



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

Διπλωματική Εργασία

**Ανάπτυξη αλγορίθμων κατάτμησης υπερφασματικών  
απεικονίσεων. Ομαδοποίηση και Ταξινόμηση.**

**Αθηνά Ψάλτα**

Επιβλέπουσα Καθηγήτρια : Βασιλεία Καραθανάση

Αθήνα, 2015



..... Αθηνά Β. Ψάλτα

Διπλωματούχος Αγρονόμος και Τοπογράφος Μηχανικός Ε.Μ.Π.

Copyright © Αθηνά Β. Ψάλτα, 2015

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.





## *Ευχαριστίες*

Σε αυτό το σημείο θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την επιβλέπουσα καθηγήτριά μου κ. Καραθανάση για την καθοριστική συμβολή της όχι μόνο ως προς την εκπόνηση της διπλωματικής μου εργασίας, αλλά και ως προς τη γενικότερη καθοδήγηση που μου παρείχε τα τελευταία δύο χρόνια στη Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Ανδρώνη για την αμέριστη βοήθεια που μου παρείχε καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της παρούσας εργασίας. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου, καθώς και όλα τα άτομα που ήταν κοντά μου αυτό το διάστημα για την αμέριστη στήριξή τους κατά τη διάρκεια των σπουδών μου.



## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Τα τελευταία χρόνια η αξιοποίηση των υπερφασματικών δεδομένων αποτελεί μία πολλά υποσχόμενη τεχνική του επιστημονικού πεδίου της Τηλεπισκόπησης λόγω των ιδιαίτερων πλεονεκτημάτων που αυτή προσφέρει. Η χρήση εκατοντάδων συνεχόμενων φασματικών καναλιών που παρέχονται από τα υπερφασματικά δεδομένα παρέχει την προοπτική ακριβέστερης και λεπτομερέστερης εξαγωγής πληροφορίας για ενδεχόμενες κατηγορίες υλικών/στόχων σε σχέση με τα πολυφασματικά δεδομένα. Ωστόσο, η επεξεργασία των υπερφασματικών δεδομένων διαφέρει σε μεγάλο βαθμό από αυτή που υπόκεινται τα πολυφασματικά. Ακόμη, μία από τις πιο σημαντικές τεχνικές που χρησιμοποιούνται ευρέως κατά την Αντικειμενοστραφή Ανάλυση εικόνων αποτελεί η διαδικασία της κατάτμησης, η οποία αποτελεί η διαδικασία εκείνη της διαίρεσης της εικόνας σε ομοιογενείς περιοχές βάσει κάποιου συγκεκριμένου κριτηρίου. Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας, λοιπόν, αποτελεί η ανάπτυξη αλγορίθμων κατάτμησης που μπορούν να εφαρμοστούν αποκλειστικά σε υπερφασματικές απεικονίσεις. Στα κεφάλαια της εργασίας ακολουθείται η λογική της πρωταρχικής παρουσίασης του θεωρητικού υποβάθρου των αλγορίθμων κατάτμησης που αναπτύχθηκαν. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται μία εκτενής διαδικασία εφαρμογής και αξιολόγησης αυτών των αλγορίθμων κατάτμησης τόσο μέσω ορισμένων μεθόδων αξιολόγησης που αναπτύχθηκαν σε αυτή την εργασία όσο και μέσω της εφαρμογής μη επιβλεπόμενων μεθόδων ταξινόμησης στις εικόνες κατάτμησης. Τέλος, σχολιάζονται τα αποτελέσματα των αλγορίθμων κατάτμησης για την εκτενέστερη εξαγωγή συμπερασμάτων, καθώς και σχολιάζονται ενδεχόμενες βελτιώσεις των εν λόγω μεθόδων.



# **Development of segmentation algorithms for hyperspectral data. Clustering and Classification.**

*Athina Psalta*

*Diploma Thesis  
National Technical University of Athens  
Faculty of Rural and Surveying Engineering*

## **ABSTRACT**

In recent years, exploitation of hyperspectral data suggests a promising perspective for the scientific field of Remote Sensing due to the advantages they offer. Using hundreds of continuous spectral bands provided by hyperspectral data offer a more precise and detailed information about materials or targets that exists in an image comparing to multispectral imagery. However, processing hyperspectral data differs a lot compared to standard multispectral data handling. Furthermore, one of the most important technique that is widely used during Object-Oriented Image Analysis is segmentation, which suggests the procedure of diving an image to spectral-similar areas based on certain criteria. This diploma thesis aims at developing segmentation algorithms that can be applied mainly to hyperspectral data. Throughout the first thesis's chapters, the theoretical background of the segmentation algorithms that were developed is being presented. Next, a long procedure of applying and evaluating those algorithms follows. The evaluation criteria that are used consists of certain evaluating procedures that were developed and also of evaluating the segmentation algorithms through clustering methods. Finally, the results of those segmentation algorithms are discussed along with some possible future work that can be done on those algorithms.



# ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

<b>ΠΕΡΙΛΗΨΗ</b> .....	7
<b>ABSTRACT</b> .....	9
<b>ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ</b> .....	15
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 : ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b> .....	21
1.1. Σκοπός της Δ.Ε.....	21
1.2. Δομή της Δ.Ε. ....	22
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 : ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ</b> .....	24
2.1. Βασικά στοιχεία της Υπερφασματικής Τηλεπισκόπησης.....	25
2.2. Φασματικός διαχωρισμός.....	28
2.2.1. Το πρόβλημα του φασματικού διαχωρισμού.....	29
2.2.1.1. Θεωρίες μοντέλων ανάμειξης ανά εικονοστοιχείο.....	31
2.2.2. Μέθοδοι μείωσης της διάστασης των υπερφασματικών απεικονίσεων .....	34
2.2.2.1. Ο αλγόριθμος εκτίμησης του φασματικού υποχώρου σήματος (Outlier Detection Method) .....	37
2.2.2.1.1. Ο αλγόριθμος μετασχηματισμού ελαχιστοποίησης του θορύβου (Minimum Noise Fraction) .....	40
2.2.3. Μέθοδοι εξαγωγής καθαρών φασματικών στόχων .....	42
2.2.3.1. Ο αλγόριθμος NFindR.....	45
2.2.4. Μέθοδοι εκτίμησης των ποσοστών αφθονίας των καθαρών στόχων σε επίπεδο εικονοστοιχείου .....	47
2.2.4.1. Ο αλγόριθμος NBM .....	50
2.3. Κατάτμηση εικόνας.....	55
2.3.1. Το πρόβλημα της κατάτμησης εικόνας.....	55
2.3.1.1. Κατηγορίες αλγορίθμων κατάτμησης εικόνας και γνωστές τεχνικές.....	56
2.3.1.2. Τεχνικές κατάτμησης εικόνας και τεχνικές δημιουργίας υπερεικονοστοιχείων .....	58
2.3.1.3. Χρησιμότητα κατάτμησης εικόνων στα υπερφασματικά δεδομένα .....	59
2.3.2. Ο αλγόριθμος SLIC.....	60
2.3.3. Ο αλγόριθμος NCuts .....	67
2.3.4. Αξιολόγηση των αλγορίθμων κατάτμησης .....	71
2.3.4.1. Ο δείκτης F .....	74

2.3.4.2. Ο δείκτης SM.....	75
2.3.4.3. Το διάνυσμα PV .....	76
2.4. Μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση εικόνας (Clustering).....	79
2.4.1. Ο αλγόριθμος K-means .....	80
2.4.2. Ιεραρχικές μέθοδοι μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης.....	85
2.4.3. Τεχνικές αξιολόγησης των αλγορίθμων ταξινόμησης .....	91
2.4.4.1. Δείκτες αξιολόγησης .....	93
2.4.4.2. Πίνακες σύγχυσης .....	95
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 : ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΥΠΕΡΦΑΣΜΑΤΙΚΩΝ</b>	
<b>ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΕΩΝ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΩΝ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ .....</b>	<b>98</b>
3.1. Αλγόριθμοι κατάτμησης υπερφασματικών απεικονίσεων .....	99
3.1.1. Προσαρμογή του SLIC στο φασματικό χώρο (HyperSLIC) .....	101
3.1.2. Προσαρμογή του SLIC στους χάρτες αφθονίας που προκύπτουν για τους καθαρούς στόχους της απεικόνισης (AbundSLIC).....	102
3.1.3. Εφαρμογή του SLIC στον φασματικό χώρο με τη χρήση κλασματικών αποστάσεων (SLIC-FD) .....	102
3.1.4. Εφαρμογή του SLIC στον φασματικό υπόχωρο του σήματος με τη χρήση κλασματικών αποστάσεων (SLIC-FD-MNF) .....	105
3.1.5. Προσαρμογή του NCuts στον φασματικό υπόχωρο του σήματος.....	105
3.1. Μέθοδοι αξιολόγησης της κατάτμησης των υπερφασματικών απεικονίσεων ....	106
3.2.1. Χάρτες “επικινδυνότητας” .....	107
3.2.2. Δείκτης NSE .....	109
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 : ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΚΑΙ ΜΗ</b>	
<b>ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ .....</b>	<b>111</b>
4.2.1. Επιλογή των βέλτιστων παραμέτρων.....	115
4.2.2. Αποτελέσματα των αλγορίθμων κατάτμησης.....	122
4.2.2.1. Φωτοερμηνεία σε περιοχές ενδιαφέροντος.....	127
4.2.3. Αποτελέσματα των τεχνικών αξιολόγησης.....	137
4.2.3.1. Δείκτες NSE .....	137
4.2.3.2. Χάρτες επικινδυνότητας.....	139
4.3. Εφαρμογή των αλγορίθμων μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης .....	145
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 : ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....</b>	<b>160</b>
5.1. Συμπεράσματα για την κατάτμηση των υπερφασματικών απεικονίσεων .....	161
5.2. Ανοιχτά θέματα - Προοπτικές.....	166



<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ.....</b>	<b>169</b>
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....</b>	<b>175</b>



## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

<b>Εικόνα 2.1.</b> : Ένας τύπικος κύβος εικόνας που παράγεται από έναν υπερφασματικό δέκτη με δύο χωρικές διαστάσεις $x$ και $y$ και μία φασματική διάσταση $z$ .....	26
<b>Εικόνα 2.2.</b> : Μία απλή σύγκριση μεταξύ των καναλιών σε μία υπερφασματική και σε μία πολυφασματική απεικόνιση για την ίδια φασματική περιοχή .....	27
<b>Εικόνα 2.3</b> : Η διαδικασία του φασματικού διαχωρισμού .....	30
<b>Εικόνα 2.4</b> : Κατηγοριοποίηση αλγορίθμων ανίχνευσης καθαρών φασματικών στόχων βάσει της διαδικασίας εξαγωγής τους.....	43
<b>Εικόνα 2.5</b> : Κατηγοριοποίηση αλγορίθμων ανίχνευσης καθαρών φασματικών στόχων βάσει της μαθηματικής τους προσέγγισης.....	44
<b>Εικόνα 2.6.</b> : Τρισδιάστατη γραφική αναπαράσταση του NFindR .....	46
<b>Εικόνα 2.7.</b> : Ο περιορισμός της ύπαρξης ενός τουλάχιστον αμιγούς εικονοστοιχείου και οι συνέπειές του .....	47
<b>Εικόνα 2.8</b> : Τα βασικά βήματα του αλγορίθμου κατάτμησης SLIC.....	61
<b>Εικόνα 2.9.</b> : Αποτέλεσμα εφαρμογής του SLIC σε μία εικόνα RGB (Hallett Cove, South Australia).....	62
<b>Εικόνα 2.10.</b> : Παρουσίαση των περιοχών αναζήτησης υπερεικονοστοιχείων στη περίπτωση (α) του κλασσικού αλγορίθμου K-means και (β) του SLIC.....	64
<b>Εικόνα 2.11.</b> : Τα βασικά βήματα του αλγορίθμου κατάτμησης NCuts .....	70
<b>Εικόνα 2.12.</b> : Αποτελέσματα εφαρμογής του NCuts σε εικόνες RGB .....	71
<b>Εικόνα 2.13.</b> : Κατηγοριοποίηση των τεχνικών αξιολόγησης για την κατάτμηση μιας εικόνας (Hui Zhang, Jason E. Fritts, Sally A. Goldman,2007) .....	72
<b>Εικόνα 2.14.</b> : Τα βασικά βήματα του αλγορίθμου μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης εικόνας K-means.....	81

<b>Εικόνα 2.15.</b> : Χρησιμοποιώντας τον K-means για την εύρεση τριών συστάδων (clusters) σε ένα τυχαίο σετ δεδομένων μετά από τέσσερις επαναλήψεις.....	82
<b>Εικόνα 2.16.</b> : Η επίδραση της κακής επιλογής αρχικών κεντροειδών στο αποτέλεσμα της ομαδοποίησης για μικρό αριθμό επαναλήψεων σε ένα τυχαίο σετ δεδομένων.....	83
<b>Εικόνα 2.17.</b> : Αποτέλεσμα ομαδοποίησης του K-means με συστάδες διαφορετικού μεγέθους.....	84
<b>Εικόνα 2.18.</b> : Αποτέλεσμα ομαδοποίησης του K-means με συστάδες διαφορετικής πυκνότητας.....	84
<b>Εικόνα 2.19.</b> : Αποτέλεσμα ομαδοποίησης του K-means με συστάδες μη σφαιρικού σχήματος.....	84
<b>Εικόνα 2.20.</b> : Ένα παράδειγμα δενδροδιαγράμματος ή αλλιώς δέντρου .....	86
<b>Εικόνα 2.21.</b> : Τα βασικά βήματα ενός HAC αλγορίθμου μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης εικόνας.....	88
<b>Εικόνα 2.22.</b> : Οι διαφορετικές προσεγγίσεις των μέτρων ομοιότητας μεταξύ των συστάδων για τις μεθόδους (α) Single-Link (μέγιστη ομοιότητα) και (β) Complete-Link (ελάχιστη ομοιότητα).....	90
<b>Εικόνα 2.23.</b> : Δημιουργία μη ορθών και επιμηκών συστάδων λόγω του τοπικού κριτηρίου που χρησιμοποιείται στη μέθοδο Single-Link .....	91
<b>Εικόνα 2.24.</b> : Η επίδραση του θορύβου στη μέθοδο Complete-Link. ....	91
<b>Εικόνα 3.1.</b> : Σχηματική απεικόνιση των αλγορίθμων κατάτμησης που αναπτύχθηκαν και βασίζονται στον SLIC.....	100
<b>Εικόνα 3.2.</b> : Περιοχή αναζήτησης του SLIC-FD .....	104
<b>Εικόνα 4.3</b> : Προσαρμογή καμπύλης 4 <sup>ου</sup> βαθμού για διαδοχικές εφαρμογές του αλγορίθμου SLIC-FD-MNF για 10 διαφορετικές τιμές παραμέτρων m που λαμβάνονται από το εύρος [0,2,2].....	117

<b>Εικόνα 4.5.</b> : Φωτοερμηνευτική σύγκριση σε ένα έγχρωμο σύνθετο των αποτελεσμάτων της κατάτμησης για (α) $k=2500$ , (β) $k=4500$ και (γ) $k=6500$ .....	121
<b>Εικόνα 4.6.</b> : Διαγράμματα MeanStd95, MaxStd95, NSE για την Εικόνα 2.....	121
<b>Εικόνα 4.7.</b> : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD, (δ) SLIC-FD-MNF και (ε) NCutsMNF για την Εικόνα 1 στο έγχρωμο σύνθετο RGB (70,30,20) .....	124
<b>Εικόνα 4.8.</b> : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD και SLIC-FD-MNF για την Εικόνα 2 στο έγχρωμο σύνθετο RGB (30,25,10) .....	126
<b>Εικόνα 4.9.</b> : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD και (δ) NCutsMNF σε μία περιοχή με αγροτεμάχια για την Εικόνα 1 .....	128
<b>Εικόνα 4.10.</b> : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD, (δ) SLIC-FD-MNF και (ε) NCutsMNF σε μία περιοχή κοντά στο ποτάμι για την Εικόνα 1 .....	130
<b>Εικόνα 4.11.</b> : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD, (δ) SLIC-FD-MNF και (ε) NCutsMNF σε μία περιοχή με δρόμο για την Εικόνα 1 .....	131
<b>Εικόνα 4.12.</b> : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD και (δ) NCutsMNF σε μία περιοχή με δρόμο για την Εικόνα 1 .....	132
<b>Εικόνα 4.13.</b> : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD και (δ) NCutsMNF σε μία περιοχή με αστικό ιστό για την Εικόνα 1 .....	134
<b>Εικόνα 4.14.</b> : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC (γ) SLIC-FD και (δ) SLIC-FD-MNF σε μία περιοχή με θάλασσα για την Εικόνα 2 .....	135

<b>Εικόνα 4.16.</b> : Χάρτες επικινδυνότητας για τον αλγόριθμο (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD, (δ) SLIC-FD-MNF και (ε) NCutsMNF για την Εικόνα 1 στο έγχρωμο σύνθετο RGB (85,60,13) .....	141
<b>Εικόνα 4.17.</b> : Χάρτες επικινδυνότητας για τον αλγόριθμο (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD και (δ) SLIC-FD-MNF για την Εικόνα 2.....	143
<b>Εικόνα 4.18.</b> : Απεικόνιση της περιοχής της Εικόνας 1 από Google Maps.....	146
<b>Εικόνα 4.19.</b> : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον HyperSLIC στην Εικόνα 1.....	146
<b>Εικόνα 4.20.</b> : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον AbundSLIC στην Εικόνα 1.....	147
<b>Εικόνα 4.21.</b> : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον SLIC-FD στην Εικόνα 1 .....	148
<b>Εικόνα 4.22.</b> : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον SLIC-FD-MNF στην Εικόνα 1.....	149
<b>Εικόνα 4.23.</b> : Απεικόνιση της περιοχής της Εικόνας 2 από Google Maps.....	150
<b>Εικόνα 4.24.</b> : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον HyperSLIC στην Εικόνα 2.....	151
<b>Εικόνα 4.25.</b> : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον AbundSLIC στην Εικόνα 2.....	152
<b>Εικόνα 4.26.</b> : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον SLIC-FD στην Εικόνα 2 .....	153
<b>Εικόνα 4.27.</b> : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον SLIC-FD-MNF στην Εικόνα 2.....	154
<b>Εικόνα 4.28.</b> : Απόδοση του αλγορίθμου ομαδοποίησης HAC σε μία περιοχή με δρόμο της Εικόνας 1 για αρχικές εικόνες κατάτμησης τις (α) HyperSLIC, (β)	

AbundSLIC, (γ) SLIC-FD και (δ)SLIC-FD-MNF σε σύγκριση με (ε) μία εικόνα από Google Maps .....	156
<b>Εικόνα 4.29.</b> : Απόδοση του αλγορίθμου ομαδοποίησης HAC σε μία αστική περιοχή της Εικόνας 1 για αρχικές εικόνες κατάτμησης τις (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD και (δ)SLIC-FD-MNF σε σύγκριση με (ε) μία εικόνα από Google Maps .....	158
<b>Εικόνα 4.30.</b> : Απόδοση του αλγορίθμου ομαδοποίησης HAC σε μία βιομηχανική περιοχή της Εικόνας 2 για αρχικές εικόνες κατάτμησης τις (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD και (δ)SLIC-FD-MNF σε σύγκριση με (ε) μία εικόνα από Google Map .....	159
<b>Εικόνα Π-1</b> : Στιγμιότυπο από το γραφικό περιβάλλον εργασίας του Clustering_Review_Tool .....	171
<b>Εικόνα Π-2</b> : Στιγμιότυπο από το γραφικό περιβάλλον εργασίας του Clustering_Review_Tool .....	172
<b>Εικόνα Π-3</b> : Στιγμιότυπο από το γραφικό περιβάλλον εργασίας του Clustering_Review_Tool .....	172





# Κεφάλαιο 1

## Εισαγωγή

### 1.1. Σκοπός της Δ.Ε.

Η παρούσα διπλωματική εργασία επικεντρώνεται κυρίως στην ανάπτυξη αλγορίθμων κατάτμησης που μπορούν να εφαρμοστούν αποκλειστικά σε υπερφασματικές απεικονίσεις. Μέσα από την περιγραφή του θεωρητικού υποβάθρου και την εφαρμογή των επιμέρους βημάτων των αλγορίθμων κατάτμησης που αναπτύχθηκαν αναδεικνύονται οι δυνατότητες χρήσεών τους, αλλά και οι αδυναμίες τους. Ακόμη, πραγματοποιείται μία εκτενής διαδικασία αξιολόγησης αυτών των αλγορίθμων τόσο μέσω ορισμένων μεθόδων που αναπτύχθηκαν σε αυτή την εργασία όσο και μέσω της εφαρμογής μη επιβλεπόμενων μεθόδων ταξινόμησης στις εικόνες κατάτμησης.

Σε αυτό το σημείο πρέπει να τονιστεί ότι οι μέθοδοι κατάτμησης υπερφασματικών απεικονίσεων που αναπτύχθηκαν σε αυτή την εργασία δεν στοχεύουν στην εύρεση συγκεκριμένων θεματικών κατηγοριών και αντικειμένων των εικόνων, αλλά αποσκοπούν στον διαχωρισμό των εικόνων σε ομοιογενείς περιοχές. Με λίγα λόγια, κατά τη διαδικασία της κατάτμησης σε αυτή την περίπτωση εντός ενός αντικειμένου της απεικόνισης σχηματίζεται ένα πλήθος διάφορων ομοιογενών περιοχών που καλούνται *υπερεικονοστοιχεία (superpixels)*, εν αντιθέσει με την κλασσική διαδικασία της κατάτμησης εικόνων σύμφωνα με την οποία ένα αντικείμενο της εικόνας ιδανικά περιγράφεται αποκλειστικά από μία *περιοχή (segment)*. Ο λόγος που προτιμήθηκαν τέτοιου είδους τεχνικές αποτελεί η ορθολογικότερη αξιοποίηση της μεγάλης φασματικής πληροφορίας που προσφέρουν οι υπερφασματικές απεικονίσεις.

## 1.2. Δομή της Δ.Ε.

Η παρούσα εργασία χωρίζεται σε τέσσερα κεφάλαια.

Το **πρώτο κεφάλαιο** (παρών κεφάλαιο) αποτελεί την εισαγωγή της εργασίας, όπου πραγματοποιείται μία σύντομη αναφορά στη χρονική εξέλιξη του κλάδου της Υπερφασματικής Τηλεπισκόπησης και δίνεται έμφαση στην αναφορά ορισμένων γνωστών τεχνικών κατάτμησης που έχουν ήδη αναπτυχθεί για τη περίπτωση των υπερφασματικών δεδομένων. Ακόμη, γίνεται γνωστό το αντικείμενο και ο σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Στο **δεύτερο κεφάλαιο** που ακολουθεί πρόκειται να αναλυθούν ενδελεχώς ορισμένα βασικά θεωρητικά στοιχεία ως υπόβαθρο για την ανάπτυξη και την καλύτερη κατανόηση των επόμενων κεφαλαίων. Αναλυτικότερα, αρχικά γίνεται μία αναφορά σε ορισμένες θεμελιώδεις έννοιες της Υπερφασματικής Τηλεπισκόπησης, καθώς και αναλύεται η διαδικασία του φασματικού διαχωρισμού και των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται μία συνοπτική ανάλυση για την κατάτμηση εικόνας, το θεωρητικό υπόβαθρο ορισμένων αλγορίθμων κατάτμησης και ορισμένες μέθοδοι αξιολόγησης αυτών των αλγορίθμων. Τέλος, αναφέρονται συνοπτικά λίγα λόγια περί της ταξινόμησης μιας εικόνας, ορισμένοι γνωστοί αλγόριθμοι μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης και γνωστές μέθοδοι αξιολόγησης αυτών των αλγορίθμων.

Το **τρίτο κεφάλαιο** αφορά τους αλγορίθμους κατάτμησης υπερφασματικών δεδομένων που αναπτύχθηκαν στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας, το θεωρητικό υπόβαθρο των οποίων βασίζεται στους αλγορίθμους κατάτμησης που αναλύθηκαν στο δεύτερο κεφάλαιο. Επιπρόσθετα, πραγματοποιείται εκτενής ανάλυση των δύο μεθόδων αξιολόγησης των αποτελεσμάτων της κατάτμησης που επίσης αναπτύχθηκαν σε αυτή την εργασία.

Όσον αφορά το **τέταρτο κεφάλαιο** της παρούσας εργασίας, αυτό περιλαμβάνει σε πρώτη φάση την εφαρμογή των αλγορίθμων κατάτμησης και των μεθόδων αξιολόγησης που αναπτύχθηκαν σε αυτή την εργασία σε δύο

υπερφασματικές απεικονίσεις, καθώς και την περιγραφή της απαραίτητης προεπεξεργασίας που πραγματοποιήθηκε. Το κεφάλαιο αυτό ολοκληρώνεται με την παρουσίαση των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης που εφαρμόστηκαν σε εκείνες τις εικόνες κατάτμησης που στο προηγούμενο βήμα θεωρήθηκαν ως βέλτιστες, ενώ παράλληλα πραγματοποιείται μία συνοπτική αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων αυτών

Στο **πέμπτο κεφάλαιο** πρόκειται να παρουσιαστούν τα συμπεράσματα που προέκυψαν κυρίως για τα αποτελέσματα των αλγορίθμων κατάτμησης που αναπτύχθηκαν σε αυτή την εργασία, ενώ ακόμη θα πραγματοποιηθεί συγκριτική αξιολόγηση της αποδοτικότητας αυτών. Τα κριτήρια αξιολόγησης των αλγορίθμων βασίζονται στη φωτοερμηνεία, στην ταχύτητά τους, στις μεθόδους αξιολόγησης που αναπτύχθηκαν και περιγράφονται στο τρίτο κεφάλαιο της εργασίας, καθώς και στα αποτελέσματα που προέκυψαν μετά τη διαδικασία της μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης.

Το **παράρτημα** που παρατίθεται στο τέλος της εργασίας περιλαμβάνει όλες τις συναρτήσεις που αναπτύχθηκαν στο προγραμματιστικό περιβάλλον της Matlab. Ακόμη, στο παράρτημα περιλαμβάνεται ένα γραφικό περιβάλλον εργασίας (GUI) που αναπτύχθηκε και είναι βασισμένο στη Matlab με το οποίο μπορεί κάποιος να εφαρμόσει όλες τις μεθόδους κατάτμησης και ταξινόμησης με τις οποίες ασχολείται αυτή η εργασία.

## Κεφάλαιο 2

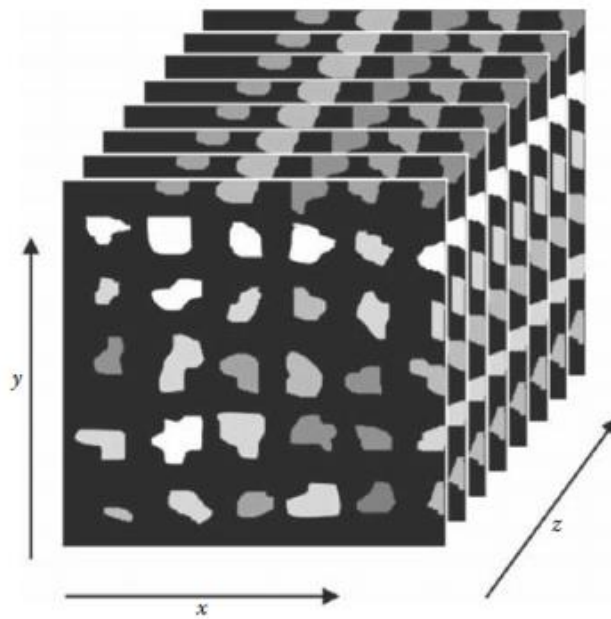
### Θεωρητικό υπόβαθρο

Σε αυτό το κεφάλαιο πρόκειται να πραγματοποιηθεί η ανάλυση του απαραίτητου θεωρητικού υποβάθρου που χρειάζεται ώστε να γίνουν απολύτως κατανοητές όλες οι έννοιες και οι αλγόριθμοι που πρόκειται να χρησιμοποιηθούν στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Πιο αναλυτικά, σε πρώτη φάση αναφέρονται ορισμένα θεμελιώδη στοιχεία της Υπερφασματικής Τηλεπισκόπησης, ενώ έπειτα ακολουθεί η ανάλυση του θεωρητικού πλαισίου που απαιτείται τόσο για τις βασικές έννοιες του φασματικού διαχωρισμού όσο και για την πλήρη κατανόηση των αντίστοιχων αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν στις εικόνες αναφοράς. Στη συνέχεια του κεφαλαίου, ακολουθεί η ανάλυση των βασικών εννοιών που αφορούν την κατάτμηση μιας εικόνας, το θεωρητικό πλαίσιο των αντίστοιχων αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν στην εργασία αυτή, καθώς και πρόκειται να πραγματοποιηθεί μία ανασκόπηση της διεθνούς βιβλιογραφίας σχετικά με ορισμένες μεθόδους αξιολόγησης των αποτελεσμάτων της κατάτμησης σε μία εικόνα. Το τελευταίο υποκεφάλαιο αφορά τις τεχνικές μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης σε μία εικόνα που συνοδεύονται από τις αντίστοιχες μεθόδους αξιολόγησης, ενώ εκτενής αναφορά γίνεται όσον αφορά τα θεωρητικά πλαίσια των αλγορίθμων που εφαρμόστηκαν σε αυτή τη διπλωματική εργασία.

## 2.1. Βασικά στοιχεία της Υπερφασματικής Τηλεπισκόπησης

Η εμφάνιση των υπερφασματικών δεκτών ξεκίνησε κατά κύριο λόγο στις αρχές της δεκαετίας του '80, ενώ τα τελευταία χρόνια η ανάπτυξη των υπερφασματικών συστημάτων είναι ραγδαία με σημαντική βελτίωση τόσο της χωρικής όσο και της φασματικής πληροφορίας που παρέχεται λόγω της ανάπτυξης των γραμμικών και διοδιάστατων ανιχνευτών. Η έμφυτη αξία των δεδομένων που συλλέγονται από ένα υπερφασματικό δέκτη υπόκειται στο γεγονός ότι μπορούν να καταγράψουν με ιδιαίτερη λεπτομέρεια τα φασματικά χαρακτηριστικά των αντικειμένων της φυσικής γήινης επιφάνειας. 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. Γίνεται, λοιπόν, απολύτως κατανοητό ότι τα υπερφασματικά δεδομένα μπορούν να είναι ιδιαίτερα χρήσιμα για τον διαχωρισμό και την ταυτοποίηση αντικειμένων ή υλικών σε μία απεικόνιση λόγω της μεγάλης φασματικής ανάλυσης που διαθέτουν.

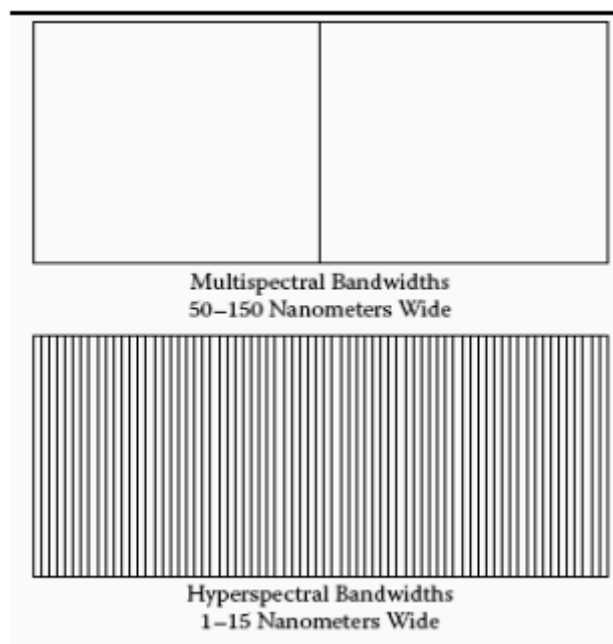
Τυπικά, ο υπερκύβος (*hypercube*) αποτελεί τη δυναμική μορφή απεικόνισης των υπερφασματικών δεδομένων βάσει της οποίας εκφράζεται η οπτικοποίηση των χωρικών και φασματικών χαρακτηριστικών τους. Η αντίληψη των υπερφασματικών δεδομένων ως ένας υπερκύβος παρουσιάζεται στην Εικόνα 2.1. σύμφωνα με την οποία κάθε εικονοστοιχείο της απεικόνισης έχει τη μορφή ενός διανύσματος στήλης με τη χωρική πληροφορία να βρίσκεται κατά μήκος των αξόνων  $x$  και  $y$  και τη φασματική πληροφορία κατά μήκος του άξονα  $z$ .



Εικόνα 2.1. : Ένας τύπικός κύβος εικόνας που παράγεται από έναν υπερφασματικό δέκτη με δύο χωρικές διαστάσεις  $x$  και  $y$  και μία φασματική διάσταση  $z$ .

Συνοπτικά, θα μπορούσαμε να πούμε ότι τα συστήματα υπερφασματικής τηλεπισκόπησης διαφοροποιούνται από τα πολυφασματικά και έγχρωμα συστήματα σε τρία κύρια χαρακτηριστικά (Kerekes & Schott, 2007) . Το πρώτο από αυτά αφορά το μεγάλο μέγεθος του φασματικού χώρου των υπερφασματικών δεδομένων, δηλαδή του πλήθους των καναλιών μιας τέτοιας απεικόνισης (συνήθως δεκάδες ή ακόμη και εκατοντάδες κανάλια), σε σχέση με τον αντίστοιχο χώρο που προσφέρεται από τα έγχρωμα και τα πολυφασματικά συστήματα (σε γενικές γραμμές από τρία έως δέκα κανάλια). Ακόμη, πρέπει να αναφερθεί ότι τα υπερφασματικά δεδομένα διαθέτουν πολλά μικρά και “στενά” κανάλια με το ίδιο σταθερό πλάτος, γεγονός το οποίο επιτρέπει τη λήψη ενός συνεχόμενου και ιδιαίτερα ακριβούς φάσματος για κάθε εικονοστοιχείο της απεικόνισης. Αντίθετα, τα κανάλια που διαθέτουν οι έγχρωμες και πολυφασματικές απεικονίσεις χαρακτηρίζονται από ακανόνιστο ενδιάμεσο χώρο και έχουν μεγάλο φασματικό πλάτος. Μία απλή σύγκριση μεταξύ των πολυφασματικών και υπερφασματικών καναλιών παρουσιάζεται στην Εικόνα 2.2. Η

τελευταία διαφοροποίηση μεταξύ των υπερφασματικών και πολυφασματικών απεικονίσεων έγκειται στο γεγονός ότι τα τελευταία διαθέτουν πολύ μικρότερη φασματική ανάλυση σε σχέση με τα υπερφασματικά δεδομένα. Σημειώνεται ότι ως φασματική ανάλυση μπορούμε να ορίσουμε τον λόγο του κέντρου  $\lambda$  ενός καναλιού σε όρους μήκους κύματος προς το πλάτος του καναλιού  $\Delta\lambda$  με τις υπερφασματικές εικόνες να διαθέτουν μία τέτοια ανάλυση της τάξεως του 100 και τις πολυφασματικές εικόνες να διαθέτουν ανάλυση της τάξεως του 10.



*Εικόνα 2.2. : Μία απλή σύγκριση μεταξύ των καναλιών σε μία υπερφασματική και σε μία πολυφασματική απεικόνιση για την ίδια φασματική περιοχή ((Marcus Borengasser, William S. Hungate, and Russell Watkins, 2008)*

Αξίζει να σημειωθεί ότι η ένταση και τα χαρακτηριστικά της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας που καταγράφεται από έναν υπερφασματικό δέκτη εξαρτώνται από την ένταση και τα χαρακτηριστικά της πηγής της, δηλαδή από τον ήλιο, από το ανάγλυφο της γήινης επιφάνειας, τη χημική σύσταση των αντικειμένων, καθώς και από το βαθμό εξασθένησης της ακτινοβολίας από την

ατμόσφαιρα (Schott, 1997). Όσον αφορά την επεξεργασία των υπερφασματικών δεδομένων, αφού πραγματοποιηθεί η απαραίτητη διόρθωσή τους από τις ατμοσφαιρικές επιδράσεις μέσω του κατάλληλου μαθηματικού μοντέλου, καθίσταται δυνατή η εφαρμογή μεθόδων αυτόματης ανάκτησης της φασματικής πληροφορίας σε επίπεδο υπό-εικονοστοιχείου. Οι τεχνικές αυτές συνιστούν τη διαδικασία του φασματικού διαχωρισμού με στόχο την εξαγωγή των φασματικών υπογραφών των εικονοστοιχείων, οι οποίες σε επόμενο βήμα πρόκειται να συγκριθούν με τις αντίστοιχες υπογραφές που είναι καταχωρημένες σε μία βιβλιοθήκη φασματικών υπογραφών. Σημειώνεται ότι σε μία τέτοια βιβλιοθήκη έχουν συγκεντρωθεί όλες οι φασματικές υπογραφές των αντικειμένων στόχων που έχουν συλλεχθεί είτε στο πεδίο είτε στην υπερφασματική εικόνα είτε σε κάποιο εργαστήριο. Με αυτό τον τρόπο, λοιπόν, είναι δυνατή η αναγνώριση, η χαρτογράφηση και η ταξινόμηση των αντικειμένων της εκάστοτε απεικόνισης.

## 2.2. Φασματικός διαχωρισμός

Στα πλαίσια αυτού του εδαφίου πραγματοποιείται μία εισαγωγή με το αντικείμενο της διαδικασίας του φασματικού διαχωρισμού. Σε πρώτη φάση, πρόκειται να αναλυθεί το θεωρητικό υπόβαθρο των μεθόδων που εφαρμόστηκαν στην πειραματική διαδικασία της παρούσας διπλωματικής εργασίας βάσει των οποίων υλοποιήθηκαν τα στάδια του φασματικού διαχωρισμού. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται μια συνοπτική παρουσίαση της μεθόδου ODM, μια τεχνική που έχει αναπτυχθεί στο Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης του Ε.Μ.Π. με στόχο την εύρεση του φασματικού υποχώρου του σήματος, καθώς και αναλύεται η ευρέως διαδεδομένη μέθοδος NFindR που έχει ως στόχο την εξαγωγή των φασματικών υπογραφών των καθαρών στόχων. Το υποκεφάλαιο ολοκληρώνεται με την ανάλυση του θεωρητικού υποβάθρου του αλγορίθμου NBM, ο οποίος συμβάλλει στην εκτίμηση των ποσοστών

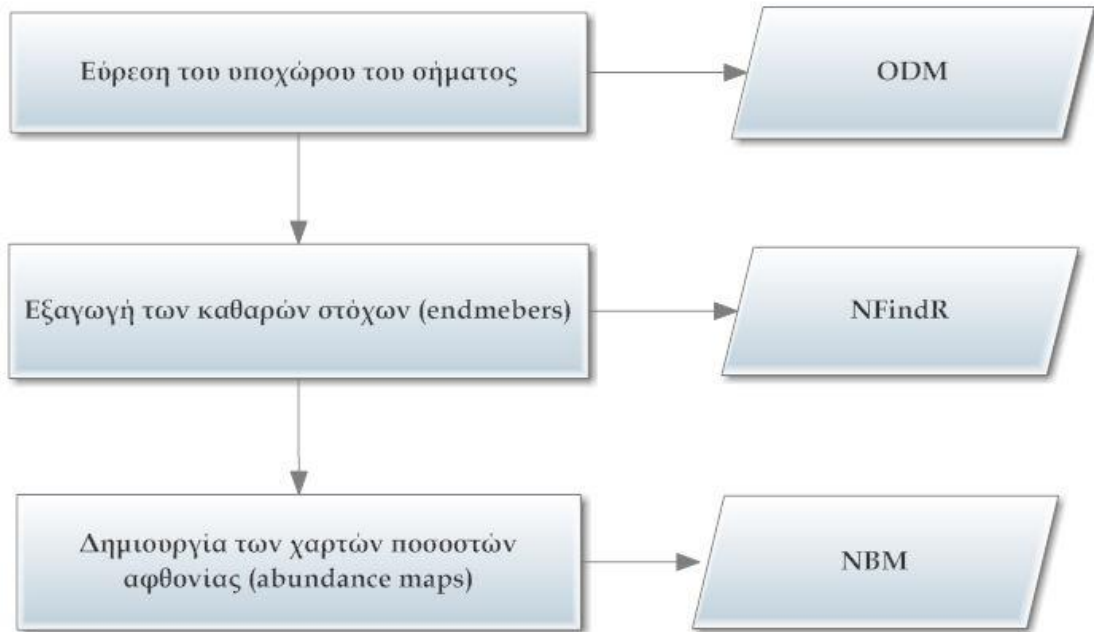


αφθονίας των καθαρών στόχων ανά εικονοστοιχείο και έχει αναπτυχθεί από το Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης του Ε.Μ.Π..

### 2.2.1. Το πρόβλημα του φασματικού διαχωρισμού

Όπως έχει προαναφερθεί, μία υπερφασματική απεικόνιση έχει τη μορφή ενός κύβου κατά τον οποίο οι δύο διαστάσεις του αναφέρονται στη χωρική πληροφορία και η τρίτη διάσταση αναφέρεται στη φασματική πληροφορία. Επομένως, κάθε εικονοστοιχείο μιας εικόνας μπορεί να εκφραστεί μαθηματικά ως ένα διάνυσμα, η τιμή σε κάθε διάσταση του οποίου θα αντιπροσωπεύει την τιμή ανακλαστικότητάς του σε κάθε κανάλι της υπερφασματικής απεικόνισης (Keshava και Mustard, 2002, Manolakis et al., 2003). Είναι λογικό ότι σε μία οποιαδήποτε απεικόνιση θα απεικονίζονται διάφορα υλικά, συνεπώς γίνεται εύκολα αντιληπτό ότι ακόμη και σε απεικονίσεις υψηλής χωρικής ανάλυσης θα υφίστανται εικονοστοιχεία των οποίων η φασματική υπογραφή θα έχει προκύψει ως σύνθεση υπογραφών από πληθώρα υλικών. Ένα τέτοιο εικονοστοιχείο καλείται στη διεθνή βιβλιογραφία ως *μικτό (mixed pixel)*, ενώ ένα εικονοστοιχείο στο οποίο περιέχεται η φασματική υπογραφή ενός και μόνο υλικού λέγεται *αμιγές (pure pixel)* (Keshava και Mustard, 2002).

Φασματικός διαχωρισμός (*spectral unmixing*) καλείται η διαδικασία σύμφωνα με την οποία τα εικονοστοιχεία μίας απεικόνισης αναλύονται στους επιμέρους *καθαρούς φασματικούς στόχους (endmembers)* και στα αντίστοιχα *ποσοστά συμμετοχής τους (abundances)*. Η διαδικασία του φασματικού διαχωρισμού αποτελείται από τρία κύρια στάδια, τα οποία παρουσιάζονται στο παρακάτω σχήμα :



Εικόνα 2.3 : Η διαδικασία του φασματικού διαχωρισμού

Πιο αναλυτικά, το πρώτο στάδιο της διαδικασίας του φασματικού διαχωρισμού αποτελεί το στάδιο της εύρεσης του φασματικού υποχώρου του σήματος, ένας χώρος είναι άρρηκτα συνυφασμένος με το πλήθος των καθαρών στόχων που υφίστανται στην απεικόνιση. Ειδικότερα, ο αριθμός των καθαρών στόχων προκύπτει ως ο υποχώρος του σήματος μειωμένος κατά ένα. Το στάδιο εξαγωγής των καθαρών στόχων αποτελεί το δεύτερο κατά τη διαδικασία του φασματικού διαχωρισμού και στη συνέχεια ακολουθεί το στάδιο εκτίμησης της αφθονίας των καθαρών στόχων σε επίπεδο εικονοστοιχείου, βάσει του οποίου θεωρώντας ως δεδομένες τις φασματικές υπογραφές των καθαρών στόχων παράγονται και οι αντίστοιχοι *χάρτες αφθονίας (abundance maps)* για κάθε καθαρό στόχο. Για κάθε ένα από τα στάδια αυτά έχουν αναπτυχθεί διάφορες μέθοδοι, μερικές από τις οποίες πρόκειται να αναλυθούν στη συνέχεια αυτού του κεφαλαίου. Οι μέθοδοι αυτές χρησιμοποιούν στατιστικές, γεωμετρικές και ελαχιστοτετραγωνικές προσεγγίσεις για κάθε ένα από τα στάδια του φασματικού διαχωρισμού.

### 2.2.1.1. Θεωρίες μοντέλων ανάμειξης ανά εικονοστοιχείο

Η επίλυση του προβλήματος του φασματικού διαχωρισμού έχει οδηγήσει την επιστημονική κοινότητα στην ανάπτυξη δύο βασικών μοντέλων ανάμειξης των καθαρών στόχων σε επίπεδο εικονοστοιχείου : το γραμμικό μοντέλο ανάμειξης (*linear spectral unmixing*) και το μη γραμμικό μοντέλο ανάμειξης (*non-linear spectral unmixing*). Το γραμμικό μοντέλο ανάμειξης χρησιμοποιείται ευρέως για την ανάλυση υπερφασματικών δεδομένων και αποτελεί ένα απλό ως προς την κατανόηση μαθηματικό μοντέλο. Βασίζεται στη θεώρηση ότι οι υπερφασματικές εικόνες συνήθως απεικονίζουν πολλά διαφορετικά υλικά σε ένα μεμονωμένο εικονοστοιχείο και ότι το σύνολο των επιφανειών της απεικόνισης αποτελούνται από 100% καθαρές θεματικές υπογραφές ενός μοναδικού κάθε φορά στοιχείου που επικαλούνται *καθαροί στόχοι* (*endmembers*), όπως έχει προαναφερθεί. Με αυτό τον τρόπο, λοιπόν, η φασματική υπογραφή του εκάστοτε εικονοστοιχείου να μπορεί να εκφραστεί ως γραμμικός συνδυασμός των καθαρών υλικών από τα οποία αποτελείται το συγκεκριμένο εικονοστοιχείο θεωρώντας βέβαια ότι οι καθαροί στόχοι είναι ευδιάκριτα υλικά με σχετικά σταθερές φασματικές ιδιότητες. Τα βάρη που χρησιμοποιούνται στη γραμμική υπέρθεση, ή αλλιώς οι συντελεστές της γραμμικής εξίσωσης του μοντέλου ανάμειξης, αντιστοιχούν στη σχετική αφθονία των καθαρών υλικών.

Με λίγα λόγια, θα μπορούσαμε να πούμε ότι οι βασικές αρχές του γραμμικού μοντέλου ανάμειξης είναι οι παρακάτω :

1. Η επιφάνεια που παρατηρείται σε ένα μικτό εικονοστοιχείο αποτελείται από ένα μικρό αριθμό καθαρών φασματικών στόχων.
2. Η φασματική ποικιλία που εμφανίζεται στην υπερφασματική απεικόνιση προκύπτει ως αποτέλεσμα διαφόρων συνδυασμών των καθαρών στόχων

3. Το ανακλώμενο φάσμα του μικτού εικονοστοιχείου αντιπροσωπεύεται ως γραμμικός συνδυασμός των καθαρών στόχων. Το βάρος του κάθε καθαρού στόχου είναι ανάλογο με την έκταση την οποία καλύπτει μέσα στο εικονοστοιχείο και καλείται *κλασματική αφθονία (fractional abundance)*. Συνεπώς, ο αλγόριθμος μπορεί να εκφραστεί ως γραμμική σχέση που αποτελείται από τους καθαρούς στόχους και τις κλασματικές αφθονίες τους.

Πρέπει να αναφερθεί ότι η φυσική σημασία του μοντέλου γραμμικής ανάμειξης των δεδομένων βασίζεται σε μία ιδεατή περίπτωση λήψης των υπερφασματικών δεδομένων κατά την οποία ο φωτισμός κατανέμεται ομοιόμορφα στην απεικόνιση, δεν υφίσταται σκέδαση και η απόκριση του δέκτη είναι γραμμική. Είναι προφανές ότι οι απαιτήσεις της τέλει εφαρμογής του γραμμικού μοντέλου δεν ανταποκρίνονται στη πραγματικότητα αφού τις περισσότερες φορές υφίσταται πολλαπλή σκέδαση του φωτός μεταξύ των αντικειμένων της υπερφασματικής απεικόνισης. Για τον λόγο αυτό έχει αναπτυχθεί από τους ερευνητές το μη γραμμικό μοντέλο ανάμειξης σύμφωνα με το οποίο θεωρούνται πιθανές οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ των υλικών που συνυπάρχουν σε ένα εικονοστοιχείο λόγω σκέδασης του φωτός. Ωστόσο, παρά τη δυνατότητα χρήσης ενός μη γραμμικού μοντέλου για την περιγραφή των καθαρών υλικών που περιλαμβάνονται σε ένα εικονοστοιχείο, το γραμμικό μοντέλο τείνει να χρησιμοποιείται ευρέως από τον επιστημονικό κόσμο διότι αποτελεί μία εύκολη τεχνική ως προς την κατανόηση και την εφαρμογή της, συνεπώς δεν πρόκειται να αναλυθεί περαιτέρω οι βασικές αρχές του μη γραμμικού μοντέλου ανάμειξης. Στη συνέχεια του εδαφίου ακολουθούν οι μαθηματικές εκφράσεις τόσο για το γραμμικό όσο και για το μη γραμμικό μοντέλο ανάμειξης.

Μαθηματική έκφραση του γραμμικού μοντέλου ανάμειξης

Προκειμένου να περιγράψουμε μαθηματικά το γραμμικό μοντέλο ανάμειξης, υποθέτουμε ότι διαθέτουμε μία υπερφασματική εικόνα ως ένα σύνολο διανυσμάτων  $N$  στοιχείων  $\{x_i, i=1, 2, \dots, N\}$ , όπου  $N$  είναι ο αριθμός των εικονοστοιχείων και  $i$  είναι ο αριθμός των καναλιών της απεικόνισης. Σύμφωνα με το γραμμικό μοντέλο ανάμειξης κάθε φασματική υπογραφή μπορεί να περιγραφεί ως ένας γραμμικός συνδυασμός του συνόλου των καθαρών στόχων και των αντίστοιχων ποσοστών συμμετοχής τους σε αυτό το εικονοστοιχείο. Συνεπώς η μαθηματική έκφραση είναι η παρακάτω :

$$x_i = \sum(a_{j,i} \times b_j) + e_i \quad (2.1)$$

όπου :

- $x_i$  είναι η τιμή ανακλαστικότητας του μεικτού εικονοστοιχείου στο κανάλι  $i$
- $a_{j,i}$  είναι η τιμή ανακλαστικότητας του καθαρού στόχου  $j$  στο κανάλι  $i$
- $b_j$  είναι το ποσοστό συμμετοχής του καθαρού στόχου  $j$
- $e_i$  είναι ο θόρυβος που εμπεριέχεται στο συγκεκριμένο εικονοστοιχείο στο κανάλι  $i$

Μαθηματική έκφραση του μη γραμμικού μοντέλου ανάμειξης

Η τιμή του εικονοστοιχείου σύμφωνα με αυτό το μοντέλο μπορεί να δοθεί από το παρακάτω τύπο :

$$x_i = (a_{j,i}, b_j) + e_i \quad (2.2)$$

όπου :

- $x_i$  είναι η τιμή ανακλαστικότητας του μεικτού εικονοστοιχείου στο κανάλι  $i$

- $f(e_j, i, a_j)$  είναι μία μη γραμμική σχέση μεταξύ της τιμής ανακλαστικότητας ( $a_j, i$ ) του καθαρού στόχου  $j$  στο κανάλι  $i$  και του ποσοστού συμμετοχής ( $b_j$ ) του καθαρού στόχου  $j$
- $e_j$  είναι ο θόρυβος που εμπεριέχεται στο συγκεκριμένο εικονοστοιχείο στο κανάλι  $i$

### 2.2.2. Μέθοδοι μείωσης της διάστασης των υπερφασματικών απεικονίσεων

Προκειμένου να προσδιοριστεί το βέλτιστο πλήθος των καθαρών στόχων μιας υπερφασματικής απεικόνισης από έναν αλγόριθμο εξαγωγής καθαρών στόχων απαιτείται ένας προκαθορισμένος αριθμός καθαρών στόχων. Η εκτίμηση του ορθού αριθμού των καθαρών στόχων διαδραματίζει αρκετά σημαντικό ρόλο όσον αφορά την αποδοτικότητα των αλγορίθμων εξαγωγής καθαρών στόχων και συνεπώς στη συνολική ακρίβεια της διαδικασίας του φασματικού διαχωρισμού. Πιο συγκεκριμένα, η ακρίβεια του φασματικού διαχωρισμού πρόκειται να λάβει τη μέγιστη τιμή της αν ο ακριβής αριθμός των καθαρών στόχων που απαιτείται για να ληφθεί υπόψη η φασματική μεταβλητότητα υλοποιείται πράγματι στο μοντέλο. Η χρήση λιγότερων καθαρών στόχων από αυτούς που απαιτούνται θα έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMS) μεταξύ της αρχικής και της επαναδομημένης εικόνας. Ακόμη, η χρήση περισσότερων καθαρών στόχων από αυτούς που απαιτούνται πρόκειται να καταστήσει το μοντέλο ευαίσθητο σε ατμοσφαιρικές επιδράσεις, σε θόρυβο που προέρχεται από τον δέκτη (*instrumental noise*) και σε φυσικές διαφοροποιήσεις του φάσματος με αποτέλεσμα τη δημιουργία σφαλμάτων κατά τη διαδικασία εκτίμησης των ποσοστών αφθονίας των καθαρών στόχων. Επιπρόσθετα, το πλήθος των καθαρών στόχων σχετίζεται με τα εγγενή ή, με μία πιο ευρεία έννοια, με τις εικονικές διαστάσεις ενός σετ υπερφασματικών δεδομένων, διότι καθορίζει τον βέλτιστο αριθμό των διαστάσεων που πρόκειται να διατηρηθούν μετά από την εφαρμογή μιας διαδικασίας μείωσης των διαστάσεων ώστε να παρουσιαστούν τα υπερφασματικά δεδομένα. Ως εκ τούτου, ο ακριβής

προσδιορισμός του πλήθους των καθαρών στόχων μιας υπερφασματικής απεικόνισης συμβάλλει σημαντικά στην ακρίβεια της διαδικασίας του φασματικού διαχωρισμού, ενώ παράλληλα επιτρέπει την αναπαράσταση των φασματικών διανυσμάτων σε λίγες διαστάσεις, αποδίδοντας σημαντική βελτίωση του υπολογιστικού χρόνου, της πολυπλοκότητας και του λόγου *σήματος-προς-θόρυβο* (SNR).

