αστικών κατηγοριών.

Τα αποτελέσματα των ταξινομήσεων ελέγχθηκαν κατά κύριο λόγο με την απεικόνιση της Χαλκίδας(1), γι' αυτό και παρουσιάζονται σε μεγαλύτερο βαθμό εικόνες από την αντίστοιχη εικόνα.

Οι Περιοχές Εκπαίδευσης που εισήχθησαν ως φάσμα αναφοράς για την εκτέλεση των αλγορίθμων ταξινόμησης παρουσιάστηκαν αναλυτικά σε προηγούμενο κεφάλαιο. Το πρώτο αποτέλεσμα των ταξινομήσεων εμφάνιζε όλες αυτές τις κατηγορίες που εντοπίστηκαν στην εικόνα. Αποφασίστηκε όμως οι ομοειδείς κατηγορίες να συνενωθούν, όπως φαίνεται στον παρακάτω πίνακα(Πίνακας 8-5), ώστε το παραγόμενο αποτέλεσμα να είναι πιο εναργές. Η συνένωση των κατηγοριών πραγματοποιήθηκε χρωματικά, μετά την εκτέλεση των αλγορίθμων(από main window: Tools→Color Mapping→Class Color Mapping).

Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων καταγράφηκαν νέα εικονοστοιχεία σε Περιοχές Εκπαίδευσης(Ground Truth ROIs), αντίστοιχες με αυτές που δημιουργήθηκαν στην πρώτη φάση. Η καταγραφή των νέων αυτών εικονοστοιχείων πρέπει να γίνεται προσεκτικά, με το ίδιο σκεπτικό που δημιουργήθηκε το φάσμα αναφοράς(Πίνακας 8-4). Η απουσία δεδομένων από μετρήσεις φάσματος στην περιοχή μελέτης ή στο εργαστήριο(ground truth

data), αναβαθμίζουν κατά πολύ τη σημασία των νέων Περιοχών Εκπαίδευσης για την αξιολόγηση των ταξινομήσεων.

<b>ΧΑΛΚΙΔΑ(1)</b>			
No.	Αστικές Κατηγορίες	Αριθμός Εικονοστοιχείων Εκπαίδευσης	Αριθμός Εικονοστοιχείων Αξιολόγησης
1	Γρασίδι	353	167
2	Θάμνος	242	267
3	Δέντρο	242	198
4	Οροφή(1)	698	647
5	Οροφή(2)	402	399
6	Κεραμοσκεπή	439	376
7	Δρόμος(1)	738	732
8	Δρόμος(2)	112	76
9	Έδαφος(1)	272	187
10	Έδαφος(2)	188	176
11	Έδαφος(τσιμέντο)	117	89
12	Σκιασμένη Οροφή	157	113
13	Σκιασμένο Έδαφος	167	123
14	Σκιασμένο Γρασίδι	140	127
15	Σκιασμένος Δρόμος	226	212
16	Shadowed Segment	9331	----

Πίνακας 8-4: Ο αριθμός των εικονοστοιχείων για κάθε Περιοχή Εκπαίδευσης(training samples) και ο αντίστοιχος αριθμός για την αξιολόγηση της ταξινόμησης(test samples).

Στην παρουσίαση των ταξινομημένων εικόνων εμφανίζονται τα χρώματα που παρουσιάζονται στον Πίνακα 8-5 για κάθε κατηγορία. Το θέμα που προέκυψε κατά την εφαρμογή των στατιστικών αλγορίθμων ταξινόμησης ήταν το κατά πόσο μπορούσαν να ταξινομηθούν σκιασμένα pixels σε κάποια αστική κατηγορία. Για το λόγο αυτό, για κάθε αλγόριθμο, εξετάζεται η ακρίβεια ταξινόμησης, μέσω της αναφοράς αξιολόγησης, είτε στις περιπτώσεις που οι σκιασμένες περιοχές συμμετέχουν ως διαχωρισμένες στη διαδικασία(π.χ. σκιασμένες οροφές, σκιασμένη βλάστηση, σκιασμένο έδαφος) είτε αποκλείοντας τα σκιασμένα pixels από την εφαρμογή των αλγορίθμων με χρήση μάσκας(ως Π.Ε. από Κατάτμηση Εικόνας στο λόγο 941.0/716.0 και ελάχιστο κατώφλι στα 0.30) και εμφάνιση με μαύρο χρώμα στην τελική εικόνα.

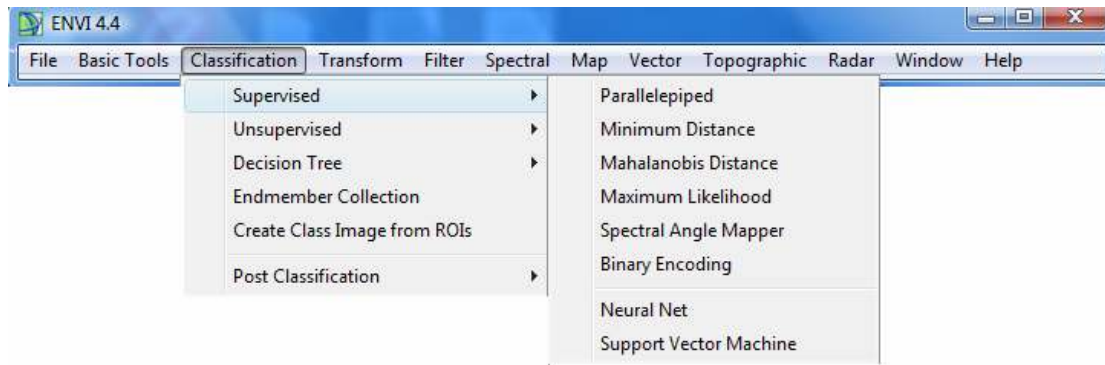
Έτσι λοιπόν, η αξιολόγηση των ταξινομημένων εικονοστοιχείων έγινε μεν οπτικά, εξετάζοντας με το παράθυρο του Zoom όλες τις περιοχές της εικόνας, πραγματοποιήθηκε όμως και στατιστική αξιολόγηση για κάθε κατηγορία. Η διαδικασία που ακολουθήθηκε ήταν η εξής: επιλέχθηκε από το κύριο μενού Classification→Post Classification→Confusion Matrix→Using Ground Truth ROIs. Σε αυτό το σημείο, αφού εισάγουμε την ταξινομημένη εικόνα που μελετάται, εμφανίζεται το παράθυρο “Match Classes Parameters” όπου και εισάγονται οι συνδυασμοί των δεδομένων της ταξινομημένης κατηγορίας με τα αντίστοιχα δεδομένα των Ground Truth ROIs. Μετά τη διαδικασία αυτή εμφανίζεται το κείμενο “Report Accuracy Assessment” στο οποίο περιέχονται

οι παρακάτω παράμετροι αξιολόγησης: α) συνολική ακρίβεια(overall accuracy), β) παράγοντας k(kappa coefficient), γ) ποσοστό παραπάνω pixels σε μία κατηγορία(errors of commission), δ) ποσοστό pixels που έμειναν εκτός της κατηγορίας(errors of omission), ε) producer accuracy, στ) user accuracy. Ως producer accuracy νοείται η πιθανότητα ένα pixel που τοποθετείται στην ταξινομημένη εικόνα στην κατηγορία X, να ανήκει στην κατηγορία X και ως Περιοχή Ελέγχου(θα αναφέρεται και ως Ground Truth ROI). Ως user accuracy αναφέρεται η πιθανότητα ένα εικονοστοιχείο των Ground Truth ROIs για την κατηγορία X, να τοποθετηθεί στην ταξινομημένη εικόνα ως κατηγορία X. Παρακάτω θα γίνει μία πιο εκτενής αναφορά πάνω στο “Report Accuracy Assessment”, με παράδειγμα τα δεδομένα που εξετάζονται στην εργασία.

<b>Αστικές Κατηγορίες</b>	<b>ENVI Color Table</b>	
<b>Δέντρο</b>	Green 2	
<b>Θάμνος</b>	Green 3	
<b>Γρασίδι Σκιασμ. Γρασίδι</b>	Green	
<b>Οροφή(1,2,3) Σκιασμ. Οροφή</b>	Magenta	
<b>Κεραμοσκεπή</b>	Red	
<b>Δρόμος(1,2) Έδαφος(τσιμέντο)</b>	Sea Green	
<b>Έδαφος(1,2) Σκιασμ. Έδαφος</b>	Orange 2	
<b>Σκιασμένες Περιοχές</b>	Black	

**Πίνακας 8-5: Οι αστικές κατηγορίες που εμφανίζονται στις ταξινομημένες εικόνες και ο χρωματισμός με τον οποίο παρουσιάζονται.**

Όπως γράφτηκε στην εισαγωγή του κεφαλαίου, στην εργασία καταβλήθηκε μία προσπάθεια εξάντλησης των βασικών δυνατοτήτων του λογισμικού ENVI 4.4 στην ανάλυση των υπερφασματικών δεδομένων, με περιορισμούς βέβαια τα διατιθέμενα δεδομένα και τις γνώσεις του συντάκτη. Συνεπώς, για την χαρτογράφηση-ταξινόμηση των τελικών αστικών κατηγοριών δοκιμάστηκαν όλοι οι διατιθέμενοι αλγόριθμοι που υπάρχουν στο κεντρικό μενού στην κατηγορία Classification→Supervised, εκτός των μεθόδων Neural Net και Spectral Vector Machine(SVM).



Οι αλγόριθμοι που απέδωσαν καλύτερα και επιλέχτηκε να παρουσιαστούν τα στατιστικά τους στοιχεία ήταν τέσσερις: ο αλγόριθμος της Μέγιστης Πιθανοφάνειας ή Maximum Likelihood, ο αλγόριθμος της Ελάχιστης Απόστασης ή Minimum Distance, ο Spectral Angle Mapper και ο Mahalanobis Distance. Ο αλγόριθμος του Παραλληλεπιπέδου δεν εμφάνισε καμία αποτελεσματικότητα και τα προϊόντα αυτού δεν είχαν καμία απολύτως αξία. Για το λόγο αυτό δεν παρουσιάζονται στην εργασία.

