

**YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN EĞİTİCİSİZ
BÖLÜTLENMESİ**

Elektronik ve Haberleşme Yük. Müh. Gökhan BİLGİN

**FBE Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı Haberleşme Programında
Hazırlanan**

DOKTORA TEZİ

Tez Savunma Tarihi : 26 Haziran 2009
Tez Danışmanı : Prof. Dr. Tülay YILDIRIM (Yıldız Teknik Üniversitesi)
İkinci Tez Danışmanı: Prof. Dr. Sarp ERTÜRK (Kocaeli Üniversitesi)
Jüri Üyeleri : Prof. Dr. Aydın AKAN (İstanbul Üniversitesi)
: Prof. Dr. Sedef KENT (İstanbul Teknik Üniversitesi)
: Doç. Dr. Zümray Dokur ÖLMEZ (İstanbul Teknik Üni.)
: Yrd. Doç. Dr. Songül ALBAYRAK (Yıldız Teknik Üni.)

İSTANBUL, 2009

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
SİMGE LİSTESİ	v
KISALTMA LİSTESİ	vii
ŞEKİL LİSTESİ	ix
ÇİZELGE LİSTESİ	xi
ÖNSÖZ	xiii
ÖZET	xiv
ABSTRACT	xvi
1. GİRİŞ	1
1.1 Hiperspektral Görüntülerin Kullanım Alanları	3
1.2 Kullanılmakta Olan Hava ve Uydu Hiperspektral Algılayıcıları	5
1.3 Hiperspektral Verilerin Gösterimi	8
1.3.1 Görüntü Uzayında Gösterim	8
1.3.2 Spektral Uzayda Gösterim	9
1.3.3 Özellik Uzayında Gösterim	10
1.3.4 İstatistiksel Görüntü Gösterimi	11
1.3.5 Sembolik Gösterim	12
1.4 Tezin Amacı	13
1.5 Tezin Kapsamı	15
1.5.1 Ön-işleme ve Görüntü Zenginleştirme	15
1.5.2 Boyut İndirgeme	15
1.5.2.1 Bant Seçimi	15
1.5.2.2 Özellik Çıkarımı	16
1.5.3 Eğitici-siz Sınıflandırma (Kümeleme)	16
1.5.4 Son-İşleme Yöntemleriyle Kümeleme Kalitesinin Arttırılması	16
2. KULLANILAN HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLER VE EĞİTİCİSİZ BÖLÜTLEME İÇİN NESNEL KARŞILAŞTIRMA KISTASI	18
2.1 AVIRIS Cuprite S5	18
2.2 AVIRIS Indian Pine	19
2.3 HYDICE Washington, DC Mall	20
2.4 AVIRIS Cuprite S4	21
2.5 Eğitici-siz Bölütleme İçin Nesnel Karşılaştırma Kistası (Bölütleme Doğruluğu)	21
3. GÖRÜNTÜ ZENGİNLEŞTİRME VE BOYUT İNDİRGEME	24
3.1 Gürültü Giderimi	24
3.2 Boyut İndirgeme	25
3.2.1 Özellik Çıkarımı (Dönüşüm) Yöntemleri	26

3.2.2	Bant Seçim Yöntemleri	30
3.3	Tez Çalışmasında Kullanılan Özellik Çıkarım Yöntemleri.....	32
3.3.1	Temel Bileşen Analizi	32
3.3.2	Ayrık Dalgacık Dönüşümü	33
3.3.3	Sammon Haritalama	34
3.3.4	ISOMAP	35
3.3.5	Eğriçizgisel Bileşen Analizi	35
3.3.6	Eğriçizgisel Uzaklık Analizi.....	36
3.4	Tekil Değer Ayırıştırması Tabanlı Bant Seçim Yöntemi	36
3.5	Hiperspektral Görüntüler Üzerinde Gerçekleştirilen Çok Ölçekli Temel Bileşen Analizi Tabanlı Gürültü Giderimi	37
3.5.1	K-ortalamlar Kümeleme Algoritması	38
3.5.2	Bulanık Adaptif Rezonans Teorisi	40
3.5.3	DeneySEL Sonuçlar	42
3.6	Hiperspektral Görüntülerin Doğrusal Olmayan Yöntemlerle Boyutunun İndirgenmesi	46
3.6.1	Radyal Tabanlı Fonksiyon (RTF) Yapay Sinir Ağları	47
3.6.2	K-noktalı Ortalama Aradeğerleme	49
3.6.3	DeneySEL Sonuçlar	49
4.	HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN BÖLÜTLENMESİ	52
4.1	Bulanık Kümeleme Algoritmaları	53
4.1.1	Bulanık C-Ortalamlar Algoritması	53
4.1.2	Bulanık Gustafson-Kessel Algoritması	55
4.2	Hiperspektral Görüntülerde Uzamsal İlişkilerden Yararlanılması	57
4.2.1	Çekirdek İçi Faz Korelasyonunu Kullanarak Çoğunluk Oylaması	57
4.2.2	Bulanık Üyelik Kübünün Uzamsal olarak Süzgeçlenmesi.....	60
4.3	DeneySEL Sonuçlar	61
4.3.1	Uzamsal İlişkileri Kullanarak Elde Edilen Sonuçlar	67
4.3.2	Kesin Referansa Sahip Hiperspektral Görüntü İçin Elde Edilen Sonuçlar	73
4.4	Çıkarımlar	76
5.	HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN BÖLÜTLENMESİNDE KÜMELEME GEÇERLİLİĞİ	77
5.1	Eksiltmeli Kümeleme Tabanlı Kümeleme/Bölütleme.....	77
5.2	Bir Sınıf Destek Vektör Makineleri.....	80
5.3	Destek Vektör Spektral Ayırıştırıcılık Gücü (DV-SAG) Kümeleme Geçerliliği... 81	
5.4	DeneySEL Sonuçlar	83
5.5	Çıkarımlar	91
6.	SONUÇ.....	92
KAYNAKLAR.....		95
İNTERNET KAYNAKLARI		103
EKLER		104
Ek 1 Unsupervised Classification of Hyperspectral Image Data Using Fuzzy Approaches that Spatially Exploit Membership Relations.....		105

Ek 2 Multiscale Windowed Denoising and Segmentation of Hyperspectral Images.....	106
Ek 3 Hiperspektral Görüntülerin Bulanık Yaklaşımlarla Bölütlenmesi.....	107
Ek 4 Hiperspektral Görüntülerin Doğrusal Olmayan Yöntemlerle Boyutunun İndirgenmesi ve Bölütlenmesi.....	108
Ek 5 Hiperspektral Görüntülerin Bölütlenmesinde Bir-Sınıf Destek Vektör Makinesi Tabanlı Kümeleme Geçerliliği	109
ÖZGEÇMİŞ.....	110

SİMGE LİSTESİ

$\rho(\mathbf{x}, \mathbf{y})$	İki vektör arasındaki ilinti katsayısı (correaltion coefficient)
c	Küme sayısı
$m(. , .)$	Benzerlik ölçütü
$\mathbb{R}^d$	Gerçek koordinatlı d -boyutlu uzay
Σ	Ortak değişinti (covariance) matrisi
μ	Vektör ortalaması
$\psi_{a,b}(t)$	Sürekli dalgacık fonksiyonu
$W(a,b)$	Sürekli dalgacık dönüşümü katsayıları
$\psi_{j,k}(x)$	Ayrık dalgacık fonksiyonu
$c_{j,k}$	Ayrık dalgacık dönüşümü katsayıları
E_{sammon}	Sammon hata fonksiyonu
E_{cca}	EBA hata fonksiyonu
E_{cda}	EUA hata fonksiyonu
$d_{i,j}^d$	d -boyutlu uzaydaki uzaklık
$F_{\lambda}(d_{i,j}^m)$	Bölgesel topolojiyi esas alan ağırlık fonksiyonu
$\delta_{i,j}^d$	Eğriçizgisel (curvilinear-geodesic) uzaklık
σ	Standart sapma
$\mathbf{X}^{\text{wc}}$	Pencerelenmiş küp
$\mathbf{X}^{\text{den}}$	Gürültüsü giderilmiş küp
ρ_{vig}	İhtiyat parametresi (vigilance parameter)
E_{mqqe}	Ortalama kuadratik nicemleme hata fonksiyonu
$\mathbf{E}[\cdot]$	Beklendik değer (expected value)
$\mathbf{G}$	Norm çıkarma matrisi (norm inducing matrix)
$\mathbf{U}$	Bulanık üyelik dereceleri matrisi
m	Bulanık ağırlık üsteli
ε	Sonlandırma toleransı
$PCorr(\mathbf{x}, \mathbf{y})$	İki vektörün faz korelasyonu
F^{-1}	Ters ayrık Fourier dönüşümü
γ_j	Norm çıkarma (norm inducing) matrisi sabitleri (GKK)
$M(\mathbf{x}_i)$	Eksiltmeli kümeleme potansiyel fonksiyonu
α_r	Eksiltmeli kümeleme yarıçap (radii) parametresi
β	Eksiltmeli kümeleme sönümlendirme (quash) uzaklık parametresi

$\phi: X \rightarrow F$	Orijinal veri uzayından yüksek boyutlu özellik uzayına dönüşüm fonksiyonu
$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$	Mercer kernel fonksiyonu
ν	BS-DVM ödünleşim (trade-off) parametresi
ζ_i	BS-DVM gevşeklik değişkenleri (slack variables)
α_i	BS-DVM Lagrange çarpanları
ρ	BS-DVM ayırıcı düzlemler arası mesafe (margin) parametresi
Ω	Spektral ayrıştırıcılık gücü
Ω_{D^*}	Destek vektör spektral ayrıştırıcılık gücü

KISALTMA LİSTESİ

ADD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
ART	Adaptif Rezonans Teorisi (Adaptive Resonance Theory)
AVIRIS	Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer
BBA	Bağımsız Bileşen Analizi (Independent Component Analysis, ICA)
BCO	Bulanık C-Ortalamlar (Fuzzy C-Means)
BD	Bölütme Doğruluğu (Segmentation Accuracy)
BS-DVM	Bir Sınıf Destek Vektör Makineleri (One Class-Support Vector Machine)
ÇÖTBA	Çok Ölçekli Temel Bileşen Analizi (Multiscale Principal Component Analysis)
DVDB	Destek Vektör Domeni Betimlemesi (Support Vector Domain Description)
DVM	Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines)
DV-SAG	Destek Vektör-Spektral Ayırıştırma Gücü
EBA	Eğriçizgisel Bileşen Analizi (Curvilinear Component Analysis)
ESA	European Space Agency
EUA	Eğriçizgisel Uzaklık Analizi (Curvilinear Distance Analysis)
FOV	Field of View
FWHM	Full-Width Half-Maximum
GKK	Gustafson-Kessel Kümeleme Algoritması
HIS	Hyperspectral Imaging Sensor
HYDICE	Hyperspectral Digital Imagery Collection Experiment
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
KEK	K-En Yakın Komşular (K-Nearest Neighbors)
LLE	Local Linear Embedding
LTSA	Local Tangent Space Analysis
LWIR	Long Wavelength Infrared (5-11 μm)
MNF	Maximum Noise Fraction
MWIR	Mid-wavelength Infrared (3-5 μm)
NASA	National Aeronautics and Space Administration
ND	Net Doğruluk (Overall Accuracy)
NIR	Near Infrared (0.7–1.5 μm)
ÖDH	Özdüzenleyici Haritalar (Self Organizing Maps, SOM)
OKH	Ortalama Karesel Hata (Mean Square Error)
ÖUÖ	Öklit Uzaklığı Ölçütü
PP	Projection Pursuit

RGB	(Red Green Blue) Kırmızı Yeşil Mavi Görüntü Uzayı
SAG	Spektral Ayırıştırma Gücü
SAÖ	Spektral Açısal Ölçüt (Spectral Angle Measure)
SBIÖ	Spektral Bilgi Iraksaklık Ölçütü (Spectral Infotmation Divergence Measure)
SDD	Sürekli Dalgacık Dönüşümü
SIÖ	Spektral İlinti Ölçütü (Spectral Correlation Measure)
SNR	Signal-to-Noise Ratio
SWIR	Short Wavelength Infrared (1.5-3 μm)
TBA	Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis, PCA)
TDA	Tekil Değer Ayırıştırması (Singular Value Decomposition)
TDABS	Tekil Değer Ayırıştırması tabanlı Bant Seçimi
TIR	Thermal Infrared
USGS	U.S. Geological Survey
VIS	Visible Infrared (0.4–0.7 μm)
VNIR	Visible and Near-InfraRed (0.4-1.5 μm)

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1 Optik uzaktan algılamada elektromanyetik spektrumun kullanılan bölgeleri.....	1
Şekil 1.2 Uzaktan algılamada kullanılan algılayıcıların çalışma frekans karakteristikleri.....	2
Şekil 1.3 Hiperspektral bant aralığındaki atmosferik etkiler [1]	3
Şekil 1.4 Hiperspektral küp ve değişik materyallere ait farklı spektral imzalar.....	4
Şekil 1.5 Belirlenen bantların RGB uzayında gösterimi ile elde edilen yapay resim	8
Şekil 1.6 Bütün bantların bir arada sunulduğu “hiperspektral küp” gösterimi.....	9
Şekil 1.7 Spektral uzayda değişik maddelere ait “spektral imzalar”	9
Şekil 1.8 Özellik uzayında 2-boyutlu saçılım grafiği	10
Şekil 1.9 Özellik uzayında 3-boyutlu saçılım grafiği	11
Şekil 1.10 Değişik sınıflara ait ortak değişinti matrislerinin istatistiksel gösterimi.....	11
Şekil 1.11 Değişik sınıflara ait ilinti katsayısı matrislerinin istatistiksel gösterimi	12
Şekil 1.12 Değişik sınıflara ait spektral imzaların dalgacık dönüşümü kullanılarak elde edilen parmak izleri (kullanılan dalgacık Daubechies 4)	12
Şekil 1.13 Hiperspektral görüntülerin bölütlenmesinde genel akış şeması	17
Şekil 2.1 AVIRIS-Cuprite S5 verisinin 50. bandı	19
Şekil 2.2 AVIRIS Indian Pine verisinin görüntü uzayında RGB üç kanal yapay görüntüsü (kullanılan bantlar R:50, G:27, B:17, -220 band için-).....	19
Şekil 2.3 AVIRIS Indian Pine verisinin kesin referans haritası ve sınıf piksel sayıları.....	20
Şekil 2.4 HYDICE Washington DC Mall verisinin görüntü uzayında RGB üç kanal yapay görüntüsü (kullanılan bantlar R:60, G:27, B:17 -210 band için-).....	20
Şekil 2.5 Washington DC Mall verisinin kesin referans haritası ve sınıf piksel sayıları	21
Şekil 2.6 AVIRIS-Cuprite S4 verisinin 75. bandı	21
Şekil 3.1 Bulanık-ART ağının temel şematığı	41
Şekil 3.2 Hiperspektral görüntünün pencere yapısıyla $K \times K \times b$ ’lik küçük alt küplere bölünmesi43	
Şekil 3.3 Bulanık-ART bölütleme haritaları (a) ÇÖTBA seviye=2, $K=5$ (b) Parçalı TBA aralık=11, $K=7$	46
Şekil 3.4 K-ortalamlar bölütleme haritaları (a) ÇÖTBA seviye=5, $K=5$ (b) Parçalı TBA aralık=6, $K=5$	46
Şekil 3.5 Vektör nicemleme ve doğrusal olmayan izdüşüm yöntemleri ile boyut indirgeme..	48
Şekil 4.1 AVIRIS Cuprite S5 görüntüsündeki farklı üç piksel için spektral imzalar (400 ve 2500 nm dalgaboyundaki normalizasyon öncesi 224 spektral kanal için)	61
Şekil 4.2 (a) Gürültülü bantların giderimi ve normalizasyon sonrası elde edilen spektral imzalar -196 bant-. (b) ADD (DB4 ile) sonrası elde edilen yaklaşıklık	

katsayıları -54 bant-	63
Şekil 4.3 (a) BCO algoritmasıyla elde edilen en yüksek üyelik derecesine göre, (a) 9 küme ve (b) 15 küme için elde edilen bölütleme haritaları	67
Şekil 4.4 (a) GKK algoritmasıyla elde edilen en yüksek üyelik derecesine göre, (a) 9 küme ve (b) 15 küme için elde edilen bölütleme haritaları	67
Şekil 4.5 (a) 9 Küme ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin sadece çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edildiği BCO bölütleme haritaları.....	69
Şekil 4.6 (a) 9 Küme ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin sadece çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edildiği GKK bölütleme haritaları	69
Şekil 4.7 (a) 9 ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin 2-boyutlu Gauss süzgeci ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edildiği BCO bölütleme haritaları.....	71
Şekil 4.8 (a) 9 ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin 2-boyutlu Gauss süzgeci ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edildiği GKK bölütleme haritaları	71
Şekil 4.9 (a) 9 Küme ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin 3-boyutlu Gauss süzgeci ve çekirdek içi faz korelasyonu BCO bölütleme haritaları.....	72
Şekil 4.10 (a) 9 Küme ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin 3-boyutlu Gauss süzgeci ve çekirdek içi faz korelasyonu GKK bölütleme haritaları	73
Şekil 5.1 Kümeleme geçerliliği ve bölütleme aşamalarının birleştirilmiş blok çizeneği	85
Şekil 5.2 HYDICE DC Mall verisinde 7 küme için eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu yöntemi ile elde edilen bölütleme haritası (40 bant için)	91
Şekil 5.3 AVIRIS Cuprite S4 verisinde 11 küme için eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu yöntemi ile elde edilen bölütleme haritası (20 bant için)	91

ÇİZELGE LİSTESİ

Çizelge 1.1 Kullanılmakta olan uydu üzerindeki hiperspektral algılayıcılar [2], [3]	6
Çizelge 1.2 Kullanılmakta olan hava aracı üzerinde taşınan hiperspektral algılayıcılar	6
Çizelge 1.3 Uzaya gönderilmesi planlanan uydu hiperspektral algılayıcıları [4]	8
Çizelge 3.1 ÇÖTBA gürültü giderimi ve K-ortalamalar algoritması kullanılarak elde edilen ortalama bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları	44
Çizelge 3.2 ÇÖTBA gürültü giderimi ve Bulanık-ART algoritması kullanılarak elde edilen ortalama bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları	44
Çizelge 3.3 Parçalı TBA gürültü giderimi ve K-ortalamalar algoritması kullanılarak elde edilen ortalama bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları	45
Çizelge 3.4 Parçalı TBA gürültü giderimi ve Bulanık-ART algoritması kullanılarak elde edilen ortalama bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları	45
Çizelge 3.5 RTF YSA aradeğerleme yöntemi kullanılarak gerçekleştirilen bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları	51
Çizelge 3.6 K-noktalı ortalama aradeğerleme yöntemiyle gerçekleştirilen 9 kümeli bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları	51
Çizelge 3.7 K-noktalı ortalama aradeğerleme yöntemiyle gerçekleştirilen 15 kümeli bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları	51
Çizelge 4.1 ADD’de DB1 ve DB4 dalgacıkları kullanılarak geriçatılmış spektral imzalar için ortalama ρ , SAÖ, OKH değerleri	63
Çizelge 4.2 AVIRIS Cuprite S5 sahnesinde 9 küme için değişik kümeleme yöntemleri ile elde edilmiş ortalama bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları	65
Çizelge 4.3 AVIRIS Cuprite S5 sahnesinde 15 küme için değişik kümeleme yöntemleri ile elde edilmiş ortalama bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları	66
Çizelge 4.4 BCO ve GKK algoritmaları için Gauss süzgeçleme olmaksızın, sadece çekirdek için faz korelasyonu kullanarak elde edilen BD sonuçları	68
Çizelge 4.5 BCO ve GKK algoritmaları için 2-boyutlu Gauss süzgeçleme ve çekirdek için faz korelasyonu kullanarak elde edilen BD sonuçları	70
Çizelge 4.6 BCO ve GKK algoritmaları için 3-boyutlu Gauss süzgeçleme ve çekirdek için faz korelasyonu kullanarak elde edilen BD sonuçları	72
Çizelge 4.7 Kesin referans bilgisine sahip AVIRIS Indian Pine hiperspektral görüntüsünde 9 sınıf için etiketlenmiş piksellerin sayısı	73
Çizelge 4.8 Gauss süzgeçleme kullanılmaksızın, sadece çekirdek içi faz korelasyonu kullanılarak elde edilen ND sonuçları	74

Çizelge 4.9 2-Boyutlu Gauss süzgeçleme ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanılarak elde edilen ND sonuçları	75
Çizelge 4.10 3-Boyutlu Gauss süzgeçleme ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanılarak elde edilen ND sonuçları	75
Çizelge 5.1 DC Mall sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (20 bant için).....	87
Çizelge 5.2 DC Mall sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (30 bant için).....	87
Çizelge 5.3 DC Mall sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (40 bant için).....	87
Çizelge 5.4 DC Mall sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (50 bant için).....	87
Çizelge 5.5 Cuprite S4 sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (20 bant için).....	88
Çizelge 5.6 Cuprite S4 sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (30 bant için).....	88
Çizelge 5.7 Cuprite S4 sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (40 bant için).....	88
Çizelge 5.8 Cuprite S4 sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (50 bant için).....	89
Çizelge 5.9 EK+FK (Eksiltmeli Kümeleme+Faz Korelasyonu), BS-DVM, DV-SAG ve SAG için hesapsal zamanlar (saniye)	89
Çizelge 5.10 Tüm DC Mall sahnesi için ortalama BD sonuçları	90
Çizelge 5.11 Tüm Cuprite S4 sahnesi için ortalama BD sonuçları	90

ÖNSÖZ

Hiperspektral görüntülerin işlenmesi uzaktan algılama, işaret işleme, görüntü işleme, örüntü tanıma ve makine öğrenmesi gibi çok disiplinli bir ortak çalışma alanını oluşturmaktadır. Temel olarak uzaktan algılama, gözlemlenen nesneye fiziksel bir temas olmaksızın, belirli bir mesafeden algılayıcılar yardımıyla bilgi toplama ve yorumlamanın bilimi olarak tanımlanabilir. Özellikle yer bilimleri, su bilimleri, haritacılık, zirai uygulamalar ve çevre gibi insan hayatında önemli yeri olan konularda bilgi kaynağı olarak kullanılan temel bir teknolojidir.

Dünyada ekonomik olarak gelişmiş ülkelerin tümü gelecek hedefleri ile uyumlu olarak bilgiye ve bilginin her alanda kullanılmasına özel bir önem vermektedir. Uzaktan algılama ve bu alandaki teknolojik gelişmeler daha çok havacılık ve uzay araştırmaları alanında ileri gitmiş ve buna önemli miktarda kaynak ayıran ülkelerin önderliğinde ilerlemektedir. Ülkemizde de gelecek vizyonu belirlenirken dışa bağımlı kalmayıp, her alanda olmasını istediğimiz gibi uzaktan algılama teknolojileri sahasında da kendi bilgi araçlarımızı üretip, etkin olarak kullanabilmemiz en büyük arzumuzdur.

Tez konusu olarak ele alınan hiperspektral algılama teknolojisi bu alandaki öncü teknoloji olan multispektral optik algılama sistemlerinden farklı olarak yüzlerce dar ve bitişik bandı içeren yeni nesil bir uzaktan algılama teknolojisidir. Hiperspektral görüntülerde şimdilik daha çok yeryüzü madenlerinin, tarım ürünlerinin ve değişik maddelerin algılanmasına çalışılsa bile bu teknoloji yakında tıp ve savunma gibi alanlarda da gelecek vaat eden bir teknolojidir.

Tez çalışmam boyunca beni destekleyen, yol gösteren ve tez öğrencisi olmaktan onur duyduğum değerli tez danışmanlarım Prof. Dr. Tülay Yıldırım'a ve Prof. Dr. Sarp Ertürk'e (ayrıca bu tez konusunu bana önerdiği için de) teşekkürü bir borç bilirim. Tez izleme komitemin üyeleri Yrd. Doç. Dr. Songül Albayrak ve Doç. Dr. Zümray Dokur Ölmez'e önerileri ve değerli zamanlarını ayırdıkları için teşekkür ederim. Bugüne kadar yetişmemizde emeği olan YTÜ Bilgisayar, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliğindeki bütün hocalarıma ve desteklerini her zaman hissettiğim çalışma arkadaşlarıma da teşekkürlerimi sunarım.

Bu tezi hayatım boyunca beni her zaman destekleyen ve yanımda olan aileme ve üzerimde emeği olan herkese ithaf ediyorum.

ÖZET

Hiperspektral görüntüleme uzaktan algılama alanında doğuş sürecinde olan ve yüzlerce spektral bant kullanma avantajına sahip yeni bir teknolojidir. Hiperspektral görüntüleme sistemleri elektromanyetik spektrumda görünür bölgeden kızılötesi spektral bant aralığına kadar olan bölgede dar ve bitişik spektral bantları algılamaktadır. Hiperspektral görüntüleme ve bir önceki teknoloji olan multispektral görüntüleme arasında kullandıkları bant sayısı ve bant süreklilik karakteristikleri açısından farklar bulunmaktadır. Genel olarak multispektral görüntüler 4'ten 7'ye kadar spektral bant içermekte ve her bir bant yaklaşık olarak 300 ile 400 nm bant genişliğine sahip olmaktadır. Diğer taraftan hiperspektral veriler ise yüzlerce spektral bant içermekte (örn. genel hiperspektral görüntü algılayıcıları 128'den 224'e kadar bant içermektedir) ve yaklaşık olarak bant genişlikleri 10 ile 20 nm arasında değişmektedir.

Bilimsel disiplinler arasındaki hızlı yakınsama ile birlikte hiperspektral görüntüleme sivil ve askeri alanda, örneğin uzaktan algılama, yer bilimleri, tıp, kimya, çevresel gözleme, tarım, ormancılık, savunma ve güvenlik, hedef belirleme, şehir planlama ve yönetimi gibi alanlarda birçok uygulama alanı bulmuştur.

Eğiticişiz bölütleme hiperspektral görüntülerin daha iyi anlaşılması için kullanılan bir yaklaşımdır. Ayrıca hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi/kümelenmesi hiperspektral sahnenin kesin referans bilgisinin elde edilmesinin zor ve maliyetli olduğu durumlarda yüksek boyutlu verinin daha kolay analiz edilmesine olanak sağlar. Tez çalışmasında hiperspektral görüntülerin eğiticişiz olarak bölütlenmesinin yanısıra hiperspektral görüntülerde gürültü giderimi, boyut indirgeme, kümeleme sonuçlarının zenginleştirilmesi ve görüntüdeki doğru sayıdaki kümenin tespiti konuları da ele alınmıştır.

Hiperspektral görüntülerde birçok bant atmosferik etkiler nedeniyle ve az da olsa algılayıcı ağıta bağlı olarak gürültü içermektedir. Tezde gürültü giderimi amacıyla dalgacık dönüşümü ve temel bileşen analizi beraberce kullanılarak hiperspektral görüntünün gerek spektral gerekse uzamsal bilgisinden yararlanılması hedeflenmiştir. Daha sonra hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi öncesinde önerilen gürültü gideriminin bölütleme başarımına olan olumlu etkileri nesnel olarak gösterilmiştir.

Hiperspektral verilerin yüksek boyutlu yapısı nedeniyle bant seçimi ve özellik çıkarımı yöntemleri hiperspektral görüntü işlemede oldukça önemli yeri olan ön-işleme aşamalarıdır. Boyut indirgeme ile fazlalık bilgilerin atılması ve işlem zamanının hızlandırılması amaçlanmaktadır. Tez çalışmasında boyut indirgeme aşaması ve bu konudaki kapsamlı literatür araştırması detaylı olarak verilmiştir. Ayrıca hiperspektral verilerde doğrusal yöntemlerin yanı sıra doğrusal olmayan boyut indirgeme yöntemlerinden de yararlanılmış ve ardından bölütleme başarımı üzerindeki etkileri incelenmiştir. Doğrusal olmayan boyut indirgeme yöntemlerinin işlemsel yükünün üstesinden gelebilmek için vektör nicemleme ile sahnenin spektral dağılımını en iyi şekilde temsil eden prototipler elde edilmiş ve boyut indirgeme aşaması bu prototipler üzerinde uygulanmıştır. Sahnedeki tüm piksellerin boyut indirgemesi ise radyal taban fonksiyonlu (RTF) yapay sinir ağı ve geliştirilmiş olan 'K-noktalı ortalama aradeğerleme' yöntemleri ile gerçekleştirilmiştir.

Hiperspektral görüntülerin bölütlenmesinde katı (hard, crisp) kümeleme yöntemlerinin yanı sıra bulanık kümeleme algoritmalarından da yararlanılmıştır. Bu amaçla bulanık c-ortalamlar ve bu algoritmanın daha gelişmiş versiyonu olan bulanık Gustafson-Kessel algoritmaları kullanılmıştır. Bölütlemenin son-işleme aşamasında uzamsal bilgileri de kullanabilen yeni bir yaklaşım olan 'çekirdek içi faz korelasyonu' önerilmiştir. Kısaca bu yaklaşımda komşu piksellerin bulanık üyelik dereceleri arasındaki spektral ve uzamsal ilişkiler birlikte hesaba

katılmaktadır. Buna ek olarak bulanık üyelik kübünün iki ve üç boyutlu Gauss süzgeçlenmesi ile bölütleme doğruluğunun arttırılabileceği gösterilmiştir.

Bölütleme/kümeleme analizinde karşılaşılan en büyük problemlerden biri de hiperspektral görüntüdeki doğru sayıdaki küme sayısının bulunmasıdır. Tez çalışmasında bir-sınıf destek vektör makineleri (BS-DVM) yöntemine dayanan ve destek vektör spektral ayrıştırıcılık gücü (DV-SAG) adı verilen yeni bir kümeleme geçerliliği yaklaşımı sunulmuştur. Önerilen kümeleme geçerliliği yaklaşımı spektral ayrıştırıcılık gücü (SAG) ölçütüne dayanmakta ve BS-DVM yönteminin kalıtımsal küme çevresinin belirlenmesi özelliğini kullanmaktadır. Ayrıca, eksiltmeli kümeleme ve faz korelasyonu birlikte kullanılarak hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi de önerilmiştir.

Sonuç olarak tez çalışmasında, hiperspektral görüntülerin bölütlenmesinde değişik aşamalarda karşılaşılan çeşitli problemlerin giderilmesi için yeni çözümler ve yeni yaklaşımların sunulması amaçlanmıştır. Umarım ki bu tez çalışması uzaktan algılama, işaret ve görüntü işleme, örüntü tanıma ve makine öğrenmesi alanlarında çalışan araştırmacılar için yararlı bir kaynak olur.

Anahtar kelimeler: Hiperspektral görüntüler, Gürültü giderimi, Boyut indirgeme, Özellik çıkarımı, Bant Seçimi, Faz korelasyonu, K-noktalı ortalama aradeğerlemesi, Çekirdek içi faz korelasyonu, Gauss süzgeçleme, Katı kümeleme, Bulanık kümeleme, Kümeleme Geçerliliği, Bir-sınıf destek vektör makineleri, Eksiltmeli kümeleme, Destek vektör spektral ayrıştırıcılık gücü (DV-SAG).

ABSTRACT

Hyperspectral imaging is an emerging technology in remote sensing, which has the advantage of using hundreds of spectral bands. The differences between hyperspectral and multispectral imaging are the total number of bands and their continuity characteristics. Generally, multispectral data contain 4 to 7 spectral bands, and the bandwidth of each band is typically between 300 to 400 nm. On the other hand hyperspectral data contain hundreds of spectral bands (e.g., common hyperspectral image sensors have 128 to 224 bands) with approximately a bandwidth of 10 to 20 nm each. Hyperspectral imaging systems receive contiguous, narrow spectral bands from the visible to the infrared spectral band intervals in the electromagnetic spectrum.