Τα τελευταία χρόνια έχουν προταθεί διάφοροι αλγόριθμοι εκτίμησης του πλήθους των καθαρών φασματικών στόχων στη διεθνή βιβλιογραφία. Οι υφιστάμενες μέθοδοι μπορούν να διαχωριστούν σε ορισμένες κατηγορίες. Η πρώτη από αυτές περιλαμβάνει *ενεργειακές μεθόδους βασισμένες σε υπολογισμούς ιδιοτιμών (eigen-based energy methods)*, οι οποίες χρησιμοποιούν μία μέθοδο μείωσης των διαστάσεων και εκτιμούν τον ελάχιστο αριθμό των μετασχηματισμένων συνιστωσών για τις οποίες η συνολική διασπορά των δεδομένων ισούται με ένα συγκεκριμένο ποσοστό ενέργειας. Ωστόσο, το κατώφλι αυτό πρέπει να επιλεχθεί από τον χρήστη, γεγονός το οποίο είναι ιδιαίτερα δύσκολο διότι οι ιδιοτιμές που αντιστοιχούν στο σήμα και αυτές που αντιστοιχούν στον θόρυβο της απεικόνισης αρκετές φορές ομοιάζουν.

Η δεύτερη κατηγορία εκτίμησης του πλήθους των καθαρών στόχων συμπεριλαμβάνει *πληροφοριακά κριτήρια που βασίζονται σε συναρτήσεις πιθανότητας (information criteria based on likelihood functions)*. Δύο τέτοια γνωστά κριτήρια για την επιλογή μοντέλου είναι το *Akaike (AIC)* και το *ελάχιστο μήκος περιγραφής (MDL)*. Εφόσον αυτά τα κριτήρια προϋποθέτουν γνώση του μοντέλου ανάμειξης ή της συνάρτησης πιθανότητας, η εκτίμηση του πλήθους των καθαρών στόχων μπορεί να επηρεαστεί σημαντικά από σφάλματα αναντιστοιχία που προέρχονται από λανθασμένη πληροφορία. Επιπρόσθετα, είναι γνωστό ότι τα αποτελέσματα του AIC και του MDL όταν αυτοί εφαρμόζονται στα υπερφασματικά δεδομένα υπερεκτιμούνται σημαντικά, γεγονός που οφείλεται στη λανθασμένη υπόθεση ότι τα ποσοστά αφθονίας των καθαρών στόχων ακολουθούν την κανονική κατανομή.

Η τρίτη κατηγορία αλγορίθμων αφορά μεθόδους που βασίζονται στον υπολογισμό ιδιοτιμών (*eigenvalue-based methods*). Οι *Harsanyi-Farrand- Chang (HFC)* και οι *HCF μέθοδοι με λευκοποίηση θορύβου (NWCHF)* υπολογίζουν την εικονική διάσταση που βασίζεται στο γεγονός ότι οι ιδιοτιμές του πίνακα συσχέτισης και του πίνακα συνδιακύμανσης θα είναι ίσες αν υπάρχει θόρυβος. Έτσι, υπολογίζονται οι ιδιοτιμές του πίνακα συσχέτισης και του πίνακα συμμεταβλητότητας και αν η διαφορά τους είναι θετική, ανάλογα με την τιμή της πιθανότητας που δίνει *false alarm*, τότε είναι παρούσα μία πηγή σήματος. Αυτές οι μέθοδοι μπορεί να υπερεκτιμήσουν τον αριθμό των καθαρών στόχων, διότι εκτιμούν τις φασματικές διακριτές πηγές σήματος που ενδεχομένως να περιλαμβάνουν γνωστούς ή μη καθαρούς στόχους, παρεμβολές και ανωμαλίες. Οι *HFC* και *NWHFC* μέθοδοι θέτουν περιορισμούς στην αυτοματοποίηση διότι δίνουν ως αποτελέσματα διαφορετικές εκτιμήσεις για διαφορετικές *false alarm* παραμέτρους. Πρόσφατα έχει προταθεί μία νέα εμπειρική μέθοδος εκτίμησης του πλήθους των καθαρών στόχων που καλείται *ELM (Eigenvalue Likelihood Maximazation)* και βασίζεται στο γεγονός ότι οι ιδιοτιμές του πίνακα συσχέτισης και του πίνακα συνδιακύμανσης που αντιστοιχούν στον θόρυβο της απεικόνισης είναι πανομοιότυπες όταν οι ιδιοτιμές του πίνακα συνδιακύμανσης που αντιστοιχούν στο σήμα είναι μεγαλύτερες από αυτές του πίνακα συσχέτισης. Σε γενικές γραμμές, αυτές οι μέθοδοι εκτίμησης του πλήθους των καθαρών στόχων μιας υπερφασματικής απεικόνισης βασίζονται αποκλειστικά στα ιδιοδιανύσματα του πίνακα συσχέτισης ή συνδιακύμανσης των παρατηρηθέντων δεδομένων. Εφόσον ο φασματικός υπόχωρος είναι άγνωστος στις περισσότερες εφαρμογές, αυτός απαιτείται να συναχθεί από τα δεδομένα με αποτέλεσμα να δημιουργείται πρόβλημα οριοθέτησης του κατάλληλου μοντέλου και συνεπώς να οδηγεί σε μέτρια αποτελέσματα.

Όλες οι παραπάνω μέθοδοι αδιαμφισβήτητα λαμβάνουν υπόψη την ύπαρξη δύο διαφορετικών κατανομών ή αλλιώς δύο εναλλακτικών υπόχωρων από μία γεωμετρική άποψη, δηλαδή αυτού που σχετίζεται με τον θόρυβο και αυτού που σχετίζεται με το σήμα της απεικόνισης. Ωστόσο, στη περίπτωση του υπερφασματικού χώρου τα διανύσματα του σήματος είναι αρκετά λίγα έτσι ώστε να είναι δυνατή η



εκτίμηση της κατανομής του πληθυσμού τους ή η στατιστική ανάλυσή τους. Η μέθοδος *ODM* (*Outlier Detection Method*) που εφαρμόστηκε στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας για την εκτίμηση του πλήθους των καθαρών στόχων δύο υπερφασματικών απεικονίσεων αποτελεί μία μη παραμετρική μέθοδο και λαμβάνει υπόψη αποκλειστικά τον θόρυβο των απεικονίσεων και αντιμετωπίζει τα σήματα ως σημεία θορύβου (*outliers*) του ίδιου του θορύβου. Η μέθοδος αυτή δεν απαιτεί την εκτίμηση στατιστικών κατανομών και ερευνά τις γεωμετρικές ιδιότητες της υπερσφαίρας που εμπεριέχει τον θόρυβο μιας υπερφασματικής απεικόνισης. Στη συνέχεια του εδαφίου πρόκειται να αναλυθεί εκτενέστερα τόσο η μέθοδος *ODM* όσο και ο αλγόριθμος μετασχηματισμού ελαχιστοποίησης του θορύβου *MNF* (*Minimum Noise Fraction*) που απαιτείται να έχει εφαρμοστεί για την υπερφασματική απεικόνιση που επιθυμάται η εφαρμογή του *ODM*.

### 2.2.2.1. Ο αλγόριθμος εκτίμησης του φασματικού υποχώρου σήματος (*Outlier Detection Method*)

Η εκτίμηση του πλήθους των καθαρών φασματικών στόχων στις διαθέσιμες υπερφασματικές απεικονίσεις πραγματοποιήθηκε σε αυτή την εργασία βάσει του αλγορίθμου εκτίμησης του φασματικού υποχώρου του σήματος (*Outlier Detection Method – ODM*) που έχει αναπτυχθεί από το Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης του Ε.Μ.Π.. Μία τέτοια τεχνική αποτελεί απαραίτητη προϋπόθεση για την εύρεση των καθαρών φασματικών στόχων και επομένως για την επίλυση του γραμμικού μοντέλου ανάμειξης. Κάτι τέτοιο γίνεται εύκολα αντιληπτό αν αναλογιστεί κανείς ότι μία μη ορθή εκτίμηση του πλήθους των καθαρών στόχων πρόκειται να επηρεάσει τόσο την απόδοση των αλγορίθμων εξαγωγής φασματικών υπογραφών που χρησιμοποιούν ως στοιχεία εισόδου καθαρούς στόχους που δεν υφίστανται στην εικόνα όσο και την ακρίβεια επίλυσης του γραμμικού μοντέλου ανάμειξης. Ο ορθός υπολογισμός του πλήθους των  $N$  καθαρών στόχων σε μία υπερφασματική απεικόνιση αφενός έχει

μεγάλη επίδραση στην διαδικασία της φασματικής «αποσύνθεσης» της εικόνας, αφετέρου προσφέρει την δυνατότητα εκτίμησης της διάστασης του φασματικού υποχώρου της εικόνας. Πιο συγκεκριμένα, τα κανάλια ή αλλιώς η διάσταση της υπερφασματικής απεικόνισης μειώνεται είτε με την παραγωγή μιας νέας υπερφασματικής εικόνας που έχει  $N-1$  κανάλια είτε επιλέγοντας συγκεκριμένο αριθμό καναλιών με *τεχνικές επιλογής καναλιών (band selection)*, γεγονός που προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα ως προς την επεξεργασία της εικόνας.

Το θεωρητικό υπόβαθρο του *ODM* βασίζεται στον υποχώρο του θορύβου και ο αλγόριθμος μπορεί να εφαρμοστεί σε οποιαδήποτε υπερφασματική απεικόνιση που έχει ήδη υποστεί είτε ένα *μετασχηματισμό κορίων συνιστωσών (PCA)* είτε ένα *μετασχηματισμό ελαχιστοποίησης του θορύβου (MNF)* ανάλογα με το αν τα δεδομένα αυτά είναι συνθετικά ή πραγματικά (δεδομένη η εικόνα λευκού θορύβου) αντίστοιχα. Εν αντιθέσει με τις περισσότερες τεχνικές εκτίμησης του πλήθους των καθαρών φασματικών στόχων που εστιάζουν στον υποχώρο του σήματος, ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιεί τον θορυβο ως ένα στατιστικό στοιχείο και το σήμα ως ανωμαλία του δεδομένου αυτού (Andreou C. & Karathanassi V. 2014). Ο *ODM* λειτουργεί αξιοποιώντας το γεγονός ότι ο γεωμετρικός τόπος του θορύβου σε μία εικόνα, η οποία βέβαια έχει ήδη υποστεί τον μετασχηματισμό ελαχιστοποίησης του θορύβου, αποτελεί την υπερσφαίρα στις  $N$  διαστάσεις της, δηλαδή στον  $N$  αριθμό καναλιών της εικόνας. Ο εντοπισμός των ανωμαλιών, δηλαδή των σημάτων της απεικόνισης, πραγματοποιείται μέσω της εφαρμογής της τεχνικής *Inter Quartile Range (IQR)*, η οποία κατέχει το πλέον συμφέρον πλεονέκτημα εφαρμογής της και σε δεδομένα άγνωστης κατανομής.

Ως προαπαιτούμενα για την εφαρμογή της τεχνικής *IQR* αποτελούν ο ταυτόχρονος υπολογισμός των μέσων όρων και των τυπικών αποκλίσεων σε κάθε κανάλι της υπερφασματικής απεικόνισης. Λόγω των μεγάλων αποκλίσεων που παρουσιάζουν εν προκειμένω οι τυπικές αποκλίσεις που έχουν υπολογιστεί καθίσταται απαραίτητη η κανονικοποίησή τους και η ταξινόμησή τους κατά φθίνουσα σειρά. Στη συνέχεια, θεωρώντας ένα διάγραμμα που έχει ως άξονα  $x$  τον

αριθμό του καναλιού και ως άξονα  $y$  την τυπική απόκλιση υπολογίζονται οι ευκλείδειες αποστάσεις των σημείων του διαγράμματος βάσει του τύπου :

$$ED_{i, i+1} = \sqrt{(s_i - s_{i+1})^2 + (i - (i+1))^2} \quad (2.4)$$

όπου :

- $ED_{i, i+1}$  είναι η ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των τυπικών αποκλίσεων των καναλιών  $i$  και  $i+1$
- $s_i$  είναι οι τυπικές αποκλίσεις των καναλιών  $i$  και  $i+1$
- 

Οι ευκλείδειες αποστάσεις των τυπικών αποκλίσεων των γειτονικών καναλιών που υπολογίζονται από τον παραπάνω τύπο αποτελούν τα στατιστικά δεδομένα βάσει των οποίων εφαρμόζεται η μέθοδος IQR και δημιουργείται ένα κατώφλι πάνω από το οποίο θεωρείται ότι υπάρχει σήμα που προκύπτει από τον παρακάτω τύπο :

$$Q_3 + 1.5 * IQR \quad (2.5)$$

όπου :

- $Q_3$  είναι η τιμή της ευκλείδειας απόστασης του στοιχείου με αριθμό διάταξης στη φθίνουσα σειρά που αντιστοιχεί στο 75% του συνόλου των τιμών της ευκλείδειας απόστασης. Το σύνολο των τιμών έχει πλήθος  $n-1$ , όπου  $n$  ο αριθμός των καναλιών της υπερφασματικής απεικόνισης.
- $IQR$  είναι η διαφορά της τιμής της ευκλείδειας απόστασης του στοιχείου με αριθμό διάταξης στη φθίνουσα σειρά που αντιστοιχεί στο 25% του συνόλου από την τιμή του στοιχείου με αριθμό διάταξης στη φθίνουσα σειρά που αντιστοιχεί στο 75% του συνόλου. Πιο κατανοητά, το μέγεθος υπολογίζεται βάσει του τύπου  $IQR = Q3 - Q1$ .

Συμπερασματικά, ένα από τα πιο σημαντικά πλεονεκτήματα της μη παραμετρικής μεθόδου *ODM* για την εκτίμηση του πλήθους των καθαρών φασματικών αποτελεί το γεγονός ότι το κατώφλι που ορίζεται μεταξύ του σήματος

και του θορύβου προκύπτει από τα ίδια δεδομένα με αποτέλεσμα η τιμή αυτού του κατωφλιού να διαφοροποιείται ανάλογα με την απεικόνιση. Γίνεται εύκολα αντιληπτό, λοιπόν, ότι ο αριθμός των καναλιών μετά από τον οποίο αυτά είναι αποκλειστικά θόρυβος, δηλαδή δεν περιέχουν καθόλου πληροφορία, αποτελεί και τον αριθμό των καθαρών στόχων της υπερφασματικής απεικόνισης.

### 2.2.2.1.1. Ο αλγόριθμος μετασχηματισμού ελαχιστοποίησης του θορύβου (Minimum Noise Fraction)

Μία ευρέως διαδεδομένη μέθοδος μείωσης των διαστάσεων μιας υπερφασματικής απεικόνισης αποτελεί ο *μετασχηματισμός ελαχιστοποίησης του θορύβου (Minimum Noise Fraction)*. Ο MNF εφαρμόζεται για τον διαχωρισμό του θορύβου από τη «χρήσιμη» πληροφορία και τον καθορισμό των διαστάσεων των δεδομένων που υφίστανται σε μία υπερφασματική απεικόνιση. Η βασική του ιδέα στηρίζεται στη ταυτόχρονη απομόνωση του θορύβου και στη συμπύκνωση της αξιοποιήσιμης πληροφορίας σε ένα μικρότερο αριθμό καναλιών που μετασχηματίζονται έτσι ώστε να τίθεται δυνατή η εύκολη επεξεργασία και αποθήκευση της πληροφορίας. Πιο συγκεκριμένα, σε ένα μικρό αριθμό μετασχηματισμένων καναλιών χωροθετείται η χρήσιμη πληροφορία της απεικόνισης βάσει του *λόγου του σήματος προς τον θόρυβο (Signal-to-Noise-Ratio)*, ενώ στα υπόλοιπα μετασχηματισμένα κανάλια του νέου πλέον φασματικού χώρου τοποθετείται αποκλειστικά ο θόρυβος της απεικόνισης.

Σε γενικές γραμμές η λειτουργία του αλγορίθμου βασίζεται σε δύο διαδοχικούς μετασχηματισμούς κυρίων συνιστωσών, ο πρώτος από τους οποίους βασίζεται στον πίνακα μεταβλητότητας συμμεταβλητότητας του θορύβου που έχει εκτιμηθεί από την απεικόνιση. Ειδικότερα, μέσω ενός πίνακα μετασχηματισμού που διαγωνοποιεί τον πίνακα μεταβλητότητας συμμεταβλητότητας του θορύβου σε μοναδιαίο πραγματοποιείται η μετατροπή του θορύβου που περιέχουν τα δεδομένα σε *λευκό θόρυβο (noise whitening)* με μέση τιμή ίση με το μηδέν και τυπική απόκλιση

ιση με τη μονάδα. Πρέπει να σημειωθεί ότι ο πίνακας μεταβλητότητας συμμεταβλητότητας του θορύβου προκύπτει από μια ομοιόμορφη περιοχή της υπερφασματικής απεικόνισης η οποία θεωρητικά παρέχει εικονοστοιχεία με ίσες φασματικές τιμές σε κάθε κανάλι. Όσον αφορά το μαθηματικό σκέλος αυτού του μετασχηματισμού αναφέρεται ότι χρησιμοποιείται η *τεχνική Singular Value Decomposition* ως εξής :

$$D_N = U^T * \Sigma_N * U \quad (2.3)$$

όπου  $D_N$  είναι ένας πίνακας που αποτελείται από τις ιδιοτιμές του πίνακα συνδιασποράς του θορύβου  $\Sigma_N$  τοποθετημένες σε φθίνουσα σειρά και  $U$  είναι ένας ορθογώνιος πίνακας αποτελούμενος από τα ιδιοδιανύσματα του .

Στη συνέχεια, εκτελείται ένας δευτερος μετασχηματισμός κυρίων συνιστωσών κατά τον οποίο ταξινομούνται τα μετασχηματισμένα κανάλια με βάση το λόγο του σήματος προς τον θόρυβο κατά φθίνουσα σειρά. Σημειώνεται ότι ο μετασχηματισμός αυτός εφαρμόζεται στα δεδομένα εκείνα που έχουν ήδη υποστεί κανονικοποίηση του θορύβου, δηλαδή έχουν μέση τιμή ίση με το μηδέν και τυπική απόκλιση ίση με τη μονάδα. Ως αποτέλεσμα αυτής της τεχνικής τα κανάλια με το μικρότερο  $SNR$  αποκλείονται με αποτέλεσμα τη μείωση των διαστάσεων της υπερφασματικής απεικόνισης, ενώ τα πρώτα κανάλια που εμπεριέχουν το μεγαλύτερο  $SNR$  εμπεριέχουν πλέον το μεγαλύτερο κομμάτι της αξιοποιήσιμης πληροφορίας.

Συμπερασματικά, γίνεται εύκολα αντιληπτό ότι το βασικό μειονέκτημα αυτής της τεχνικής μείωσης του θορύβου αποτελεί το γεγονός ότι τα κανάλια στον καινούργιο χώρο που δημιουργείται είναι γραμμικοί συνδυασμοί των αρχικών καναλιών και δεν αντιστοιχούν βέβαια στα επιμέρους αρχικά κανάλια. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τη δύσκολη ερμηνεία των αποτελεσμάτων από τον χρήστη αφού πλέον έχει αλλάξει η φυσική σημασία των αρχικών δεδομένων.

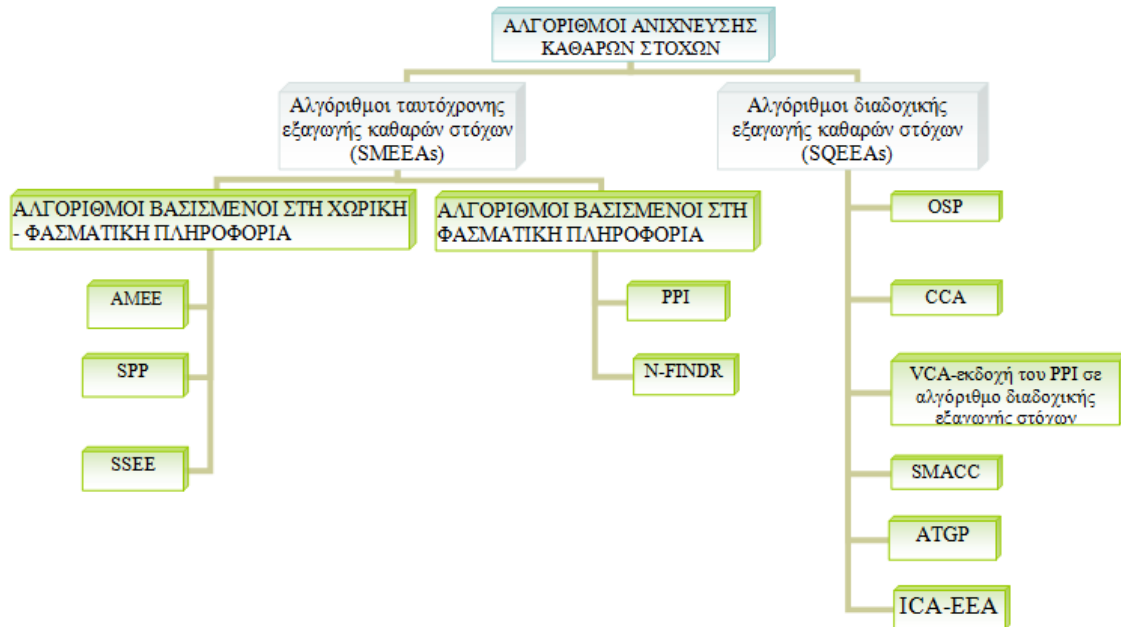
### 2.2.3. Μέθοδοι εξαγωγής καθαρών φασματικών στόχων

Προκειμένου να επιτευχθεί η ορθή ανάλυση και επεξεργασία των πληροφοριών που παρέχονται από τα υπερφασματικά δεδομένα κρίνεται επιτακτική η ανάγκη εφαρμογής αλγορίθμων εξαγωγής καθαρών φασματικών στόχων. Μια τέτοια διαδικασία έχει ως στόχο την εύρεση των φασματικών υπογραφών των καθαρών στόχων που μπορεί να εμπεριέχονται στην απεικόνιση. Τα τελευταία χρόνια έχει αναπτυχθεί πληθώρα τέτοιων μεθόδων και σύμφωνα με τον Chang αυτοί χωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες βάσει της διαδικασίας εξαγωγής των καθαρών στόχους : τους αλγορίθμους ταυτόχρονης εξαγωγής καθαρών στόχων (*simultaneously endmember extraction algorithms – SMEEAs*) και τους αλγορίθμους διαδοχικής εξαγωγής καθαρών στόχων (*sequential endmember extraction algorithms – SQEEAs*).

Πιο αναλυτικά, οι *SMEEAs* θεωρούν ως γνωστό το πλήθος των καθαρών στόχων που πρόκειται να ανιχνευθούν και παράγουν  $N$  εικονοστοιχεία κάθε ένα από τα οποία αντιστοιχεί σε ένα καθαρό στόχο. Πρέπει να σημειωθεί ότι το σύνολο των  $N-1$  καθαρών στόχων που έχει υπολογιστεί δεν πρόκειται να είναι απαραίτητα υποσύνολο του νέου συνόλου των  $N$  καθαρών στόχων με αποτέλεσμα να δημιουργούνται προβλήματα κατά τη διαδικασία αξιολόγησης των αλγορίθμων. Επίσης, για οποιονδήποτε αριθμό  $N$  καθαρών στόχων ένας αλγόριθμος *SMEEA* υπολογίζει ξανά όλους τους καθαρούς στόχους στην απεικόνιση χωρίς να αξιοποιεί ουσιαστικά την πληροφορία των προηγουμένως υπολογισμένων καθαρών στόχων, γεγονός που υποδεικνύει ότι τέτοιες τεχνικές ανίχνευσης είναι αρκετά δαπανηρές ως προς τον υπολογιστικό τους χρόνο.

Όσον αφορά τους *SQEEAs*, οι καθαροί στόχοι της υπερφασματικής απεικόνισης εκτιμώνται διαδοχικά, δηλαδή το σύνολο των  $N$  καθαρών στόχων εμπεριέχει το προηγουμένως υπολογισμένο σύνολο  $N-1$  καθαρών στόχων. Το γεγονός αυτό υποδεικνύει ότι ο υπολογιστικός χρόνος των αλγορίθμων σε αυτή την περίπτωση μειώνεται όσο αυξάνεται το πλήθος των καθαρών στόχων που

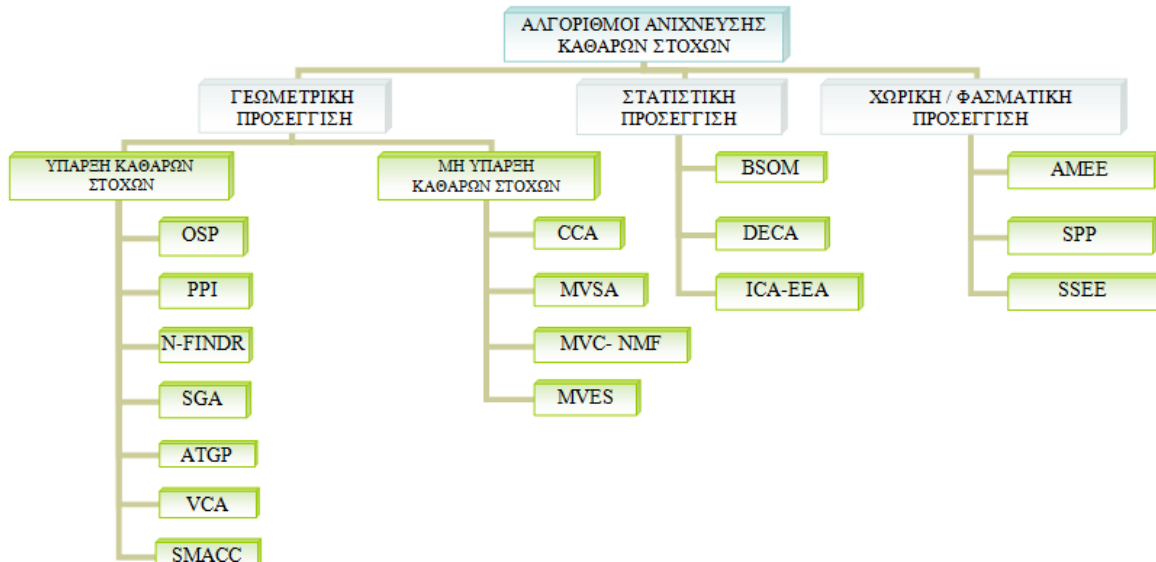
εμπεριέχονται σε μία απεικόνιση. Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται η κατηγοριοποίηση ορισμένων γνωστών αλγορίθμων ανίχνευσης καθαρών στόχων που συναντάται στη διεθνή βιβλιογραφία βάσει της διαδικασίας εξαγωγής τους.



Εικόνα 2.4 : Κατηγοριοποίηση αλγορίθμων ανίχνευσης καθαρών φασματικών στόχων βάσει της διαδικασίας εξαγωγής τους

Μία ακόμη κατηγοριοποίηση που συναντάται όσον αφορά τις μεθόδους εξαγωγής καθαρών στόχων αποτελεί εκείνη βάσει της οποίας οι διάφορες τεχνικές προσεγγίζουν το πρόβλημα του φασματικού διαχωρισμού ως προς το μαθηματικό μοντέλο που αυτός βασίζεται. Συνεπώς, μπορούμε να διακρίνουμε αυτές τις μεθόδους σε αυτές που στηρίζονται σε γεωμετρικές μεθόδους και σε αυτές που στηρίζονται σε στατιστικές μεθόδους. Ειδικότερα, οι τεχνικές εξαγωγής καθαρών στόχων που βασίζονται σε γεωμετρικές προσεγγίσεις θεωρούν ότι οι φασματικές υπογραφές αποτελούν ένα γραμμικό συνδυασμό των καθαρών στόχων και των αντίστοιχων ποσοστών συμμετοχής τους, ενώ οι τεχνικές που βασίζονται σε στατιστικές προσεγγίσεις θεωρούν ότι οι φασματικές υπογραφές των καθαρών στόχων ακολουθούν μία τυχαία κατανομή στην εικόνα. Πρέπει να αναφερθεί ότι η πιο πρόσφατη προσέγγιση για την ανίχνευση καθαρών στόχων αξιοποιεί

ταυτόχρονα και χωρικά στατιστικά και τη γεωμετρία του χώρου για την επιλογή των καθαρών στόχων. Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται η κατηγοριοποίηση γνωστών αλγορίθμων εξαγωγής καθαρών στόχων βάσει της μαθηματικής τους προσέγγισης.



Εικόνα 2.5 : Κατηγοριοποίηση αλγορίθμων ανίχνευσης καθαρών φασματικών στόχων βάσει της μαθηματικής τους προσέγγισης

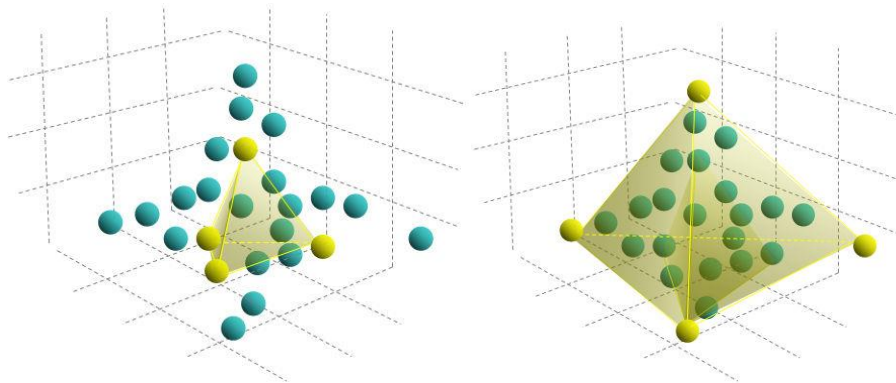
Ακόμη, οι αλγόριθμοι εξαγωγής καθαρών φασματικών στόχων μπορούν να χαρακτηριστούν ως *μη γραμμικοί* σε περίπτωση που βασίζονται σε μία διαδικασία επίλυσης *μη γραμμικών μοντέλων πολλαπλής σκέδασης (non-linear multiple-scattering models)*, όμως είναι δυσεύρετοι στη διεθνή βιβλιογραφία. Τέλος, αξίζει να αναφερθεί ότι υφίστανται ορισμένοι αλγόριθμοι εξαγωγής καθαρών στόχων που εξετάζουν τη μη γραμμικότητα χωρίς να έχει υποτεθεί κάποιο συγκεκριμένο φυσικό μοντέλο. Σε αυτή την κατεύθυνση έχουν στηριχθεί ορισμένες τεχνικές με τη βοήθεια των νευρωνικών δικτύων σύμφωνα με τις οποίες η διαδικασία αποσύνθεσης ποικίλει αφού εξαρτάται ανάλογα με την εκπαίδευση και τον καθορισμό συγκεκριμένων παραμέτρων που εισάγονται από τον χρήστη. Στη συνέχεια του εδαφίου πρόκειται να περιγραφεί συνοπτικά ο αλγόριθμος NFindR που αποτελεί τη μέθοδο εξαγωγής



καθάρων στόχων που εφαρμόστηκε στα πλαίσια αυτής της εργασίας για δύο υπερφασματικές απεικονίσεις.

### 2.2.3.1. Ο αλγόριθμος *NFindR*

Το πλήθος των καθάρων στόχων που απαιτείται προκειμένου να περιγραφεί ικανοποιητικά μία υπερφασματική απεικόνιση ορίζει και τη φασματική διάσταση που πρόκειται να επεξεργαστεί ένας αλγόριθμος εξαγωγής καθάρων στόχων προκειμένου να συνθέσει τις φασματικές υπογραφές των καθάρων φασματικών στόχων. Η σύνθεση των φασματικών υπογραφών, λοιπόν, πραγματοποιήθηκε με τον ευρέως διαδεδομένο αλγόριθμο *NFindR*, ο οποίος αποτελεί μία *SMEEA* τεχνική και εντοπίζει τους καθαρούς στόχους εντός της απεικόνισης χωρίς να παρέχεται εκ των προτέρων κάποια γνώση για τις φασματικές τους υπογραφές. Η θεμελιώδης αρχή αυτού του αυτοματοποιημένου αλγορίθμου βασίζεται στο γεγονός ότι ο όγκος του φασματικού χώρου της απεικόνισης που περικλείει τα αμιγή εικονοστοιχεία της θα είναι μεγαλύτερος από οποιονδήποτε άλλο όγκο που ορίζεται από διαφορετικούς συνδυασμούς εικονοστοιχείων. Πρέπει να σημειωθεί ότι ο αλγόριθμος *NFindR* προϋποθέτει την ύπαρξη ενός τουλάχιστον αμιγούς εικονοστοιχείου για κάθε καθαρό στόχο και μπορεί να χρησιμοποιηθεί αφού έχει προηγουμένως εφαρμοστεί ένας μετασχηματισμός μείωσης των διαστάσεων της απεικόνισης ώστε η διάσταση της τελευταίας να είναι κατά μία λιγότερη από το πλήθος των καθάρων στόχων. Αφού, λοιπόν, έχει προσδιοριστεί και ο αριθμός των καθάρων στόχων της απεικόνισης εισάγεται από τον αλγόριθμο *NFindR* ένα τυχαίο σύνολο εικονοστοιχείων στη θέση των καθάρων στόχων και υπολογίζεται ο όγκος του σχήματος που δημιουργείται (Σχήμα 2.3). Κάθε εικονοστοιχείο της απεικόνισης θεωρείται από τον αλγόριθμο ως πιθανός καθαρός στόχος με αποτέλεσμα να υπολογίζεται ο όγκος του σχήματος το οποίο δημιουργείται κάθε φορά από την αντικατάσταση ενός εικονοστοιχείου από ένα άλλο στη θέση του καθαρού στόχου.



(α) Εισαγωγή τυχαίου συνόλου ( $p=4$ )      (β) Τελικός υπολογισμός όγκου

Εικόνα 2.6. : Τρισδιάστατη γραφική αναπαράσταση του NFindR (Plaza et al., 2010)

Ο όγκος του σχήματος που δημιουργείται από το τυχαίο σύνολο εικονοστοιχείων προκύπτει σύμφωνα με την διαδικασία που θα αναλυθεί στη συνέχεια. Σε πρώτη φάση δημιουργείται ο πίνακας των καθαρών στόχων που είναι επαυξημένος κατά μία γραμμή με μονάδες έστω  $E$  :

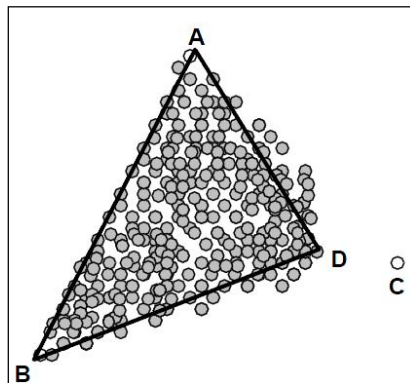
$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ \bar{e}_1 & \bar{e}_2 & \dots & \bar{e}_l \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

όπου ως  $e_i$  θεωρούμε το διάνυσμα στήλης που εμπεριέχει τη φασματική τιμή του καθαρού στόχου  $i$ . Συνεπώς, ο όγκος  $V$  του σχήματος εκείνου που σχηματίζεται από τους εκτιμώμενους καθαρούς στόχους είναι ανάλογος της οριζουσας του πίνακα  $E$ , δηλαδή υπολογίζεται βάσει της παρακάτω σχέσης όπου  $l-1$  είναι η διάσταση της απεικόνισης :

$$V(\mathbf{E}) = \frac{1}{(l-1)!} \text{abs}(|\mathbf{E}|) \quad (2.7)$$

Προκειμένου να θεωρηθεί καθαρός στόχος ένα εικονοστοιχείο πρέπει η αντικατάσταση να έχει ως αποτέλεσμα την μεγιστοποίηση του όγκου του σχήματος που σχηματίζεται για όλες τις επαναλήψεις της διαδικασίας. Το αποτέλεσμα του

αλγορίθμου παρουσιάζει όλα τα αμιγή εικονοστοιχεία της υπερφασματικής απεικόνισης που εμπεριέχουν καθαρούς στόχους.



Εικόνα 2.7. : Ο περιορισμός της ύπαρξης ενός τουλάχιστον αμιγούς εικονοστοιχείου και οι συνέπειές του

Συμπερασματικά, θα λέγαμε ότι ο *NFindR* αποτελεί έναν ευρέως διαδεδομένο αλγόριθμο σύνθεσης φασματικών υπογραφών με ιδιαίτερα ικανοποιητικά αποτελέσματα κατά την υλοποίησή του, όμως διαθέτει το σημαντικό μειονέκτημα ότι απαιτεί την ύπαρξη τουλάχιστον ενός αμιγούς εικονοστοιχείου στην απεικόνιση. Ο συγκεκριμένος περιορισμός δυσχαιρένει τη χρήση του αλγορίθμου με αποτέλεσμα να μην μπορεί να εντοπίσει ένα καθαρό στόχο όπως το σημείο *C* του παρακάτω σχήματος, αλλά να θεωρεί το μικτό εικονοστοιχείο *D* ως πιθανό καθαρό στόχο.

#### 2.2.4. Μέθοδοι εκτίμησης των ποσοστών αφθονίας των καθαρών στόχων σε επίπεδο εικονοστοιχείου

Η φασματική απόκριση ενός μικρού εικονοστοιχείου σε μία υπερφασματική εικόνα θεωρείται ως ένας συνδυασμός των υφιστάμενων καθαρών στόχων της απεικόνισης, οι οποίοι ανάλογα με τη ραδιομετρική ανάλυση της εικόνας, οι καθαροί στόχοι αναφέρονται σε φασματικές υπογραφές διαφορετικών χρήσεων γης ή υλικών. Οι αλγόριθμοι φασματικού διαχωρισμού χρησιμοποιούνται ώστε το μικτό

εικονοστοιχείο να αποσυνθεθεί ως ένα σύνολο των υφιστάμενων καθαρών στόχων με το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας να αποτελεί μία μέτρηση της συμμετοχής του καθαρού στόχου σε αυτό το εικονοστοιχείο που καλείται ποσοστό αφθονίας (abundance). Έτσι, λοιπόν, οι αλγόριθμοι φασματικού διαχωρισμού στοχεύουν στη παραγωγή των λεγόμενων χαρτών των ποσοστών αφθονίας (abundance maps) των καθαρών στόχων για όλα τα εικονοστοιχεία της απεικόνισης, ενώ παράλληλα μπορούν να καταλήξουν σε χάρτες ταξινόμησης όταν λαμβάνονται υπόψη οι καθαροί στόχοι με υψηλά ποσοστά αφθονίας. Σε γενικές γραμμές οι αλγόριθμοι αυτοί χωρίζονται στις εξής κατηγορίες : οι ελαχιστοτετραγωνικές μέθοδοι (linear least squares), οι στατιστικές μέθοδοι (statistical), οι γεωμετρικές μέθοδοι (geometrical) και οι μη γραμμικές μέθοδοι. (nonlinear).

Η πρώτη κατηγορία αλγορίθμων στοχεύει στην επίλυση του γραμμικού μοντέλου ανάμειξης, το οποίο, όπως έχει προαναφερθεί, περιγράφει τη σχέση μεταξύ των εικονοστοιχείων και των καθαρών στόχων εκτιμώντας τα αντίστοιχα ποσοστά αφθονίας. Στη διεθνή βιβλιογραφία έχει προταθεί πληθώρα αλγορίθμων ανάλογα με το μαθηματικό μοντέλο που χρησιμοποιείται για την διαδικασία του φασματικού διαχωρισμού. Μία προσέγγιση για τη λύση του γραμμικού μοντέλου ανάμειξης αποτελεί η μέθοδος παλινδρόμησης των ελαχίστων τετραγώνων που μπορεί να εφαρμοστεί με ή χωρίς την παρουσία περιορισμών, οι οποίοι αφορούν τα ποσοστά αφθονίας των καθαρών στόχων. Ο λόγος που μπορεί να εφαρμοστούν τέτοιοι περιορισμοί αποτελεί το γεγονός ότι τα ποσοστά που εκτιμώνται από τις μεθόδους που δεν εφαρμόζονται περιορισμοί δεν αντιπροσωπεύουν το πραγματικό ποσοστό αφθονίας των καθαρών στόχων. Οι μέθοδοι περιορισμού *αθροίσματος-ίσο-με-ένα* (*sum-to-one constrained least squares*) και οι μέθοδοι περιορισμού *μη αρνητικότητας* (*nonnegativity constrained least squares*) υποθέτουν ότι το άθροισμα των ποσοστών αφθονίας για κάθε εικονοστοιχείο της απεικόνισης πρέπει να ισούται με τη μονάδα και ότι όλα τα ποσοστά αφθονίας πρέπει να μην είναι αρνητικά αντίστοιχα. Σε γενικές γραμμές έχουν προταθεί αρκετές μέθοδοι παλινδρόμησης ελαχίστων τετραγώνων με περιορισμούς εκμεταλλευόμενοι συνδυασμούς αυτών των

περιορισμών και διάφορων μαθηματικών προσεγγίσεων για την επίλυση του γραμμικού συστήματος.

Η δεύτερη κατηγορία αλγορίθμων είναι οι στατιστικές μέθοδοι που χωρίζονται σε δύο υποκατηγορίες: τις *παραμετρικές* και τις *μη-παραμετρικές*. Στη πρώτη υποκατηγορία τα ποσοστά αφθονίας των καθαρών στόχων περιγράφονται από στατιστικές κατανομές. Στις παραμετρικές στατιστικές μεθόδους ακολουθείται το *μοντέλο πεπερασμένων αναμειξών* (*finite mixture model*) σύμφωνα με το οποίο ένα μικτό εικονοστοιχείο περιγράφεται ως ένας συνδυασμός διαφορετικών ομογενών κατανομών με τη πιθανότητα ενός εικονοστοιχείου να ανήκει σε μία από τις κατανομές ίση με το ποσοστό αφθονίας του. Στη περίπτωση των μη-παραμετρικών στατιστικών μεθόδων τα ποσοστά αφθονίας προκύπτουν κυρίως από την ελαχιστοποίηση του πίνακα συνδιακύμανσης του τυχαίου θορύβου της απεικόνισης.

Ακόμη, το πρόβλημα του φασματικού διαχωρισμού μπορεί να αντιμετωπιστεί γεωμετρικά θεωρώντας ότι όλοι οι καθαροί στόχοι μιας υπερφασματικής απεικόνισης σχηματίζουν κλειστά πολύγωνα που εμπεριέχουν όλα τα δεδομένα. Συνήθως όταν αναφερόμαστε σε τέτοιους αλγορίθμους το πρόβλημα εξαγωγής των καθαρών στόχων αποτελεί τη βάση τους. Σε αυτή τη περίπτωση η εκτίμηση των ποσοστών αφθονίας προκύπτει ταυτόχρονα με την διαδικασία εξαγωγής των καθαρών στόχων χρησιμοποιώντας ένα γραμμικό ή γεωμετρικό μοντέλο ανάμειξης. Οι γεωμετρικοί αλγόριθμοι ασχολούνται αποκλειστικά με τη διαδικασία του φασματικού διαχωρισμού υποθέτοντας ότι οι καθαροί στόχοι της απεικόνισης είναι ήδη γνωστοί και εφαρμόζουν προβολές των δεδομένων σε υποχώρους που προκύπτουν από τους καθαρούς στόχους. Για παράδειγμα, οι *μέθοδοι ορθογωνίας προβολής OSP* (*orthogonal subspace projection*) προβάλλουν τα δεδομένα σε ένα επιθυμητό καθαρό στόχο ώστε να ελαχιστοποιείται το κατά πόσο επηρεάζουν τη διαδικασία ορισμένοι μη επιθυμητοί καθαροί στόχοι. Ένας άλλος τρόπος προβολής των δεδομένων είναι η χρήση μιας *OSP* μεθόδου με τη βοήθεια μιας διαδικασίας εκμάθησης σύμφωνα με την οποία ο αλγόριθμος ψάχνει μία κατάλληλη γωνία στροφής ώστε η ακρίβεια της διαδικασίας του φασματικού διαχωρισμού να

μεγιστοποιηθεί. Επιπρόσθετα, η εφαρμογή περιορισμών όσον αφορά τη διεύθυνση και το μήκος των καθαρών στόχων αποτελεί επίσης μία γεωμετρική προσέγγιση κατά την οποία τα δεδομένα προβάλλονται σε επιθυμητούς και μη καθαρούς στόχους με τέτοιο τρόπο ώστε αυτοί που είναι επιθυμητοί να διαχωριστούν φασματικά και ταυτόχρονα να αποκλειστούν αυτοί που δεν είναι επιθυμητοί.

Η τέταρτη κατηγορία αυτών των αλγορίθμων αφορούν μη γραμμικές μεθόδους φασματικού διαχωρισμού σύμφωνα με τους οποίους επιλύονται μη γραμμικά μοντέλα πολλαπλής σκέδασης, όμως επειδή για την εφαρμογή τους απαιτείται και επαρκής μαθηματική προτυποποίηση του μοντέλου το πλήθος τέτοιων αλγορίθμων είναι ιδιαίτερα περιορισμένο. Επίσης, υφίστανται αλγόριθμοι που λαμβάνουν υπόψη τη μη γραμμικότητα χωρίς να υποθέτουν την ύπαρξη ενός συγκεκριμένου φυσικού μοντέλου και σε αυτή τη κατεύθυνση έχουν βασιστεί αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα. Η αποδοτικότητά τους ως προς το φασματικό διαχωρισμό ποικίλει και εξαρτάται ανάλογα με την εκμάθηση και τον ορισμό συγκεκριμένων παραμέτρων που εισάγονται στο εκάστοτε νευρωνικό δίκτυο.

Σε όλες τις παραπάνω κατηγορίες οι αλγόριθμοι δεν λαμβάνουν καθόλου υπόψη τις σχετικές αποστάσεις μεταξύ των εικονοστοιχείων και των καθαρών στόχων της υπερφασματικής απεικόνισης. Πάνω σε αυτή την ιδέα στηρίχθηκε η ανάπτυξη του αλγορίθμου εκτίμησης των ποσοστών αφθονίας των καθαρών στόχων που καλείται *NBM*, ο οποίος εφαρμόστηκε στη παρούσα διπλωματική εργασία για δύο υπερφασματικές απεικονίσεις και πρόκειται να αναλυθεί στη συνέχεια του εδαφίου.

#### **2.2.4.1. Ο αλγόριθμος NBM**

Όσον αφορά τις διάφορες κατηγορίες αλγορίθμων εξαγωγής καθαρών φασματικών στόχων που αναφέρθηκαν κατά την εισαγωγή αυτού του εδαφίου, παρατηρείται ότι αυτές οι τεχνικές δεν λαμβάνουν υπόψη τις σχετικές αποστάσεις

μεταξύ των εικονοστοιχείων και των καθαρών στόχων, παρά το γεγονός ότι η έννοια της απόστασης μεταξύ των ίδιων των καθαρών στόχων εισάγεται κατά τη διαδικασία εξαγωγής των αλγορίθμων που βασίζονται σε γεωμετρικές μεθόδους. Ωστόσο, οι διάφοροι αλγόριθμοι ταξινόμησης που έχουν αναπτυχθεί από τη διεθνή επιστημονική κοινότητα χρησιμοποιούν τέτοιου είδους φασματικές αποστάσεις κατά τη διαδικασία εφαρμογής τους. Η τεχνική που χρησιμοποιήθηκε, λοιπόν, στη παρούσα διπλωματική εργασία προκειμένου να πραγματοποιηθεί η εκτίμηση των ποσοστών αφθονίας των καθαρών στόχων ανά εικονοστοιχείο καλείται *NBM (Network-Based Method)* και προσπαθεί να αξιοποιήσει τέτοιου είδους αποστάσεις.

Ο αλγόριθμος αυτός έχει αναπτυχθεί από το Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης του Ε.Μ.Π. και αποτελεί μία μη γραμμική μέθοδος ανάμειξης που αξιοποιεί την έννοια της κλασματικής απόστασης. Ειδικότερα, βάσει των σχετικών αποστάσεων που υποδεικνύουν μη γραμμικότητα, οι κλασματικές αποστάσεις μπορούν να ποσοτικοποιήσουν ουσιαστικά τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ των εικονοστοιχείων και των καθαρών στόχων της υπερφασματικής απεικόνισης. Το μοντέλο που εκφράζει τη σχέση μεταξύ των ποσοστών αφθονίας και των κλασματικών αποστάσεων απεικονίζεται μαθηματικά μέσω δικτύων (networks), ενώ ο αλγόριθμος προϋποθέτει την εκπλήρωση των παρακάτω κριτηρίων :

- Οι καθαροί στόχοι της απεικόνισης είναι γνωστοί και πλήρως ορισμένοι μέσω των φασματικών διανυσμάτων και των διανυσμάτων των ποσοστών αφθονίας
- Για κάθε εικονοστοιχείο, η κλασματική αφθονία ενός συγκεκριμένου καθαρού στόχου είναι αντιστρόφως ανάλογη της απόστασής του από τον συγκεκριμένο καθαρό στόχο και ανάλογη του αθροίσματος των αποστάσεων με τους υπόλοιπους καθαρούς στόχους της απεικόνισης

Αξιζει να αναφερθει οτι ο αλγοριθμος μπορει να εντοπισει μη γνωστους καθαρους στοχους της απεικονισης, ενω οι εκδοχες του *NBM* που εχουν αναπτυχθει ειναι : η μη περιοριστικη (*non-constrained*), η περιορισμοδ αθροισματος σε μοναδα (*sum-to-one*) και η πληρως περιοριστικη (*fully constrained*). Προκειμενου να περιγραφει το μαθηματικο μοντελο στο οποιο στηριζεται ο *NBM*, θεωρουμε εναν  $L$  φασματικο χωρο, δηλαδη  $L$  καναλια μιας υπερφασματικης απεικονισης, με τα διανυσματα των εικονοστοιχειων της τελευταιας να αντιπροσωπευονται ως σημεια σε αυτο τον χωρο. Θεωρουμε, επισης,  $n$  αριθμο γνωστων καθαρων στοχων οποτε οι κλασματικες αποστασεις μεταξδ ενος εικονοστοιχειου  $x$  και των  $n$  καθαρων στοχων δινονται απο την παρακατω σχεση :

$$\begin{aligned}
 P_{1,x} &= \frac{\sqrt{(S_{2,x} + S_{3,x} + \dots + S_{n,x})}}{\sqrt{(S_{1,x} + 1)}} \\
 P_{2,x} &= \frac{\sqrt{(S_{1,x} + S_{3,x} + \dots + S_{n,x})}}{\sqrt{(S_{2,x} + 1)}} \\
 P_{3,x} &= \frac{\sqrt{(S_{1,x} + S_{2,x} + \dots + S_{n,x})}}{\sqrt{(S_{3,x} + 1)}} \\
 &\quad \vdots \\
 P_{n,x} &= \frac{\sqrt{(S_{1,x} + S_{2,x} + \dots + S_{n-1,x})}}{\sqrt{(S_{n,x} + 1)}}
 \end{aligned} \tag{2.8}$$

οπου  $P_{i,x}$  ειναι η κλασματικη αποσταση μεταξδ του  $x$  διανυσματος εικονοστοιχειου με τον  $n$  καθαρδ στοχο και  $S_{n,x}$  ειναι οι ευκλειδειες φασματικες αποστασεις μεταξδ του  $n$  καθαρδ στοχου και του  $x$  διανυσματος εικονοστοιχειου. Η μεταβλητη  $P$  ειναι αμεσα συσχετισμενη με την κλασματικη αφθονια ( $w$ ) και αυτη η σχεση που οριζεται απο ενα δικτυο δινεται απο τον παρακατω τυπο :



$$\begin{aligned}
w_{1,x} &= a_1 \log(P_{1,x}) + k_1 \\
w_{2,x} &= a_2 \log(P_{2,x}) + k_2 \\
w_{3,x} &= a_3 \log(P_{3,x}) + k_3 \\
&\vdots \\
w_{n,x} &= a_n \log(P_{n,x}) + k_n.
\end{aligned} \tag{2.9}$$

Ο αλγόριθμος NBM δημιουργεί  $q$  αριθμό δικτύων, όπου  $q$  είναι το πλήθος των εικονοστοιχείων της απεικόνισης. Τα εικονοστοιχεία και οι καθαροί στόχοι που επεξεργάζονται θεωρούνται ως οι ακμές (*nodes*) του κάθε δικτύου, ενώ προκειμένου να δημιουργηθούν τέτοιου είδους δίκτυα η μέθοδος προϋποθέτει τη γνώση επί αριθμόν  $2n$  παραμέτρων  $a_i$  και  $k_i$ , τα οποία αντιπροσωπεύουν την αλληλεπίδραση μεταξύ των καθαρών στόχων. Οι τιμές των παραπάνω παραμέτρων παρέχονται από το  $n$  αριθμό δικτύων που χρησιμοποιούν αποκλειστικά τους καθαρούς στόχους ως ακμές.