Κάτι άλλο που πρέπει να τονιστεί είναι ότι κατά την εφαρμογή των αλγορίθμων ταξινόμησης επιλέχτηκε η μη συμπλήρωση της βασικής παραμέτρου για κάθε έναν απ' αυτούς. Στο παράθυρο του αλγορίθμου της Μέγιστης Πιθανοφάνειας υπάρχει η παράμετρος "Set Probability Threshold", σε αυτό του SAM η παράμετρος "Set Maximum Angle(Radians)" και στο παράθυρο του Mahalanobis Distance η παράμετρος "Set Max Distance Error". Για όλα επιλέχτηκε η τιμή "none". Οι υπόλοιπες επιλογές αφορούν τον ορισμό μίας τιμής(single value) για όλες τις Περιοχές Εκπαίδευσης και τον ορισμό πολλαπλών τιμών(multiple values) για κάθε μία Π.Ε. ξεχωριστά.

Ο λόγος για την τοποθέτηση της τιμής "none" στις παραπάνω παραμέτρους είναι ο εξής: η συμπλήρωση των παραμέτρων λειτουργεί καλύτερα είτε στη χαρτογράφηση μιας αστικής κατηγορίας ξεχωριστά είτε στη χαρτογράφηση ενός μικρού αριθμού κατηγοριών, πράγμα που είναι εφικτό με πολλές δοκιμές στην τιμή της κάθε παραμέτρου(σε συνδυασμό με μελέτη των στατιστικών στοιχείων και της τυπικής απόκλισης  $\sigma$  για κάθε κατηγορία) και επίθεση του αποτελέσματος στην απεικόνιση για τον έλεγχο των ταξινομημένων εικονοστοιχείων. Η διαδικασία όμως αυτή είναι ιδιαίτερος χρονοβόρα όταν αφορά αστικές περιοχές με πολλά δεδομένα εκπαίδευσης ενώ και η τοποθέτηση μίας μόνο τιμής για όλες τις κατηγορίες δεν έχει κανένα αποτέλεσμα λόγω των διαφορετικών χαρακτηριστικών(φασματικών και στατιστικών) των εξεταζόμενων αστικών κατηγοριών. Για το λόγο αυτό, προτιμήθηκε να εξεταστεί η λειτουργία των αλγορίθμων με τα "εκ φύσεως" χαρακτηριστικά τους και χωρίς παρέμβαση. Η επιλογή αυτή είχε αντίκτυπο στην κατηγορία των αταξινομητων εικονοστοιχείων, που ήταν μηδαμινά.

Παρακάτω παρουσιάζονται σε πίνακες οι διάφοροι δείκτες αξιολόγησης των αλγορίθμων που εφαρμόστηκαν πάνω σε διάφορα δεδομένα με ταυτόχρονη επεξήγησή τους. Στους Πίνακες 8-7 και 8-8 σημειώνονται η συνολική ακρίβεια και ο παράγοντας  $k$ , για τους τρεις αλγορίθμους ταξινόμησης. Στην πρώτη περίπτωση έχουν εισαχθεί στη διαδικασία οι Περιοχές Εκπαίδευσης εντός σκιασμένων pixels, ενώ στη δεύτερη έχουν αποκλειστεί με χρήση μάσκας.



### Συνολική Ακρίβεια(Overall Accuracy)

Υπολογίζεται από τη διαίρεση του αριθμού των pixels που ταξινομήθηκαν σωστά, με το συνολικό αριθμό των pixels. Τα pixels που ταξινομήθηκαν σωστά βρίσκονται στη διαγώνιο του πίνακα συνδιασποράς.

### Παράγοντας Κάπα(k-coefficient)

Μία ακόμη μέτρηση της ακρίβειας της ταξινόμησης. Υπολογίζεται από τον

$$\text{τύπο } \frac{N \sum_k x_{kk} - \sum_k x_{k\Sigma} x_{\Sigma k}}{N^2 - \sum_k x_{k\Sigma} x_{\Sigma k}}, \text{ όπου}$$

N: ο συνολικός αριθμός pixels από όλες τις νέες Π.Ε.(Ground Truth ROIs)

$\sum_k x_{kk}$ : το άθροισμα των διαγώνιων παραγόντων του πίνακα συνδιασποράς

$\sum_k x_{k\Sigma} x_{\Sigma k}$ : το άθροισμα των γινομένων των εικονοστοιχείων μιας κατηγορίας από τις Περιοχές Ελέγχου με τα ταξινομημένα εικονοστοιχεία αυτής της κατηγορίας, για όλες τις κατηγορίες.

### Confusion Matrix(pixels)

Ο πίνακας σύγχυσης υπολογίζεται με τη σύγκριση της θέσης και της κατηγορίας που ανήκει κάθε ground truth pixel με την αντίστοιχη θέση και κατηγορία στην ταξινομημένη εικόνα. Κάθε στήλη του πίνακα συνδιασποράς αναπαριστά μία κατηγορία(ground truth class) και οι τιμές σε κάθε στήλη αντιστοιχούν στην ονομασία (labeling) των ground truth pixels στην ταξινομημένη εικόνα. Ο Πίνακας 8-6 είναι ένα παράδειγμα Confusion Matrix. Στην στήλη για την κατηγορία Forest (ground truth class), τα συνολικά pixels ανέρχονται στα 5877. Ο αλγόριθμος ταξινόμησης σωστά τα 4096 εικονοστοιχεία, 40 όμως παρέμειναν αταξινομήτα και 1741 ταξινομήθηκαν λάθος στην κατηγορία Grass.

#### **Confusion Matrix: Ground Truth(Pixels)**

Class	Unclass.	Grass	Forest	Swamp	Total
Unclass.	43689	26949	40	18001	88679
Grass	32835	64516	1741	3329	102421
Forest	8202	7277	4096	654	20229
Swamp	15227	10742	0	18702	44671
Total	99953	109484	5877	40686	256000

**Πίνακας 8-6: Παράδειγμα πίνακα σύγχυσης.**

Η αξιολόγηση με τους δύο κυριότερους δείκτες, της συνολικής ακρίβειας και του παράγοντα κάπα, φανέρωσε την υπεροχή του αλγόριθμου ταξινόμησης Maximum Likelihood, ενώ τα δεδομένα με την καλύτερη ανταπόκριση ήταν κυρίως αυτά που προέρχονταν από τα αποτελέσματα του Matched Filter, με τα δεδομένα των λόγων καναλιών και του MNF να έπονται. Σε σύγκριση με τους τρεις αλγόριθμους ταξινόμησης, ο SAM εμφάνισε τα χειρότερα ποσοστά, ενώ τα δεδομένα του PCA εμφάνισαν υψηλό ποσοστό ακρίβειας μόνο στην περίπτωση που εφαρμόστηκε η μέθοδος της Μέγιστης Πιθανοφάνειας.

Η συγκριτική θεώρηση των αποτελεσμάτων με ομοειδής εργασίες και μελέτες ήταν κατά βάση ανέφικτη, λόγω της διαφορετικότητας των δεδομένων και των διαδικασιών που εφαρμόστηκαν. Σε μία μελέτη υπερφασματικών δεδομένων υψηλής ανάλυσης με απόκτηση ground truth data και χρήση φασματικών βιβλιοθηκών, ένα ποσοστό της τάξεως του 90% και άνω στις διαδικασίες της ταξινόμησης είναι αρκούτως ικανοποιητικό. Στην δική μας περίπτωση, ένα ποσοστό άνω του 75% θεωρείται μια καλά ταξινομημένη εικόνα.

Στον Πίνακα 8-7 όπου εμφανίζονται τα ποσοστά αξιολόγησης όταν στην ταξινόμηση συμμετέχουν και οι κατηγορίες εντός σκιασμένων περιοχών, ο αλγόριθμος Maximum Likelihood επιτυγχάνει να ταξινομήσει σωστά το μεγαλύτερο μέρος των εικονοστοιχείων, με καλύτερες περιπτώσεις αυτές με τα δεδομένα του MF(MNF) με 78.3449% συνολική ακρίβεια και  $k=0.7565$  και MF(RATIO) με 79.2072% και  $k=0.7677$ . Παρατηρούμε πως με τα δεδομένα του PCA εμφανίζονται με όλους τους αλγόριθμους ταξινόμησης τα χαμηλότερα ποσοστά. Αυτό συμβαίνει, καθώς ο φασματικός διαχωρισμός των Π.Ε. δεν είναι επαρκής με τις πέντε κύριες συνιστώσες που έχουν επιλεγεί, παρότι συγκεντρώνουν το μεγαλύτερο ποσοστό συνδιασποράς και είναι απαλλαγμένες από θόρυβο.

<b>Overall Accuracy(%) και k-coefficient(με σκιασμένες περιοχές)</b>					
	MNF	PCA	RATIOS	MF(MNF)	MF(RATIO)
<b>Max Lik</b>	77.4169	72.9312	77.0302	78.3449	79.2072
	0.7467	0.7011	0.7444	0.7565	0.7677
<b>SAM</b>	61.2529	59.0874	72.9312	-----	-----
	0.5715	0.5494	0.6993	-----	-----
<b>Mah Dis</b>	63.0317	58.2367	69.2962	63.0317	71.3847
	0.5927	0.5453	0.6610	0.5927	0.6911
<b>MIN DIS</b>	75.3786	71.3782	75.9843	76.8976	77.7946
	0.7256	0.6938	0.7301	0.7319	0.7482

**Πίνακας 8-7:** Αξιολόγηση των ταξινομημένων εικόνων που προέκυψαν από τους αλγόριθμους Maximum Likelihood, Spectral Angle Mapper και Mahalanobis Distance με εισαγωγή πέντε διαφορετικών δεδομένων για τη Χαλκίδα(1). Στο φάσμα αναφοράς συμπεριλαμβάνονται και οι Περιοχές Εκπαίδευσης εντός σκιασμένων εικονοστοιχείων.

Ο αποκλεισμός από τη διαδικασία της ταξινόμησης των σκιασμένων εικονοστοιχείων με χρήση μάσκας, επιφέρει σαφείς και σε κάποιες περιπτώσεις μεγάλες βελτιώσεις στη συνολική ακρίβεια και τον παράγοντα  $k$ , για όλες τις εξεταζόμενες κατηγορίες. Όπως φαίνεται στον Πίνακα 8-8, η σειρά των αποτελεσματικότερων μεθόδων και συνδυασμών δεν αλλάζει ιδιαίτερα(σε σύγκριση με τον Πίνακα 8-7). Καλύτερη ταξινόμηση θεωρείται αυτή με τον Maximum Likelihood και δεδομένα των MF(RATIO). Η χρήση των

λόγων(RATIOS) σημειώνει τη σταθερότερη απόδοση με όλους τους αλγόριθμους ταξινόμησης.