With the rapid convergence in scientific disciplines, hyperspectral imaging has found many applications in civil and military fields, such as remote sensing, geology, medicine, chemistry, environmental monitoring, agriculture, forestry, defense and security, target detection, urban planning and management.

Unsupervised segmentation is an approach for better understanding hyperspectral images. Hyperspectral image segmentation/clustering enables easier analysis of the high dimensional data when it is difficult and costly to acquire groundtruth information of the hyperspectral scene. In this thesis numerous problems are handled for efficient segmentation of a hyperspectral scene such as noise removal, dimension reduction, enhancement of clustering results with postprocessing techniques and cluster validation for finding optimal number of clusters for segmentation.

In hyperspectral images many spectral bands contain noise because of atmospheric effects or depending on sensor device. The proposed denoising approach exploits both spectral and spatial information of the hyperspectral images by using wavelet transform and principal component analysis. Then, effects of multiscale windowed denoising of spectral signatures is presented before segmentation of hyperspectral images.

Because of high dimensionality of the hyperspectral data, band selection and feature extraction are important in hyperspectral image processing as a preprocessing stage. Dimension reduction is applied to remove redundant information and accelerate processing time. In this thesis, more information about dimension reduction stage and comprehensive literature survey on this subject are given. Besides linear techniques, nonlinear dimension reduction methods are also utilized for hyperspectral data and their effects on segmentation performance are investigated. To overcome computational load of nonlinear dimension reduction techniques, prototypes which represent the spectral distribution of the scene have been obtained with vector quantization and dimension reduction stage has been applied on these prototypes. Dimension reduction of all pixels in the scene has been accomplished using radial basis function (RBF) neural networks and the developed 'K-point mean interpolation' method.

In addition to hard clustering methods fuzzy clustering algorithms are also utilized for the segmentation of hyperspectral images. For this purpose fuzzy c-means and an extended version of this algorithm, namely the fuzzy Gustafson-Kessel algorithms are used. A novel approach to include spatial information in the postprocessing of segmentation stage is achieved by making use of both spectral and spatial relations of fuzzy membership functions among neighbor pixels. The method is called 'within kernel phase correlation'. Furthermore, it is shown that by two- and three-dimensional Gaussian filtering of the fuzzy membership cube the segmentation accuracy can be increased.

Finding an optimal number of clusters in a hyperspectral image is one of the important problems in cluster/segmentation analysis. In this thesis, a novel cluster validity approach referred to as support vector power of spectral discrimination (SV-PWSD) that uses one-class support vector machines (OC-SVM) has been developed. The proposed cluster validity measure is based on the power of spectral discrimination (PWSD) measure and utilizes the inherited cluster contour definition feature of OC-SVM. Also it is proposed to segment hyperspectral images with subtractive clustering accompanied by phase correlation.

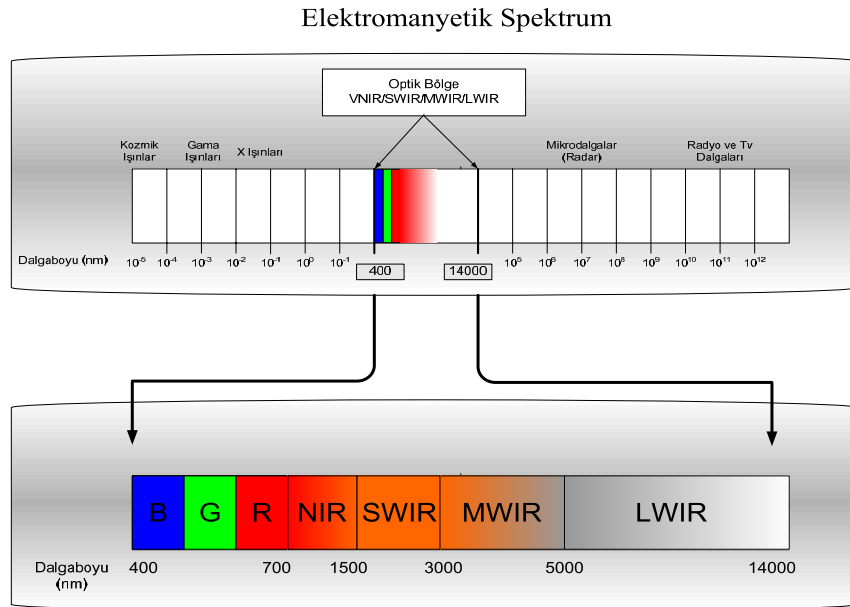
Consequently in this thesis, it is intended to introduce new solutions and novel approaches for various problems from different stages of the segmentation of hyperspectral images. Hopefully, this thesis will be a useful source for researchers who work on remote sensing, signal and image processing, pattern recognition and machine learning areas.

Keywords: Hyperspectral images, Noise removal, Dimension reduction, Feature extraction, Band selection, Phase correlation, K-point mean interpolation, Within kernel phase correlation, Gaussian filtering, Hard (Crisp) clustering, Fuzzy clustering, Cluster Validation, One-class support vector machines, Subtractive clustering, support vector power of spectral discrimination (SV-PWSD).

1. GİRİŞ

Hiperspektral görüntüleme, optik uzaktan algılama alanında hızla gelişen ve bu alandaki öncü teknoloji olan multispektral optik algılama sistemlerinden farklı olarak yüzlerce bandı içeren yeni nesil uzaktan algılama teknolojisidir. Uzaktan algılama ise gözlemlenen nesneye fiziksel bir temas olmaksızın, belirli bir mesafeden algılayıcılar yardımıyla bilgi toplama ve yorumlamanın bilimi olarak tanımlanabilir. Uzaktan algılama bilimi en geniş anlamda hava, uydu ve uzay araçları vasıtasıyla Dünya başta olmak üzere diğer gök cisimlerinin araştırılmasıyla uğraşır (Landgrebe, 2003), (Richards ve Jia, 1999).

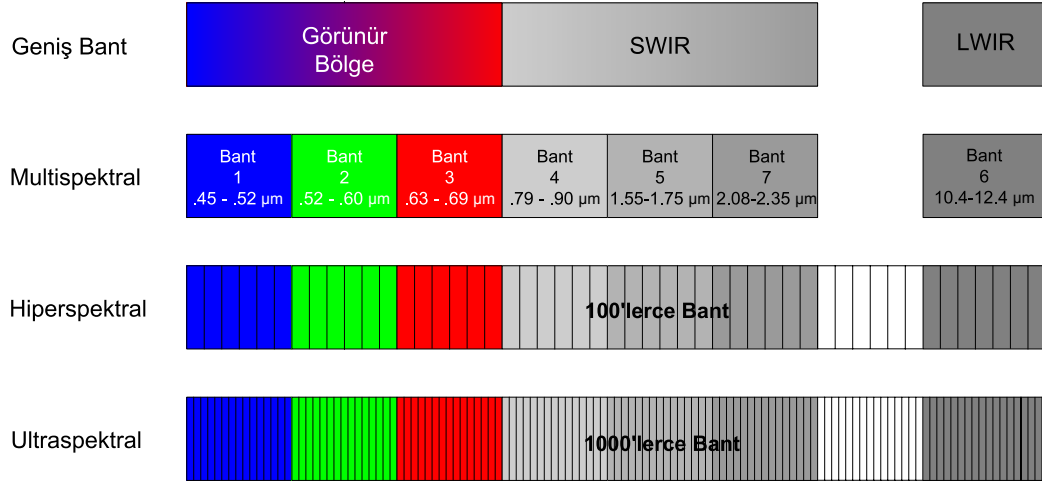
Hiperspektral görüntüleme, optik pasif uzaktan algılama yöntemine dayanmaktadır. Pasif algılama yönteminde güneşten gelen ışınların yüzeydeki nesnelerden değişik dalga boylarındaki farklı yansıma özelliklerinden yararlanılır. Böylece farklı nesnelerin ayrıştırılması ve tanınması mümkün olur. Optik uzaktan algılamada elektromanyetik spektrumun optik bölgesi olarak adlandırılan 0.4 μm ile 14 μm dalgaboyunu içeren kısmı kullanılır. Optik bölge Şekil 1.1’den de görülebileceği gibi, görünür ışık bölgesi (0.4-0.7 μm) ile birlikte, yakın kızılötesi (NIR, 0.7-1.5 μm), kısa dalgaboylu kızılötesi (SWIR, 1.5-3 μm), orta dalgaboylu kızılötesi (MWIR, 3-5 μm) ve uzun dalgaboylu kızılötesi (LWIR, 5-14 μm) olmak üzere beş alt bölgeye ayrılır.



Şekil 1.1 Optik uzaktan algılamada elektromanyetik spektrumun kullanılan bölgeleri

Genel olarak, bir önceki teknoloji olan multispektral görüntüler 4–7 arası ayırık bant içermekte ve her bir bantın genişliği 300–400 nm arasında değişmektedir. Hiperspektral veriler ise bant

genişliği 10–20 nm arasında değişen, yüzlerce banttan meydana gelmektedir (Şekil 1.2). Hiperspektral görüntüleme sistemleri görünür ışık bölgesi ile kızılötesi spektral bantlar arasında (genel olarak 400–2500 nm), bitişik ve dar bant-genişlikli görüntüleri kullanır (Chen, 2007).



Şekil 1.2 Uzaktan algılamada kullanılan algılayıcıların çalışma frekans karakteristikleri

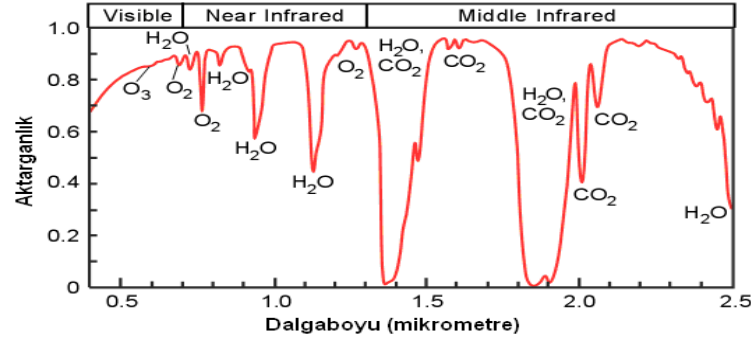
Hiperspektral görüntülerin elde edilmesinde uydulardan, özel algılayıcılarla donatılmış uçaklardan ve taşınabilir yüzey algılayıcılardan yararlanılır. Hiperspektral görüntüler ‘görüntüleme spektrometreleri’ olarak adlandırılan algılayıcı sistemleri tarafından üretilir. Bu sistemler, her bir görüntü hücresi için devamlı bir spektrum grafiği çizmeyi mümkün kılar. Bu karmaşık algılayıcıların gelişiminde iki farklı teknolojinin katkısı vardır: spektroskopi ve uzaktan algılama (Varshney ve Arora, 2004).

Hiperspektral görüntülerin eğitimci olarak bölütlenmesi konulu bu tez çalışması işaret işleme, görüntü işleme, örüntü tanıma ve makine öğrenmesine dayalı, çok disiplinli, güncel bir konudur. İlk olarak hiperspektral verinin yapısının anlaşılması oldukça önemlidir. Tez çalışmasında temel olarak hedeflenen, hiperspektral verilerin nasıl, daha hızlı ve daha yüksek başarımla kümelenip ifade edilebileceği ve anlamlı bilgiler üretilebileceğidir.

Dünya yüzeyindeki minerallerin, doğa örtüsünün ve değişik yüzey malzemelerinin ayırt edilebilmesi için yüksek spektral çözünürlüklü görüntüye ihtiyaç duyulur. Hiperspektral görüntülerde spektral bant sayısı arttıkça, gerek spektral gerekse uzamsal bilgiden yararlanılarak bu ayrışımı daha güçlü bir şekilde elde edebilmek mümkündür (Landgrebe, 1999).

Hiperspektral görüntülerin algılayıcı sistemler tarafından toplandıktan sonraki ilk işlem adımı

atmosferik etkilerin düzeltilmesidir. Atmosferdeki su buharı, oksijen ve karbondioksit gibi gazlar hiperspektral görüntülerin belirli bantlarında değişken oranlarda spektrum değişimine neden olmaktadır (Şekil 1.3). Bu alandaki çalışmalar algılayıcılardan daha kaliteli verilerin elde edilebilmesi ve görüntü üzerinde gürültü azaltma yöntemlerinin geliştirilmesi yönünde devam etmektedir.



Şekil 1.3 Hiperspektral bant aralığındaki atmosferik etkiler [1]

1.1 Hiperspektral Görüntülerin Kullanım Alanları

Bilimsel disiplinler arasında hızla artan yakınsama ile birlikte hiperspektral görüntüleme jeoloji, kimya, tıp, tarım, ormancılık, biyomedikal, uzay-gezegen araştırmaları, savunma ve güvenlik amaçlı askeri uygulamalar gibi oldukça geniş bir yelpazede kullanılan bir teknoloji olma yolundadır. Özellikle uzaktan algılama alanında, hiperspektral görüntü verilerinin işlenmesi giderek artan bir ilgiye sahiptir. Hiperspektral görüntülemenin önemli kullanım alanları ana başlıklarıyla şu şekilde özetlenebilir:

Yerbilimleri:

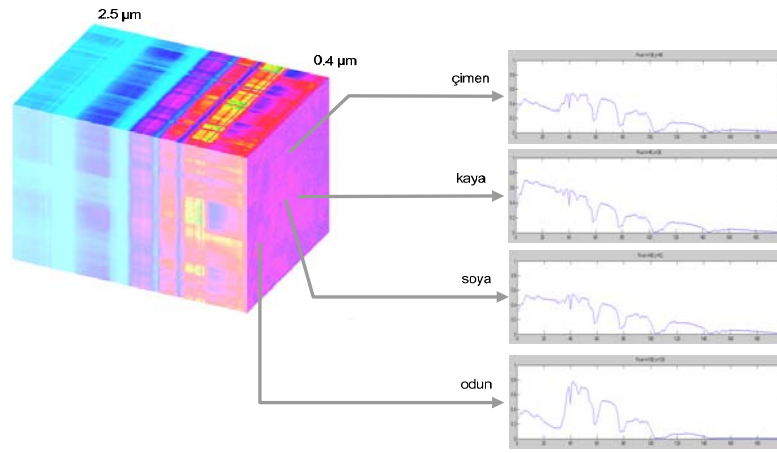
- Maden ve mineral tespiti
- Jeolojik haritalama
- Petrol ve gaz yataklarının tespiti
- Jeotermal araştırmalar
- Jeobotanik

Tarım:

- Ürün türlerinin sınıflandırılması
- Bitki örtüsünün sağlığı hakkında yapısal bilginin sağlanması
- Potansiyel ürün ve toprak şartlarının tespiti

- Toprak karakteristiklerinin planlanması
- Ürün zararlarının değerlendirilmesi (yağış, hastalık ve kuraklık nedenleriyle)
- Üreticilik uygulamalarındaki uygunluk ve kalite bilgilerinin elde edilmesi

Elde edilen bir hiperspektral küpten değişik materyallerin tespiti ve her bir materyalin kendine özgü spektral imzaya sahip olduğu Şekil 1.4'te gösterilmektedir. Her bir mineralin spektral imzası farklı olduğu gibi tarımsal ürünler ve doğal bitki yapısı da gelişim safhalarına göre, hastalık ve kuraklık gibi dış etkenlerle birlikte normal yapısından farklı bir spektral imzaya sahip olmaktadır. Bu özelliklerden, hiperspektral işaret ve görüntü işlemenin analiz, sınıflama, tanımlama ve teşhis aşamalarında yararlanır.



Şekil 1.4 Hiperspektral küp ve değişik materyallere ait farklı spektral imzalar

Çevre:

Çevre yönetimi gelişmekte olan dünyada oldukça öncül öneme sahip bir konudur. Dünyada iyice artmakta olan çevre bilinci bütün kaynakların ihtiyatlı ve bilinçli kullanımını vurgulamaktadır. Hiperspektral görüntüleme bu alanda daha detaylı ve kesin haritaların oluşturulmasında ve çevresel karakteristiklerin gözlemlenmesinde kullanılmaya başlanmıştır:

- Ekosistem durum ve yönelim çalışmaları
- Vahşi yaşam nüfus analizi
- Kirlilik ve yayılım değerlendirmesi (kara, okyanus, deniz)
- Korunan alanların, kıyı bölgelerinin gözlemlenmesi
- Su kalitesinin analizi (okyanus ölçeğinden baraj ölçeğine kadar)
- Ormancılık
- Buz kirliliği

Gıda kalitesi tespiti:

Tarım ve hayvancılıkla elde edilen besinlerin özellikle hızlı ve büyük miktarda üretim yapan tesislerde (örn. meyve-sebze işleme tesisleri, et-tavuk üretim tesisleri, vb.) kalitesinin tespiti oldukça önemlidir. Hiperspektral uzaktan algılayıcılarla tarımsal ve hayvansal gıdaların yüzeyindeki hastalık, çürüme ve anormallikler özel ışıklandırma sistemlerinin de yardımıyla fabrika ortamında, otomasyon sistemleriyle hızlıca ve kabul edilebilir bir netlikle gerçekleştirilebilir (Kim vd., 2001).

Tıp:

Hiperspektral uzaktan algılamanın gelecek vaat ettiği kullanım alanlarından biri de tıptır. Bu alanda araştırmalar özellikle deri ve kanserli iç organlardan alınan doku örneklerinin analizi ve sınıflandırılması üzerinde yoğunlaşmış durumdadır. Yakın bir gelecekte mikroskobik düzeyde hiperspektral olarak her türlü biyomedikal verinin analizinin yapılabileceği öngörülmektedir (Rajpoot vd., 2004), (Maggioni vd., 2006).

Savunma:

Kızıl ötesi görüntülemeyi de içeren optik görüntüleme sistemleri gerek sivil gerekse askeri amaçlı uygulamalarda oldukça önem kazanmaktadır. Hiperspektral algılayıcı teknolojilerinin gelişmesi ile birlikte savunma sanayisi güçlü olan ülkeler bu alanda yatırım ve araştırmalarına hız vermişlerdir. Özellikle askeri alanda, hiperspektral algılayıcı sistemlerin hedef teşhis ve tanımlamada en önemli bilgi kaynaklarından birini oluşturacağı belirtilmektedir (Brionnet vd., 2006). Son yıllarda hiperspektral algılama alanında özellikle kara mayınlarının tespiti, mayından arındırma ve değişik savaş araçlarının ve nesnelerin tanımlanması üzerinde çalışılmaktadır (Cathcart vd., 2004).

1.2 Kullanılmakta Olan Hava ve Uydu Hiperspektral Algılayıcıları

Hiperspektral görüntülerin elde edilmesinde hava araçlarından ve uydular üzerine yerleştirilmiş hiperspektral algılayıcılardan yararlanılır. Uzaktan algılama alanında çalışan uzmanlar multispektral uzaktan algılama teknolojilerinin yerini, optik algılamada daha kesin bilgi çıkarımı sağlayan hiperspektral görüntüleme teknolojilerine bırakacağını öngörmektedir. Hatta daha ileri bir gelecekte ultraspektral algılayıcıların geliştirilmesi ve yaygınlaşması ile birlikte bu ultraspektral algılama teknolojisinin kullanılması planlanmaktadır. Çizelge 1.1, Çizelge 1.2 ve Çizelge 1.3'te kullanılmakta ve proje halinde olan uydu ve hava hiperspektral

algılayıcılarına ait bilgiler, içerdikleri bant sayıları ve çalışma karakteristikleri güncellenerek sunulmuştur [2], [3], (Varshney ve Arora, 2004).

Çizelge 1.1 Kullanılmakta olan uydu üzerindeki hiperspektral algılayıcılar [2], [3]

Uydu Algılayıcıları	Üretici	Bant Sayısı	Spektral Aralık
FTHSI (MightySat II)	Air Force Research Lab.	256	0.35–1.05 μm
Hyperion (EO-1)	NASA	220	0.4–2.5 μm
CHRIS-Compact High Resolution Imaging Spectrometer-(PROBA)	ESA (European Space Agency)	maks. 62	0.41–1.05 μm
ALI-Advanced Land Imager- (EO-1)	NASA	315	0.4–2.5 μm

Çizelge 1.2 Kullanılmakta olan hava aracı üzerinde taşınan hiperspektral algılayıcılar

Hava Aracı Algılayıcıları	Üretici	Bant Sayısı	Spektral Aralık
AAHIS (Advanced Airborne Hyperspectral Imaging Sensors)	STI Industries	288	0.4–0.8 μm
AHI (Airborne Hyperspectral Imager)	University of Hawaii R&D	210	7.9–11.5 μm
AISA (Airborne Imaging Spectrometer)	Specim Spectral Imaging	maks. 288	1.2–2.4 μm
Argus	HyVista Corporation	maks. 400	0.37–2.5 μm
APEX (Airborne Prism Experiment)	ESA (European Space Agency)	maks. 300	0.38–2.5 μm
ARCHER (Airborne Real-time Cueing Hyperspectral Enhanced Reconnaissance)	NovaSol Corp-Civil Air Patrol	512	0.5–1.1 μm
ARES	DLR	128 32	0.4–2.5 μm 8–12 μm
AVIRIS (Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer)	NASA Jet Propulsion Lab.	224	0.4–2.5 μm
CASI (Compact Airborne Spectrographic Imager)	ITRES Research Ltd.	maks. 228	0.4–1.05 μm
COMPASS	Army Night Vision and Electronic Sensors Directorate (NVESD)	384	0.4–2.35 μm
DAIS 7915 (Digital Airborne Imaging Spectrometer)	GER Corporation	VIS/NIR (32), SWIR1 (8), SWIR2 (32), MIR (1),	VIS/NIR (0.43–1.05 μm), SWIR1 (1.5–1.8 μm),

		TIR (6)	SWIR2 (2.0–2.5 μm), MIR (3.0–5.0 μm), TIR (8.7–12.3 μm)
DAIS 21115 (Digital Airborne Imaging Spectrometer)	GER Corporation	VIS/NIR (76), SWIR1 (64), SWIR2 (64), MIR (1), TIR (6)	VIS/NIR (0.40–1.0 μm), SWIR1 (1.0–1.8 μm), SWIR2 (2.0–2.5 μm), MIR (3.0–5.0 μm), TIR (8.0–12.0 μm)
EPS-H (Environmental Protection System)	GER Corporation	VIS/NIR (76), SWIR1 (32), SWIR2 (32), TIR (12)	VIS/NIR (.43-1.05 μm), SWIR1 (1.5-1.8 μm), SWIR2 (2.0-2.5 μm), TIR (8-12.5 μm)
HYDICE (Hyperspectral Digital Imagery Collection Experiment)	Naval Research Lab	210	0.4–2.5 μm
HyMap	Integrated Spectronics	100–200	0.45–2.48 μm
MIVIS (Multispectral Infrared and Visible Spectrometer)	Sensytech Corporation	102	0.43–12.7 μm
OMIS	SITP	128	0.4–12.5 μm
PHI	SITP	244	0.4–1.0 μm
PROBE-1	Earth Search Sciences Inc.	128	0.4–2.5 μm
ROSIS (Reflective Optics System Imaging Spectrometer)	DLR Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt	128	0.43–0.86 μm
SASI (Shortwave Infrared Airborne Spectrographic Sensor)	ITRES Research Ltd.	160	0.85–2.45 μm
SEBASS	The Aerospace Corporation	128	2–14 μm
SFSI (Short Wavelength Infrared Full Spectrum Imager)	Canada Center for Remote Sensing	maks. 120	1.23–2.38 μm
TRWIS III	TRW Corporation	384	0.3–2.5 μm
VIFIS (Variable Interference Filter Imaging Spectrometer)	Aeroconcepts	64	0.42–0.87 μm

Çizelge 1.3 Uzaya gönderilmesi planlanan uydu hiperspektral algılayıcıları [4]

Uydu	Algılayıcı	Finansör ajanslar
ARIES-I	ARIES-I	Auspace Ltd. ACRES Earth Resource Mapping Pty. Ltd. Geoimage Pty. Ltd. CSIRO
NEMO	COIS	Space Technology Development Corporation Naval Research Laboratory
OrbView-4	ORBIMAGE	U.S. Air Force
PRISM (Picosatellite for Remote-sensing and Innovative Space Missions)	PRISM	ESA

1.3 Hiperspektral Verilerin Gösterimi

Hiperspektral verilerin analizi için matematiksel ve kavramsal olarak çeşitli gösterim uzayları mevcuttur (Landgrebe, 1997). Multispektral ve hiperspektral verilerin nicelik ve görsel sunumunda kullanılan ve temel kabul edilen gösterim şekilleri bu bölümde anlatılmaktadır.

1.3.1 Görüntü Uzayında Gösterim

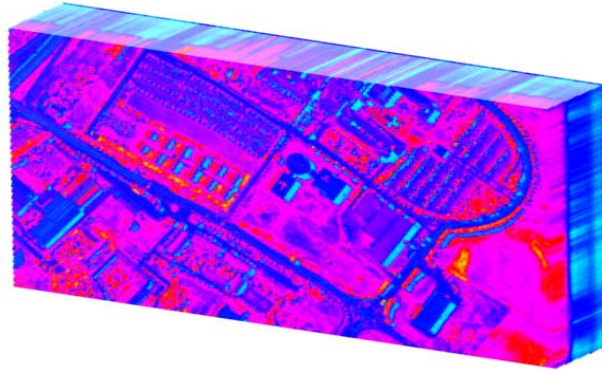
RGB (Red-Green-Blue) görüntü uzayında görsel olarak sahnenin uzamsal değişimi ve her bir sınıfa ait pikselin kendi ait olduğu sınıf ile ilişkisi kolayca gözlemlenebilir. RGB uzayında her bir renk katmanı için hiperspektral görüntünün bir bandı seçilerek yapay bir görüntü oluşturulur. Bununla birlikte RGB görüntüler seçilen bantlara bağlı olarak sadece bu üç bandın uzamsal bilgisini taşırlar (Şekil 1.5).



Şekil 1.5 Belirlenen bantların RGB uzayında gösterimi ile elde edilen yapay resim

RGB görüntülerin yanı sıra hiperspektral görüntülerde uzamsal ve spektral bilgileri birleştiren hiperspektral küpler de oldukça yoğun olarak kullanılır. Hiperspektral küplerde düşey

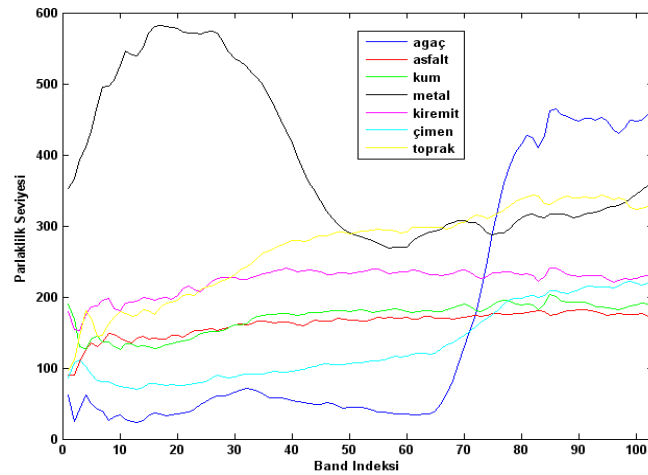
doğrultudaki uzamsal bilgiler, bant dilimleri halinde değerlendirilebilirken dikey yönde spektral olarak her bir pikselin yansıma veya ışıma değerleri gibi spektral bileşenleri eş zamanlı olarak gösterilebilmektedir (Şekil 1.6).



Şekil 1.6 Bütün bantların bir arada sunulduğu “hiperspektral küp” gösterimi

1.3.2 Spektral Uzayda Gösterim

Hiperspektral bir sahnedeki maddelerin spektral cevabı, ışıma veya yansımaya bağlı olarak dalga boyunun fonksiyonu olarak tanımlanabilir ve “spektral imza” olarak adlandırılır (Şekil 1.7). Böylece her bir pikselin spektral uzaydaki değişimi bir eğri şeklinde çizilebilir. Teorik olarak saf veya birkaç sınıfın birleşmesinden oluşan bir pikselin kendine özgü şekle ve değişime sahip spektral bir eğrisi bulunmaktadır. Bu özellikten yararlanarak, spektral eşleşme (spectral matching) ve spektral açısal haritalama (spectral angle mapper) gibi uzaktan algılamada kullanılan bazı yöntemlerle bilinmeyen bir spektral eğrinin daha önceden etiketlenmiş spektral eğriler yardımıyla sınıfı belirlenmeye çalışılır.

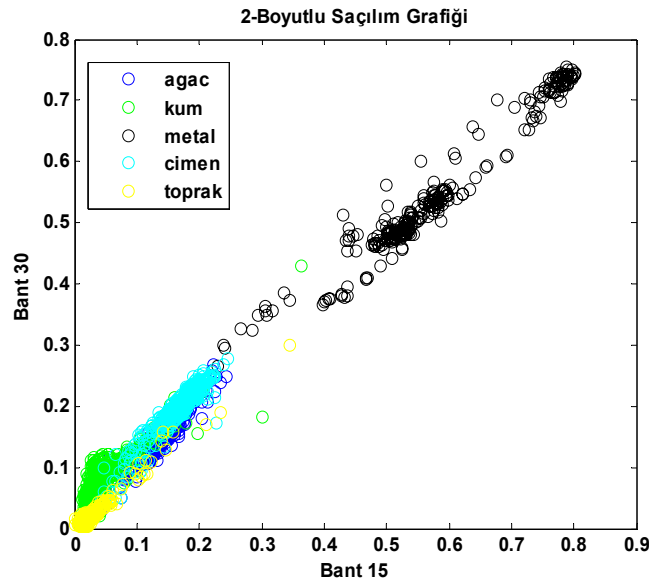


Şekil 1.7 Spektral uzayda değişik maddelere ait “spektral imzalar”

Ayrıca spektral eğrilerin bazı istatistiksel çıktıları hesaplanarak spektral özellikleri ortaya çıkarılabilir.

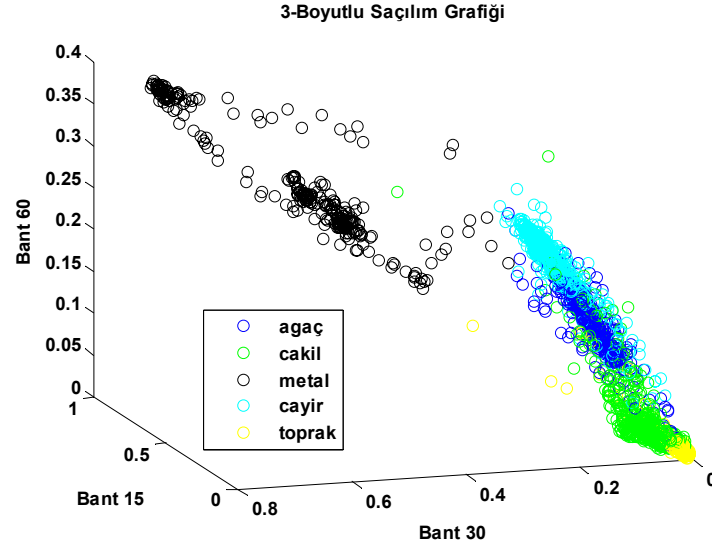
1.3.3 Özellik Uzayında Gösterim

Özellik uzayı gösteriminde kullanılan saçılım (scatter) grafikleri, yüksek boyutlu uzaydaki verilerin 2 ve 3-boyutlu gösterimlerinde en çok rağbet edilen yöntemlerdir. Bu yöntemde seçilen bantlarla oluşturulabilecek her türlü saçılım grafiği, analiste boyut çiftleri arasındaki ilişki üzerine genel bir fikir verir. Örneğin Şekil 1.8’de beş değişik sınıf için 15 ve 30. bantlar için çizilen 2-boyutlu saçılım grafikleri gösterilmektedir. Bu grafiklerde bir küme oluşturan piksellerin, ortaklaşa bir sınıfa ait örüntüye (pattern) sahip olduğu varsayılır. Böylece sınıfların karakteristikleri “örüntü tanıma” tabanlı istatistiksel yöntemlerle değerlendirilebilir. Örneğin, sınıflar için ayırışım analizi (discrimination analysis) değişik bant çifti kombinasyonu için iki farklı sınıf arasındaki uzaklıkların hesaplanmasında kullanılır. Sınıflar arasındaki en büyük uzaklığı veren bantlar kullanışlı özellikler olarak seçilir (Hsu, 2002). 2-boyutlu saçılım grafiklerinin haricinde bant sayısı üçe çıkarılarak 3-boyutlu saçılım grafikleri de elde edilebilir. Şekil 1.9’da 15, 30 ve 60. bantlar için çizilmiş 3-boyutlu saçılım grafiği görülmektedir. 3-boyutlu saçılım grafikleri, analiz sırasında etkileşimli olarak döndürülerek uygun bir bakış açısından sınıf ayırışimleri veya sınıf dağılımları hakkında genel bir fikir verir.