Αφού, λοιπόν, έχει περιγραφεί πλήρως το μαθηματικό μοντέλο βάσει του οποίου στηρίζεται ο NBM, ακολουθεί η περιγραφή των βημάτων που ακολουθεί ο αλγόριθμος. Σε πρώτη φάση υπολογίζονται οι παράμετροι  $a_i$  και  $k_i$  μέσω της επίλυσης του συστήματος που σχηματίζουν τα  $n$  δίκτυα (κάθε δίκτυο δημιουργεί  $n$  εξισώσεις) μέσω της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων, αφού βέβαια έχουν υπολογιστεί για κάθε εικονοστοιχείο οι κλασματικές αποστάσεις από τη (2.8). Επόμενο βήμα αποτελεί η διαδικασία ανάμειξης σύμφωνα με την οποία εφαρμόζεται ένα σύστημα εξισώσεων (2.9) για κάθε εικονοστοιχείο παρέχοντας τις κλασματικές αφθονίες του. Όσον αφορά τους περιορισμούς που μπορούν να ενταχθούν στον αλγόριθμο προκειμένου να γίνει πιο αποδοτικός, όπως προαναφέρθηκε έχουν αναπτυχθεί άλλες δύο εκδοχές του βάσει των οποίων ενισχύεται το μαθηματικό μοντέλο με μία παραπάνω εξίσωση παρατήρησης. Κατά την *sum-to-one* εκδοχή του NBM εισάγεται ένας περιορισμός σύμφωνα με τον οποίο πρέπει το άθροισμα των κλασματικών αφθονιών που αφορά ένα εικονοστοιχείο να είναι ίσο με την μονάδα,

ενώ κατά τη πλήρως περιοριστική εκδοχή πρέπει ταυτόχρονα καθεμία από τις κλασματικές αφθονίες που αφορούν το ίδιο εικονοστοιχείο να είναι μη αρνητική και το άθροισμά τους να είναι ίσο με τη μονάδα.

### 2.3. Κατάτμηση εικόνας

Σε αυτό το υποκεφάλαιο αρχικά πρόκειται να αναλυθεί το ζήτημα της κατάτμησης μιας εικόνας αναφέροντας βασικές έννοιες γύρω από αυτό το αντικείμενο, τις κύριες κατηγορίες αλγορίθμων κατάτμησης εικόνας, τις διαφορές των τελευταίων με τους αλγορίθμους δημιουργίας υπερεικονοστοιχείων, καθώς και τους λόγους που η κατάτμηση μιας υπερφασματικής εικόνας είναι ιδιαίτερα χρήσιμη. Στη συνέχεια, πρόκειται να αναλυθούν τα θεωρητικά πλαίσια των αλγορίθμων *SLIC* και *NCuts* που χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, ενώ το κεφάλαιο πρόκειται να ολοκληρωθεί με την αναφορά ορισμένων γνωστών τεχνικών αξιολόγησης που συναντώνται στη διεθνή βιβλιογραφία.

#### 2.3.1. Το πρόβλημα της κατάτμησης εικόνας

Μία από τις πιο σημαντικές τεχνικές που χρησιμοποιούνται ευρέως κατά την *Αντικειμενοστραφή Ανάλυση εικόνων (Object-Oriented Image Analysis)* αποτελεί η λεγόμενη *κατάτμηση εικόνων (image segmentation)*, η οποία αποτελεί η διαδικασία εκείνη της διαίρεσης της εικόνας σε ομοιογενείς περιοχές βάσει κάποιου συγκεκριμένου κριτηρίου. Με λίγα λόγια, σκοπός της αποτελεί η εύρεση των ορίων των διαφορετικών περιοχών της εικόνας, δηλαδή η διαίρεση της εικόνας σε περιοχές καθεμία από τις οποίες αποτελείται από εικονοστοιχεία που έχουν κάποιο κοινό χαρακτηριστικό, όπως για παράδειγμα κοινή απόχρωση ή φωτεινότητα.

### 2.3.1.1. Κατηγορίες αλγορίθμων κατάτμησης εικόνας και γνωστές τεχνικές

Η κατάτμηση μίας εικόνας είναι γνωστό ότι μπορεί να επιτευχθεί είτε με αναγνώριση της ομοιομορφίας ανάμεσα στις τιμές των εικονοστοιχείων της εικόνας είτε με εύρεση των σημείων ασυνέχειας της εικόνας που εντοπίζονται στις απότομες μεταβολές της φωτεινότητας των εικονοστοιχείων. Στη διεθνή βιβλιογραφία, λοιπόν, οι αλγόριθμοι κατάτμησης μίας εικόνας χωρίζονται βάσει των παραπάνω ιδιοτήτων σε δύο μεγάλες κατηγορίες : στις τεχνικές κατάτμησης μέσω του *εντοπισμού των ορίων περιοχών* (*boundary detection algorithms*) και στις τεχνικές κατάτμησης *βασισμένες σε περιοχές* (*region based algorithms*).

Όσον αφορά την πρώτη κατηγορία, οι αλγόριθμοι κατάτμησης εικόνων που εφαρμόζονται μέσω του εντοπισμού των ορίων περιοχών ουσιαστικά βασίζονται στην ανίχνευση των περιοχών ανομοιομορφίας των τιμών των εικονοστοιχείων. Ειδικότερα, αυτές οι μέθοδοι ασχολούνται με την ανίχνευση των εικονοστοιχείων εκείνων που αποτελούν τα όρια των διάφορων αντικειμένων που υφίστανται στην απεικόνιση, διότι σε περίπτωση που εξάγονται τα όρια του κάθε αντικειμένου η διαδικασία περιγραφής του σχήματος και της θέσης του εκάστοτε αντικειμένου γίνεται εφικτή. Η τοπική διαφοροποίηση που μπορεί να εμφανιστεί σε μία απεικόνιση καλείται *ακμή* (*edge*) και οφείλεται στην ασυνεχή εναλλαγή των τιμών μεταξύ των εικονοστοιχείων της εικόνας ως προς κάποιο χαρακτηριστικό της, όπως η τιμή ανακλαστικότητας ή η τιμή φωτεινότητας. Με λίγα λόγια, λοιπόν, η σύνηθης προσέγγιση αυτών των τεχνικών κατάτμησης είναι σε πρώτη φάση ο *εντοπισμός των ακμών της εικόνας* (*edge detection*) και στη συνέχεια χρησιμοποιείται κάποιο κριτήριο, όπως για παράδειγμα ένα κατώφλι, ώστε να δημιουργηθούν τα αντικείμενα (*segments*) της εικόνας.

Η δεύτερη κατηγορία αλγορίθμων που αφορούν τις τεχνικές κατάτμησης βασισμένες σε περιοχές αποτελεί και η πιο ευρέως διαδεδομένη. Τέτοιοι αλγόριθμοι βασίζονται σε μία τελείως αντίθετη λογική σε σχέση με την πρώτη κατηγορία αλγορίθμων κατάτμησης και έχουν ως στόχο την ανίχνευση ομοιογενών περιοχών

εικονοστοιχείων ως προς κάποιο χαρακτηριστικό της εικόνας. Οι πιο διαδεδομένες τεχνικές κατάτμησης βασισμένες σε περιοχές που συναντώνται στη διεθνή βιβλιογραφία είναι οι παρακάτω :

- Επέκταση περιοχών (region growing) : σε αυτές τις τεχνικές η διαδικασία της κατάτμησης ξεκινά από κάποια συγκεκριμένα εικονοστοιχεία που καλούνται *σημεία-σπόροι (seed points)* και πραγματοποιείται ο έλεγχος της συνθήκης ομοιότητας που έχει οριστεί από τον χρήστη για τα σημεία-σπόρους σε σχέση με τα γειτονικά τους εικονοστοιχεία. Εκείνα τα εικονοστοιχεία που ικανοποιούν τη συνθήκη ομοιότητας προσαρτώνται στην εκάστοτε περιοχή και η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται έως ότου να μην έχει προσαρτηθεί κανένα νέο εικονοστοιχείο στη περιοχή. Όλα αυτά τα βήματα αυτής της κατηγορίας αλγορίθμων κατάτμησης επαναλαμβάνονται για κάθε νέα περιοχή που θέλουμε να σχηματίσουμε.
- Τεμαχισμός και συνένωση (region merging and splitting) : σε πρώτη φάση η εικόνα θεωρείται ως ένα αντικείμενο  $R$  και στη συνέχεια διαιρείται η εικόνα σε τέσσερα τεταρτημόρια  $R_1, R_2, R_3, R_4$ . Για κάθε τεταρτημόριο  $R_i$  ελέγχεται εάν ισχύει η συνθήκη ομοιότητας και σε περίπτωση που δεν ισχύει σε κάποιο τεταρτημόριο τότε το τελευταίο διασπάται σε τέσσερα τεταρτημόρια και εκείνο. Η ένωση δύο γειτονικών περιοχών  $R_i, R_j$  επιτυγχάνεται μέσω του ελέγχου της συνθήκης ομοιότητας και η διαδικασία τερματίζεται όταν δεν είναι δυνατόν να πραγματοποιηθεί άλλος τεμαχισμός ή συνένωση περιοχών.

### 2.3.1.2. Τεχνικές κατάτμησης εικόνας και τεχνικές δημιουργίας υπερεικονοστοιχείων

Πέρα των τεχνικών κατάτμησης εικόνας υφίστανται και οι τεχνικές δημιουργίας *υπερεικονοστοιχείων*, οι οποίες ομοιάζουν με τις πρώτες. Η κύρια διαφορά μεταξύ των δύο μεθόδων αποτελεί το γεγονός ότι στη περίπτωση των μεθόδων δημιουργίας υπερεικονοστοιχείων δεν ενδιαφέρει η “απομόνωση” των αντικειμένων που εμπεριέχονται μέσα στην εικόνα, αλλά στοχεύουν στη δημιουργία ομοιογενών περιοχών ως προς κάποιο χαρακτηριστικό που έχει οριστεί από τον χρήστη. Ουσιαστικά αποτελούν μια υποκατηγορία των αλγορίθμων κατάτμησης, οι ομοιογενείς περιοχές που δημιουργούν καλούνται *υπερεικονοστοιχεία* (*superpixels*) και σε σχέση με αυτούς έχουν την ιδιότητα να δημιουργούν πολλά υπερεικονοστοιχεία εντός ενός *αντικειμένου* (*segment*). Κατά κανόνα τα υπερεικονοστοιχεία έχουν περίπου το ίδιο μέγεθος ως προς τον αριθμό εικονοστοιχείων που εμπεριέχουν εν αντιθέσει με τα αντικείμενα της εικόνας που προκύπτουν από την κατάτμηση. Τα υπερεικονοστοιχεία αποτελούν τις θεμελιώδεις δομές των αντικειμένων της εικόνας, κατά κανόνα ένα αντικείμενο της εικόνας αποτελείται από ένα σύνολο υπερεικονοστοιχείων και πρέπει να προσαρμόζονται ικανοποιητικά στα όρια των αντικειμένων της εικόνας. Για να γίνει πιο κατανοητή η διαφορά των μεθόδων αξίζει να σημειωθεί ότι σπάνια δύο γειτονικά αντικείμενα της εικόνας θα ομοιάζουν ως προς το κριτήριο ομοιότητας βάσει του οποίου πραγματοποιήθηκε η κατάτμηση, γεγονός που δεν ισχύει για τα υπερεικονοστοιχεία δεδομένου του σχετικά προκαθορισμένου μεγέθους τους. Ακόμη, παρά το γεγονός ότι στις τεχνικές κατάτμησης καταστρατηγείται η έννοια του καννάβου μεταξύ των αντικειμένων της εικόνας που προκύπτουν, στη περίπτωση δημιουργίας υπερεικονοστοιχείων δημιουργείται ένας διαστρεβλωμένος και λιγότερο πυκνός νέος κάνναβος.

Χρησιμοποιώντας, λοιπόν, αυτή τη μορφή παρουσίασης της εικόνας αφενός γίνεται εφικτός ο αποκλεισμός της χρήσης τοπικών κριτηρίων κατά τη διαδικασία της ταξινόμησης της εικόνας, αφετέρου το σύνολο της πληροφορίας μπορεί εύκολα

να αναπαρισταθεί μέσω των τοπολογικών χαρακτηριστικών των αντικειμένων. Η γνώση που παρέχεται για τη γειτονιά του κάθε αντικειμένου, καθώς και για τις χωρικές και φασματικές σχέσεις μεταξύ των αντικειμένων υποδεικνύουν ότι αυτή η αναπαράσταση της ψηφιακής εικόνας αποτελεί μία πιο έξυπνη λύση σε σχέση με την αρχική.

### 2.3.1.3. Χρησιμότητα κατάτμησης εικόνων στα υπερφασματικά δεδομένα

Ως γνωστόν, το πλήθος των καναλιών σε μία υπερφασματική απεικόνιση μπορεί να προσφέρει μεν ένα μεγάλο εύρος χρήσιμης πληροφορίας παράλληλα, όμως, επιφέρει τεράστια αύξηση της πολυπλοκότητας επεξεργασίας των δεδομένων. Στη περίπτωση, λοιπόν, της μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης των υπερφασματικών δεδομένων έχει παρατηρηθεί ότι η μεγάλη φασματική πληροφορία που προσφέρεται αποτελεί τροχοπέδη για την αποδοτικότητα γνωστών τεχνικών ταξινόμησης από το επιστημονικό πεδίο της Τηλεπισκόπησης, γεγονός που συμβαίνει λόγω της ασαφούς διάκρισης των ομάδων που δημιουργούνται κατά τη μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση των δεδομένων στο φασματικό χώρο. Η ασαφής αυτή διάκριση προκύπτει λόγω της ύπαρξης πολλών στοιχείων προς ταξινόμηση τα οποία παρουσιάζουν μεταξύ τους μικρές αλλά σημαντικές μεταβολές, συνεπώς είναι προτιμότερο η μείωση των στοιχείων προς ταξινόμηση έτσι ώστε αυτά να καταστούν πιο διακριτά μεταξύ τους στον φασματικό χώρο.

Προκειμένου να αντιμετωπιστούν τέτοιου είδους προβλήματα, η εφαρμογή τεχνικών δημιουργίας υπερεικονοστοχείων είναι ιδιαίτερα χρήσιμη ώστε να πραγματοποιηθεί μία πρωταρχική αλλά και αυστηρή ομαδοποίηση των εικονοστοιχείων της εικόνας. Η εφαρμογή αλγορίθμων υπερεικονοστοιχείων κρίνεται ότι πρόκειται να υπερέχουν εν συγκρίσει των κλασικών μεθόδων κατάτμησης που εντοπίζουν τα αντικείμενα της εικόνας, διότι στη περίπτωση των υπερεικονοστοιχείων αξιοποιείται πιο ορθολογικά η φασματική πληροφορία. Αυτό

συμβαίνει λόγω του γεγονότος ότι το πλήθος των υπερεικονοστοιχείων είναι κατά πολύ μεγαλύτερο από τον αριθμό των αντικειμένων μιας εικόνας οπότε βάσει αυτής της λογικής οι αλγόριθμοι δημιουργίας υπερεικονοστοιχείων αναμένεται να εντοπίσουν περισσότερες φασματικές διαφοροποιήσεις μεταξύ των εικονοστοιχείων αξιοποιώντας, έτσι, καλύτερα το μεγάλο όγκο φασματικής πληροφορίας που προσφέρουν οι υπερφασματικές απεικονίσεις. Στόχος, δηλαδή, αποτελεί η εφαρμογή αλγορίθμων δημιουργίας υπερεικονοστοιχείων ώστε να σχηματιστούν νέα αντικείμενα στην εικόνα τα οποία όμως θα παραμένουν χονδροειδώς διατεταγμένα σε κάρναβο, όπως συμβαίνει με τα αρχικά εικονοστοιχεία της εικόνας. Ακόμη, η δημιουργία των υπερεικονοστοιχείων πρόκειται να μειώσει σημαντικά τη χρονική πολυπλοκότητα της εκάστοτε διαδικασίας ομαδοποίησης που πρόκειται να εφαρμοστεί στη συνέχεια, καθώς το σετ δεδομένων που θα δοθεί προς επεξεργασία θα είναι σημαντικά μικρότερο σε σχέση με την αρχική υπερφασματική απεικόνιση.

### 2.3.2. Ο αλγόριθμος SLIC

Μία νέα μέθοδος δημιουργίας υπερεικονοστοιχείων σε μία εικόνα που έχει αναπτυχθεί πρόσφατα από το πανεπιστήμιο της Λωζάνης EPFL αποτελεί ο αλγόριθμος *SLIC* (*Simple Linear Iterative Clustering*) υποσχόμενη καλύτερη αποδοτικότητα και λιγότερο υπολογιστικό χρόνο σε σχέση με άλλες συνήθεις μεθόδους κατάτμησης μιας εικόνας. Αυτός ο αλγόριθμος ουσιαστικά αποτελεί μία διαφορετική προσέγγιση του ευρέως διαδεδομένου αλγορίθμου ομαδοποίησης δεδομένων *K-means* προκειμένου να δημιουργηθούν τα υπερεικονοστοιχεία στην εικόνα με τις εξής, όμως, διαφοροποιήσεις :

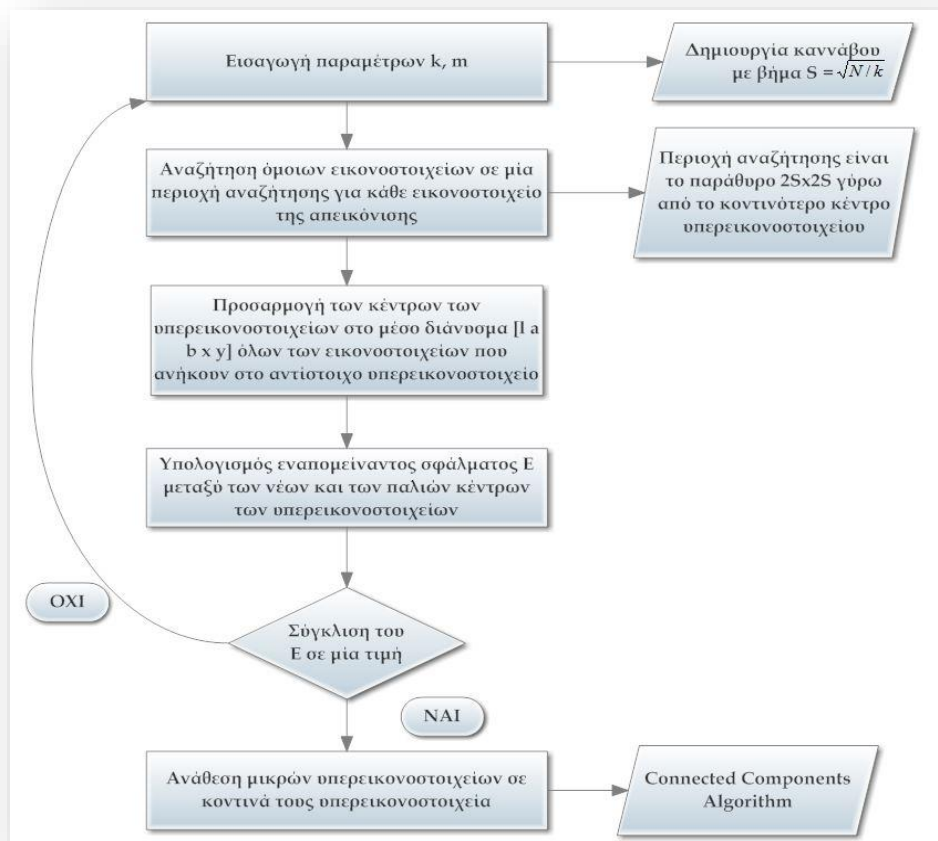
- Ο αριθμός των υπολογισμών που πραγματοποιούνται ως προς τις αποστάσεις μεταξύ των εικονοστοιχείων μειώνεται δραματικά σε σχέση με τον *K-means*, διότι ο *SLIC* περιορίζει τον χώρο αναζήτησης σε μία περιοχή αναλόγου



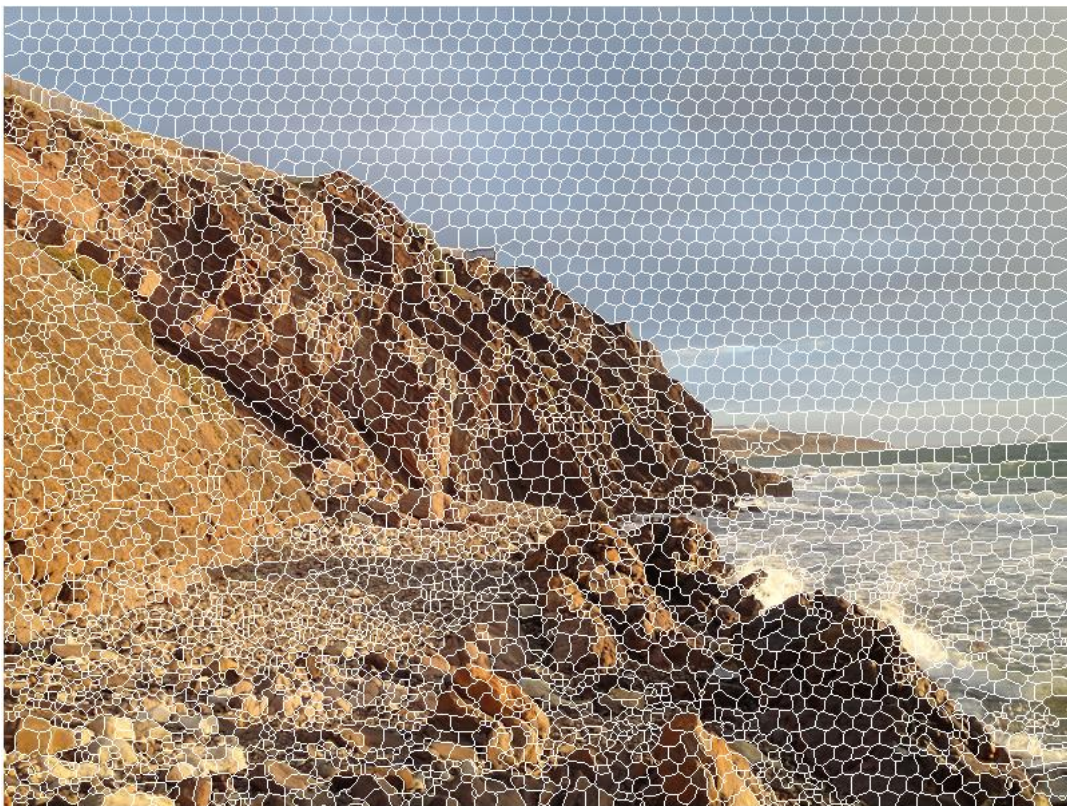
μεγέθους με το μέγεθος του υπερεικονοστοιχείου. Όπως γίνεται κατανοητό, λοιπόν, η χρονική πολυπλοκότητα του αλγορίθμου είναι ανεξάρτητη του αριθμού των υπερεικονοστοιχείων που θα δημιουργηθούν στην εικόνα, αλλά αυξάνεται πλέον γραμμικά αναλόγως του αριθμού των εικονοστοιχείων της εικόνας.

- Αντί για την κλασσική έννοια της απόστασης, σε αυτόν τον αλγόριθμο δίνεται η δυνατότητα για τη χρήση μίας σταθμισμένης απόστασης που συνδυάζει τη χωρική και φασματική εγγύτητα, η οποία μπορεί με αυτό τον τρόπο να παρέχει έλεγχο στον χρήστη σχετικά με το μέγεθος και το κατά πόσο είναι συμπαγή τα υπερεικονοστοιχεία που έχουν δημιουργηθεί στην εικόνα.

Ενδεικτικά, τα βήματα του αλγορίθμου εμφανίζονται στη παρακάτω εικόνα :



Εικόνα 2.8 : Τα βασικά βήματα του αλγορίθμου κατάτμησης SLIC



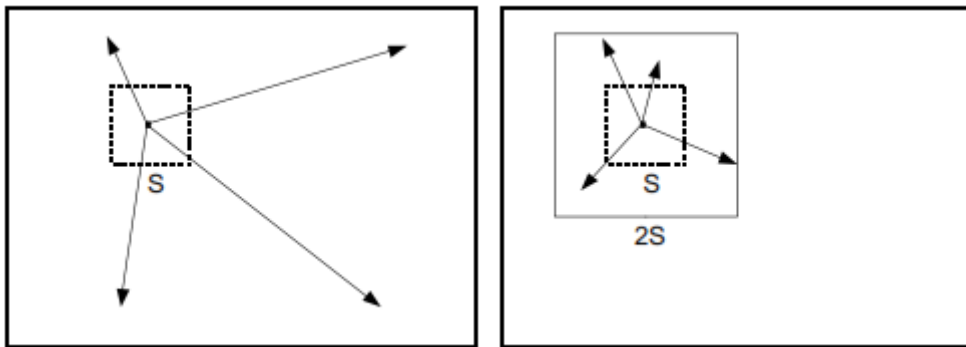
*Εικόνα 2.9. : Αποτέλεσμα εφαρμογής του SLIC σε μία εικόνα RGB (Hallett Cove, South Australia)*

Η βασική μορφή του αλγορίθμου SLIC εφαρμόζεται σε εικόνες *RGB* και στο σημείο αυτό πρόκειται να αναλυθεί εκτενώς η μεθοδολογία αυτής της τεχνικής κατάτμησης. Εξ ορισμού, μία από τις δύο παραμέτρους του αλγορίθμου είναι ο κατά προσέγγιση αριθμός  $k$  των υπερεικονοστοιχείων που πρόκειται να δημιουργηθούν στην εικόνα ανάλογα με την επιθυμία του χρήστη. Η βασική μορφή του *SLIC* πραγματοποιείται στον χρωματικό χώρο *CIELAB* και η διαδικασία της κατάτμησης της εικόνας ξεκινά με ένα στάδιο αρχικοποίησης, στο οποίο λαμβάνονται δειγματοληπτικά σε πρώτη φάση  $k$  κέντρα των υπερεικονοστοιχείων πάνω σε ένα κάρναβο που έχει σχηματιστεί με βήμα  $S$ . Προκειμένου να δημιουργηθούν περίπου ισομεγέθη υπερεικονοστοιχεία, το βήμα του κάρναβου ορίζεται ως  $S = \sqrt{N/k}$  και τα κέντρα των υπερεικονοστοιχείων μετακινούνται εντός ενός παραθύρου  $3 \times 3$  στο σημείο στο οποίο οι κλίσεις είναι ελάχιστες (*lowest gradient position*). Αυτό συμβαίνει ώστε αφενός να αποφευχθεί η περίπτωση στην οποία το κέντρο ενός υπερεικονοστοιχείου θα τοποθετηθεί σε μία ακμή της εικόνας, αφετέρου για να μειωθεί ο κίνδυνος να συμπεριληφθεί ένα εικονοστοιχείο που εμπεριέχει θόρυβο σε ένα οποιοδήποτε υπερεικονοστοιχείο.

Το επόμενο βήμα του αλγορίθμου είναι το στάδιο της ανάθεσης των εικονοστοιχείων, όπου κάθε εικονοστοιχείο της απεικόνισης σχετίζεται με το κοντινότερο κέντρο υπερεικονοστοιχείου που βρίσκεται εντός μιας περιοχής αναζήτησης, όπως παρουσιάζεται στην Εικόνα 2.7. Ο περιορισμός της περιοχής αναζήτησης μειώνει σε σημαντικό βαθμό τον αριθμό των υπολογισμών των αποστάσεων μεταξύ των εικονοστοιχείων και των κέντρων των υπερεικονοστοιχείων με αποτέλεσμα ο αλγόριθμος να έχει μικρό υπολογιστικό χρόνο σε σχέση με τον συμβατικό αλγόριθμο *K-means*, στον οποίο οι αποστάσεις αυτές πρέπει να υπολογιστούν για όλα τα εικονοστοιχεία της απεικόνισης. Εφόσον η προσδοκόμενη χωρική έκταση ενός υπερεικονοστοιχείου στην εικόνα είναι μία περιοχή μεγέθους  $S \times S$ , η αναζήτηση για όμοια εικονοστοιχεία πραγματοποιείται σε μία γειτονιά  $2S \times 2S$  γύρω από το κέντρο του υπερεικονοστοιχείου. Αξίζει να αναφερθεί ότι,



περιορίζοντας την αναζήτηση κατά τη διαδικασία της ομαδοποίησης, ο *SLIC* αποφεύγει να εκτελέσει χιλιάδες πλεονάζοντες υπολογισμούς αποστάσεων, διότι στη πράξη ένα εικονοστοιχείο μπορεί να βρίσκεται εντός μιας γειτονιάς λιγότερων από οκτώ κέντρων υπερεικονοστοιχείων. Αυτό σημαίνει ότι η χρονική πολυπλοκότητα του αλγορίθμου εξαρτάται γραμμικά από τον  $N$  αριθμό των εικονοστοιχείων της εικόνας ανεξαρτήτως του μεγέθους της παραμέτρου  $k$  που εισάγει ο χρήστης.



(α) Περιοχή αναζήτησης του *K-means*

(β) Περιοχή αναζήτησης του *SLIC*

Εικόνα 2.10. : Παρουσίαση των περιοχών αναζήτησης υπερεικονοστοιχείων στη περίπτωση (α) του κλασσικού αλγορίθμου *K-means* και (β) του *SLIC*. Η μείωση της περιοχής αναζήτησης στη περίπτωση του *SLIC* έχει ως αποτέλεσμα η χρονική του πολυπλοκότητα να είναι γραμμική ανάλογα με τα εικονοστοιχεία της εικόνας  $O(N)$ , ενώ αυτή του *K-means* επηρεάζεται και από τον αριθμό  $I$  των επαναλήψεων  $O(kNI)$ .

Αφού, λοιπόν, κάθε εικονοστοιχείο έχει συσχετιστεί με το κοντινότερο κέντρο ενός υπερεικονοστοιχείου, το επόμενο βήμα του αλγορίθμου αφορά την προσαρμογή αυτών των κέντρων στο μέσο διάνυσμα  $[l \ a \ b \ x \ y]^T$  όλων των εικονοστοιχείων που ανήκουν στο αντίστοιχο υπερεικονοστοιχείο. Για τον υπολογισμό του εναπομείναντος σφάλματος  $E$  μεταξύ των καινούργιων και των προηγούμενων κέντρων των υπερεικονοστοιχείων που έχουν δημιουργηθεί χρησιμοποιείται η  $L2$  νόρμα. Τα βήματα της ανάθεσης των εικονοστοιχείων της απεικόνισης σε κάποιο υπερεικονοστοιχείο και της προσαρμογής των κέντρων των

υπερεικονοστοιχείων μπορούν να επαναληφθούν πολλές φορές μέχρι το εναπομείνον σφάλμα  $E$  να συγκλίνει σε μία τιμή.

Το τελευταίο στάδιο του αλγορίθμου αφορά την ενίσχυση της συνδεσιμότητας των εικονοστοιχείων μέσω της συνεχόμενης ανάθεσης ορισμένων εικονοστοιχείων σε κοντινά τους υπερεικονοστοιχεία. Πιο συγκεκριμένα, μετά το τέλος της διαδικασίας της δημιουργίας των υπερεικονοστοιχείων είναι απολύτως αναμενόμενο ορισμένα από τα εικονοστοιχεία της εικόνας να μην ανήκουν σε κάποιο από τα υπερεικονοστοιχεία που έχουν δημιουργηθεί, αλλά το καθένα από αυτά να αποτελεί ένα μοναδικό υπερεικονοστοιχείο. Προκειμένου, λοιπόν, να μην δημιουργούνται τόσο μικρού μεγέθους υπερεικονοστοιχεία, αυτά τα εικονοστοιχεία ανατίθενται στα κοντινότερα κέντρα των υπερεικονοστοιχείων μέσω ενός *αλγορίθμου σύνδεσης συνιστωσών (connected components algorithm)*.

### Ο ρόλος της απόστασης

Τα υπερεικονοστοιχεία που δημιουργούνται από τον *SLIC* αντιστοιχούν σε αντικείμενα της εικόνας που αναφέρονται στον χρωματικό χώρο του *CIELAB* με αποτέλεσμα η μέτρηση της απόστασης  $D$  μεταξύ των εικονοστοιχείων της εικόνας και των κέντρων των υπερεικονοστοιχείων να μην είναι άμεσα προφανής. Το εύρος των χρωματικών τιμών ενός εικονοστοιχείου σε αυτό τον χώρο είναι ένα ήδη γνωστό διάστημα, ενώ οι εικονοσυντεταγμένες του μπορούν να έχουν ένα εύρος τιμών ανάλογα με το μέγεθος της εικόνας. Συνεπώς, είναι προφανές ότι ορίζοντας την απόσταση  $D$  στον ευκλείδειο χώρο  $LABXY$  που έχει 5 διαστάσεις, αναμένεται να δημιουργηθούν ασυνέχειες στον τρόπο με τον οποίο πραγματοποιείται η κατάτμηση της εικόνας για διαφορετικά μεγέθη υπερεικονοστοιχείων. Αναλυτικότερα, για μεγάλα υπερεικονοστοιχεία οι χωρικές διαφορές θα υπερτερούν των φασματικών διαφορών δίνοντας έτσι πιο μεγάλη σημασία στη χωρική εγγύτητα σε σχέση με τη φασματική. Ως αποτέλεσμα σε αυτή τη περίπτωση πρόκειται να δημιουργηθούν συμπαγή υπερεικονοστοιχεία που, όμως, δεν θα προσαρμόζονται ικανοποιητικά στα

όρια της εικόνας. Προφανώς για τα μικρού μεγέθους υπερεικονοστοιχεία που δημιουργούνται ισχύει ακριβώς το αντίστροφο.

Ο τρόπος με τον οποίο ο αλγόριθμος αντιμετωπίζει αυτό το πρόβλημα είναι η χρήση μιας απόστασης που συνδυάζει τόσο το χωρικό όσο και το φασματικό στοιχείο της εικόνας. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της ομαλοποίησης της χωρικής εγγύτητας  $N_c$  και της φασματικής εγγύτητας  $N_s$  από τις αντίστοιχες μέγιστες αποστάσεις τους μέσα σε ένα υπερεικονοστοιχείο, συνεπώς η απόσταση  $D'$  εκφράζεται ως εξής :

$$\begin{aligned} d_c &= \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \\ d_s &= \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \\ D' &= \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2}. \end{aligned} \quad (2.10)$$

Η μέγιστη χωρική απόσταση που αναμένεται μέσα σε ένα υπερεικονοστοιχείο πρέπει να αντιστοιχεί στο διάστημα της δειγματοληψίας  $N_s = N_c = \sqrt{N/K}$ . Ο καθορισμός της μέγιστης φασματικής απόστασης  $N_c$  δεν είναι μια απλή διαδικασία διότι μία τέτοια απόσταση μπορεί να ποικίλει σημαντικά από το ένα υπερεικονοστοιχείο στο άλλο και από εικόνα σε εικόνα, συνεπώς η (3.1) μπορεί να γραφτεί ως :

$$D = \sqrt{d_c^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2} m^2 \quad (2.11)$$

Η σταθερά  $m$  που αναγράφεται στη παραπάνω σχέση εισάγεται από τον χρήστη δίνοντάς του τη δυνατότητα να ορίσει ο ίδιος τη σχετική σημασία μεταξύ χωρικής και φασματικής εγγύτητας και μπορεί να λάβει όλες τις τιμές εντός του διαστήματος [1,40] όταν χρησιμοποιείται ο χρωματικός χώρος του CIELAB. Η χωρική εγγύτητα είναι πιο σημαντική όταν το  $m$  είναι μεγάλο με αποτέλεσμα τα

υπερεικονοστοιχεία που δημιουργούνται να είναι αρκετά συμπαγή, ενώ όταν το  $m$  έχει μικρή τιμή τα υπερεικονοστοιχεία έχουν λιγότερο κανονικό μέγεθος και σχήμα, όμως προσαρμόζονται καλύτερα στα όρια της εικόνας.

### 2.3.3. Ο αλγόριθμος NCuts

Όπως είναι γνωστό, μία μαθηματική αναπαράσταση ενός συνόλου δεδομένων μπορεί να επιτευχθεί μέσω ενός γραφήματος, το οποίο συντίθεται από ένα σύνολο κορυφών (*nodes*) και από ένα σύνολο ακμών (*edges*), οι οποίες είναι ουσιαστικά ορισμένες γραμμές που ενώνουν τις κορυφές του γραφήματος που σχετίζονται μεταξύ τους ως προς κάποιο στοιχείο που έχει οριστεί. Εάν κάθε κορυφή του γραφήματος συνδέεται με καθεμία από τις άλλες κορυφές τότε το γράφημα θεωρείται ως *πλήρως συνδεδεμένο* (*fully connected*), ενώ εάν οι ακμές του αντιπροσωπεύουν συμμετρικές σχέσεις μεταξύ των κορυφών του τότε το γράφημα καλείται *μη κατευθυνόμενο* (*undirected*), δηλαδή σε αυτή τη περίπτωση η σειρά των συσχετισμένων κορυφών δεν έχει απολύτως καμία σημασία. Είναι αρκετά σύνηθες να ορίζεται ένα βάρος που αντιστοιχεί σε κάθε ακμή του γραφήματος προκειμένου να ποσοτικοποιηθεί η σχέση που υφίσταται μεταξύ των αντίστοιχων κορυφών που σχετίζονται.

Η αναπαράσταση μίας εικόνας μέσω ενός γραφήματος μπορεί να πραγματοποιηθεί θεωρώντας κάθε εικονοστοιχείο της ως μία κορυφή του γραφήματος. Η σύνδεση κάθε εικονοστοιχείου με κάθε ένα από τα άλλα ξεχωριστά καθιστά δυνατή τη δημιουργία των ακμών του γραφήματος, των οποίων ως βάρος μπορεί να οριστεί το αντίστροφο της απόλυτης διαφοράς των τιμών χρώματος μεταξύ δύο εικονοστοιχείων. Είναι προφανές ότι ουσιαστικά η χρήση αυτών των βαρών υποδεικνύει ένα μέτρο ομοιότητας μεταξύ των εκάστοτε εικονοστοιχείων. Με αυτό τον τρόπο, λοιπόν, μία εικόνα μπορεί να αναπαρισταθεί ως ένα μη κατευθυνόμενο και πλήρως συνδεδεμένο γράφημα. Συνεπώς, η κατάτμηση μίας

εικόνας που απεικονίζεται ως ένα γράφημα απαιτεί την εύρεση και αποσυσχέτιση των εικονοστοιχείων που έχουν το μικρότερο μέτρο ομοιότητας μεταξύ τους ώστε να δημιουργηθούν τα υπερεικονοστοιχεία.

Μία τέτοια συστηματική μέθοδος κατάτμησης μίας εικόνας αποτελεί ο αλγόριθμος *NCuts* (*Normalized Cuts*). Υποθέτοντας ότι το σύνολο των κορυφών του γραφήματος, δηλαδή το σύνολο των εικονοστοιχείων της εικόνας, χωρίζεται σε δύο υποσύνολα  $A$  και  $B$  τότε μπορούμε να ορίσουμε το *διαχωρισμό του γραφήματος* (*graph cut*) ως εξής :

$$cut(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} w(u, v) \quad (2.12)$$

όπου  $w(u, v)$  είναι το βάρος της ακμής του γραφήματος που συνδέει τις κορυφές  $u, v$ . Στη συνέχεια, μπορεί να οριστεί ο *κανονικοποιημένος διαχωρισμός του γραφήματος* (*normalized graph cut*) ως :

$$ncut(A, B) = \frac{cut(A, B)}{cut(A, V)} + \frac{cut(A, B)}{cut(B, V)} \quad (2.13)$$

Ο αλγόριθμος *NCuts* διαχωρίζει τα εικονοστοιχεία της εικόνας σε εκείνα τα δύο υποσύνολα  $A$  και  $B$  που ελαχιστοποιούν το  $ncut(A, B)$ , δηλαδή την παραπάνω σχέση. Ειδικότερα, αυτή η τεχνική κατάτμησης της εικόνας μπορεί να επιτευχθεί εφαρμόζοντας διαδοχικά τα παρακάτω βήματα :

**Βήμα 1** : Αναπαράσταση της εικόνας ως ένα γράφημα με κάθε εικονοστοιχείο της οποίας να αναπαρίσταται ως μία κορυφή και τα βάρη των ακμών του γραφήματος να αποτελούν το μέτρο ομοιότητας μεταξύ των αντίστοιχων εικονοστοιχείων που συνδέουν. Πρέπει να σημειωθεί ότι δεν είναι απαραίτητο να χρησιμοποιηθεί αποκλειστικά αυτό το μέτρο ομοιότητας για τα βάρη των ακμών του γραφήματος.



Βήμα 2 : Κατασκευή των πινάκων  $L$ ,  $D$  και  $E = D^{-1/2} * L * D^{-1/2}$  ως εξής :

- Ο  $D$  είναι ένας διαγώνιος πίνακας με το  $i$  στοιχείο της διαγωνίου του να αποτελεί το άθροισμα των βαρών των ακμών που ενώνουν την κορυφή  $i$  με όλες τις άλλες κορυφές.
- Ο  $W$  είναι ένας πίνακας με μηδενικά στοιχεία επί της διαγωνίου του και δημιουργείται από όλα τα βάρη των ακμών του γραφήματος με το  $w_{ij}$  στοιχείο του να αποτελεί το βάρος μεταξύ των κορυφών  $V_i$  και  $V_j$ .
- Ο  $L$  είναι ένας πίνακας που προκύπτει από τη σχέση  $L = D - W$ .

Αξίζει να αναφερθεί ότι εάν η εικόνα έχει μέγεθος  $(M \times N)$  εικονοστοιχεία τότε όλοι αυτοί οι πίνακες θα έχουν μέγεθος  $(MN \times MN)$ .

Βήμα 3 : Εύρεση της μικρότερης μη μηδενικής ιδιοτιμής του πίνακα  $E$  και του αντίστοιχου ιδιοδιανύσματος  $z_1$ , το οποίο θα έχει μέγεθος  $(MN \times 1)$ .

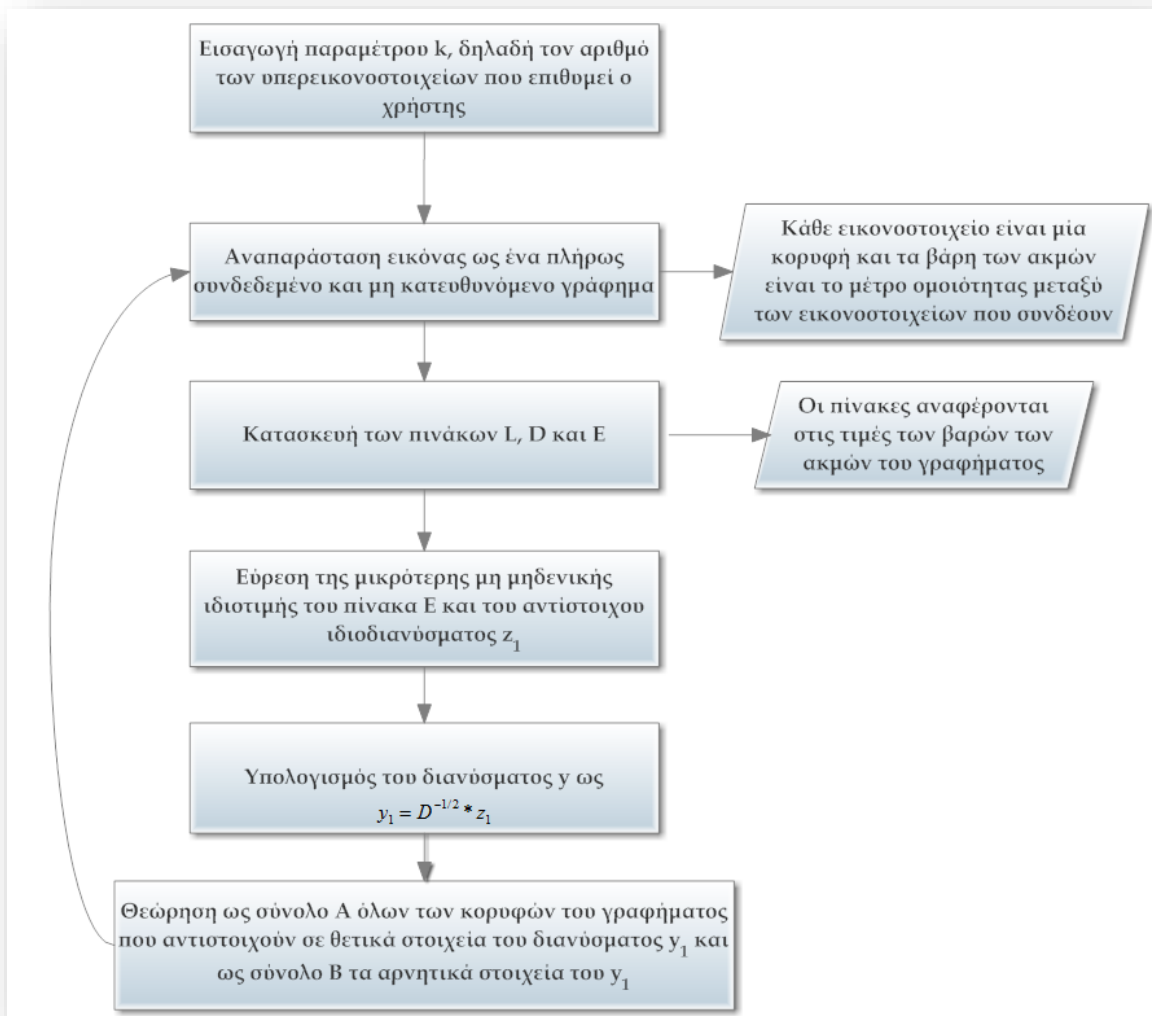
Βήμα 4 : Υπολογισμός του διανύσματος  $y$  ως  $y_1 = D^{-1/2} * z_1$

Αυτό το διάνυσμα θα έχει τόσα στοιχεία όσα και τα εικονοστοιχεία της εικόνας. Είναι προφανές ότι ανάλογα με τη σειρά που έχουν τοποθετηθεί τα εικονοστοιχεία ώστε να δημιουργηθεί η μαθηματική αναπαράσταση του γραφήματος, με την ίδια σειρά θα υπάρχει αντιστοιχία μεταξύ των στοιχείων του διανύσματος  $y_1$  και των εικονοστοιχείων.

Βήμα 5 : Θεώρηση όλων των κορυφών του γραφήματος που αντιστοιχούν σε θετικά στοιχεία του διανύσματος  $y_1$  ότι ανήκουν σε ένα υποσύνολο  $A$  και εκείνων που αντιστοιχούν σε αρνητικά στοιχεία του διανύσματος  $y_1$  ότι ανήκουν σε ένα υποσύνολο  $B$ . Με αυτό τον τρόπο γίνεται προφανής η διαχωροποίηση των εικονοστοιχείων της εικόνας σε δύο περιοχές  $A$  και  $B$ . Εφόσον η αρχική εικόνα διαχωριστεί σε δύο περιοχές τα εικονοστοιχεία καθεμίας από τις περιοχές μπορούν

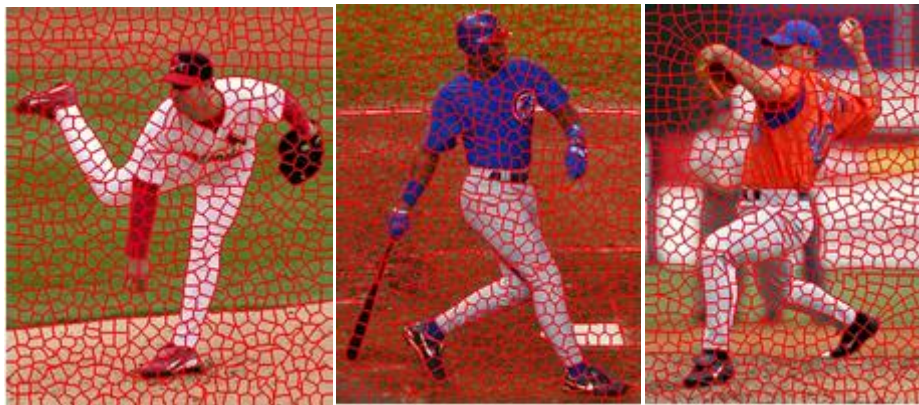
να αναπαρισταθούν από ξεχωριστές μορφές γραφημάτων στα οποία μπορεί να εφαρμοστούν ξανά τα παραπάνω βήματα ώστε να διαχωριστούν σε δύο ακόμη περιοχές και ούτω καθεξής. Ο αλγόριθμος τερματίζεται όταν υπερβεί ένα προκαθορισμένο από τον χρήστη αριθμό υπερεικονοστοιχείων/περιοχών, ο τελικός αριθμός των οποίων που δημιουργείται συνήθως υπερβαίνει ελαφρώς τη προκαθορισμένη τιμή εξαιτίας της παράλληλης διχοτόμησης πολλαπλών περιοχών.

Ενδεικτικά τα βήματα του αλγορίθμου παρουσιάζονται στη παρακάτω εικόνα :



Εικόνα 2.11. : Τα βασικά βήματα του αλγορίθμου κατάτμησης NCuts

Ωστόσο, στη πράξη δεν είναι δυνατός ο απευθείας υπολογισμός των ιδιοτιμών του πίνακα  $E$ , αφού θα ήταν αρκετά μεγάλος με αποτέλεσμα ο αλγόριθμος να αυξάνει την υπολογιστική του δυσκολία. Προκειμένου να δημιουργηθεί ένας σχετικά μικρός και αραιός πίνακας  $E$ , μπορούμε να μειώσουμε τον αριθμό των ακμών του γραφήματος μέσω του περιορισμού σχηματισμού τους μεταξύ εικονοστοιχείων που βρίσκονται χωρικά σχετικά κοντά το ένα με το άλλο. Σε αυτή τη περίπτωση υπάρχει πληθώρα ειδικών μεθόδων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν όπως, για παράδειγμα, η μέθοδος Lanczos, που όμως δεν πρόκειται να ασχοληθούμε περαιτέρω καθώς η ανάλυση τέτοιων τεχνικών αποκλίνουν των σκοπών αυτής της διπλωματικής εργασίας.

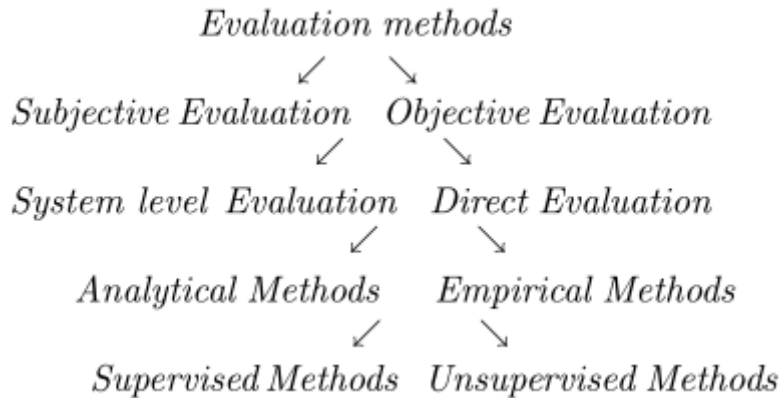


Εικόνα 2.12. : Αποτελέσματα εφαρμογής του NCuts σε εικόνες RGB

#### 2.3.4. Αξιολόγηση των αλγορίθμων κατάτμησης

Χωρίς αμφιβολία, ο έλεγχος της ποιότητας των αλγορίθμων κατάτμησης αποτελεί ένα αναπόσπαστο κομμάτι της διαδικασίας της κατάτμησης των υπερφασματικών δεδομένων που είναι απαραίτητο για την εξαγωγή ορθών αποτελεσμάτων. Ο σχεδιασμός μιας τεχνικής για την κριτική του αποτελέσματος της κατάτμησης σε μία εικόνα αποτελεί μία δύσκολη διαδικασία διότι ανάλογα με την εφαρμογή αλλάζουν τα κριτήρια βάσει των οποίων οι μέθοδοι κατάτμησης τίθενται ικανοποιητικές για την εκάστοτε εικόνα. Τις τελευταίες δεκαετίες έχει προταθεί ένα

πλήθος τεχνικών αξιολόγησης για την κατάτμηση μιας εικόνας που είναι αρκετά διαφορετικές μεταξύ τους και μπορούν να διαχωριστούν σε πέντε διακριτές μεθοδολογίες, όπως παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα :



Εικόνα 2.13. : Κατηγοριοποίηση των τεχνικών αξιολόγησης για την κατάτμηση μιας εικόνας  
(Hui Zhang, Jason E. Fritts, Sally A. Goldman, 2007)

Πιο αναλυτικά, η πρώτη κατηγοριοποίηση που υφίσταται για τις τεχνικές αξιολόγησης υπόκειται ανάλογα με το αν η κατατμημένη εικόνα πρόκειται να εξεταστεί από τον χρήστη ή από τον υπολογιστή σε δύο μεγάλες κατηγορίες : *Υποκειμενική αξιολόγηση (Subjective evaluation)* και *Αντικειμενική αξιολόγηση (Objective evaluation)*. Στη περίπτωση της αντικειμενικής αξιολόγησης ορισμένες μέθοδοι εξετάζουν τον αντίκτυπο της εφαρμογής μιας τεχνικής αξιολόγησης σε ένα μεγαλύτερο σύστημα, ενώ άλλες μέθοδοι εξετάζουν την εκάστοτε τεχνική ανεξάρτητα. Έτσι, λοιπόν, μπορεί να επιτευχθεί μία κατηγοριοποίηση των αντικειμενικών τεχνικών αξιολόγησης σε *τεχνικές σε επίπεδο συστήματος (System-Level evaluation)* και σε *άμεσες τεχνικές (direct evaluation)*. Οι τελευταίες από αυτές μπορούν να διαχωριστούν σε *αναλυτικές τεχνικές (analytical methods)* και σε *εμπειρικές τεχνικές (empirical methods)* ανάλογα με το αν η τεχνική αξιολόγησης ή τα αποτελέσματά της πρόκειται να εξεταστούν. Τέλος, οι εμπειρικές μέθοδοι αξιολόγησης μπορούν να διαχωριστούν σε *επιβλεπόμενες τεχνικές (supervised methods)* και σε *μη επιβλεπόμενες*

τεχνικές (*unsupervised methods*) ανάλογα με το αν η εκάστοτε τεχνική απαιτεί την παρουσία μιας εικόνας αναφοράς ή όχι αντίστοιχα. Αξιζει να αναφερθεί ότι όλες οι παραπάνω κατηγορίες δεν είναι αμοιβαία αποκλειστικές, δηλαδή ορισμένες τεχνικές αξιολόγησης μπορούν να ανήκουν σε παραπάνω από μία κατηγορίες.