<b>Overall Accuracy(%) και k-coefficient(χωρίς σκιασμένες περιοχές)</b>					
	MNF	PCA	RATIOS	MF(MNF)	MF(RATIO)
<b>Max Lik</b>	83.5155	77.8712	82.1494	82.6958	84.5173
	0.8103	0.7634	0.7952	0.8010	0.8217
<b>SAM</b>	70.1275	67.2894	82.9690	-----	-----
	0.6622	0.5927	0.8061	-----	-----
<b>Mah Dis</b>	77.9599	66.9945	82.0583	77.9599	83.6249
	0.7495	0.6038	0.7957	0.7495	0.8096
<b>MIN DIS</b>	81.4311	75.3984	79.8973	80.0023	82.4897
	0.7936	0.7299	0.7767	0.7824	0.7999

**Πίνακας 8-8: Νέα αξιολόγηση των ταξινομημένων εικόνων αποκλείοντας από τη χαρτογράφηση τα σκιασμένα εικονοστοιχεία με χρήση μάσκας. Η συνολική ακρίβεια και ο παράγοντας k είναι εμφανώς πιο βελτιωμένοι σε αυτή την περίπτωση.**

Στους Πίνακες 8-9 και 8-10 παρουσιάζονται οι υπόλοιποι παράγοντες αξιολόγησης από το κείμενο “Report Accuracy Assessment” σε δύο περιπτώσεις ταξινόμησης και δεδομένων. Γίνεται μάλιστα μία συγκριτική θεώρηση των αποτελεσμάτων για τις αστικές κατηγορίες, στις περιπτώσεις που συμμετέχουν τα σκιασμένα pixels στη διαδικασία της ταξινόμησης και όταν χρησιμοποιείται μάσκα για αυτές. Πριν την οποιαδήποτε ανάλυση παραθέτονται οι εξής ορισμοί:

#### Errors of Commission

Αναπαριστά εικονοστοιχεία που ανήκουν σε κάποια άλλη κατηγορία, τα οποία όμως έχουν ομαδοποιηθεί με το όνομα της εξεταζόμενης κατηγορίας. Υπολογίζεται από το λόγο του αριθμού των pixels που ταξινομήθηκαν λανθασμένα προς το συνολικό αριθμό εικονοστοιχείων της ground truth class(row). Εμφανίζεται στις σειρές του Confusion Matrix.

#### Errors of Omission

Αναπαριστά εικονοστοιχεία που ανήκουν στην ground truth class, αλλά ο αλγόριθμος απέτυχε να τα ταξινομήσει στην κατάλληλη ομάδα. Υπολογίζεται από το λόγο του αριθμού των pixels που ταξινομήθηκαν λανθασμένα προς το

συνολικό αριθμό εικονοστοιχείων της ground truth class(column). Εμφανίζεται στις στήλες του Confusion Matrix.

### Producer Accuracy

Αποτελεί μέτρηση που υποδεικνύει την πιθανότητα ο αλγόριθμος να έχει κατηγοριοποιήσει ένα pixel της εικόνας στην ομάδα “Class A”, δοθέντος ότι το ground truth pixel είναι στην ομάδα “Class A”. Στο παράδειγμα του Confusion Matrix που δόθηκε(Πίνακας 6), η κατηγορία Grass έχει συνολικά 109484 ground truth pixels, με τα 64516 να έχουν ταξινομηθεί σωστά. Ο δείκτης Producer Accuracy είναι ο λόγος 64516/109484 ή 58.9%.

### User Accuracy

Αποτελεί μέτρηση που υποδεικνύει την πιθανότητα ένα εικονοστοιχείο να είναι στην ομάδα “Class A”, δοθέντος ότι ο αλγόριθμος έχει κατηγοριοποιήσει το εικονοστοιχείο στην ομάδα “Class A”.

Στους Πίνακες που ακολουθούν παρουσιάζονται τα αποτελέσματα δύο αλγορίθμων ταξινόμησης, του Maximum Likelihood και του SAM, με δεδομένα εισαγωγής αυτά του Matched Filter(MNF) και RATIO Image αντίστοιχα.

		MATCHED FILTER(MNF)							
		Commission (%)		Omission (%)		Prod. Acc. (%)		User Acc. (%)	
Κατηγορίες		Όλες οι Π.Ε.	Εκτός Σκιών	Όλες οι Π.Ε.	Εκτός Σκιών	Όλες οι Π.Ε.	Εκτός Σκιών	Όλες οι Π.Ε.	Εκτός Σκιών
MAXIMUM LIKELIHOOD	Γρασιδι	0.00	0.00	53.33	53.33	46.67	46.67	100.0	100.0
	Θάμνος	0.00	0.00	8.61	17.98	91.39	82.02	100.0	100.0
	Δέντρο	22.50	20.51	0.00	0.00	100.0	100.0	77.50	79.49
	Οροφή(1)	26.13	9.38	0.68	2.03	99.32	97.97	73.87	90.63
	Οροφή(2)	0.00	0.00	29.03	22.58	70.97	77.42	100.0	100.0
	Κεραμοσκεπή	17.35	11.96	0.00	0.00	100.0	100.0	82.65	88.04
	Δρόμος(1)	39.77	26.51	11.36	10.23	88.64	89.77	60.23	73.49
	Δρόμος(2)	0.00	0.00	39.29	32.14	60.71	67.86	100.0	100.0
	Έδαφος(1)	12.62	4.65	10.00	18.00	90.00	82.00	87.38	95.35
	Έδαφος(2)	0.00	0.00	78.26	78.26	21.74	21.74	100.0	100.0
	Έδαφος(τσιμ.)	0.00	0.00	100.0	100.0	0.00	0.00	0.00	0.00
	Σκιασμ.Οροφή	45.83	---	65.49	---	34.51	---	54.17	---
	Σκιασμ.Έδαφος	26.92	---	55.71	---	44.19	---	73.08	---
	Σκιασμ. Γρασ.	9.76	---	5.13	---	94.87	---	90.24	---
Σκιασμ.Δρόμος	36.26	---	23.68	---	76.32	---	63.74	---	

**Πίνακας 8-9:** Συγκριτική παρουσίαση των βασικών παραμέτρων αξιολόγησης για το αποτέλεσμα του αλγόριθμου Maximum Likelihood πάνω στα δεδομένα του Matched Filter(από MNF), στην περίπτωση που εισάγονται όλες οι Π.Ε. και στην περίπτωση που αποκλείονται από τη διαδικασία με χρήση μάσκας όλα τα σκιασμένα εικονοστοιχεία.

Αναλύοντας τον Πίνακα 8-9 με ταυτόχρονη μελέτη του αντίστοιχου Confusion Matrix για τα δεδομένα, παρατηρούνται τα εξής: υψηλό ποσοστό commission εμφανίζουν όλες οι σκιασμένες κατηγορίες εκτός του σκιασμένου γρασιδιού. Για την σκιασμένη οροφή, έχουν συμπεριληφθεί pixels από τις κατηγορίες του δρόμου, του σκιασμένου δρόμου και λίγα από τις οροφές. Για την κατηγορία του σκιασμένου δρόμου, συμπεριλήφθηκαν pixels από το σκιασμένο έδαφος

και ένας μικρός αριθμός από την κατηγορία του δρόμου. Όσον αφορά το δρόμο, στην κατηγορία έχουν “εισχωρήσει” pixels από τις ομάδες του εδάφους, του τιμεντένιου εδάφους και του σκιασμένου δρόμου. Για το λόγο αυτό το ποσοστό του commission φτάνει το 40% περίπου.

Σε αυτό το σημείο αξίζει να τονιστεί, πως αστικές κατηγορίες όπως για παράδειγμα του σκιασμένου δρόμου και του τιμεντένιου εδάφους, ενώνονται χρωματικά με αυτή του δρόμου στο τέλος της ταξινόμησης. Έτσι, μπορεί μεν οπτικά να εμφανίζονται σωστά πολλά ταξινομημένα pixels, ενδέχεται όμως η συνολική ακρίβεια και ο παράγοντας  $k$  να έχουν υποστεί μειώσεις εξαιτίας του μειωμένου ποσοστού στους δείκτες των Producer Accuracy και User Accuracy.

Συνεχίζοντας τώρα την ανάλυση του Πίνακα 8-9, και για το ποσοστό του omission για όλες τις κατηγορίες, παρατηρούνται μεγάλα ποσοστά για τις σκιασμένες περιοχές εκτός του σκιασμένου γρασιδιού, για το γρασίδι με 53.33%, για το έδαφος(2) με 78.26% και για το τιμεντένιο έδαφος με 100%. Στην τελευταία περίπτωση, όλα τα pixels της ground truth class για το τιμεντένιο έδαφος ταξινομήθηκαν στην κατηγορία του δρόμου. Η κατηγορία αυτή επομένως, εμφανίζει Producer Accuracy και User Accuracy ίσο με 0% και συμβάλλει σημαντικά στη μείωση της συνολικής ακρίβειας της ταξινόμησης παρόλο που η κατηγορία τελικά ενοποιείται με αυτή του δρόμου. Σχετικά με το υψηλό ποσοστό omission του γρασιδιού, αυτό οφείλεται στα κοινά φασματικά χαρακτηριστικά με τα δέντρα (φάνηκε στο αποτέλεσμα του ISODATA, όπου ανιχνεύονται ως μία κατηγορία). Το 53.33% των εικονοστοιχείων λοιπόν, ταξινομούνται ως δέντρα και μόνο το 46.67% των pixels ταξινομούνται σωστά ως γρασίδι. Τέλος, αξίζει να σημειωθεί πως το ποσοστό του Producer Accuracy για το σκιασμένο γρασίδι ανέρχεται στα 94.87% και φαίνεται να είναι η μόνη κατηγορία εντός σκιασμένων περιοχών της απεικόνισης που εμφανίζει αξιόπιστα αποτελέσματα ως προς την ταξινόμηση των εικονοστοιχείων της.

Όσον αφορά τη σύγκριση των παραπάνω αποτελεσμάτων με τα αντίστοιχα, όταν αποκόπτονται τα σκιασμένα pixels από τη διαδικασία της ταξινόμησης, παρατηρούνται αρκετές βελτιώσεις. Αυτές εντοπίζονται κυρίως στο ποσοστό του commission και ως εκ τούτου στο ποσοστό του User Accuracy. Οι μεγαλύτερες διαφορές εμφανίζονται στις κατηγορίες της οροφής, του δρόμου και του εδάφους, όπου το ποσοστό του commission μειώνεται σημαντικά. Αντίθετα, οι αστικές κατηγορίες εμφανίζουν όμοια συμπεριφορά στα ποσοστά του omission και κατ'επέκταση στον παράγοντα του Producer Accuracy. Η διαφορά των δύο ταξινόμησεων, όπως φαίνεται στους Πίνακες 8-7 και 8-8 για τη συνολική ακρίβεια είναι 4.3509%, διαφορά που οφείλεται κυρίως στην αδυναμία σωστής κατηγοριοποίησης των σκιασμένων εικονοστοιχείων.