Şekil 1.8 Özellik uzayında 2-boyutlu saçılım grafiği

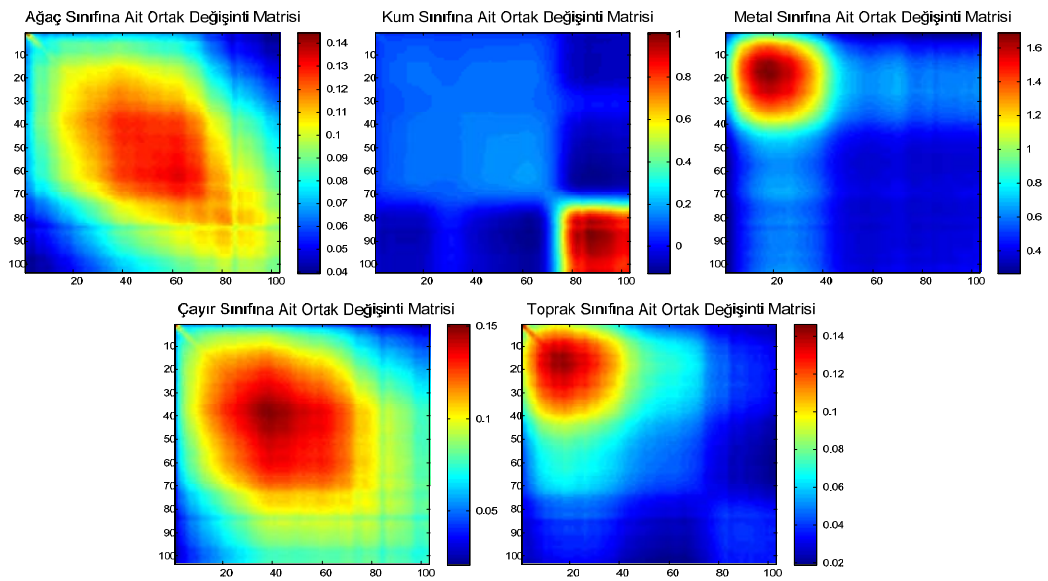
Uzaktan algılama alanında daha yüksek boyutlu verileri de analiz etmek için çeşitli yazılımlar mevcuttur. Bu araçlar sayesinde d -boyutlu uzayda verilerin dağılımı gözlenerek spektral sınıfların sayısının ve saf spektral imzaların bulunması mümkündür (Boardman vd., 1995).



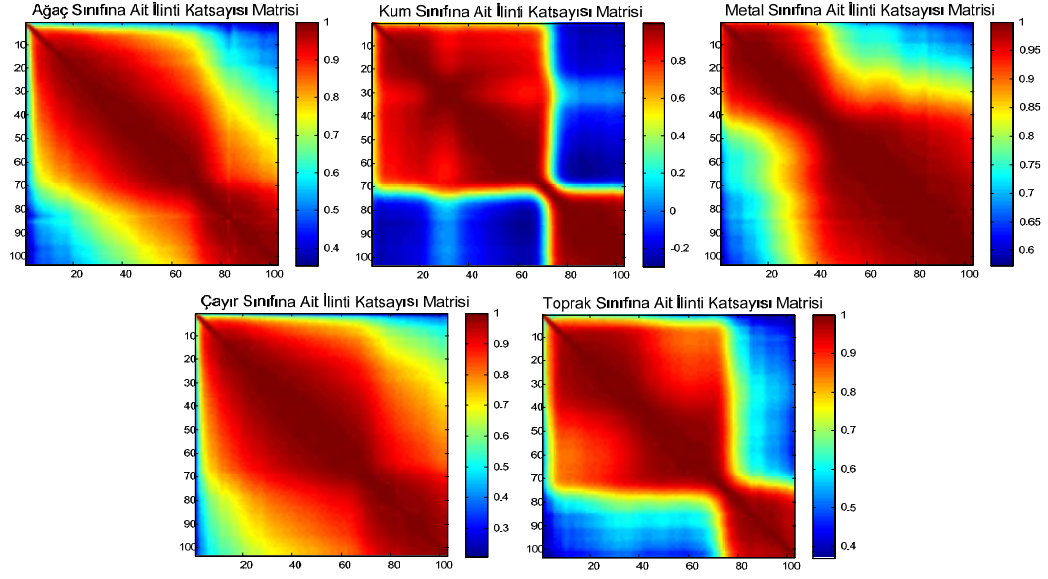
Şekil 1.9 Özellik uzayında 3-boyutlu saçılım grafiği

1.3.4 İstatistiksel Görüntü Gösterimi

Yüksek boyutlu uzayda ikinci dereceden istatistik bilgilerinin sınıf içi ayrışımı belirlemedeki önemi oldukça büyüktür. Hiperspektral görüntülerde boyut arttıkça sınıf ortak değişim farkları, özellikle ardışık bantların yüksek derecede ilişkili olması durumunda sınıflama için oldukça yarar sağlar. Bu farkları gözlemleyebilmek için ikinci dereceden istatistik bilgilerini içeren matris görüntüleri kullanılmaktadır (Lee ve Landgrebe, 1993), (Jimenez ve Landgrebe, 1998). Örneğin, istatistik görüntülerde Şekil 1.10 ve Şekil 1.11’de de sırasıyla gösterildiği gibi değişik sınıflara ait ortak değişim (covariance) veya ilinti katsayısı (correlation coefficient) matrislerinin değerleri renklendirilerek kullanılır.



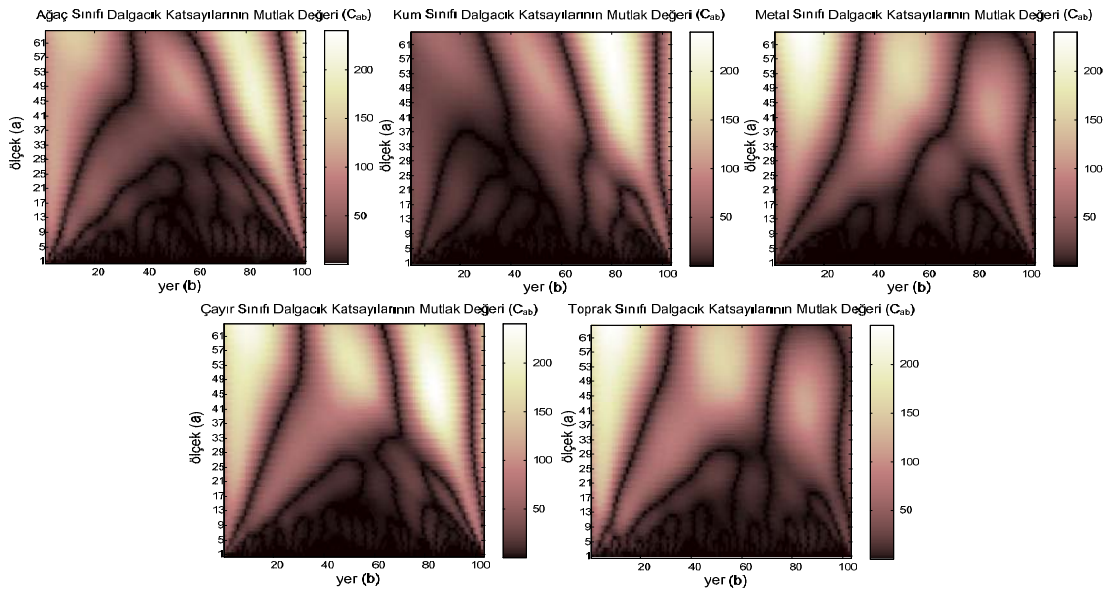
Şekil 1.10 Değişik sınıflara ait ortak değişim matrislerinin istatistiksel gösterimi



Şekil 1.11 Değişik sınıflara ait ilinti katsayısı matrislerinin istatistiksel gösterimi

1.3.5 Sembolik Gösterim

Sembolik gösterimde hiperspektral verilerdeki soğurma bantlarının oluşturduğu parmak izlerinin kullanılması ilk olarak Piech (1987) tarafından önerilmiştir. Parmak izi, hiperspektral verinin ölçek-yer (scale-space) süzgeçlenmesi ile elde edilir. Ölçek-yer görüntüleri, orijinal spektral imzanın devamlı olarak yumuşatılmış (alçak geçiren süzgeçleme ile) versiyonlarından elde edilir.



Şekil 1.12 Değişik sınıflara ait spektral imzaların dalgacık dönüşümü kullanılarak elde edilen parmak izleri (kullanılan dalgacık Daubechies 4)

Yumuşatma ölçeği arttıkça spektral imzanın detay özellikleri kaybolmaya başlar ve en sonunda baskın spektral şekil ortaya çıkar. Dalgacık dönüşümünü kullanan diğer benzer bir yöntem Hsu (2000) tarafından önerilmiştir. Dalgacık dönüşümünün ölçek-yer analizi yardımıyla işaretin bölgesel özelliklerine odaklanılabilir. Spektral imzaların dalgacık katsayılarının sıfır geçiş noktaları ve maksimum değerlerinin mutlak değeri yardımıyla parmak izleri betimlenebilir ve bulunan parmak izleri yardımıyla soğurma bantlarının yeri tespit edilir. Şekil 1.12’de görüleceği gibi sıfır geçiş noktaları (en düşük seviye rengi: siyah) spektral imzalardaki değişim noktalarını, maksimum noktalar ise büküm noktalarını değişik ölçeklerde göstermektedir.

1.4 Tezin Amacı

Eğitici-siz öğrenme yani kümeleme yöntemleri ile bölütleme daha önce multispektral görüntülerde sıklıkla denenmiş, hiperspektral görüntülerde de uygulama alanı bulmaya başlamış bir yaklaşımdır. Hiperspektral görüntülerde her bir pikselin eğitici-siz öğrenme yöntemleri ile bir kümeye atanmasında temel olarak o piksele özgü spektral imza dizisinden yararlanılmaktadır. Eğitici-siz sınıflama yöntemleri, hiperspektral görüntülerin kümelenmesinde/bölütlenmesinde, kesin referans bilgisinin olmadığı durumlarda daha kolay ve öncül bir analize imkân sağlar.

Daha önce bu alanda gerçekleştirilen çalışmalara değinilecek olunursa; hiperspektral görüntülerin histogram eşikleme temelli otomatik bölütlenmesi Silverman vd. (2002a) tarafından gerçekleştirilmiştir. Diğer bir çalışmada ise temel bileşenlerin (principal components) histogramı kullanılarak eşikleme temelli bölütlenmesi amaçlanmıştır (Silverman vd., 2002b). Gauss karışım modellerinden (Gaussian mixture models) yararlanılarak hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi Acito vd. (2003) tarafından önerilmiştir. Gauss-olmayan karışım modellerini (non-Gaussian mixture models) kullanarak hiperspektral görüntülerin otomatik olarak kümelenmesi ise Farrell ve Mersereau (2004) tarafından incelenmiştir. Hiperspektral görüntülerin çok-bileşenli Markov zincir modeliyle (multi-component Markov chain model) bölütlenmesi ise Mercier vd. (2003) tarafından çalışılmıştır. Bölütleme amacıyla yapılan diğer bir çalışmada ise ağırlıklı artımsal yapay sinir ağları tabanlı sinir-bulanık (neuro-fuzzy) yaklaşımı tanıtılmıştır (Muhammed, 2002). Hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi amacıyla bağımsız bileşen analizi karışım modeli (independent component analysis mixture model-ICAMM) olarak adlandırılan yeni bir algoritma geliştirilmiştir (Shah vd., 2003). Bu algoritmada Gauss olmayan sınıf dağılımları yüksek

dereceli istatistik fonksiyonları ile modellenip, eğitici olarak sahnenin bölütlenmesi gerçekleştirilmiştir. K-ortalamlar yeniden kümeleme (k-means re-clustering) adı verilen bir algoritma ile hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi Meyer vd. (2003) tarafından tanıtılmıştır. Mohammadpour vd. (2004) yaptıkları çalışmada saklı Markov modellemesi (Hidden Markov Modeling-HMM) tabanlı Bayes yaklaşımıyla hiperspektral görüntülerin ortak bölütlenmesi sorununa bir çözüm sunmuşlardır. Ertürk ve Ertürk (2006), değiştirilmiş faz korelasyonu (modified phase correlation) adını verdikleri yöntemle alt örneklenmiş hiperspektral verilerin faz korelasyonu ölçütüyle bölütlemesini, farklı bölütleme yöntemleriyle karşılaştırmalı olarak gerçekleştirmiştir.

Hiperspektral görüntülerde her bir sahne için **etiketlenmiş** (uzaktan algılama literatüründe **groundtruth-kesin referans** olarak geçmektedir) veri bulmak oldukça zor ve maliyetli bir uğraştır. Etiketli bir görüntü verisi hazırlamak için öncelikle ilgili bölgeye ait hiperspektral veriler alınır ve gerekli ön-işlemlerden sonra sahnenin her bölgesi detaylı olarak yer algılayıcılarıyla analiz edilerek bir uzman tarafından etiketlenir. Bu işlemler zaman ve maliyet açısından oldukça güç bir çalışmayı gerektirmektedir. Eğitim verisi olarak kullanılabilecek etiketlenmiş verinin olmadığı durumlarda kesin referansa ihtiyaç duyan ve yüksek netlikte sınıflama sonucu üretebilen eğitici öğrenme algoritmalarını (örn. yapay sinir ağları, destek vektör makineleri vb.) kullanmak mümkün olmamaktadır. Bu sorunu aşabilmek için yapılması gereken, eğitim verisi ve sınıf bilgisine ihtiyaç duymadan sahnedeki değişik spektral özellik gösteren maddeleri farklı kümelerle ayırabilecek eğitici öğrenme (kümeleme) algoritmalarını kullanmaktır.

Kümeleme, temel bir veri analiz yöntemi olup birçok mühendislik alanında ve bilimsel alanda oldukça yaygın olarak kullanılmıştır. Kümelemenin amacı (küme analizi olarak da adlandırılabilir) örüntü, noktalar ve nesnelerin oluşturduğu doğal grupları keşfetmektir. Basit olarak kümeleme yöntemlerinde belli bir benzerlik kriterine göre birbirine en yakın örnekler bir küme içerisinde değerlendirilir. Kümeleme yöntemleri, istatistiksel model özdeşleme ve yarışmacı öğrenme tabanlı yöntemler olmak üzere ikiye ayrılabilir. Kümeleme analizi, tezin konusu olan hiperspektral görüntüler gibi çok boyutlu (spektral bant sayısı bakımından) verilerin bölütlenmesi doğrultusunda odak noktasını oluşturmaktadır. Tezin amacı işaret ve görüntü işleme, örüntü tanıma ve makine öğrenmesi yöntemleri ile boyutu indirgenmiş verilerin eğitici olarak bölütlenmesi ve bölütleme haritalarının oluşturulması olarak tanımlanabilir.

1.5 Tezin Kapsamı

Tezin kapsamına ait genel içerik akışı Şekil 1.13'te de gösterildiği gibi ana adımları ile şu alt başlıklar altında planlanmıştır.

1.5.1 Ön-işleme ve Görüntü Zenginleştirme

Ön-işleme adımı, öncelikle algılayıcı ve atmosferik düzeltmelerin yapılmasını, gürültülü bantların atılmasını ve spektral normalizasyon gibi standart adımları içerir. Görüntü zenginleştirme adımı ise hiperspektral kübün uzamsal ve spektral boyutta sahip olduğu gürültünün çeşitli istatistiksel, işaret işleme ve görüntü işleme yöntemleriyle giderilmesi gibi sınıflama ve kümeleme başarımını arttıracak işlemler ele alınmıştır.

1.5.2 Boyut İndirgeme

Hiperspektral görüntüler yüksek boyutlu spektral imzalardan oluşmaktadır. Hiperspektral görüntüleri oluşturan spektral özellikler fazlalık (redundant) bilgiler de içermektedir. Hiperspektral algılayıcılardan elde edilen yüksek boyutlu veriler birçok yüksek boyutlu sınıflama ve kümeleme probleminde olduğu gibi hiperspektral verilerde de kullanılan klasik örüntü tanıma ve makine öğrenmesi algoritmalarını olumsuz yönde etkilemektedir. Dolayısıyla, hiperspektral görüntü işlemenin en önemli problemlerinden birini de boyut indirgeme adımı oluşturmaktadır. Bu adımda hiperspektral verinin işlenmesi aşamasında işlemsel yükün azaltılması ve mümkünse daha iyi bir sınıflandırma veya kümeleme başarımı elde edebilmek amacıyla boyut indirgenmesi amaçlanmaktadır. Boyut indirgeme için iki önemli yaklaşım bulunmaktadır:

1.5.2.1 Bant Seçimi

Spektral imzayı oluşturan bantlar içinde, sınıflama veya kümeleme başarımını arttıran, sınıflar arası ayırıcılık seviyesi ve bilgi değeri yüksek bantların belirlenerek bu bantların kullanılmasına bant seçim yöntemleri denir. Bant seçim algoritmaları, kullanılan yöntemin özelliğine göre eğitici ve eğitici olmayan olmak üzere ikiye ayrılabilir. Eğitici yöntemlerde bilinen sınıf etiketleri yardımıyla sınıf ayırımının en büyüklenmesine çalışılır. Eğitici olmayan durumda ise sınıf etiketleri olmaksızın bilgi kaybının en düşük seviyede tutulmasına çalışılarak kümeler arası ayrışımın olabildiğince başarılı bir şekilde gerçekleştirilmesine çalışılmıştır.

1.5.2.2 Özellik Çıkarımı

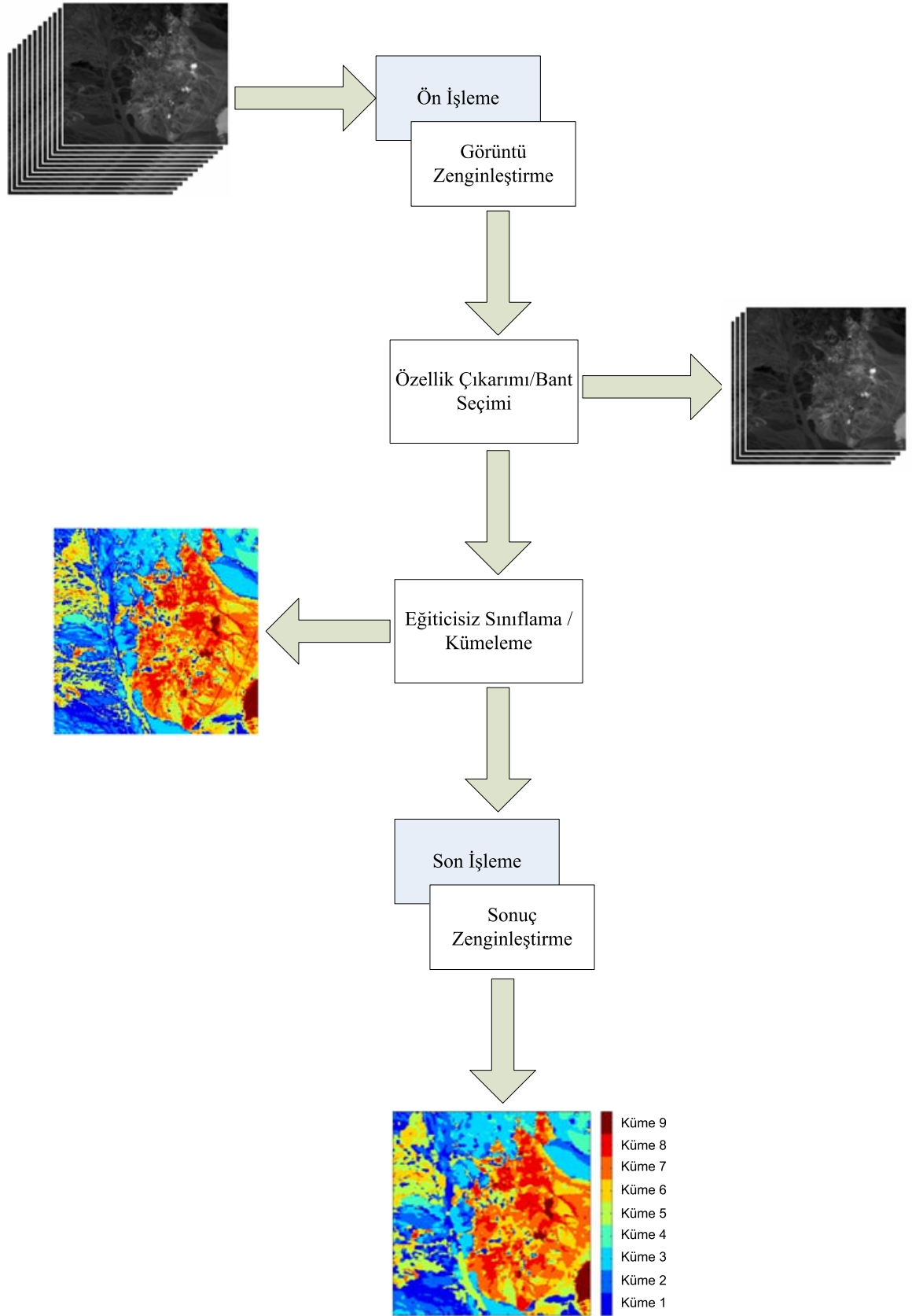
Özellik çıkarımında dönüşüm yöntemlerinden, doğrusal veya doğrusal olmayan izdüşüm algoritmalarından yararlanılarak veri boyutunun indirgenmesinin yanı sıra yüksek boyutlu verilerde kötü başarımları sergileyen klasik makine öğrenmesi algoritmalarından daha başarılı sonuçlar alınması hedeflenmiştir. Özellik çıkarımı yöntemleri de bant seçimi yöntemlerine benzer şekilde iki temel dala, eğitici ve eğitici olmayan yöntemler olarak ayrılmaktadır.

1.5.3 Eğitici Sınıflandırma (Kümeleme)

Uzaktan algılama ve veri depolama teknolojilerindeki ilerlemelerle birlikte yüksek hacimli ve boyutlu veri kümelerinin işlenmesi ve anlamlandırılması görüntü tanıma, makine öğrenmesi ve veri madenciliği alanlarında giderek daha fazla önem kazanmaktadır. Eğitici öğrenme yöntemleri, sınıf bilgisinin olmadığı veya kısıtlı olduğu verilerin analizinde ve özetlenmesinde kapsamlı bir araç olarak kullanılabilir. Tez çalışmasında gerek hava araçları gerekse uzay araçları üzerindeki hiperspektral algılayıcılardan elde edilen yüksek hacimli ve yüksek boyutlu hiperspektral verilerin analizindeki bu açıklığa işaret edilmiş, yeni çözümler üretilerek hiperspektral görüntülerin eğitici algoritmalarla bölütlenmesi ele alınmıştır.

1.5.4 Son-İşleme Yöntemleriyle Kümeleme Kalitesinin Arttırılması

Hiperspektral görüntülerde uzamsal olarak birbirine komşu ve yakın piksellerin benzerliği oldukça yüksektir. Kümeleme sonrası uzamsal olarak yüksek ilişkili piksellerden yararlanılarak spektral bilgiye ek olarak kümeleme kalitesinin arttırılması mümkündür. Tezde hiperspektral görüntülerin bu özelliklerinden yararlanılarak kümeleme başarımlarının artırımı da araştırılmıştır.



Şekil 1.13 Hiper spektral görüntülerin bölütlenmesinde genel akış şeması

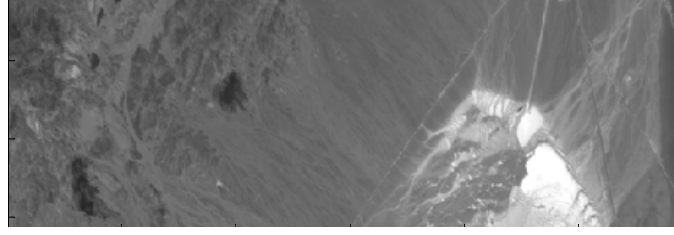
2. KULLANILAN HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLER VE EĞİTİCİSİZ BÖLÜTLEME İÇİN NESNEL KARŞILAŞTIRMA KISTASI

Hiperspektral görüntülerin istenilen bir bölge için elde edilmesi şu an için oldukça maliyetlidir. Bu sebeple bu alanda çalışan bilim insanlarının kullandığı ve hiperspektral görüntü işleme literatüründe genel kabul gören değerlendirme verilerinden (benchmark) yararlanılmıştır. Temel olarak amaçlanan, eğitici olarak hiperspektral görüntüyü (sahne olarak da adlandırılmaktadır) bölütleme olduğu için kesin referans bilgisine ihtiyaç duyulmamaktadır. Fakat geliştirilen yöntemlerin gerçekten işe yarayıp yaramadığını nesnel bir biçimde ölçebilmek için ayrıca kesin referans bilgisine sahip hiperspektral görüntüler de tez çalışmasında kullanılmıştır. Bu bölümde araştırmalarda kullanılan hiperspektral görüntüler ayrıntılı olarak tanıtılacaktır. Tezin bundan sonraki bölümlerinde bölütleme sonuçlarının değerlendirilmesinde kullanılan nesnel karşılaştırma kıstası da ayrıca bu bölümde yer almaktadır.

2.1 AVIRIS Cuprite S5

AVIRIS (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer) Cuprite S5 hiperspektral verisi 1997’de Cuprite-Nevada bölgesinde çekilmiş ve beş parçadan oluşan bir hiperspektral görüntüdür. Sahne, Nevada eyaletinin güneybatısında yer alan Cuprite maden bölgesinin jeolojik özelliklerini gösterir. AVIRIS verisi NASA’nın ER-2 hava aracıyla 20 km yükseklikten 0.4–2.5 μm bant aralığında çekilmiş ve her bir piksel için 20m görüş alanına sahip (FOV, field of view), 16 bitlik işaretli tamsayı gösterimli bir veridir. Orijinal veride sahne toplam 224 banttandır. Şekil 2.1’de çalışmalarda kullanılan beş parçalı Cuprite verisinin 158 satır/sahne ve 614 piksel/satır’lık en küçük beşinci parçası olan ve Cuprite S5 olarak adlandırılan sahne gösterilmektedir. Öncelikle veriyi temizlemek için atmosferdeki su buharının neden olduğu soğurma bantları çıkarılır (bant no. 108–114 (1.363–1.423 μm), 154–168 (1.821–1.948 μm) ve 224–225 (2.496–2.506 μm)). Ayrıca görsel inceleme sonucu aşırı gürültüye sahip dört bant da çıkarılmış ve sonuç olarak bant sayısı 224’ten 196’ya düşürülmüştür.

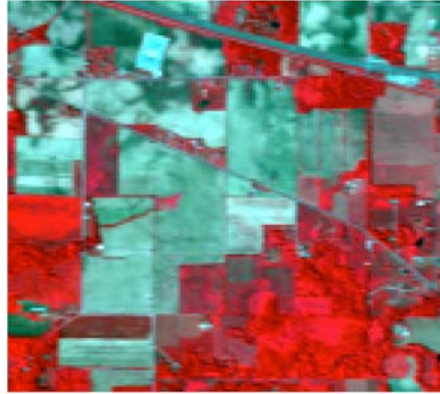
Bu sahne için hazırlanmış bir groundtruth (kesin referans) haritası bulunmamakla birlikte USGS (U.S. Geological Survey) tarafından oluşturulmuş minerallere ait spektral imza bilgileri kütüphanesi mevcuttur (Swayze vd., 1992), (Clark vd., 1993).



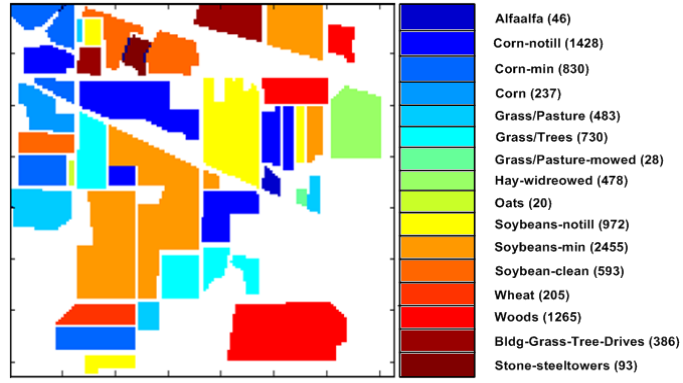
Şekil 2.1 AVIRIS-Cuprite S5 verisinin 50. bandı

2.2 AVIRIS Indian Pine

AVIRIS Indian Pine hiperspektral görüntüsü uzaktan algılama alanında oldukça yoğun olarak kullanılan kesin referans bilgisine sahip bir veridir. Indian Pine hiperspektral sahnesi, 1992’de kuzeybatı İndiana eyaletinde çekilmiştir [5]. Indian Pine verisi 145 satır/sahne ve 145 piksel/satır’dan oluşmaktadır. Şekil 2.2’de AVIRIS Indian Pine verisinin görüntü uzayında RGB üç kanal yapay görüntüsü verilmiştir. Orijinalde veri 0.4–2.5 μm bant aralığında çekilmiş 220 spektral banttan oluşmaktadır. Su buharı soğurma bantlarını ve gürültülü bantları çıkardıktan sonra (104–108, 150–163 ve 220. bantlar) 200 banttan oluşan veri elde edilir. Bu sahne için hazırlanmış olan kesin referans haritası (Şekil 2.3) 16 sınıftan oluşmaktadır. Bununla birlikte literatürde, daha az sayıda piksel içeren sınıfların çıkarılması sonucunda elde edilen 9 sınıflı kesin referans haritası daha sık kullanılmaktadır.