Όσον αφορά τα κριτήρια μιας καλά κατατμημένης εικόνας, σύμφωνα με τους Haralick και Shapiro αυτά είναι τα εξής :

1. Τα αντικείμενα της εικόνας που δημιουργούνται πρέπει να είναι ομοιόμορφα και ομογενή ως προς κάποιο χαρακτηριστικό
2. Τα γειτονικά αντικείμενα πρέπει να έχουν σημαντικές διαφοροποιήσεις ως προς το χαρακτηριστικό που είναι ομοιόμορφα
3. Το εσωτερικό μέρος των αντικειμένων πρέπει να είναι απλό και χωρίς κενά
4. Τα άκρα/σύνορα των αντικειμένων πρέπει να είναι απλά, χωρικά ακριβή και όχι τραχιά

Τα πρώτα δύο κριτήρια εξετάζουν τα χαρακτηριστικά των αντικειμένων της κατατμημένης εικόνας όποτε αυτά συνήθως αποκαλούνται ως *χαρακτηριστικά κριτήρια (characteristic criteria)*, ενώ τα δύο τελευταία κριτήρια βασίζονται στο κατά πόσο το κάθε αντικείμενο της κατατμημένης εικόνας μπορεί να θεωρηθεί ως ένα μεμονωμένο αντικείμενο από τον χρήστη και καλούνται ως *σημασιολογικά κριτήρια (semantic criteria)*. Οι περισσότερες τεχνικές αξιολόγησης βασίζονται εξ ολοκλήρου ή εν μέρει σε χαρακτηριστικά κριτήρια διότι τα σημασιολογικά κριτήρια αλλάζουν ανάλογα με την εικόνα εφαρμογής.

Αυτά τα κριτήρια είναι τα πιο βασικά ώστε μια διαδικασία κατάτμησης να θεωρηθεί ικανοποιητική σε μία εικόνα. Σε αυτό το σημείο πρέπει να αναφερθεί ότι οι μη επιβλεπόμενες τεχνικές αξιολόγησης χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες ανάλογα με το κριτήριο που εξετάζουν : αυτές που μετρούν την εσωτερική ομοιομορφία των αντικειμένων (κριτήριο 1), αυτές που μετρούν την διαφοροποίηση που παρουσιάζουν τα γειτονικά αντικείμενα μεταξύ τους (κριτήριο 2) και αυτές που

μετρούν σημασιολογικά χαρακτηριστικά των αντικειμένων όπως, για παράδειγμα, το σχήμα τους (κριτήριο 3 και 4). Αυτές οι μετρήσεις συχνά συνδυάζονται ώστε να παραχθεί ένα σύνθετο μέτρο αποτελεσματικότητας της κατάτμησης σε μία εικόνα. Στη συνέχεια αυτού του εδαφίου, πρόκειται να παρουσιαστούν ορισμένες γνωστές μη επιβλεπόμενες μέθοδοι για την αξιολόγηση μιας κατατμημένης εικόνας που συναντώνται.

#### 2.3.4.1. Ο δείκτης F

Ο δείκτης F (Liu & Yang, 1994) μετρά το μέσο τετραγωνικό σφάλμα των τιμών των υπερεικονοστοιχείων “τιμωρώντας” ουσιαστικά την δημιουργία πάρα πολλών υπερεικονοστοιχείων μέσω της προσθήκης ενός βάρους που είναι ανάλογο με την τετραγωνική ρίζα του πλήθους των υπερεικονοστοιχείων που δημιουργούνται. Δεν απαιτεί καμία εισαγωγή παραμέτρων από τον χρήστη, είναι ανεξάρτητος του περιεχομένου και του φασματικού χώρου της εικόνας και δίνεται από την παρακάτω σχέση :

$$F(I) = \sqrt{N} \sum_{j=1}^N \frac{e_j^2}{\sqrt{S_j}} \quad (2.14)$$

όπου  $S_j$  ο αριθμός των εικονοστοιχείων που περιέχει το υπερεικονοστοιχείο  $j$ ,  $e_j$  το τετραγωνικό σφάλμα της τιμής του υπερεικονοστοιχείου  $j$  και  $N$  ο αριθμός των υπερεικονοστοιχείων που έχουν σχηματιστεί σε όλη την εικόνα.

Ένα από τα προβλήματα του δείκτη F αποτελεί το γεγονός ότι αντιμετωπίζει την *υπερκατάτμηση* (*oversegmentation*) με κάποια προκατάληψη, δηλαδή προτιμά τον σχηματισμό πολλών περισσότερων υπερεικονοστοιχείων από όσα πραγματικά

απαιτούνται ώστε να περιγραφεί ένα αντικείμενο της εικόνας. Μία διαφορετική εκδοχή του παραπάνω δείκτη, λοιπόν, αποτελεί ο  $F'$  (Borsotti et al., 1998) και αποσκοπεί στην ποινή των κατατμήσεων όπου δημιουργούνται πολλά μικρά υπερεικονοστοιχεία ίδιου μεγέθους περίπου και βασίζεται στη λογική ότι ο  $F$  ευνοεί την κατάτμηση μιας εικόνας με ένα μεγάλο πλήθος μικρών υπερεικονοστοιχείων. Ο  $F'$  δίνεται από τον παρακάτω τύπο :

$$F'(I) = \frac{1}{1000 \cdot S_I} \sqrt{\sum_{a=1}^{\text{MaxArea}} [N(a)]^{1+1/a}} \sum_{j=1}^N \frac{e_j^2}{\sqrt{S_j}} \quad (2.15)$$

όπου  $S_I$  είναι ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων της εικόνας, MaxArea είναι το μεγαλύτερο υπερεικονοστοιχείο σε όλη την εικόνα.

Επιπρόσθετα, μία βελτίωση του παραπάνω δείκτη  $F'$  που έχει προταθεί αποτελεί ο δείκτης  $Q$  (Borsotti et al., 1998), ο οποίος προσπαθεί να αντιμετωπίσει ταυτόχρονα τις περιπτώσεις της υπερκατάτμησης και της υποκατάτμησης (*undersegmentation*), δηλαδή η περίπτωση μικρότερου αριθμού υπερεικονοστοιχείων από όσων χρειάζονται ώστε να περιγραφεί ο αριθμός των αντικειμένων της εικόνας. Ο δείκτης  $Q$  δίνεται από τον παρακάτω τύπο :

$$Q(I) = 0 \frac{\sqrt{N}}{1000 \cdot S_I} \sum_{j=1}^N \left[ \frac{e_j^2}{1 + \log S_j} + \left( \frac{N(S_j)}{S_j} \right)^2 \right] \quad (2.16)$$

#### 2.3.4.2. Ο δείκτης SM

Ο δείκτης SM αφορά τη γεωμετρία των υπερεικονοστοιχείων που σχηματίζονται και είναι ιδιαίτερα χρήσιμος σε περιπτώσεις όπου θέλουμε να εξετάσουμε τα σχήματα

των υπερεικονοστοιχείων που έχουν σχηματιστεί από τον αλγόριθμο κατάτμησης. Ορίζεται ως το άθροισμα των παραγώγων σε κάθε εικονοστοιχείο του οποίου η τιμή ξεπερνά ταυτόχρονα ένα κατώφλι που έχει οριστεί προηγουμένως και τη μέση τιμή των γειτονικών εικονοστοιχείων και μπορεί να υπολογιστεί σύμφωνα με τον παρακάτω τύπο :

$$SM = \frac{1}{C} * \sum_{(x,y)} \{Sgn[C(x,y) - C_{N(x,y)}] \delta(x,y) Sgn[C(x,y) - T]\} \quad (2.17)$$

όπου  $\delta(x,y)$  είναι η παράγωγος στο εικονοστοιχείο με εικονοσυντεταγμένες  $(x,y)$ ,  $T$  είναι το κατώφλι που έχει οριστεί και  $C_{N(x,y)}$  είναι η μέση τιμή των γειτονικών εικονοστοιχείων του εικονοστοιχείου με εικονοσυντεταγμένες  $(x,y)$

#### 2.3.4.3. Το διάνυσμα PV

Το *διάνυσμα PV* (Levine&Nazif, 1985) αποτελεί ένα σύνολο μετρήσεων που συνιστούν ουσιαστικά ένα μέτρο επιδόσεων του αλγορίθμου κατάτμησης και συμπεριλαμβάνει διάφορους παράγοντες που μπορούν να χαρακτηρίσουν το αποτέλεσμα της κατάτμησης σε μία εικόνα. Τέτοιοι παράγοντες αποτελούν η ομοιομορφία των τιμών των υπερεικονοστοιχείων, ο ορθός σχηματισμός των υπερεικονοστοιχείων σε μία συγκεκριμένη περιοχή της εικόνας που ορίζεται από τον χρήστη, η διαφοροποίηση των τιμών των υπερεικονοστοιχείων που βρίσκεται επίσης σε μία συγκεκριμένη περιοχή κ.ά.

Το μέτρο ομοιομορφίας  $U$  των τιμών των εικονοστοιχείων που εμπεριέχονται στα εκάστοτε  $j$  υπερεικονοστοιχεία της εικόνας δίνεται από τον παρακάτω τύπο :



$$U = 1 - \sum_{j=1}^N \frac{e_{gl}^2(R_j) \times W_j}{Z} \quad (2.18)$$

όπου  $W_j$  είναι το βάρος,  $Z$  ένας παράγοντας κανονικοποίησης,  $R_j$  το πλήθος των εικονοστοιχείων στο  $j$  υπερεικονοστοιχείο και  $e_{gl}$  το τετραγωνικό σφάλμα των τιμών του υπερεικονοστοιχείου  $j$

Ο ορθός σχηματισμός των υπερεικονοστοιχείων σε μία συγκεκριμένη περιοχή  $a$  της εικόνας που ορίζεται από τον χρήστη δίνεται από τον παρακάτω τύπο :

$$R_a = \frac{NR_a/S_a}{NR_I/S_I} \quad (2.19)$$

όπου  $NR_a$  είναι το πλήθος των υπερεικονοστοιχείων σε μία περιοχή  $a$ ,  $NR_I$  το πλήθος των υπερεικονοστοιχείων σε όλη την εικόνα,  $S_a$  το πλήθος των εικονοστοιχείων στη περιοχή  $a$  και  $S_I$  το πλήθος των εικονοστοιχείων όλης της εικόνας

Η διαφοροποίηση των τιμών  $C_a$  μεταξύ των υπερεικονοστοιχείων σε μία ορισμένη περιοχή  $a$  δίνεται από τον παρακάτω τύπο :

$$C_a = \left( \sum_{R_j \in a} v_j \sum_{\text{adj } R_i} p_{ij} \frac{|\hat{C}(R_i) - \hat{C}(R_j)|}{\hat{C}(R_i) + \hat{C}(R_j)} \right) / \sum_{R_j \in a} v_j \quad (2.19)$$

όπου  $C(R_i)$ ,  $C(R_j)$  είναι η μέση τιμή στα υπερεικονοστοιχεία  $R_i$  και  $R_j$  αντίστοιχα,  $v_j$  είναι το βάρος που δίνεται για το υπερεικονοστοιχείο  $R_j$  χρησιμοποιώντας μία συνάρτηση που προσεγγίζει την ανθρώπινη ευαισθησία όσον αφορά την αντίθεση

των τιμών των εικονοστοιχείων και  $p_{ij}$  η τιμή γειτνίασης που χρησιμοποιείται ώστε να δοθεί ένα βάρος για τη σύγκριση μεταξύ των περιοχών

## 2.4. Μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση εικόνας (Clustering)

Η έννοια της *ταξινόμησης (classification)* μιας εικόνας αναφέρεται σε μία ποικιλία αλγορίθμων που έχουν ως στόχο τη δημιουργία κατηγοριών που αποτελούνται από διάφορα αντικείμενα με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε τα αντικείμενα που συνιστούν μια ξεχωριστή *κατηγορία (class)* ή αλλιώς *συστάδα (cluster)* να παρουσιάζουν ορισμένα κοινά χαρακτηριστικά, καθώς και να διαφοροποιούνται επαρκώς. Η εφαρμογή των στατιστικών κανόνων απόφασης που χρησιμοποιούν οι αλγόριθμοι ταξινόμησης μπορεί να βασίζονται είτε στα φασματικά χαρακτηριστικά των δεδομένων είτε στα γεωμετρικά σχήματα, μεγέθη και πρότυπα που υπάρχουν σε μία εικόνα. Στη πρώτη περίπτωση μπορούμε να αναφερόμαστε σε μία διαδικασία *φασματικής αναγνώρισης προτύπων*, ενώ στη δεύτερη σε μία διαδικασία *χωρικής αναγνώρισης προτύπων*. Σκοπός της ταξινόμησης, λοιπόν, και στις δύο περιπτώσεις αποτελεί η κατηγοριοποίηση όλων των εικονοστοιχείων μιας εικόνας σε ένα μία από ένα σύνολο τάξεων χρήσεων γης, “θεματικών” κατηγοριών ή αντικειμένων. Σε γενικές γραμμές, θα μπορούσαμε να πούμε ότι οι μέθοδοι ταξινόμησης μιας εικόνας χωρίζονται στις εξής κατηγορίες :

- *Επιβλεπόμενες* : αποβλέπει στην εξαγωγή των κυρίων φασματικών τάξεων που εμφανίζονται σε μία εικόνα, καθώς και στην αναγνώριση και αναφορά τους σε πραγματικές τάξεις αντικειμένων της φυσικής γήινης επιφάνειας με τη χρήση των φασματικών υπογραφών τους. Η υλοποίηση μιας επιβλεπόμενης τεχνικής, λοιπόν, αποτελεί συνάρτηση (i) της επιλογής περιοχών εκπαίδευσης και (ii) της εφαρμογής του εκάστοτε αλγορίθμου ταξινόμησης επί της εικόνας. Συχνά στη διεθνή βιβλιογραφία οι μέθοδοι αυτές αναφέρονται απλά ως *ταξινόμηση (classification)*.
- *Μη επιβλεπόμενες* : εμπεριέχονται όλοι οι αλγόριθμοι ταξινόμησης οι οποίοι ομαδοποιούν τα εικονοστοιχεία βάσει των φυσικών ομαδοποιήσεων ή συσσωρεύσεων που ενυπάρχουν στις ψηφιακές τιμές της εικόνας, συνεπώς δεν

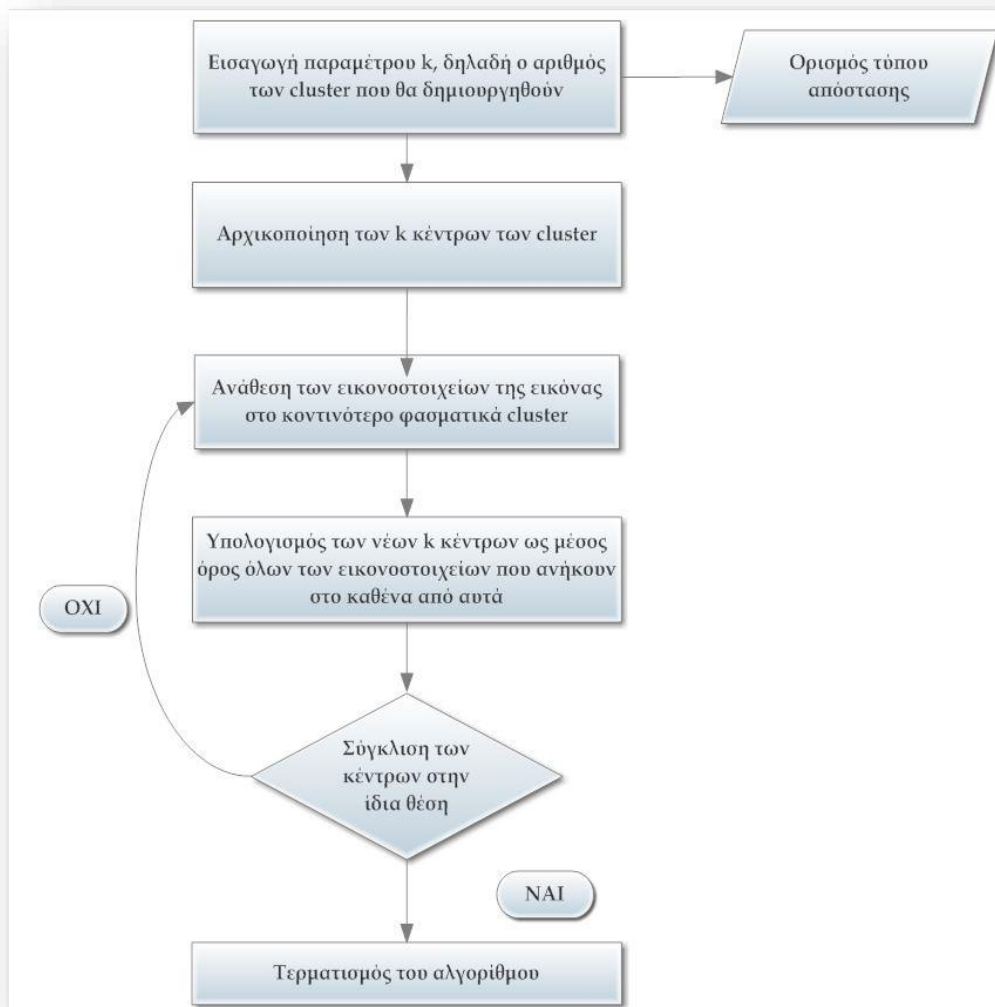
απαιτείται η χρήση κάποιας εικόνας αναφοράς όπως στη περίπτωση των επιβλεπόμενων μεθόδων. Η βασική αρχή τέτοιων μεθόδων ταξινόμησης αποτελεί το γεγονός ότι οι τιμές των συστάδων που προέρχονται από μία συγκεκριμένη κατηγορία κάλυψης γης πρόκειται να βρίσκονται κοντά στο χώρο προτύπων, ενώ οι τιμές των συστάδων που απεικονίζουν διαφορετικές κατηγορίες χρήσεων γης θα πρέπει να συγκριτικώς να είναι καλά διαχωρίσιμες. Συχνά στη διεθνή βιβλιογραφία οι μέθοδοι αυτές αναφέρονται απλά ως *ομαδοποίηση (clustering)*.

Στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας αποφασίστηκε η εφαρμογή ιεραρχικών αλγορίθμων μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης και του K-means, οι οποίοι αποτελούν μη επιβλεπόμενες μεθόδους ταξινόμησης και πρόκειται να αναλυθούν ως προς το θεωρητικό τους πλαίσιο στα επόμενα εδάφια. Ο λόγος που επιλέχθηκαν τέτοιου είδους τεχνικές αποτελεί η μεγάλη φασματική πληροφορία που προσφέρεται από τα υπερφασματικά δεδομένα και πιο συγκεκριμένα διότι με αυτό τον τρόπο πρόκειται να αναγνωριστούν οι διακριτές φασματικές κατηγορίες που ενυπάρχουν στα δεδομένα, πολλές εκ των οποίων μπορεί να μην είχαν αρχικώς θεωρηθεί από τον χρήστη κατά την εφαρμογή μιας επιβλεπόμενης ταξινόμησης. Επιπρόσθετα, αξίζει να αναφερθεί ότι κρίθηκε αναγκαία η εφαρμογή των αλγορίθμων κατάτμησης πριν την εφαρμογή των αλγορίθμων ταξινόμησης, διότι αφενός επιτυγχάνεται η μείωση του φασματικού χώρου αφετέρου πραγματοποιείται μία πρώτη ομαδοποίηση των γειτονικών χωρικά και φασματικά όμοιων εικονοστοιχείων της απεικόνισης.

#### 2.4.1. Ο αλγόριθμος K-means

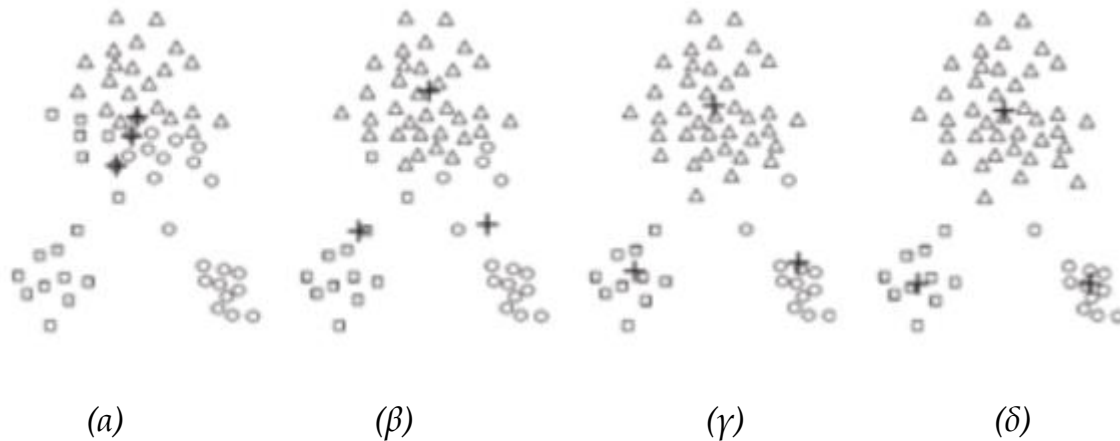
Η ευρεία γνωστή τεχνική ομαδοποίησης *K-means* είναι αρκετά απλή και θα ξεκινήσουμε την ανάλυσή μας με μία περιγραφή του βασικού αλγορίθμου. Αρχικά επιλέγεται ένας  $K$  αριθμός αρχικών *κεντροειδών (centroids)*, όπου  $K$  είναι μία προκαθορισμένη παράμετρος από τον χρήστη και ορίζει τον αριθμό των συστάδων

που πρόκειται να δημιουργηθούν. Κάθε εικονοστοιχείο, λοιπόν, της απεικόνισης ανατίθεται στο κοντινότερο κεντροειδές και τα σύνολα εικον σχηματίζοντας με αυτό τον τρόπο τις διάφορες συστάδες. Το κεντροειδές κάθε συστάδας στη συνέχεια της διαδικασίας αλλάζει βάσει των σημείων που έχουν ήδη καταχωρηθεί στην εκάστοτε συστάδα. Η παραπάνω μεθοδολογία επαναλαμβάνεται έως ότου κανένα σημείο να μην παραποιεί οποιοδήποτε από τις συστάδες που έχουν δημιουργηθεί από το προηγούμενο βήμα ή με λίγα λόγια όταν τα κεντροειδή παραμένουν στην ίδια θέση. Τα βήματα του αλγορίθμου παρουσιάζονται στη παρακάτω εικόνα :



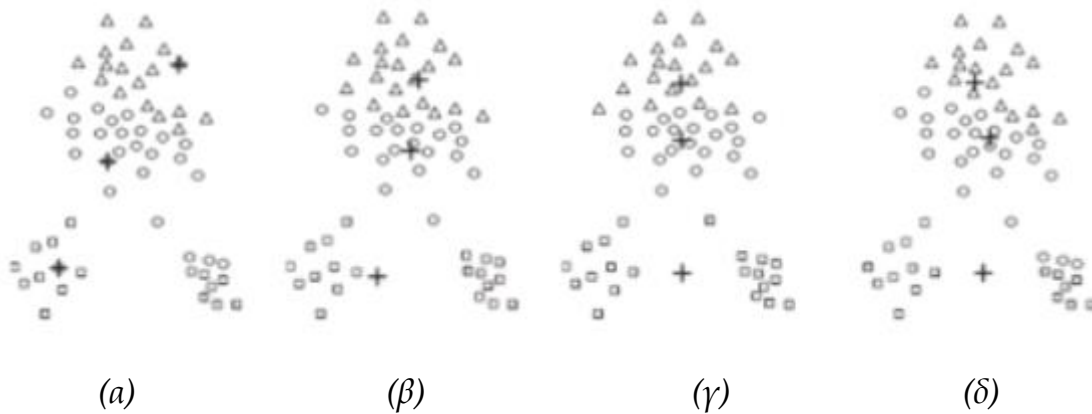
Εικόνα 2.14. : Τα βασικά βήματα του αλγορίθμου μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης εικόνας *K-means*

Μία εφαρμογή του *K-means* παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα, η οποία δείχνει πως ξεκινώντας από τρία κεντροειδή καταλήγουμε στις τελικές συστάδες μέσω τεσσάρων βημάτων.



Εικόνα 2.15. : Χρησιμοποιώντας τον *K-means* για την εύρεση τριών συστάδων (*clusters*) σε ένα τυχαίο σετ δεδομένων μετά από τέσσερις επαναλήψεις

Για κάποιους συνδυασμούς των συναρτήσεων εκτίμησης και των τύπων των κεντροειδών ο αλγόριθμος *K-means* πάντα συγκλίνει σε μία λύση, δηλαδή φτάνει σε ένα σημείο στο οποίο κανένα εικονοστοιχείο δεν μετακινείται σε κάποιο άλλη συστάδα. Όσον αφορά τη συνάρτηση εκτίμησης της απόστασης μεταξύ του εικονοστοιχείου και του εκάστοτε κεντροειδούς, μπορούν να χρησιμοποιηθούν διάφορες τέτοιες όπως η απόσταση Manhattan, η cosine απόσταση, η Ευκλείδεια απόσταση κλπ. Όπως είναι λογικό, η αποδοτικότητα του αλγορίθμου εξαρτάται σε πολύ μεγάλο βαθμό όχι μόνο από τη συνάρτηση της εκτίμησης της απόστασης που θα επιλεγεί αλλά και από την επιλογή των αρχικών κεντροειδών που πρέπει να επιλέξει ο χρήστης που παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα :



Εικόνα 2.16. : Η επίδραση της κακής επιλογής αρχικών κεντροειδών στο αποτέλεσμα της ομαδοποίησης για μικρό αριθμό επαναλήψεων σε ένα τυχαίο σετ δεδομένων. Προφανώς ο αλγόριθμος θα συγκλίνει σε ορθά αποτελέσματα στις επόμενες επαναλήψεις.

Σε αυτό το σημείο θα αναφερθούν ορισμένοι περιορισμοί που παρουσιάζει ο βασικός αλγόριθμος *K-means* και οι διάφορες παραλλαγές του ως προς την εύρεση διαφορετικών τύπων κατηγοριών επί της εικόνας. Πιο συγκεκριμένα, ο *K-means* δυσκολεύεται στον εντοπισμό “φυσικών” προτύπων στην απεικόνιση, όπως και στη περίπτωση που αυτές έχουν είτε μη σφαιρικά σχήματα είτε διαφορετικές πυκνότητες είτε διαφορετικά μεγέθη μεταξύ τους. Για παράδειγμα, στην Εικόνα 2.14 ο αλγόριθμος δεν είναι σε θέση να εντοπίσει τις τρεις ομάδες σημείων διότι μία εκ αυτών είναι μεγαλύτερη από τις άλλες δύο και ως εκ τούτου η πιο μεγάλη από αυτές διασπάται με ένα ποσοστό από τις μικρότερες συστάδες συνδυάζεται με τη μεγάλη μεγέθους ομάδα. Ακόμη, στην Εικόνα 2.15 μπορούμε εύκολα να παρατηρήσουμε ότι ο αλγόριθμος αποτυγχάνει να βρει τα τρία “φυσικά” clusters αφού οι δύο μικρές συστάδες διαθέτουν μεγαλύτερη πυκνότητα από τη μεγάλη μεγέθους συστάδα. Τέλος, στην Εικόνα 2.16 οι συστάδες που προκύπτουν από την εφαρμογή του *K-means* είναι ένας λανθασμένος συνδυασμός των δύο “φυσικών” κατηγοριών λόγω του ότι τα τελευταία δεν έχουν σφαιρικό σχήμα.



Εικόνα 2.17. : Αποτέλεσμα ομαδοποίησης του *K-means* με συστάδες διαφορετικού μεγέθους



Εικόνα 2.18. : Αποτέλεσμα ομαδοποίησης του *K-means* με συστάδες διαφορετικής πυκνότητας



Εικόνα 2.19. : Αποτέλεσμα ομαδοποίησης του *K-means* με συστάδες μη σφαιρικού σχήματος

Συμπερασματικά, ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα του *K-means* αποτελεί το γεγονός ότι είναι ιδιαίτερα απλός, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για διαφορετικού τύπου εικόνες και είναι δυνατόν να αποδειχθεί εξαιρετικά αποδοτικός. Για τους παραπάνω λόγους αυτή η μη επιβλεπόμενη τεχνική ταξινόμησης αποτελεί ίσως τον πιο διαδεδομένο αλγόριθμο τέτοιου τύπου στο επιστημονικό πεδίο της

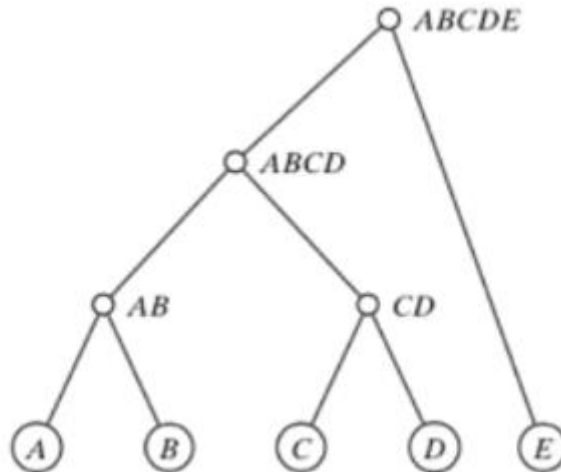


Τηλεπισκόπησης, καθώς και διαθέτει διάφορες εναλλακτικές εκδοχές, όπως ο *ISODATA* και ο *Bisective K-means* οι οποίες είναι λιγότερο ευαίσθητες ως προς την αρχικοποίηση των κεντροειδών και περισσότερο αποδοτικές. Ωστόσο, αποτελεί μία μη ντετερμινιστική λύση στο πρόβλημα της ταξινόμησης μιας εικόνας και διαθέτει αρκετά μειονεκτήματα. Θα λέγαμε ότι είναι αρκετά ευαίσθητος σε εικονοστοιχεία που μπορεί να εμπεριέχουν θόρυβο, η αποδοτικότητα και η χρονική πολυπλοκότητά του εξαρτάται κυρίως από την αρχικοποίηση των κεντροειδών, ενώ επίσης δεν μπορεί να διαχειριστεί ορθά όλους τους τύπους των δεδομένων, όπως είδαμε προηγουμένως.

#### 2.4.2. Ιεραρχικές μέθοδοι μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης

Οι αλγόριθμοι ταξινόμησης που θα παρουσιαστούν στη συνέχεια χρησιμοποιούν ιεραρχικά μοντέλα για την ομαδοποίηση των δεδομένων, όλοι τους βασίζονται σε μία συγκεκριμένη δομή και διαφοροποιούνται ανάλογα με το μέτρο ομοιότητας που χρησιμοποιούν ώστε να ομαδοποιήσουν τα δεδομένα. Η λογική, λοιπόν, της ιεραρχικής προσέγγισης ομαδοποίησης για ένα τυχαίο τύπο δεδομένων μπορεί να αναλυθεί με τον εξής απλό τρόπο : ο σκοπός μιας τέτοιας μεθόδου δεδομένων  $x$ -σημείων σε ένα  $n$ -διάστατο χώρο είναι να δημιουργήσει μία αλληλουχία ιεραρχικά αλληλοεξαρτώμενων τμημάτων που μπορούν εύκολα να αναπαρισταθούν σε ένα *δενδροδιάγραμμα* (*dendrogram*). Οι συστάδες του δενδροδιαγράμματος που βρίσκονται στο χαμηλότερο επίπεδο συμπεριλαμβάνουν μόνο ένα αντικείμενο, ενώ στο υψηλότερο επίπεδο του δενδροδιαγράμματος όλα τα σημεία συνιστούν μία και μοναδική συστάδα. Η Εικόνα 2.17 δείχνει τη μορφή ενός τέτοιου διαγράμματος, καθώς και τον τρόπο με τον οποίο τα αντικείμενα μπορούν να ομαδοποιηθούν βήμα - βήμα. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα το σετ δεδομένων αποτελείται από πέντε σημεία  $\{a,b,c,d,e\}$  και αυτά ομαδοποιούνται ανάλογα με το μέτρο ομοιότητας που παρουσιάζουν και ένα κατώφλι που έχει οριστεί από τον

χρήστη. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι συστάδες που βρίσκονται στο χαμηλότερο επίπεδο του ιεραρχικού δέντρου λέγονται “φύλλα” (*leaves*), ενώ η συστάδα που βρίσκεται στο υψηλότερο σημείο αυτού του διαγράμματος και περιλαμβάνει όλα τα αντικείμενα του σετ δεδομένων ονομάζεται “ρίζα” (*root*).



Εικόνα 2.20. : Ένα παράδειγμα δενδροδιαγράμματος ή αλλιώς δέντρου

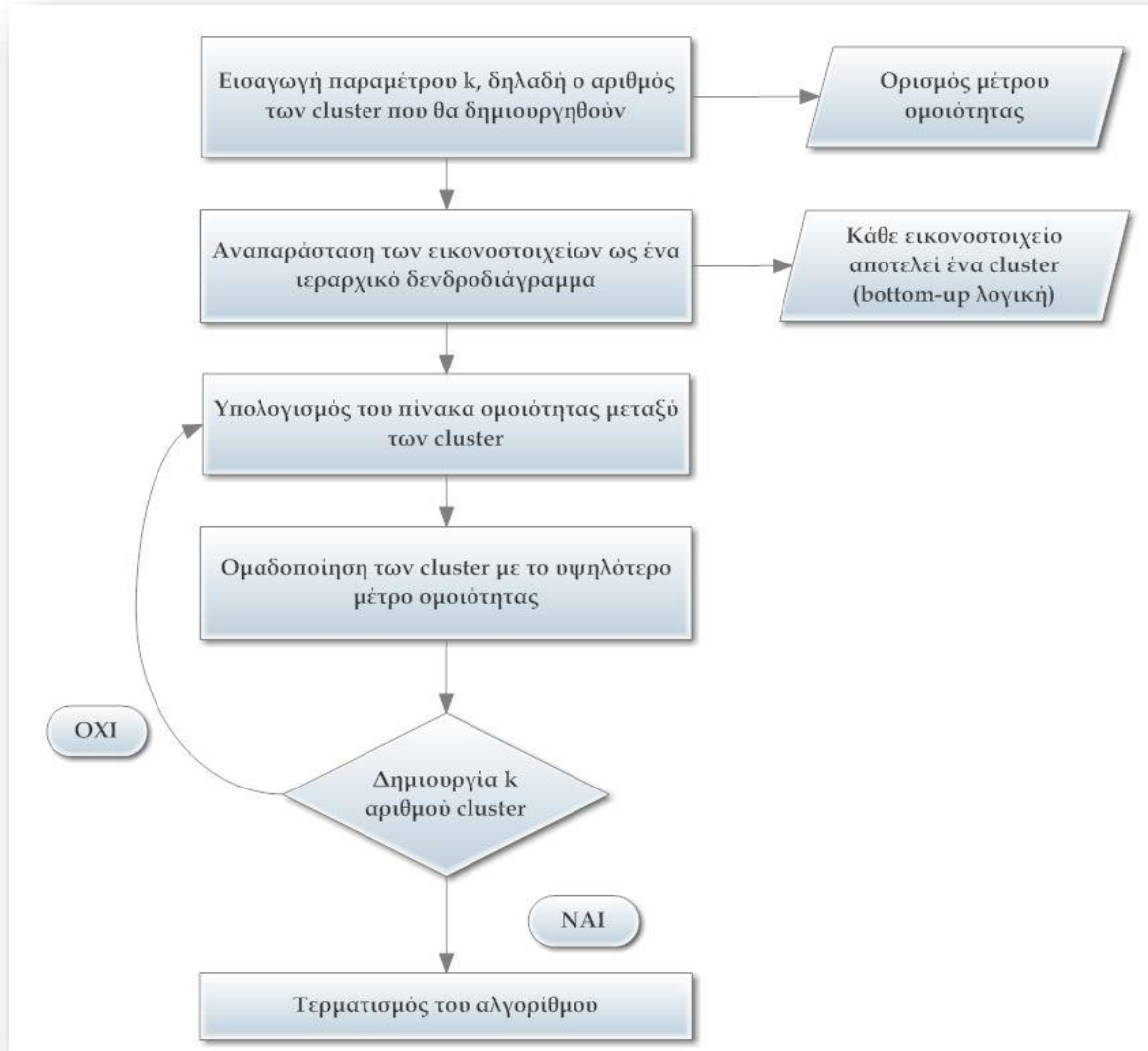
Στη διεθνή βιβλιογραφία αναφέρεται ότι οι ιεραρχικές μέθοδοι ομαδοποίησης χωρίζονται σε δύο κατηγορίες : *Agglomerative (bottom up)* και *Divisive (top down)*. Η λογική των *ιεραρχικών Agglomerative μεθόδων* ή αλλιώς *HAC* αλγορίθμων βασίζεται σε μία *bottom-up* στρατηγική σύμφωνα με την οποία κάθε αντικείμενο του σετ δεδομένων θεωρείται σε αρχική φάση ως μία συστάδα. Η ομαδοποίηση αυτών βασίζεται σε ένα συγκεκριμένο μέτρο ομοιότητας που ορίζεται από τον χρήστη και τερματίζεται είτε όταν όλα τα αντικείμενα να ομαδοποιηθούν σε μία και μοναδική συστάδα είτε με τη χρήση ενός *κατωφλιού (threshold)* από τον χρήστη. Η λογική των *ιεραρχικών Divisive αλγορίθμων* ή αλλιώς *HDC μεθόδων* βασίζεται σε μία *top-down* στρατηγική και αποτελεί ακριβώς την αντίστροφη διαδικασία σε σχέση με τις παραπάνω ιεραρχικές μεθόδους. Πιο συγκεκριμένα, σε πρώτη φάση όλα το σετ δεδομένων θεωρείται ως μία συστάδα και ο διαχωρισμός τους σε περισσότερες συστάδες μπορεί να επιτευχθεί ξανά με τη χρήση ενός κατωφλιού. Ωστόσο, πρέπει να αναφερθεί ότι η χρήση ενός κατωφλιού δεν είναι ο μοναδικός τρόπος με τον οποίο

μπορεί να διακοπεί η διαδικασία της ομαδοποίησης, αλλά μπορούν να χρησιμοποιηθούν εναλλακτικά και μερικά άλλα κριτήρια όπως τα παρακάτω :

- Διακοπή της ομαδοποίησης των δεδομένων ανάλογα με ένα προκαθορισμένο πλήθος επιθυμητών συστάδων που έχει οριστεί από τον χρήστη
- Διακοπή της ομαδοποίησης των δεδομένων ανάλογα με ένα προκαθορισμένο βαθμό ομοιότητας μεταξύ των συστάδων που έχει οριστεί από τον χρήστη
- Διακοπή της ομαδοποίησης των δεδομένων ανάλογα με τη μέγιστη διαφορά μεταξύ των μέτρων ομοιότητας των συστάδων που έχουν ήδη δημιουργηθεί
- Διακοπή της ομαδοποίησης των δεδομένων ανάλογα με ένα δεκτό στατιστικό μέτρο που έχει οριστεί από τον χρήστη, όπως για παράδειγμα το υπολειπόμενο άθροισμα των τετραγώνων.

Σε αυτό το σημείο πρέπει να αναφερθεί ότι στη παρούσα διπλωματική εργασία θα ασχοληθούμε αποκλειστικά με τους *Agglomerative* αλγορίθμους, καθώς είναι αυτοί που χρησιμοποιούνται καθολικά στις περισσότερες περιπτώσεις ταξινόμησης μιας εικόνας, συνεπώς η παρακάτω ανάλυση αφορά αποκλειστικά τις HAC τεχνικές ταξινόμησης. Αξίζει να σημειωθεί ότι η θεμελιώδης παραδοχή των HAC αλγορίθμων προκειμένου να είναι αποδοτικοί αποτελεί το γεγονός ότι η διαδικασία της συγχώνευσης των συστάδων πρέπει να είναι μονοτονική, δηλαδή αν, για παράδειγμα, τα  $s_1, s_2, \dots, s_{K-1}$  είναι οι συνδυασμοί ομοιότητας των επιτυχημένων συγχωνεύσεων τότε πρέπει να ισχύει ότι  $s_1 > s_2 > \dots > s_{K-1}$ .

Τα βασικά βήματα ενός τυπικού HAC αλγορίθμου ομαδοποίησης παρουσιάζονται στη παρακάτω εικόνα :



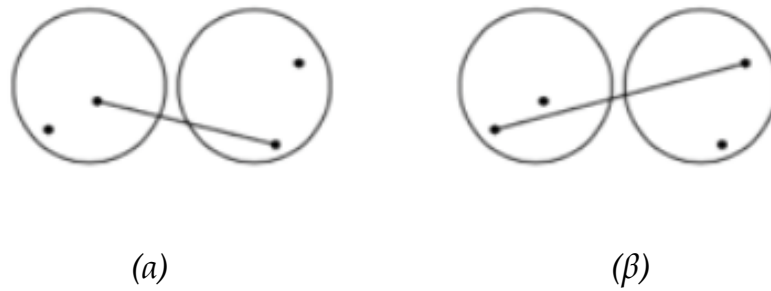
Εικόνα 2.21. : Τα βασικά βήματα ενός HAC αλγορίθμου μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης εικόνας

Οι αλγόριθμοι αυτοί ακολουθούν διαφορεποιούνται μεταξύ τους ως προς το μέτρο ομοιότητας που χρησιμοποιούν ώστε να ομαδοποιήσουν τα δεδομένα. Στη συνέχεια αναφέρονται ενδεικτικά μερικές από τις πιο γνωστές μεθόδους :

- *Single Link* : επιλέγεται ως κριτήριο ομοιότητας μεταξύ των εξεταζόμενων συστάδων εκείνη των πιο “όμοιων” υποψηφίων του, δηλαδή δεδομένων δύο συστάδων  $C_1$  και  $C_2$ , η απόσταση μεταξύ τους που δείχνει και το μέτρο ομοιότητάς τους ορίζεται ως η ελάχιστη απόσταση μεταξύ ενός σημείου του  $C_1$

και του  $C_2$ . Αυτό το κριτήριο ομαδοποίησης έχει τοπικό χαρακτήρα με την περιοχή ενδιαφέροντος να επικεντρώνεται αποκλειστικά σε εκείνη την υποπεριοχή όπου οι δύο συστάδες είναι σε κοντινή απόσταση (Σχήμα 2.12α). Μερικές φορές η χρήση αυτού του κριτηρίου μπορεί να δημιουργήσει υπό προϋποθέσεις μη επιθυμητές επιμήκης συστάδες.

- Complete Link : επιλέγεται ως κριτήριο ομοιότητας μεταξύ των εξεταζόμενων συστάδων εκείνη των πιο “ανόμοιων” υποψηφίων του, δηλαδή επιλέγεται η απόσταση εκείνη για την οποία το ζευγάρι των δύο συστάδων που συγχωνεύονται σχηματίζουν τη μικρότερη διάμετρο (Σχήμα 2.12β). Αναλυτικότερα, δεδομένων δύο συστάδων  $C_1$  και  $C_2$  ως απόσταση ορίζεται εκείνη που είναι μέγιστη μεταξύ δύο σημείων των  $C_1$  και  $C_2$ . Το κριτήριο συγχώνευσης αυτής της προσέγγισης έχει μη τοπικό χαρακτήρα, δηλαδή ολόκληρη η δομή της ομαδοποίησης μπορεί να επηρεάσει αποφάσεις συνένωσης clusters στον αλγόριθμο. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα μία προτίμηση της μεθόδου σε συμπαγείς συστάδες με μικρή διάμετρο, δηλαδή σε αυτές που έχουν μικρή διασπορά μεταξύ των σημείων, αλλά επίσης έχει ιδιαίτερη ευαισθησία σε απομακρυσμένα σημεία (outliers).
- Ward's Method : οι συστάδες συγχωνεύονται βάσει των υπολειπόμενων σφαλμάτων μεταξύ των διαφορών τους, συνεπώς με αυτό τον τρόπο ελαχιστοποιείται η διακύμανση των διαφορών των τιμών εντός της κάθε συστάδας. Η συνένωση των συστάδων γίνεται με ένα μικρό αριθμό παρατηρήσεων, όμως η μέθοδος είναι λιγότερο ευαίσθητη σε σημεία θορύβου σε σχέση με τις δύο προηγούμενες μεθόδους. Ουσιαστικά η απόσταση Ward, όπως αποκαλείται, δεν είναι παρά μια παραλλαγή της Ευκλείδειας απόστασης με τη μόνη διαφορά ότι αυτή μετρά την απόσταση μεταξύ των μέσων όρων κατά το ήμισυ του αρμονικού μέσου των μεγεθών των συστάδων.

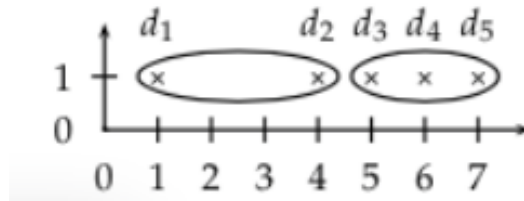


Εικόνα 2.22. : Οι διαφορετικές προσεγγίσεις των μέτρων ομοιότητας μεταξύ των συστάδων για τις μεθόδους (α) *Single-Link* (μέγιστη ομοιότητα) και (β) *Complete-Link* (ελάχιστη ομοιότητα)

Συμπερασματικά οι ιεραρχικές μέθοδοι ομαδοποίησης δεδομένων αν και είναι απλές στην υλοποίησή τους, συχνά αντιμετωπίζουν ορισμένα προβλήματα σχετικά με τις αποφάσεις συγχώνευσης ή διαχωρισμού των συστάδων. Φυσικά, η χρονική και χωρική περιπλοκότητα των προβλημάτων είναι ορισμένες φορές τόσο μεγάλες όπου η υλοποίηση του ιεραρχικού αλγορίθμου είναι απαγορευτική. Δυστυχώς, αν σε κάποιο βήμα δεν πραγματοποιηθεί ο βέλτιστος διαχωρισμός ή η βέλτιστη συγχώνευση των συστάδων τότε αμφισβητείται η ποιότητα ολόκληρης της διαδικασίας της ομαδοποίησης των δεδομένων. Οι *Agglomerative* ιεραρχικές μέθοδοι τείνουν να λαμβάνουν ορθές αποφάσεις για τη συνένωση δύο συστάδων, ωστόσο έχουν το μειονέκτημα ότι ο χρήστης δεν μπορεί να αναιρέσει κάποια απόφαση συγχώνευσης κατά τη διάρκεια της διαδικασίας ομαδοποίησης. Οι μέθοδοι *Single-Link* και *Complete-Link* είναι αρκετά απλές, όμως αντιμετωπίζουν ορισμένα προβλήματα που παρουσιάζονται στα παρακάτω σχήματα, ενώ η μέθοδος *Ward* θεωρείται σε γενικές γραμμές πιο αξιόπιστη αφού χρησιμοποιεί ένα πιο σύνθετο κριτήριο ομοιότητας.



Εικόνα 2.23. : Δημιουργία μη ορθών και επιμηκών συστάδων λόγω του τοπικού κριτηρίου που χρησιμοποιείται στη μέθοδο *Single-Link*



Εικόνα 2.24. : Η επίδραση του θορύβου στη μέθοδο *Complete-Link*. Οι δύο συστάδες που έχουν δημιουργηθεί παρουσιάζονται ως ελλείψεις. Ως  $A = \{d1\}$  και  $B = \{d2, d3, d4, d5\}$  είναι οι δύο συστάδες που φαίνονται με «γυμνό μάτι», όμως ο αλγόριθμος δίνει λανθασμένα αποτελέσματα διότι επηρεάζεται από το σημείο θορύβου  $d1$ .

### 2.4.3. Τεχνικές αξιολόγησης των αλγορίθμων ταξινόμησης

Χωρίς αμφιβολία, η διαδικασία αξιολόγησης των αλγορίθμων ταξινόμησης πρέπει να αποτελεί ένα αναπόσπαστο κομμάτι ώστε να εξαχθούν ορθά αποτελέσματα. Θα μπορούσαμε να πούμε ότι οι τεχνικές αξιολόγησης για το αποτέλεσμα της ταξινόμησης σε μία εικόνα μπορούν να χωριστούν στις εξής κατηγορίες :

- Επιβλεπόμενες : αποτελούν μετρήσεις που εξετάζουν τον βαθμό στον οποίο η δομή των συστάδων που δημιουργούνται ταιριάζουν με κάποια εξωτερική δομή, δηλαδή με κάποια εικόνα αναφοράς. Πολλές φορές οι επιβλεπόμενες τεχνικές καλούνται *εξωτερικοί δείκτες* αφού χρησιμοποιούν πληροφορία που δεν παρέχεται αποκλειστικά από το σετ δεδομένων.

- Μη επιβλεπόμενες : αποτελούν μετρήσεις που εξετάζουν τον βαθμό στον οποίο η δομή των συστάδων που δημιουργούνται είναι ορθές χωρίς να παρέχεται για σύγκριση κάποια εικόνα αναφοράς. Συχνά οι μη επιβλεπόμενες τεχνικές αξιολόγησης καλούνται *εσωτερικοί δείκτες* διότι χρησιμοποιούν πληροφορία που παρουσιάζεται αποκλειστικά στη δοθείσα εικόνα.

Όσον αφορά τα κριτήρια μιας ικανοποιητικής μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης μιας εικόνας, θα λέγαμε ότι συνοψίζονται στο κατά πόσο οι συστάδες που δημιουργούνται είναι συμπαγείς ως προς τη φασματική τιμή τους, δηλαδή αν η διασπορά των τιμών των εικονοστοιχείων που εμπεριέχονται σε κάθεμία από αυτές είναι μικρή. Αναλυτικότερα, κρίνεται αναγκαίος ο ορθός διαχωρισμός των συστάδων στο φασματικό χώρο έτσι ώστε σε μία ιδανική περίπτωση κάθε φασματική κατηγορία να είναι μοναδικά συσχετισμένη με μία θεματική κατηγορία που μπορεί να ενδιαφέρει τον χρήστη. Είναι προφανές ότι κάτι τέτοιο στη πράξη είναι δύσκολο να συμβεί, αφού αυτό τέτοιο αποτέλεσμα μπορεί να προκύψει μόνο στη περίπτωση που οι θεματικές κατηγορίες έχουν μοναδικά διακριτικά φασματικά χαρακτηριστικά. Πρακτικά, οι διάφορες θεματικές κατηγορίες που υφίστανται σχετίζονται συνήθως με περισσότερες της μίας φασματικές κατηγορίες, όμως αυτές μπορούν να συναθροιστούν μετά την εφαρμογή των τεχνικών αξιολόγησης σε μικρότερα σύνολα κατηγοριών ανάλογα με την επιθυμία του χρήστη.

Ωστόσο, αξίζει να αναφερθεί ότι οι μέθοδοι αξιολόγησης εκτός από την συνολική αξιολόγηση της ταξινόμησης σε μία εικόνα μπορούν να χρησιμοποιηθούν και για μερικούς άλλους λόγους όπως :

- Τον προσδιορισμό του βέλτιστου αριθμού συστάδων που πρόκειται να δημιουργηθούν στην εικόνα
- Την αξιολόγηση του κατά πόσο καλά ταιριάζουν τα αποτελέσματα της ταξινόμησης στα δεδομένα χωρίς να υπάρχει κάποια εικόνα αναφοράς



- Την σύγκριση των αποτελεσμάτων σε σχέση με τα αποτελέσματα ενός άλλου αλγορίθμου
- Την σύγκριση δύο μεμονωμένων συστάδων όσον αφορά τα μέσα φασματικά χαρακτηριστικά τους

#### 2.4.4.1. Δείκτες αξιολόγησης

##### Συνοχή και Διαχωρισμός

Προκειμένου να εκφραστεί μαθηματικά το κατά πόσο είναι ικανοποιητική μία δομή ταξινόμησης μιας εικόνας χωρίς τη χρήση κάποιας εικόνας αναφοράς μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι έννοιες της συνοχής και του διαχωρισμού. Ως *συνοχή* (*cohesion*) ορίζεται η μέτρηση σύμφωνα με την οποία ποσοτικοποιείται η φασματική ομοιότητα των εικονοστοιχείων μέσα σε μία συστάδα, ενώ ως *διαχωρισμός* (*separation*) ορίζεται η μέτρηση που μας βοηθά να καταλάβουμε κατά πόσο μία συστάδα διαφοροποιείται επαρκώς φασματικά σε σχέση με τις υπόλοιπες συστάδες της εικόνας. Οι μετρήσεις αυτές αποτελούν μη επιβλεπόμενες τεχνικές και δίνονται από τις παρακάτω σχέσεις αντίστοιχα :

$$WSS = \sum_i \sum_{x \in C_i} (x - m_i)^2 \quad (2.20)$$

$$BSS = \sum_i |C_i| * (m - m_i)^2 \quad (2.21)$$

όπου  $C_i$  είναι το μέγεθος της συστάδας  $i$  δηλαδή το πλήθος των εικονοστοιχείων της,  $x$  είναι το εξεταζόμενο εικονοστοιχείο,  $m_i$  η μέση φασματική τιμή της συστάδας  $i$  και  $m$  η συστάδα ως προς την οποία εξετάζεται η τιμή του διαχωρισμού.

**Σταθερά Silhouette**

Μία αρκετά γνωστή μη επιβλεπόμενη τεχνική που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων ταξινόμησης είναι η λεγόμενη σταθερά Silhouette, η οποία συνδυάζει ταυτόχρονα τις έννοιες της συνοχής και του διαχωρισμού των συστάδων. Τα παρακάτω τρία βήματα εξηγούν πως υπολογίζεται αυτή η σταθερά για ένα μεμονωμένο σημείο, μία διαδικασία στην οποία χρησιμοποιούνται αποστάσεις αλλά μπορούν εξίσου να αναπτυχθεί μία παρόμοια προσέγγιση με τη χρήση ομοιοτήτων :

1. Για το εικονοστοιχείο  $i$  υπολογίζεται αρχικά η μέση φασματική απόστασή του από όλα τα άλλα εικονοστοιχεία που βρίσκονται εντός της συστάδας και αποκαλούμε αυτή τη τιμή  $a_i$ .
2. Για το ίδιο εικονοστοιχείο  $i$  υπολογίζονται οι μέσες φασματικές αποστάσεις από τα κέντρα των άλλων συστάδων και επιλέγεται η ελάχιστη, η οποία καλείται  $b_i$ .
3. Για το εικονοστοιχείο  $i$  η σταθερά Silhouette υπολογίζεται από τη σχέση :

$$s_i = (b_i - a_i) / \max(a_i, b_i) \quad (2.22)$$

4. Η σταθερά Silhouette για τη κάθε συστάδα υπολογίζεται ως μέσος όρος των σταθερών Silhouette για κάθε εικονοστοιχείο της που υπολογίστηκαν στο προηγούμενο βήμα.