Στον Πίνακα 8-10 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του αλγόριθμου SAM, όταν τα δεδομένα εισαγωγής είναι λόγοι καναλιών. Η επιλογή παρουσίασης του συγκεκριμένου συνδυασμού έχει να κάνει κυρίως με τη μεγάλη διαφορά που εμφανίζουν η συνολική ακρίβεια και ο παράγοντας  $k$ , όταν αποκλείονται τα σκιασμένα pixels. Όπως φαίνεται στους Πίνακες 8-7 και 8-8, η διαφορά είναι 10.0378% για το Overall Accuracy και 0.1068 για τον παράγοντα  $k$ . Σε γενικές γραμμές, οι περισσότερες συγκριτικές παρατηρήσεις που έγιναν για τον Πίνακα 8-9 ισχύουν και εδώ.

		RATIO IMAGE							
Κατηγορίες	Commission (%)		Omission (%)		Prod. Acc. (%)		User Acc. (%)		
	Όλες οι Π.Ε.	Εκτός Σκιών	Όλες οι Π.Ε.	Εκτός Σκιών	Όλες οι Π.Ε.	Εκτός Σκιών	Όλες οι Π.Ε.	Εκτός Σκιών	
SAM	Γρασιδι	14.29	9.09	0.00	0.00	100.0	100.0	85.71	90.91
	Θάμνος	13.11	0.00	13.11	10.11	86.89	89.89	86.89	100.0
	Δέντρο	0.00	0.00	0.00	0.00	100.0	100.0	100.0	100.0
	Οροφή(1)	25.25	12.94	50.00	50.00	50.00	50.00	74.75	87.06
	Οροφή(2)	51.25	49.35	37.10	37.10	62.90	62.90	48.75	50.65
	Κεραμοσκεπή	39.32	39.32	12.35	12.35	87.65	87.65	60.68	60.68
	Δρόμος(1)	8.62	2.92	9.66	5.68	90.34	94.32	91.38	97.08
	Δρόμος(2)	84.29	67.74	60.71	28.57	39.29	71.43	15.71	32.26
	Έδαφος(1)	6.93	8.91	6.00	8.00	94.00	92.00	93.07	91.09
	Έδαφος(2)	41.18	41.18	13.04	13.04	86.96	86.96	58.82	58.82
	Έδαφος(τσιμ.)	46.15	22.22	53.33	53.33	46.67	46.67	53.85	77.78
	Σκιασμ.Οροφή	27.94	---	56.64	---	43.36	---	72.06	---
	Σκιασμ.Έδαφος	46.34	---	48.84	---	51.16	---	53.66	---
	Σκιασμ. Γρασ.	91.67	---	94.87	---	5.13	---	8.33	---
Σκιασμ.Δρόμος	30.49	---	25.00	---	75.00	---	69.51	---	

**Πίνακας 8-10:** Συγκριτική παρουσίαση των βασικών παραμέτρων αξιολόγησης για το αποτέλεσμα του αλγόριθμου Spectral Angle Mapper πάνω σε δεδομένα λόγων, στην περίπτωση που εισάγονται όλες οι Π.Ε. και στην περίπτωση που αποκλείονται από τη διαδικασία με χρήση μάσκας όλα τα σκιασμένα εικονοστοιχεία.

Σε όλες σχεδόν τις κατηγορίες υπάρχει βελτίωση των ποσοστών αξιολόγησης με τον αποκλεισμό των σκιών. Στην κατηγορία του commission εμφανίζονται υψηλά ποσοστά στις κατηγορίες των οροφών, του δρόμου(2), σε δύο τύπους εδαφών και σε όλες τις σκιασμένες κατηγορίες. Μάλιστα, το μεγαλύτερο ποσοστό commission και omission με 91.67% και 94.87% αντίστοιχα, κατέχει η κατηγορία του σκιασμένου γρασιδιού, που ο αλγόριθμος του Maximum Likelihood κατάφερε να ταξινομήσει σωστά, όπως σχολιάστηκε προηγουμένως. Εδώ όμως, μελετώντας τον Confusion Matrix των συγκεκριμένων δεδομένων, παρατηρείται πως το 89.74% των pixels της συγκεκριμένης κατηγορίας ταξινομήθηκε λανθασμένα ως θάμνος. Όσον αφορά τα είδη οροφών, υπάρχουν pixels που ταξινομούνται είτε ως οροφή(1) είτε ως οροφή(2) είτε ως κεραμοσκεπή. Οι τιμές αυτές μειώνουν τη συνολική ακρίβεια της ταξινόμησης, το τελικό αποτέλεσμα όμως μετά τις συνενώσεις των ομοειδών κατηγοριών εμφανίζεται σωστά(οπτικά). Η κατηγορία του δρόμου(2) εμφανίζει υψηλό ποσοστό commission και omission με 84.29% και 60.71% αντίστοιχα. Γίνεται υπενθύμιση, πως τα pixels αυτής της κατηγορίας του οδοστρώματος εμφάνιζαν υψηλές τιμές ανακλαστικότητας. Τα παραπάνω εικονοστοιχεία(commission) έχουν εισρεύσει κατά κύριο λόγο από την κατηγορία του τιμεντένιου εδάφους και των οροφών ενώ τα pixels που ανήκουν στην κατηγορία και ταξινομήθηκαν λανθασμένα σε άλλες(omission) κατευθύνθηκαν κυρίως στις κατηγορίες της οροφής(10.71%), της κεραμοσκεπής(14.29%) και της σκιασμένης οροφής(32.14%).

		MATCHED FILTER(RATIO IMAGE)-SHADOWED SEGMENT			
Κατηγορίες		Commission (%)	Omission (%)	Prod. Acc. (%)	User Acc. (%)
MAXIMUM LIKELIHOOD	Γρασιδι	0.00	20.00	80.00	100.00
	Θάμνος	0.00	14.23	85.77	100.00
	Δέντρο	8.82	0.00	100.00	91.18
	Οροφή(1)	13.73	10.81	89.19	86.27
	Οροφή(2)	5.71	46.77	53.23	94.29
	Κεραμοσκεπή	27.68	0.00	100.00	72.32
	Δρόμος(1)	21.27	1.14	98.86	78.73
	Δρόμος(2)	0.00	28.57	71.43	100.00
	Έδαφος(1)	21.15	18.00	82.00	78.85
	Έδαφος(2)	0.00	34.78	65.22	100.00
	Έδαφος(τσιμ.)	100.00	100.00	0.00	0.00

**Πίνακας 8-11: Οι βασικοί παράμετροι αξιολόγησης για την καλύτερη ταξινόμηση, που υλοποιήθηκε με εφαρμογή του αλγόριθμου Maximum Likelihood πάνω στα δεδομένα του Matched Filter(από RATIO IMAGE) και με αποκλεισμό των σκιασμένων περιοχών.**

Ο Πίνακας 8-11 αφορά στην ακριβέστερη ταξινόμηση, που πραγματοποιήθηκε με τον αλγόριθμο Maximum Likelihood και δεδομένα του MF(RATIO), σύμφωνα με τους δείκτες αξιολόγησης του “Report Accuracy Assessment”, όταν οι σκιασμένες περιοχές έχουν αποκλειστεί με χρήση μάσκας από τη διαδικασία. Η συνολική ακρίβεια είναι 84.5173% και ο παράγοντας  $k=0.8217$ .

Τα αποτελέσματα του αλγόριθμου Matched Filter, φαίνεται να αποτελούν δεδομένα, όπου οι διάφορες Περιοχές Εκπαίδευσης εμφανίζουν πολύ καλό διαχωρισμό, με συνέπεια οι αλγόριθμοι ταξινόμησης να κατατάσσουν την πλειοψηφία των εικονοστοιχείων στις σωστές κατηγορίες. Στην επόμενη σελίδα και στον Πίνακα 8-12, παρουσιάζεται το “ROI Serarability Report”, όπου κατατάσσονται σε αύξουσα σειρά διαχωρισμού οι συνδυασμοί όλων των Π.Ε. που καταγράφηκαν για την εικόνα Χαλκίδα(1) σύμφωνα με τους δύο στατιστικούς δείκτες αξιολόγησης που διαθέτει το πρόγραμμα ENVI 4.4, τους Jeffries-Matusita και Transformed Divergence. Τιμή άνω του 1.9, υποδηλώνει καλό φασματικό διαχωρισμό.

Πράγματι, όπως φαίνεται παρακάτω, οι κατηγορίες που δεν διαχωρίζονται καλά μεταξύ τους, αφορούν σε ομοειδείς κατηγορίες, όπως στους τύπους οροφής και οδοστρώματος και μεταξύ του τιμεντένιου εδάφους και του δρόμου, ομάδες εικονοστοιχείων δηλαδή που συνενώνονται για το τελικό αποτέλεσμα.

Επιστρέφοντας στην ανάλυση του Πίνακα 8-11, παρατηρούνται μεγάλα ποσοστά στους δείκτες των Producer Accuracy και User Accuracy για όλες τις αστικές κατηγορίες, εκτός αυτής του τιμεντένιου εδάφους, που αποτελεί και το σημαντικότερο παράγοντα μείωσης της συνολικής ακρίβειας της ταξινόμησης. Το 91.11% των pixels της συγκεκριμένης ground truth class ταξινομήθηκαν ως δρόμος, και το υπόλοιπο ποσοστό ως κεραμοσκεπή, ενώ και μεγάλο ποσοστό των pixels που ταξινομήθηκε ως τιμεντένιο έδαφος προήλθε από την κατηγορία της οροφής.

Αξίζει να σημειωθεί, πως στην ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε με τα ίδια δεδομένα αλλά με τη συμμετοχή και των σκιασμένων περιοχών, η κατηγορία του σκιασμένου γρασιδιού εμφάνισε τα εξής ποσοστά: commission: 27.78% που οφείλεται στην εισροή εικονοστοιχείων από την κατηγορία των θάμνων, omission: 0.00%, Producer Accuracy: 100% και User Accuracy: 72.22%. Ο

αλγόριθμος της Μέγιστης Πιθανοφάνειας εμφάνισε καλά ποσοστά στην αξιολόγηση των απεικονίσεων για την κατηγορία του σκιασμένου γρασιδιού, με όλα τα δεδομένα εισαγωγής.