Şekil 2.2 AVIRIS Indian Pine verisinin görüntü uzayında RGB üç kanal yapay görüntüsü (kullanılan bantlar R:50, G:27, B:17, -220 band için-)



Şekil 2.3 AVIRIS Indian Pine verisinin kesin referans haritası ve sınıf piksel sayıları

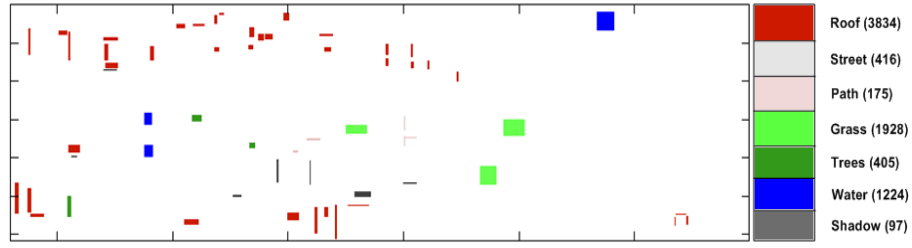
2.3 HYDICE Washington, DC Mall

HYDICE (Hyperspectral Digital Imagery Collection Experiment) hiperspektral algılayıcı sistemi tarafından çekilmiş olan Washington DC Mall verisi literatürde oldukça sık kullanılan kesin referans bilgisine sahip bir veridir. Bu hiperspektral veri 0.4 to 2.4 μm dalgaboyu aralığında çekilmiş toplam 210 banttan meydana gelmektedir. DC Mall verisi 1280 satır/sahne ve 307 piksel/satır'dan oluşmaktadır. Şekil 2.4'de DC Mall verisinin görüntü uzayında RGB üç kanal yapay görüntüsü döndürülmüş olarak verilmiştir. Benzetimlerde kullanmak üzere hazırlanan veride atmosferik etkilerden dolayı bozulmuş olan bantların atılması ile spektral bant sayısı 210'dan 191'e düşürülmüştür.

DC Mall veri kümesi için toplam 7 sınıflı (roofs, roads, grass, trees, trail, water and shadow), 8079 pikselden oluşan kesin referans verisi bulunmaktadır [6]. Bu sahne için hazırlanmış olan kesin referans haritası ve sınıf piksel sayıları Şekil 2.5'de sunulmuştur.



Şekil 2.4 HYDICE Washington DC Mall verisinin görüntü uzayında RGB üç kanal yapay görüntüsü (kullanılan bantlar R:60, G:27, B:17 -210 band için-)

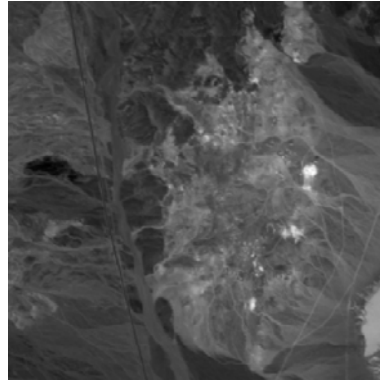


Şekil 2.5 Washington DC Mall verisinin kesin referans haritası ve sınıf piksel sayıları

2.4 AVIRIS Cuprite S4

AVIRIS Cuprite S4 hiperspektral verisi 1997’de Cuprite-Nevada bölgesinde çekilmiş ve beş parçadan oluşan bir hiperspektral görüntüden 4. parçadaki kesilmiş bir sahnedir. Sahne Nevada eyaletinin güneybatısında yeralan Cuprite maden bölgesinin jeolojik özelliklerini gösterir. Teknik özellikleri aynen daha önce anlatılmış olan AVIRIS Cuprite S5 verisi ile aynıdır. Şekil 2.6’da gösterilen ve çalışmalarda kullanılan bu veri 256 satır/sahne ve 256 piksel/satır’dan oluşmaktadır. Veriyi temizlemek için atmosferdeki su buharının neden olduğu soğurma bantları ve görsel inceleme sonucu aşırı gürültüye sahip iki bant da çıkarıldıktan sonra sonuç olarak bant sayısı 224’ten 198’e düşürülmüştür.

Bu sahne için hazırlanmış bir kesin referans haritası bulunmamakla birlikte USGS (U.S. Geological Survey) tarafından oluşturulmuş mineral imza bilgileri kütüphanesi mevcuttur (Swayze vd., 1992), (Clark vd., 1993).



Şekil 2.6 AVIRIS-Cuprite S4 verisinin 75. bandı

2.5 Eğiticişiz Bölütleme İçin Nesnel Karşılaştırma Kıstası (Bölütleme Doğruluğu)

Eğiticişiz bölütleme sonuçlarının ayrıştırma başarımlarını değerlendirebilmek ve değişik

yöntemlerle elde edilen bölütleme haritalarının doğruluğunu karşılaştırabilmek için nesnel ve istatistiksel bir kıstasın belirlenmesi şarttır. Bu amaçla Van der Meer (2006) tarafından önerilen “spektral ayrıştırma gücü (SAG)- power of spectral discrimination (PWSD)” yönteminin değiştirilmiş bir versiyonu kullanılmıştır (Ertürk ve Ertürk, 2006).

SAG, belirli bir piksel için iki referans küme merkezine (küme temsilcisi) bağlı olarak bir ayrıştırma ölçütü sağlar. Eğer hiperspektral verinin bir pikseli vektörel olarak $\mathbf{x}$ ile; iki farklı küme temsilcisi ise yine vektörel olarak $\mathbf{s}_i$ ve $\mathbf{s}_j$ ile gösterilecek olursa, SAG ölçütü (Ω) şu şekilde tanımlanabilir:

$$\Omega(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j, \mathbf{x}) = \max \left\{ \frac{m(\mathbf{s}_i, \mathbf{x})}{m(\mathbf{s}_j, \mathbf{x})}, \frac{m(\mathbf{s}_j, \mathbf{x})}{m(\mathbf{s}_i, \mathbf{x})} \right\} \quad (2.1)$$

burada $m(.,.)$ kullanılan benzerlik ölçütünü göstermektedir. Kullanılacak benzerlik ölçütü uygulamaya bağlı olarak seçilebilir. Genel olarak kullanılan ölçütler, (2.2)’de tanımlanan spektral açısal ölçüt (SAÖ, spectral angle measure), (2.3)’te tanımlanan Öklit uzaklığı ölçütü (ÖÜÖ, Euclidean distance measure), (2.4)’te tanımlanan spektral ilinti ölçütü (SİÖ, spectral correlation measure) ve (2.5)’te tanımlanan spektral bilgi ıraksaklık ölçütleridir (SBIÖ, spectral information divergence measure). Bu ölçütlerin karşılaştırılmasındaki uyumu sağlamak amacıyla tüm ölçütler [0–1] aralığına normalize edilmiştir. Bu ölçütler $\mathbf{x}$ ve $\mathbf{y}$ iki sonlu uzunlukta vektör (tezde spektral imzalar) olmak üzere aşağıdaki şekilde tanımlanabilir.

$$\text{SAÖ}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 1 - \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{y}_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n \mathbf{y}_i^2}} \right) \quad (2.2)$$

burada n spektral imzaların boyutunu göstermektedir (Keshava, 2004).

$$\text{ÖÜÖ}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 1 - 2 \sin \left(\frac{1 - \text{SAÖ}(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{2} \right) \quad (2.3)$$

$$\text{SİÖ}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 0.5 + 0.5 \rho(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \quad (2.4)$$

$$\rho(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{y}_i - (1/n) \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \sum_{i=1}^n \mathbf{y}_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^2 - (1/n) (\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n \mathbf{y}_i^2 - (1/n) (\sum_{i=1}^n \mathbf{y}_i)^2}}$$

$$\begin{aligned}
\mathbf{SBIÖ}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) &= 1 - [D(\mathbf{x} \parallel \mathbf{y}) - D(\mathbf{y} \parallel \mathbf{x})] \\
D(\mathbf{x} \parallel \mathbf{y}) &= \sum_{n=1}^N p_n(\mathbf{x}) \log(p_n(\mathbf{x}) / p_n(\mathbf{y})) \\
p_n(\mathbf{x}) &= \mathbf{x}_n / \sum_{m=1}^N \mathbf{x}_m
\end{aligned} \tag{2.5}$$

burada $\mathbf{x}_n$ spektral imzanın ($\mathbf{x}$) n . boyutunun katsayısını göstermektedir (Chang vd., 2004).

Kümelere ait temsilci (karakteristik) imzalar ise her bir kümeye ait piksellerin ortalaması alınarak hesaplanır. SAG ölçütü i . kümeye ait her bir piksel için ($\mathbf{x}_i$) pikselin ait olduğu kümenin temsilcisi ($\mathbf{s}_i$) ve diğer bir kümenin temsilcisi ($\mathbf{s}_j$) kullanılarak hesaplanır ($i \neq j$).

Bir piksel için ($\mathbf{x}_i$) bölütleme doğruluğu (BD) SAG ölçütünün ortalaması alınarak hesaplanır.

$$\mathbf{BD}(\mathbf{x}_i) = \text{ort} \{ \Omega(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j, \mathbf{x}_i) \mid j = 1, 2, \dots, c, i \neq j \} \tag{2.6}$$

burada c toplam küme sayısını göstermektedir.

Tanımsal olarak SAG ölçütü daima 1'den büyüktür. Kullanılan bölütleme yönteminin ayırtırma yeteneğinin, SAG ölçütünün artan değerleri ile birlikte arttığı varsayılır. Bölütleme yönteminin başarımı ise sahnedeki her bir piksel için elde edilen BD değerlerinin ortalaması alınarak hesaplanır ve böylece kullanılan her bir yöntem için tek bir ortalama BD değeri bulunmuş olur. Eğer kullanılan bölütleme yöntemi iyi bir şekilde sahneyi bölütleyebiliyorsa bu yöntemle ait ortalama BD değeri 1'den büyük değerler alır. Böylelikle kullanılacak her bir kümeleme yönteminin birbirine göre bağlı bölütleme başarımları, sahip oldukları BD değerinin 1'den ne kadar büyük değer alıp almadığına göre tespit edilebilir.

3. GÖRÜNTÜ ZENGİNLEŞTİRME VE BOYUT İNDİRGEME

3.1 Gürültü Giderimi

Görüntü zenginleştirme aşamasında hiperspektral kübün uzamsal ve spektral boyutta sahip olduğu gürültünün çeşitli istatistiksel, işaret ve görüntü işleme yöntemleriyle giderilmesi gibi sınıflama ve kümeleme başarımını arttıracak ön-işlemler ele alınır.

Genel olarak literatürde hiperspektral görüntülere uygulanan gürültü giderimi algoritmaları Ayırık Fourier Dönüşümü (AFD) ve dalgacık dönüşümü gibi dönüşüm tabanlı yaklaşımlardır. Hiperküp daha çok 2-boyutlu bant görüntüleri olarak değerlendirilerek bu görüntüler üzerinde ayrı ayrı gürültü giderimi üzerinde durulmuştur.

Spektral bantlar arasındaki ilintiyi kullanan AFD tabanlı gürültü giderimi yöntemi Atkinson, vd. (2003) tarafından tanıtılmıştır. Donoho (1995), hiperspektral görüntüler üzerinde 2-boyutlu Ayırık Dalgacık Dönüşümü (ADD) kullanarak elde edilen detay katsayıları üzerinde yumuşak-eşiklemeye dayanan bir gürültü giderim yöntemi önermiştir. Spektral imzaların gürültüsünün giderilmesi amacıyla çeşitli spektral yumuşatma yöntemlerini inceleyen bir çalışma Vaiphasa (2006) tarafından gerçekleştirilmiştir. Kullanılan yumuşatma süzgeçlerinin en büyük dezavantajının, spektral imzaların keskin işaret özelliklerini yok etmesi olduğu vurgulanmıştır. Minimum Gürültü Kesri (Minimum Noise Fraction- MNF) uzaktan algılama alanında sıkça kullanılan bir gürültü giderimi yöntemidir. MNF dönüşümü SNR oranını maksimize etmek için orijinal hiperspektral bantların normalize edilmiş doğrusal kombinasyonlarını hesaplayan bir yöntemdir (El-Nahry ve Altınbaş, 2006). Bayes dalgacık tabanlı gürültü giderimi (Scheunders vd., 2007) ve Gauss ölçeği karışım modeli (Gaussian Scale Mixture Model) tabanlı dalgacık dönüşümü gürültü giderimi yöntemlerinin (Scheunders ve Backer, 2006), hiperspektral görüntüler gibi çok boyutlu veriler üzerindeki olumlu etkileri incelenmiştir. Hiperspektral bantlar arası ilintileri ve banttan banta değişen gürültü istatistiklerini de hesaba katan, dalgacık dönüşümü tabanlı yeni bir gürültü giderimi yöntemi Pizurica ve Philips (2006) tarafından önerilmiştir.

Tezin gürültü giderimi aşamasında bölütlemeyi önce spektral imzaların çoklu-ölçekli (multi-scale) ve uzamsal olarak pencerelenmiş gürültü giderimi üzerinde durulmuştur. Amaçlanan yaklaşımla, ayırık dalgacık dönüşümü (ADD) ve temel bileşen analizi (TBA) yöntemlerini birleştirerek hiperspektral görüntülerin hem uzamsal hem de spektral olarak gürültü giderimi incelenmiştir. Önerilen yöntemde, pencerelenmiş yapı birbiri ile yüksek derecede ilişkili

komşu pikselleri kullanarak uzamsal bilgiyi de hesaba katmaktadır. Gerçekleştirilen benzetimlerde çoklu-ölçekli, pencerelenmiş, temel bileşen analizi tabanlı gürültü giderimi yönteminin bölütleme/kümeleme işlemi üzerindeki başarımı arttırıcı etkisi kanıtlanmıştır.

3.2 Boyut İndirgeme

Boyut indirgeme, yüksek boyutlu hiperspektral görüntülerin işlenmesinde önemli bir ön-işleme adımını oluşturmaktadır. Hiperspektral görüntülerin yüksek boyutlu doğası, klasik eğitici ve eğitici-siz sınıflandırma algoritmalarında başarımın düşüşüne sebep olabilmektedir. Hiperspektral verilerin işlenmesinde ele alınacak ilk hedeflerden biri minimum bilgi kaybı ile boyutun indirgenmesi ve böylelikle hesapsal yükün düşürülmesidir.

Boyut indirgemedede hiperspektral görüntülerin yüksek boyutlu uzaydaki karakteristik özelliklerinin dikkate alınması gerekir. Yüksek boyutlu verilerde boyut yükseldikçe hiperküpün hacmi özellik uzayında kenarlarda yoğunlaşırken hiperelipsoidin hacmi ise daha çok dış kabukta yoğunlaşır (Jimenez ve Landgrebe, 1998). Buradan iki sonuç çıkarılabilir:

- Yüksek boyutlu veriler çoğunlukla fazlalık bilgileri içerir ve düşük boyutlu uzayda ifade edilebilirler.
- Yüksek boyutlu uzayda yoğunluk kestirimi düşük boyutlu uzaya göre daha güçtür.

Sınıflandırma problemlerinde gerekli olan etiketli eğitim örneği sayısı, boyutun fonksiyonu olarak artan bir grafik çizer. Doğrusal sınıflayıcılar için gerekli etiketli örnek sayısı, boyuta doğrusal olarak bağlı iken kuadratik sınıflayıcılar için boyutun karesi ile orantılıdır (Hwang vd., 1994). Hughes (1968) yüksek boyutlu verilerde sınırlı sayıda eğitim örneği ile yapılan sınıflandırma işleminde boyutun artmasıyla beraber belirli bir noktadan sonra sınıflandırma başarımının düşüşe geçeceğini ispat etmiştir. Yüksek boyutlu verilerdeki bu özellik “Hughes etkisi” olarak bilinmektedir. Sonuç olarak hiperspektral veriler gibi yüksek boyutlu verilerin işlemsel olarak uzun hesapsal zamana ihtiyaç duymaları nedeniyle boyut indirgemenin gerekli bir ön-işleme adımı olduğu da söylenebilir. Hiperspektral görüntülerin işlenmesinde kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarının özelliğine göre, yapılan çalışmalar özellikle yüksek boyutlu verilerde “boyut belası–curse of dimensionality-” olarak adlandırılan bu problemin üstesinden gelebilmek için spektral imzaların boyutunun indirgenmesi üzerinde yoğunlaşmış durumdadır (Plaza vd., 2006).

Hiperspektral görüntülerde boyut indirgeme, özellik çıkarımı (dönüşüm) yöntemleri veya bant (özellik) seçim yöntemleri ile sağlanır. Özellik çıkarım yöntemleri, orijinal bantlar üzerinde

doğrusal veya doğrusal olmayan dönüşüm yöntemleri ile gerçekleştirilir. Bant seçim yöntemlerinde ise içerdiği bilgi ve ayrıştırma yeteneği en yüksek, belirli sayıdaki bant seçilerek hiperspektral verinin boyutu azaltılır. Her iki yaklaşımda da boyut indirgeme algoritmaları var olan sınıf bilgilerini (etiketlerini) kullanmamalarına göre eğitici ve eğitici olmayan yöntemler olarak ikiye ayrılabilir (De Backer vd., 1998).

3.2.1 Özellik Çıkarımı (Dönüşüm) Yöntemleri

Özellik çıkarımı yöntemleri iki temel dala ayrılabilir: eğitici ve eğitici olmayan yöntemler. Eğitici yöntemlerde önceden tanımlanmış sınıf etiketleri yardımıyla sınıflar arası ayrışımın maksimum seviyede elde edilmesine çalışılır. Eğitici olmayan durumda ise sınıf etiketleri olmaksızın bilgi kaybının en düşük seviyede tutulması gerekir. Tezde etiketsiz hiperspektral verilerin eğitici olmayan yöntemlerle bölütlenmesi amaçlandığından doğal olarak özellik çıkarımı adımı da eğitici olmayan yöntemler üzerinde durulmuştur.

Örüntü tanıma ve makine öğrenmesi literatüründe yer alan klasik veya geliştirilmiş özellik çıkarım yöntemleri spektral imzaların boyutunun azaltılması için de kullanılmıştır.

Farrell ve Mersereau'nun (2005) çalışmalarında özellik çıkarımında Temel Bileşen Analizi (TBA, Principal Component Analysis-PCA) esas alınarak sahnedeki yansımali ve ışımalı bölgelerdeki zor ayırt edilebilir spektral hedeflerin ayrıştırılmasındaki etkisi incelenmiştir. Boyutun indirgenmesine rağmen benzer imzaların istatistiksel olarak belirlenmesinde önemli ölçüde bir kayıp olmadığını bildirmişlerdir. Yine TBA yöntemini kullanarak hiperspektral görüntülerin sınıflandırılması Rodarmel ve Shan (2002), tarafından gerçekleştirilmiştir.

Cheriyadat ve Bruce (2004) ise konuya farklı bir açıdan yaklaşarak TBA'nın hiperspektral verilerin sınıflandırılmasında ve hedef tanımda neden verimli bir yöntem olmadığını teorik ve deneysel olarak vurgulamaya çalışmışlardır. Bu çalışmada etiketli veriler üzerinde çalışıldığından değişintiyi maksimize etmek yerine, Doğrusal Ayırtaç Analizinde (Linear Discriminant Analysis) olduğu gibi sınıflar arası ayırımı maksimize eden algoritmaların kullanılmasını önermişlerdir.

Lee vd. (1990) tarafından önerilen ve TBA'nın türevi olan Maksimum Gürültü Kesri (Maximum Noise Fraction-MNF) dönüşümü ise işaret gürültü oranını (SNR) optimize edecek şekilde ardışıl olarak gürültünün dönüşüm bileşenlerinden çıkarılması ile elde edilir. Böylelikle yüksek çözünürlüklü verilerden sınıflama başarımını düşüren gürültülü bileşenlerin çıkarılması amaçlanmıştır.

Jia ve Richards (1999) tarafından önerilen Parçalı Temel Bileşenler Dönüşümü (Segmented Principal Components Transform-SPCT) hiperspektral görüntülerin sınıflandırılması ve gösterimi için önerilmiştir. Bu yöntem ile başlangıçta bütün bantların yüksek ilintili alt gruplara ayrıştırılması ve ardından TBA dönüşümünün bu alt gruplara ayrı ayrı uygulanarak istenilen sayıda özelliğin çıkarılması amaçlanmıştır. Böylelikle standart TBA'ya göre işlemsel yük oldukça azaltılmış ve sınıflandırmada bir düşüş gerçekleşmemiştir.

Wang ve Chang (2006) tarafından yapılan çalışmada TBA ve MNF ile birlikte Bağımsız Bileşen Analizinin (BBA, Independent Component Analysis-ICA) hiperspektral görüntüler üzerindeki etkisi üzerine karşılaştırmalı sonuçları sunulmuştur. BBA, bantlar arası ortak bilginin yüksek dereceli istatistiksel bağımsızlığını ölçmek için kullanır. Böylelikle ikinci dereceden istatistik kullanan TBA ve MNF gibi yöntemlerce belirlenemeyen bilgiyi de özellik çıkarımı aşamasında kullanarak daha başarılı sonuçlar üretir. Ayrıca bu çalışmada BBA'nın ürettiği rasgele başlangıç izdüşümü vektörlerini önem sırasına göre sıralayacak bir algoritma da önerilmiştir. Böylelikle BBA tarafından üretilen, bant sayısına eşit sayıda bağımsız bileşenden istenen sayıda özellik seçilirken, en yüksek bilgiye sahip bileşenler sıralı olarak elde edilmiştir.

Robila ve Varshney (2004) hiperspektral veriler için TBA ve BBA üzerine kurulu iki özellik çıkarımı yöntemi önermiştir. İlk algoritma bant sayısını TBA ile indirgerken kademeli olarak BBA ile özelliklerin olabildiğince bağımsız olmasını amaçlamıştır. İkinci algoritmada ise TBA ile sadece bantlar arası ilintisizlik (decorrelation) sağlanmış ve ayrıca çıkarılacak özellik sayısı otomatik olarak belirlenmiştir. Ardından BBA doğrudan uygulanarak, özellikler çıkartılmıştır.

Tu (2000), hiperspektral görüntülerde özellik çıkarımında ve eğiticişiz olarak spektral imza çıkarımında ve ayrışımında kullanılabilecek gürültüden arındırılmış hızlı bir BBA versiyonu önermiştir.

Ifarraguerri ve Chang (2000) hiperspektral görüntülerin bilgi içeriğinin dikgen (orthogonal) dönüşüm yöntemleri ile tam olarak ifade edilemeyeceğini belirtip, verinin Gauss dağılımından sapacağı varsayımına dayanarak İzdüşümü Takibi (Projection Pursuit-PP) yöntemiyle önemli özelliklerin ortaya çıkarılabileceğini belirtmişlerdir. Bu özellikler çıkarıldıktan sonra daha doğru olarak özellik çıkarım parametrelerin kestirilebileceğini, hiperspektral görüntülerin sıkıştırılmasında ve bölütlenmesinde daha iyi sonuçlar alınabileceğini göstermişlerdir. Hiperspektral görüntülerin analizi ve eğitici olarak PP özellik çıkarımını inceleyen bir diğer

çalışma da Jimenez ve Landgrebe (1999) tarafından gerçekleştirilmiştir.

Robila ve Maciak (2006) hiperspektral görüntüler üzerinde çalışmalarını gerçekleştirdikleri ve Negatif-olmayan Matris Ayırışımı (Nonnegative Matrix Factorization-NMF) adını verdikleri yeni bir özellik çıkarımı yöntemi önermişlerdir. Bu yöntemin TBA gibi geleneksel doğrusal dönüşüm yöntemlerine oranla spektral imzaları daha iyi şekilde bileşenlere ayırıştırma çözümü sunduğu belirtilmiştir.

Harsanyi ve Chang (1994) önerdikleri Dikgen Alt-uzay İzdüşümü (Orthogonal Subspace Projection -OSP) adlı yöntemle eş zamanlı olarak hiperspektral verilerin boyutunu azaltmayı, istenmeyen veya aykırı düşen (outlier) spektral imzaların bastırılmasını ve sahnede aranan spektral imzaların varlığının tespitini amaçlamışlardır. OSP yönteminin saf spektral imzalarda olduğu gibi karışmış (mixed) piksellerin de boyutunun azaltılmasında ve hiperspektral görüntünün sınıflandırılmasında eş zamanlı kullanılacak şekilde genişletilebileceği belirtilmiştir.

Hsu (2007) hiperspektral verilerde Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) ve Eşleme Takibi (Matching Pursuit) özellik çıkarımı yöntemleri ve sınıflandırmak için başarımları üzerinde ayrıntılı bir çalışma sunmuştur. Bu makalede ADD'yi temel alarak üç temel özellik çıkarım yöntemi (doğrusal dalgacık özellik çıkarımı, doğrusal olmayan dalgacık özellik çıkarımı ve dalgacık paketleri ayırıştırması (wavelet packets decomposition-WPD) karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Bu çalışmada dalgacık paketlerinden yararlanılarak en iyi taban özellik çıkarımı (best basis feature extraction) ve bölgesel ayırtaç tabanlı özellik çıkarımı (local discriminant basis feature extraction) adlı iki yeni özellik çıkarım algoritması önerilmiştir.

Kaewpijit vd. (2003) hiperspektral verilerin işlenmesinde TBA ve ADD'yi sınıflandırma başarımları ve hesapsal verimlilik açısından değerlendirmiştir. ADD, spektral imzalar arasında farkları korumakta ve verideki aykırılıkların süzgeçlenmesini sağlamaktadır. Bu getirilerin ADD'nin yüksek ve alçak frekans bileşenlerini koruyan içsel (inherent) özelliğinden kaynaklandığı ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

Bruce vd. (2002) tarafından, kendi spektrometreleri ile tarım ürünlerinin sınıflandırılması üzerine yaptıkları çalışmada özellik çıkarım yöntemi olarak ADD'nin geleneksel yöntemlerden (TBA ve LDA) daha iyi başarımlar elde ettiği belirtilmiştir. Bir diğer çalışmada (Pu ve Gong, 2004) EO-1 Hyperion uydusundan elde edilen hiperspektral görüntüler ve kendi spektrometreleriyle tarım ürünlerinin sınıflandırılması öncesi ADD, TBA ve çeşitli bant seçimi yöntemlerini denemiş ve en başarılı sonucun ADD ile elde edildiği belirtilmiştir.

Hiperspektral görüntülerde eğiticişiz boyut indirgemedede ilk olarak kullanılan yöntemler doğrusal izdüşümü yöntemleridir (örn. TBA, BBA, MNF, PP, OSP, NMF vb.). Doğrusal özellik çıkarımı yöntemleri gerçekte doğrusal olarak ayrılamayan veriler için kısıtlı yöntemlerdir. Bu yüzden bantlar arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri doğrusal izdüşümü yöntemleri ile ortaya çıkarmak oldukça zordur (bu noktada bölgesel doğrusalsallık kabulü bir çözüm olarak geliştirilebilir). Bu sorunun çözümü için yüksek boyutlu uzaydan düşük boyutlu uzaya geçişte bantlar arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri “olabildiğince” koruyan, doğrusal olmayan izdüşümü yöntemleri hiperspektral verilerden özellik çıkarmada umut veren yöntemlerdir.

Mohan vd. (2007) tarafından gerçekleştirilmiş olan çalışmada doğrusal olmayan boyut indirgemenin hiperspektral görüntülerin sınıflandırılması ve bölütlenmesi üzerindeki etkisi incelenmiştir. Çalışmada yüksek boyutlu hiperspektral verilerin doğası araştırılmış ve uzamsal uyumlu bölgesel doğrusal gömü (spatially coherent locally linear embedding -LLE) adında yeni bir yöntem önerilmiştir. Uzamsal uyumluluk hiperspektral küpteki piksellerin çevre pikseller ile karşılaştırılmasıyla ortaya çıkarılmıştır.

Qian ve Chen (2007) tarafından bölgesel doğrusal gömü (LLE) ve Laplace Özharitaları (Laplacian Eigenmaps) yöntemlerini birleştiren yeni bir doğrusal olmayan boyut indirgeme yöntemi önerilmiştir. LLE hiperspektral verileri yüksek boyutlu uzaydan düşük boyutlu uzaya izdüşürürken bölgesel topolojik yapıları korur. Fakat düşük boyutlu uzaya geçerken veri noktaları arasındaki bağıl uzaklıkları koruyamaz. Buna karşın Laplace özharitaları veri noktaları arasındaki uzaklığın bölgesel karakteristiklerini koruyabilir. Bu iki yöntemin birleştirilmesiyle elde edilen yöntem ile sahnedeki değişik spektral imzaların daha başarılı şekilde tespit edildiği belirtilmiştir.

Fong (2007) hiperspektral verilerin boyutunun indirgenmesi konusunda yaptığı ayrıntılı araştırmada doğrusal yöntemlerin yanı sıra doğrusal olmayan yöntemleri de inceleyerek kümeleme başarımlarını karşılaştırmıştır. Yayınım Haritaları (Diffusion Maps) bütün veri noktalarının uzaklıklarını düşük boyutlu uzayda da koruyan evrensel (global) bir yöntemdir. Laplace özharitaları, LLE ve Bölgesel Tanjant Uzay Analizi (Local Tangent Space Analysis- LTSA) ise bölgesel doğrusal olmayan, diğer bir ifade ile verinin yakın komşuluklarındaki özellikleri koruyan yöntemlerdir. Kullanılan bir diğer yöntem olan doğrusal LTSA (LLTSA) ise LTSA'nın maliyet fonksiyonunu doğrusal yöntemler ile minimize eden doğrusal olmayan bir yöntemdir. Elde edilen sonuçlarda doğrusal olmayan boyut indirgeme yöntemlerinin geleneksel doğrusal yöntemlere göre üstünlüğü vurgulanmıştır.

Lennon vd. (2001) tarafından yapılan çalışmada hiperspektral görüntülerin boyutunun indirgenmesinde Eğriçizgisel Bileşen Analizi (Curvilinear Component Analysis -CCA) ve Eğriçizgisel Uzaklık Analizi (Curvilinear Distance Analysis -CDA) kullanılması önerilmiştir. TBA, BBA ve PP ile yapılan sınıflandırma karşılaştırmasında en yüksek başarımlar EUA, daha sonra ise EBA ile elde edilmiştir.

Wang vd. (2005) tarafından gerçekleştirilen çalışmada doğrusal olmayan bir boyut azaltma yöntemi olan ISOMAP algoritması ile hiperspektral verilerin boyutunun azaltılması ve olasılıksal öğrenme yöntemleri ile sınıflandırılması amaçlanmıştır. Düşük boyutta temsil edilen verilerin Gauss Karışım Modeli (Gaussian Mixture Model-GMM) ile sınıflandırılmasına ve işlem zamanlarına ait başarımlar karşılaştırılmalı olarak sunulmuştur.

3.2.2 Bant Seçim Yöntemleri

Özellik çıkarım algoritmalarında veri, en yoğun bilgi sağlayan özellikleri ortaya çıkartmak için dönüştürülür. Bant (özellik) seçim yöntemlerinde ise dönüşüm olmaksızın en ayırıcı bantların bulunmasına çalışılır. Böylelikle orijinal bantlardan bir alt küme seçilerek sınıflandırma veya kümeleme başarımını düşürmeden hesapsal yükün olabildiğince azaltılması amaçlanır. Hiperspektral veriler üzerinde de birçok bant seçim yöntemi uygulanmış ve geliştirilmiştir.

De Backer vd. (2005) tarafından hiperspektral veriler için bir bant seçim yöntemi geliştirilmiştir. Bu yöntemde bant seçimi, bantların spektral yeri ve genişliği dikkate alınarak, sınıflama hatasını minimize edecek şekilde seçilmektedir. Bantların spektrumdaki yerinin önemini de hesaba katan bu yöntemin boyut azaltma haricinde hiperspektral algılayıcıların ölçümlemesindeki (calibration) önemi de vurgulanmıştır.

Groves ve Bajcsy (2004) eğitici ve eğiticili bant seçim yöntemlerini sınıflama başarımını ve hesapsal gerekliliklerini de dikkate alarak birleştiren yeni bir yöntem önermiştir. Bu yöntem Doğruluk Seçimi ile Düzenlenmiş Sıra (Rank Ordered With Accuracy Selection - ROWAS) olarak adlandırılmıştır. Yöntem, bantların bilgi içeriğine ve fazlalığına (redundancy) göre sıralanmasını ve yararlı bantların sayısının belirlenmesini içermektedir.