5. Η καθολική σταθερά Silhouette που αφορά τη διαδικασία της ταξινόμησης προκύπτει ως μέσος όρος των σταθερών Silhouette των συστάδων της απεικόνισης.

Η τιμή αυτής της σταθεράς μπορεί να ποικίλει μεταξύ του -1 και του 1, ενώ μία αρνητική τιμή είναι μη επιθυμητή αφού σε αυτή τη περίπτωση η μέση απόσταση των σημείων εντός της συστάδας θα είναι μεγαλύτερη από τη μέση απόσταση των σημείων εκτός της συστάδας. Η σταθερά αυτή είναι ιδανική όταν προσεγγίζει το μηδέν.

#### 2.4.4.2. Πίνακες σύγχυσης

Μία από τις πιο διαδεδομένες επιβλεπόμενες τεχνικές αξιολόγησης για το αποτέλεσμα της ενός αλγορίθμου μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης σε μία εικόνα αποτελούν οι λεγόμενοι *πίνακες σύγχυσης* (*confusion matrices*). Οι πίνακες αυτοί είναι τετραγωνικοί, έχουν μια συγκεκριμένη διάταξη και επιτρέπουν την οπτικοποίηση των επιδόσεων ενός αλγορίθμου ταξινόμησης. Κάθε στήλη του πίνακα αντιπροσωπεύει τις φασματικές κατηγορίες που έχουν προκύψει από τον αλγόριθμο, δηλαδή τις συστάδες, ενώ κάθε γραμμή αντιπροσωπεύει τις θεματικές κατηγορίες που υφίστανται σε μία εικόνα αναφοράς. Η εικόνα αναφοράς που εμπεριέχει τις θεματικές κατηγορίες μπορεί να απεικονίζει πλήρως όλη την υπό μελέτη περιοχή, δηλαδή για παράδειγμα να έχει προέλθει από μία επιβλεπόμενη ταξινόμηση, ή να εμπεριέχει ορισμένα τμήματα της εικόνας, δηλαδή για παράδειγμα να έχουν οριστεί μέσω δειγματοληψίας διάφορα πολύγωνα από τον χρήστη ως περιοχές εκπαίδευσης. Οι τιμές του πίνακα  $C_{ij}$  δείχνουν πόσα εικονοστοιχεία της θεματικής κατηγορίας  $i$  ταυτίζονται με την συστάδα  $j$ . Προφανώς ισχύουν οι παρακάτω ιδιότητες :

$$\alpha) \sum_i C_{ij} = \text{Πλήθος των εικονοστοιχείων της } j \text{ συστάδας}$$

$$\beta) \sum_j C_{ij} = \text{Πλήθος των εικονοστοιχείων της } i \text{ θεματικής κατηγορίας}$$

Ένα παράδειγμα ενός πίνακα σύγχυσης δίνεται στη συνέχεια :

Πίνακας Σύγχυσης		Φασματικές κατηγορίες (συστάδες)		
		1	2	3
Θεματικές κατηγορίες από εικόνα αναφοράς	Νερό	402	23	15
	Βλάστηση	50	366	14
	Αστικός ιστός	10	28	512

Κατά παρόμοιο τρόπο μπορούν να συγκριθούν δύο αλγόριθμοι μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης μεταξύ τους. Στη περίπτωση αυτή ο πίνακας καλείται *πίνακας συνταύτισης (matching matrix)* και οι στήλες του είναι η συστάδες της μίας ταξινόμησης και στις γραμμές του οι συστάδες της άλλης ταξινόμησης. Με αυτό τον τρόπο μπορούν άμεσα να συγκριθούν τα αποτελέσματα ταξινόμησης που έχουν προέλθει από διαφορετικό αλγόριθμο για μία συγκεκριμένη συστάδα. Ακόμη, ένα δείκτης αξιολόγησης της ταξινόμησης που συνήθως συνοδεύεται με τους πίνακες σύγχυσης αποτελεί ο δείκτης Kappa. Αυτή η στατιστική τιμή είναι ένα μέτρο της διαφοράς μεταξύ της πραγματικής συμφωνίας μεταξύ των επιγείων δεδομένων αναφοράς και μίας μη επιβλεπόμενης μεθόδου ταξινόμησης, και της τυχαίας συμφωνίας μεταξύ των επιγείων δεδομένων αναφοράς και μίας μη επιβλεπόμενης μεθόδου ταξινόμησης. Η τιμή του δείκτη Kappa δίνεται από την παρακάτω σχέση :

$$\hat{k} = \frac{N \cdot \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})} \quad (2.23)$$

όπου  $r$  είναι ο αριθμός των γραμμών του πίνακα σύγκρισης,  $x_{ii}$  ο αριθμός των παρατηρήσεων στη γραμμή  $i$  και τη στήλη  $j$ ,  $x_{i+}$  το σύνολο των παρατηρήσεων στη γραμμή  $i$ ,  $x_{+i}$  το σύνολο των παρατηρήσεων στη στήλη  $j$  και  $N$  ο συνολικός αριθμός των παρατηρήσεων που περιλαμβάνονται στον πίνακα.

## Κεφάλαιο 3

### Ανάπτυξη αλγορίθμων κατάτμησης υπερφασματικών απεικονίσεων και μεθόδων αξιολόγησης

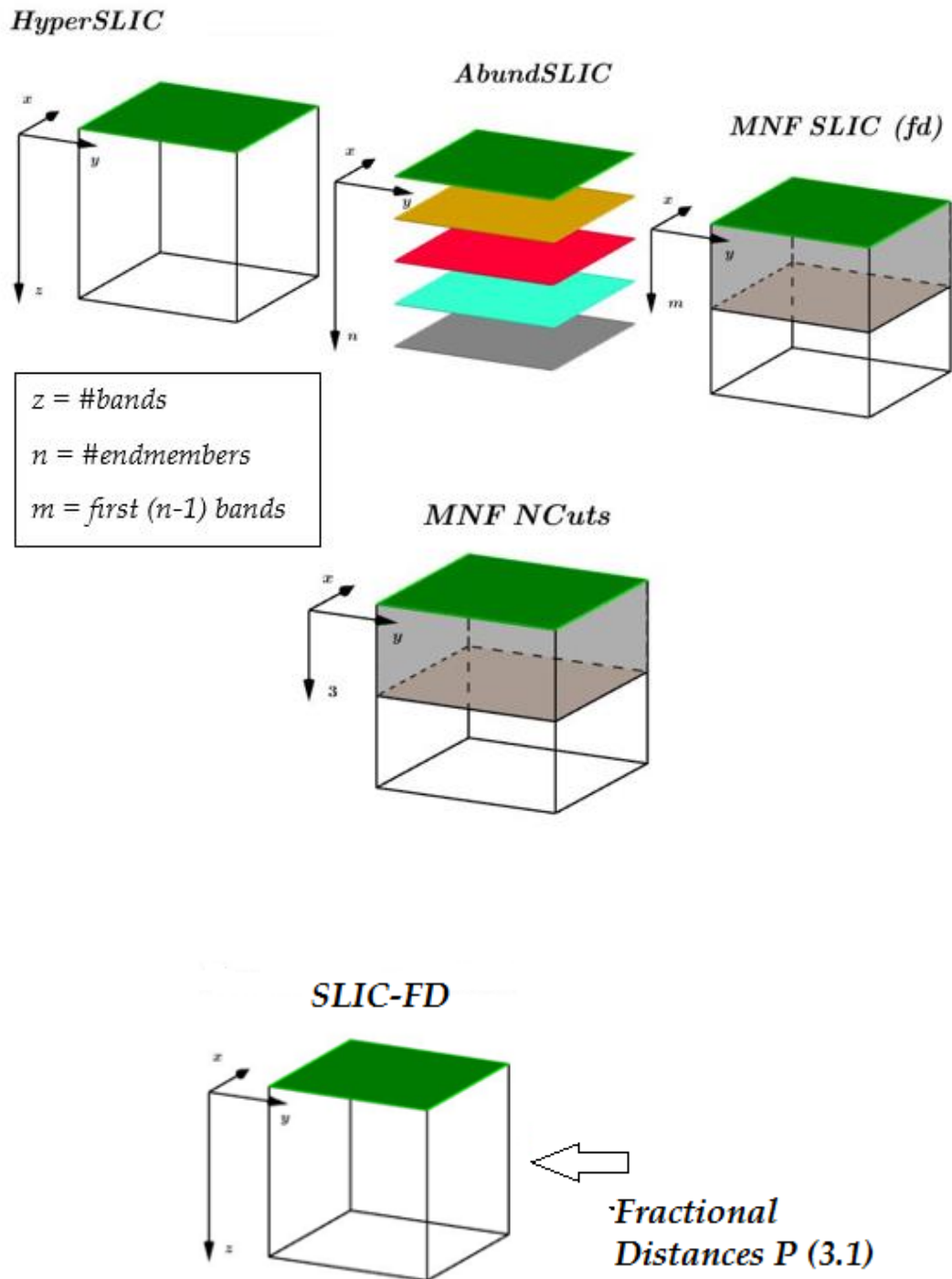
Σε αυτό το κεφάλαιο πρόκειται να πραγματοποιηθεί μία εκτενής παρουσίαση των αλγορίθμων κατάτμησης που εφαρμόστηκαν σε αυτή τη διπλωματική εργασία. Τονίζεται ότι οι αλγόριθμοι κατάτμησης που πρόκειται να παρουσιαστούν στη συνέχεια δεν αποσκοπούν στη εύρεση των αντικειμένων της εκάστοτε υπερφασματικής εικόνας, αλλά στοχεύουν στη δημιουργία υπερεικονοστοιχείων, δηλαδή ομοιογενών περιοχών ενός συνόλου εικονοστοιχείων των υπερφασματικών απεικονίσεων. Το βασικό θεωρητικό υπόβαθρο των αλγορίθμων SLIC και NCuts που έχει αναλυθεί στο προηγούμενο κεφάλαιο αποτέλεσε και την πηγή έμπνευσης των μεθόδων κατάτμησης που θα αναλυθούν σε αυτό το κεφάλαιο σε μία προσπάθεια εφαρμογής αυτών είτε απευθείας στον υπερφασματικό χώρο είτε σε κάποιους μετασχηματισμένους χώρους που προκύπτουν από αυτόν. Ακόμη, παρουσιάζεται η δημιουργία ενός νέου αλγορίθμου κατάτμησης που βασίζεται στο θεωρητικό υπόβαθρο του SLIC και σύμφωνα με τον οποίο αλλάζει η μετρική που χρησιμοποιείται ώστε να προκύψουν τα κέντρα των υπερεικονοστοιχείων. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με τη συνοπτική περιγραφή ορισμένων μεθόδων αξιολόγησης που αφορούν τα αποτελέσματα των αλγορίθμων κατάτμησης που εφαρμόστηκαν στη παρούσα εργασία. Αυτές αποτελούν οι λεγόμενοι χάρτες «επικινδυνότητας» και ο δείκτης NSE, οι οποίοι αποσκοπούν στη δυνατότητα επισκόπησης των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων κατάτμησης στον χρήστη είτε μέσω μιας κατάλληλης οπτικοποίησης επί της απεικόνισης για την πρώτη περίπτωση είτε μέσω ενός καθολικού δείκτη που αφορά όλη την εικόνα για τη δεύτερη περίπτωση.

### 3.1. Αλγόριθμοι κατάτμησης υπερφασματικών απεικονίσεων

Σε αυτό το σημείο πρόκειται να αναλυθούν οι αλγόριθμοι κατάτμησης υπερφασματικών απεικονίσεων που αναπτύχθηκαν στα πλαίσια της παρούσας εργασίας. Αυτές είναι οι εξής :

1. Προσαρμογή του SLIC στο φασματικό χώρο (HyperSLIC)
2. Προσαρμογή του SLIC στους χάρτες αφθονίας που προκύπτουν για τους καθαρούς στόχους της κάθε απεικόνισης (AbundSLIC)
3. Εφαρμογή του SLIC στον φασματικό χώρο με τη χρήση κλασματικών αποστάσεων (SLIC-FD)
4. Εφαρμογή του SLIC στον φασματικό υπόχωρο του σήματος με τη χρήση κλασματικών αποστάσεων (SLIC-FD-MNF)
5. Προσαρμογή του NCuts στον φασματικό υπόχωρο του σήματος (NCuts-MNF)

Ουσιαστικά οι μέθοδοι που πρόκειται να περιγραφούν στη συνέχεια του εδαφίου αποτελούν ορισμένες προσαρμογές των αλγορίθμων κατάτμησης SLIC και NCuts όσον αφορά στον χώρο στον οποίο λειτουργούν. Πιο συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος SLIC αποφασίστηκε να εφαρμοστεί τόσο στον ίδιο τον φασματικό χώρο των υπερφασματικών απεικονίσεων όσο και στους χάρτες αφθονίας που προκύπτουν για τους καθαρούς στόχους της κάθε απεικόνισης, ενώ ο αλγόριθμος NCuts εφαρμόστηκε αποκλειστικά στον φασματικό υπόχωρο του σήματος των απεικονίσεων. Παράλληλα, πραγματοποιήθηκε η δημιουργία ενός νέου αλγορίθμου κατάτμησης υπερφασματικών εικόνων που βασίζεται στο βασικό θεωρητικό υπόβαθρο του SLIC και διαφοροποιείται σε σχέση με αυτόν ως προς την απόσταση που χρησιμοποιεί ώστε να υπολογιστούν οι διαφορές μεταξύ των κέντρων των υπερεικονοστοιχείων και των εικονοστοιχείων της απεικόνισης. Ο νέος αλγόριθμος εφαρμόστηκε τόσο στο φασματικό χώρο όσο και στο φασματικό υπόχωρο του σήματος των διαθέσιμων υπερφασματικών απεικονίσεων.



Εικόνα 3.1. : Σχηματική απεικόνιση των αλγορίθμων κατάτμησης που αναπτύχθηκαν και βασίζονται στον SLIC



Σε αυτό το σημείο αξίζει να σχολιασθεί τον λόγο για τον οποίο μπορούν να επιτευχθούν προσαρμογές των αλγορίθμων κατάτμησης τόσο ως προς τον χώρο των υπερφασματικών απεικονίσεων όσο και ως προς την απόσταση που χρησιμοποιείται από αυτούς. Όπως είναι γνωστό, η διαδικασία του φασματικού διαχωρισμού δίνει τη δυνατότητα εύρεσης των καθαρών στόχων μιας υπερφασματικής απεικόνισης και των αντίστοιχων ποσοστών αφθονίας τους. Αντιθέτως, η εφαρμογή του αντίστροφου μοντέλου ανάμειξης μπορεί να προκύψει η εικόνα στον υπερφασματικό χώρο. Γίνεται εύκολα κατανοητό, λοιπόν, ότι λόγω ισοδυναμίας είναι εφικτή η χρήση των χαρτών αφθονίας αντί του υπερφασματικού χώρου, γεγονός που ισχύει αντίστοιχα και για τη χρήση κλασματικών αποστάσεων μεταξύ των καναλιών έναντι της Ευκλείδειας απόστασης.

### 3.1.1. Προσαρμογή του SLIC στο φασματικό χώρο (HyperSLIC)

Η εφαρμογή του *SLIC* στα υπερφασματικά δεδομένα απαιτεί τη διενέργεια ορισμένων προσαρμογών, διότι η κλασική υλοποίησή του σε δεδομένα *RGB* πραγματοποιείται στον χρωματικό χώρο *CIELAB*. Οι προσαρμογές που πραγματοποιήθηκαν για την εφαρμογή του αλγορίθμου στις υπερφασματικές απεικονίσεις αποτελούν η αλλαγή στο χώρο των *z* καναλιών των υπερφασματικών δεδομένων και το γεγονός ότι ως μέτρο ομοιότητας σε αυτό τον χώρο ορίστηκε η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των καναλιών. Αξίζει να σημειωθεί ότι σε αυτή τη περίπτωση εφαρμογής η τιμή της παραμέτρου *m* δεν περιορίζεται στο εύρος [1,40], αλλά εξαρτάται από τη ραδιομετρική ανάλυση της εικόνας. Στη συνέχεια της παρούσας εργασίας η μέθοδος αυτή θα αναφέρεται ως *HyperSLIC*.

### 3.1.2. Προσαρμογή του SLIC στους χάρτες αφθονίας που προκύπτουν για τους καθαρούς στόχους της απεικόνισης (AbundSLIC)

Οι προσαρμογές που πραγματοποιήθηκαν για τη δυνατότητα αξιοποίησης του βασικού αλγορίθμου *SLIC* στους χάρτες αφθονίας που προκύπτουν για τους καθαρούς στόχους της απεικόνισης δεν διαφέρουν σημαντικά σε σχέση με τις προσαρμογές που επιτεύχθηκαν στη περίπτωση του *HyperSLIC*. Ως μέτρο ομοιότητας σε αυτό το χώρο ορίστηκε η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των χαρτών αφθονίας που προέκυψαν για κάθε απεικόνιση, ενώ σε αυτή την εκδοχή του *SLIC* η τιμή της παραμέτρου  $m$  ανήκει στο εύρος 0-100%. Στη συνέχεια της παρούσας εργασίας η μέθοδος αυτή θα αναφέρεται ως *AbundSLIC*.

### 3.1.3. Εφαρμογή του SLIC στον φασματικό χώρο με τη χρήση κλασματικών αποστάσεων (SLIC-FD)

Αυτός ο αλγόριθμος κατάτμησης, ο οποίος στη συνέχεια της εργασίας θα καλείται **SLIC-FD**, βασίζεται στο θεωρητικό του υπόβαθρο στον αλγόριθμο κατάτμησης *SLIC* που εφαρμόζεται στον υπερφασματικό χώρο (*HyperSLIC*) και σε σχέση με εκείνον χρησιμοποιεί μία πιο λεπτομερή περιγραφή της φασματικής απόστασης ώστε να προκύψουν πιο ακριβή αποτελέσματα κατάτμησης της υπερφασματικής απεικόνισης. Το διάγραμμα ροής αυτού του αλγορίθμου είναι το ίδιο με τον *HyperSLIC* που αναλύθηκε προηγουμένως και η μόνη διαφοροποίηση που υφίσταται σε σχέση με αυτόν αποτελεί η χρήση διαφορετικής μετρικής όσον αφορά τον υπολογισμό της απόστασης μεταξύ των εικονοστοιχείων και των κέντρων των υπερεικονοστοιχείων που εμπεριέχονται σε μία συγκεκριμένη περιοχή αναζήτησης.

Η ιδέα υλοποίησης αυτού του τύπου αποστάσεων προέρχεται από τη μέθοδο εκτίμησης των ποσοστών αφθονίας *NBM* που εφαρμόζεται κατά τη διαδικασία του

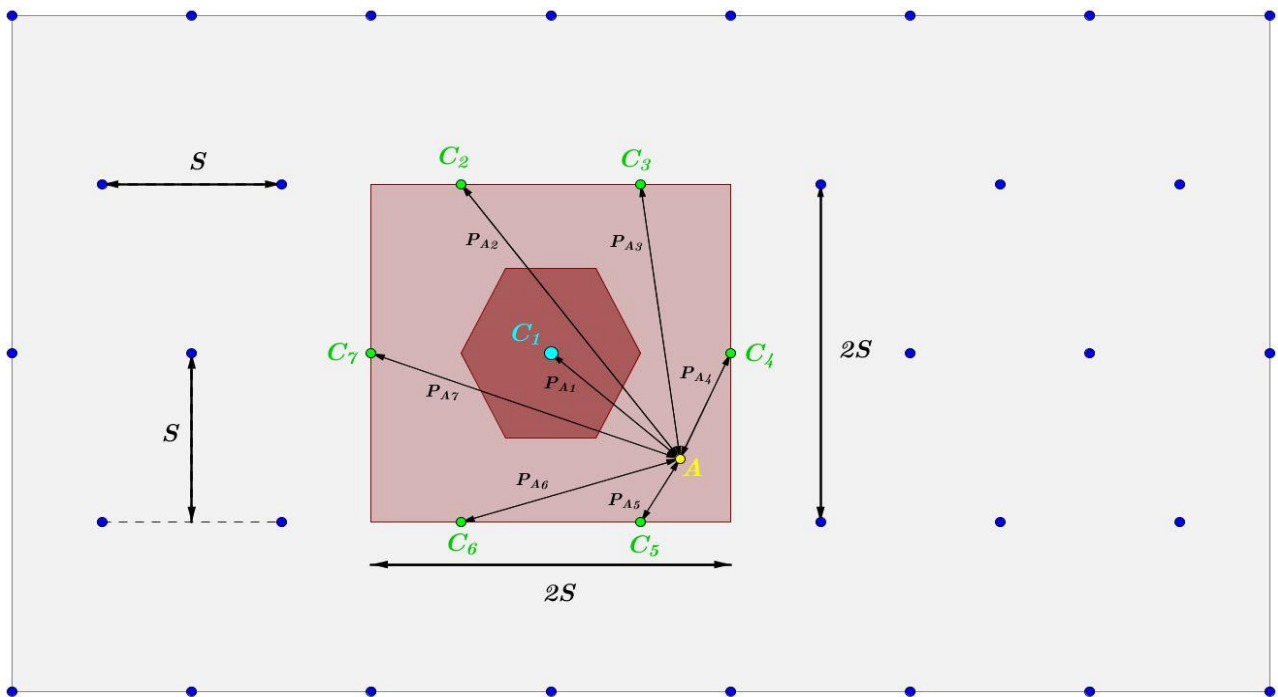
φασματικού διαχωρισμού σύμφωνα με την οποία υπολογίζεται η κλασματική απόσταση ενός εικονοστοιχείου και ενός καθαρού στόχου. Στη μέθοδο αυτή, η κλασματική αφθονία ενός συγκεκριμένου καθαρού στόχου είναι αντιστρόφως ανάλογη της απόστασής του από τον συγκεκριμένο καθαρό στόχο και ανάλογη του αθροίσματος των αποστάσεων με τους υπόλοιπους καθαρούς στόχους της απεικόνισης. Οι σχέσεις που χρησιμοποιούνται είναι οι εξής :

$$\begin{aligned}
 P_{1,x} &= \frac{\sqrt{(S_{2,x} + S_{3,x} + \dots + S_{n,x})}}{\sqrt{(S_{1,x} + 1)}} \\
 P_{2,x} &= \frac{\sqrt{(S_{1,x} + S_{3,x} + \dots + S_{n,x})}}{\sqrt{(S_{2,x} + 1)}} \\
 P_{3,x} &= \frac{\sqrt{(S_{1,x} + S_{2,x} + \dots + S_{n,x})}}{\sqrt{(S_{3,x} + 1)}} \\
 &\vdots \\
 P_{n,x} &= \frac{\sqrt{(S_{1,x} + S_{2,x} + \dots + S_{n-1,x})}}{\sqrt{(S_{n,x} + 1)}}
 \end{aligned}
 \tag{3.1}$$

όπου  $P_{i,x}$  είναι η κλασματική απόσταση μεταξύ του  $x$  διανύσματος εικονοστοιχείου με τον  $n$  καθαρό στόχο και  $S_{n,x}$  είναι οι ευκλείδειες φασματικές αποστάσεις μεταξύ του  $n$  καθαρού στόχου και του  $x$  διανύσματος εικονοστοιχείου.

Σε αντιστοιχία, στη μέθοδο κατάτμησης *SLIC-FD* υπολογίζονται οι κλασματικές αποστάσεις μεταξύ των εικονοστοιχείων και των κέντρων των υπερεικονοστοιχείων που εμπεριέχονται στη περιοχή αναζήτησης που παρουσιάζεται στην Εικόνα 3.2. Σε αυτή την περίπτωση τον ρόλο των καθαρών στόχων αναλαμβάνουν όλα τα κέντρα των υπερεικονοστοιχείων  $C_1, \dots, C_n$  που εμπεριέχονται σε ένα παράθυρο  $2S \times 2S$ , όπου  $S$  είναι το βήμα του κανάββου που δημιουργεί ο αλγόριθμος (βλ. Κεφάλαιο 2). Οι αποστάσεις που υπολογίζονται και βασίζονται στους τύπους της σχέσης (3.1) σε αυτή τη περίπτωση είναι οι  $S_{1A}, \dots, S_{nA}$

και ως κλασματική απόσταση λαμβάνεται το αντίστροφο της  $P_{1A}$ , όπου ως 1 εδώ συμβολίζεται το κέντρο του υπερεικονοστοιχείου γύρω από το οποίο σχηματίζεται η περιοχή αναζήτησης και  $A$  είναι το εκάστοτε εικονοστοιχείο που εξετάζεται. Φυσικά, αφού εξεταστούν όλα τα εικονοστοιχεία εντός της περιοχής αναζήτησης, ο αλγόριθμος συνεχίζει να δημιουργεί παράθυρα αναζήτησης για τα επόμενα υπερεικονοστοιχεία.



Εικόνα 3.2. : Περιοχή αναζήτησης του SLIC-FD

Τονίζεται ότι το παράθυρο  $2S \times 2S$  που ορίζεται γύρω από το κέντρο του κάθε υπερεικονοστοιχείου της απεικόνισης που ορίζει τη περιοχή αναζήτησης του αλγορίθμου αναφέρεται στη χωρική διάσταση, ενώ οι κλασματικές αποστάσεις που υπολογίζονται εντός αυτής της περιοχής αναζήτησης αναφέρονται στον φασματικό χώρο. Με αυτόν τον τρόπο ο αλγόριθμος καταφέρνει να εισάγει ένα τοπικό κριτήριο και να περιορίζει την περιοχή αναζήτησης στον χώρο της εικόνας, όμως παράλληλα με τη χρήση ενός πιο σύνθετου κριτηρίου για τις αποστάσεις που υπολογίζονται δίνεται η δυνατότητα για περαιτέρω ακρίβεια όσον αφορά τις μικρές φασματικές διαφοροποιήσεις που μπορεί να παρατηρηθούν μεταξύ των εικονοστοιχείων.

### 3.1.4. Εφαρμογή του SLIC στον φασματικό υπόχωρο του σήματος με τη χρήση κλασματικών αποστάσεων (SLIC-FD-MNF)

Ουσιαστικά αποτελεί την υλοποίηση του προαναφερθέντος αλγορίθμου *SLIC-FD* στον φασματικό υπόχωρο του σήματος. Για την εφαρμογή αυτού του αλγορίθμου κατάτμησης, ο οποίος στη συνέχεια της παρούσας εργασίας θα αναφέρεται ως *SLIC-FD-MNF*, απαιτείται η εφαρμογή του μετασχηματισμού ελαχιστοποίησης του θορύβου (MNF) στη διαθέσιμη υπερφασματική απεικόνιση. Με αυτό τον τρόπο τα δεδομένα μετασχηματίζονται από τον χώρο του φάσματος στον υπόχωρο του σήματος, ενώ τα μετασχηματισμένα κανάλια που επιλέγονται εν τέλει για την υλοποίηση του *SLIC-FD-MNF* έχουν πλήθος ίσο με τα κανάλια που εμπεριέχεται ο φασματικός υπόχωρος του σήματος. Με λίγα λόγια, δηλαδή, ο αριθμός τους ισούται με τους καθαρούς στόχους της απεικόνισης μειωμένος κατά ένα. Φυσικά, αφού ο αλγόριθμος προκύπτει ως μία επέκταση του *SLIC-FD*, οι αποστάσεις που υπολογίζονται από τη μέθοδο κατάτμησης είναι κλασματικές και ακολουθούν τους τύπους που έχουν προαναφερθεί.

### 3.1.5. Προσαρμογή του NCuts στον φασματικό υπόχωρο του σήματος

Προκειμένου ο αλγόριθμος *NCuts* να είναι λειτουργικός στη περίπτωση εφαρμογής του σε υπερφασματικά δεδομένα, απαιτήθηκαν ορισμένες μετατροπές αφού η βασική υλοποίησή του συμβαίνει σε δεδομένα *RGB*. Η διαθέσιμη έκδοση του αλγορίθμου λειτουργεί σε ένα χώρο τριών καναλιών συνεπώς απαιτήθηκε κάποια προσαρμογή του φασματικού χώρου των υπερφασματικών δεδομένων που υπήρχαν στη διάθεσή μας. Για το λόγο αυτό αποφασίστηκε η εφαρμογή του μετασχηματισμού ελαχιστοποίησης του θορύβου (*MNF*) στις υπερφασματικές απεικονίσεις που είχαμε στη διάθεσή μας και η μετέπειτα απομόνωση των τριών πρώτων καναλιών του

μετασχηματισμού, αφού σε αυτά εμπεριέχεται ένα μεγάλο ποσοστό της διαθέσιμης πληροφορίας της απεικόνισης. Τα κανάλια που χρησιμοποιήθηκαν, λοιπόν, για την εφαρμογή του αλγορίθμου κατάτμησης *NCuts* είναι τα τρία πρώτα μετασχηματισμένα κανάλια που προκύπτουν μετά την εφαρμογή της μεθόδου *MNF* στις διαθέσιμες υπερφασματικές απεικονίσεις, ενώ στη συνέχεια της παρούσας εργασίας η μέθοδος αυτή θα αναφέρεται ως *NCuts-MNF*.

### **3.1. Μέθοδοι αξιολόγησης της κατάτμησης των υπερφασματικών απεικονίσεων**

Σε γενικές γραμμές, τα βασικά χαρακτηριστικά μιας ικανοποιητικής εφαρμογής ενός αλγορίθμου αποτελούν αφενός μεν η ομοιομορφία των εκάστοτε υπερεικονοστοιχείων της εικόνας που έχουν δημιουργηθεί, αφετέρου δε ο ορθός διαχωρισμός των γειτονικών υπερεικονοστοιχείων της εικόνας που παρουσιάζουν ανομοιομορφία ως προς το χαρακτηριστικό βάσει του οποίου επετεύχθη η κατάτμηση. Αναλογιζόμενοι ότι στη περίπτωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας η εφαρμογή των αλγορίθμων κατάτμησης στις υπερφασματικές εικόνες αποτελεί ένα στάδιο προεπεξεργασίας για το μετέπειτα βήμα της *ομαδοποίησης (clustering)* των δεδομένων, θεωρούμε ότι η ομοιομορφία των υπερεικονοστοιχείων είναι ένα χαρακτηριστικό που πρέπει να δωθεί μεγαλύτερη σημασία σε σχέση με τον διαχωρισμό των ανομοιομόρφων γειτονικών υπερεικονοστοιχείων. Αναλυτικότερα, στο στάδιο της κατάτμησης πραγματοποιείται ένας *κατακερματισμός (oversegmentation)* των απεικονίσεων με αποτέλεσμα να δημιουργούνται πολλά υπερεικονοστοιχεία που είναι ιδιαίτερα συμπαγή ως προς τη φασματική τιμή τους, γεγονός που επιτρέπει την αξιοποίηση της φασματικής πληροφορίας που προσφέρεται από τις υπερφασματικές απεικονίσεις. Ο ορθός διαχωρισμός, δηλαδή, των γειτονικών υπερεικονοστοιχείων των εικόνων πρόκειται να πραγματοποιηθεί

κατά το στάδιο της ομαδοποίησης όπου θα σχηματιστούν οι διάφορες ομάδες (*clusters*) και θα δημιουργηθεί με αυτό τον τρόπο ο φασματικός χάρτης των εικόνων.

Όπως έχει προαναφερθεί στο Κεφάλαιο 2, σε γενικές γραμμές, οι τεχνικές αξιολόγησης που αναφέρονται στη διεθνή βιβλιογραφία χωρίζονται σε *επιβλεπόμενες (supervised)* και *μη επιβλεπόμενες (unsupervised)*. Οι μέθοδοι αξιολόγησης των αλγορίθμων που πρόκειται να αναλυθούν στη συνέχεια του εδαφίου και εφαρμόστηκαν στη παρούσα διπλωματική εργασία είναι μη επιβλεπόμενες. Προτιμήθηκαν τέτοιου είδους τεχνικές προκειμένου να μην είναι αναγκαία η παραγωγή πολλών διαφορετικών εικόνων κατάτμησης που θα συγκρίνονται με την αντίστοιχη εικόνα αναφοράς, όπως στη περίπτωση των επιβλεπόμενων μεθόδων αξιολόγησης. Το γεγονός αυτό αποτελεί βασικό πλεονέκτημα των μη επιβλεπόμενων τεχνικών αξιολόγησης διότι μειώνει σημαντικά τον υπολογιστικό χρόνο και επιτρέπει την κριτική της κατάτμησης σε μία εικόνα σε περίπτωση που δεν γνωρίζουμε το περιεχόμενό της, γεγονός που, όπως είναι λογικό, είναι ιδιαίτερα συχνό στην περίπτωση των υπερφασματικών εικόνων.

### 3.2.1. Χάρτες “επικινδυνότητας”

Η πρώτη μέθοδος που αναπτύχθηκε για την αξιολόγηση της κατάτμησης των εικόνων αναφέρεται στην εύρεση εκείνου του υπερεικονοστοιχείου του οποίου η τυπική απόκλιση βρίσκεται στο 95% των ταξινομημένων κατά αύξουσα σειρά τυπικών αποκλίσεων των υπερεικονοστοιχείων της εικόνας, δηλαδή για επίπεδο εμπιστοσύνης 95%. Πρέπει να σημειωθεί ότι η τυχόν απόκλιση του κάθε υπερεικονοστοιχείου της εικόνας αναφέρεται είτε για κάθε μετασχηματισμένο ή μη κανάλι είτε για κάθε χάρτη αφθονίας της απεικόνισης που υφίσταται ανάλογα με την περίπτωση εφαρμογής του αλγορίθμου κατάτμησης. Τα βήματα που ακολουθούνται, λοιπόν, για τον υπολογισμό αυτής της τυπικής απόκλισης είναι τα εξής :

1. Υπολογίζονται οι τυπικές αποκλίσεις κάθε υπερεικονοστοιχείου της εικόνας για κάθε κανάλι ή χάρτη αφθονίας ανάλογα με την περίπτωση εφαρμογής.
2. Αυτές οι τυπικές αποκλίσεις τοποθετούνται σε αύξουσα σειρά για κάθε κανάλι ή χάρτη αφθονίας ανάλογα με την περίπτωση εφαρμογής.
3. Λαμβάνονται εκείνες οι τυπικές αποκλίσεις που βρίσκονται στο 95% της ταξινομημένης λίστας. Τα υπερεικονοστοιχεία εκείνα όπου η τυπική τους απόκλιση θα υπερβεί αυτό το όριο είναι αυτά που θα χαρακτηριστούν ως “επικίνδυνα”.

Η οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων επί του έγχρωμου σύνθετου της εικόνας που έχει επιλεχθεί επιτυγχάνεται με τον χρωματισμό των “επικίνδυνων” υπερεικονοστοιχείων με διαβαθμίσεις του μπλε. Σε περίπτωση που ένα υπερεικονοστοιχείο έχει χαρακτηριστεί ως “επικίνδυνο” σε περισσότερα του ενός καναλιού ή χάρτη αφθονίας τότε εκείνο το υπερεικονοστοιχείο θα απεικονίζεται με ολοένα και πιο έντονη απόχρωση του μπλε. Αντιθέτως, αν έχει χαρακτηριστεί ως “επικίνδυνο” μόνο σε ένα κανάλι ή χάρτη αφθονίας τότε θα έχει μια πιο σκούρα απόχρωση του μπλε. Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι η οπτικοποίηση των “επικίνδυνων” υπερεικονοστοιχείων είναι αναγκαίο να συνοδεύεται με τον πίνακα που περιλαμβάνει τις αντίστοιχες τυπικές αποκλίσεις ώστε να μπορούμε να έχουμε αίσθηση της τάξης μεγέθους.

Με αυτή τη μέθοδο αξιολόγησης των αποτελεσμάτων της κατάτμησης, λοιπόν, καθίσταται δυνατός ο εντοπισμός εκείνων των υπερεικονοστοιχείων που ουσιαστικά δεν παρουσιάζουν τη βέλτιστη συνοχή ως προς τη μέση τιμή τους, συνεπώς παρουσιάζονται οι περιοχές της εκάστοτε εικόνας όπου ο αλγόριθμος κατάτμησης δεν έχει εφαρμοστεί βέλτιστα. Ακόμη, αυτή η μέθοδος αξιολόγησης μπορεί να αποδειχθεί ιδιαίτερα χρήσιμη στη περίπτωση όπου επιθυμάται η σύγκριση των



αποτελεσμάτων διαφορετικών αλγορίθμων κατάτμησης στην ίδια εικόνα, αφού με την οπτικοποίηση που επιτυγχάνεται καθίσταται δυνατή η εύρεση μιας περιοχής υπερεικονοστοιχείων που διαφέρει ως προς τον τρόπο με τον οποίο αυτή έχει αντιμετωπιστεί από τους εναλλακτικούς αλγορίθμους κατάτμησης.

### 3.2.2. Δείκτης NSE

Ο δείκτης NSE είναι μία καθολική ένδειξη που αντιπροσωπεύει τη φασματική ακρίβεια των υπερεικονοστοιχείων που έχουν δημιουργηθεί από τον εκάστοτε αλγόριθμο κατάτμησης. Ουσιαστικά εκφράζει τη μέση τοπική απόκλιση σε όλα τα κανάλια της απεικόνισης που εμφανίζουν τα υπερεικονοστοιχεία που έχουν δημιουργηθεί. Η τιμή του δείκτη υπολογίζεται σύμφωνα με τον παρακάτω τύπο :

$$NSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{m*n} (\sum_{j=1}^{bands} (p_{ij} - p_{av})^2)}{m*n*bands}} \quad (3.2)$$

όπου  $m*n$  είναι όλα τα εικονοστοιχεία της απεικόνισης,  $p_{ij}$  είναι η τιμή του εικονοστοιχείου  $i$  στο κανάλι  $j$  και  $p_{av}$  είναι η μέση τιμή του υπερεικονοστοιχείου στο οποίο ανήκει το εικονοστοιχείο  $i$  για το κανάλι  $j$ .

Αξίζει να αναφερθεί ότι ο παραπάνω δείκτης μπορεί να αξιοποιηθεί από τον χρήστη όχι μόνο για την εκτίμηση της ακρίβειας του εκάστοτε αλγορίθμου κατάτμησης, αλλά και για την επιλογή των βέλτιστων τιμών ορισμένων παραμέτρων των ίδιων των αλγορίθμων. Πιο συγκεκριμένα, μέσω μίας διαδοχικής εφαρμογής του αλγορίθμου κατάτμησης για τον οποίο ζητείται ο προσδιορισμός μίας βέλτιστης παραμέτρου για τη περίπτωση μιας συγκεκριμένης απεικόνισης, ο δείκτης NSE

μπορεί να λειτουργήσει ως ένα μέτρο σύγκρισης μεταξύ των διάφορων αποτελεσμάτων ως προς την ακρίβεια που προέκυψε από την επαναληπτική διαδικασία. Κάτι τέτοιο μπορεί να προκύψει αν, για παράδειγμα, τοποθετηθούν σε ένα διάγραμμα στον άξονα  $Y$  η τιμή  $NSE$  που προέκυψε από την εφαρμογή του εκάστοτε αλγορίθμου κατάτμησης και στον άξονα  $X$  η τιμή της παραμέτρου που εφαρμόστηκε για την οποία ζητείται η εύρεση της βέλτιστης τιμής της. Έτσι, λοιπόν, με τη βοήθεια μιας κατάλληλης ανάλυσης παλινδρόμησης, όπως η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων, μπορεί να επιτευχθεί ο προσδιορισμός της βέλτιστης καμπύλης που προσαρμόζεται στα δεδομένα, δηλαδή αυτής που εμφανίζει τον μεγαλύτερο συντελεστή συσχέτισης, καθώς και εν τέλει να βρεθεί η βέλτιστη τιμή της παραμέτρου του αλγορίθμου κατάτμησης για τον οποίο ο δείκτης  $NSE$  δίνει την ελάχιστη τιμή του.

## Κεφάλαιο 4

### Εφαρμογή των αλγορίθμων κατάτμησης και μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης

Σε αυτό το κεφάλαιο πραγματοποιείται σε πρώτη φάση η εφαρμογή των αλγορίθμων κατάτμησης σε δύο υπερφασματικές εικόνες που αναλύθηκαν στο Κεφάλαιο 3 και τα αποτελέσματά τους σχολιάζονται βάσει των τεχνικών αξιολόγησης που έχουν αναπτυχθεί. Στη συνέχεια, ακολουθεί η εφαρμογή των αλγορίθμων ταξινόμησης HAC και K-means σε όλες τις “βέλτιστες” εικόνες κατάτμησης, δηλαδή σε αυτές όπου ο κάθε αλγόριθμος κατάτμησης έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα.

#### 4.1. Διαθέσιμα δεδομένα και προεπεξεργασία

Οι δύο εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή τη διπλωματική εργασία για τη διαδικασία της ταξινόμησης προέρχονται από τον αερομεταφερόμενο υπερφασματικό δέκτη *CASI-550 (Compact Airborne Spectrographic Imager)* που διαθέτει το Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης. Η πρώτη εικόνα αναφέρεται σε μία περιοχή κοντά στον Αξιό και η δεύτερη βρίσκεται κοντά στη γέφυρα της Χαλκίδας, όμως για διευκόλυνση κατά τον σχολιασμό των αποτελεσμάτων θα αναφερόμαστε στη πρώτη ως Εικόνα 1 και στη δεύτερη ως Εικόνα 2. Τα κανάλια και των δύο υπερφασματικών απεικονίσεων είναι 95 και στη συνέχεια παρουσιάζονται σε ένα φυσικό έγχρωμο σύνθετο :



*Εικόνα 4.1. : Φυσικό έγχρωμο σύνθετο RGB (30,25,15) για την υπερφασματική εικόνα κοντά στη περιοχή του ποταμού Αξιού (Εικόνα 1)*



*Εικόνα 4.2. : Φυσικό έγχρωμο σύνθετο RGB (30,25,15) για την υπερφασματική εικόνα κοντά στη γέφυρα της Χαλκίδας (Εικόνα 2)*

Η Εικόνα 1 έχει μέγεθος 380x827 και η Εικόνα 2 είναι περίπου διπλάσια με μέγεθος 1673x593. Αξίζει να σημειωθεί ότι η πλάγια γραμμή που είναι εμφανώς διακριτή στην Εικόνα 1 αποτελεί γραμμή συρραφής των απεικονίσεων που λήφθηκαν με τον υπερφασματικό δέκτη.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 : ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ  
ΚΑΙ ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ

Ακόμη, προκειμένου να γίνει εφικτή η εφαρμογή ορισμένων αλγορίθμων κατάτμησης και ταξινόμησης στις δύο αυτές εικόνες υλοποιήθηκαν τα στάδια του φασματικού διαχωρισμού. Πιο συγκεκριμένα, αρχικά εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος *ODM* για την εύρεση του φασματικού υποχώρου του σήματος και στη συνέχεια ο *NFindR* ώστε να εξαχθούν οι φασματικές υπογραφές των καθαρών στόχων. Τέλος, για την εκτίμηση των ποσοστών αφθονίας των καθαρών στόχων ανά εικονοστοιχείο και εν τέλει την εξαγωγή των χαρτών αφθονίας και για τις δύο εικόνες εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος *NBM*. Από τη διαδικασία του φασματικού διαχωρισμού αρχικά προέκυψαν 20 και 23 καθαροί στόχοι για τις Εικόνες 1 και 2 αντίστοιχα, όμως μετά από ενδελεχή εξέτασή τους αφαιρέθηκαν ορισμένοι από αυτούς και εν τέλει απέμειναν 14 και 15 καθαροί στόχοι αντίστοιχα. Στους παρακάτω πίνακες απεικονίζεται το πλήθος των καθαρών στόχων που αντιστοιχούν σε ορισμένες κατηγορίες/υλικά για κάθε εικόνα :

Εικόνα 1	
Υλικό / Κατηγορία	Πλήθος καθαρών στόχων
Χώμα	4
Καλλιέργεια - Βλάστηση	5
Ποτάμι	1
Κτίριο	1
Αστικός ιστός	2
Σιδηρόδρομος	1

Εικόνα 2	
Υλικό / Κατηγορία	Πλήθος καθαρών στόχων
Χώμα	5
Θάλασσα	2
Εργοστάσιο	2
Βλάστηση	2
Αστικός ιστός	3
Δρόμοι	1

## 4.2. Εφαρμογή των αλγορίθμων κατάτμησης

Η διαδικασία της κατάτμησης σε μία υπερφασματική απεικόνιση αποτελεί μία σχετικά αργή διαδικασία και οι παράμετροι που πρέπει να ληφθούν σε κάθε αλγόριθμο επηρεάζουν σημαντικά τόσο την αποδοτικότητα όσο και τη χρονική πολυπλοκότητά τους. Προκειμένου, λοιπόν, να αποφύγουμε χρονοβόρες και μη ικανοποιητικές ως προς το αποτέλεσμα διαδικασίες κατάτμησης, θα αναφερθούμε πρώτα στην επιλογή των βέλτιστων παραμέτρων για κάθε αλγόριθμο σε κάθε εικόνα. Οι αλγόριθμοι κατάτμησης που θα εφαρμοστούν για τις δύο εικόνες είναι οι *AbundSLIC*, *HyperSLIC*, *SLIC-FD*, *SLIC-FD-MNF* και *NCutsMNF* (βλ. Κεφάλαιο 3). Στο δεύτερο εδάφιο θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα όλων των αλγορίθμων κατάτμησης με τις βέλτιστες παραμέτρους στις δύο εικόνες και θα σχολιαστούν φωτοερμηνευτικά συγκεκριμένες περιοχές ενδιαφέροντος σε κάθε εικόνα. Για τη συνολική επίδοση των αλγορίθμων κατάτμησης θα χρησιμοποιηθούν οι μέθοδοι αξιολόγησης κατάτμησης που αναπτύχθηκαν στο Κεφάλαιο 3.

### 4.2.1. Επιλογή των βέλτιστων παραμέτρων

Ο προσδιορισμός των βέλτιστων τιμών των παραμέτρων των αλγορίθμων είναι μια πολύ σημαντική διαδικασία και έχει βασιστεί σε μία επαναληπτική διαδικασία εφαρμογής των μεθόδων κατάτμησης σε κάθε απεικόνιση. Συγκεκριμένα, στη συνέχεια του εδαφίου παρουσιάζονται οι τρόποι με τους οποίους προέκυψε ο υπολογισμός των βέλτιστων τιμών τόσο της παραμέτρου  $m$  όλων των εκδοχών του SLIC όσο και της παραμέτρου  $k$  που αφορά όλες τις εκδοχές του SLIC αλλά και τον NCuts. Αξίζει να αναφερθεί ότι προκειμένου το πρόβλημα να μην είναι τεράστιο χρονικά αξιοποιήθηκε το εργαλείο "*Parallel Toolkit*" από το *Matlab* που προσφέρει τη δυνατότητα παράλληλης εφαρμογής .

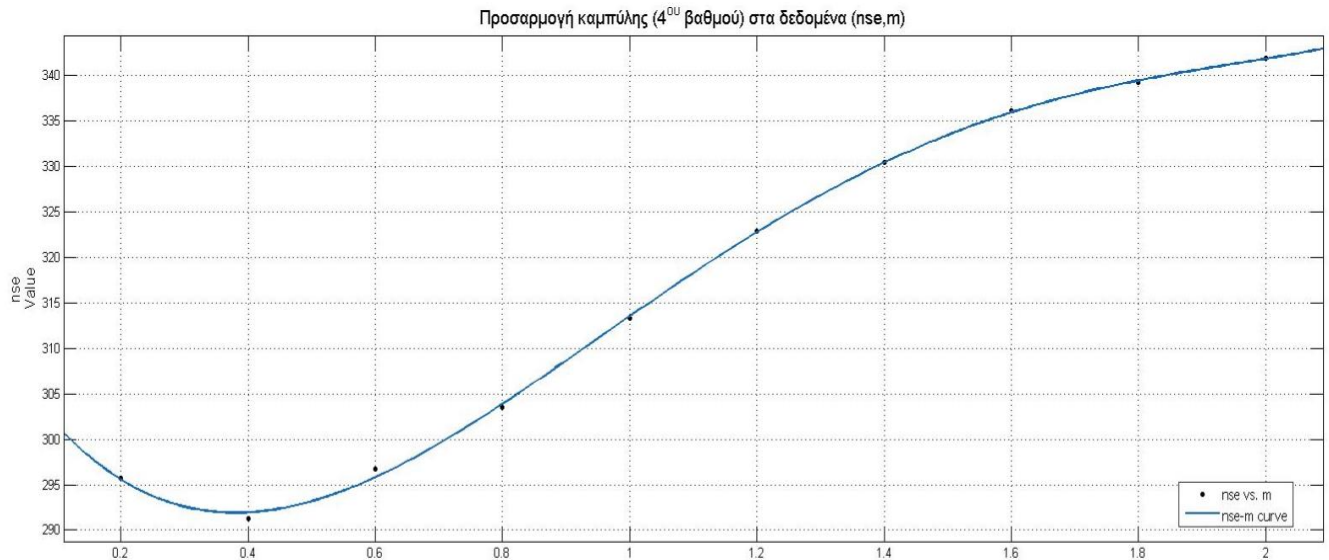
### Επιλογή της παραμέτρου $m$ του SLIC

Η παράμετρος αυτή χρησιμοποιείται αποκλειστικά στις διάφορες εκδοχές του SLIC και ουσιαστικά εκφράζει, όπως έχει προαναφερθεί, το κατά πόσο ο χρήστης επιθυμεί να πραγματοποιήσει την κατάτμηση της εκάστοτε εικόνας βασιζόμενος περισσότερο στα χωρικά ή στα φασματικά χαρακτηριστικά της (βλ. Κεφάλαιο 2). Λόγω του ότι αυτή η διπλωματική εργασία είναι προσανατολισμένη στην ανάπτυξη αλγορίθμων κατάτμησης που εφαρμόζονται κυρίως σε υπερφασματικές απεικονίσεις, είναι προφανές ότι οι τιμές της παραμέτρου  $m$  που επιλέχθηκαν προσπαθούν να αξιοποιήσουν τη μεγάλη φασματική πληροφορία που προσφέρεται από τέτοιου είδους απεικονίσεις. Οι τιμές της  $m$  που επιλέχθηκαν εξαρτώνται αποκλειστικά από την εκδοχή του SLIC που εφαρμόζεται, δηλαδή από τον φασματικό χώρο στον οποίο εφαρμόζεται. Σημειώνεται ότι η τιμή  $m$  θεωρήθηκε ανεξάρτητη της εκάστοτε εικόνας που θέλουμε να επεξεργαστούμε, διότι είχε ήδη προαποφασιστεί ότι και στις δύο απεικονίσεις θέλουμε να επιτύχουμε την ίδια ακρίβεια κατάτμησης.

Προκειμένου να προσδιοριστεί η βέλτιστη τιμή της παραμέτρου  $m$  που αφορά κάθε αλγόριθμο κατάτμησης, αποφασίστηκε η διαδοχική εφαρμογή αυτών των αλγορίθμων με διαφορετικές τιμές παραμέτρων κάθε φορά. Αναλυτικότερα, κάθε αλγόριθμος κατάτμησης εφαρμόστηκε για 10 διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $m$ , το εύρος των οποίων εξαρτάται κάθε φορά ανάλογα με τον χώρο στον οποίο υλοποιείται ο αλγόριθμος. Αφού προσδιορίστηκαν οι δείκτες NSE για κάθε εφαρμογή του εκάστοτε αλγορίθμου κατάτμησης, δημιουργήθηκε ένα διάγραμμα όπου έχει ως άξονα  $Y$  τις αντίστοιχες τιμές του δείκτη NSE και ως άξονα  $X$  τις 10 τιμές της παραμέτρου  $m$  που εφαρμόστηκαν. Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε η προσαρμογή μίας καμπύλης 4<sup>ου</sup> βαθμού για αυτά τα 10 σημεία, αφού εκείνη προσδιορίστηκε ως το βέλτιστο μοντέλο για τη συγκεκριμένη εφαρμογή (υψηλός συντελεστής συσχέτισης). Έτσι, λοιπόν, η βέλτιστη τιμή της παραμέτρου  $m$  προέκυψε ως την ελάχιστη τιμή που εμφανίζει η καμπύλη ως προς τον άξονα  $Y$ , δηλαδή



επιλέγεται εκείνη με τον μικρότερο δείκτη NSE. Αναλυτικότερα, μετά από ορισμένες εφαρμογές των αλγορίθμων επιλέχθηκε  $m=0.03$  για τον *AbundSLIC*,  $m=0.4$  για τον *SLIC-FD* και τον *SLIC-FD-MNF*, καθώς και για τον *HyperSLIC* επιλέχθηκε  $m=200$ .



Εικόνα 4.3 : Προσαρμογή καμπύλης 4<sup>ου</sup> βαθμού για διαδοχικές εφαρμογές του αλγορίθμου *SLIC-FD-MNF* για 10 διαφορετικές τιμές παραμέτρων  $m$  που λαμβάνονται από το εύρος  $[0.2,2]$

### Επιλογή της παραμέτρου $k$

Σε δεύτερη φάση πρόκειται να γίνει μια προσπάθεια προσέγγισης της βέλτιστης τιμής της παραμέτρου  $k$ , δηλαδή εκείνης της παραμέτρου που προσδιορίζει το πλήθος των υπερεικονοστοιχείων που δημιουργούνται από τον εκάστοτε αλγόριθμο κατάτμησης. Η παράμετρος αυτή απαιτείται από όλες τις εκδοχές του *SLIC* και από τον *NCuts*, όμως η ορθή επιλογή της αποτελεί ένα σημαντικό δίλημμα για τον χρήστη διότι μπορεί να επηρεάσει όλο το αποτέλεσμα της κατάτμησης και κατά συνέπεια της ταξινόμησης της εικόνας. Αναλυτικότερα, μία υπερεκτίμηση της παραμέτρου  $k$  μπορεί να δημιουργήσει προβλήματα *υπερκατάτμησης* (*oversegmentation*) με αποτέλεσμα να αυξάνεται σε μεγάλο βαθμό η χρονική πολυπλοκότητα του αλγορίθμου. Ακόμη, θα λέγαμε ότι η φασματική τιμή του κάθε

υπερεικονοστοιχείου που δημιουργείται προκύπτει ως μέσος όρος των φασματικών τιμών των εικονοστοιχείων που εμπεριέχονται σε αυτό, καθώς και το κάθε υπερεικονοστοιχείο συνοδεύεται από την τυπική του απόκλιση, δηλαδή κατά το πόσο οι τιμές των εικονοστοιχείων του διαφέρουν από τη φασματική τιμή του υπερεικονοστοιχείου. Γίνεται εύκολα αντιληπτό, λοιπόν, ότι μία μικρότερη τιμή της παραμέτρου  $k$  από τη βέλτιστη θα επιφέρει προβλήματα *υποκατάτμησης* (*undersegmentation*) με αποτέλεσμα τα υπερεικονοστοιχεία που σχηματίζονται να έχουν παραπάνω από την επιτρεπτή τυπική απόκλιση που θεωρεί ο χρήστης, γεγονός που θα επιφέρει μείωση της ακρίβειας που ο ίδιος θέλει να επιτύχει στο επόμενο στάδιο της ταξινόμησης.