**ROI Separability Report**  
**Input File: MF\_ratio\_image**  
**ROI Name: (Jeffries-Matusita, Transformed Divergence)**



**Pair Separation (least to most);**

roof\_1 [Cyan] 698 points and roof\_2 [Magenta] 402 points - 1.55958526  
road\_2 [Coral] 112 points and soil\_conc [Chartreuse] 117 points - 1.84052153  
road\_1 [Sea Green] 738 points and road\_2 [Coral] 112 points - 1.84161977  
roof\_1 [Cyan] 698 points and road\_1 [Sea Green] 738 points - 1.89369716  
roof\_1 [Cyan] 698 points and tile\_1 [Maroon] 439 points - 1.89836335  
roof\_1 [Cyan] 698 points and soil\_conc [Chartreuse] 117 points - 1.92168157  
roof\_1 [Cyan] 698 points and road\_2 [Coral] 112 points - 1.92358853  
tile\_1 [Maroon] 439 points and road\_2 [Coral] 112 points - 1.94379334  
road\_1 [Sea Green] 738 points and soil\_conc [Chartreuse] 117 points - 1.94400964  
grass [Red] 353 points and trees [Blue] 242 points - 1.96642877  
tile\_1 [Maroon] 439 points and road\_1 [Sea Green] 738 points - 1.96760888  
tile\_1 [Maroon] 439 points and soil\_conc [Chartreuse] 117 points - 1.98009287  
roof\_2 [Magenta] 402 points and tile\_1 [Maroon] 439 points - 1.98312858  
tile\_1 [Maroon] 439 points and soil\_2 [Orchid] 188 points - 1.98980718  
roof\_2 [Magenta] 402 points and soil\_conc [Chartreuse] 117 points - 1.99082304  
road\_1 [Sea Green] 738 points and soil\_1 [Aquamarine] 272 points - 1.99658138  
roof\_2 [Magenta] 402 points and road\_2 [Coral] 112 points - 1.99851206  
tile\_1 [Maroon] 439 points and soil\_1 [Aquamarine] 272 points - 1.99887317  
roof\_2 [Magenta] 402 points and road\_1 [Sea Green] 738 points - 1.99890052  
soil\_1 [Aquamarine] 272 points and soil\_2 [Orchid] 188 points - 1.99914457  
bush [Green] 241 points and trees [Blue] 242 points - 1.99985646  
road\_1 [Sea Green] 738 points and soil\_2 [Orchid] 188 points - 1.99994965  
roof\_1 [Cyan] 698 points and soil\_1 [Aquamarine] 272 points - 1.99998855  
trees [Blue] 242 points and soil\_1 [Aquamarine] 272 points - 1.99998928  
road\_2 [Coral] 112 points and soil\_2 [Orchid] 188 points - 1.99999543  
grass [Red] 353 points and soil\_1 [Aquamarine] 272 points - 1.99999831  
roof\_2 [Magenta] 402 points and soil\_1 [Aquamarine] 272 points - 1.99999932  
bush [Green] 241 points and soil\_1 [Aquamarine] 272 points - 1.99999941  
road\_2 [Coral] 112 points and soil\_1 [Aquamarine] 272 points - 1.99999962  
roof\_2 [Magenta] 402 points and soil\_2 [Orchid] 188 points - 1.99999965  
trees [Blue] 242 points and soil\_2 [Orchid] 188 points - 1.99999974  
roof\_1 [Cyan] 698 points and soil\_2 [Orchid] 188 points - 1.99999977  
bush [Green] 241 points and grass [Red] 353 points - 1.99999998  
soil\_1 [Aquamarine] 272 points and soil\_conc [Chartreuse] 117 points - 1.99999999  
trees [Blue] 242 points and tile\_1 [Maroon] 439 points - 2.00000000  
soil\_2 [Orchid] 188 points and soil\_conc [Chartreuse] 117 points - 2.00000000  
grass [Red] 353 points and tile\_1 [Maroon] 439 points - 2.00000000  
grass [Red] 353 points and soil\_2 [Orchid] 188 points - 2.00000000  
trees [Blue] 242 points and road\_1 [Sea Green] 738 points - 2.00000000  
bush [Green] 241 points and soil\_2 [Orchid] 188 points - 2.00000000  
trees [Blue] 242 points and roof\_2 [Magenta] 402 points - 2.00000000  
grass [Red] 353 points and road\_1 [Sea Green] 738 points - 2.00000000  
trees [Blue] 242 points and roof\_1 [Cyan] 698 points - 2.00000000  
trees [Blue] 242 points and road\_2 [Coral] 112 points - 2.00000000  
bush [Green] 241 points and road\_1 [Sea Green] 738 points - 2.00000000  
grass [Red] 353 points and roof\_2 [Magenta] 402 points - 2.00000000  
bush [Green] 241 points and roof\_2 [Magenta] 402 points - 2.00000000  
bush [Green] 241 points and tile\_1 [Maroon] 439 points - 2.00000000  
grass [Red] 353 points and soil\_conc [Chartreuse] 117 points - 2.00000000  
grass [Red] 353 points and road\_2 [Coral] 112 points - 2.00000000  
bush [Green] 241 points and roof\_1 [Cyan] 698 points - 2.00000000  
bush [Green] 241 points and soil\_conc [Chartreuse] 117 points - 2.00000000  
trees [Blue] 242 points and soil\_conc [Chartreuse] 117 points - 2.00000000  
grass [Red] 353 points and roof\_1 [Cyan] 698 points - 2.00000000  
bush [Green] 241 points and road\_2 [Coral] 112 points - 2.00000000

**Πίνακας 8-12: Έκθεση με το δείκτη φασματικού διαχωρισμού για όλα τα ζευγάρια των Π.Ε., όταν χρησιμοποιούνται δεδομένα του Matched Filter(Ratio).**

Παρακάτω, παρουσιάζονται πολλές από τις ταξινομημένες εικόνες που θεωρήθηκε ότι αποτυπώνουν ικανοποιητικά τις αστικές κατηγορίες εντός της σκηνής μαζί με τη συνολική ακρίβεια(Overall Accuracy) και τον παράγοντα k για την περίπτωση εμφάνισης όλων των κατηγοριών και την περίπτωση μάσκας στα σκιασμένα pixels. Για όλες τις ταξινομημένες κατηγορίες ισχύει το παρακάτω υπόμνημα.

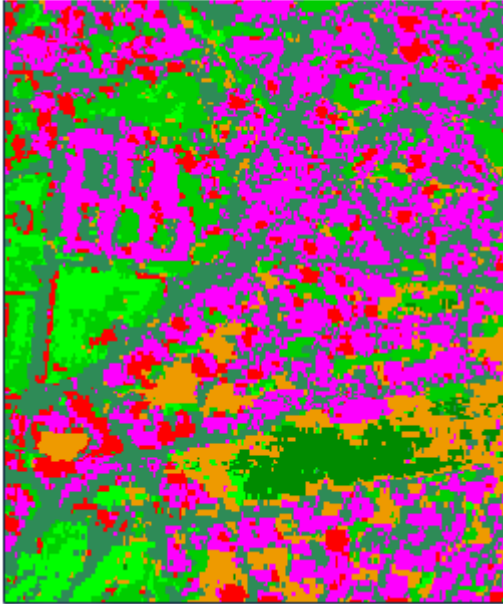
#### ΥΠΟΜΝΗΜΑ

<b>Αστικές Κατηγορίες</b>	<b>ENVI Color Table</b>	
<b>Δέντρο</b>	Green 2	
<b>Θάμνος</b>	Green 3	
<b>Γρασίδι Σκιασμ. Γρασίδι</b>	Green	
<b>Οροφή(1,2,3) Σκιασμ. Οροφή</b>	Magenta	
<b>Κεραμοσκεπή</b>	Red	
<b>Δρόμος(1,2) Έδαφος(τσιμέντο) Σκιασμ. Δρόμος</b>	Sea Green	
<b>Έδαφος(1,2) Σκιασμ. Έδαφος</b>	Orange 2	
<b>Σκιασμένες Περιοχές</b>	Black	