Serpico ve Bruzzone (2001) tarafından gerçekleştirilen çalışmada yüksek boyutlu hiperspektral verilerde özellik seçimi için iki yeni arama stratejisi önerilmiştir. Her iki yöntemde de özellik seçimi problemi ikili diziler halinde ifade edilmiştir. Bu diziler hangi özelliğin eklendiğini hangisinin çıkarıldığını belirtmekte ve yüksek boyutlu ikili uzayda bir

noktaya denk düşmektedir. Daha sonra bir kıstas fonksiyonu yardımıyla seçilen çözüm değerlendirilir. Amaçlanan strateji, kıstas fonksiyonunun kısıtlı, bölgesel uç değerlerinin aranması esasına dayanır. Her iki algoritmanın da verimliliği, hesapsal maliyet ve seçilen bantların kalitesi de hesaba katılarak karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

Du vd. (2003) BBA ile dönüşüm yapılmadan, sadece hesaplarda elde edilen ağırlık matrisini kullanarak, her bir bantın ayrışım (unmix) işlemindeki katkısını karşılaştırarak bant seçimini gerçekleştirmiştir. Yöntem, her bir hiperspektral bandın ortalama mutlak ağırlık katsayılarının karşılaştırılması ve en yüksek bilgiye sahip bantların seçilmesi esasına dayanır.

Chang ve Fang (2007) hiperspektral görüntüler için benzetimli tavlama (simulated annealing) optimizasyon stratejisine dayanan yeni bir bant seçimi yöntemini önermiştir. Yöntemin, yüksek boyutlu hiperspektral bantların içinden en önemli ayrıştırıcılığa sahip bantların seçilmesi konusunda umut vaat eden bir yöntem olduğu vurgulanmıştır.

Demir ve Ertürk (2008) faz korelasyonu yöntemine dayanan yeni bir bant seçimi yöntemi önermiştir. Bu yöntemde Rui and Mingyi (2005) tarafından önerilen özellik ağırlıklandırma tabanlı bant seçimi yönteminde fazlalık bantların bulunmasında kullanılan klasik karşılıklı ilinti (cross correlation) yerine özellik ağırlıklandırma işleminin en son aşamasında faz korelasyonunu kullanılmaktadır. Önerilen yöntemle daha önceki karşılıklı ilintiye dayalı yöntemle oranla daha iyi sınıflandırma başarımı elde edildiği belirtilmiştir.

Stoca ve Pla (2006) multispektral ve hiperspektral görüntülerde karşılıklı (mutual) bilgi ölçütüne dayanan yeni bir bant seçimi yöntemi önermiştir. Bu yöntemde bantlar arasındaki ilişki trans-enformasyon matrisi ile temsil edilmiştir. Daha sonra bu matrisin boyutunun azaltılması ve bantlar arası ilintinin mümkün olduğunca en aza indirilmesi için Belirleyici Tavlama (Deterministic Annealing) optimizasyon yöntemi kullanılmıştır.

Martínez-Usó vd. (2007) tarafından önerilen hiyerarşik kümelemeye dayalı bant gruplama yöntemi ile bant sayısının azaltılması gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemde küme-içi değişiminin minimize edilmesi ve kümeler arası değişiminin maksimizasyonu için karşılıklı bilgiye ve Kullback-Leibler ıraksaklığına dayalı bilgi ölçütleri kullanılmıştır. Etiketsiz hiperspektral veriler üzerinde yapılan deneysel çalışmalarda literatürdeki diğer yeni eğitici bant seçim yöntemleri de kullanılarak sonuçlar karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

Jimenez-Rodriguez vd. (2007) tarafından gerçekleştirilen çalışmada Tekil Değer Ayrıştırması (Singular Value Decomposition –SVD) ve Bilgi Iraksaklığı (Information Divergence) yöntemlerine dayalı bant seçim yöntemleri tanıtılmıştır.

3.3 Tez Çalışmasında Kullanılan Özellik Çıkarım Yöntemleri

3.3.1 Temel Bileşen Analizi

Temel bileşen analizi (TBA, Principal Component Analysis), veri kümesinden ‘önemli (significant)’ özelliklerin çıkarılması için kullanılan bir yöntemdir. TBA’da amaçlanan, ilintili değişkenlerden oluşan bir d -boyutlu veri kümesini ilintisiz değişkenlerden oluşan bir veri kümesine dönüştürmektir. Toplam n adet örnek içeren bir veri kümesine $(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n)$, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$, ait örnekler ile elde edilen $d \times d$ boyutlu ortak değişinti matrisi (Σ) , (3.1)’de gösterildiği gibi bulunur.

$$\Sigma = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu})^T \quad (3.1)$$

burada $\boldsymbol{\mu}$ ortalama vektörünü göstermektedir ve (3.2)’deki gibi hesaplanır.

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathbf{x}_k \quad (3.2)$$

Ortak değişinti matrisi yardımıyla elde edilen özvektörler yeni vektör uzayının taban vektörlerini temsil ederken, bu özvektörlere ilişkin özdeğerler ise özvektörün “değişintiye göre önemini” belirten katsayıları vermektedir.

Elde edilen d adet özdeğer büyükten küçüğe doğru sıralandığında en büyük m adet özdeğere ilişkin özvektörler boyutu azaltılmış uzayın temel bileşenlerini oluşturur. Geriye kalan $(d-m)$ adet özvektörün ise yalnızca gürültü taşıdığı varsayılır. Özgün veri, sütunları seçilen özvektörlerden oluşan $d \times m$ boyutlu $\mathbf{A}$ izdüşüm matrisi kullanılarak temel bileşen uzayında (3.3) deki gibi izdüşürülür.

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}^T (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \quad (3.3)$$

Burada $\mathbf{y}$, $\mathbf{x}$ özgün vektörlerin izdüşüm vektörlerini göstermektedir. Geometrik olarak veriler d -boyutlu uzayda hiperelipsoid şeklinde bir bulut gibi gösterilebilir. Ortak değişinti matrisinin özvektörleri ise hiperelipsoidin temel eksenlerini oluşturmaktadır. Temel bileşen analizi, bulutun en çok değişinti gösterdiği doğrultuları seçmektedir (Duda v.d, 2001).

3.3.2 Ayırık Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık fonksiyonları “ana dalgacık” olarak adlandırılan tek bir taban fonksiyondan ölçekleme ve zamanda öteleme ile elde edilir. Eğer ana dalgacık $\psi(t)$ ile gösterilecek olursa dalgacık ailesini oluşturan diğer dalgacık fonksiyonları genel olarak (3.4)’teki gibi gösterilebilir.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a > 0, a, b \in \mathbb{R} \quad (3.4)$$

burada a ve b keyfi iki gerçekte sayıdır. Sırasıyla a ve b , ölçekleme ve zaman ekseninde öteleme parametrelerini göstermektedir.

$f(t)$ işaretinin dalgacık dönüşümü bu işaretin temel dalgacık fonksiyon kümesi ile integrali olarak tanımlanabilir. $W(a,b)$ ise işaretin sürekli dalgacık dönüşümü katsayılarıdır.

$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{ab}(t) f(t) dt$$

Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD) ölçekleme ve öteleme değişkenlerinin sürekli değerler aldığı dönüşüm olarak tanımlanabilir. Ayırık Dalgacık Dönüşümünde (ADD) ise ölçekleme ve öteleme değişkenleri ayırık değerler alırlar. Böylece işaret belirli ölçeklerde incelenerek hesapsal verimlilik artırılmış olur (Duda vd. 2001). Bu yöntemle çoklu çözünürlük analizi adı verilir. Bu durumda ayırık dalgacık kümesi (3.5)’teki gibi gösterilebilir.

$$\psi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - k) \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (3.5)$$

Burada j ve k sırasıyla ölçekleme ve ötelemeyi gösteren tam sayılardır. Ayırık dalgacık fonksiyonları $\psi_{j,k}(x)$ dikgen bir küme oluşturur. Ayırık dalgacık dönüşümü katsayıları ise (3.6)’daki gibi bulunur.

$$c_{j,k} = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \cdot \psi(2^j x - k) dx \quad (3.6)$$

Elde edilen dalgacık katsayıları yardımıyla geri dönüşüm formülü ise (3.7)’deki gibi elde edilir.

$$f(x) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{j,k} \cdot \psi_{j,k}(x) \quad (3.7)$$

Dalgacık dönüşümünde işaret ayrıştırılırken ölçekleme ve dalgacık fonksiyonları cinsinden de

ifade edilebilir. Ölçekleme fonksiyonu $\phi(x)$ ve dalgacık fonksiyonu $\psi(x)$ (3.8)'de ifade edildiği şekilde tanımlanabilir.

$$\begin{aligned}\phi(x) &= \sqrt{2} \sum_k h(k) \phi(2x-k) \\ \psi(x) &= \sqrt{2} \sum_k g(k) \phi(2x-k)\end{aligned}\tag{3.8}$$

burada $g(k)=(-1)^k h(1-k)$ olmak üzere; $g(k)$ alçak geçiren süzgeç katsayılarını, $h(k)$ ise yüksek geçiren süzgeç katsayılarını göstermektedir.

Çoklu-çözünürlük analizinde J seviyeli ayrıştırma işleminde $f(x)$ işareti için aynı süzgeç katsayıları ile yinelemeli olarak dönüşüm katsayıları bulunur.

$$f(x) = \sum_k c_{j_0,k} \phi_{j_0,k}(x) + \sum_{j=j_0}^J \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(x)\tag{3.9}$$

$J \geq j \geq j_0$ olmak üzere, j_0 keyfi bir başlangıç ölçeğini göstermektedir.

Burada j seviyesindeki yaklaşıklık $c_{j,k}$ ve detay $d_{j,k}$ katsayılarını elde etmek için, $j-1$ seviyesindeki $c_{j-1,k}$ yaklaşıklık katsayılarıyla alçak ve yüksek geçiren süzgeçler evriştirilmiştir (convolution). Örnek sayısı ise alt örnekleme ile iki kat azaltılmıştır (Acharya ve Ray, 2005).

$$\begin{aligned}c_{j,n} &= \sum_k c_{j-1,k} h(k-2n) \\ d_{j,n} &= \sum_k c_{j-1,k} g(k-2n)\end{aligned}\tag{3.10}$$

Hiperspektral görüntülerde spektral imzaların ADD ile ayrıştırma işleminde her bir seviyede elde edilen yaklaşıklık katsayılarına tekrar ADD uygulanması ile ‘doğrusal dalgacık özellik çıkarımı’ katsayıları elde edilir (Hsu, 2007). Doğrusal dalgacık dönüşümünde elde edilen düşük boyutlu yaklaşıklık katsayıları işaretin sonlu elemanlı yumuşatılmış versiyonudur.

3.3.3 Sammon Haritalama

Sammon doğrusal olmayan haritalama (Sammon's Mapping) (Sammon, 1969), işaret işleme ve örüntü tanıma alanlarında doğrusal izdüşüm yöntemlerine alternatif olarak geniş çapta kullanılmaktadır. Sammon haritalamanın temel fikri topoloji korunumudur. Örüntü tanıma terminolojisiyle topoloji korunumu şu şekilde tanımlanabilir: Orijinal özellik uzayında birbirine yakın iki nokta daha düşük boyutlu izdüşüm uzayına yansıtıldığında yine birbirine yakın kalmalıdır. Bu korunum “Sammon baskısı-Sammon's stress” denilen hata fonksiyonunun minimize edilmesi ile gerçekleştirilir (E_{sammon}). Bu minimizasyon işlemi

yardımıyla haritalama başarımı en yüksek seviyede elde edilir.

$$E_{sammon} = \frac{1}{\sum_{i,j=1}^N d_{i,j}^d} \left(\sum_{i,j=1}^N \frac{(d_{i,j}^d - d_{i,j}^m)^2}{d_{i,j}^d} \right) \quad (3.11)$$

burada $d_{i,j}^n$, $d_{i,j}^m$ sırasıyla d -boyutlu orijinal özellik uzayındaki ve m -boyutlu izdüşüm uzayındaki toplam N adet vektörden i . ve j . vektörler arasındaki Öklid uzaklığını göstermektedir. Hata fonksiyonunun minimizasyonu gradyen inişi (gradient descent) ile hesaplanır.

3.3.4 ISOMAP

ISOMAP algoritması yüksek boyutlu uzaydan düşük boyutlu uzaya geçiş yöntemini kullanan, doğrusal olmayan bir boyut indirgeme yöntemidir (Tenenbaum vd., 2000). ISOMAP, temel olarak çok boyutlu ölçekleme algoritması (Multidimensional Scaling) ile aynı prensipler üzerine kurulmuştur (Kruskal ve Wish, 1978). Fakat ISOMAP algoritmasında veri noktaları arasında Öklid uzaklığı yerine eğriçizgisel -jeodezik- uzaklık ölçütünü (curvilinear-geodesic-distance) kullanır. Eğriçizgisel uzaklık basitçe bir manifolddaki (örn. bir eğri tek boyutlu manifold oluşturur.) en kısa uzaklık olarak tanımlanabilir. Eğriçizgisel uzaklığı bulmak için bütün veri noktaları arasındaki komşuluk çizgesinin oluşturulması gerekmektedir. Bunun dışında ISOMAP algoritmasının etkinliği hata minimizasyon fonksiyonunda da kullanılan komşuluk parametresinin (K) seçimine de bağlıdır. İki nokta arasındaki en kısa mesafe ‘en kısa yol algoritmalarından’ biri ile ve genel olarak çizge (graph) teorisindeki Dijkstra algoritması ile bulunur.

3.3.5 Eğriçizgisel Bileşen Analizi

Eğriçizgisel Bileşen Analizi (EBA, Curvilinear Component Analysis), diğer doğrusal olmayan izdüşüm algoritmaları gibi orijinal özellik uzayı ve izdüşüm uzayı arasındaki topoloji korunumunu, ‘dinamik topoloji’ yapısını kullanarak gerçekleştirmeye çalışır (Demartines ve Herault, 1997). EBA’da doğrusal olmayan izdüşüm uzayı, kendisini orijinal özellik uzayının birleşik dağılım yapısına adapte eder. Sammon haritalama ile karşılaştırıldığında EBA, topolojinin tekrar üretilmesi konusunda bazı düzeltmeler içerir. Sammon haritalamada bütün uzaklıklar tekrar üretilmezken bu eksik noktayı olabildiğince giderebilmek için EBA bölgesel topolojileri kullanır. Bunun için öncelikle kısa mesafeler yeniden üretilir, ardından uzak mesafeler ikinci adımda ele alınır. EBA’da kullanılan hata

fonksiyonu (3.12)'deki biçimde tanımlanabilir.

$$E_{cca} = \sum_{i,j=1}^N (d_{i,j}^d - d_{i,j}^m)^2 F_{\lambda}(d_{i,j}^m) \quad (3.12)$$

Burada $F_{\lambda}(d_{i,j}^m)$ bölgesel topolojiyi esas alan ağırlık fonksiyonu olarak tanımlanabilir. Aynı zamanda $F_{\lambda} : R^+ \rightarrow [0,1]$ tanımlı ve λ 'nın azalan bir fonksiyonudur. $\lambda(x)$ ise konuma bağlı pozitif, gerçek ve azalan bir fonksiyon olup F_{λ} 'nın komşuluk parametresidir.

Bu optimizasyonun ana dezavantajı ise hesapsal yüküdür. Hiperspektral veriler gibi büyük veri kümelerinde çözüm olarak vektör nicemleme algoritmaları kullanılıp uygun prototipler belirlenip bu problem çözülebilir. EBA'nın hata minimizasyonu ise bulunan prototipler üzerinde gerçekleştirilir. Bir sonraki adımda prototip alt kümesi harici örneklerin de izdüşümlerinin bulunabilmesi için gerekli olan ara değerlendirme adımının gerçekleştirilmesi gerekir.

3.3.6 Eğriçizgisel Uzaklık Analizi

Eğriçizgisel Uzaklık Analizi (EUA, Curvilinear Distance Analysis) (Lee vd., 2000), EBA üzerine kurulmuş olan bir algoritmadır. Fakat farklı olarak Öklid uzaklığı yerine orijinal özellik uzayında eğriçizgisel uzaklık ($\delta_{i,j}^d$) kullanır. EUA genel olarak örüntünün yüksek boyutlu, doğrusal olmayan yapısını açmak için (unfold) kullanılır. EUA'nın hata fonksiyonu bu durumda (3.13)'deki biçimde ifade edilebilir.

$$E_{cda} = \sum_{i,j=1}^N (\delta_{i,j}^d - d_{i,j}^m)^2 F_{\lambda}(d_{i,j}^m) \quad (3.13)$$

Eşitliğin içindeki ifadeler aynen EBA'da olduğu gibi tanımlanabilir (Bölüm 3.3.5). EUA de aynı şekilde, EBA'da olduğu gibi hesapsal yükten etkilenmektedir. EBA'da olduğu gibi aynı çözüm basamakları EUA'ya uygulanabilir. Bu durumda eğriçizgisel uzaklıkların prototipler üzerinde hesaplanması gerekir.

3.4 Tekil Değer Ayırıştırması Tabanlı Bant Seçim Yöntemi

Tez çalışmasında kullanılan bant seçim yöntemi olan tekil değer ayırıştırması tabanlı bant seçim (TDABS, Singular Value Decomposition Based Band Selection) yönteminin hiperspektral görüntüler üzerinde uygulanması Arzuaga-Cruz (2003) ve Jimenez-Rodriguez (2007) tarafından önerilmiştir. Hiperspektral görüntüler matris formunda ifade edilebilir:

$\mathbf{X}=[\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]$, burada N sahnede bulunan toplam piksel sayısını göstermektedir, spektral imzalar ise d -boyutlu uzayda temsil edilmektedir, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$. TDABS'nin normalizasyon fazında ilk olarak spektral imzaların z -skoru (z -score) elde edilir. Z -skor normalizasyonu spektral imzaların dağılımını (3.14) yardımıyla sıfır ortalamalı, birim standart sapmaya sahip bir şekle dönüştürür. Böylelikle normalize edilmiş spektral imzalar daha kıyaslanabilir biçime sokulmuş olur.

$$\mathbf{z} = \frac{(\mathbf{x} - \mu_{\mathbf{x}})}{\sigma_{\mathbf{x}}} \quad (3.14)$$

burada $\mu_{\mathbf{x}}$ ve $\sigma_{\mathbf{x}}$, $\mathbf{x}$ vektörünün sırasıyla ortalamasını ve standart sapmasını göstermektedir.

Daha sonra elde edilen dönüştürülmüş $\mathbf{Z}=[\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_N]$ matrisinin tekil değer ayrıştırması gerçekleştirilir ve seçilecek bant sayısı matrisin rankı vasıtasıyla belirlenir. Seçilecek bant sayısı belirlenirken (m), rank çıkaran (rank revealing) TDA veya bir lineer cebir işlemi olan QR çarpanlarına ayrıştırılması (QR factorization) kullanılır. QR çarpanlarına ayrıştırma işlemi bir eksen çevresinde döndüren matris yardımıyla (pivoting matrix $\mathbf{P}$) gerçekleşir. Eksen çevresinde döndürme ise (pivoting) sayısal analizde bir matrisin üzerinde sayısal kararlığı sağlamak için gerçekleştirilen bir işlem olarak tanımlanmaktadır. $\mathbf{V}$ matrisi, $\mathbf{X}$ matrisinin ilk m özvektörü olmak üzere; eksen çevresinde döndürme işlemi $\mathbf{V}^T \mathbf{P} = \mathbf{Q} \mathbf{R}$ biçiminde ifade edilebilir. $\mathbf{Q}$ ve $\mathbf{R}$ matrisleri QR çarpanları olarak tanımlanır. Eksen çevresinde döndürme matrisi bulunduktan sonra, $\mathbf{Y} = \mathbf{P}^T \mathbf{X}$ hesaplanır. Seçilen sayıdaki bantlar, $\mathbf{Y}$ matrisinin ilk m sırasından elde edilir. Burada dikkat edilmesi gereken husus TDABS yönteminde seçilen bantların orijinal değerleri korunduğudur. TDABS'de kullanılan dönüşümler ise sadece en ilintisiz değişkenlerin belirlenmesinde ve buna bağlı olarak en bağımsız bantların seçiminde kullanılır.

3.5 Hiperspektral Görüntüler Üzerinde Gerçekleştirilen Çok Ölçekli Temel Bileşen Analizi Tabanlı Gürültü Giderimi

Hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi öncesi gürültü gideriminde, TBA ve ADD'yi birleştiren çok ölçekli temel bileşen analizinin (ÇÖTBA, Multiscale Principal Component Analysis) kullanılması önerilmiştir (Bilgin v.d, 2008a). Gerçekte ÇÖTBA çok boyutlu kümeler için önerilmiş bir yöntemdir (Aminghafari vd., 2006), (Bakshi, 1998). Bu yöntem, hiperspektral verilerin uzamsal ilişkilerini de hesaba katarak tüm hiperspektral küpe değişken boyutlu pencereler yardımıyla uygulanmıştır. Bu amaçla hiperspektral veri küpü, K pencere

boyutunu ve b bant sayısını göstermek üzere, örtüşmeyen küçük küplere ayrıştırılmıştır ($K \times K \times b$ boyutunda). Pencerenlenmiş küp ($\mathbf{X}^{wc}$) vasıtasıyla, dalgacık analizi ve TBA'ni birleştirerek, gerek uzamsal gerekse spektral özelliklerin beraberce hesaba katılması amaçlanmıştır. ÇÖTBA yönteminin adımları aşağıdaki biçimde açıklanabilir.

Adım 1. Spektral uzayda, pencerenlenmiş küpün ($\mathbf{X}^{wc}$) her bir pikseli J . seviyeye kadar ADD ile ayrıştırılır.

Adım 2. Hiperspektral piksellerin her bir seviyedeki ($1 \leq j \leq J$) detay katsayıları bir alt matris oluşturur ($\mathbf{D}_j$). Başlangıçta TBA izdüşümü her bir alt matris için uygulanır ve her bir alt matristen uygun sayıda temel bileşenler seçilir (p_j).

Adım 3. Adım 2'deki benzer işlemler yaklaşıklık katsayıları matrisi ($\mathbf{A}_j$), ile de gerçekleştirilir ve ek olarak p_{j+1} temel bileşen daha seçilmiş olur.

Adım 4. Tersine işlem adımları yürütüldüğünde, detay ve yaklaşıklık matrislerinden seçilmiş olan temel bileşenlerden TBA geri çatma matrisi ($\mathbf{X}^{pca-rec}$) elde edilir ve ardından ters ADD uygulanır. Böylelikle pencerenlenmiş küpün ($\mathbf{X}^{wc}$) ana özelliklerini barındıran, gürültüsü giderilmiş hiperspektral küp ($\mathbf{X}^{den}$) elde edilmiş olur.

Gürültü giderimi yönünden incelenecek olursa ÇÖTBA, $K \times K$ pixel arasındaki uzamsal ve spektral ilişkileri beraberce kullanabilmek için oldukça elverişli bir yöntemdir. ÇÖTBA'nın tüm hiperspektral küpe de pencereleme yapılmaksızın teorik olarak uygulanması mümkündür. Fakat bu durumda bölgesel uzamsal ilişkileri hesaba katma olanağı ortadan kalkacaktır. Ayrıca yöntemin tüm küpe uygulanması aşamasında TBA algoritmasından doğan hesapsal yük oldukça artmaktadır. ÇÖTBA'da atılan düşük özdeğerlerle ilişkili temel bileşenler gürültülü bileşenlerdir ve bunların atılması ile hiperspektral kübün görüntü zenginliği artırılmış olur.

Görüntü zenginleştirme adımında gürültü giderimi gerçekleştirildikten sonra bölütleme başarımına olan etkisinin değerlendirilmesi için iki farklı kümeleme yönteminden yararlanılmıştır. Bunlar k-ortalamlar ve bulanık adaptif rezonans teorisidir (Bulanık-ART, Fuzzy-ART).

3.5.1 K-ortalamlar Kümeleme Algoritması

K-ortalamlar, örüntü tanımada standartlaşmış, veri içindeki doğal kümeleri yinelemeli olarak bulan bir kümeleme yöntemidir. K-ortalamlar algoritması toplam N örnekten oluşan veri

setini c kümeye ayırır ($c < N$). K- ortalamlar algoritması beklenti-maksimizasyon (expectation-maximization) algoritması ile benzer bir yapıdadır; her iki algoritmada da verideki doğal kümelerin merkezleri bulunmaya çalışılır. K-ortalamlar algoritması çok boyutlu örneklerin oluşturduğu vektör uzayında küme içi değişintiyi (3.17)'deki karesel hata fonksiyonu vasıtasıyla minimize etmeye çalışır.

$$V = \sum_{i=1}^c \sum_{\mathbf{x}_j \in S_i} (\mathbf{x}_j - \boldsymbol{\mu}_i)^2 \quad (3.17)$$

Burada c , küme sayısını, S_i , $i=1, 2, \dots, c$, kümeleri, $\boldsymbol{\mu}_i$ ise S_i kümesindeki bütün veri noktalarının ortalamasını yani küme merkezini göstermektedir ($\mathbf{x}_j \in S_i$). K-ortalamlar algoritmasının işlem adımları aşağıdaki gibi özetlenebilir.

Adım 1. Algoritmanın başlangıcında c küme merkezi rastgele oluşturulur.

Adım 2. Veri setindeki toplam N örneğe L_2 normuna göre en kısa mesafede olduğu küme merkezine göre bir küme etiketi atanır.

Adım 3. Küme merkezleri şu anda sahip olduğu bütün üye veri noktaları yardımıyla tekrar güncellenir.

Adım 4. S_i kümesine ait j . örnek için ($\mathbf{x}_j \in S_i$) şu hesaplamalar yapılır:

$$z = \arg \min_{y \neq i} \frac{n_y \|\mathbf{x}_j - \boldsymbol{\mu}_y\|}{n_y - 1}$$

Burada n_y y . kümeye ait örnek sayısıdır.

Eğer $\frac{n_z \|\mathbf{x}_j - \boldsymbol{\mu}_z\|}{n_z - 1} < \frac{n_i \|\mathbf{x}_j - \boldsymbol{\mu}_i\|}{n_i - 1}$ ise j . örnek i . kümeden z . kümeye atanır.

Her iki küme merkezi tekrar güncellenir.

Adım 5. Eğer bir örnek son N iterasyonda Adım 4'te değiştirilmişse Adım 3'e git, diğer durumda sonlandır.

K-ortalamlar algoritmasının en büyük avantajı zaman karmaşıklığının basitliğidir ($O(N)$). Algoritma herhangi bir L_p uzaklık normu ile kullanılabilir ve verinin giriş sırasına karşı gürbüzdür. Dezavantajlı yönlerine gelince; algoritmaya küme sayısını önceden vermek gerekir, yöntem veri kümesindeki aykırı noktalara karşı hassastır, eşit hacimdeki küresel kümeleri bulmaya daha yatkındır, başlangıçta küme merkezlerinin seçimine bağımlıdır. Başlangıçta küme merkezlerinin seçimi rastgele yapılabilirdiği gibi gürbüzlüğü sağlamak için

çeşitli ön-işlemlerle algoritmanın daha net sonuçlar üretmesi sağlanabilir.

3.5.2 Bulanık Adaptif Rezonans Teorisi

Adaptif Rezonans Teorisi (ART) ağı insan beyninin tanıma sisteminden uyarlanmış, yarışmacılı ve eğiticişiz öğrenen bir yapay sinir ağıdır. Bu yapay sinir ağında temel fikir, öğrenilen örüntülerin benzerliklerine göre öğrenme kararlılığını sağlamaktır. Basitçe, uyum sürecinde (adaptation process) en iyi eşlenen giriş örüntüleri ağda saklanır; uyum sürecinden sonra giriş verileri en iyi eşlenen örüntüler ile kıyaslanarak kümelenir. Eğer uygun örüntüler ağa giriş olarak verilirse, yapay sinir ağlarında olduğu gibi bir kararlı rezonans durumu oluşur. (Carpenter ve Grossberg, 2003), (Carpenter v.d, 1991), [7].

ART hyperspektral görüntüler gibi yüksek boyutlu verilerin kümelenmesi/bölütlenmesi için oldukça kullanışlı ve özellikle gerçek zamanlı sistemlerde hızlı öğrenen bir ağ yapısıdır. Ağın en iyi eşleme için, hızlı ve uyarlanabilir arama algoritması yüksek boyutlu verilerin işleme zamanını oldukça düşürmektedir. ART ağının diğer bir önemli özelliği ise esneklik-kararlılık (plasticity-stability) ikilemini çözmesidir. Bu ikilem yeni öğrenilen örüntülerin daha önce öğrenilmiş ve saklanmış verilerin unutulmadan hafızaya alınmasını anlatmaktadır.

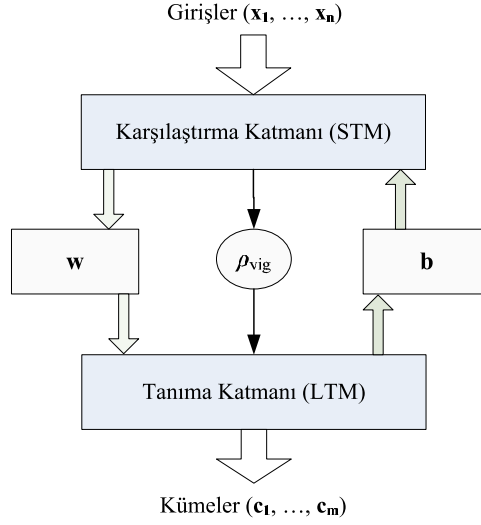
Eğiticişiz ART ağının birçok çeşidi mevcuttur. Orijinal mimari ART-1 sadece ikili giriş verilerini kabul ederken, ART-2 bu sınırlamanın üstesinden gelerek sürekli değerli girişleri de işleme kapasitesine sahiptir. Bulanık-ART, ART-2 ağına mantıksal işlemcileri de ekleyerek genelleştirme kabiliyetini artırır (Naghdy vd, 1996).

Bulanık-ART ağı iki katmandan oluşur: karşılaştırma (comparison) katmanı ve tanıma (recognition) katmanı. İnsan beyninin tanıma sistemi ile bir benzerlik kurulacak olursa, karşılaştırma katmanı kısa zamanlı hafızayla (short time memory -STM), tanıma katmanı ise uzun zamanlı hafızayla (long time memory -LTM) ilişkilendirilebilir. Öğrenme ve tanıma sürecinde STM ve LTM katmanları eşleşme bilgisini değiş tokuş ederek etkin ve adaptif bir ağ yapısı oluştururlar. Şekil 3.1 Bulanık-ART ağının temel şematüğini göstermektedir.

Ağ yapısında iki katman arasında iki ağırlık matrisi bulunmaktadır: ileri yönlü gerçek-değerli ağırlık matrisi ($\mathbf{w}_{ij}$) ve geri yönlü gerçek-değerli ağırlık matrisi ($\mathbf{b}_{ji}$). Bu matrislerin başlangıç değerleri ise (3.18)'de belirtilmiştir.

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{ij}(t=0) &= 1 / (1 + n) \\ \mathbf{b}_{ji}(t=0) &= 1 \quad i = 1, \dots, n \quad j = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (3.18)$$

burada $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^m$ ve $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$ 'dir.



Şekil 3.1 Bulanık-ART ağının temel şematiği

Karşılaştırma katmanında tanımlanan ve ihtiyat (vigilance) parametresi olarak adlandırılan bir eşik değeri belirlenmiştir. İhtiyat parametresi, giriş örüntülerinin benzerliğinde kullanılan eşik değeridir ve $0 \leq \rho_{vig} \leq 1$ arasında değer alır.