Για όλους τους παραπάνω λόγους αποφασίστηκε η εύρεση της βέλτιστης τιμής της παραμέτρου  $k$  για τις δύο υπερφασματικές εικόνες. Ο τρόπος που επιλέχθηκε ώστε να υπολογιστεί αυτή η τιμή είναι η επαναληπτική εφαρμογή μίας τεχνικής κατάτμησης από αυτές που προαναφέρθηκαν με διαφορετική τιμή του  $k$  κάθε φορά, όπως και στη περίπτωση προσδιορισμού της βέλτιστης τιμής της παραμέτρου  $m$  που αναλύθηκε προηγουμένως. Στη συγκεκριμένη εφαρμογή επιλέχθηκε μόνο ο αλγόριθμος *HyperSLIC* και για τις δύο εικόνες με τη βέλτιστη τιμή της  $m$  που έχει επιλεγεί. Τα κριτήρια βάσει των οποίων έγινε η τελική επιλογή των τιμών της παραμέτρου  $k$  για κάθε εικόνα αποτελούν τόσο ο δείκτης *NSE*, όσο και οι τιμές *MeanStd95* και *MaxStd95*, όμως τα αποτελέσματα της κάθε εικόνας κατάτμησης κρίθηκαν και φωτοερμηνευτικά.

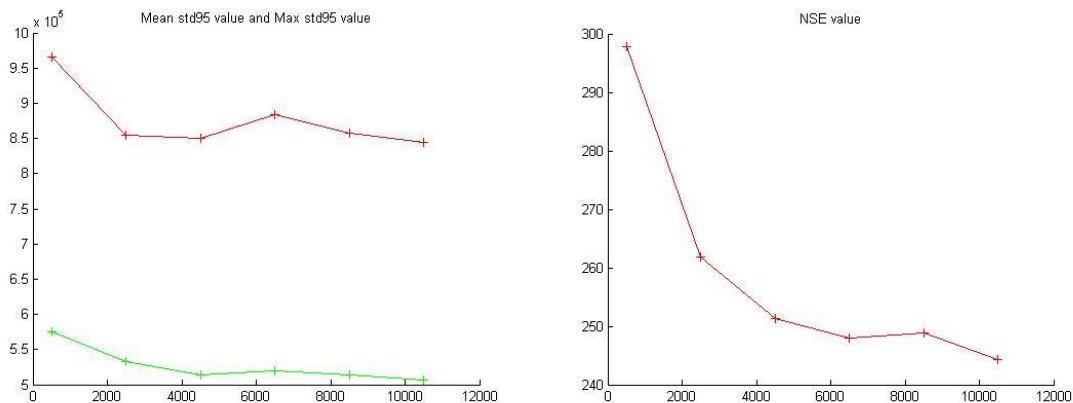
Σε αυτό το σημείο θα περιγραφεί συνοπτικά ο υπολογισμός των *MeanStd95* και *MaxStd95* που χρησιμοποιούνται αποκλειστικά για την επιλογή της παραμέτρου  $k$ . Για κάθε κανάλι υπολογίζεται η τυπική απόκλιση των υπερεικονοστοιχείων και δημιουργείται μία ταξινομημένη λίστα που εμπεριέχει τις τυπικές αποκλίσεις κατά αύξουσα σειρά. Επιλέγεται ως *Std95* για το συγκεκριμένο κανάλι εκείνη η τυπική απόκλιση που βρίσκεται στο 95% της ταξινομημένης λίστας. Ως *MeanStd95* ορίζεται

ο μέσος όρος των  $std95$  για κάθε κανάλι της απεικόνισης, ενώ ως  $MaxStd95$  ορίζεται η μέγιστη τιμή των  $std95$  για κάθε κανάλι της απεικόνισης.

$$MeanStd95 = \frac{\sum_{i=1}^{\#bands} std95_i}{\#bands} \quad (4.1)$$

$$MaxStd95 = \max\{std95_i; i = 1, \dots, \#bands\} \quad (4.2)$$

Για την Εικόνα 1 οι τιμές της παραμέτρου βρίσκονται στο διάστημα (500,10500) και για την Εικόνα 2 το αντίστοιχο διάστημα είναι το (6500,14500). Ο *HyperSLIC* εφαρμόστηκε επαναληπτικά με βήμα 2000 και για τις δύο εικόνες, ενώ για την καλύτερη οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων δημιουργήθηκαν ορισμένα διαγράμματα όπου στον άξονα  $x$  βρίσκεται η τιμή της  $k$  που εισάγεται από τον χρήστη και στον άξονα  $y$  βρίσκεται η τιμή του εκάστοτε δείκτη που θέλουμε να παρουσιάσουμε. Τα αποτελέσματα για την Εικόνα 1 είναι τα εξής :



Εικόνα 4.4. : Διαγράμματα  $MeanStd95$ ,  $MaxStd95$ ,  $NSE$  για την Εικόνα 1

Από τα παραπάνω διαγράμματα μπορούμε εύκολα να παρατηρήσουμε ότι οι τιμές όλων των δεικτών μετά την τιμή  $k=4500$  παρουσιάζουν μεγάλη πτώση, δηλαδή η ακρίβεια της κατάτμησης της εικόνας γίνεται ολοένα και πιο μεγάλη. Αναλυτικότερα, οι δείκτες  $MeanStd95$  και  $MaxStd95$  παρουσιάζουν τις μικρότερες τιμές στο διάστημα  $k=(2500,4500)$ , ενώ οι άλλοι δύο δείκτες για τιμές μεγαλύτερες



του  $k=2500$  υποδεικνύουν ότι η ακρίβεια της κατάτμησης βελτιώνεται σε μεγάλο βαθμό. Έτσι, λοιπόν, μπορούμε να θεωρήσουμε ότι η ακρίβεια που επιτυγχάνεται μεταξύ των τιμών  $k=2500$  και  $k=4500$  είναι ικανοποιητική. Προκειμένου, όμως, να εξαχθούν ασφαλή συμπεράσματα ως προς τον προσδιορισμό της παραμέτρου αποφασίστηκε να συγκριθούν και μερικά αποτελέσματα κατάτμησης φωτοερμηνευτικά. Οι τρεις εικόνες που συγκρίθηκαν είναι οι εξής :

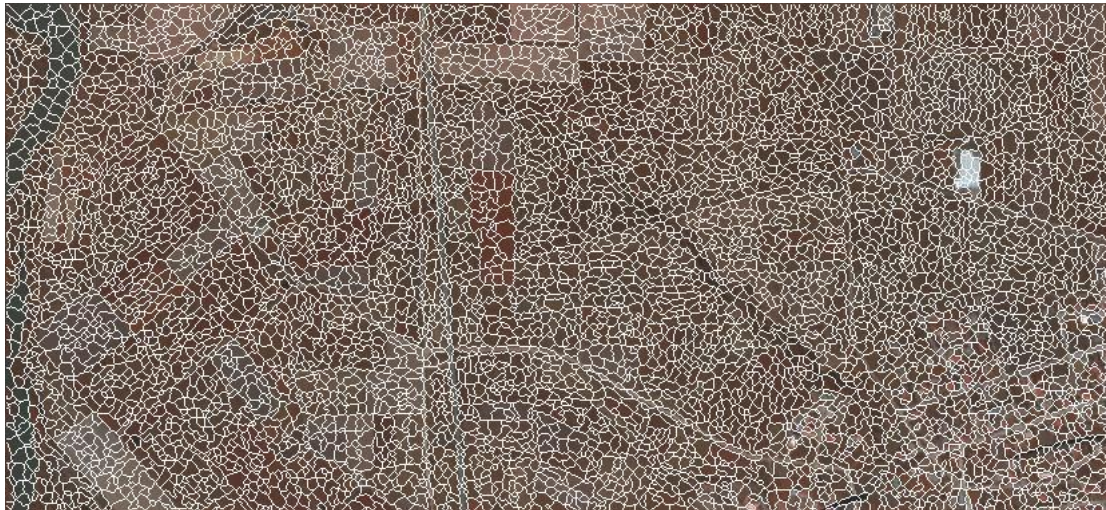


(a)



(β)



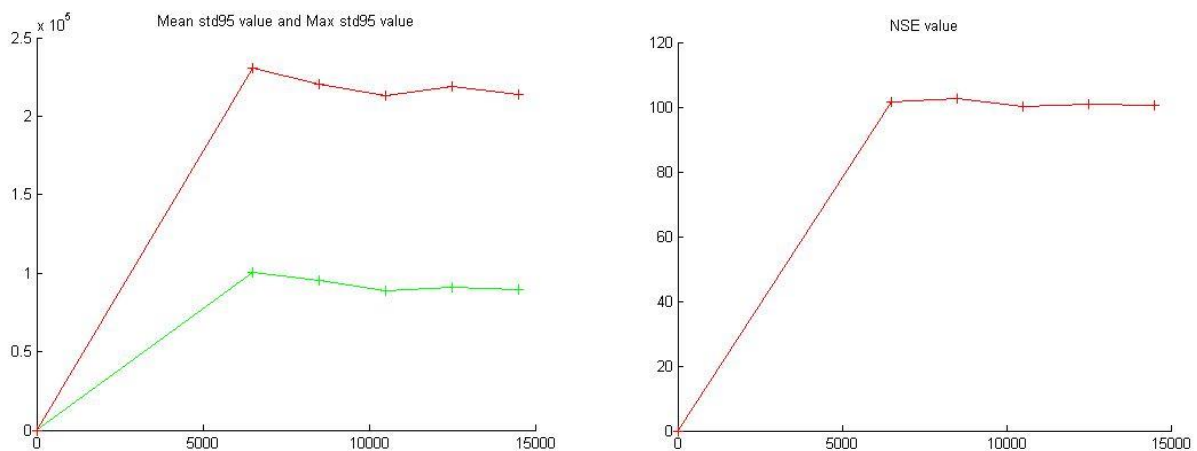


( $\gamma$ )

Εικόνα 4.5. : Φωτοερμηνευτική σύγκριση σε ένα έγχρωμο σύνθετο των αποτελεσμάτων της κατάτμησης για (α)  $k=2500$  , (β)  $k=4500$  και ( $\gamma$ )  $k=6500$

Παρατηρώντας τα παραπάνω αποτελέσματα μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι πράγματι μετά από την τιμή  $k=6500$  σχηματίζονται υπερβολικά πολλά υπερεικονοστοιχεία, ενώ για τέτοιες τιμές και πάνω ο αλγόριθμος γίνεται ιδιαίτερα αργός. Έτσι, λοιπόν, συμπεραίνουμε ότι τα κριτήρια που επιλέχθηκαν για την βέλτιστη επιλογή της παραμέτρου  $k$  μπορούν να θεωρηθούν αρκετά αξιόπιστα οπότε ως βέλτιστη τιμή ορίστηκε η  $k=3500$ .

Για την Εικόνα 2 τα αποτελέσματα είναι τα εξής :



Εικόνα 4.6. : Διαγράμματα MeanStd95, MaxStd95, NSE για την Εικόνα 2

Από τα παραπάνω διαγράμματα μπορούμε να συμπεράνουμε ότι οι τιμές όλων των δεικτών είναι αρκετά κοντά μεταξύ τους για όλες τις τιμές των  $k$  που εφαρμόστηκαν, δηλαδή η ακρίβεια της κατάτμησης που επιτυγχάνεται από τα διαφορετικά  $k$  είναι περίπου η ίδια. Χαμηλότερη τιμή σε όλα αυτά τα διαγράμματα παρουσιάζει η τιμή  $k=10500$ , η οποία για αυτό τον λόγο θεωρήθηκε βέλτιστη. Οι υπόλοιπες τιμές που είναι μικρότερες από αυτή απορρίφθηκαν λόγω του μεγάλου μεγέθους της εικόνας.

#### 4.2.2. Αποτελέσματα των αλγορίθμων κατάτμησης

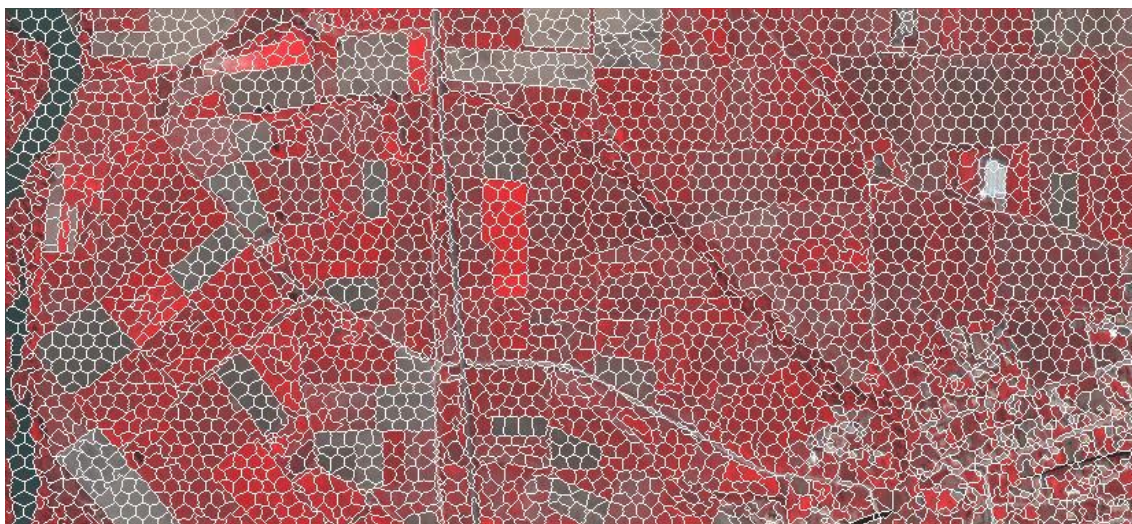
Σε αυτό το εδάφιο πρόκειται να παρουσιαστούν τα αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης *HyperSLIC*, *AbundSLIC*, *SLIC-FD*, *SLIC-FD-MNF* και *NCutsMNF* που εφαρμόστηκαν στις δύο υπερφασματικές απεικονίσεις που διαθέτουμε με τις αντίστοιχες βέλτιστες τιμές των παραμέτρων τους, ενώ τα αποτελεσματα τους πρόκειται να αναλυθούν μέσω συγκεκριμένων τεχνικών αξιολόγησης. Για κάθε εικόνα, λοιπόν, τα αποτελέσματα είναι τα εξής :



(a)



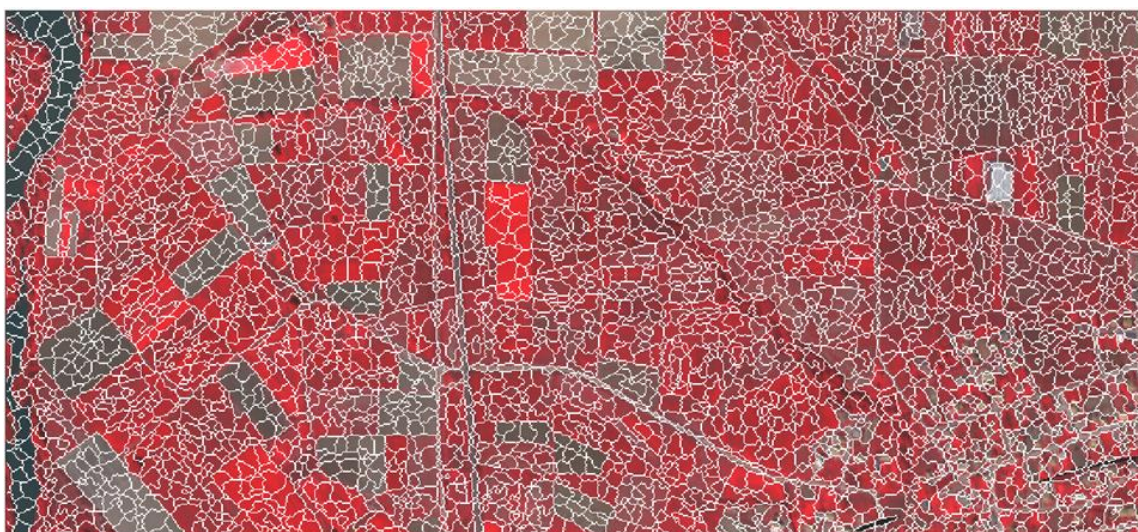
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 : ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ  
ΚΑΙ ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ



(β)

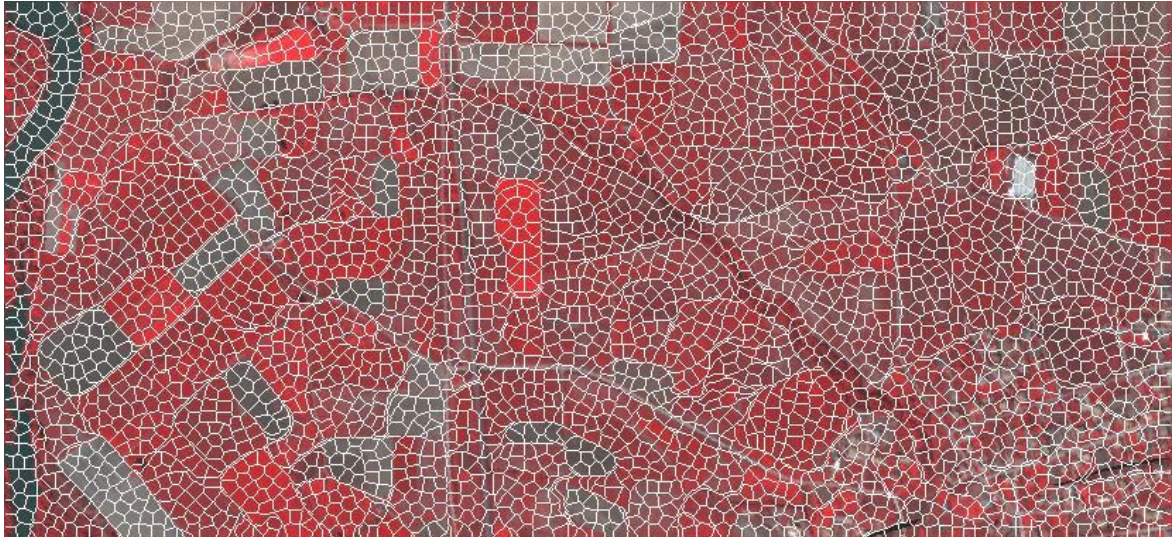


(γ)



(δ)

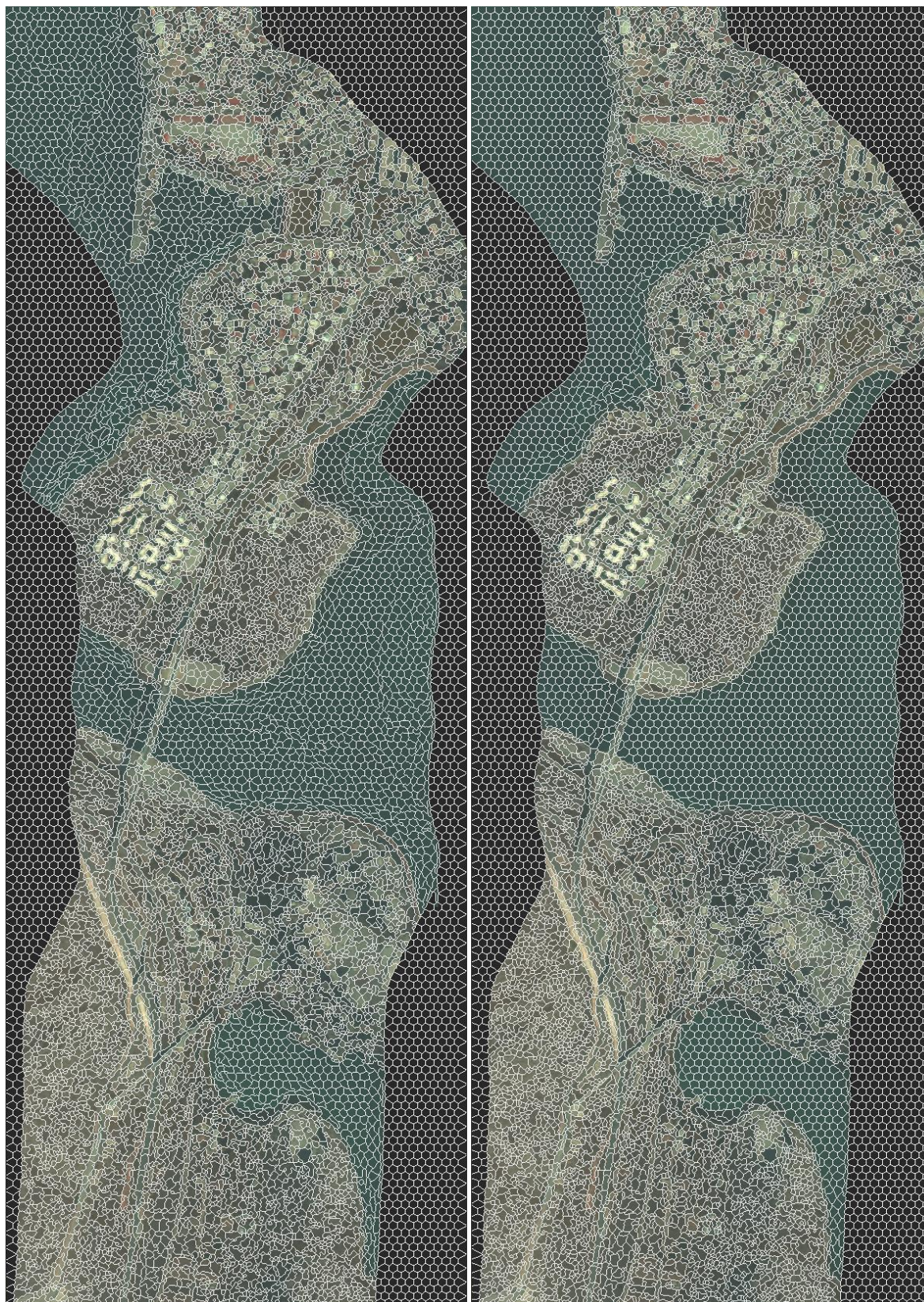




(ε)

Εικόνα 4.7. : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) *HyperSLIC*, (β) *AbundSLIC*, (γ) *SLIC-FD*, (δ) *SLIC-FD-MNF* και (ε) *NCutsMNF* για την Εικόνα 1 στο έγχρωμο σύνθετο *RGB (70,30,20)*

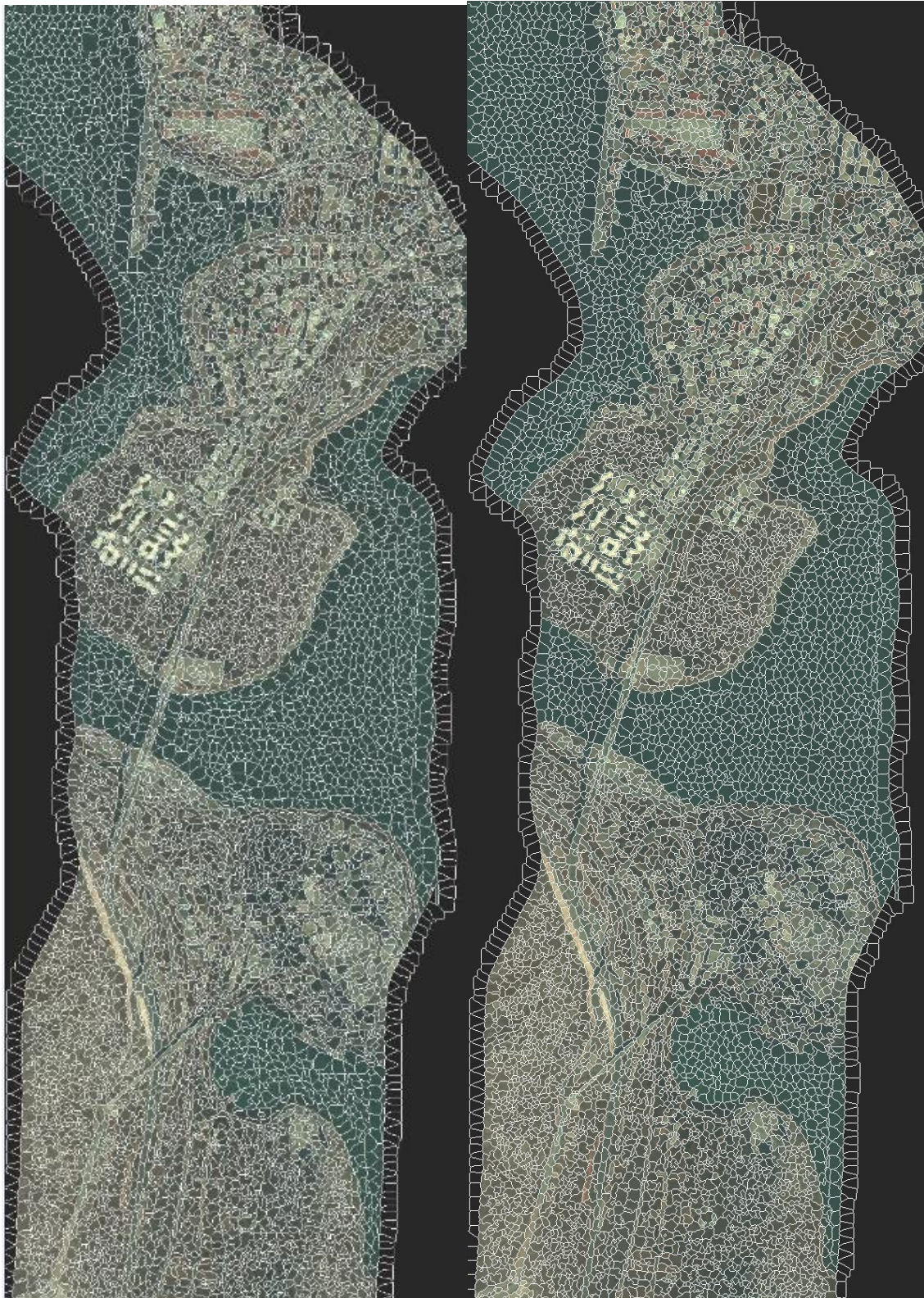




(a)

(β)





(γ)

(δ)

Εικόνα 4.8. : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) *HyperSLIC*, (β) *AbundSLIC*, (γ) *SLIC-FD* και *SLIC-FD-MNF* για την Εικόνα 2 στο έγχρωμο σύνθετο RGB (30,25,10)

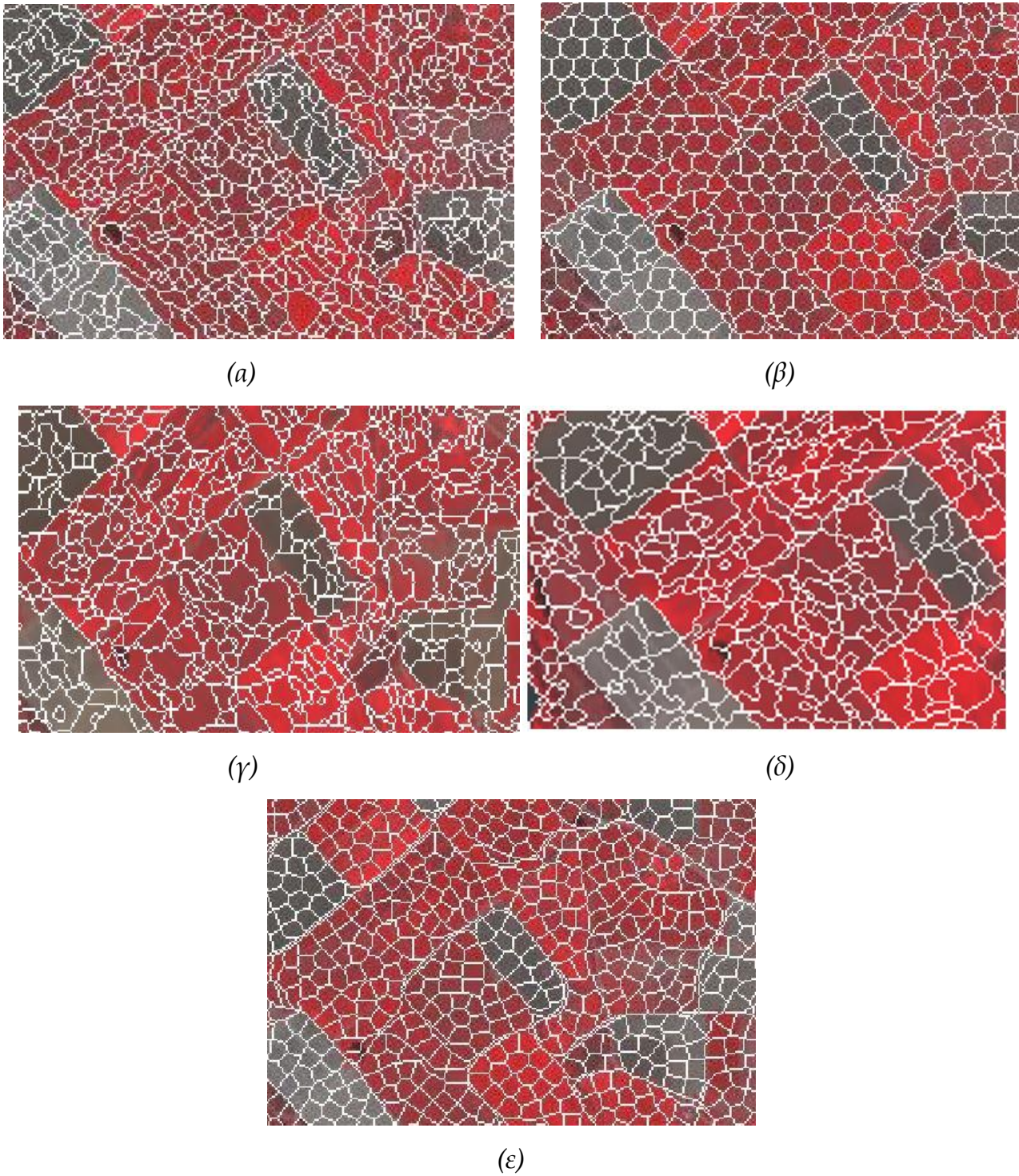
#### 4.2.2.1. Φωτοερμηνεία σε περιοχές ενδιαφέροντος

Σε αυτό το εδάφιο πρόκειται να πραγματοποιηθεί μία διαδικασία φωτοερμηνείας σε συγκεκριμένες περιοχές των δύο εικόνων ώστε να αξιολογηθούν οι επιδόσεις των αλγορίθμων κατάτμησης που εφαρμόστηκαν. Όσον αφορά την Εικόνα 1, λοιπόν, το έγχρωμο σύνθετο που χρησιμοποιήθηκε είναι το RGB (70,30,20) και οι περιοχές που συγκρίθηκαν είναι οι εξής :

#### Αγροτεμάχια

Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε στις παρακάτω εικόνες, όλοι οι αλγόριθμοι κατάτμησης έχουν εφαρμοστεί αρκετά ικανοποιητικά στις περιοχές της Εικόνας 1 που εμπεριέχουν αγροτεμάχια. Κάτι τέτοιο είναι σχετικά αναμενόμενο διότι αυτές οι περιοχές περιέχουν διακριτή φασματική πληροφορία. Όσον αφορά τους *AbundSLIC*, *SLIC-FD-MNF* και *NCutsMNF*, θα λέγαμε ότι τα υπερεικονοστοιχεία που σχηματίζονται έχουν περίπου κανονικό σχήμα με τους *AbundSLIC* και *SLIC-FD-MNF*, όμως, να δείχνουν περισσότερο επηρεασμένοι από τη φασματική πληροφορία. Σε αντίθεση με τους προηγούμενους, τα αποτελέσματα του *HyperSLIC* φαίνεται να επηρεάζονται περισσότερο από τη μεγάλη φασματική πληροφορία των απεικονίσεων με αποτέλεσμα να σχηματίζονται περισσότερα υπερεικονοστοιχεία μικρού μεγέθους. Τα αποτελέσματα που εξάγονται από τον αλγόριθμο *SLIC-FD* μοιάζουν αρκετά με τα αποτελέσματα του *HyperSLIC* με τη διαφορά όμως ότι ο πρώτος δημιουργεί αρκετά λιγότερο πλήθος υπερεικονοστοιχείων, συνεπώς μπορούμε να συμπεράνουμε ότι οι επιδόσεις του είναι ιδιαίτερα ικανοποιητικές.



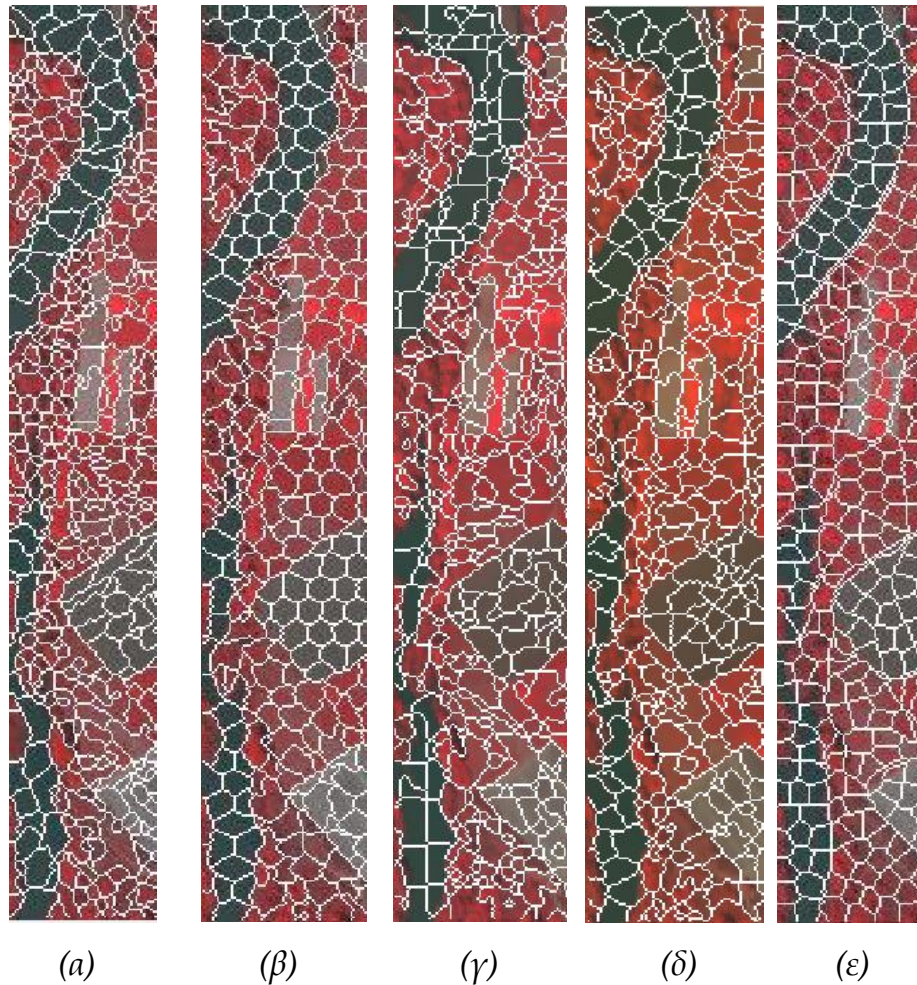


Εικόνα 4.9. : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) *HyperSLIC*, (β) *AbundSLIC*, (γ) *SLIC-FD* και (δ) *NCutsMNF* σε μία περιοχή με αγροτεμάχια για την Εικόνα 1

## Ποτάμι

Ο αλγόριθμος *HyperSLIC* σε αυτή τη περιοχή ενδιαφέροντος εφαρμόζεται ικανοποιητικά με την έννοια ότι διαχωρίζει ορθά τις διάφορες θεματικές κατηγορίες, όμως δημιουργεί ξανά αρκετά μικρά υπερεικονοστοιχεία όπως και στη προηγούμενη εικόνα. Τα αποτελέσματα του *SLIC-FD* μοιάζουν ξανά με τα αποτελέσματα του προηγούμενου με τη διαφορά, όμως, ότι δημιουργεί σημαντικά μικρότερο αριθμό υπερεικονοστοιχείων σε σχέση με τον *HyperSLIC*, συνεπώς μπορούμε να θεωρήσουμε ότι προσαρμόζεται σχετικά ικανοποιητικά στα δεδομένα. Αντιθέτως, ο *NCutsMNF* παρουσιάζει υπερεικονοστοιχεία με αρκετά κανονικό σχήμα, όμως σε αντίθεση με τη περίπτωση των αγροτεμαχίων ο αλγόριθμος δεν εφαρμόζεται αρκετά ικανοποιητικά αφού τοποθετεί σε μερικά υπερεικονοστοιχεία διαφορετικές θεματικές κατηγορίες. Τέτοια περίπτωση συμβαίνει, για παράδειγμα, στο κάτω αριστερά μέρος της εικόνας αφού ομαδοποιεί στο ίδιο υπερεικονοστοιχείο τις περιοχές των αγροτεμαχίων με τις περιοχές του ποταμού. Σε αυτή την περιοχή ενδιαφέροντος ο *AbundSLIC* κρίνεται άκρως ικανοποιητικός σχηματίζοντας μεν μεγάλα υπερεικονοστοιχεία με κανονικά σχήματα, όμως επίσης φαίνεται να επηρεάζεται από τη μεγάλη φασματική πληροφορία και προσαρμόζεται ικανοποιητικά στα όρια των αντικειμένων της εικόνας. Τέλος, όσον αφορά τα αποτελέσματα του *SLIC-FD-MNF* σε αυτή την περιοχή παρατηρείται ότι ο αλγόριθμος αποτυγχάνει να διαχωρίσει ορθά μερικές φασματικές λεπτομέρειες, όμως σε σχέση με τον *SLIC-FD* θεωρείται ότι συνολικά έχει εφαρμοστεί αποδοτικότερα σε αυτή την περιοχή.



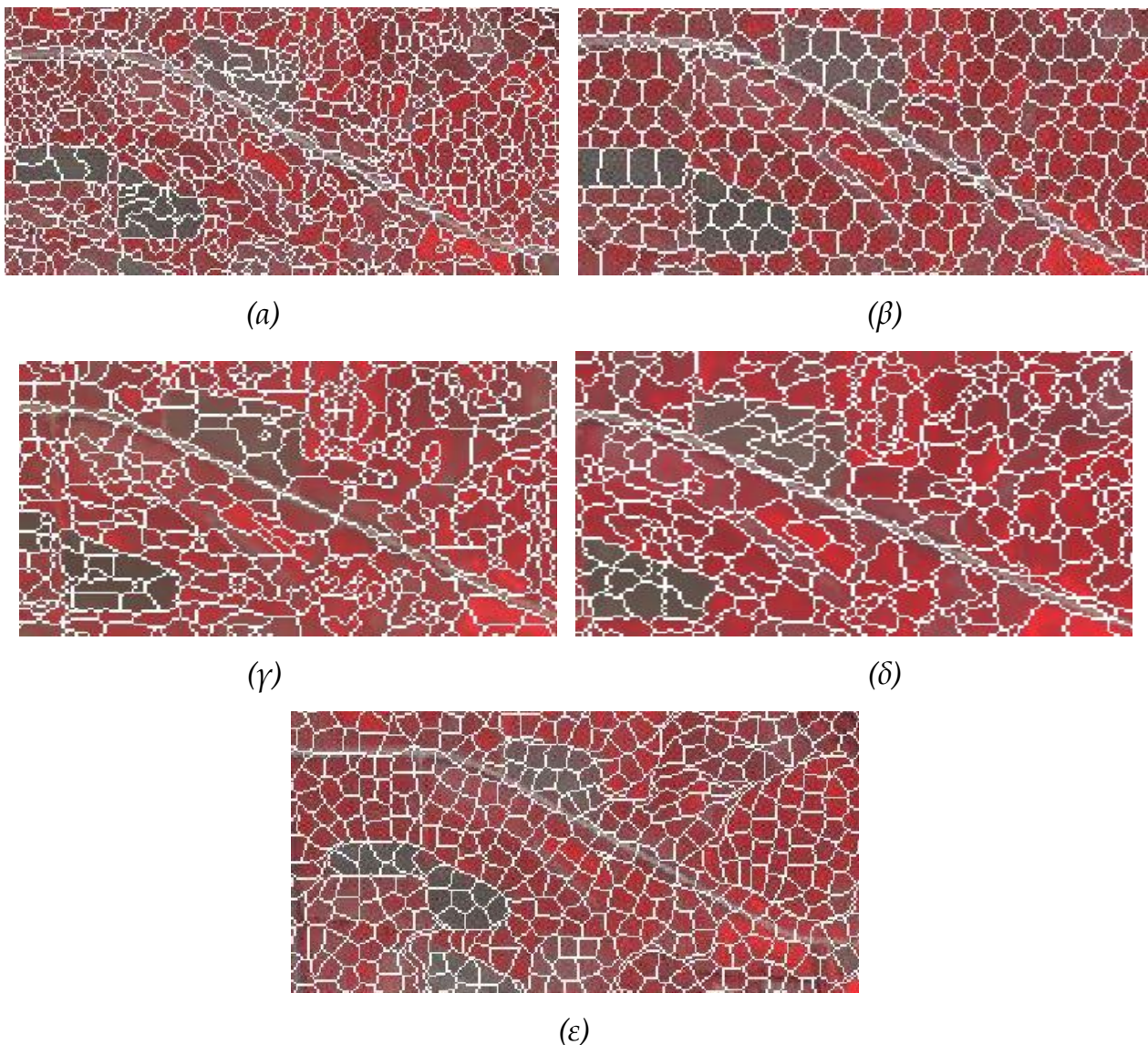


Εικόνα 4.10. : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) *HyperSLIC*, (β) *AbundSLIC*, (γ) *SLIC-FD*, (δ) *SLIC-FD-MNF* και (ε) *NCutsMNF* σε μία περιοχή κοντά στο ποτάμι για την Εικόνα 1

### Δρόμοι

Αυτή η περιοχή ενδιαφέροντος είναι αρκετά σημαντική, διότι απεικονίζει τα διακριτά γραμμικά στοιχεία της Εικόνας 1 και μία αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των αλγορίθμων κατάτμησης μπορεί να υποδείξει σε μεγάλο βαθμό την ακριβειά τους. Όσον αφορά το πρώτο γκρουπ εικόνων, θα λέγαμε ότι ο *NCutsMNF* έχει αποτύχει πλήρως διότι δεν έχει ανιχνεύσει με μεγάλη ακρίβεια τον απεικονιζόμενο δρόμο με αποτέλεσμα να τοποθετεί τμήματά του σε ένα υπερεικονοστοιχείο μαζί με τμήματα αγροτεμαχίων. Αντιθέτως, ο *HyperSLIC* και ο *AbundSLIC* έχουν προσαρμοστεί αρκετά ικανοποιητικά με τον πρώτο να δημιουργεί ξανά πολλά

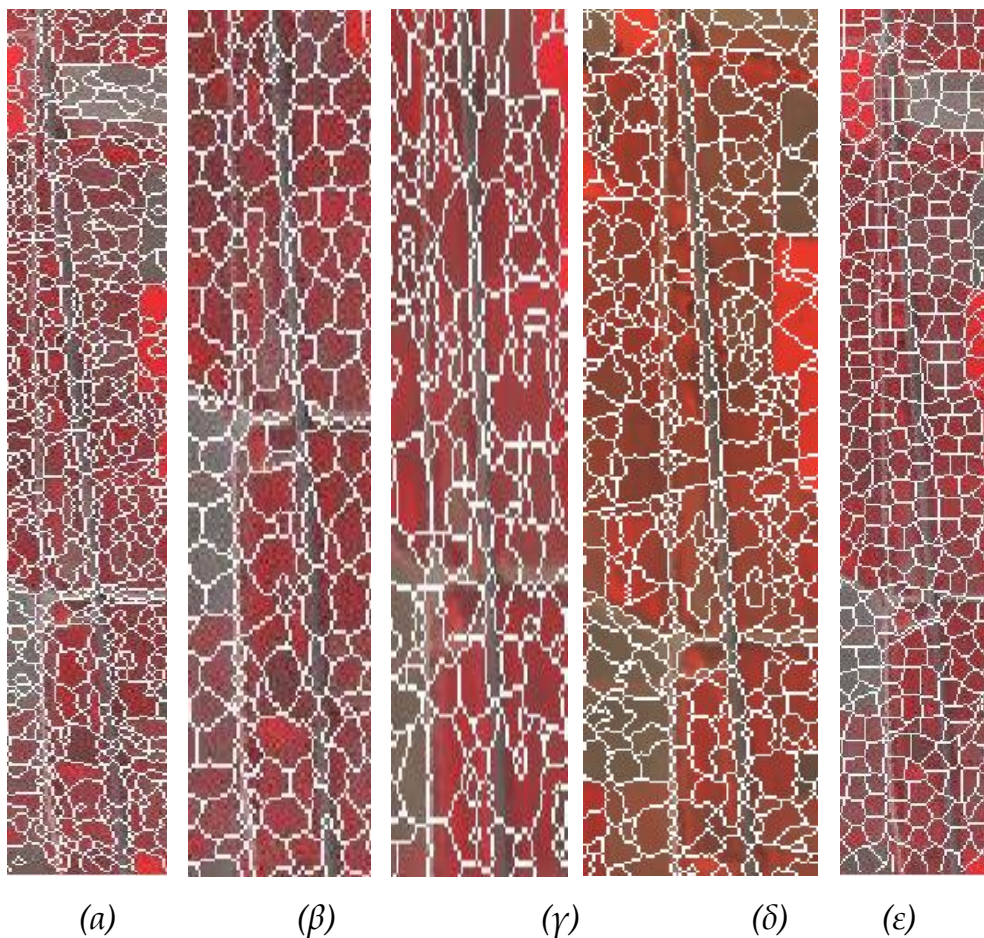
υπερεικονοστοιχεία ακανόνιστου σχήματος και τον δεύτερο να σχηματίζει πολύ λιγότερα υπερεικονοστοιχεία κανονικού σχήματος. Ο αλγόριθμος *SLIC-FD* καταφέρνει στα περισσότερα σημεία του δρόμου να δημιουργήσει με σωστό τρόπο τα υπερεικονοστοιχεία σε μερικά άλλα σημεία, όμως, αποτυγχάνει. Τέλος, παρατηρούμε ότι στον αλγόριθμο *SLIC-FD-MNF* τα αποτελέσματα κρίνονται πιο ικανοποιητικά σε σχέση με τον *SLIC-FD* και ότι τα γραμμικά στοιχεία του δρόμου έχουν προσαρμοστεί αρκετά ικανοποιητικά στα υπερεικονοστοιχεία, κάτι τέτοιο όμως δεν ισχύει για τις περιοχές γύρω από τον δρόμο.



Εικόνα 4.11. : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) *HyperSLIC*, (β) *AbundSLIC*, (γ) *SLIC-FD*, (δ) *SLIC-FD-MNF* και (ε) *NCutsMNF* σε μία περιοχή με δρόμο για την Εικόνα 1



Στο δεύτερο γκρουπ εικόνων με γραμμικά στοιχεία μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι απεικονίζονται δύο δρόμοι όπου πιθανόν ο αριστερός να είναι κάποιος βοηθητικός χωματόδρομος για τα αγροτεμάχια της περιοχής και ο δεύτερος είναι ένας σιδηρόδρομος. Για ακόμη μία φορά παρατηρούμε ότι ο *NCuts-MNF* κρίνεται ανεπαρκής να εντοπίσει αυτά τα γραμμικά στοιχεία, ενώ ανάλογη επιτυχημένη εφαρμογή με την προηγούμενη περίπτωση έχει ο *HyperSLIC*. Πρέπει να επισημάνουμε ότι ενώ στο πρώτο γκρουπ εικόνων με δρόμους ο *AbundSLIC* εφαρμόστηκε εξίσου ικανοποιητικά με τον *HyperSLIC*, σε αυτή τη πιο σύνθετη περίπτωση ο αλγόριθμος δεν καταφέρνει να εντοπίσει τον αριστερό δρόμο. Ο *SLIC-FD* έχει καταφέρει να εντοπίσει το μεγαλύτερο κομμάτι του σιδηρόδρομου, όμως δεν έχει καλές επιδόσεις όσον αφορά τον αριστερό δρόμο. Τέλος, ο *SLIC-FD-MNF* κρίνουμε ότι εφαρμόζει τα υπερεικονοστοιχεία αρκετά ικανοποιητικά.

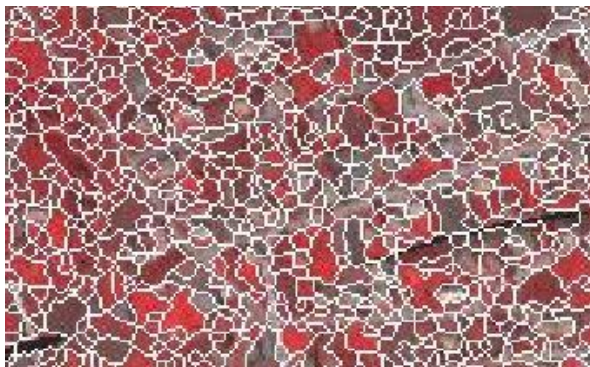


Εικόνα 4.12. : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) *HyperSLIC*, (β) *AbundSLIC*, (γ) *SLIC-FD* και (δ) *NCutsMNF* σε μία περιοχή με δρόμο για την Εικόνα 1

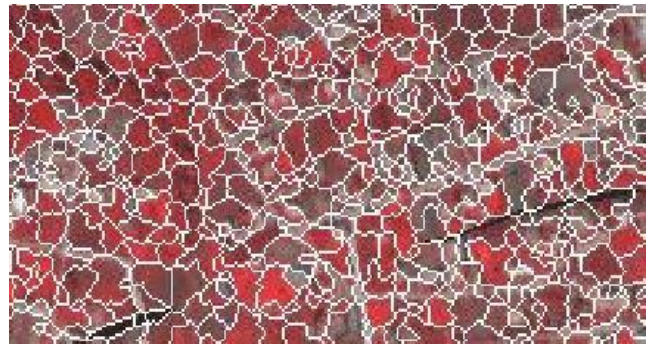


### Αστικός ιστός

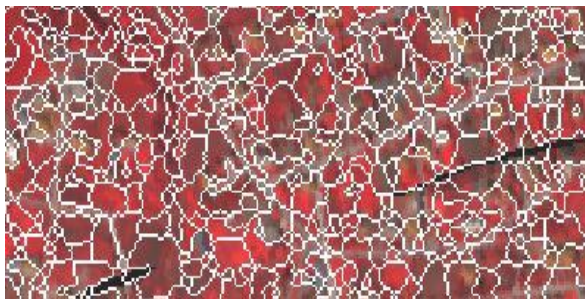
Αυτή η περιοχή ενδιαφέροντος αναμένεται να αντιμετωπιστεί με ιδιαίτερη δυσκολία ως προς τις επιδόσεις των αλγορίθμων κατάτμησης διότι συνήθως εκεί η φασματική πληροφορία μιας υπερφασματικής απεικόνισης είναι διάχυτη, αφού σε μία τέτοια περιοχή μπορεί να εμπεριέχονται κτίρια, δρόμοι, βλάστηση και άλλες θεματικές κατηγορίες. Καταρχήν, θα λέγαμε ότι ο αλγόριθμος *NCutsMNF* έχει αποτύχει πλήρως στη προσαρμογή των υπερεικονοστοιχείων που δημιουργούνται και δεν καταφέρνει να διαχωρίσει καμία θεματική κατηγορία. Ο αλγόριθμος *HyperSLIC* εφαρμόζεται αρκετά ικανοποιητικά στα δεδομένα με μεγάλη ακρίβεια, όμως για να το επιτύχει αυτό δημιουργεί μεγάλο αριθμό υπερεικονοστοιχείων. Οι άλλοι τρεις αλγόριθμοι προσαρμόζονται επίσης ικανοποιητικά στις διάφορες θεματικές κατηγορίες που ενυπάρχουν σε αυτόν τον αστικό ιστό διαχωρίζοντας, όπως και στη περίπτωση του *HyperSLIC*, μερικούς δρόμους και κτίρια με τη διαφορά όμως ότι χρησιμοποιούν πολύ λιγότερο αριθμό υπερεικονοστοιχείων.