**ΧΑΛΚΙΔΑ(1)**

**Maximum Likelihood**

**MNF**



O.A.= 77.4169%, k= 0.7467

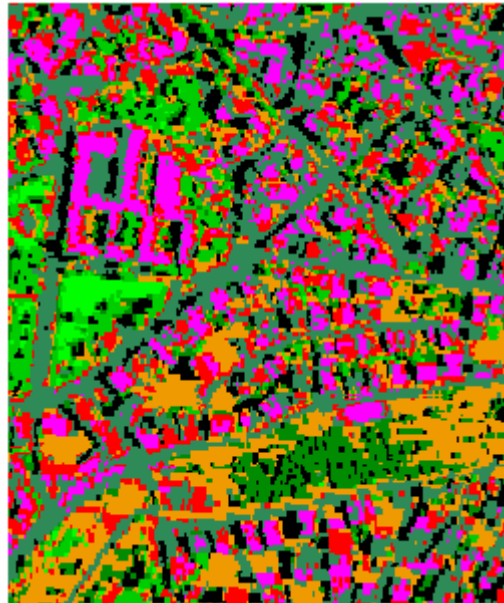


O.A.= 83.5155%, k= 0.8103

**Ratio Image**

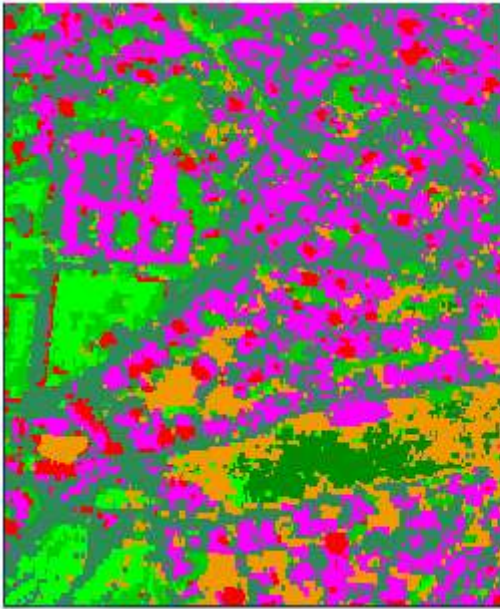


O.A.= 77.0302%, k= 0.7444



O.A.= 82.1494%, k= 0.7958

**Matched Filter(MNF)**

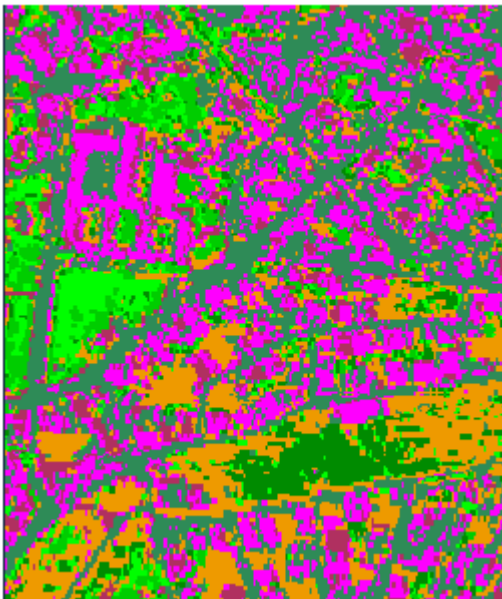


O.A.= 78.3449%, k= 0.7565



O.A.= 82.6958%, k= 0.8010

**Matched Filter(Ratio Image)**



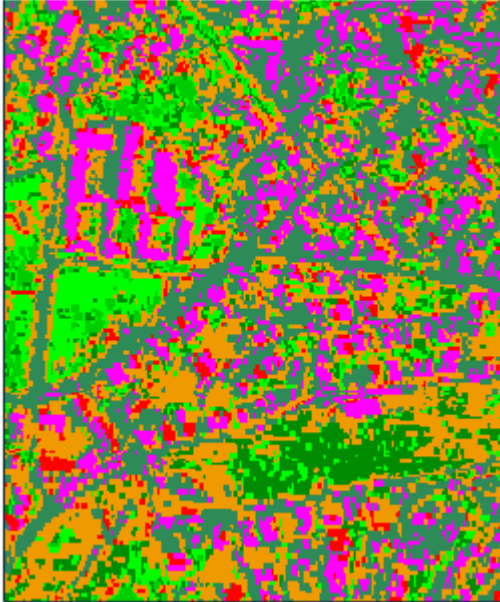
O.A.= 79.2072%, k= 0.7672



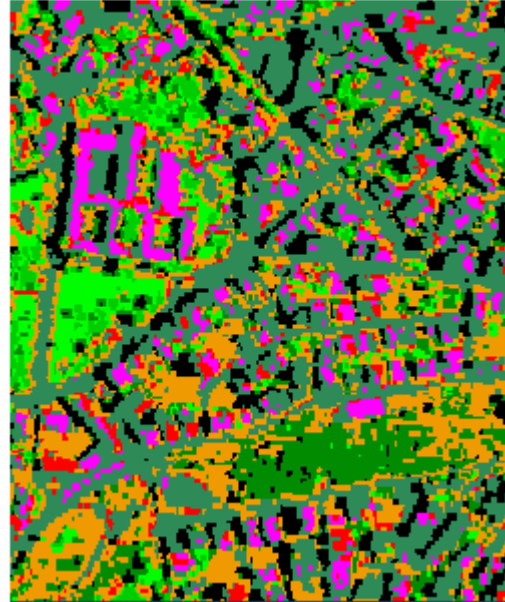
O.A.= 84.5173%, k= 0.8217

**Spectral Angle Mapper**

**Ratio Image**



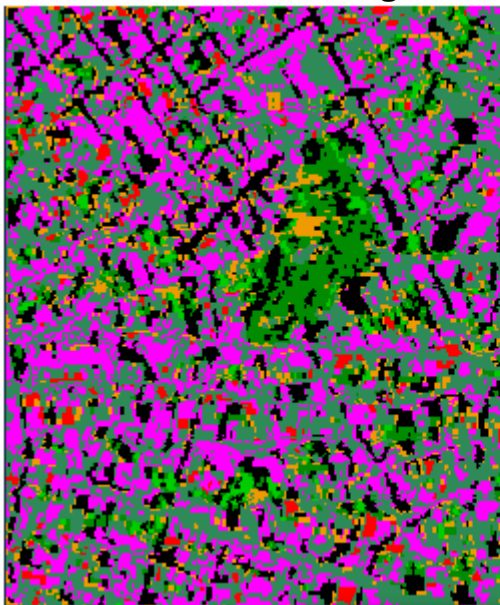
O.A.= 72.9312%, k= 0.6993



O.A.= 82.9690%, k= 0.8061

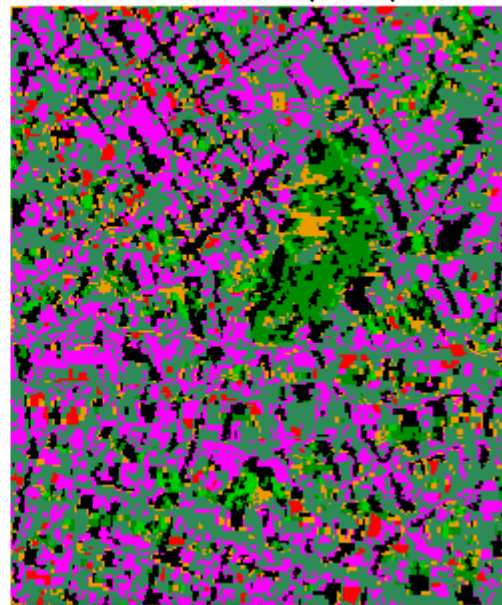
**ΧΑΛΚΙΔΑ(2)**

**Max. Lik.-Ratio Image**



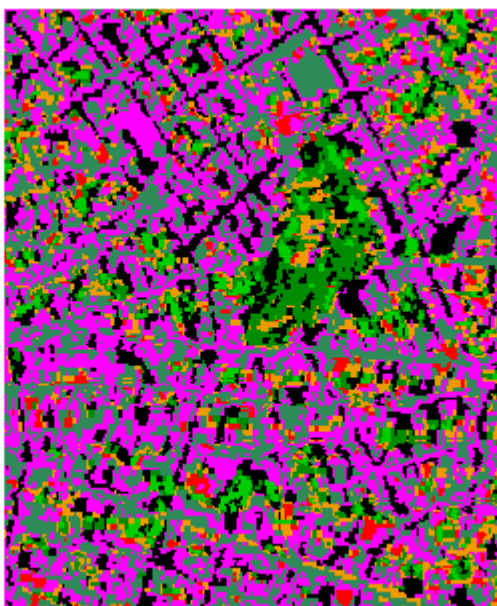
O.A.= 73.7361%, k= 0.6999

**Max. Lik.-MF(Ratio)**



O.A.= 74.1060%, k= 0.7047

**SAM-Ratio Image**



O.A.= 72.7497, k= 0.6885

Όπως έχει αναφερθεί, οι τρεις εικόνες στις οποίες κόπηκε η αρχική απεικόνιση της Χαλκίδας εμφανίζουν σε όλα τα βήματα της υπερφασματικής ανάλυσης διαφορετικά αποτελέσματα ως προς την ακρίβεια και την απόδοση των διαφόρων εφαρμογών. Η εικόνα Χαλκίδα(2) που παρουσιάζεται παραπάνω, απεικονίζει μία καθαρά πυκνοδομημένη περιοχή, με πολλά σκιασμένα pixels που αφορούν κυρίως την κατηγορία του δρόμου, και πλήθος οροφών με μεγάλο φασματικό εύρος. Για τη συγκεκριμένη εικόνα, όπως και για τη Χαλκίδα(3), καταγράφηκαν τρεις διαφορετικές Περιοχές Εκπαίδευσης για τις οροφές συν μία για τα κεραμοσκεπή.

Αυτό που είναι εμφανές, ακόμα και στις ταξινομημένες εικόνες με τη καλύτερη συνολική ακρίβεια, είναι η σύγχυση που προκαλείται με τις κατηγορίες των οροφών και του οδοστρώματος, με εμφάνιση υψηλών ποσοστών commission και omission. Η εκτέλεση των αλγορίθμων ταξινόμησης με χρήση μάσκας για τις σκιασμένες περιοχές, θεωρήθηκε επιβεβλημένη, καθώς υπάρχει αδυναμία φασματικού διαχωρισμού αντικειμένων εντός σκιασμένων εικονοστοιχείων, με τα συγκεκριμένα δεδομένα και την ανάλυση η οποία ακολουθήθηκε.

Για την εικόνα της Χαλκίδας(3), εκτός των σκιασμένων εικονοστοιχείων χρησιμοποιήθηκε μάσκα και για τη θάλασσα. Και οι δύο περιοχές εμφανίζονται με μαύρο χρώμα. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν προέρχονται μετά από εφαρμογή του αλγόριθμου Maximum Likelihood με δεδομένα εισαγωγής εννέα λόγους καναλιών(οι ίδιοι που δημιουργήθηκαν για όλες τις εικόνες) και αποτελέσματα του Matched Filter(Ratio Image). Εδώ, το οπτικό αποτέλεσμα είναι πολύ καλύτερο απ' ό,τι στη Χαλκίδα(2), υπάρχουν όμως πάλι πολλά pixels οροφών που ταξινομούνται ως δρόμος.

### ΧΑΛΚΙΔΑ(3)

Max. Lik.-Ratio Image



Overall Accuracy=80.9600%, k=0.7645

Max. Lik.-Matched Filter(Ratio)



Overall Accuracy=84.6522, k=0.80304





## 9. Συμπεράσματα

Οι αστικές περιοχές αποτελούν πράγματι ένα πολύ δύσκολο πεδίο έρευνας για την οπτική τηλεπισκόπηση, παρότι οι τεχνικές και οι μέθοδοι που έχουν αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια είναι ισχυροί, και ο χρήστης είναι σε θέση πλέον να διαχειριστεί δεδομένα υψηλής φασματικής και χωρικής ανάλυσης. Εν τούτοις, τα υλικά κατασκευής, το αστικό τοπίο, οι μεταβολές σε σύντομο σχετικά διάστημα, οι φασματικές ομοιότητες πολλών αντικειμένων, οι σκιασμένες περιοχές και μία σειρά άλλων ζητημάτων αποτελούν θέματα που είναι ακόμη υπό διερεύνηση. Ο λόγος, αφορά στην αποτελεσματικότερη απόδοση των αλγορίθμων που εφαρμόζονται σε όλα τα βήματα της Υπερφασματικής Ανάλυσης και φυσικά στην ακριβέστερη καταγραφή-χαρτογράφηση των αστικών κατηγοριών γης.