Bulanık-ART ağı giriş örüntülerinin tümleyici giriş (complementary input) kodlamasını kullanır ($\mathbf{x}^c = \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n, 1-\mathbf{x}_1, \dots, 1-\mathbf{x}_n$). Tümleyici girişin oluşturulmasından sonra, tanıma katmanındaki kazanan nöron her bir nöronun aktivasyon değerinin bulunmasıyla hesaplanır. Aktivasyon fonksiyonunun (3.19) hesabında kullanılan bulanık kesişme işlemcisi ($\cap$), giriş örüntülerinin (vektörlerinin) minimum ($\min(\mathbf{x}, \mathbf{y})$) hesabıyla bulunur.

$$y_j(\mathbf{x}^c) = \frac{\sum_{k=1}^n \mathbf{w}_{kj} \cap \mathbf{x}^c}{\beta + \sum_j \mathbf{w}_j} \quad (3.19)$$

burada β kullanıcı tarafından belirlenen özel bir parametredir ve sıfırdan büyük gerçek bir sayıdır ($\beta > 0$). Kazanan nöron y_{wn} (3.20)'deki gibi belirlenir.

$$y_{wn}(\mathbf{x}^c) = \max_j y_j(\mathbf{x}^c) \quad (3.20)$$

Hafızada saklanan örüntüler ve giriş örüntüleri arasındaki benzerlik (3.21)'deki gibi normalize edilmiş ihtiyat parametresi ile bulunur.

$$\rho_{wn}(\mathbf{x}^c) = \sum_q \mathbf{b}_q \cap \mathbf{x}^c / \sum_i \mathbf{b}_i \quad (3.21)$$

Eğer normalize edilmiş ihtiyat parametresinin değeri daha önceden belirlenmiş olan ihtiyat eşliğine eşit veya büyük ise ($\rho_{wn}(\mathbf{x}^c) \geq \rho_{vig}$), kazanan nöronun ağırlık matrisi giriş örüntüsüne doğru (3.22)'deki gibi değiştirilir.

$$\mathbf{w}_{iq}(t+1) = \mathbf{x}_i \mathbf{w}_{iq}(t) + (1-\alpha) \mathbf{w}_{iq}(t) \quad (3.22)$$

(3.22)'deki α öğrenme oranı parametresi 1 seçilirse kazanan nöronun ağırlıkları 'hızlı öğrenme' modunda güncellenir.

Diğer durumda ($\rho_{wn}(\mathbf{x}^c) < \rho_{vig}$), bir sonraki kazanan nöron karşılaştırılır. Eğer nöronlar daha büyük normalize ihtiyat değerleri sağlamazsa, yeni bir nöron giriş örüntüsü eklenerek oluşturulur ($\mathbf{w}_{i(m+1)} = \mathbf{x}_i$). Kullanıcı tarafından önceden belirlenen maksimum sayıdaki küme sayısına ulaşılmış ise giriş örüntüleri reddedilir. Diğer taraftan geri yönlü ağırlık matrisi ise (3.23)'deki gibi güncellenir.

$$\mathbf{b}_{iq}(t+1) = \mathbf{x}_i \mathbf{b}_{iq}(t) \quad (3.23)$$

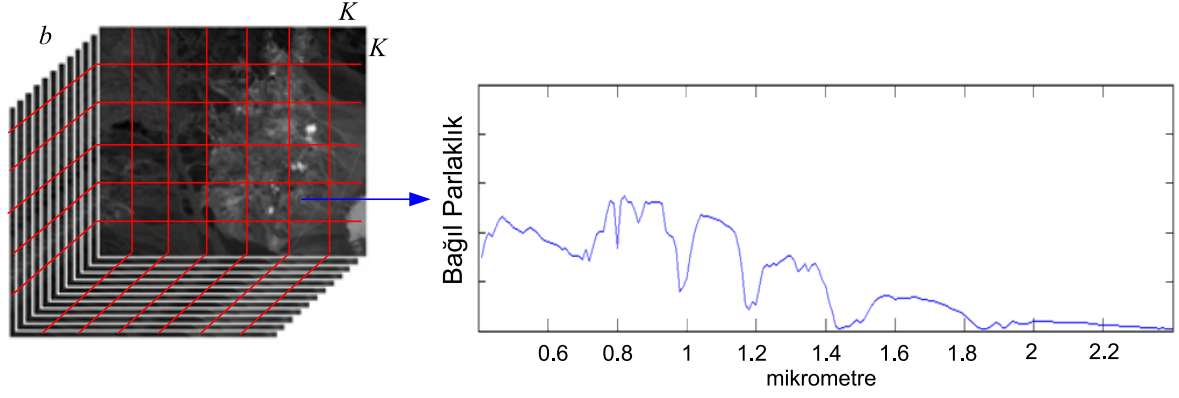
Önceden belirlenmiş sayıdaki döngüye ulaşıldığında veya yeni bir küme oluşturulmadığı durumda öğrenme süreci sonlandırılır.

3.5.3 Deneysel Sonuçlar

Görüntü zenginleştirme adımı, gürültü gideriminin bölütlemeye olan katkısını değerlendirebilmek amacıyla 1997 yılında Cuprite-Nevada bölgesinde çekilmiş olan AVIRIS S4 hiperspektral görüntüsü kullanılmıştır. Bu sahne 256 satır/sahne ve 256 piksel/satır'dan oluşmaktadır. Atmosferdeki su buharından etkilenen bantların çıkarılmasından sonra orijinal bant sayısı 224'ten 198'e düşmüştür. Daha sonra tüm hiperspektral küpün üzerinde normalizasyon işlemi gerçekleştirilmiştir. Böylelikle sahnedeki parlaklık seviyelerinin bağlı genlikleri karşılıklı olarak her bir bant için korunmuştur.

Bölütleme sonuçlarının nesnel, istatistiksel karşılaştırma kistası için spektral açısal benzerlik ölçütüne dayanan spektral ayrıştırma yeteneği (SAG) kullanılmıştır (Bölüm 2.5).

Önerilen gürültü giderimi yönteminin etkilerini göstermek amacıyla öncelikle tüm hiperspektral küp, K pencere boyutunu, b bant sayısını göstermek üzere, $K \times K \times b$ 'lik küçük alt görüntü küplerine bölünmüştür (Şekil 3.2).



Şekil 3.2 Hiperspektral görüntünün pencere yapısıyla $K \times K \times b$ 'lik küçük alt küplere bölünmesi

Daha sonra sahnedeki her bir alt küpteki spektral imzalara ADD ayrı ayrı uygulanır. ADD'de Daubechies 4 (DB4) dalgacık süzgeci 2, 5 ve 10 seviyeli olarak ($l=2, 5, 10$) spektral imzaların ayrıştırılmasında kullanılmıştır. Ardından pencere içindeki ayrıştırılmış spektral imzalara ait yaklaşıklık katsayılarına ve her seviyede bulunan detay katsayılarına ait alt küplere TBA dönüşümü uygulanır. Seçilen temel bileşen sayısı 'Kaiser kuralı' ile belirlenmiştir. Kaiser kuralında özdeğerlerin ortalama değerinin üstündeki özdeğerlerle ilişkili her bir temel bileşen seçilir. Böylelikle daha düşük değerde özdeğerlere ait temel bileşenler atılarak spektral imzalar istatistiksel bir biçimde gürültüden temizlenir. Bölütleme adımı K-ortalamlar ve Bulanık-ART algortimaları önceden belirlenen 9 küme sayısı ile çalıştırılmıştır. K-ortalamlar algoritması için hata toleransı 0.001, Bulanık-ART algoritmasında kullanılan ihtiyat parametresi 0.75, öğrenme oranı ise deneysel olarak 0.1 seçilerek işlemler gerçekleştirilmiştir.

Önerilen gürültü gideriminin benzer bir yöntem ile karşılaştırılması amacıyla, Parçalı TBA (Segmented PCA) sonuçları da ayrıca araştırılmıştır. Parçalı TBA, hafıza gereksinimlerini de dikkate alarak, normal TBA'dan farklı bir biçimde veri kümesine ait özellikleri bölümleyerek alt özellik kümeleri üzerinde uygulanır (Baros ve Rutledge, 2005). Hiperspektral görüntüler gibi yüksek boyutlu verilerde TBA ile doğrudan dönüşüm, hafıza problemleri nedeniyle uygulanabilir değildir. Parçalı TBA'da ise veriyi alt özellik gruplarına (hiperspektral görüntülerdeki karşılığı bant gruplarıdır) bölümleyip büyük matrislerle çalışılabilmesi amaçlanmıştır. Hiperspektral görüntülerde bölünmüş olan her bir alt grup yüksek ilintili ardışıl bantlardan oluşur. TBA dönüşümü bu alt gruplara (alt bantlara) daha sonradan uygulanır (Jia ve Richards, 1999). Karşılaştırmadaki özdeşliği olabildiğince sağlayabilmek için bölünmüş TBA'da da Kaiser kuralı dikkate alınır.

Orijinal parçalı TBA'da temel bileşenleri elde etmek için sadece spektral bantlar alt gruplara

ayrılır. Önerilen pencerelenmiş ÇÖTBA yöntemiyle daha uygun bir karşılaştırma yapabilmek için her iki yöntemde de bant aralıkları eşitlenmiş ve pencereli yapı kullanılmıştır. Hipspektral görüntülerde pencerelenmiş parçalı TBA kullanımı yüksek ilintili pikselleri bir araya getirdiğinden ayrıca bu yöntem için de başarımı arttıran bir yaklaşımdır. Gerçekte her iki yöntemde aralık değerleri eşit seçilmesine rağmen ADD'nin doğası gereği elde edilecek katsayıların sayısı eşit değildir. Örneğin toplam 198 bant 3 aralığa bölündüğünde her bir parçaya eşit olarak 66 bant düşmektedir. Fakat DB4 dalgacık süzgeci kullanarak gerçekleştirilen ADD ile 3 aralık için, 2 seviyeli bir ayrışım yapıldığında yaklaşıklık katsayılarının uzunluğu 54; ikinci seviye detay katsayılarının uzunluğu 54 ve birinci seviye detay katsayılarının uzunluğu ise 102 olmaktadır.

K-ortalamlar ve Bulanık-ART algoritmaları ile pencerelenmiş ÇÖTBA gürültü giderimi uygulanarak elde edilen ortalama bölütleme doğruluğu (BD) değerleri Çizelge 3.1 ve Çizelge 3.2'de gösterilmiştir. Çizelgelerde farklı spektral bant aralıkları elde etmek için belirlenen ADD ayrışım seviyeleri ve elde edilen aralık sayıları belirtilmiştir. Çizelge 3.3 ve Çizelge 3.4'de ise belirlenmiş aralıklar için, parçalı TBA ile elde edilen bölütleme doğruluğu değerleri sunulmuştur. Bu aralık değerleri, toplam bant sayısını alt bantlara ayırtırmak için kullanılan bölüm değerleridir. Herhangi bir gürültü giderimi olmaksızın bu sahne için elde edilen maksimum bölütleme doğruluğu (BD) değerleri; K-ortalamlar için 1.0437 ve Bulanık-ART için ise 1.0544 olarak elde edilmiştir.

Çizelge 3.1 ÇÖTBA gürültü giderimi ve K-ortalamlar algoritması kullanılarak elde edilen ortalama bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları

	Pencere Boyutu (K)			
Seviye / Aralık	3	5	7	9
2/3	1.0515	1.0490	1.0469	1.0445
5/6	1.0465	1.0528	1.0481	1.0466
10/11	1.0520	1.0499	1.0482	1.0459

Çizelge 3.2 ÇÖTBA gürültü giderimi ve Bulanık-ART algoritması kullanılarak elde edilen ortalama bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları

	Pencere Boyutu (K)			
Seviye / Aralık	3	5	7	9
2/3	1.0654	1.0672	1.0562	1.0505
5/6	1.0509	1.0554	1.0564	1.0586
10/11	1.0636	1.0633	1.0568	1.0531

Çizelge 3.3 Parçalı TBA gürültü giderimi ve K-ortalamlar algoritması kullanılarak elde edilen ortalama bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları

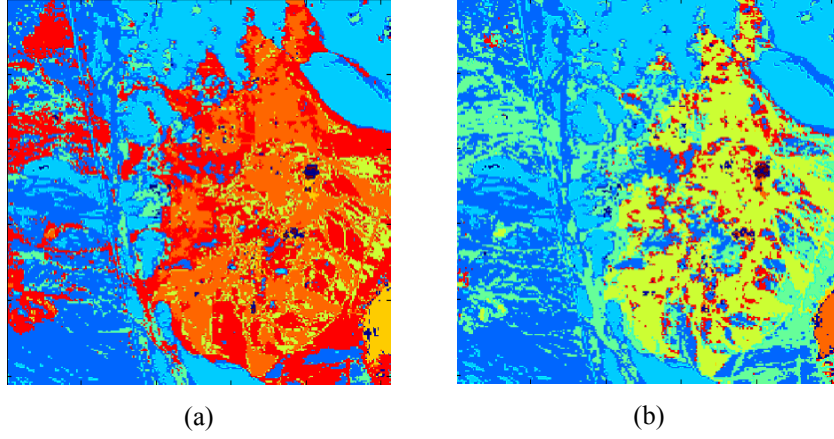
	Pencere Boyutu (K)			
Aralık	3	5	7	9
3	1.0428	1.0516	1.0516	1.0465
6	1.0489	1.0528	1.0523	1.0497
11	1.0523	1.0546	1.0540	1.0521

Çizelge 3.4 Parçalı TBA gürültü giderimi ve Bulanık-ART algoritması kullanılarak elde edilen ortalama bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları

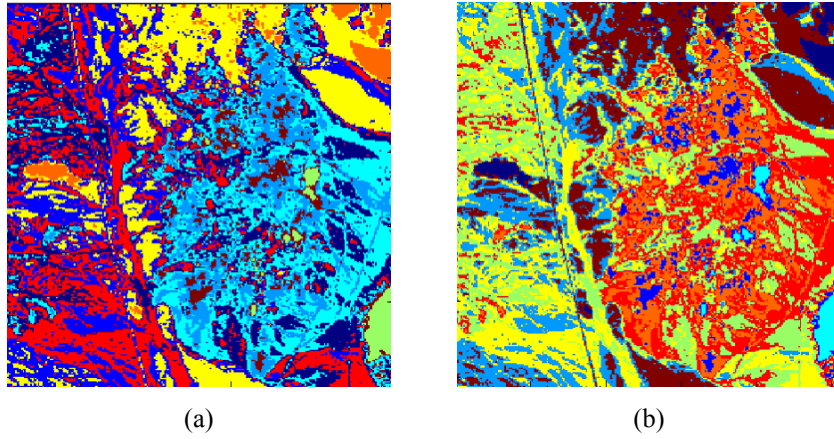
	Pencere Boyutu (K)			
Aralık	3	5	7	9
3	1.0631	1.0578	1.0634	1.0647
6	1.0596	1.0607	1.0612	1.0528
11	1.0655	1.0632	1.0655	1.0551

Çizelgelere göre K-ortalamlar algoritmasının sonuçları parçalı TBA gürültü giderimiyle daha iyi sonuçlar üretmektedir. Bu sonuç daha önce de belirtildiği gibi pencerelenmiş yapının getirdiği bir avantajdır. Bununla birlikte Bulanık-ART ile yapılan bölütlemelerde ÇÖTBA gürültü giderimi ile elde edilen sonuçlar daha iyi sonuçlar üretmektedir. Bu sahne için en iyi bölütleme doğruluğu Bulanık-ART ve 2 seviyeli, pencere boyutu $K=5$ için ÇÖTBA yöntemiyle elde edilmiştir (BD=1.0672). Bu yöntemlerle elde edilen bölütleme haritaları Şekil 3.3 ve Şekil 3.4'te gösterilmiştir.

Sonuç olarak, önerilen pencerelenmiş ÇÖTBA yönteminin hiperspektral görüntüler için, gerek spektral gerekse bölgesel yüksek ilintili uzamsal ilişkilerden yararlanan uygun bir gürültü giderim yöntemi yaklaşımı olduğu söylenebilir. Elde edilen sonuçlara göre, bir ön-işlem adımı olarak, pencerelenmiş ÇÖTBA'nın hiperspektral görüntülerin bölütlemenmesi/kümelemesi aşamasındaki pozitif etkisi gösterilmiştir.



Şekil 3.3 Bulanık-ART bölütleme haritaları (a) ÇÖTBA seviye=2, $K=5$ (b) Parçalı TBA aralık=11, $K=7$



Şekil 3.4 K-ortalamlar bölütleme haritaları (a) ÇÖTBA seviye=5, $K=5$ (b) Parçalı TBA aralık=6, $K=5$

3.6 Hiperspektral Görüntülerin Doğrusal Olmayan Yöntemlerle Boyutunun İndirgenmesi

Eğitici-siz, doğrusal olmayan izdüşüm yöntemleri hiperspektral görüntüler gibi yüksek boyutlu verilerde oldukça uzun işlem zamanına ihtiyaç duymaktadır. Bu yüzden tüm verinin işlenmesinden önce, vektör nicemleme ile sahneden yeterli sayıda karakteristik spektral imzalar (prototipler) belirlenmelidir. Vektör nicemleme ile hiperspektral sahnedeki d -boyutlu tüm pikselleri temsil eden, daha az sayıdaki spektral imzadan oluşan d -boyutlu kod-kitabı oluşturulur. Çıkarılmış olan bu prototiplerin sahnenin spektral dağılımını olabildiğince iyi bir şekilde temsil etmesi gerekir. Doğrusal olmayan izdüşüm yöntemleri de bu prototipler üzerinde uygulanarak boyut indirgeme gerçekleştirilir. Daha sonra orijinal boyutlu ve indirgenmiş boyutlu prototipler arasındaki doğrusal olmayan ilişki modeli Radyal Tabanlı

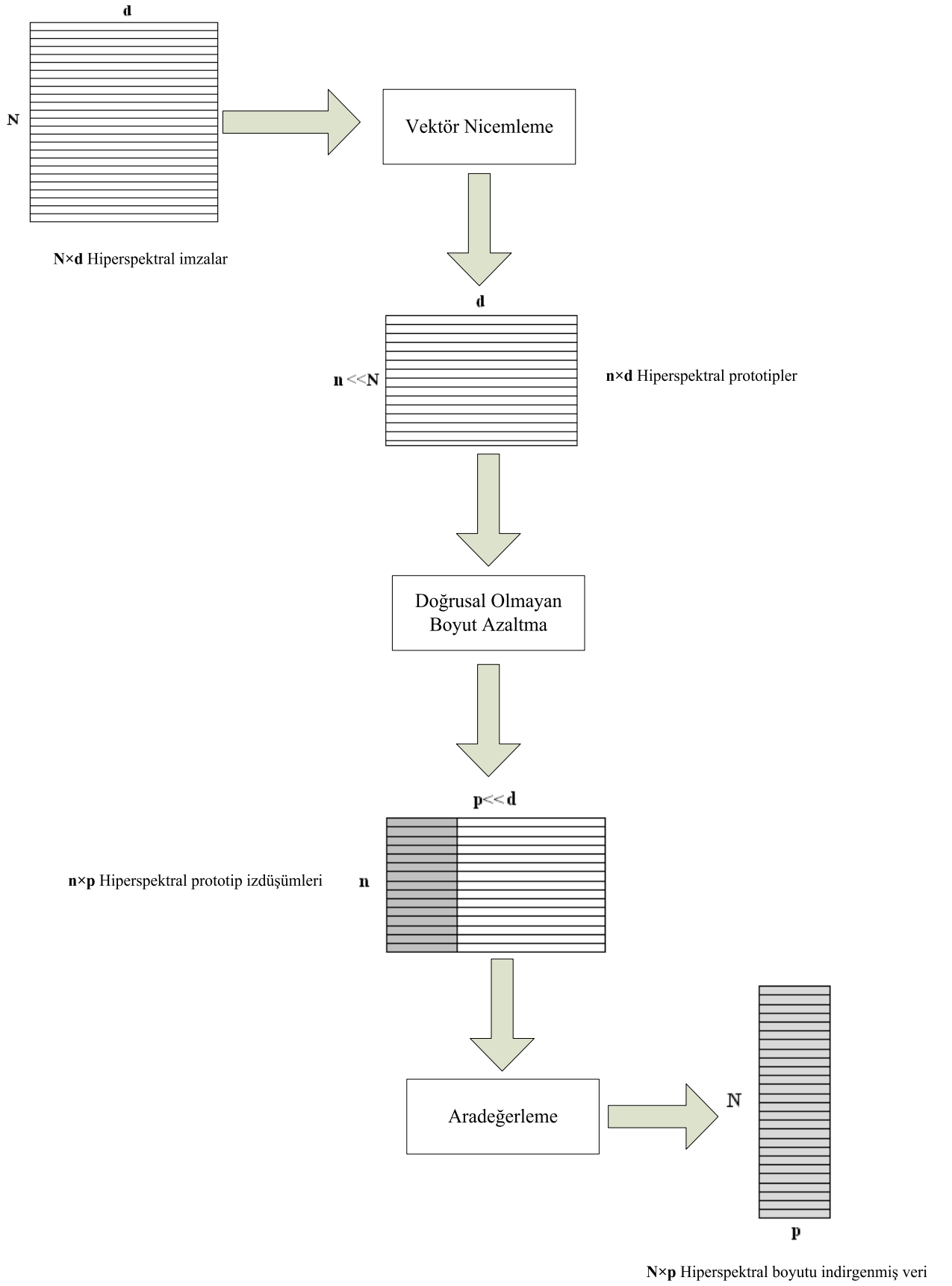
Fonksiyon (RTF) yapay sinir ağıları tabanlı aradeğerleme (interpolation) yöntemi ve tez çalışmasında önerilen yeni bir aradeğerleme yaklaşımı olan ‘ K -noktalı ortalama aradeğerleme’ yöntemi ile öğrenilmiştir. Son olarak sahnedeki her bir spektral imza bu iki yöntem kullanılarak daha düşük boyuta indirgenmiştir.

Şekil 3.5’te hesapsal karmaşıklığın üstesinden gelmek için kullanılan yöntemin akış şeması ayrıntılı olarak verilmiştir. Burada sahnedeki d -boyutlu tüm piksellerin sayısı ‘ N ’ olarak verilmiştir. Dolayısıyla tüm sahne $N \times d$ boyutlu bir matris olarak ifade edilebilir. Ardından uygulanan vektör nicemleme adımıyla prototip sayısı ‘ n ’ olarak belirlenir ki bu durumda hiperspektral prototiplerin oluşturduğu matrisin boyutu $n \times d$ olur. Doğrusal olmayan izdüşüm yöntemleri ile elde edilmiş olan bu prototip matrisi üzerinde uygulanır ve orijinal boyuttan daha düşük p -boyutlu prototiplerin oluşturduğu $n \times p$ ’lik bir matris oluşturulur. Aradeğerleme adımında, orijinal boyutlu $n \times d$ ’lik orijinal prototip matrisi giriş olarak, $n \times p$ ’lik boyutu indirgenmiş prototip matrisi ise çıkış olarak kullanılarak eğitim işlemi gerçekleştirilir. En son adımda ise orijinal boyuttaki tüm pikseller bu eğitilmiş modelden yararlanılarak daha düşük boyuta indirgenmiş olur ve $N \times p$ ’lik boyutu indirgenmiş hiperspektral veri elde edilmiş olur.

3.6.1 Radyal Tabanlı Fonksiyon (RTF) Yapay Sinir Ağları

Matematikten mühendislik dallarına, bilgisayar grafiğinden işaret işlemeye kadar birçok dalda, çok boyutlu veriler için parametre kestiriminde yaklaştırma (approximation) ve aradeğerleme yöntemleri kullanılır. Radyal Tabanlı Fonksiyon ağlarında (RTF, Radial Basis Functions-RBF) temel fikir, bir grup radyal taban fonksiyonunu istenen f fonksiyonuna yaklaştıracak şekilde ağırlıklandırarak toplamaktan ibarettir (Buhmann ve Ablowitz, 2003). RTF üç katmanlı bir yapıdır. Giriş katmanı giriş vektör uzayıyla, çıkış katmanı ise örüntü sınıfları ile ilişkilidir. Böylelikle tüm yapı gizli katmanın yapısı ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların belirlenmesine indirgenir. Gizli katmandaki nöronların aktivasyon fonksiyonları (3.24)’deki gibi merkezi μ_j ve bant genişliği σ_j ile tanımlanan bir Gauss fonksiyonu ile belirlenir.

$$\phi_j(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mu_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (3.24)$$



Şekil 3.5 Vektör nicemleme ve doğrusal olmayan izdüşüm yöntemleri ile boyut indirgeme

Çıkış katmanındaki j . nöronun çıkışı için genel eşitlik ise (3.25)'te verilmiştir. Burada w_{ij} , i . gizli nöron ve j . çıkış nöronu arasındaki ağırlık katsayısı, b_j ise ağırlıklı toplamaya eklenen eğim (bias) terimidir.

$$y_j(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^k w_{ij} \phi_i(\mathbf{x}) + b_j \quad (3.25)$$

3.6.2 K-noktalı Ortalama Aradeğerleme

Önerilen bu aradeğerleme yönteminde öncelikle hiperspektral görüntüdeki her bir pikselin spektral imzaları ile orijinal boyutlu prototipler arasındaki uzaklıklar bulunur. Daha sonra boyutu indirgenecek olan piksele en yakın K adet komşu prototipin doğrusal olmayan boyut indirgeme yöntemleri ile bulunmuş olan, daha düşük boyutlu özellik vektör değerlerinin ortalaması alınarak bu piksele ait düşük boyutlu özellik vektörü elde edilir. Burada amaçlanan, sahnedeki her bir piksel için doğrusal olmayan izdüşüm yöntemleri ile elde edilebilecek en yakın aradeğerlemeyi bulabilmektir. Bu yöntem sahnedeki bütün spektral imzalar üzerine uygulanarak tüm hiperkübün boyut indirgemesi gerçekleştirilmiş olur.

3.6.3 Deneysel Sonuçlar

Deneysel olarak sonuçları karşılaştırabilmek için NASA'nın AVIRIS S4 hiperspektral verisi kullanılmıştır. Hiperspektral görüntü atmosferik etkilerden etkilenmiş gürültülü bantların çıkarılması sonucu 224'den 198 banda düşürülmüştür. Kullanılan sahne 256 satır/sahne ve 256 piksel/satır'dan oluşmaktadır.

Bölütleme sonuçlarının nesnel, istatistiksel karşılaştırma kistası için spektral açısal benzerlik ölçütüne dayanan spektral ayırıştırma gücü (SAG) kullanılmıştır (Bölüm 2.5).

Vektör nicemele amacıyla 'dinamik K-ortalamlar' algoritması kullanılmıştır. Prototipler nicemele hata fonksiyonunun en küçüklenmesi ile bulunur. Bu amaçla başlangıç vektörleri ve belirlenecek olan prototipler arasındaki uyum kalitesinin belirlenmesi için (3.24)'te tanımlanan ortalama kuadratik nicemele hata (E_{mqe}) fonksiyonu kullanılmıştır.

$$E_{mqe} = \sqrt{\mathbf{E}[\min_{1 \leq j \leq np} \|\mathbf{X} - \hat{\mathbf{y}}^j\|^2]} \quad (3.24)$$

Burada $\mathbf{X}$, sahnedeki bütün pikselleri temsil eden, başlangıç vektörlerini içeren giriş matrisini; $\hat{\mathbf{y}}$ ise elde edilen prototip vektörünü temsil etmektedir. $\mathbf{E}[\cdot]$ beklendik değer olmak üzere, np elde edilecek olan prototip sayısını göstermektedir. Vektör nicemlemede durdurma ölçütü

$e_{mqe} < 0.01$ olarak belirlenmiştir. Vektör nicemlemeden sonra 256×256 spektral imza içerisinde 1980 adet prototip seçilmiştir ve hata fonksiyon değeri $E_{mqe} = 0.0082 < 0.01$ olarak elde edilmiştir.

Benzetimlerde kullanılan boyut azaltma yöntemleri, yüksek boyutlu verinin küresel ve doğrusal olmayan yapısını göz önüne alan ve daha düşük boyutlu uzayda temsil etmeyi amaçlayan algoritmalarlardır. Bu algoritmalar yardımıyla 198-boyutlu prototiplerin spektral imzalarından 10-boyutlu özellik vektörleri çıkarılarak boyut indirgeme gerçekleştirilmiştir.

Doğrusal olmayan boyut indirgemenin RTF YSA ve K -noktalı ortalama aradeğerleme yöntemleri yardımıyla düşük boyuttaki etkinliğini nesnel olarak değerlendirebilmek amacıyla K -ortalama algoritması kullanılmıştır. Literatürde Cuprite-Nevada bölgesi için en düşük 9 ve en yüksek 15 değişik sınıf belirlenmiştir (Swayze vd., 1992). Bu yüzden iki farklı küme sayısı belirlenerek benzetimlerde kullanılmıştır. Bölütlemeye karşılaştırma amacıyla doğrusal izdüşüm yöntemi olarak geleneksel TBA seçilmiştir. Doğrusal olmayan izdüşüm yöntemleri olarak Sammon haritalama, ISOMAP, eğriçizgisel bileşen analizi (EBA) ve eğriçizgisel uzaklık analizi (EUA) yöntemleri kullanılmıştır.

Çizelge 3.5'te RTF YSA aradeğerleme yöntemi kullanılarak 9 ve 15 küme için elde edilen bölütleme doğruluğu (BD) başarımları sunulmuştur. Bu çizelgenin ilk satırında ise kullanılan sahne için herhangi bir boyut indirgeme işlemi gerçekleştirilmeden elde edilen BD sonuçları karşılaştırma amacıyla verilmiştir. Çizelgeden de görülebileceği gibi her iki küme sayısı için de en yüksek BD başarımları EBA ile, ikinci en yüksek BD başarımları ise EUA ile elde edilmektedir. Çizelge 3.6 ve Çizelge 3.7'de sırasıyla 9 ve 15 küme için K -noktalı ortalama aradeğerleme yönteminde farklı komşuluk değerleri (K) kullanılarak elde edilen BD başarımları sunulmuştur. Çizelgelerden de görülebileceği gibi 9 ve 15 küme için de en yüksek BD başarımları EBA ile elde edilmiştir. Çizelge 3.6'da 9 küme için genel olarak, değişik K değerleri için elde edilen BD sonuçlarına göre en iyi ikinci doğrusal olmayan boyut indirgeme yöntemi EUA'dır. Çizelge 3.7'de ise 15 küme için elde edilen BD sonuçlarına göre en iyi ikinci doğrusal olmayan boyut indirgeme yönteminin ISOMAP olduğu söylenebilir.

Doğrusal boyut indirgeme algoritmalarının en büyük dezavantajı hiperspektral görüntüler gibi büyük miktardaki verilerde oldukça uzun hesapsal zamana ihtiyaç duymalarıdır. Bu bölümde hiperspektral görüntülerde vektör nicemleme ile prototip alt kümesi belirlenip bu prototipler üzerinden doğrusal olmayan boyut indirgeme işlemi gerçekleştirilmiştir. RTF yapay sinir ağı ve geliştirilmiş olan ' K -noktalı ortalama aradeğerleme' yöntemleri kullanılarak spektral

imzaların boyutu indirgenmiştir. Elde edilen sonuçlar da göstermektedir ki orijinal boyutlu verilere oranla daha iyi bölütleme başarımları elde edilmiştir. Geliştirilmiş olan yöntem ise RTF aradeğerleme yöntemine göre daha etkin ve başarılıdır. RTF ve geliştirilmiş aradeğerleme yöntemlerinde kullanılan doğrusal olmayan boyut indirgeme algoritmaları arasında EBA ve EUA'nın diğerlerine oranla daha başarılı sonuçlar ürettiği görülmektedir.