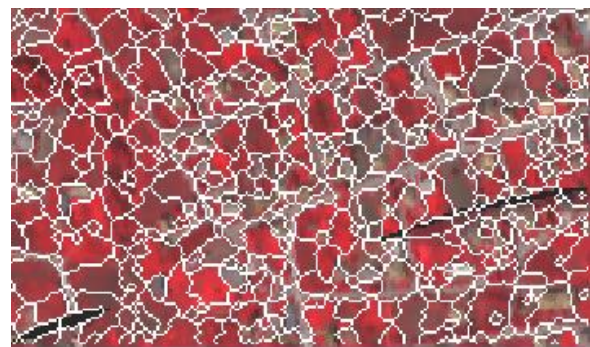
(a)



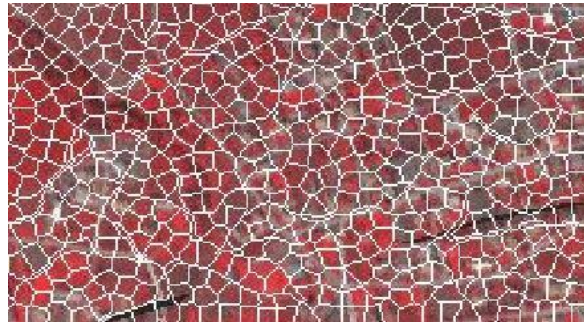
(β)



(γ)



(δ)



(ε)

Εικόνα 4.13. : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD και (δ) NCutsMNF σε μία περιοχή με αστικό ιστό για την Εικόνα 1

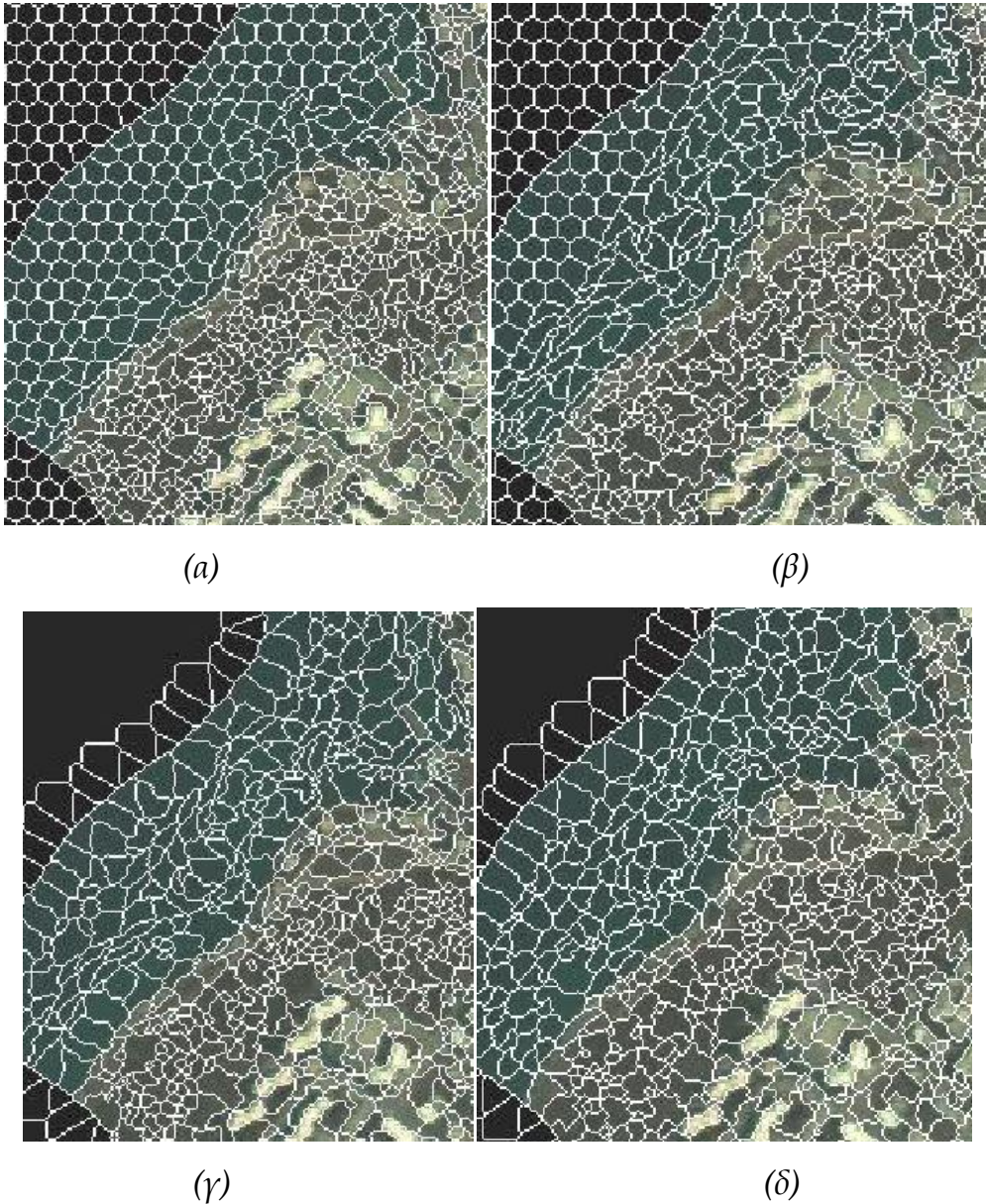
Όσον αφορά την Εικόνα 2, οι περιοχές ενδιαφέροντος που έχουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον και εξετάστηκαν φωτοερμηνευτικά παρουσιάζονται στη συνέχεια του εδαφίου. Τονίζεται ότι ο αλγόριθμος NCuts αποφασίστηκε να μην εφαρμοστεί στην Εικόνα 2 λόγω των μέτριων αποδόσεων του στην Εικόνα 1.

### Όρια στεριάς - θάλασσας

Μία σημαντική περιοχή ενδιαφέροντος της Εικόνας 2 αποτελεί μία εκείνη που βρίσκεται στο αριστερό μέρος της εικόνας και εμπεριέχει το θαλάσσιο στοιχείο. Ως γνωστόν, οι υπερφασματικοί δέκτες λόγω της ευρείας φασματικής πληροφορίας που μπορούν να προσφέρουν έχουν τη δυνατότητα να εντοπίζουν σημαντικές πληροφορίες ως προς τη σύσταση του νερού που μέχρι ένα ρηχό βάθος. Όπως παρουσιάζεται και στο φυσικό έγχρωμο σύνθετο στην αρχή του κεφαλαίου, σε αυτή τη λήψη έχει πράγματι απεικονιστεί μία διαφοροποίηση των φασματικών τιμών των εικονοστοιχείων που εμπεριέχουν το υδάτινο στοιχείο και βρίσκονται κοντά στην ακτογραμμή. Σε αυτή την περιοχή ενδιαφέροντος, λοιπόν, πρόκειται να εξεταστεί κατά πόσο ο εκάστοτε αλγόριθμος κατάτμησης που εφαρμόστηκε ήταν ευαίσθητος ως προς αυτές τις τιμές των εικονοστοιχείων. Αξίζει να αναφερθεί ότι η μαύρη περιοχή που απεικονίζεται στο πάνω αριστερά μέρος των παραπάνω εικόνων δεν



αποτελεί μέρος του βυθού αλλά είναι μια περιοχή κενών τιμών λόγω προγραμματισμού πτήσης.



Εικόνα 4.14. : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) *HyperSLIC*, (β) *AbundSLIC* (γ) *SLIC-FD* και (δ) *SLIC-FD-MNF* σε μία περιοχή με θάλασσα για την Εικόνα 2

Παρατηρώντας τις παραπάνω εικόνες, λοιπόν, βλέπουμε ότι ο *HyperSLIC* σε σχέση με τους άλλους δύο αλγορίθμους έχει δημιουργήσει πιο κανονικού σχήματος υπερεικονοστοιχεία στη περιοχή με θάλασσα, οπότε μπορούμε να συμπεράνουμε ότι

δεν είναι μία τόσο ευαίσθητη ως προς την κατάτμηση τεχνική τέτοιων περιοχών σε σχέση με τις άλλες δύο που εφαρμόστηκαν. Τα αποτελέσματα των αλγορίθμων *SLIC-FD*, *SLIC-FD-MNF* και *AbundSLIC* μοιάζουν αρκετά στα σημεία που υφίσταται υδατίνο στοιχείο με την όποια διαφοροποίησή τους να παρατηρείται κυρίως στο χερσαίο μέρος της περιοχή ενδιαφέροντος.

### Αστική περιοχή

Η συγκεκριμένη περιοχή ενδιαφέροντος διαθέτει πολλές φασματικές διαφοροποιήσεις μεταξύ γειτονικών εικονοστοιχείων με αποτέλεσμα να αποτελεί μία περιοχή στην οποία τα αποτελέσματα των περισσότερων αλγορίθμων να δημιουργούν αρκετά υπερεικονοστοιχεία. Παρατηρείται, ωστόσο, ότι στον πιο ικανοποιητικό βαθμό αποδίδει ο *SLIC-FD-MNF* αφού σε σχέση με τους υπόλοιπους τρεις αλγορίθμους κατάτμησης καταφέρνει να περιγράψει με μεγαλύτερη λεπτομέρεια και με πιο κανονικά σχήματα υπερεικονοστοιχείων τις φασματικές διαφοροποιήσεις που παρατηρούνται σε αυτή την αστική περιοχή.

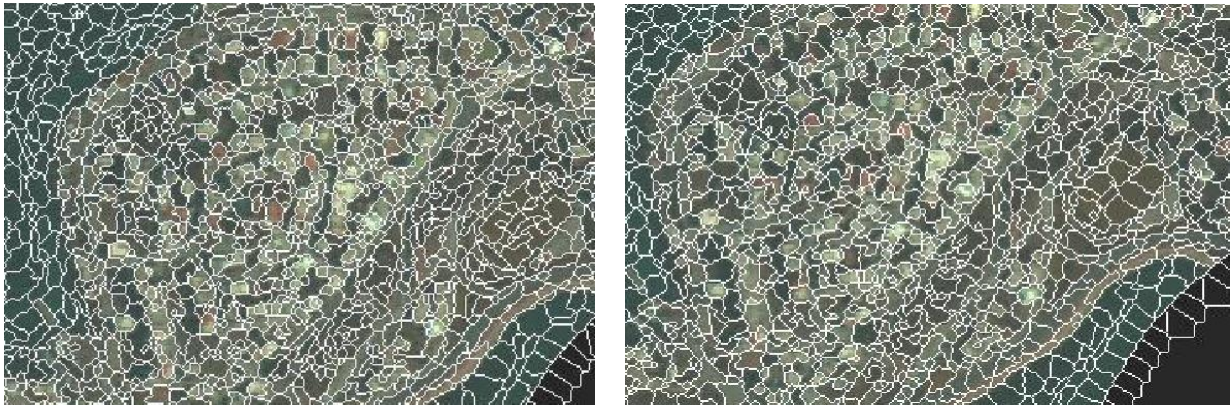


(a)



(β)





(γ)

(δ)

Εικόνα 4.15. : Αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης (α) *HyperSLIC*, (β) *AbundSLIC* και (γ) *SLIC-FD* σε μία περιοχή με αστικό ιστό για την Εικόνα 2

### 4.2.3. Αποτελέσματα των τεχνικών αξιολόγησης

#### 4.2.3.1. Δείκτες NSE

Το πρώτο κριτήριο αξιολόγησης των τεχνικών κατάτμησης αποτελεί ο δείκτης *NSE* που αναπτύχθηκε στα πλαίσια αυτής διπλωματικής εργασίας (βλ. Κεφάλαιο 3). Τα αποτελέσματα του δείκτη αυτού για όλους τους αλγορίθμους κατάτμησης που εφαρμόστηκαν και στις δύο εικόνες είναι τα εξής :

Εικόνα 1	
Αλγόριθμοι / Δείκτες	NSE
<i>AbundSLIC</i>	266
<i>HyperSLIC</i>	259
<i>SLIC-FD</i>	257
<i>SLIC-FD-MNF</i>	203
<i>NCutsMNF</i>	343

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 : ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ  
ΚΑΙ ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ

Εικόνα 2	
Αλγόριθμοι / Δείκτες	NSE
AbundSLIC	105
HyperSLIC	100
SLIC-FD-MNF	103
SLIC-FD	99

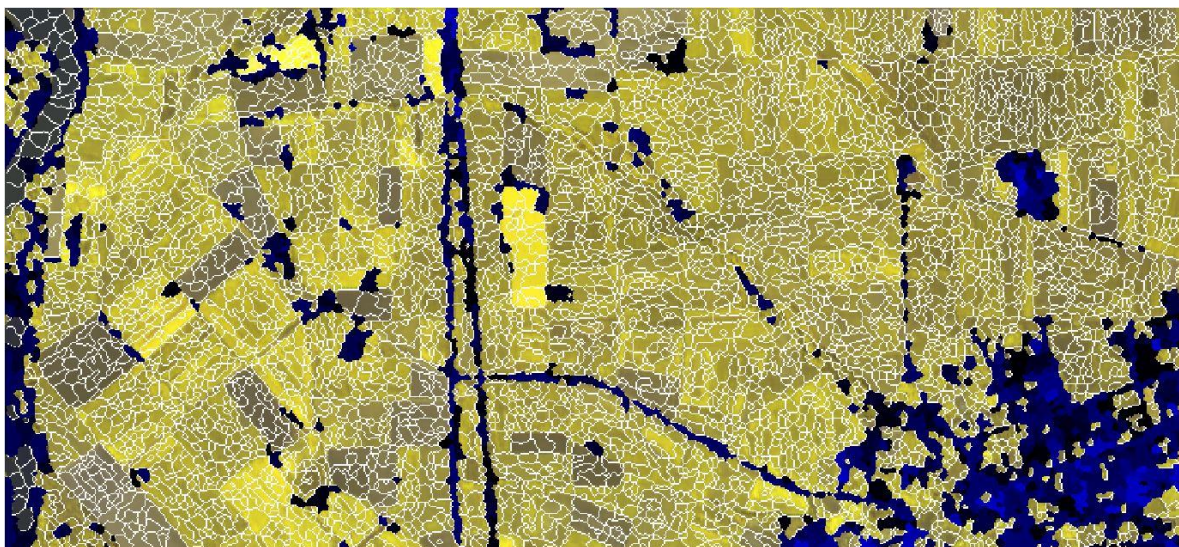
Σε αυτό το σημείο πρέπει να τονιστεί ότι οι τιμές του δείκτη NSE ουσιαστικά δείχνουν κατά πόσο καλά ανταποκρίνεται φασματικά ένας αλγόριθμος κατάτμησης σε σχέση με κάποιον άλλο, δηλαδή δεν είναι ιδιαίτερα σημαντικές οι απόλυτες τιμές του δείκτη αλλά οι σχετικές διαφορές των τιμών μεταξύ των αλγορίθμων κατάτμησης που έχουν εφαρμοστεί. Αυτό συμβαίνει διότι εξ' ορισμού η τιμή αυτή καθ' αυτή του δείκτη εξαρτάται από το πλήθος των καναλιών ή το πλήθος των χαρτών αφθονίας που διατίθενται ανάλογα με τον αλγόριθμο κατάτμησης που θέλουμε να εφαρμόσουμε.

Βάσει του πρώτου πίνακα που αφορά την Εικόνα 1, θα λέγαμε ότι τις καλύτερες επιδόσεις παρουσιάζει ο αλγόριθμος *SLIC-FD-MNF* που διαθέτει και τη χαμηλότερη τιμή του δείκτη *NSE* με μεγάλη διαφορά σε σχέση με τις υπόλοιπες μεθόδους κατάτμησης. Δεύτερη καλύτερη απόδοση παρατηρούμε ότι παρουσιάζουν οι μέθοδοι *SLIC-FD* και *HyperSLIC*. Ακόμη, ο αλγόριθμος *AbundSLIC* φαίνεται να έχει κοντινές τιμές του *NSE* σχετικά με τις προηγούμενες τεχνικές, ενώ ο *NCutsMNF* για τον ίδιο δείκτη παρουσιάζει σημαντική αύξηση σε σχέση με τις άλλες μεθόδους κατάτμησης. Όπως μπορούμε εύκολα να παρατηρήσουμε, η εφαρμογή των δεικτών στην Εικόνα 2 δείχνει μια σχετική επικράτηση του *SLIC-FD* σε σχέση με τους υπόλοιπους αλγορίθμους κατάτμησης, όμως επειδή οι διαφοροποιήσεις των δεικτών αυτών για όλους τους αλγορίθμους είναι ελάχιστες δεν είναι δυνατή η εξαγωγή

ασφαλών συμπερασμάτων. Συμπερασματικά, όσον αφορά την Εικόνα 1 οι δείκτες αυτοί υπήρξαν αρκετά αντιπροσωπευτικοί ως προς τις επιδόσεις του εκάστοτε αλγορίθμου κατάτμησης. Ωστόσο, η εφαρμογή τους στην Εικόνα 2 δεν βοήθησε στην ένδειξη κάποιων σημαντικών διαφοροποιήσεων στα αποτελέσματα των τεχνικών κατάτμησης, επομένως εφαρμόστηκαν και άλλες τεχνικές αξιολόγησης που ακολουθούν στη συνέχεια.

#### 4.2.3.2. Χάρτες επικινδυνότητας

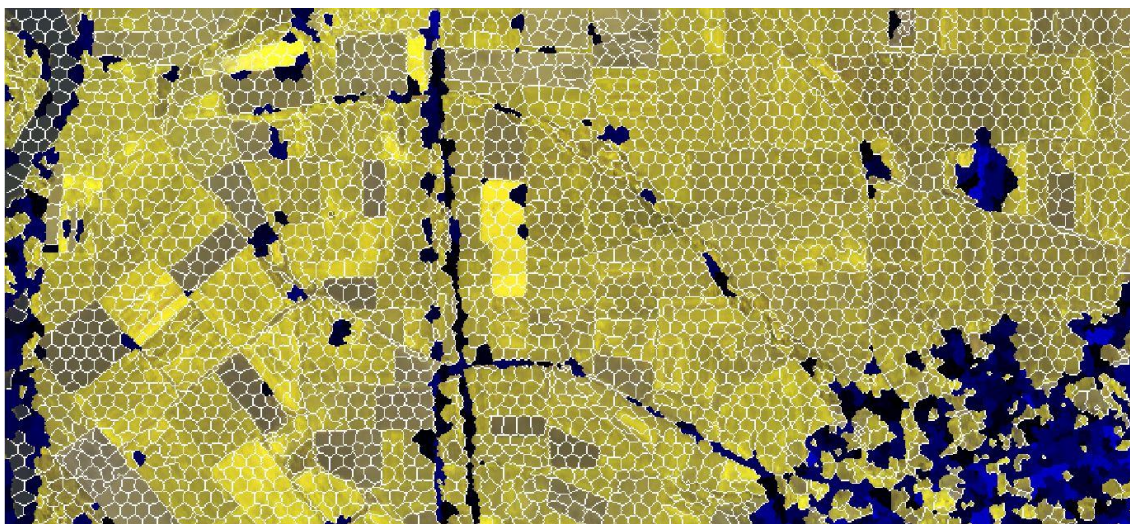
Η δεύτερη τεχνική αξιολόγησης των επιδόσεων των αλγορίθμων κατάτμησης που αναπτύχθηκε αποτελεί η παραγωγή των λεγόμενων χαρτών επικινδυνότητας (βλ. Κεφάλαιο 3). Η οπτικοποίηση που χρησιμοποιείται για την απεικόνιση των “επικίνδυνων” υπερεικονοστοιχείων, δηλαδή εκείνων που η τυπική τους απόκλιση υπερβαίνει το 95% της ταξινομημένης κατά φθίνουσας σειράς λίστας όλων των υπερεικονοστοιχείων που δημιουργείται, πραγματοποιείται μέσω αποχρώσεων του μπλε. Όσο πιο ανοιχτή είναι αυτή η απόχρωση τόσο σε περισσότερα κανάλια ή χάρτες αφθονίας (ανάλογα με τον αλγόριθμο κατάτμησης) το υπερεικονοστοιχείο θεωρείται “επικίνδυνο”. Οι χάρτες αυτοί παρουσιάζονται στη συνέχεια :



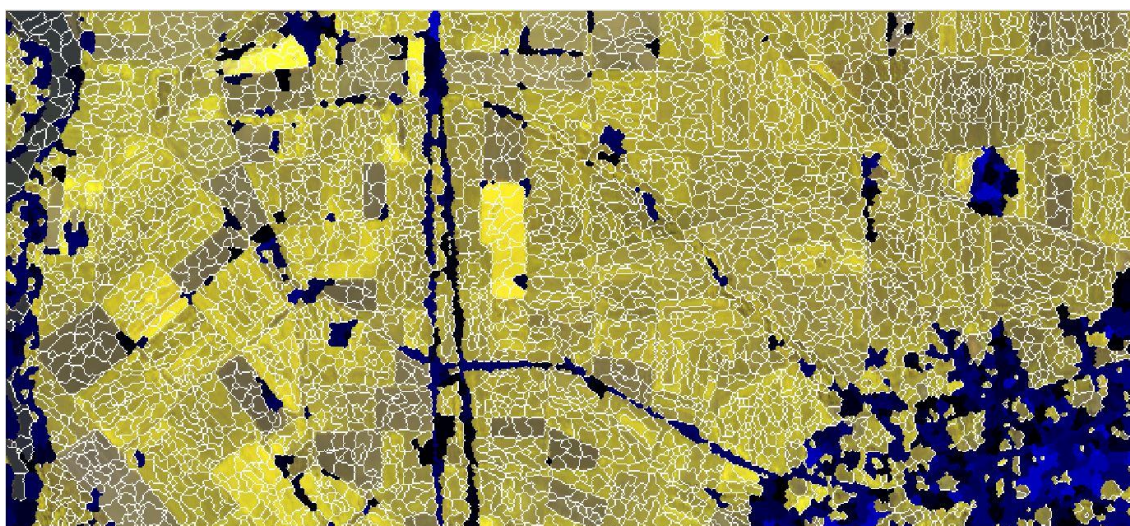
(a)



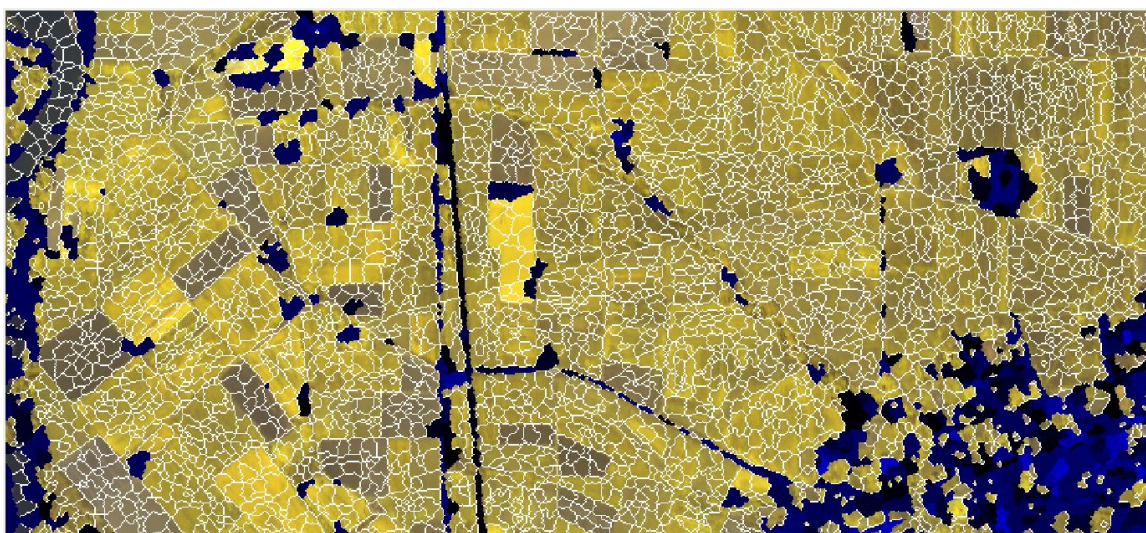
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 : ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ  
ΚΑΙ ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ



(β)

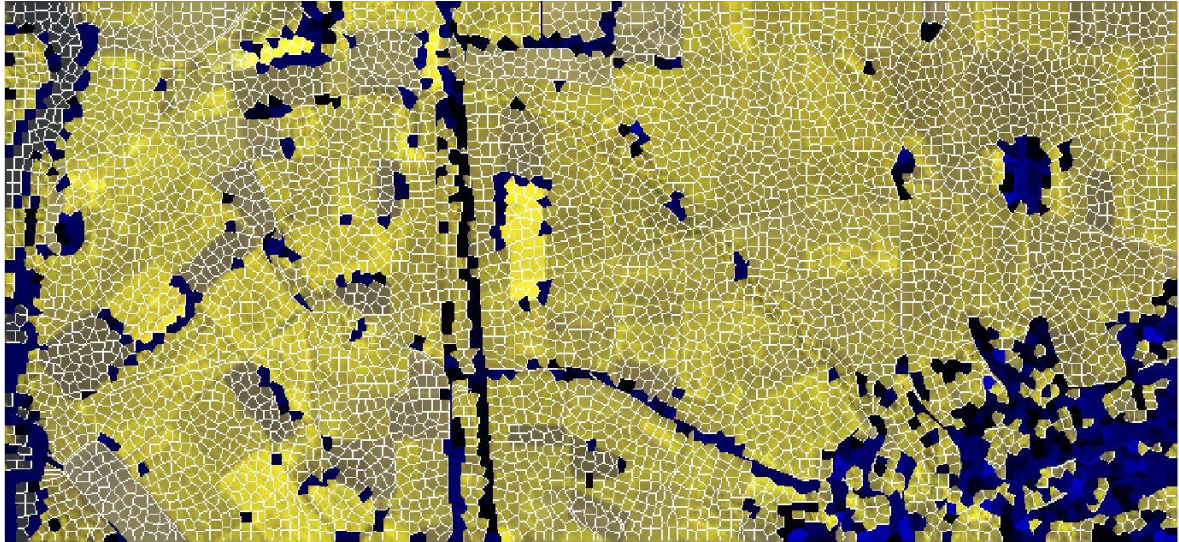


(γ)



(δ)

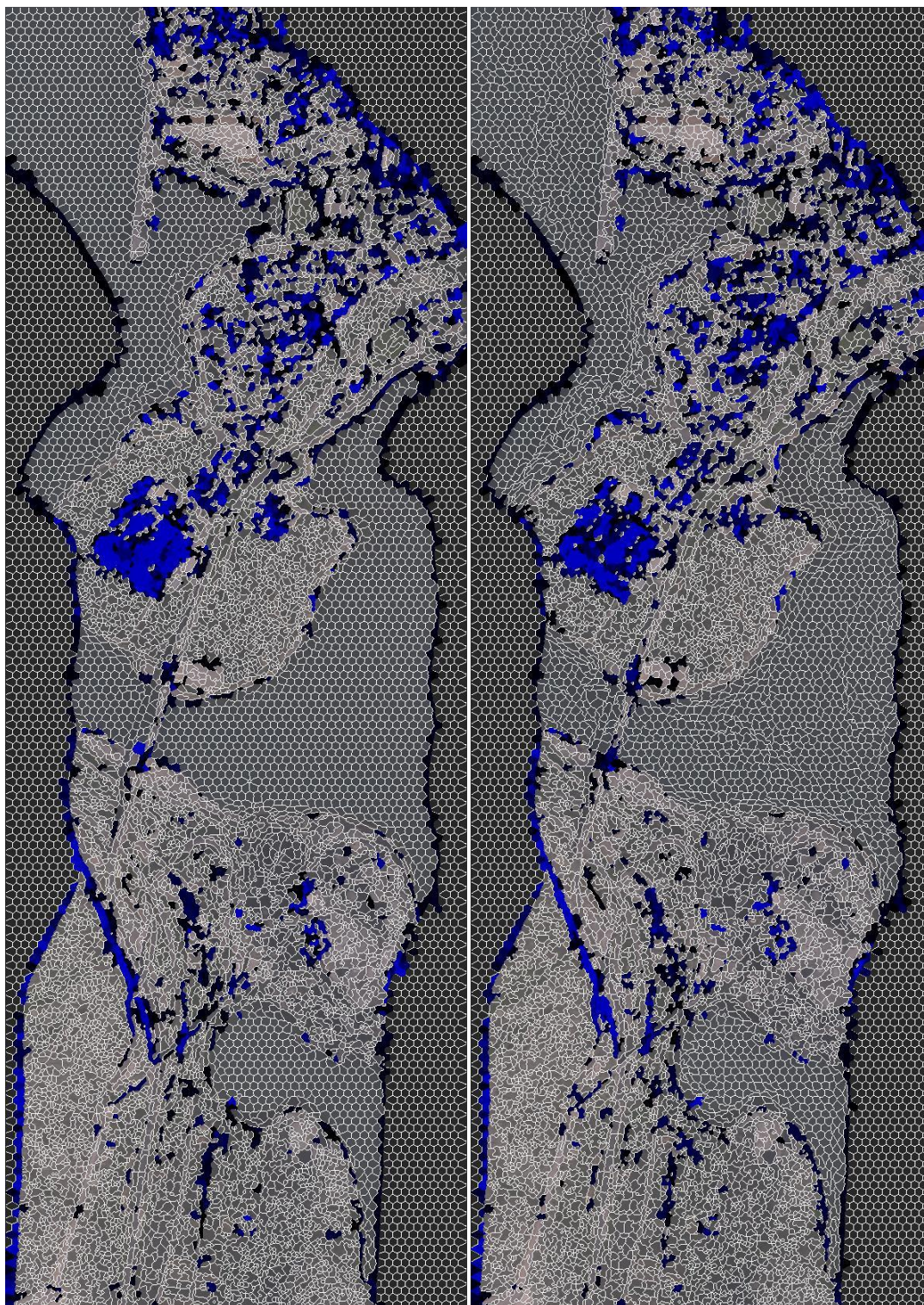




(ε)

Εικόνα 4.16. : Χάρτες επικινδυνότητας για τον αλγόριθμο (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD, (δ) SLIC-FD-MNF και (ε) NCutsMNF για την Εικόνα 1 στο έγχρωμο σύνθετο RGB (85,60,13)

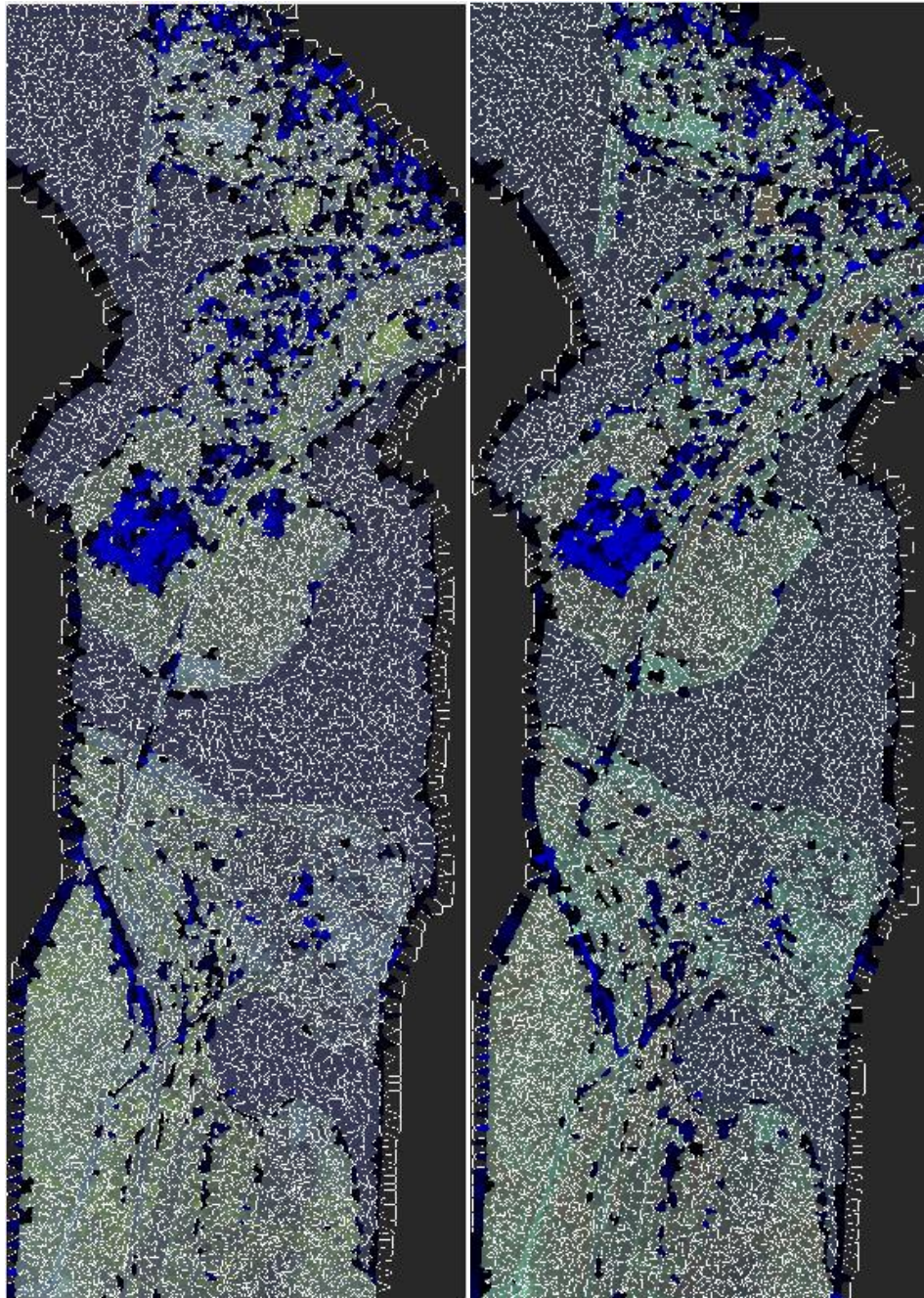




(a)

(β)





(γ)

(δ)

Εικόνα 4.17. : Χάρτες επικινδυνότητας για τον αλγόριθμο (α) *HyperSLIC*, (β) *AbundSLIC*,  
(γ) *SLIC-FD* και (δ) *SLIC-FD-MNF* για την Εικόνα 2

Σε αυτό το σημείο αξίζει να αναφερθεί ότι αυτοί οι χάρτες πρέπει να συνοδεύεται με τις αντίστοιχες τυπικές αποκλίσεις που αφορούν τα «επικίνδυνα» υπερεικονοστοιχεία της απεικόνισης. Όπως παρατηρήθηκε, το εύρος των τιμών που

παρουσιάζουν οι τυπικές αποκλίσεις των υπερεικονοστοιχείων στη περίπτωση του *SLIC-FD-MNF* είναι οι ελάχιστες σε σχέση με τους υπόλοιπους τρεις αλγόριθμους με μία αρκετά μεγάλη διαφορά και για τις δύο εικόνες. Όσον αφορά την Εικόνα 1, παρατηρείται ότι η αστική περιοχή που βρίσκεται στο κάτω δεξιά μέρος της έχει προκαλέσει προβλήματα συνοχής των υπερεικονοστοιχείων που σχηματίζονται εκεί, γεγονός που οφείλεται στις μικρές φασματικές διαφοροποιήσεις που λαμβάνουν χώρα σε αυτή τη περιοχή. Τονίζεται ότι παρά το γεγονός ότι ο NCuts φαίνεται να εμφανίζει ικανοποιητικά αποτελέσματα ως προς τους χάρτες «επικινδυνότητας» της Εικόνας 1, όπως παρατηρήσαμε όμως κατά τη φωτοερμηνευτική διαδικασία τα υπερεικονοστοιχεία που έχουν δημιουργηθεί από αυτόν σε καμία περίπτωση δεν εφαρμόζονται ικανοποιητικά στα όρια των αντικειμένων. Όσον αφορά την Εικόνα 2, μπορούμε εύκολα να παρατηρήσουμε ότι ξανά εμφανίζονται «επικίνδυνα» υπερεικονοστοιχεία κυρίως σε αστικές περιοχές για τους ίδιους λόγους που αναφέραμε προηγουμένως. Συμπερασματικά, θα μπορούσαμε να σχολιάσουμε ότι βάσει αυτού του κριτηρίου τα πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα και για τις δύο εικόνες παράγονται από τον αλγόριθμο *SLIC-FD-MNF*.

### 4.3. Εφαρμογή των αλγορίθμων μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης

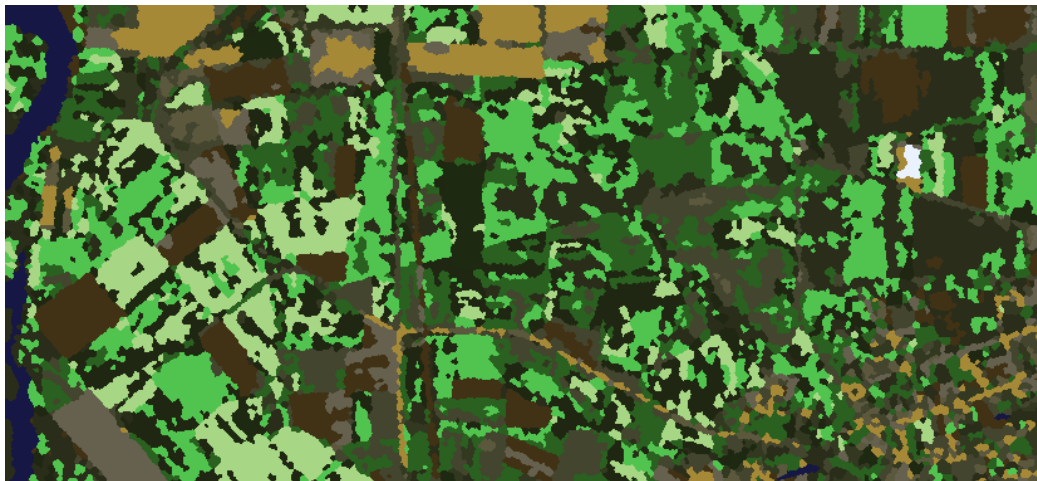
Τονίζεται ότι η διαδικασία της μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης σε αυτή την εργασία αποτελεί μία δευτερεύουσα διαδικασία και αποσκοπεί αποκλειστικά στην εξαγωγή συμπερασμάτων σχετικά με την απόδοση των αλγορίθμων κατάτμησης υπερφασματικών απεικονίσεων που εφαρμόστηκαν προηγουμένως. Οι βέλτιστες εικόνες κατάτμησης που προέκυψαν από κάθε αλγόριθμο κατάτμησης δίνονται ως αρχικές τιμές για τη διαδικασία της μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης, συνεπώς η αξιολόγηση που πρόκειται να πραγματοποιηθεί θα αφορά κατά κύριο λόγο το κατά πόσο ένας συγκεκριμένος αλγόριθμος ομαδοποίησης είναι αποδοτικός ανάλογα με την εικόνα κατάτμησης που παρέχεται.

Οι αλγόριθμοι μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης που εφαρμόστηκαν είναι οι K-means και HAC με μέτρο ομοιότητας τη μέθοδο Ward. Τα αποτελέσματα των αλγορίθμων ομαδοποίησης που πρόκειται να παρουσιαστούν στη συνέχεια αναφέρονται στις βέλτιστες εικόνες κατάτμησης που προέκυψαν από κάθε αλγόριθμο. Σε αυτό το σημείο πρέπει να αναφερθεί ότι αποφασίστηκε να μην εφαρμοστεί η διαδικασία της ομαδοποίησης της εικόνας για την περίπτωση του NCuts λόγω των ιδιαίτερα μέτριων αποδόσεων που είχε κατά τη διαδικασία της κατάτμησης των εικόνων. Ο αριθμός των συστάδων που χρησιμοποιήθηκε αποφασίστηκε να ισούται με το πλήθος των καθαρών στόχων που προέκυψαν για κάθε υπερφασματική απεικόνιση, δηλαδή 14 συστάδες για την Εικόνα 1 και 15 συστάδες για την Εικόνα 2.

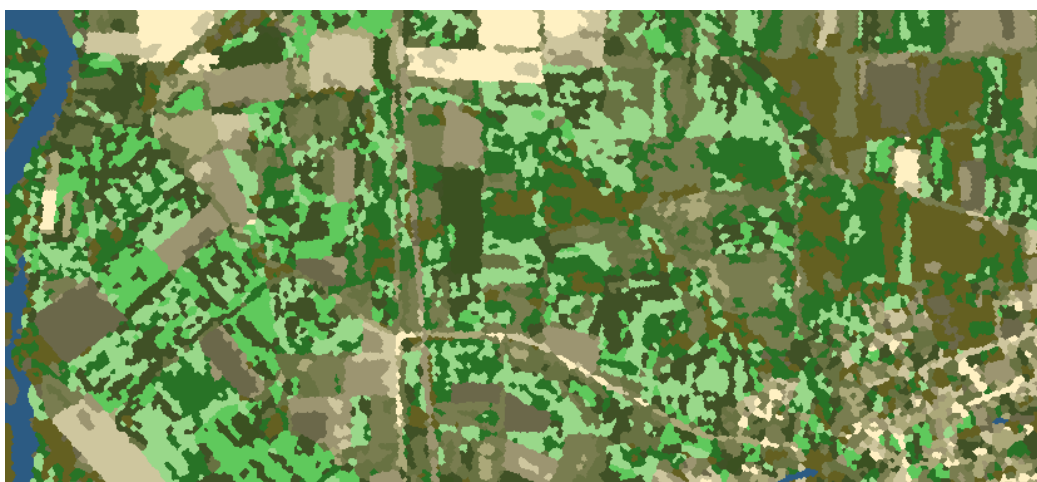




Εικόνα 4.18. : Απεικόνιση της περιοχής της Εικόνας 1 από Google Maps



(α)

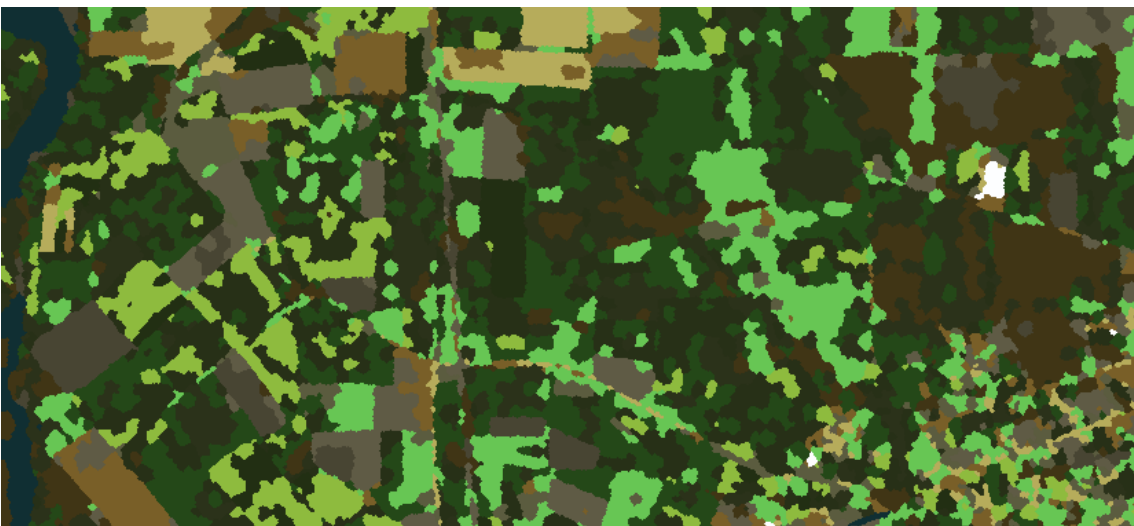


(β)

Εικόνα 4.19. : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον HyperSLIC στην Εικόνα 1

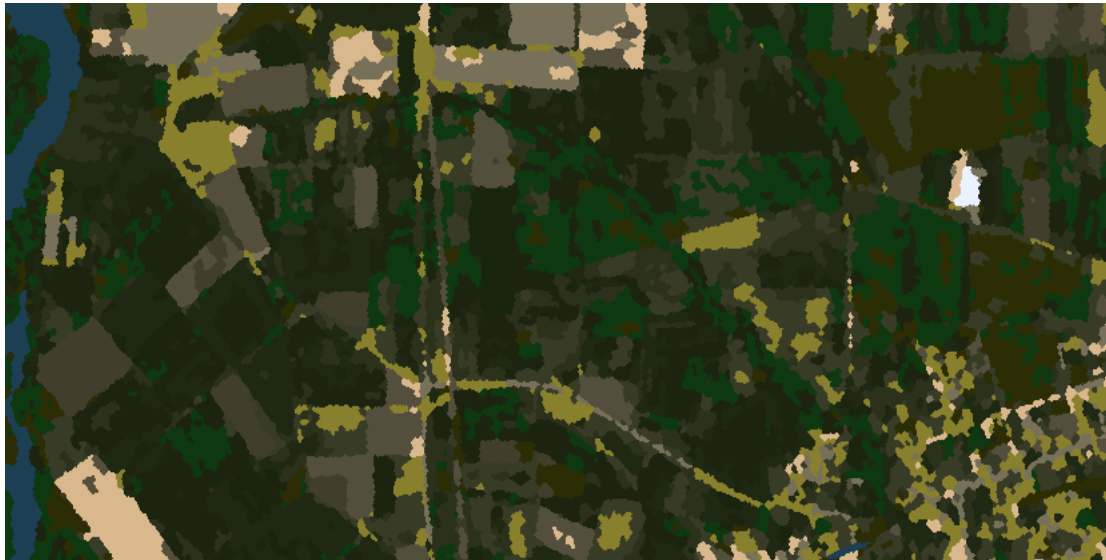


(a)



(β)

Εικόνα 4.20. : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον AbundSLIC στην Εικόνα 1



(a)



(β)

Εικόνα 4.21. : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον SLIC-FD στην Εικόνα 1





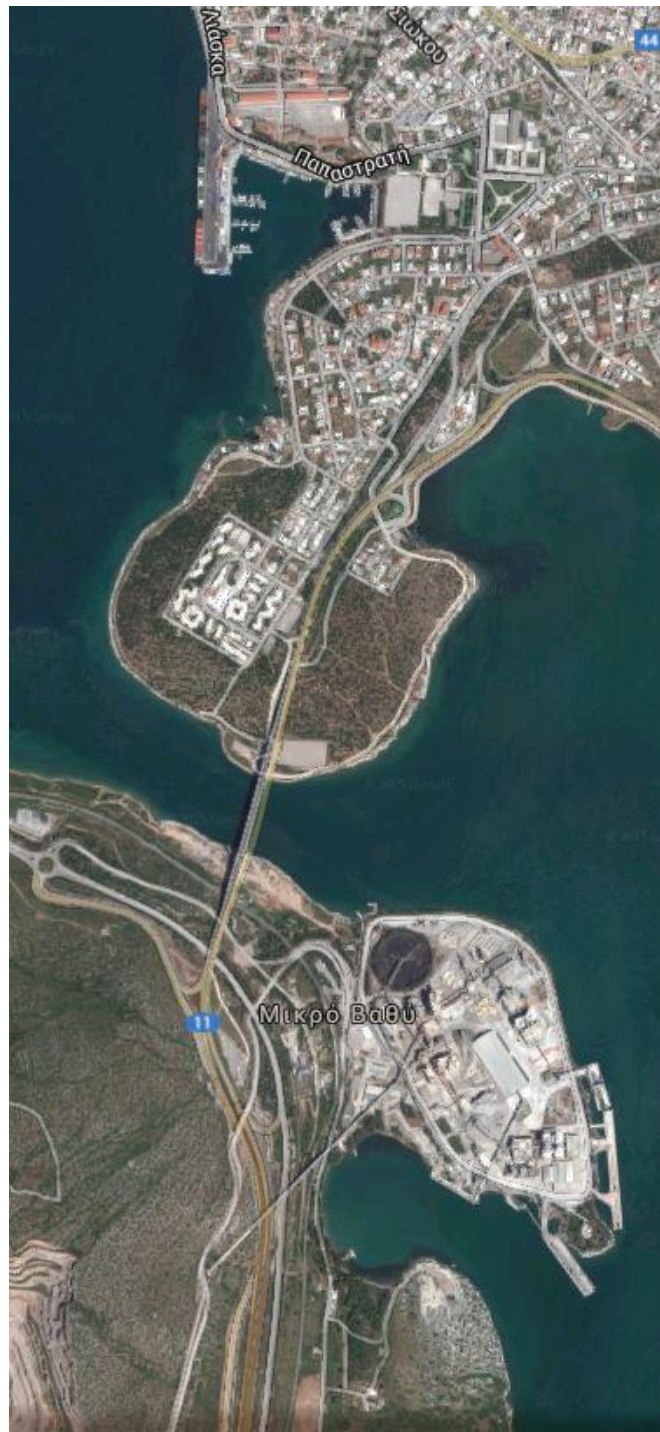
(α)



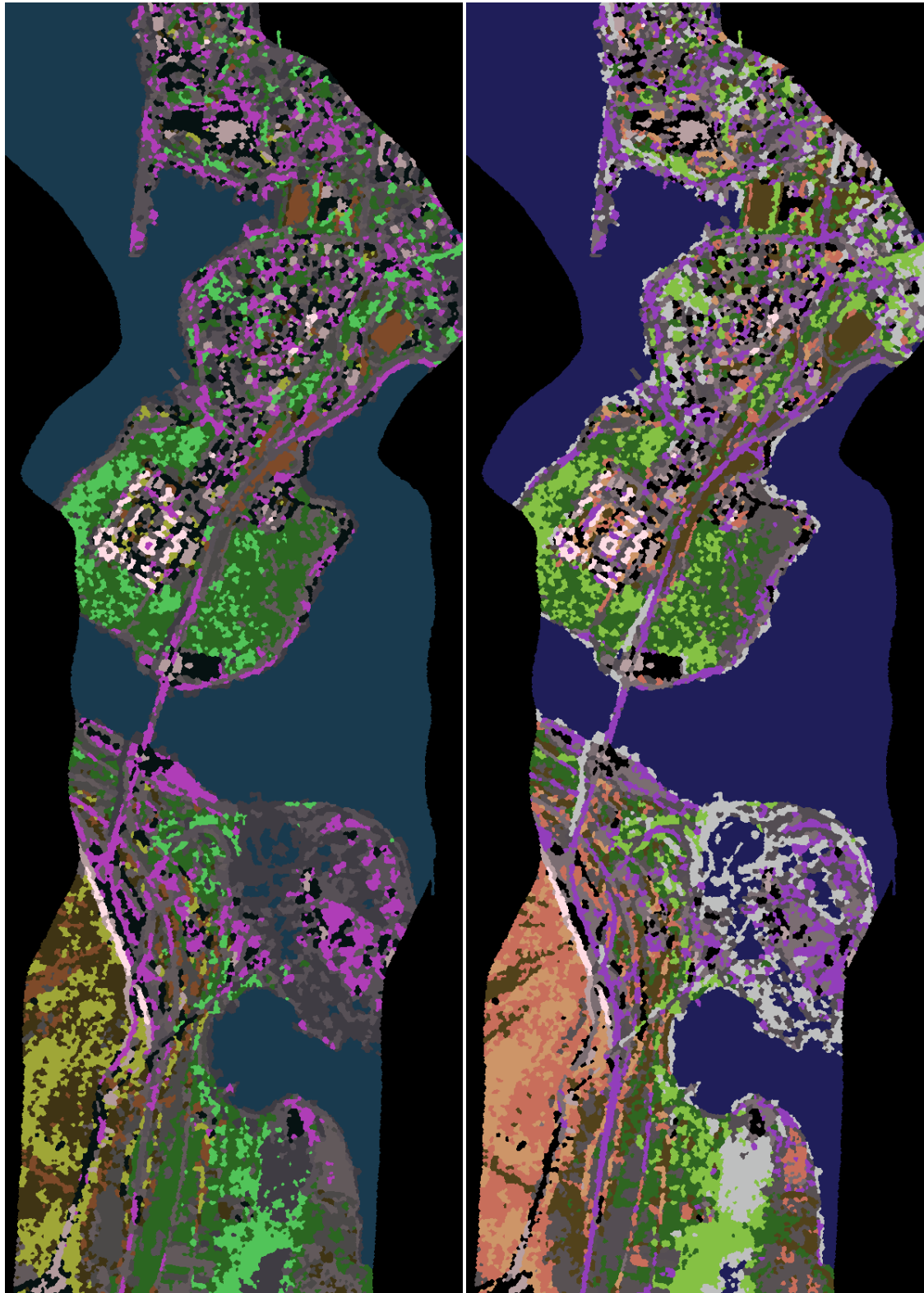
(β)

Εικόνα 4.22. : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον SLIC-FD-MNF στην Εικόνα 1

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 : ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ  
ΚΑΙ ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ



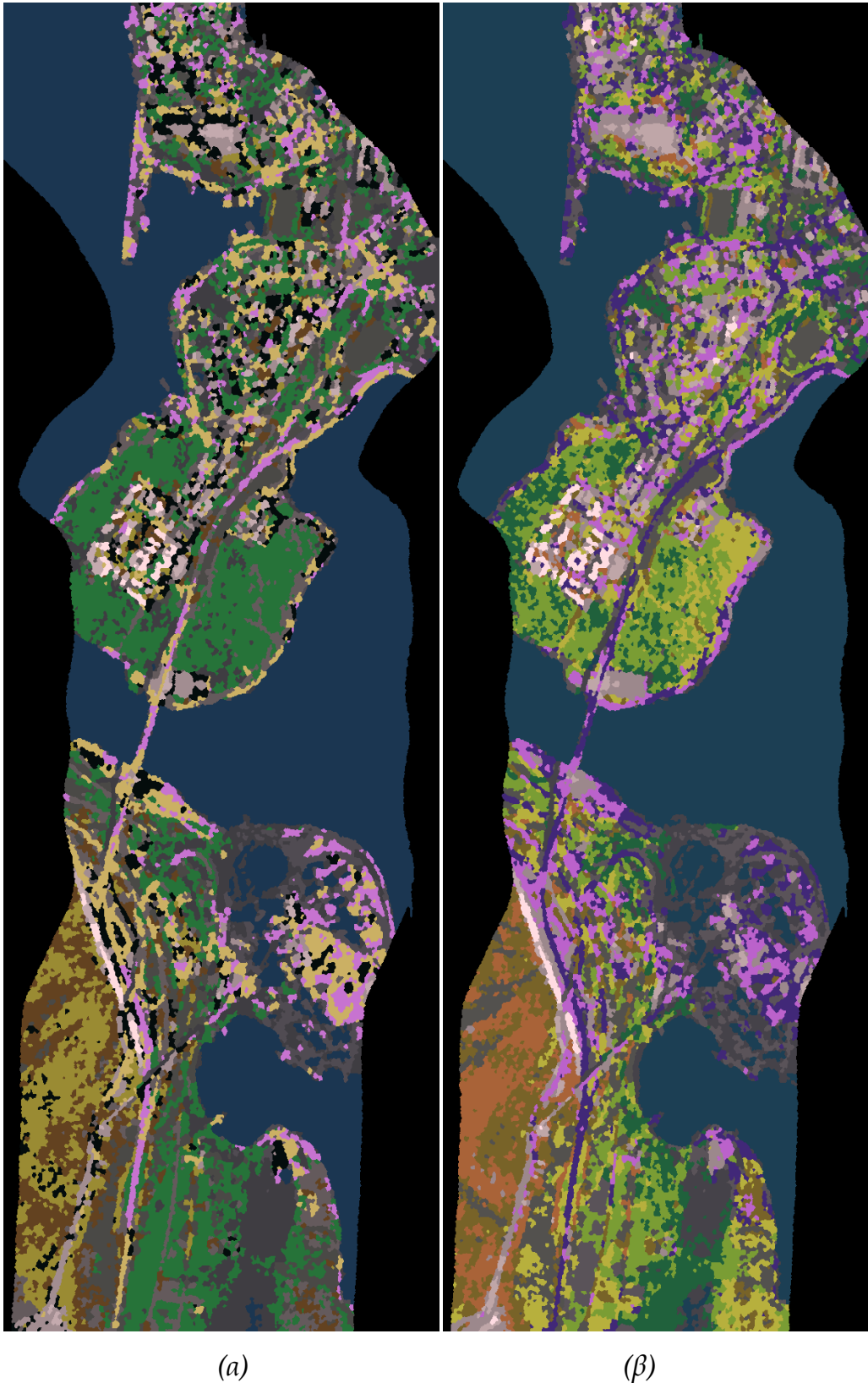
Εικόνα 4.23. : Απεικόνιση της περιοχής της Εικόνας 2 από Google Maps