Σε αυτή την εργασία έγινε προσπάθεια εξέτασης πολλών μεθόδων που περιέχονται στο λογισμικό του ENVI 4.4 και αφορούν στα βήματα της επεξεργασίας υπερφασματικών δεδομένων για την καταγραφή γενικών αστικών κατηγοριών. Σχόλια και αξιολογήσεις αποτελεσμάτων υπήρξαν κατά τη διάρκεια της εργασίας και εντός κεφαλαίων, αξίζει όμως να τονιστούν κάποια θέματα.

### Γενικά:

- Το αστικό περιβάλλον εμφανίζει έντονη πολυπλοκότητα
- Πολλές αστικές κατηγορίες αποτελούνται από κοινά υλικά κατασκευής που προκαλούν φασματικές ομοιότητες όπως συμβαίνει με τις κατηγορίες του οδοστρώματος και των οροφών
- Η διαφορά στην ανακλώμενη ακτινοβολία ομοειδών αστικών αντικειμένων εξαιτίας της παλαιότητας κατασκευής δημιουργεί την ανάγκη διαχωρισμού ομοειδών κατηγοριών (διαχωρισμός οροφών κτιρίων)
- Χωρική ανάλυση 3m δεν επιτρέπει την καταγραφή και ανίχνευση πεζοδρομίων, ενώ και η καταγραφή εικονοστοιχείων από τους στενούς αστικούς δρόμους είναι δύσκολη
- Τα πολλά σκιασμένα εικονοστοιχεία δεν επιτρέπουν την εξαγωγή πληροφορίας από μεγάλο μέρος των εικόνων
- Τα έγχρωμα σύνθετα και οι λόγοι καναλιών είναι απαραίτητες επεξεργασίες που πρέπει να υλοποιούνται προ καταγραφής των Περιοχών Εκπαίδευσης, ειδικά σε περιπτώσεις απουσίας επίγειων μετρήσεων, καθώς τότε οι Περιοχές Εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται ως φάσμα αναφοράς σε περαιτέρω επεξεργασίες

### Ειδικά:

#### Μείωση Διάστασης Υπερφασματικών Δεδομένων:

- Οι μετασχηματισμοί PCA και MNF λειτουργούν σωστά, αποκόπτοντας το θόρυβο και μειώνοντας τη διάσταση των δεδομένων που περιέχουν τη συνολική πληροφορία σε λίγες συνιστώσες
- Οι πυκνοδομημένες περιοχές δημιουργούν πρόβλημα στην οπτική ποιότητα των εικόνων που προκύπτουν από τους μετασχηματισμούς
- Πριν την επιλογή των Κύριων Συνιστωσών που θα αξιοποιηθούν περαιτέρω πρέπει να υλοποιηθούν δοκιμές για να διαπιστωθεί ο αριθμός

των Συνιστωσών που διαχωρίζουν καλά τις αστικές κατηγορίες που αποτελούν το φάσμα αναφοράς

- Πολύ γρήγορη αύξηση του αθροιστικού ποσοστού πληροφορίας με το μετασχηματισμό του PCA από πίνακα μεταβλητότητας –συμ/τητας
- Καλύτερη περίπτωση αποτελούν τα αποτελέσματα του MNF καθώς δεν συμπιέζουν τη σημαντική πληροφορία σε πολύ λίγες Κύριες Συνιστώσες, ενώ ο θόρυβος αποκόπτεται αποτελεσματικά
- Οι Λόγοι Καναλιών αποτελούν εξαιρετική περίπτωση μείωσης των δεδομένων, ενώ ο χρήστης έχει τη δυνατότητα επιλογής του αριθμού των Λόγων που θα σχηματίσει ώστε ο φασματικός διαχωρισμός των κατηγοριών να είναι καλός για τη διαδικασία της ταξινόμησης

#### **Ανίχνευση Εικονοστοιχείων-Στόχων και Κλασματικών Αφθονιών:**

- Η συλλογή εικονοστοιχείων-Στόχων στις άκρες διοδιάστατων ιστογραμμάτων αποφέρει μη επαρκή αποτελέσματα, καθώς σημειώνεται μικρός αριθμός εικονοστοιχείων για λίγες αστικές κατηγορίες
- Ο αλγόριθμος PPI εμφανίζει ομοιότητες στα τελικά αποτελέσματα με τη συλλογή εικονοστοιχείων-Στόχων από τις άκρες του ιστογράμματος, καθώς βασίζεται στην ίδια θεώρηση, ότι οι καθαροί Στόχοι βρίσκονται στις γωνίες του φασματικού χώρου. Και εδώ, τα αποτελέσματα είναι ανεπαρκή για το είδος της εργασίας που υλοποιείται, η οποία εξετάζει συνολικά την αστική επιφάνεια
- Για το λόγο αυτό οι Περιοχές Εκπαίδευσης που καταγράφηκαν πάνω σε έγχρωμο σύνθετο ήταν αυτές που αποτέλεσαν το φάσμα αναφοράς
- Το Γραμμικό Μοντέλο ή Linear Mixing Model δεν μπορεί να λειτουργήσει πάνω σε αστικές επιφάνειες. Σπάνια η ακτινοβολία που καταγράφεται έχει προσπέσει μόνο μία φορά στο έδαφος
- Καλύτερα αποτελέσματα παρατηρήθηκαν με τον αλγόριθμο Matched Filter, που υπολογίζει ικανοποιητικά Στόχους και Κλασματικές Αφθονίες για όλες τις κατηγορίες, εκτός αυτών που βρίσκονται υπό σκιά

#### **Ταξινόμηση Αστικών Περιοχών:**

- Μόνο ο αλγόριθμος ISODATA απέδωσε στη μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση χαρτογραφώντας τις βασικές κατηγορίες. Οι τρεις κατηγορίες της βλάστησης που ανιχνεύθηκαν στην εικόνα(γρασίδι, θάμνοι, δέντρα) εμφανίζονται ως μία φασματική κατηγορία
- Ο αλγόριθμος της Μέγιστης Πιθανοφάνειας απέφερε τα ακριβέστερα αποτελέσματα με όλα τα δεδομένα εισαγωγής
- Η Μέγιστη Πιθανοφάνεια με δεδομένα εισαγωγής τα προϊόντα του Matched Filter που προέκυψαν από 9 Λόγους Καναλιών έδωσαν ακρίβεια 84.5173%, όταν χρησιμοποιήθηκε μάσκα για τον αποκλεισμό των σκιασμένων περιοχών
- Όσον αφορά τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν, οι Λόγοι Καναλιών και τα προϊόντα του Matched Filter απέδωσαν καλύτερα. Εδώ, αξίζει να τονιστεί πως αυτά τα δεδομένα, αποτελούμενα από 9 έως 15 κανάλια, παρουσίασαν τον καλύτερο φασματικό διαχωρισμό μεταξύ των κατηγοριών, που καταγράφηκε και από την αντίστοιχη αναφορά στο λογισμικό(ROI Separability Report)
- Δεν εξήχθη καμία πληροφορία από σκιασμένα εικονοστοιχεία, εκτός από την περίπτωση του “σκιασμένου γρασιδιού”
- Η ανίχνευση της κατηγορίας του σκιασμένου γρασιδιού για τη Χαλκίδα(1), ίσως οφείλεται και στον παράγοντα που προκαλεί τη σκιά. Η

σκιά που δημιουργεί ένα κτίριο είναι διαφορετική από αυτή που δημιουργείται από ένα δέντρο ή ένα θάμνο

- Η χρήση μάσκας πάνω στις σκιές της εικόνας επέφερε βελτιώσεις σε όλα τα επίπεδα ακρίβειας των ταξινομήσεων
- Τα σφάλματα παράλειψης και συμπερίληψης έδειξαν μεγάλη σύγχυση μεταξύ των κατηγοριών του οδοστρώματος και των οροφών κτιρίων
- Διαφορετικές αστικές κατηγορίες/χρήσεις γης που αποτελούνται από τα ίδια υλικά κατασκευής δεν είναι δυνατό να διαχωριστούν μόνο φασματικά (π.χ. προαύλια με δρόμους)

Τέλος, σημειώνεται πως η χρησιμοποίηση αποκλειστικά του λογισμικού ENVI ήταν σε κάποιο βαθμό περιοριστικός παράγοντας σε κάποιες διαδικασίες παρότι δεν εξαντλήθηκαν όλες οι δυνατότητες του προγράμματος στην Υπερφασματική Ανάλυση.

## 10. Προτάσεις

Η ανάλυση που πραγματοποιήθηκε στην εργασία αυτή δεν συμπεριλαμβάνει κάποια βασικά συστατικά που είναι απαραίτητα και θεωρούνται δεδομένα σε ανάλογες εργασίες, αξίζει όμως να επισημανθούν στην αρχή αν και δεν πρόκειται για προτάσεις πάνω στο συγκεκριμένο θέμα. Πρώτον, η διόρθωση των ατμοσφαιρικών επιδράσεων βελτιώνει σε μεγάλο βαθμό την ποιότητα των εικόνων και δεύτερον, η απόκτηση επίγειων δεδομένων(ground truth data) μαζί με τη λήψη των απεικονίσεων αν είναι εφικτό, δίνει τη δυνατότητα σωστής καταγραφής των Περιοχών Εκπαίδευσης και καλής ανίχνευσης των στόχων. Εκτός αυτού, οι αστικές περιοχές αποτελούν ένα περιβάλλον που η ανάγκη δημιουργίας βάσης δεδομένων μέσω βιβλιοθηκών και η σύγκριση των φασματικών υπογραφών μέσω αυτών είναι επιβεβλημένη. Τέλος, η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης έχει μεγαλύτερη αξιοπιστία όταν ο έλεγχος γίνεται με τα Ground Truth Data και όχι με Ground Truth ROIs όπως συνέβη στην εργασία.