Çizelge 3.5 RTF YSA aradeğerleme yöntemi kullanılarak gerçekleştirilen bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları

Boyut Azaltma Yöntemleri	Ortalama BD	
	9 Küme	15 Küme
Boyut İndirgemedi	1.0491	1.0529
TBA	1.0544	1.0532
Sammon	1.0532	1.0573
ISOMAP	1.0504	1.0548
EBA	1.0584	1.0606
EUA	1.0550	1.0583

Çizelge 3.6 K-noktalı ortalama aradeğerleme yöntemiyle gerçekleştirilen 9 kümeli bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları

Boyut Azaltma Yöntemleri	Ortalama BD				
	$K=1$	$K=3$	$K=5$	$K=7$	$K=9$
TBA	1.0531	1.0560	1.0566	1.0545	1.0583
Sammon	1.0555	1.0559	1.0502	1.0537	1.0535
ISOMAP	1.0566	1.0540	1.0556	1.0552	1.0589
EBA	1.0583	1.0599	1.0599	1.0596	1.0594
EUA	1.0556	1.0560	1.0561	1.0561	1.0560

Çizelge 3.7 K-noktalı ortalama aradeğerleme yöntemiyle gerçekleştirilen 15 kümeli bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları

Boyut Azaltma Yöntemleri	Ortalama BD				
	$K=1$	$K=3$	$K=5$	$K=7$	$K=9$
TBA	1.0520	1.0543	1.0597	1.0587	1.0599
Sammon	1.0582	1.0581	1.0559	1.0581	1.0575
ISOMAP	1.0601	1.0619	1.0614	1.0612	1.0619
EBA	1.0603	1.0612	1.0610	1.0621	1.0623
EUA	1.0598	1.0587	1.0596	1.0588	1.0594

4. HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN BÖLÜTLENMESİ

Uzaktan algılama sahasında çalışan işaret ve görüntü işleme uzmanları incelenen sahnelerin özellikleri hakkında yerbilimcileri kadar yoğun bilgi birikimine sahip değillerdir. Bu alanda çalışan kimseler için uzaktan algılamanın işaret, görüntü işleme, istatistik ve algoritmik değerlendirme yönü daha önemlidir. Ayrıca, hiperspektral görüntüler gibi kesin referans bilgisi üretiminin çok az olduğu verilerde kümeleme ve bölütleme yöntemleri hem maliyet açısından hem de kolay değerlendirme yapabilmek için oldukça önemlidir. Kümeleme ile sahnenin aynı veya yakın spektral imzaya sahip pikselleri belirlenerek görüntü görsel olarak yorumlanabilir hale getirilebilir. Kümelemenin ana amacı bir bütün olarak veri içindeki farklı gruplaşmaları ortaya çıkarabilmektir. Belirli bir hedef değişkeni olmamakla birlikte istatistiksel, morfolojik ve matematiksel ilintileri kullanarak verinin yapısını keşfetmek asıl hedeftir. Bulunacak kümeler için ön bilgiler ise şunlardır:

- Her bir grup küme homojendir (benzer spektral imzalardan oluşmaktadır).
- Her küme diğer kümelerden ayrı bir karaktere sahip olmalıdır (farklı spektral imzalar - spektral temsilciler- içermelidir).

Kümeleme yöntemine bağlı olarak kümeler değişik şekillerde ifade edilebilir:

- Belirlenmiş kümeler özel olabilir yani her bir imza yalnız bir kümeye aittir.
- İmzalar üst üste çakışmış olabilir ve bundan dolayı çeşitli kümelere belirli üyelik derecesiyle bağlı olabilir.
- Olasılıksal olarak bir spektral imza her bir kümeye belirli aidiyet olasılığı ile bağlı olabilir.
- Kümeler hiyerarşik bir yapı gösterebilir: Yüksek seviyelerde beraber temsil edilen kümeler daha düşük seviyelerde daha alt sınıflara indirgenebilir.

Uzaktan algılama alanında kullanılan çoğu kümeleme yöntemi, her bir küme için oluşturulan ortalama vektör ve kovaryans matrisini kullanır. Bununla beraber ayrıştırılabilirlik ölçütleri ile kümelerin birbirlerine spektral olarak yeterince benzeyip benzemediğine ve birleştirilip birleştirilmemesine karar verilebilir. Kümeleme sonucu hiperspektral görüntü bilinmeyen kümeler ayrıştırılır; daha sonra referans veriler veya bir uzman tarafından uygun spektral imzalarla eşleştirilerek gerçekte ait olduğu sınıf bilgisi elde edilebilir.

4.1 Bulanık Kümeleme Algoritmaları

Özellikle hiperspektral uzaktan algılama için bulanık kümeleme yöntemleri katı (crisp, hard) kümeleme yöntemlerine göre daha gerçekçi ve kullanışlı yöntemlerdir. Çünkü sahnedeki her bir piksel yeryüzünde incelenen yüzeyde geniş bir alana denk düşmektedir ve bu geniş yüzeyde farklı maddelerin olması da muhtemeldir. Bulanık kümeleme algoritmaları etiketsiz örüntülerin belirlenmesi için kullanılan etkili yöntemlerdir (Baraldi ve Blonda, 1999). Literatürde bulanık kümeleme yöntemleri veri analizi, örüntü tanıma ve görüntü bölütlemesi gibi oldukça geniş uygulama alanına sahiptir (Hoppner vd., 1999). Hiperspektral görüntüler göz önüne alarak düşünüldüğünde bulanık kümeleme yöntemleri herhangi bir spektral imzaya birden fazla küme üyelik derecesi atayabildiği ve böylece üst üste çakışan kümelerin tespitine olanak sağladığı için katı kümeleme yöntemlerine göre daha kullanışlıdır (Muhammed, 2003).

Tezin bölütleme ilgili bu bölümünde iki temel bulanık tabanlı algoritmadan, yani bulanık c-ortalamlar (BCO) ve BCO nin geliştirilmiş versiyonu olan ve adaptif uzaklık normları kullanan Gustafson-Kessel Kümeleme (GKC) algoritmalarından yararlanılmıştır. Hiperspektral özellik uzayında sınıflar arasında keskin sınırların olmaması bulanık kümeleme algoritmalarını özellikle sınır bölgelerindeki piksellerin küme üyeliklerinin değerlendirilmesi açısından daha elverişli kılmaktadır. Bulanık kümeleme algoritmalarının bu özelliğini de kullanarak her bir kümeye ait üyelik derecelerini de değerlendirerek daha yüksek kalitede bir bölütleme yaklaşımı geliştirilmiştir.

4.1.1 Bulanık C-Ortalamlar Algoritması

BCO algoritması ilk kez Dunn (1973) tarafından tanıtılmış ve daha sonra ise Bezdek (1981) tarafından geliştirilmiştir. BCO'da öncelikle yüksek d -boyutlu hiperspektral veri için küme sayısı (c) belirlenir. N , sahnedeki toplam piksel sayısı olmak üzere, $1 < c < N$ arasında belirlenebilir. Bulanıklık ağırlık üsteli birden büyük bir değerde ($m > 1$) seçilir; bu parametre kümelemenin bulanıklılığını belirleyen bir parametredir. BCO'nun başarımı bu parametrenin uygun değerinin seçilmesine bağlıdır. Eğer m değeri 1'den çok büyük seçilirse kümeleme maksimum derecede bulanıklaşır. Bezdek (1981), m ağırlık üsteli için en uygun değerin 1.5-2.5 arasında belirlenmesini önermiştir. Sonlandırma toleransı ise sıfırdan büyük, küçük bir değer olarak belirlenir ($\varepsilon > 0$) ve iterasyonun sonlandırılmasında kullanılır.

$\mathbf{X}=[\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]$ hiperspektral küpü temsil eden N piksel içeren çok boyutlu bir matrisi göstermektedir ($\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$ ve $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times d}$). Bulanık bölütleme, hedef fonksiyonun en küçüklenmesi

ile gerçekleştirilir:

$$J(\mathbf{X}, \mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{j=1}^c J_j = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c (\mu_{ij})^m \|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j\|_G^2 \quad (4.1)$$

$\mathbf{U}=[\mu_{ij}] \in \mathbb{R}^{N \times c}$, $i=1, \dots, N$ ve $j=1, \dots, c$, $\mathbf{X}$ 'in bulanık üyelik matrisini temsil etmekte ve matrisin her bir elemanı, $\mu_{ij} \in [0,1]$ olmak üzere $\mathbf{x}_i$ pikselinin j . kümeye üyelik derecesini göstermektedir. Bu yüzden bir piksele ait bulanık üyelik derecelerin toplamı bire eşittir.

$$\sum_{j=1}^c \mu_{ij} = 1, \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (4.2)$$

$\mathbf{V}=[\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_c] \in \mathbb{R}^{c \times d}$ ve $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^d$ olmak üzere, $\mathbf{X}$ hiperspektral görüntü matrisinin, küme merkezlerini temsil etmektedir. Temel olarak herhangi bir pikselin küme merkezinden uzaklığı küme içi değişimden faydalanılarak hesaplanabilir.

$$D_{ijG}^2 = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j\|_G^2 = (\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j) \mathbf{G} (\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j)^T \quad (4.3)$$

Burada $\mathbf{G}$ norm çıkarma (norm inducing) matrisi olarak ifade edilebilir ve $d \times d$ 'lik ortak değişim matrisinin tersi olarak tanımlanabilir ($\mathbf{G}=\mathbf{F}^{-1}$).

$$\mathbf{F} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) \quad (4.4)$$

$\bar{\mathbf{x}}$, hiperspektral verinin örnek ortalamasını göstermektedir.

Hedef fonksiyonun en küçüklenmesi, bir optimizasyon problemidir ve $D_{ijG}^2 > 0$, $\forall i, j$, $m > 1$ şartları sağlanarak çözüme ulaşılmaya çalışılır. Küme üyelik dereceleri ise şu şekilde elde edilebilirler:

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c (D_{ijG} / D_{ikG})^{2/(m-1)}}, \quad 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq j \leq c \quad (4.5)$$

Her bir döngüde küme merkezleri güncellenirler ve yeni küme merkezleri bir kümedeki bütün veri noktalarının ($\mathbf{x}_i$) ağırlıklı ortalamaları olarak alınır. Ağırlıklar ise bu noktanın üyelik derecelerinden oluşmaktadır (μ_{ij}).

$$\mathbf{v}_j = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}^m \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}^m}, \quad 1 \leq j \leq c \quad (4.6)$$

BCO algoritması döngülü bir algoritma olup, $\mathbf{U}$ matrisinin elemanları arasındaki Öklid uzaklığı daha önceden belirlenmiş sonlandırma eşiğinden küçük değere ulaşması ile sonlanır.

$$\|\mathbf{U}^{(t)} - \mathbf{U}^{(t-1)}\| < \varepsilon \quad (4.7)$$

BCO algoritmasına ait basitleştirilmiş akış adımları aşağıda özetlenmiştir.

BULANIK C-ORTALAMLAR KÜMELEME ALGORİTMASI

Adım 1. Rastgele olarak üyelik matrisi oluşturulur ($\mathbf{U}^{(0)}$), m ve ε değerleri atanır.

Adım 2. Küme merkezleri ($\mathbf{v}_i$) (4.6) eşitliği kullanılarak hesaplanır.

Adım 3. Küme merkezleri ve veri noktaları arasındaki uzaklıklar (4.3) eşitliği kullanılarak hesaplanır.

Adım 4. Yeni üyelik matrisi ($\mathbf{U}^{(t+1)}$) (4.5) eşitliği kullanarak güncellenir.

Adım 5. Eğer $\|\mathbf{U}^{(t)} - \mathbf{U}^{(t-1)}\| < \varepsilon$ ise sonlandırılır değilse Adım 2 ye gidilir.

4.1.2 Bulanık Gustafson-Kessel Algoritması

Bulanık GKK kümeleme algoritması uyarlanabilir uzaklık normunu kullanan, BCO'nun geliştirilmiş bir versiyonudur (Gustafson ve Kessel, 1979). BCO algoritmasında genel bir norm çıkarma matrisi ($\mathbf{G}$) bulunurken, GKK algoritmasında her bir küme kendi norm çıkarma matrisine sahiptir ($\mathbf{G}_j$, $j=1, \dots, c$). Bu durumda her bir küme içi uzaklık ölçümü şu şekilde tanımlanabilir (Babuška vd., 2002):

$$D_{ijG_j}^2 = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j\|_{G_j}^2 = (\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j)^T \mathbf{G}_j (\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j) \quad (4.8)$$

Bununla beraber hedef fonksiyonda da toplam c adet norm çıkarma matrisinin ($\mathbf{G}_j$, $j=1, 2, \dots, c$) de yeni bir parametre olarak eklenmesi gerekir.

$$J(\mathbf{X}, \mathbf{U}, \mathbf{V}, \mathbf{G}) = \sum_{j=1}^c J_j = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c (\mu_{ij})^m \|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j\|_{G_j}^2 \quad (4.9)$$

J hedef fonksiyonunun minimizasyonunda $\mathbf{G}_j$ matrisi BCO'daki gibi sabit bir matris olmadığından bazı kısıtlar getirilmesi gerekir. Bu amaçla $\mathbf{G}_j$ 'nin determinantı belirli bir

değere sabitlenir ($\det(\mathbf{G}_j)=\gamma_j$ ve $\gamma_j > 0$). Böylelikle kümenin hacminin sabit kalması sağlanır; bununla birlikte optimizasyon sırasında kümenin şekli ise değişebilir (Abonyi vd., 2003). Sonuçta Lagrange çarpanlar yöntemini de kullanarak $\mathbf{G}_j$ şu şekilde elde edilir:

$$\mathbf{G}_j = [\gamma_j \det(\mathbf{F}_j)]^{1/n} \mathbf{F}_j^{-1} \quad (4.10)$$

γ_j değerleri her bir küme için ayrı ayrı önsel (*a priori*) olarak belirlenebileceği gibi herbiri aynı değere de sabitlenebilir. GKK algoritmasında her bir kümenin ortak değişinti matrisi şu şekilde hesaplanır:

$$\mathbf{F}_j = \frac{\sum_{i=1}^N (\mu_{ij})^m (\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j)(\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j)^T}{\sum_{i=1}^N (\mu_{ij})^m} \quad (4.11)$$

Üyelik matrisinin elemanları ise her bir adımda şu şekilde güncellenir:

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c (D_{ijG_j} / D_{ikG_j})^{2/(m-1)}}, \quad 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq j \leq c \quad (4.12)$$

GKK de BCO ile aynı şekilde, üyelik matrisinin elemanları arasında Öklid uzaklığı önceden belirlenmiş sonlandırma toleransından küçük değere ulaşması ile sonlandırılır.

$$\|\mathbf{U}^{(t)} - \mathbf{U}^{(t-1)}\| < \varepsilon \quad (4.13)$$

GKK kümeleme algoritmasının başlangıç adımı küme sayısının belirlenmesidir ($1 < c < N$). Bulanıklık ağırlık üsteli birden büyük bir değerde ($m > 1$) seçilir. Sonlandırma toleransı ise sıfırdan büyük, küçük bir değer olarak belirlenir ($\varepsilon > 0$). Başlangıç fazında ise üyelik matrisinin elemanları rastgele belirlenebileceği gibi BCO algoritmasının sonuç matrisi de girdi olarak seçilebilir. GKK algoritmasında kullanılan parametrelerin seçiminde BCO'da kullanılan yöntemlerin aynısı kullanılır.

GKK algoritmasına ait basitleştirilmiş akış adımları aşağıda özetlenmiştir.

GUSTAFSON-KESSEL KÜMELEME ALGORİTASI

- Adım 1.** Rastgele olarak üyelik matrisi oluşturulur ($\mathbf{U}^{(0)}$), m ve ε değerleri atanır.
- Adım 2.** Küme ortak değişinti matrisleri (4.10) ve (4.11) eşitlikleri kullanılarak hesaplanır.
- Adım 3.** Küme merkezleri ve veri noktaları arasındaki uzaklıklar (4.8) eşitliği kullanılarak hesaplanır.
- Adım 4.** Yeni üyelik matrisi ($\mathbf{U}^{(t+1)}$) (4.12) eşitliği kullanılarak güncellenir.
- Adım 5.** Eğer $\|\mathbf{U}^{(t)} - \mathbf{U}^{(t-1)}\| < \varepsilon$ ise sonlandırılır değilse Adım 2 ye gidilir.

4.2 Hiperspektral Görüntülerde Uzamsal İlişkilerden Yararlanılması

Hiperspektral görüntülerde spektral özelliklerin yanı sıra uzamsal bilginin de kullanılması, bölütlenme ve sınıflandırma başarımının artırılmasına katkı sağlar. Örneğin, Dell'Acqua vd. (2004) yaptıkları çalışmada şehir alanlarına ait hiperspektral görüntüleri haritalayabilmek için spektral ve uzamsal sınıflayıcıları birlikte kullanan yöntemleri araştırmışlardır. Benediktsson vd. (2005) daha iyi bir sınıflandırma başarımı sağlamak için hiperspektral görüntünün spektral ve uzamsal bilginin yanı sıra morfolojik özellikleri de kullanan bir yöntem geliştirmiştir. Spektral ve uzamsal bilgiyi birlikte kullanarak sınıflandırma başarımını arttırmak amacıyla “bileşik çekirdek” yapıları Camps-Valls vd. (2006) tarafından önerilmiştir.

4.2.1 Çekirdek İçi Faz Korelasyonunu Kullanarak Çoğunluk Oylaması

Tez çalışmamızda pikseller arasındaki uzamsal ilişkiyi kullanarak bölütleme/kümeleme doğruluğu sonuçlarını geliştirmek amacıyla, elde edilen bulanık üyelik matrisinin uzamsal komşuluk ilişkilerinden yararlanılması amaçlanmıştır (Bilgin vd., 2008). Komşuluk ilişkilerinin kullanılması ayırık görüntülerde sıkça yararlanılan bir özelliktir. Uzamsal ilişkiler kümeleme yöntemlerinde de başarımı arttırmak için kullanılabilir; bu durumda bir piksele yeni bir etiket atanırken sadece kendine atanmış olan başlangıç etiketinin haricinde bölgesel komşuluğundaki piksellerin etiketleri de değerlendirilir (Wiemker 1997). Hiperspektral görüntülerde de komşu pikseller arasında benzerlik ilişkileri mevcuttur. Birbirleriyle ilişkili bu pikseller sahnedeki farklı maddelerin oluşturduğu bölütleri meydana getirmektedir. Bölüt, tanımsal olarak birbirine benzer ve bitişik piksellerin oluşturduğu bağlantılı sahne parçasıdır. Tez çalışmasının bu bölümünde bölütleme sonuçlarını geliştirmek amacıyla farklı bir yaklaşım izlenerek elde edilen bulanık üyelik matrisindeki uzamsal komşuluk ilişkilerinden yararlanılmıştır.

Kullanılan bulanık kümeleme algoritmaları ile hiperspektral görüntüdeki her bir pikselin değişik kümelerle ait üyelik dereceleri ‘*bulanık üyelik küpü*’ adını verdiğimiz bir yapı oluşturur. Bu küp aslında, c küme sayısını göstermek üzere, c adet iki boyutlu katmandan meydana gelmektedir. Küpün her bir katmanı ilgili kümeye ait üyelik derecelerini içermektedir. Bir piksel için her bir katmandaki üyelik derecelerinin toplamı 1’e eşittir. Örneğin hiperspektral görüntü c küme için bölümlendiğinde ilk katman, ilk kümeye ait üyelik derecelerini, ikinci katman ikinci kümeye ait üyelik derecelerini ve c . (sonuncu katman) ise son kümeye ait üyelik derecelerinden oluşacaktır. Eğer bir piksel en yüksek üyelik derecesine ilk küme için sahipse, bulanık üyelik kübünün ilk katmanında bu değeri gösterecektir. Bu küpün boyutları g : sahnenin genişliği, y : sahnenin yüksekliği (pikseller cinsinden) olmak üzere, $[g \times y \times c]$ olacaktır.

Uzamsal ilişkilerden yararlanırken komşuluk sınırları içindeki benzer olmayan piksellerin etkisinin en aza indirilmesi istenir. Bu amaçla “çekirdek içi faz korelasyonu” adını verdiğimiz uzamsal ilişkileri de içeren bir yöntem geliştirilmiştir. Bu isimlendirme, belirlenen çekirdek sınırları içinde sadece faz korelasyon ölçütüne göre benzer olan piksellerin sınıf bilgilerinin dikkate alındığını göstermek için kullanılmıştır.

Hiperspektral sahnede, çekirdek merkezinde işlem gören pikselin spektral imzası ayrıık şekilde vektörel olarak ($\mathbf{s}$ veya $\mathbf{s}[n]$) olarak; çekirdek içindeki diğer bütün piksellerin spektral imzası ise vektörel olarak ($\mathbf{x}$ veya $\mathbf{x}[n]$) şeklinde gösterilsin. $\mathbf{S}[k]$ ve $\mathbf{X}[k]$ bu spektral imzaların ayrıık Fourier dönüşümünü (AFD) göstermek üzere faz korelasyonu şu şekilde tanımlanabilir,

$$PCorr(\mathbf{s}, \mathbf{x}) = F^{-1} \left[\frac{\mathbf{S}[k] \mathbf{X}^*[k]}{|\mathbf{S}[k] \mathbf{X}^*[k]|} \right] \quad (4.14)$$

burada F^{-1} ters AFD’sini göstermektedir.

Eğer çekirdek içindeki iki pikselin spectral imzası birebir aynı ise ($\mathbf{s}[n]=\mathbf{x}[n]$), faz korelasyonu sonucu 1 olacaktır.

$$\begin{aligned} PCorr(\mathbf{s}, \mathbf{x}) &= F^{-1} \left[\frac{\mathbf{S}[k] \mathbf{X}^*[k]}{|\mathbf{S}[k] \mathbf{X}^*[k]|} \right] = F^{-1} \left[\frac{\mathbf{S}[k] \mathbf{S}^*[k]}{|\mathbf{S}[k] \mathbf{S}^*[k]|} \right] \\ &= F^{-1} \left[\frac{|\mathbf{S}[k]|^2}{|\mathbf{S}[k]|^2} \right] = F^{-1}[1] = \delta[n] \end{aligned} \quad (4.15)$$

Özdeş iki işaretin faz korelasyonu sonucu $n=0$ da birlik tepe oluşmaktadır. Klasik çapraz korelasyon ile karşılaştırıldığında faz korelasyonu daha ayırt edici ve keskin tepe değerleri

sağlayarak daha doğru sonuçlar üretmektedir (Urhan vd., 2006). Bundan dolayı iki spektral imza arasındaki yüksek benzerlik durumunda faz korelasyonunda belirgin bir keskin tepe olduğundan bu durum daha kesin bir netlikte belirlenebilir.

İki pikselin spektral olarak benzerliğine, aralarındaki faz korelasyonu değerinin belirli bir '*faz korelasyonu eşiğinden*' büyük olup olmadığına göre karar verilir. Faz korelasyonun önemli bir diğer özelliği ise normalizasyon yoluyla işaretlerin ağartılmasıdır (whitening effect). Bu özellik faz korelasyonunu hiperspektral algılayıcılarda görülmesi muhtemel ortalama değerdeki bağıl konum (offset) kaymalarından kaynaklanan gürültülere ve sabit kazanç hatalarına karşı daha gürbüz kılmaktadır (Urhan vd., 2006). Hiperspektral işaret işlemede bu tür gürültüler atmosferik etkilerden, yüzeydeki sıcaklık değişimlerinden, güneş ışımından ve hiperspektral algılayıcı hatalarından kaynaklanır (Mayer vd., 2003). Faz korelasyonu hiperspektral görüntü sistemlerindeki bu tür problemlere karşı matematiksel olarak bir yalıtım sağlar.

Uzamsal ilişkileri kullanarak başarıyı arttırmak amacıyla her bir piksel için kümeleme sonucunun kesinliği (clustering certainty) bir ön değerlendirme adımından geçirilir. Kesinliği değerlendirmek amacıyla bulanık üyelik dereceleri değerlendirilir. Öncelikle birinci ve ikinci en yüksek üyelik dereceleri arasındaki fark daha önceden belirlenen farksal eşikten (DiffTrsh) büyük olan pikseller yüksek belirliliğe sahip pikseller olarak adlandırılır. Belirlenen bu eşik küme sayısı ile (c) ters orantılıdır.

$$\text{DiffTrsh} = \alpha(1/c) \quad (4.16)$$

$\alpha \in \mathbb{R}$ ve $[0, c]$ aralığında tanımlı deneysel olarak bulunan bir parametredir.

BCO ve GKK kümeleme algoritmaları farklı bulanık üyelik dereceleri dağılımı göstermektedir. BCO'da diğer üyelik derecelerinden belirgin olarak yüksek bir üyelik değeri bulunurken; GKK'da üyelik dereceleri birbirine daha yakın değerlere yaklaşmaktadır. Algoritmaların bu özelliğini de hesaba katılarak α değerinin belirlenmesi gerekir. Daha sonra,

- En yüksek ve ikinci en yüksek üyelik değerleri arasındaki fark belirlenen farksal eşikten büyük olan piksellere doğrudan en yüksek üyelik derecesinin ait olduğu küme etiketi atanır.
- Birinci ve ikinci en yüksek üyelik değerleri arasındaki fark, belirlenen farksal eşikten küçük olan piksellerin etiketlenmesinde son karar faz korelasyonuna dayalı uzamsal

ilişkiler kullanılarak verilir.

İkinci durumda uzamsal ilişkilerden faydalanmak amacıyla pikseli çevreleyen komşulukta belirli bir boyutta çekirdekler yapılandırılır. Belirlenen çekirdek içindeki her bir pikselin merkez pikselle olan faz korelasyonu sonuçları elde edilir. Elde edilen sonuçlara göre daha önceden belirlenen faz korelasyonu eşik değerinden yüksek olan, benzer piksellerin etiketleri hesaba katılarak çoğunluk oylamasına göre (majority voting) baskın olan kümenin etiketi yeni etiket değeri olarak bu piksele atanır.

4.2.2 Bulanık Üyelik Kübünün Uzamsal olarak Süzgeçlenmesi

Uzamsal ilişkilerden daha fazla yararlanmak amacıyla ‘çekirdek içi faz korelasyonundan’ önce bulanık üyelik küpünde Gauss alçak geçiren süzgeçleme işlemi gerçekleştirilmiştir. İki boyutta gerçekleştirilen süzgeçlemede, bulanık üyelik kübünün her bir katmanına ayrı ayrı 2-boyutlu Gauss süzgeçleme maskeleri kullanılır. Küme atama işlemi daha önce de belirtildiği gibi Gauss süzgeçlemesinden sonra gerçekleştirilir. Böylelikle küme üyelik dereceleri maske içindeki uzamsal komşuluk değerleri de hesaba katılarak ağırlıklı olarak ortalananmış olur. Burada kullanılan maskenin boyutu çekirdek içi faz korelasyonu aşamasında kullanılan çekirdek ile aynı boyuttadır. Gauss süzgeçleme, etrafındaki komşuluk değerleri düşük olan yüksek değerli üyelik derecelerinin değerini azaltırken; komşuluk bölgesinde yüksek değerli üyelik dereceleri barındıran düşük değerli üyelik derecelerinin değerini ise artırır.

Gauss süzgeçleme işaret ve görüntü işleme alanında sıkça kullanılan başarılı bir görüntü zenginleştirme yöntemidir. İki boyutlu, izotropik (dairesel olarak simetrik) bir Gauss süzgeçleme maskesi, maske boyutu ve standart sapması ile birlikte şu şekilde tanımlanabilir:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (4.17)$$

Burada σ ortak olarak Gauss maskesinin x ve y yönlerindeki standart sapmasını göstermektedir. Yön değişkenleri ise (x ve y) değerlendirilen pikselin maske merkezinden olan uzaklığını vermektedir. Standart sapma (σ) tipik olarak maskenin genişliğini kontrol eden bir parametredir.

Bulanık üyelik kübü üzerinde 2-boyutlu süzgeçlemenin yanı sıra 3-boyutlu süzgeçlemenin etkileri de araştırılmıştır. 3-Boyutlu süzgeçleme sayesinde bulanık üyelik matrisinin yalnız katman içi değil, katmanlar arası ilişkileri de hesaba katılarak kümeleme başarımının artırılması amaçlanmıştır. Katmanlar arası ilişki ise özellikle üyelik değerlerinin birbirine

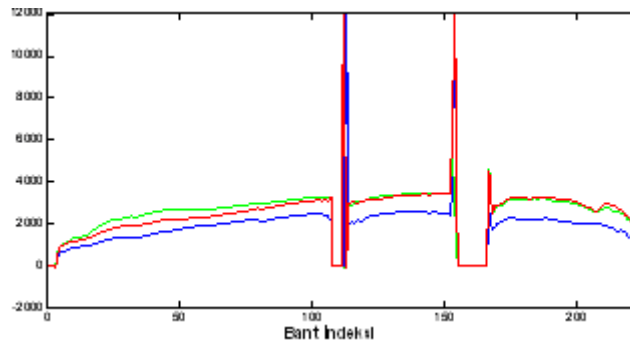
yakın olduğu durumlarda kümeleme başarımını artırıcı bir etkiye sahiptir. Üç boyutlu, izotropik (dairesel olarak simetrik) bir Gauss süzgeçleme maskesi, küp büyüklüğü ve standart sapması ile birlikte şu şekilde tanımlanabilir:

$$g(x, y, z) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{3/2}} e^{-\frac{x^2+y^2+z^2}{2\sigma^2}} \quad (4.18)$$

Burada σ ortak olarak Gauss maskesinin x, y ve z yönlerindeki standart sapmasını göstermektedir. Yön değişkenleri ise (x, y ve z) pikselin 3-boyutlu maske merkezinden olan uzaklığını vermektedir. σ tipik olarak maskenin genişliğini kontrol eden bir parametredir. Burada dikkat edilmesi gereken husus uzamsal olarak süzgeçlemenin spektral bilgiyi içermediğidir. Bununla birlikte, uzamsal filtrelemeden sonra uygulanan çekirdek içi faz korelasyonu tabanlı çoğunluk oylaması spektral bilginin de beraberce kullanılmasına olanak sağlar.

4.3 Deneysel Sonuçlar

Benzetimlerde, eğiticişiz sınıflandırma sonuçlarını değerlendirebilmek amacıyla Bölüm 2.1’de ayrıntılı olarak tanıtılan ve NASA tarafından sağlanan AVIRIS Cuprite-Nevada hiperspektral görüntü verisi kullanılmıştır. Orijinalde 224 spektral bant içeren bu veri atmosferik etkilerden etkilenmiş gürültülü bantların çıkarılması sonucu 196 banda düşürülmüştür. Kullanılan sahne 158 satır/sahne ve 614 piksel/satır’dan oluşmaktadır. Şekil 4.1’de gürültülü bantların atılması ve normalizasyon işlemi öncesindeki farklı üç piksele ait spektral imzalar gösterilmektedir. Bu sahne için hazırlanmış bir kesin referans haritası bulunmamakla birlikte USGS (U.S. Geological Survey) tarafından oluşturulmuş mineral imza bilgileri kütüphanesi mevcuttur (Swayze vd., 1992), (Clark vd., 1993).