(α)

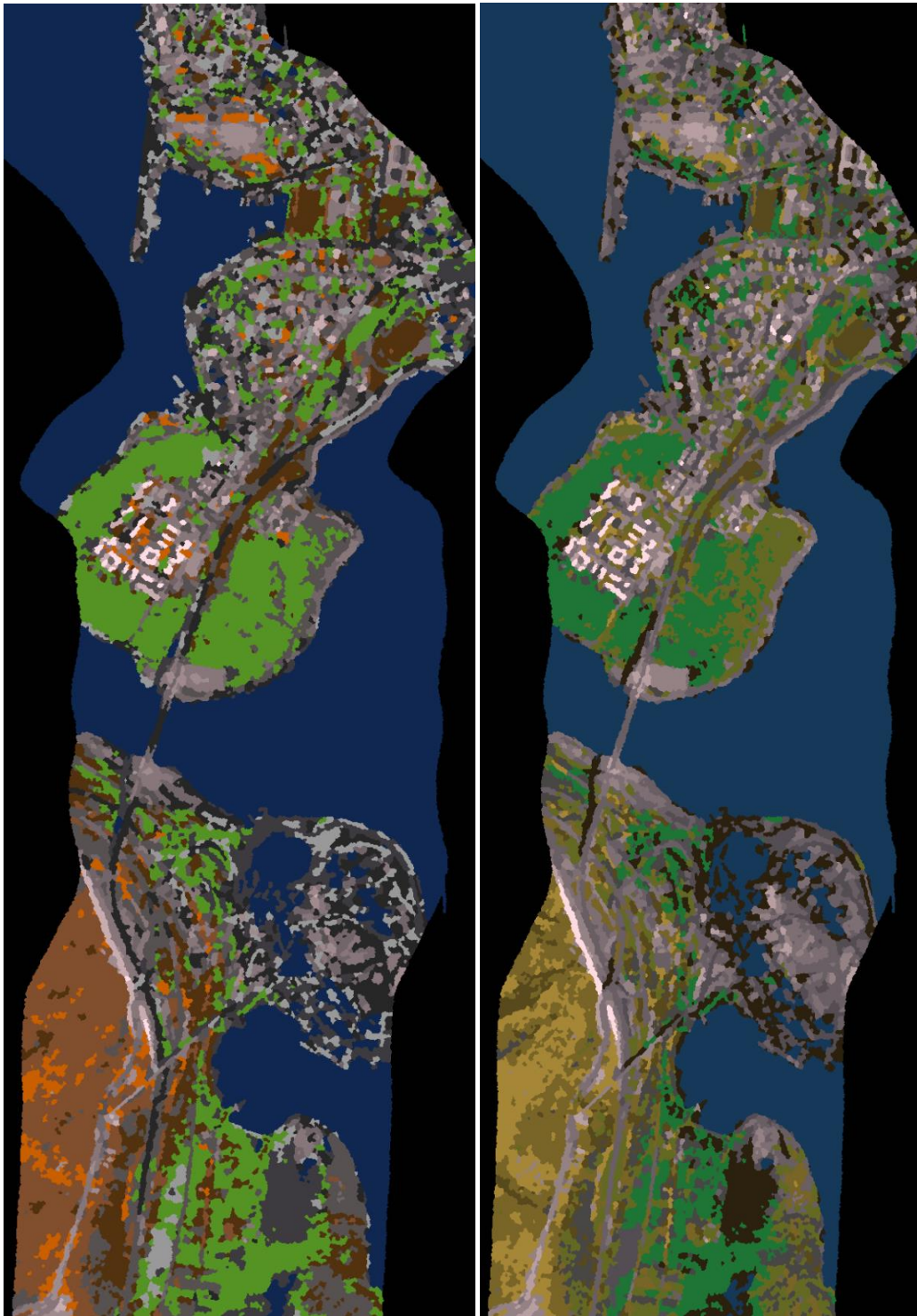
(β)

Εικόνα 4.24. : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον HyperSLIC στην Εικόνα 2



Εικόνα 4.25. : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον AbundSLIC στην Εικόνα 2





(a)

(β)

Εικόνα 4.26. : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον SLIC-FD στην Εικόνα 2



(α)

(β)

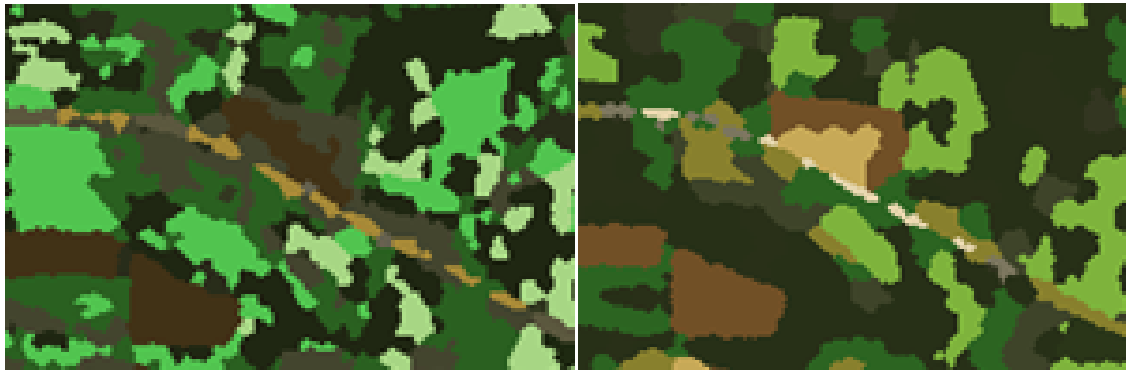
Εικόνα 4.27. : Εφαρμογή των αλγορίθμων ομαδοποίησης (α) HAC και (β) K-means στην εικόνα που προέκυψε από τον SLIC-FD-MNF στην Εικόνα 2



Όπως μπορούμε εύκολα να παρατηρήσουμε στις παραπάνω εικόνες, θα λέγαμε ότι και οι δύο αλγόριθμοι ομαδοποίησης εφαρμόζονται σχετικά ικανοποιητικά με τα αποτελέσματά τους στις περισσότερες περιοχές και των δύο εικόνων να ομοιάζουν. Ωστόσο, θεωρείται ότι ο αλγόριθμος *HAC* αποδίδει καλύτερα σε σχέση με τον *K-means* σε αυτές τις εικόνες διότι σε γενικές γραμμές δημιουργεί πιο ομοιόμορφες συστάδες. Ακόμη, παρατηρείται ότι στη περίπτωση της βιομηχανικής περιοχής της Εικόνας 2 ο *HAC* έχει καταφέρει να αντιμετωπίσει ορθολογικότερα τις φασματικές διαφοροποιήσεις σε σχέση με τον *K-means*, ο οποίος ομαδοποιεί το μεγαλύτερο μέρος αυτής της περιοχής στην ίδια συστάδα με την θάλασσα λόγω του βιολογικού καθαρισμού που υφίσταται εντός του εργοστασίου. Συνεπώς, προκειμένου να εξαχθούν ορισμένα συμπεράσματα σχετικά με την απόδοση των αλγορίθμων κατάτμησης, στη συνέχεια του εδαφίου παρουσιάζονται μερικές περιοχές ενδιαφέροντος των εικόνων ομαδοποίησης που προέκυψαν αποκλειστικά από τον *HAC* :

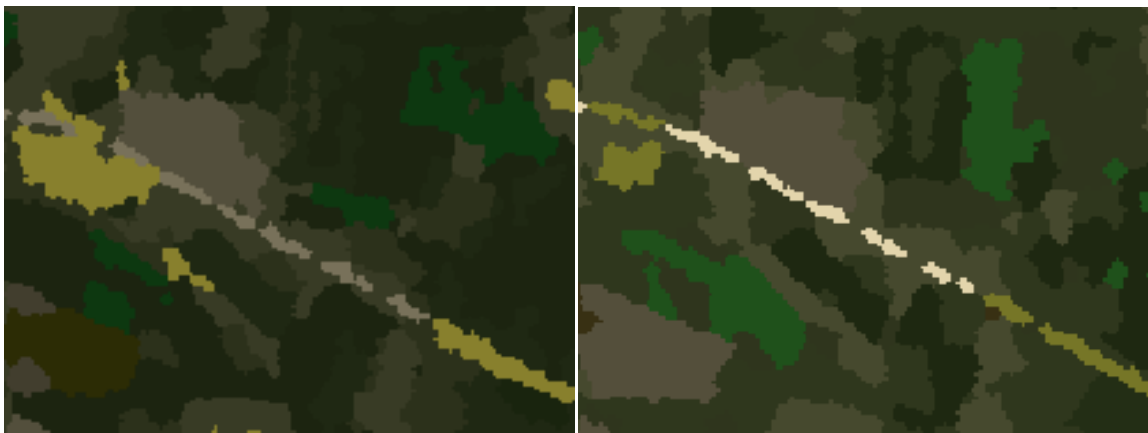
### Δρόμος

Σε αυτή την περιοχή ενδιαφέροντος μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι πιο αποδοτικά έχουν εφαρμοστεί οι ομαδοποιήσεις *HAC* με αρχικές εικόνες κατάτμησης τους *SLIC-FD* και *SLIC-FD-MNF*. Και στις δύο περιπτώσεις η ομαδοποίηση των υπερεικονοστοιχείων κρίνεται σχετικά ικανοποιητική, αφού περιγράφεται καλύτερα τόσο η περιοχή του δρόμου όσο και η περιοχή των γύρω αγροτεμαχίων.



(α)

(β)



(γ)

(δ)



(ε)

Εικόνα 4.28. : Απόδοση του αλγορίθμου ομαδοποίησης HAC σε μία περιοχή με δρόμο της Εικόνας 1 για αρχικές εικόνες κατάτμησης τις (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD και (δ) SLIC-FD-MNF σε σύγκριση με (ε) μία εικόνα από Google Maps

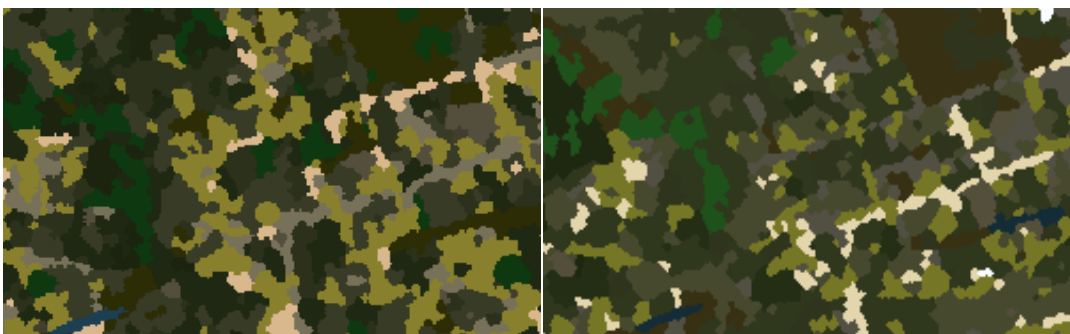
### Αστική περιοχή

Σε όλες τις παρακάτω περιπτώσεις ομαδοποιήσεων που αφορούν μία αστική περιοχή της Εικόνας 1 μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι καλύτερα φαίνεται να εφαρμόζεται ο αλγόριθμος SLIC-FD-MNF αφού, εν αντιθέσει με τους υπόλοιπους, καταφέρνει να ομαδοποιήσει με τέτοιο τρόπο τα υπερεικονοστοιχεία ούτως ώστε οι συστάδες που δημιουργούνται να αποτελούν ορθότερα διακριτές φασματικές κατηγορίες.



(α)

(β)



(γ)

(δ)



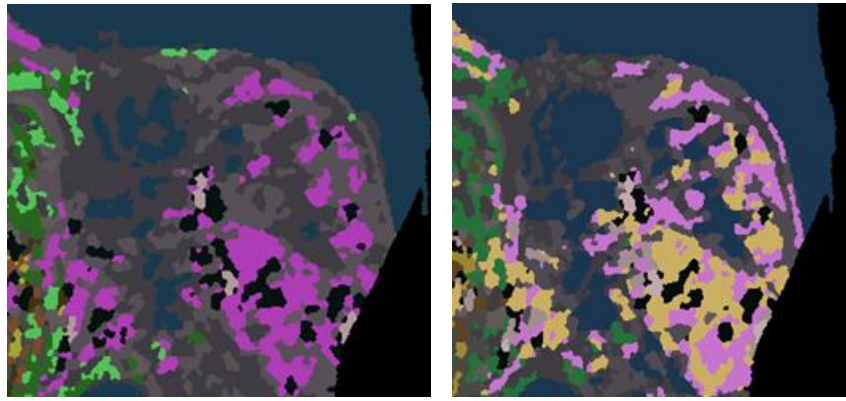
(ε)

Εικόνα 4.29. : Απόδοση του αλγορίθμου ομαδοποίησης HAC σε μία αστική περιοχή της Εικόνας 1 για αρχικές εικόνες κατάτμησης τις (α) *HyperSLIC*, (β) *AbundSLIC*, (γ) *SLIC-FD* και (δ) *SLIC-FD-MNF* σε σύγκριση με (ε) μία εικόνα από *Google Maps*

### Βιομηχανική περιοχή

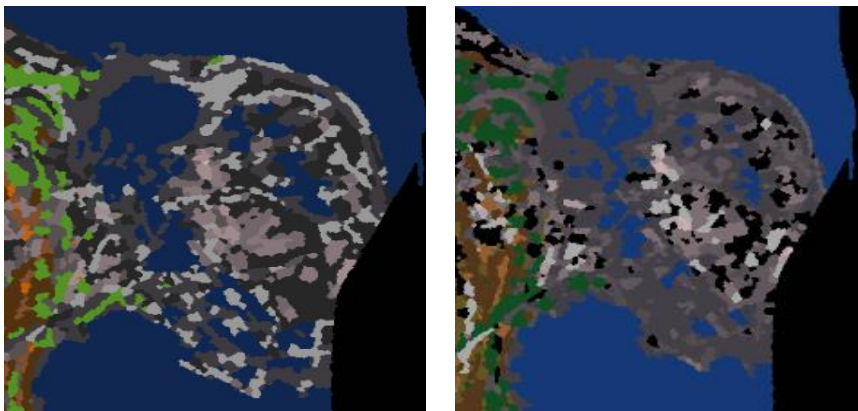
Αυτή η περιοχή ενδιαφέροντος έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον αφού μέσα σε αυτή εμπεριέχεται μία μονάδα βιολογικού καθαρισμού.. Στις παρακάτω ομαδοποιήσεις μπορούμε εύκολα να παρατηρήσουμε ότι αυτή η μονάδα δυσκολεύει αρκετά τη διαδικασία της ομαδοποίησης αφού σε όλες τις εικόνες έχει ομαδοποιηθεί ως μία ενιαία συστάδα το μεγαλύτερο μέρος της περιοχής περί του βιολογικού καθαρισμού. Οι δύο ομαδοποιήσεις που φαίνεται να περιορίζουν σε κάποιο βαθμό αυτό το φαινόμενο είναι αυτές που έχουν ως αρχικές τιμές τις εικόνες κατάτμησης που προέκυψαν από τον *HyperSLIC* και από τον *SLIC-FD-MNF*.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 : ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ  
ΚΑΙ ΜΗ ΕΠΙΒΛΕΠΟΜΕΝΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ



(α)

(β)



(γ)

(δ)



(ε)

Εικόνα 4.30. : Απόδοση του αλγορίθμου ομαδοποίησης HAC σε μία βιομηχανική περιοχή της Εικόνας 2 για αρχικές εικόνες κατάτμησης τις (α) HyperSLIC, (β) AbundSLIC, (γ) SLIC-FD και (δ) SLIC-FD-MNF σε σύγκριση με (ε) μία εικόνα από Google Map

## Κεφάλαιο 5

### Συμπεράσματα

Σε αυτό το σημείο πρόκειται να συζητηθούν ορισμένα γενικά συμπεράσματα που αφορούν τα αποτελέσματα των αλγορίθμων κατάτμησης υπερφασματικών απεικονίσεων που αναπτύχθηκαν σε αυτή την εργασία. Πιο συγκεκριμένα, πρόκειται να πραγματοποιηθεί μία σχετική σύγκριση μεταξύ των αλγορίθμων που εφαρμόζονται στον φασματικό χώρο, στον φασματικό υπόχωρο του σήματος και στους χάρτες αφθονίας που προκύπτουν από τους καθαρούς στόχους της απεικόνισης. Ακόμη, καταγράφονται τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα μεταξύ των περιπτώσεων εφαρμογής της διαδικασίας της κατάτμησης με ή χωρίς τη χρήση των κλασματικών αποστάσεων. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται μία χονδροειδής ταξινόμηση μεταξύ των αλγορίθμων κατάτμησης που εφαρμόστηκαν σε αυτή την εργασία βάσει συγκεκριμένων κριτηρίων. Το κεφάλαιο αυτό ολοκληρώνεται με την εναπόθεση ορισμένων ανοιχτών θεμάτων σχετικά με τη διαδικασία της κατάτμησης στις υπερφασματικές απεικονίσεις, ενώ παράλληλα σχολιάζεται η ενδεχομένως περαιτέρω εξέλιξη των αλγορίθμων κατάτμησης που αναπτύχθηκαν σε αυτή την εργασία ώστε να προκύψουν ακόμη καλύτερα αποτελέσματα.



### 5.1. Συμπεράσματα για την κατάτμηση των υπερφασματικών απεικονίσεων

Σε πρώτη φάση πραγματοποιείται μία σύγκριση των αλγορίθμων κατάτμησης που εφαρμόστηκαν στους χάρτες αφθονίας που προέκυψαν για τους καθαρούς στόχους των απεικονίσεων με τους αλγορίθμους κατάτμησης που εφαρμόστηκαν απευθείας στον φασματικό χώρο. Στη περίπτωση του φασματικού χώρου παρατηρήθηκε ότι δημιουργούνται συμπαγή υπερεικονοστοιχεία που περιγράφουν ικανοποιητικά τα όρια των αντικειμένων της εικόνας με ευαισθησία στις φασματικές αποκλίσεις, όμως προκειμένου να επιτευχθεί αυτό τείνουν να σχηματίζουν υπερεικονοστοιχεία λιγότερου κανονικού σχήματος και αρκετά μικρού μεγέθους. Ακόμη, αξίζει να σχολιαστεί ότι στη περίπτωση εφαρμογής των αλγορίθμων κατάτμησης στον φασματικό χώρο παρατηρήθηκε μικρή ευαισθησία σε πολύ μικρές φασματικές διαφοροποιήσεις που εμφανίζουν γειτονικά εικονοστοιχεία με αποτέλεσμα τα υπερεικονοστοιχεία που δημιουργήθηκαν από αυτούς τους αλγορίθμους να μην περιγράφουν ικανοποιητικά τα γραμμικά στοιχεία της εικόνας. Όσον αφορά τη περίπτωση εφαρμογής της διαδικασίας της κατάτμησης στους χάρτες αφθονίας που προκύπτουν για τους καθαρούς στόχους της απεικόνισης θα λέγαμε ότι λειτουργούν αρκετά διαφορετικά σε σχέση με τους αλγορίθμους που εφαρμόζονται απευθείας στον φασματικό χώρο. Αναλυτικότερα, σε αυτή την περίπτωση παρατηρήθηκε ότι τα υπερεικονοστοιχεία που δημιουργούνται έχουν πιο κανονικό σχήμα σε βάρος, όμως, της φασματικής διακύμανσης, όμως καταφέρνουν να έχουν μεγαλύτερη ευαισθησία σε μικρές φασματικές αποκλίσεις που εμφανίζουν γειτονικά εικονοστοιχεία με αποτέλεσμα να εφαρμόζονται πιο ικανοποιητικά στα γραμμικά στοιχεία της εικόνας. Παρόμοια απόδοση προέκυψε και από τους αλγορίθμους που εφαρμόζονται στον φασματικό υπόχωρο του σήματος που προκύπτει μετά την εφαρμογή του αλγορίθμου *MNF* στην απεικόνιση. Συνολικά, τα παραπάνω συμπεράσματα παρουσιάζονται στους δύο παρακάτω πίνακες :

ΧΑΡΤΕΣ ΑΦΘΟΝΙΑΣ	ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΣ ΧΩΡΟΣ
Πιο κανονικό σχήμα σε βάρος της φασματικής διακύμανσης, η ομαλότητα του σχήματος προσδιορίζεται από τους καθαρούς στόχους	Λιγότερο κανονικά σχήματα, περισσότερη έμφαση σε φασματικές αποκλίσεις
Ευαισθησία σε μικρές φασματικές αποκλίσεις	Μικρή ευαισθησία σε πολύ μικρές φασματικές αποκλίσεις
Καλή απόδοση γραμμικών στοιχείων	Μέτρια απόδοση των γραμμικών στοιχείων

ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΣ ΥΠΟΧΩΡΟΣ	ΦΑΣΜΑΤΙΚΟΣ ΧΩΡΟΣ
Καλύτερα δομημένα υπερεικονοστοιχεία, σχετικά μεγαλύτερου μεγέθους σε σχέση με αυτά του φασματικού χώρου	Λιγότερο κανονικά σχήματα, περισσότερη έμφαση σε φασματικές αποκλίσεις
Πολύ καλή απόδοση των γραμμικών στοιχείων	Μέτρια απόδοση των γραμμικών στοιχείων

Σε αυτό το σημείο θα συγκριθούν τα συνολικά αποτελέσματα των αλγορίθμων κατάτμησης που έκαναν χρήση των κλασματικών αποστάσεων και αυτών που χρησιμοποίησαν την Ευκλείδεια απόσταση ως μετρική για τον υπολογισμό αποστάσεων. Οι αλγόριθμοι, λοιπόν, που εκμεταλλεύονται τη χρήση κλασματικών αποστάσεων παρατηρείται ότι δημιούργησαν μεγάλο μέγεθος και κανονικού σχήματος υπερεικονοστοιχεία που εμφανίζουν μεγάλη ευαισθησία σε πολύ μικρές φασματικές διαφοροποιήσεις που εντοπίζονται σε γειτονικά εικονοστοιχεία. Ωστόσο, επειδή στα άκρα της εικόνας λαμβάνονται αρκετά λιγότερα κέντρα υπόψη στον υπολογισμό των κλασματικών αποστάσεων, παρατηρείται ότι σε εκείνες τις

περιοχές οι αλγόριθμοι αυτοί έχουν αρκετά μέτρια απόδοση. Αντιθέτως, στη περίπτωση των αλγορίθμων κατάτμησης που χρησιμοποιούν την Ευκλείδεια απόσταση παρατηρήθηκε ότι τα υπερεικονοστοιχεία που δημιουργούνται παρουσιάζουν αρκετά μικρότερη ευαισθησία σε πολύ μικρές φασματικές αποκλίσεις, καθώς και τείνουν να σχηματίζουν υπερεικονοστοιχεία μικρού μεγέθους και μη κανονικού σχήματος. Συνολικά, τα παραπάνω συμπεράσματα παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα :

ΚΛΑΣΜΑΤΙΚΕΣ ΑΠΟΣΤΑΣΕΙΣ	ΕΥΚΛΕΙΔΕΙΑ ΑΠΟΣΤΑΣΗ
Αστοχία σε υπερεικονοστοιχεία που βρίσκονται στα όρια της εικόνας	-
Μεγάλου μεγέθους και κανονικού σχήματος υπερεικονοστοιχεία	Μικρού μεγέθους και μη κανονικού σχήματος υπερεικονοστοιχεία
Ευαισθησία σε πολύ μικρές διακυμάνσεις του φάσματος	Μικρή ευαισθησία σε πολύ μικρές φασματικές αποκλίσεις
Καλή απόδοση των γραμμικών στοιχείων	Μέτρια απόδοση των γραμμικών στοιχείων

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζεται μια χονδροειδής ταξινόμηση των αλγορίθμων κατάτμησης που εφαρμόστηκαν σε αυτή την εργασία όσον αφορά ορισμένα φωτοερμηνευτικά κριτήρια, τον δείκτη NSE και τους χάρτες επικινδυνότητας, τα αποτελέσματα των αλγορίθμων ομαδοποίησης που εφαρμόστηκαν, καθώς και βάσει της ταχύτητάς τους :

ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΚΑΤΑΜΗΣΗΣ				
	Φωτοερμηνευτική	Δείκτες	Ομαδοποίηση	Ταχύτητα
1	SLIC-FD-MNF	SLIC-FD-MNF	SLIC-FD-MNF	NCuts (MNF)
2	AbundSLIC	SLIC-FD	SLIC-FD	HyperSLIC
3	HyperSLIC	HyperSLIC	AbundSLIC	SLIC-FD-MNF
4	SLIC-FD	Abund-SLIC	HyperSLIC	SLIC-FD
5	NCuts (MNF)	NCuts (MNF)	Ncuts (MNF)	AbundSLIC

Όσον αφορά τα φωτοερμηνευτικά κριτήρια που χρησιμοποιήθηκαν ώστε να ταξινομηθούν οι αλγόριθμοι κατάτμησης ως προς την απόδοσή τους ουσιαστικά αποτελούν τα κριτήρια των *Haralick* και *Shapiro* (βλ. Κεφάλαιο 2), δηλαδή είναι τα εξής :

- Τα υπερεικονοστοιχεία που δημιουργούνται πρέπει να είναι ομοιόμορφα και ομογενή ως προς τη φασματική τιμή τους
- Τα γειτονικά υπερεικονοστοιχεία πρέπει να έχουν σημαντικές διαφοροποιήσεις ως προς τη φασματική τιμή τους
- Το εσωτερικό μέρος των υπερεικονοστοιχείων πρέπει να είναι απλό και χωρίς κενά
- Τα άκρα/σύνορα των υπερεικονοστοιχείων που σχηματίζονται πρέπει να είναι απλά, χωρικά ακριβή και όχι τραχιά

Σχολιάζοντας, λοιπόν, την ταξινόμηση που πραγματοποιήθηκε ως προς την απόδοση των αλγορίθμων κατάτμησης που αναπτύχθηκαν βάσει φωτοερμηνευτικών κριτηρίων θα λέγαμε ότι πράγματι ο *SLIC-FD-MNF* έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα. Αναλυτικότερα, ο αλγόριθμος αυτός κατάφερε να δημιουργήσει συμπαγή ως προς τη φασματική τιμή υπερεικονοστοιχεία κανονικού σχήματος που

περιγράφουν αρκετά ικανοποιητικά τα γραμμικά στοιχεία των εικόνων και είναι αρκετά ευαίσθητα σε πολύ μικρές διακυμάνσεις του φάσματος. Παρόμοια απόδοση είχε και ο *AbundSLIC* με τη διαφορά όμως ότι δεν είναι τόσο ευαίσθητος όσο ο προηγούμενος σε μικρές φασματικές αποκλίσεις με αποτέλεσμα να μην έχει προσαρμόσει τα υπερεικονοστοιχεία βέλτιστα σε όλες τις περιοχές των εικόνων, καθώς και να μην έχει αποδόσει στον ίδιο βαθμό τα γραμμικά στοιχεία των εικόνων. Ο *HyperSLIC* κρίνεται αποδοτικότερος από τον *SLIC-FD*, αφού εντοπίζει πιο πολλές φασματικές διαφοροποιήσεις σε σχέση με τον τελευταίο. Ωστόσο, ο *HyperSLIC* δεν μπορεί να θεωρηθεί εξίσου αποδοτικός σε σχέση με τους *AbundSLIC* και του *SLIC-FD-MNF* διότι προκειμένου να περιγράψει όλες τις φασματικές διαφοροποιήσεις της εικόνας καταλήγει στη δημιουργία ενός μεγάλου αριθμού υπερεικονοστοιχείων πολύ μικρού μεγέθους. Ο *NCuts-MNF* είναι ο αλγόριθμος που έδωσε τα χειρότερα αποτελέσματα εν συγκρίσει των υπολοίπων, αφού δεν έχει καταφέρει να προσαρμόσει τα υπερεικονοστοιχεία στα όρια των αντικειμένων.

Επιπρόσθετα, τόσο ο δείκτης *NSE* όσο και οι χάρτες επικινδυνότητας υποδεικνύουν ότι με τον αλγόριθμο *SLIC-FD-MNF* και στις δύο υπερφασματικές απεικονίσεις είναι δυνατόν να δημιουργηθούν πολύ πιο συμπαγή υπερεικονοστοιχεία ως προς τη φασματική τιμή τους σε σχέση με τις υπόλοιπες μεθόδους κατάτμησης που αναπτύχθηκαν. Παρόμοια αποτελέσματα προέκυψαν και από τη διαδικασία της ομαδοποίησης που εφαρμόστηκαν στις εικόνες κατάτμησης όπου, όπως είδαμε, ο *SLIC-FD-MNF* φαίνεται να αποδίδει ικανοποιητικότερα.

Όσον αφορά την ταχύτητα των αλγορίθμων, ως πιο αργός κατατάσσεται ο *AbundSLIC*, γεγονός δεν οφείλεται κυρίως ως προς τον υπολογιστικό του χρόνο, αλλά βασίζεται στο ότι είναι απαραίτητη η διαδικασία εφαρμογής όλων των σταδίων του φασματικού διαχωρισμού για την υλοποίησή του. Αμέσως μετά κατατάσσονται οι αλγόριθμοι κατάτμησης που κάνουν χρήση των κλασματικών αποστάσεων, ωστόσο ο *SLIC-FD-MNF* κατατάσσεται γρηγορότερος από τον *SLIC-FD* διότι ο υπολογιστικός του χρόνος μειώνεται σημαντικά λόγω του μετασχηματισμένου φασματικού χώρου στον οποίο υλοποιείται. Ως γρηγορότερος υπολογιστικά είναι ο

αλγόριθμος *NCuts (MNF)*, γεγονός το οποίο είναι απολύτως φυσικό αναλογιζόμενοι ότι εφαρμόζεται στα τρία πρώτα μετασχηματισμένα κανάλια που προκύπτουν από τον *MNF*, εν αντιθέσει με τον δεύτερο γρηγορότερο αλγόριθμο κατάτμησης *HyperSLIC* που εφαρμόζεται κατευθείαν στον φασματικό χώρο των υπερφασματικών απεικονίσεων.

Συμπερασματικά, λαμβάνοντας υπόψη όλα τα παραπάνω κριτήρια θα μπορούσαμε να θεωρήσουμε ότι ως αποδοτικότερος αλγόριθμος κατάτμησης για τις διαθέσιμες υπερφασματικές απεικονίσεις είναι ο *SLIC-FD-MNF*. Πράγματι, λοιπόν, με την εισαγωγή της έννοιας της κλασματικής απόστασης στη βασική υλοποίηση του *SLIC* και ταυτόχρονα την εφαρμογή του σε ένα μετασχηματισμένο χώρο τα αποτελέσματα της κατάτμησης υπερφασματικών απεικονίσεων βελτιώνονται θεαματικά σε σχέση με τα αποτελέσματα που μπορούν να προκύψουν από την απλή εφαρμογή του *SLIC* στον φασματικό χώρο.

## 5.2. Ανοιχτά θέματα - Προοπτικές

Σε αυτό το σημείο πρόκειται να σχολιαστούν ορισμένες εναλλακτικές εκδοχές των αλγορίθμων κατάτμησης υπερφασματικών απεικονίσεων που μπορούν να προκύψουν αλλάζοντας ορισμένα στάδια των βασικών εκδοχών τους.

Όσον αφορά τον *SLIC*, θα λέγαμε ότι η χρήση μίας οποιαδήποτε άλλης μετρικής για τον προσδιορισμό αποστάσεων θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί, ωστόσο θεωρείται ότι σε αυτή τη διπλωματική εργασία τα αποτελέσματα που προέκυψαν με τη χρήση κλασματικών αποστάσεων είναι αρκετά ικανοποιητικά. Ωστόσο, ένα στάδιο που θα μπορούσε να βελτιωθεί είναι εκείνο στο οποίο ορίζεται ο κάρναβος που προσαρμόζεται στα εικονοστοιχεία. Αναλυτικότερα, το πρωταρχικό στάδιο του *SLIC* αποτελεί η δημιουργία ενός καννάβου βήματος  $S = N/k$ , όπου  $N$  είναι το πλήθος των εικονοστοιχείων της απεικόνισης και  $k$  είναι μία παράμετρος που ορίζεται από τον χρήστη και αφορά τον αριθμό των υπερεικονοστοιχείων που



πρόκειται να σχηματιστούν στην απεικόνιση. Ένας τέτοιος στατικός ορισμός του καννάβου μπορεί ενδεχομένως να μειώσει την αποδοτικότητα του αλγορίθμου διότι έτσι αντιμετωπίζονται με τον ίδιο τρόπο οι περιοχές εικονοστοιχείων που παρουσιάζουν σημαντικές φασματικές διακυμάνσεις με αυτές που παρουσιάζουν μικρές σημαντικές διακυμάνσεις. Μία ενδεχόμενη βελτίωση, λοιπόν, αυτού του αλγορίθμου θα μπορούσε να είναι ο ορισμός ενός δυναμικού καννάβου που να προσαρμόζεται στα δεδομένα ανάλογα με τις φασματικές διαφοροποιήσεις που εντοπίζονται σε συγκεκριμένες περιοχές της απεικόνισης. Κάτι τέτοιο ίσως μπορεί να επιτευχθεί μοντελοποιώντας τις διάφορες φασματικές διακυμάνσεις των εικονοστοιχείων μέσω μιας συνάρτησης πυκνότητας.

Όπως είδαμε στο Κεφάλαιο 4, ο αλγόριθμος *NCuts* είχε αρκετά μέτρια απόδοση, αφού δεν κατάφερε να προσαρμόσει ικανοποιητικά τα υπερεικονοστοιχεία στα όρια των αντικειμένων. Ωστόσο, η χρήση αλγορίθμων κατάτμησης που αναπαριστούν μαθηματικά μία υπερφασματική εικόνα ως ένα γράφημα δεν θα πρέπει να αποκλειστούν, αφού ο *NCuts* που εφαμόστηκε αντιπροσωπεύει αποκλειστικά ένα μέτρο ομοιότητας. Για την εξαγωγή ασφαλέστερων συμπερασμάτων σχετικά με την προσαρμογή τέτοιων μεθόδων κατάτμησης στα υπερφασματικά δεδομένα κρίνεται αναγκαία η δοκιμή περισσότερων μέτρων ομοιότητας. Ακόμη, θα μπορούσε να δοκιμαστεί η εφαρμογή του *NCuts-MNF* σε περισσότερα των τριών καναλιών και πιο συγκεκριμένα στον ίδιο αριθμό καναλιών με το πλήθος των καθαρών στόχων που προέκυψαν από τη διαδικασία του φασματικού διαχωρισμού.



## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Σε αυτό το σημείο πρόκειται να παρουσιαστούν συνοπτικά μερικές συναρτήσεις που αναπτύχθηκαν κατά τη διαδικασία εκπόνησης της παρούσας εργασίας. Αξίζει να σημειωθεί ότι θα περιγραφούν αποκλειστικά εκείνες οι συναρτήσεις με τις οποίες αλληλεπιδρά ο χρήστης ώστε να πραγματοποιήσει είτε τη διαδικασία της κατάτμησης με τους αλγορίθμους που αναπτύχθηκαν, είτε τις μεθόδους αξιολόγησης αυτών των αλγορίθμων που αναπτύχθηκαν, είτε τη διαδικασία της ομαδοποίησης. Το προγραμματιστικό περιβάλλον που επιλέχθηκε είναι εκείνο της Matlab, ενώ η πλήρης υλοποίηση των παρακάτω συναρτήσεων, καθώς και οι εξαρτήσεις τους διατίθενται στον ιστότοπο :

<https://copy.com/x0yP0EhIHQaxgFwg>

- **segmentMultiChannelImage.m** : Η συνάρτηση αυτή αφορά την εφαρμογή όλων των αλγορίθμων κατάτμησης που αναπτύχθηκαν σε αυτή την εργασία, δεδομένης μιας υπερφασματικής εικόνας και ενδεχομένως των μετασχηματισμένων καναλιών MNF ή των χαρτών αφθονίας που προκύπτουν για την ίδια απεικόνιση ανάλογα με τη μέθοδο. Ως αποτέλεσμα δίνεται μία «μάσκα» κατάτμησης, δηλαδή ένας χάρτης περιοχών (labeled) του κάθε υπερεικονοστοιχείου, καθώς και επιστρέφεται μία δομή (struct) λοιπών αποτελεσμάτων που μπορεί ανάλογα με την επιθυμία του χρήστη να παρέχονται τόσο ορισμένα στατιστικά στοιχεία των υπερεικονοστοιχείων όσο και η εικόνα κατάτμησης. Ακόμη, παρέχεται η δυνατότητα αξιολόγησης των αποτελεσμάτων της κατάτμησης μέσω των μεθόδων αξιολόγησης που αναπτύχθηκαν σε αυτή την εργασία, δηλαδή μπορούν να εξαχθούν οι λεγόμενοι χάρτες «επικινδυνότητας» και οι δείκτες NSE.
- **clusterDataSetFromSegmentedImage.m** : Η συνάρτηση αυτή υλοποιεί τις δύο μεθόδους μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης που χρησιμοποιούνται στη παρούσα

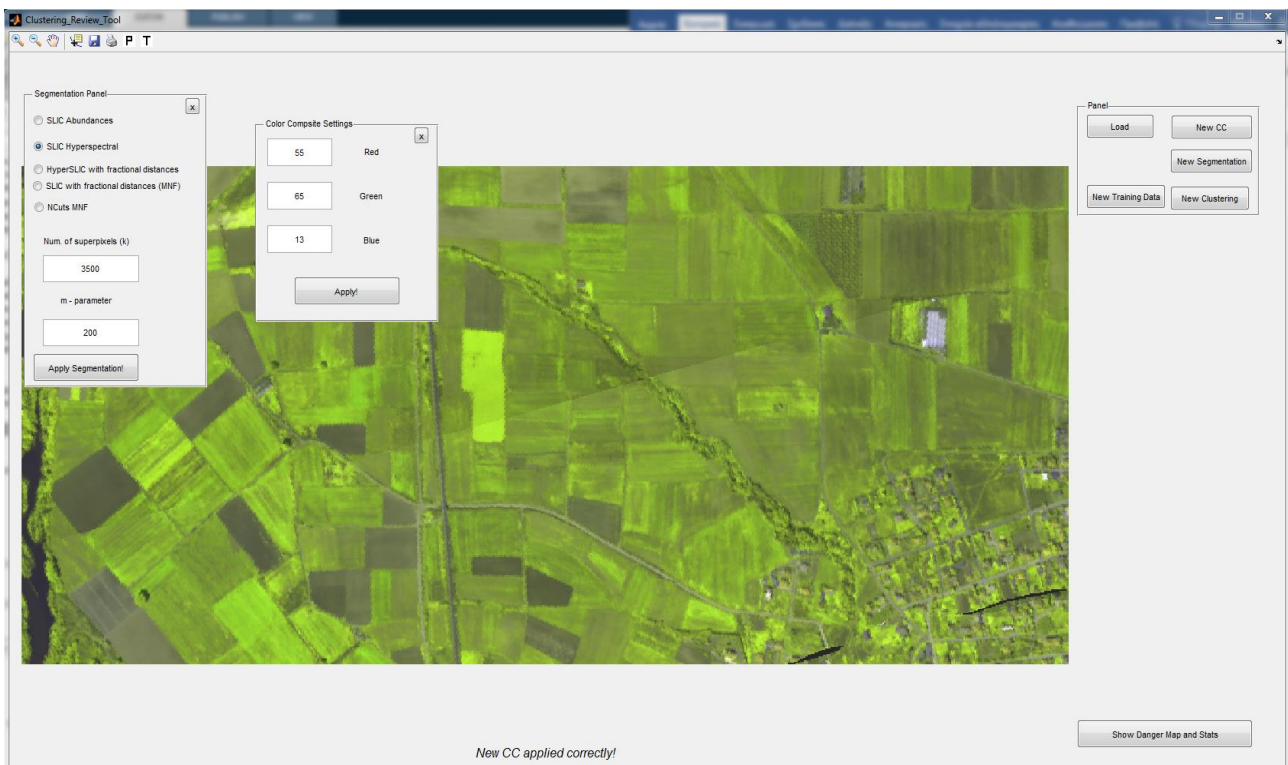
εργασία, δηλαδή τον K-means και τις ιεραρχικές μεθόδους ομαδοποίησης δεδομένων (HAC). Ως σετ δεδομένων παρέχεται το διάνυσμα με τους μέσους όρους των τιμών των υπερεικονοστοιχείων ανάλογα με τον αλγόριθμο κατάτμησης που έχει εφαρμοστεί (φασματικοί μέσοι όροι ή μέσοι όροι των ποσοστών αφθονίας).

- **createClusterMaskFromClusteredSegments.m** : Αυτή εφαρμόζεται μετά την προαναφερθείσα συνάρτηση και αποσκοπεί στη δημιουργία μίας «μάσκας», δηλαδή ενός χάρτη περιοχών των συστάδων (clusters) που έχουν δημιουργηθεί. Ως στοιχεία εισόδου δίνεται τόσο η «μάσκα» που έχει προκύψει από κάποιο αλγόριθμο κατάτμησης για την ίδια απεικόνιση όσο και ο πίνακας που εμπεριέχει το label του κάθε υπερεικονοστοιχείου, δηλαδή υποδεικνύει σε ποια συστάδα ανήκει.
- **createClusteredImage.m** : Η συνάρτηση αυτή εξάγει την εικόνα που προκύπτει μετά από μία διαδικασία μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης. Ως στοιχεία εισόδου δίνονται η εικόνα κατάτμησης που έχει προκύψει σε προγενέστερο βήμα από οποιονδήποτε αλγόριθμο για την ίδια απεικόνιση, καθώς και οι πίνακες idx και C που ουσιαστικά αναφέρονται στα labels που έχουν δοθεί τόσο για τα υπερεικονοστοιχεία όσο και τα κέντρα των συστάδων που έχουν δημιουργηθεί αντίστοιχα. Ακόμη, δίνεται ένα έγχρωμο σύνθετο rgb ώστε να δωθούν μερικά τυχαία χρώματα που θα αντιπροσωπεύουν τις συστάδες, καθώς και παρέχεται η δυνατότητα μετατροπής της εικόνας σε uint8 μέσω μίας boolean μεταβλητής.

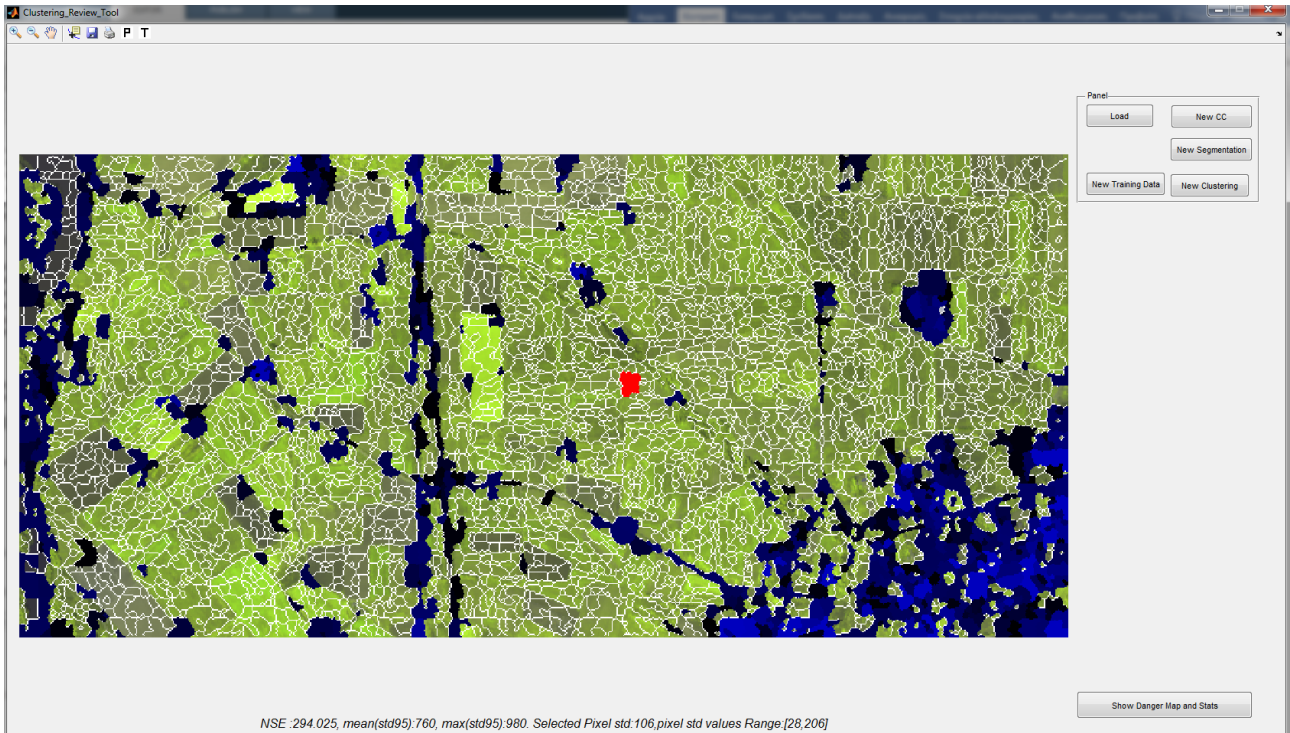
Για παραπάνω διευκρινίσεις μπορείτε να δείτε το documentation της κάθε συνάρτησης. Αξίζει να αναφερθεί ότι η πηγή κώδικα όπου βασίστηκαν όλες οι εκδοχές του SLIC προέρχονται από τον Peter Kovesi και παρέχονται ελεύθερα στον ιστότοπο <http://www.peterkovesi.com/matlabfns/index.html> , καθώς και πολλές

άλλες συναρτήσεις που αφορούν τον γενικότερο κλάδο της Όρασης Υπολογιστών και υποστηρίζονται από την Matlab και την Octave. Η βασική υλοποίηση του NCuts που χρησιμοποιήθηκε ώστε να πραγματοποιηθούν διάφορες μετατροπές για την εφαρμογή του αλγορίθμου στα υπερφασματικά δεδομένα προέρχεται από τον ιστότοπο <https://www.cs.sfu.ca/~mori/research/superpixels/>

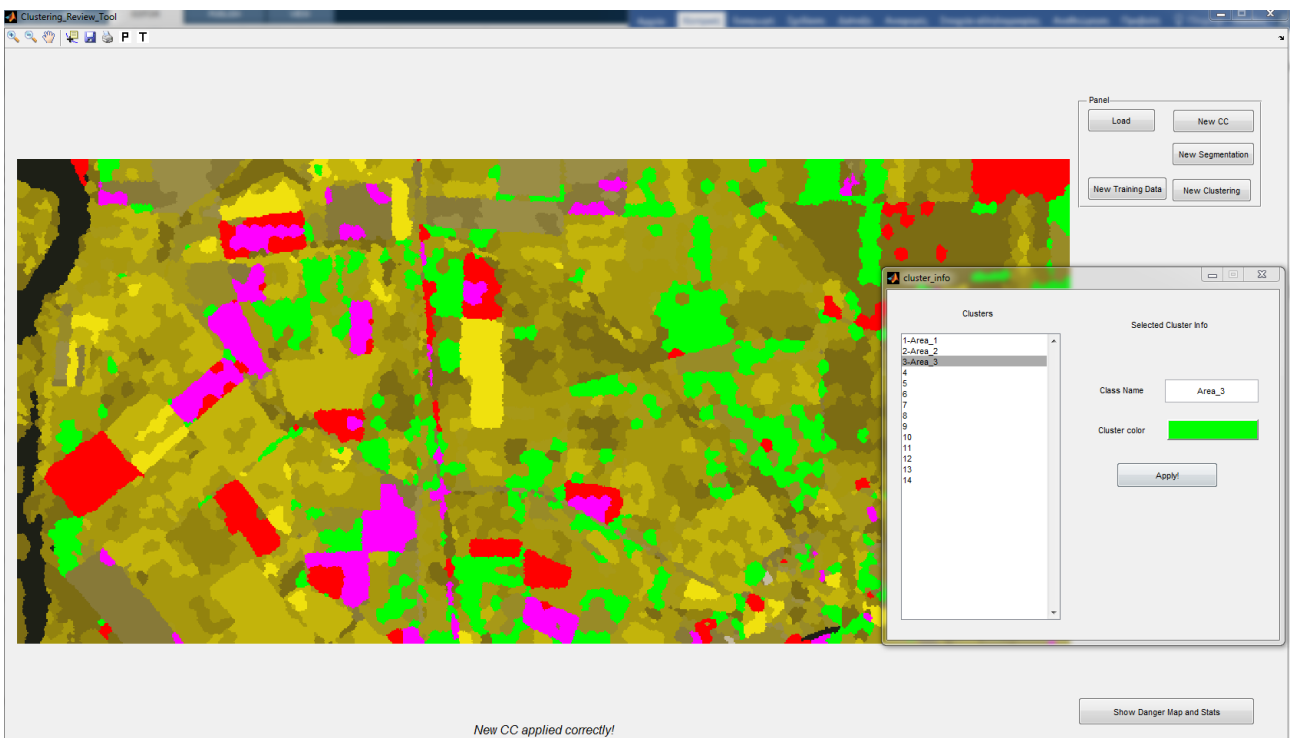
Ακόμη, αξίζει να αναφερθεί ότι αναπτύχθηκε ένα γραφικό περιβάλλον (GUI) εντός της Matlab με το οποίο κάποιος μπορεί να εκτελέσει τους αλγορίθμους που έχουν αναπτυχθεί και να αναπαράγει όλα τα αποτελέσματα της εργασίας με εύκολο τρόπο. Προκειμένου κάποιος να μπορέσει να χρησιμοποιήσει αυτό το γραφικό περιβάλλον, το μόνο που χρειάζεται είναι να καλέσει την εντολή “Clustering\_Review\_Tool” στη Matlab.



Εικόνα Π-1 : Στιγμιότυπο από το γραφικό περιβάλλον εργασίας του Clustering\_Review\_Tool



Εικόνα Π-2 : Στιγμιότυπο από το γραφικό περιβάλλον εργασίας του Clustering\_Review\_Tool



Εικόνα Π-3 : Στιγμιότυπο από το γραφικό περιβάλλον εργασίας του Clustering\_Review\_Tool



Για οποιαδήποτε απορία σχετικά με τις συναρτήσεις και το GUI ή για οποιαδήποτε δυσλειτουργία του συνδέσμου παρακαλώ επικοινωνήστε μαζί μου στο **psalta.ath@icloud.com**



## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Αργιαλάς Δ., “Ψηφιακή Τηλεπισκόπηση”, Βιβλίο, ΕΜΠ, 1998
- M. Borengasser et. Al, “Hyperspectral Remote Sensing : Principles and Applications”, Taylor & Francis Series in Remote Sensing Applications, CRC Press, 2008
- Chein-I Chang, “Hyperspectral Data Exploitation : Theory and Applications”, Wiley, 2007
- Dorin Comaniciu & Peter Meer, “Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis” in IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 24 No.5. May 2002
- Jared Dean, “Big Data, Data Mining and Machine Learning : Value Creation for Bussiness Leaders and Practitioners”, Wiley, 2014
- Jiawei Han & Micheline Kamber, “Data Mining : Concepts and Techniques, Second Edition” in Morgan Kauffman Publishers, 2006
- Jure Leskovec, Anand Rajaraman & Jeffrey D. Ullman, “Mining of massive datasets”, 2010
- Καραθανάση Β., Ανδρέου Χ., “Estimation of the Number of Endmembers Using Robust Outlier Detection Method”, IEEE Journal of selected topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013
- Καραθανάση Β., Βασική Έρευνα ΠΕΒΕ-ΕΜΠ με τίτλο : «Ανάπτυξη αλγορίθμων καθορισμού των καθαρών στόχων σε επίπεδο εικόνας και εικονοστοιχείου και μοντέλου γραμμικής ανάμειξης για την ταξινόμηση μιας υπερφασματικής απεικόνισης», Οκτώβριος 2011
- Καραθανάση Β., Συκάς Δ., Τοπουζέλης Κ., “Development of a Network-based Method for Unmixing of Hyperspectral Data”, IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol.50, No3, Μάρτιος 2012
- Mohammed J. Zaki & Wagner Meira JR., “Data Mining and Analysis : Fundamental Concepts and Algorithms” in Cambridge University Press, 2014

- Maria Petrou & Kostas Petrou, "Image Processing : The Fundamentals, Second Edition" in John Wiley & Sons, 2010
- X. Ren and J. Malik., "Learning a classification model for segmentation", In Proc. 9th Int. Conf. Computer Vision, volume 1, pages 10-17, 2003
- D. Vernon, "Machine Vision : Automated Visual Inspection and Robot Vision", 1991
- Hui Zhang, Jason E. Fritts, Sally A. Goldman, "Image Segmentation Evaluation : A survey of unsupervised methods", Computer Vision and Image Understanding, Elsevier, 2007