Όσον αφορά τα σκιασμένα εικονοστοιχεία εντός των εικόνων, αξίζει να πούμε πως η χρήση μασκών για τον αποκλεισμό αυτών από τις διαδικασίες της υπερφασματικής ανάλυσης πρέπει να αποτελεί λύση ανάγκης. Οι τρόποι ανίχνευσης των σκιασμένων περιοχών, θα πρέπει να επικεντρώνονται πέραν των επίγειων μετρήσεων, στη καταγραφή του φάσματος στο κομμάτι του θερμικού υπέρυθρου, πρακτική με την οποία είναι δυνατή η δημιουργία φασματικών βιβλιοθηκών, όπου θα αποθηκεύεται και πληροφορία για τη συμπεριφορά των διαφόρων αντικειμένων(θερμοκρασίες που αναπτύσσονται) κατά τη διάρκεια που δέχονται φως και κατά τη διάρκεια που βρίσκονται υπό σκιά. Επίσης, με τη μελέτη των φασματικών υπογραφών στο κομμάτι του θερμικού υπέρυθρου ενδέχεται να είναι δυνατή η διαφοροποίηση των σκιασμένων pixels ανάλογα με το αντικείμενο που δημιουργεί τη σκιά.

Μία ακόμη λύση που βελτιώνει τα ποσοστά της συνολικής ακρίβειας σε μία ταξινόμηση, χωρίς όμως να είναι απόλυτα εφικτή η ταυτοποίηση των σκιασμένων υλικών, είναι η κατηγοριοποίηση των σκιασμένων pixels ανάλογα με το βαθμό ανακλαστικότητας των υπογραφών τους και η μετέπειτα ταξινόμησή τους(Κεφάλαιο 6, εργασία Α).

Σχετικά με την κατάλληλη χωρική ανάλυση που πρέπει να διαθέτει ένας σαρωτής για τη βελτίωση της υπερφασματικής ανάλυσης πάνω σε αστική περιοχή, οι απόψεις διαφέρουν. Αν η χωρική ανάλυση είναι αρκετά χαμηλή, τότε είναι πιθανό κοντινά endmembers να καταλαμβάνουν μαζί ένα μοναδικό εικονοστοιχείο. Από την άλλη πλευρά, οι αστικές επιφάνειες περιέχουν υλικά και αντικείμενα που συνδυάζονται σε ομογενή μίξη ανεξαρτήτως χωρικής ανάλυσης.

Συνεπώς, ένας μελετητής πρέπει να βρει μία ισορροπία μεταξύ των δεδομένων που θα αποκτήσει και των μεθόδων που θα εφαρμόσει για την πληρέστερη καταγραφή των κατηγοριών γης και των εικονοστοιχείων-στόχων. Οι μέθοδοι που βασίζονται στις φασματικές υπογραφές των pixels(pixel-based) ίσως να απαιτούν καλύτερη φασματική ανάλυση απ' ότι χωρική, σε αντίθεση με τις αντικειμενοστραφείς μεθόδους(object-oriented) που στηρίζονται σε φωτοαναγνωριστικά και γεωμετρικά στοιχεία.

Δεδομένα που διαθέτουν καλή φασματική ανάλυση αξίζει να μελετηθούν υπό το πρίσμα αλγορίθμων που λαμβάνουν υπόψη συγκεκριμένα χαρακτηριστικά στις φασματικές υπογραφές. Παρολ' αυτά, τα πρότυπα που επικρατούν στις αστικές περιοχές και η ομοιότητα στην ανάπτυξη των σύγχρονων πόλεων "επιβάλλουν" καλύτερες διαδικασίες αντικειμενοστραφούς ανάλυσης για τη βελτίωση των ταξινομήσεων των τηλεπισκοπικών απεικονίσεων.





## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- A. Killey, S. Hobson, C. J. Willis, P. W. T. Yuen and G. Bishop, Hyperspectral Unmixing and Anomaly Detection for Target Identification, 1<sup>st</sup> EMRS DTC Technical Conference, 2004
- Boardman, J. W., and Kruse, F. A., Automated spectral analysis, a geological example using AVIRIS data, north Grapevine Mountains, Nevada, in Proceedings, ERIM Tenth Thematic Conference on Geologic Remote Sensing, Environmental Research Institute of Michigan, Ann Arbor, MI, pp. I-407 - I-418, 1994
- C. Small, A global analysis of urban reflectance, International Journal of Remote Sensing, Vol. 26, No. 4, p. 661-681, 2005
- Chein-I Chang, Hyperspectral Data Exploitation, Theory and Applications, Wiley Interscience, 2007
- Christopher Small, High spatial resolution spectral mixture analysis of urban reflectance, Remote Sensing of Environment, Vol. 88, p. 170-186, 2003
- David A. Landgrebe, Signal Theory Methods in Multispectral Remote Sensing, Wiley Interscience, 2003
- Δημήτρης Π. Αργιαλάς, Ψηφιακή Τηλεπισκόπηση, ΕΜΠ, 1998
- F.A. Kruse, J. W. Boardman, and K.E. Livo, Using Hyperspectral Data for Urban Baseline Studies, Boulder, Colorado, 2003
- F. Dell'Acqua, P.Gamba, G. Trianni, A Preliminary Study on Separability of Paving Materials in Shadowed Hyperspectral Pixels from a Central Urban Area, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002
- F. Dell'Acqua, P.Gamba, A. Ferrari, J.A. Palmason, J.A. Benediktsson and K.Arnason, Exploiting Spectral and Spatial Information in Hyperspectral Urban Data With High Resolution, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 1, No., 2004
- Firooz Sadjadi, Bahram Javidi, Physics of Automatic Target Recognition, Springer-Verlag, 2007
- Freek D. van der Meer, Remote Sensing Image Analysis, Including the Spatial Domain, Springer-Verlag, 2005
- Green, A. A., Berman, M., Switzer, P., and Craig, M. D., A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 26, no. 1, p. 65-74, 1988
- J.A. Palmason, J.A. Benediktsson and J. R. Sveinsson, Classification of Hyperspectral Data from Urban Areas Based on Extended Morphological Profiles, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol., 43, No., 3, 2005
- Jean-Paul Donnay, Michael J.Barnsley, Paul A.Longley, Remote Sensing and Urban Analysis, Taylor and Francis, 2001
- Jinguo Yuan, Zheng Niu, Classification Using EO-1 Hyperion Hyperspectral and ETM+ Data, Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, IEEE, 2007
- John A. Richards, Xiuping Jia, Remote Sensing Digital Image Analysis, 4<sup>th</sup> Edition, Springer-Verlag, 2005
- John R. Schott, Remote Sensing, The Image Chain Approach, Oxford University, 2007
- Kruse, F. A., Lefkoff, A. B., Boardman, J. B., Heidebrecht, K. B., Shapiro, A. T., Barloon, P. J., and Goetz, A. F. H., "The Spectral Image Processing System (SIPS) - Interactive Visualization and Analysis of Imaging spectrometer Data", Remote Sensing of Environment, v. 44, p. 145 - 163, 1993

Luiz Felipe Guanaes Rego, Christoph Ueffing, Sergio Besserman Vianna, Automatic Land-Cover Classification Derived from High-Resolution IKONOS Satellite Imagery in the Urban Atlantic Forest of Rio de Janeiro, Brazil, by Means of an Object-Oriented Approach, Remote Sensing and Urban Analysis, Taylor and Francis, 2001

Maik Netzband, William L. Stefanov, Charles Redman, Applied Remote Sensing for Urban Planning, Governance and Sustainability, Springer-Verlag, 2007

Marcus Borengasser, William S. Hungate, Russell Watkins, Hyperspectral Remote Sensing, Principles and Applications, Taylor and Francis, 2008

Marina Mueller, Karl Segl, and Hermann Kaufmann, Discrimination between Roofing Materials and Streets within Urban Areas based on Hyperspectral, Shape, and Context Information, 2nd GRSS/ASPRS Joint Workshop on "Data Fusion and Remote Sensing over Urban Areas", p. 196-200, 1999

Martin Herold, Dar A. Roberts, Margaret E. Gardner, Philip E. Dennison, Spectrometry for urban area remote sensing—Development and analysis of a spectral library from 350 to 2400 nm, Remote Sensing of Environment, Vol. 91, p. 304–319, 2004

Norbert Haala, Claus Brenner, Extraction of buildings and trees in urban environments, ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, Vol. 54, p. 130–137, 1999

Peg Shippert, Ph.D., Introduction to Hyperspectral Image Analysis, ENVI, Reaserch Systems Inc, 2003

Rejas Ayuga, Juan Gregorio, Martínez Marín, Rubén Malpica Velasco, José Antonio, Hyperspectral Remote Sensing Application for Semi-Urban Areas Monitoring, Urban Remote Sensing Joint Event, IEEE, 2007

Richard J. Aspinall, W. Andrew Marcus, Joseph W. Boardman, Considerations in collecting, processing, and analysing high spatial resolution hyperspectral data for environmental investigations, Journal of Geographical Systems, Springer-Verlag, Vol. 4, p. 15-29, 2002

Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork, Pattern Classification, 2<sup>nd</sup> Edition, Wiley Interscience, 2000

Robert A. Schowengerdt, Remote Sensing, Models and Methods for Image Processing, 3<sup>rd</sup> Edition, Elsevier, 2007

Roessner, S. Segl, K. Heiden, U. Kaufmann, H., “Automated differentiation of urban surfaces based on airborne hyperspectral imagery”, Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions and Remote Sensing ,Vol. 39 , Issue 7 , P. 1525 – 1532, 2001

Rosa Maria Cavalli, Lorenzo Fusilli, Simone Pascucci, Stefano Pignatti and Federico Santini, Hyperspectral Sensor Data Capability for Retrieving Complex Urban Land Cover in Comparison with Multispectral Data: Venice City Case Study (Italy), Sensors, Vol 8, p. 3299-3320, 2008

Sergios Theodoridis, Konstantinos Koutroumbas, Pattern Recognition, 3<sup>rd</sup> Edition, Elsevier, 2006

S. Phinn, M. Stanford, P. Scarth, A. T. Murray, P. T. Shyy, Monitoring the composition of urban environments based on the vegetation-impervious surface-soil (VIS) model by subpixel analysis techniques, International Journal of Remote Sensing, Vol. 23, No. 20, p. 4131–4153, 2002

Sunil Bhaskarh and Bisun Datt, Sub-pixel analysis of Urban Surface materials, A case study of Perth, W.Australia, IEEE, p. 1535-1537, 2000

Uta Heiden, Sigrid Roessner, Karl Segl and Hermann Kaufmann, Analysis of Spectral Signatures of Urban Surfaces for their Identification Using Hyperspectral HyMap Data, IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, p. 173-177, 2001



V. Karathanassi, Ch. Iossifidis, D. Rokos, A texture-based classification method for classifying built areas according to their density, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 21, No. 9, p. 1807-1823, 2000