Şekil 4.1 AVIRIS Cuprite S5 görüntüsündeki farklı üç piksel için spektral imzalar (400 ve 2500 nm dalgaboyundaki normalizasyon öncesi 224 spektral kanal için)

Veri boyutunun azaltılması amacıyla ADD’nde Daubechies 4 (DB4) filtresi kullanılmıştır ve her bir piksele ait spektral imzaya uygulanmıştır. Spektral imzalara uygulanan her alçak ve yüksek geçiren süzgeçlemeden sonra yüksek ve alçak geçiren süzgeç çıkışlarından sadece alçak geçiren süzgeç katsayıları dikkate alınır ve yüksek geçiren süzgeç çıkışları bir sonraki ayrıştırma adımında dikkate alınmaz. Burada hatırlanması gereken husus, ADD’de spektral imzaların boyunun (l_1) (Cuprite verisi için 196) ve dalgacık süzgeç katsayılarının boyu (l_2 - DB4 dalgacığı için 8) olmak üzere her bir süzgeç çıkışının toplam uzunluğunun $l=l_1+l_2-1$ olduğudur. Alçak geçiren süzgeç katsayıları daha sonra aşağı-örnekleme (örnekleme çarpanı 2 olmak üzere) ile yarıya düşürülür. Yinelemeli her bir adımın ardından alçak geçiren süzgeç çıkışında orijinal spektral imzanın yumuşatılmış bir versiyonu elde edilir. Sonuçta sonlu sayıda, orijinal spektral imzanın ilk uzunluğundan daha az sayıda elemandan oluşan yaklaşıklık (büyük ölçekli) katsayıları elde edilir ve özellik olarak kullanılır. Bu yöntem literatürde ‘doğrusal dalgacık özellik çıkartımı’ olarak adlandırılmıştır (Hsu, 2007).

Spektral imzaların boyutunun azaltılmasında kullanılacak ADD için ayrıştırma seviyesi belirlenmelidir. Ayrıştırma seviyesinin uygun değerinin belirlenmesi için nesnel bir yaklaşımdan yararlanmak gerekir. Bu sebeple ilinti katsayısı (ρ), SAÖ (Bölüm 2, (2.2))’de tanımlanmıştır ve ortalama karesel hata (OKH) benzerlik kriterleri kullanılmıştır.

$$\begin{aligned} \rho(\mathbf{x}, \mathbf{y}) &= \frac{E[(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})]}{\sigma(\mathbf{x})\sigma(\mathbf{y})} = \frac{\text{cov}(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{\sigma(\mathbf{x})\sigma(\mathbf{y})} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^d x_i y_i - (1/d) \sum_{i=1}^d x_i \sum_{i=1}^d y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^d x_i^2 - (1/d) (\sum_{i=1}^d x_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^d y_i^2 - (1/d) (\sum_{i=1}^d y_i)^2}} \end{aligned} \quad (4.20)$$

$$\text{OKH}(x, y) = \frac{1}{d} \sum_{i=1}^d (y_i - x_i)^2 \quad (4.21)$$

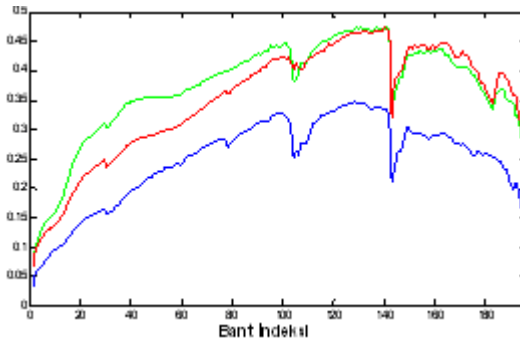
Burada d , değerlendirilen iki farklı işaretin ($\mathbf{x}$ ve $\mathbf{y}$) boyunu vermektedir. İlinti katsayısı ve SAÖ iki işaret arasında yüksek benzerlik bulunması halinde 1’e yakın değerler üretmektedir. Diğer taraftan OKH ise iki işaret arasındaki (burada orijinal ve yeniden çatılmış spektral imzalar söz konusu olacaktır) farklılığı ortaya koyan bir ölçüttür. Çizelge 4.1’de AVIRIS Cuprite S5 verisinde bütün sahne için, orijinal ve geriçatılmış spektral imzalar için ortalama ilinti katsayısı, SAÖ ve OKH değerleri sunulmuştur. Karşılaştırma yapabilmek amacıyla ADD ayrıştırma ve geriçatma aşamalarında da Haar (DB1) ve Daubechies 4 (DB4) dalgacıkları kullanılmıştır. Karşılaştırma ölçütlerinin hesabında bir piksele ait geriçatılmış

imza ayrı ayrı her bir seviyedeki yaklaşık (alçak-geçiren) katsayıları ve sıfıra eşitlenmiş detay (yüksek-geçiren) katsayılarının ters ADD alınması yoluyla elde edilmiştir. ADD’nde seçilen seviyenin değeri arttıkça elde edilen alçak-geçiren katsayılar orijinal spektral imzanın daha kaba bir yaklaşıklıklağı olmaktadır ve orijinal imzanın şeklinden uzaklaşmaktadır. Bu yüzden Çizelge 4.1’de de görülebileceği gibi ilinti katsayısı ve SAÖ değerleri, seviye ile ters orantılı olarak azalmakta; OKH değeri ise doğru orantılı olarak artmaktadır. Deneysel çalışmalarda optimum bir değer olarak (yeterli boyut azaltmayı sağlayan ve bağıl olarak ufak bir geriçatma hatası veren) ayrıştırma seviyesi iki olarak seçilmiştir. İki seviyeli ayrıştırmada Çizelge 4.1’den de görülebileceği gibi DB4 dalgacığı Haar dalgacığına oranla, ilinti katsayısı ve SAÖ ölçütlerinde, daha yüksek değere sahiptir. Sonuçta ADD’de DB4 dalgacığı kullanarak iki seviyeli bir ayrıştırma uygulanarak spektral bant sayısı 196’dan 54’e düşürülmüştür.

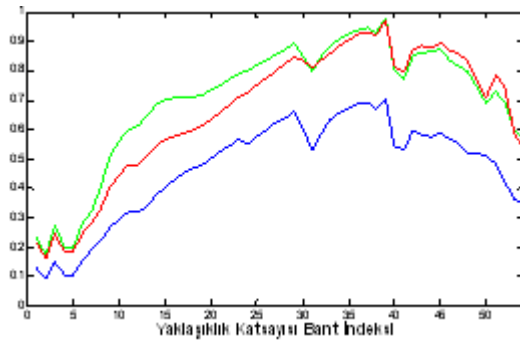
Şekil 4.2 (a)’da daha önce Şekil 4.1’de gösterilen üç farklı spectral imzanın gürültülü bantların giderimi ve normalizasyon sonrasındaki çizimi gösterilmektedir. Şekil 4.2 (b)’de ise ‘doğrusal dalgacık özellik çıkarımı’ yöntemiyle elde edilen aynı spektral imzalara ait, boyutu 196’dan 54’e düşürülmüş bantların çizimleri sunulmaktadır.

Çizelge 4.1 ADD’de DB1 ve DB4 dalgacıkları kullanılarak geriçatılmış spektral imzalar için ortalama ρ , SAÖ, OKH değerleri

Seviye	Haar (DB1)			DB4		
	ρ	SAÖ	OKH	ρ	SAÖ	OKH
1	0.9987	0.9877	1.0000	0.9982	0.9860	1.0000
2	0.9926	0.9712	1.0000	0.9962	0.9794	1.0000
3	0.9851	0.9593	1.0001	0.9933	0.9726	1.0001
4	0.9732	0.9456	1.0001	0.9845	0.9584	1.0001
5	0.9129	0.9034	1.0004	0.9693	0.9418	1.0002



(a)



(b)

Şekil 4.2 (a) Gürültülü bantların giderimi ve normalizasyon sonrası elde edilen spektral imzalar -196 bant-. (b) ADD (DB4 ile) sonrası elde edilen yaklaşıklık katsayıları -54 bant-

Bölütme adımı, spektral açılma ölçütü (SAÖ), Öklit uzaklığı ölçütü (ÖÜÖ), spektral ilinti ölçütü (SİÖ) ve spektral bilgi ıraksaklık ölçütü (SBIÖ) benzerlik kıstasları, farklı eğitici sınıflayıcılar ile elde edilen sonuçlar ile karşılaştırma amacıyla bölge büyütme (region growing) benzerlik bölütmesi yaklaşımında kullanılmıştır. Daha kolay bir karşılaştırma olanağı sağlamak amacıyla bütün benzerlik ölçütlerinin sadece normalize edilmiş versiyonları elde edilmiş (bkz. Bölüm 2.5) ve böylelikle spektral benzerlik ölçütlerinin sonuç değerlerinin $[0, 1]$ aralığında olması sağlanmıştır. Bölge büyütme tabanlı bölütlemeyi gerçekleştirilirken benzer iki spektral imzaya sahip piksel aynı kümeye atanır. Benzerlik kıstası olarak da bahsi geçen ölçütler kullanılmış ve belirli bir eşik değerinden yüksek benzerlik gösteren pikseller aynı kümeye ait kabul edilmiştir. Daha önceden belirlenmiş eşik değeri oluşacak olan küme sayısının belirlenmesinde doğrudan etkilidir. Bu yüzden bölütme işleminde iki aşamalı bir kümeleme yaklaşımı tercih edilerek istenen sayıda küme sayısı elde edilmiştir. İlk aşamada kullanılan eşik ‘kaba eşik - coarse threshold’ olarak adlandırılmış ve başlangıç olarak istenilen sayıdan daha fazla küme sayısına ulaşılması amaçlanmıştır. İkinci aşamada ise elde edilmiş olan kümelerin küme merkezleri hesaplanarak küme temsilcileri bulunmuştur. Belirlenmiş olan küme temsilcileri ve ‘hassas eşik – fine threshold’ yardımıyla benzer kümeler birleştirilerek istenen sayıda küme elde edilmiştir. Bu iki aşamalı bölge büyütme tabanlı benzerlik bölütme yöntemi istenilen sayıda kümenin elde edilmesi için hesapsal bir kolaylık sağlamıştır.

Benzetim çalışmalarında AVIRIS Cuprite S5 hiperspektral görüntüsü için iki farklı küme sayısında sonuçlar Çizelge 4.2 (9 küme için) ve Çizelge 4.3 (15 küme için) verilmiştir. Daha önce de belirtildiği gibi bu sahne için daha önceden belirlenmiş saf madde (endmember) sayısı kesin olarak bilinmemektedir. Bu yüzden USGS tarafından bu sahne için oluşturulmuş mineral bilgisine göre, başlangıç olarak sahnede en yoğun bulunan mineral sayısınınca 9 küme; ikinci benzetimde ise daha detaylı değerlendirme amacıyla bütün temel saf mineral sayısınınca 15 küme olarak seçilmiştir. Çizelge 4.2 ve Çizelge 4.3’de bulanık küme algoritmaları olan BCO ve GKK algoritmalarının yanı sıra K-ortalamlar, ÖDH (Özdüzenleyicili Haritalar-Self Organizing Maps) (Kohonen, 2001), SAÖ, ÖÜÖ, SİÖ ve SBIÖ tabanlı bölge büyütme tipinde benzerlik bölütme yöntemleri için ortalama BD değerleri verilmiştir.

ÖDH algoritması eğitici özel bir yapay sinir ağı yapısı olup yüksek boyutlu verilerin daha düşük boyutlu çıktılar üretmesi için kullanılır. ÖDH algoritmasında nöronlar iki boyutlu ızgara yapısının düğümleri üzerine yerleştirilmiştir. ÖDH yapay sinir ağının öğrenmesi iki fazdan oluşur: sıralama (ordering) ve yakınsama (convergence). Sıralama fazında başlangıç

öğrenme oranı ve komşuluk fonksiyonu (tipik olarak Gauss) belirlenir (Villmann ve Merényi, 2002). Öğrenme oranı ve komşuluk fonksiyonun destek bölgesi (komşuluk penceresinin büyüklüğü) her bir döngüde doğrusal olarak azaltılır. Çizelgelerde sunulan sonuçlarda sıralama fazı için başlangıç öğrenme oranı 0.9, son öğrenme oranı 0.05 ve sıralama fazının döngü değeri 333 olarak seçilmiştir. Yakınsama fazında ise son öğrenme oranı 0.01' e, komşuluk uzaklığı ise 1'e sabitlenmiştir. Yakınsama fazının döngü sayısı ise 667 olarak seçilmiştir.

BCO, GKK, K-ortalamlar ve ÖDH algoritmalarında hata toleransı 0.0001 olarak belirlenmiştir. BCO ve GKK algoritmalarında bulanık ağırlık üsteli (m), 2 olarak belirlenmiştir. GKK algoritmasındaki γ_j ($j=1,...,c$) parametresi kümelerin hacimlerini belirleyen bir parametredir. Sahnenin kesin referansı için önsel bir bilgi olmadığından bu parametrelerin hepsinin değeri 1 olarak seçilmiştir.

Karşılaştırma amacıyla Çizelge 4.2 ve Çizelge 4.3'de boyut indirgeme öncesi (196 boyutlu) ve ADD ile boyutun indirgenmesi sonrası (54 boyutlu) ortalama bölütleme doğruluğu (BD) değerleri sunulmuştur. Buradaki tek istisna boyut indirgemedi önceki GKK algoritması sonucudur. Çünkü GKK algoritması yüksek boyutlarda sonuç üretememektedir.

BCO ve GKK algoritmaları belirlenen küme sayısınca üyelik derecesi üretirler. Bu noktada ortalama BD değeri hesaplanırken en yüksek değeri veren üyelik derecesinin etiket değeri kullanılmıştır. Ayrıca bütün bölütleme yöntemlerinde SAG hesabında ortak olarak SAÖ benzerlik ölçütü olarak esas alınmıştır.

Çizelge 4.2 AVIRIS Cuprite S5 sahnesinde 9 küme için değişik kümeleme yöntemleri ile elde edilmiş ortalama bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları

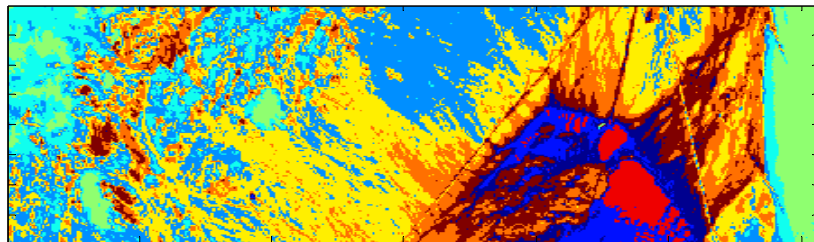
Kümeleme Yöntemleri	Ortalama BD	
	Boyut İndirgmeden Önce	Boyut İndirgmeden Sonra
SİÖ tab. benz. bölüt.	1.0032	1.0039
SAÖ tab. benz. bölüt.	1.0053	1.0128
ÖÜÖ tab. benz. bölüt.	1.0054	1.0057
SBIÖ tab. benz. bölüt.	1.0009	1.0008
ÖDH, SAÖ	1.0231	1.0312
K-ortalamlar, SAÖ	1.0313	1.0322
BCO, SAÖ	1.0309	1.0309
GKK, SAÖ	NA	1.0368

Çizelge 4.3 AVIRIS Cuprite S5 sahnesinde 15 küme için değişik kümeleme yöntemleri ile elde edilmiş ortalama bölütleme doğruluğu (BD) sonuçları

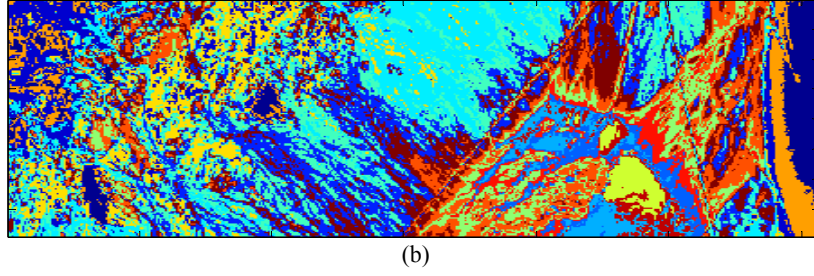
Kümeleme Yöntemleri	Ortalama BD	
	Boyut İndirgemedен Önce	Boyut İndirgemedен Sonra
SİÖ tab. benz. bölüt.	1.0033	1.0039
SAÖ tab. benz. bölüt.	1.0057	1.0074
ÖÜÖ tab. benz. bölüt.	1.0077	1.0065
SBIÖ tab. benz. bölüt.	1.0003	1.0008
ÖDH, SAÖ	1.0249	1.0378
K-ortalamlar, SAÖ	1.0369	1.0391
BCO, SAÖ	1.0329	1.0341
GKK, SAÖ	NA	1.0401

Çizelge 4.2 ve Çizelge 4.3’de verilen benzetim sonuçlarına göre en iyi BD değerini GKK algoritması üretmektedir. BCO ise boyut indirgendikten sonra K-ortalamlar ve ÖDH’den daha düşük sonuçlar üretmektedir. Her iki çizelgeden de elde edilen sonuçlara göre ÖDH’nin verinin boyutuna karşı daha duyarlı olduğu görülebilir. Şekil 4.3 ve Şekil 4.4’te görsel değerlendirme amacıyla 9 ve 15 küme için elde edilen bölütleme haritaları sunulmuştur.

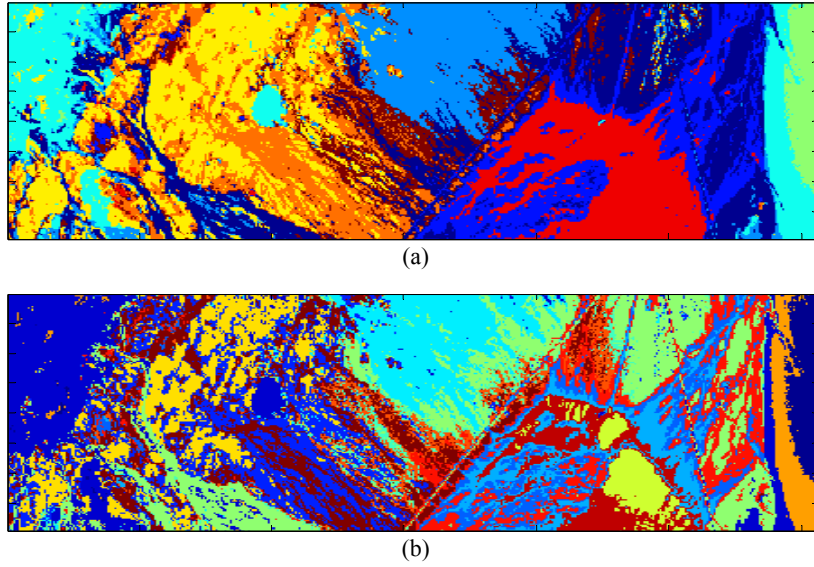
Bulanık kümeleme algoritmalarının diğer yöntemlerden farklı özelliği ise dereceli üyelik değerlerine sahip olmalarıdır. Böylelikle sahnedeki bir pikselin birçok kümeye değişik üyelik dereceleri ile ait olduğu söylenebilir. Bulanık yaklaşımlardaki gürbüzlük, algoritmanın kümelerden biri için diğerlerine oranla daha yüksek üyelik derecesi üretmesi, dolayısıyla kümeleme sonucunun daha kesin olması ile alakalıdır. BCO algortması GKK’dan daha basit bir hedef fonksiyonuna sahiptir. Bu yüzden yüksek boyutlu verilerde GKK’dan daha gürbüzdür. Hiperspektral görüntülerde olduğu gibi yüksek boyutlu verilerde GKK algoritması üyelik derecesi matrisinin başlangıç durumuna karşı oldukça duyarlıdır. Bu probleme bir çözüm olarak GKK algoritmasının üyelik matrisinin başlangıç durumunda BCO algoritması tarafından üretilmiş olan üyelik matrisi kullanılmıştır. Böylelikle rastgele oluşturulan üyelik matrisi ile elde edilen düşük BD sonuçları ortadan kaldırılmış ve GKK algoritmasının daha iyi sonuçlar üretmesi sağlanmıştır.



(a)



Şekil 4.3 (a) BCO algoritmasıyla elde edilen en yüksek üyelik derecesine göre, (a) 9 küme ve (b) 15 küme için elde edilen bölütleme haritaları



Şekil 4.4 (a) GKK algoritmasıyla elde edilen en yüksek üyelik derecesine göre, (a) 9 küme ve (b) 15 küme için elde edilen bölütleme haritaları

4.3.1 Uzamsal İlişkileri Kullanarak Elde Edilen Sonuçlar

Kümeleme başarımını arttırmak için uzamsal ilişkilerden yararlanılmak amacıyla değişik büyüklüklerde çekirdekler kullanılmıştır. Bu çekirdekler, K tek bir sayı olmak üzere, $K \times K$ 'lık iki boyutlu bir matris olarak yapılandırılır (örn. 1×1 -uzamsal ilişki yok-, 3×3 , 5×5 , 7×7 ,...). Benzetimlerde hesapsal yük nedeniyle ve uzamsal ilişkilerin yakın bölgelerdeki etkisi de hesaba katılarak sahnenin büyüklüğüne oranla küçük boyutlarda çekirdekler seçilmiştir ($K=1, 3, 5, 7, 9, 11$). Bulanık üyelik küplerinin orijinal ve süzgeçlenmiş versiyonları süzgeçlemenin BD üzerindeki başarımını gösterebilmek için ayrı ayrı ele alınmıştır. Bunun yanı sıra 2 ve 3-boyutlu Gauss süzgecinin BD'a katkısı karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. BD hesaplanırken Çizelge 4.4'de, Çizelge 4.5'de ve Çizelge 4.6'da SAÖ benzerlik kıstası kullanılmıştır.

Çekirdek içindeki benzer pikselleri bulmak için kullanılan faz korelasyon eşiği deneysel

olarak 0.9 olarak belirlenmiştir. Böylelikle iki piksel arasındaki faz korelasyon değerinin 0.9 ve 1 arasında olması durumunda bu iki pikselin benzer olduğu söylenebilir. Eğer eşik değeri yükseltirirse uzamsal ilişkileri kullanan bu yapıya daha az piksel katkıda bulunacaktır. Yapılan benzetim çalışmalarında bu durumda BD'nun değerinin düştüğü gözlemlenmiştir. Yüksek uzamsal değişkenliğe sahip olan hiperspektral görüntülerde daha düşük faz korelasyonu eşiği kullanmak mümkündür.

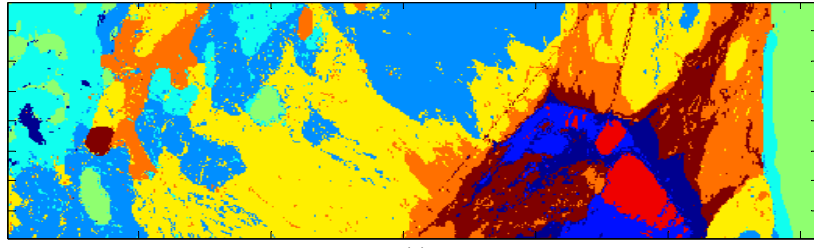
Çizelge 4.4'de Gauss süzgeçleme olmaksızın, sadece çekirdek için faz korelasyonu kullanarak elde edilen BD sonuçları değişik komşuluk büyüklükleri ($K \times K$) için verilmiştir. BD, orijinal üyelik dereceleriyle 9 ve 15 küme için hesaplanmıştır. Farksal eşik değeri (α) BCO için 5, GKK için ise 1 olarak belirlenmiştir. Faz korelasyonu eşik değeri her iki küme sayısındaki benzetimlerde 0.9 olarak alınmıştır. Çizelge 4.4'den de görülebileceği gibi BCO algoritmasının sonuçları, sadece çekirdek içi faz korelasyonu kullanıldığı bu durumda artmıştır. Diğer taraftan bu artış GKK için elde edilen sonuçlar için söz konusu değildir.

Çizelge 4.4'deki sonuçlara göre, Şekil 4.5'te (a) 9 küme ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin sadece çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edildiği BCO bölütleme haritaları sunulmuştur. Bölütleme haritalarında kullanılan çekirdek büyüklükleri Şekil 4.5 (a) için 11×11 ve Şekil 4.5 (b) için 7×7 'dir. Şekil 4.6'da ise (a) 9 küme ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin sadece çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edildiği GKK bölütleme haritaları sunulmaktadır. Bölütleme haritalarında kullanılan çekirdek büyüklüğü Şekil 4.6 (a) ve (b) için 3×3 'dür.

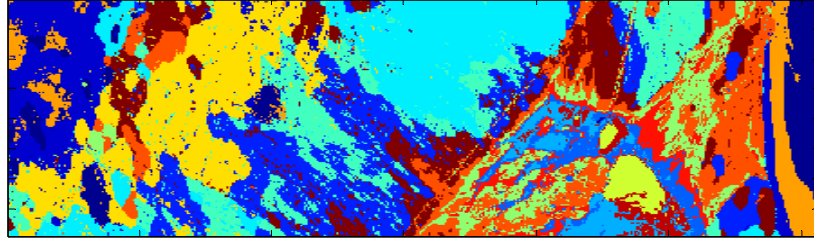
Çizelge 4.4 BCO ve GKK algoritmaları için Gauss süzgeçleme olmaksızın, sadece çekirdek için faz korelasyonu kullanarak elde edilen BD sonuçları

	9 KÜME		15 KÜME	
K	BCO	GKK	BCO	GKK
1*	1.0309	1.0368	1.0341	1.0401
3	1.0315	1.0368	1.0353	1.0400
5	1.0324	1.0367	1.0361	1.0396
7	1.0324	1.0364	1.0363	1.0393
9	1.0327	1.0363	1.0363	1.0391
11	1.0328	1.0362	1.0362	1.0403

(* uzamsal ilişki olmaksızın)

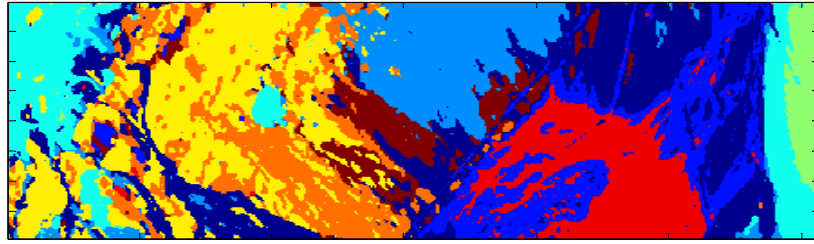


(a)

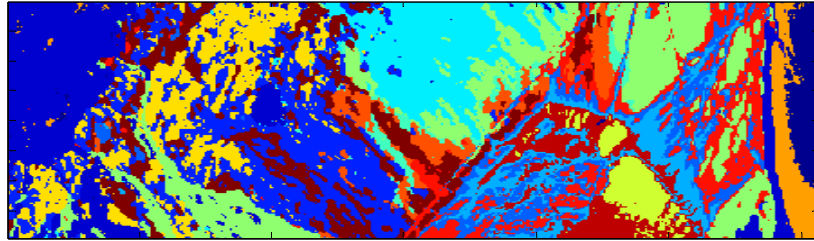


(b)

Şekil 4.5 (a) 9 Küme ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin sadece çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edildiği BCO bölütleme haritaları



(a)



(b)

Şekil 4.6 (a) 9 Küme ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin sadece çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edildiği GKK bölütleme haritaları

Çizelge 4.5 ve Çizelge 4.6’da sırasıyla 2-boyutlu ve 3-boyutlu Gauss süzgeçleri kullanıldığında elde edilen BD sonuçları gösterilmiştir. Gauss fonksiyonundaki standart sapma (σ) parametresi çekirdek içindeki noktaların ağırlığını belirleyen bir parametredir ve bu parametrenin değerini belirlerken üyelik derecelerinin dağılımı dikkate alınmalıdır. BCO algoritmasında en yüksek iki üyelik derecesi arasındaki fark çoğunlukla büyük olduğu için daha büyük bir standart sapma değerinin kullanılması BD’yi arttırmaktadır. Böylelikle çekirdek sınırlarına yakın bölgelerdeki piksellerin daha belirgin olarak uzamsal değerlendirmeye katkıda bulunması sağlanmış olur. Diğer taraftan GKK algoritmasında

üyelik derecelerinin değerleri birbirine oldukça yakındır. Bu yüzden sınır bölgesine yakın olan piksellerin olumsuz etkilerini giderebilmek amacıyla standart sapma değeri daha küçük seçilmelidir. Benzetim çalışmalarında gerek 2-boyutlu gerek 3-boyutlu Gauss süzgeçlerinde BCO için σ değerinin 0.9, GKK için ise 0.6 değerinin BD açısından en iyi sonucu ürettiği gözlemlenmiştir.

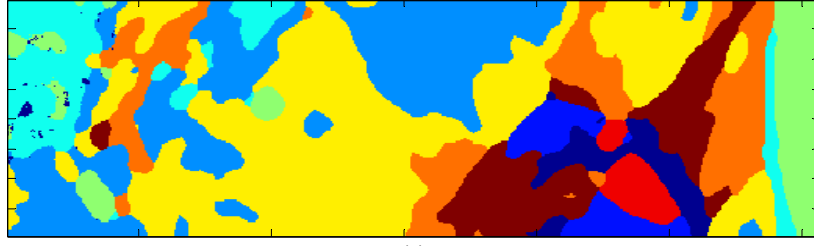
Çizelge 4.5’de 2-boyutlu Gauss süzgeçlemesi ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edilen BD sonuçları değişik komşuluk büyüklükleri ($K \times K$) için verilmiştir. Farksal eşik değeri (α) BCO için 5, GKK içinse 1 olarak seçilmiştir. Standart sapma değeri (σ) BCO için 0.9, GKK için ise 0.6 olarak belirlenmiştir. Faz korelasyonu eşik değeri ise her iki küme sayısındaki benzetimlerde 0.9 olarak alınmıştır. Çizelge 4.5’den de görülebileceği gibi 2-boyutlu süzgeçlemenin BCO ile elde edilen BD sonuçları üzerinde olumlu bir etkisi bulunmaktadır. Diğer taraftan GKK ile elde edilen BD sonuçları üzerinde göreceli olarak 9 küme için ufak bir artış olmakla beraber 15 küme için bu durum söz konusu olmamaktadır. Bunun sebebi küme sayısı arttıkça üyelik dereceleri arasındaki farkın azalmasıdır ve bu durumdan GKK olumsuz olarak etkilenmektedir.

Şekil 4.7 ve Şekil 4.8’de Çizelge 4.5’den yararlanarak, sırasıyla (a) 9 küme ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin 2-boyutlu Gauss süzgeci ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edildiği BCO ve GKK bölütleme haritaları sunulmuştur. Bölütleme haritalarında kullanılan çekirdek büyüklükleri Şekil 4.7 (a) ve (b) için 11×11 ; Şekil 4.8 (a) ve (b) için 3×3 ’dür.

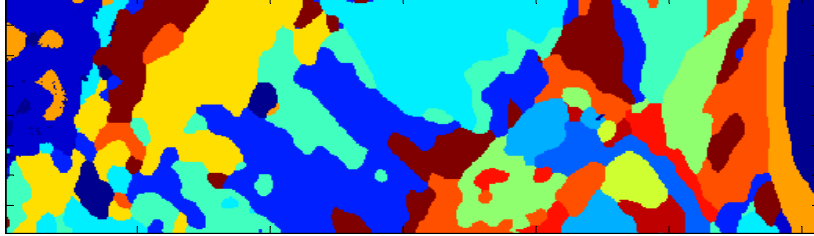
Çizelge 4.5 BCO ve GKK algoritmaları için 2-boyutlu Gauss süzgeçleme ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edilen BD sonuçları

	9 KÜME		15 KÜME	
K	BCO	GKK	BCO	GKK
1*	1.0309	1.0368	1.0341	1.0401
3	1.0320	1.0371	1.0361	1.0401
5	1.0324	1.0370	1.0368	1.0397
7	1.0327	1.0367	1.0367	1.0393
9	1.0328	1.0364	1.0368	1.0391
11	1.0333	1.0360	1.0371	1.0387

(* uzamsal ilişki olmaksızın)

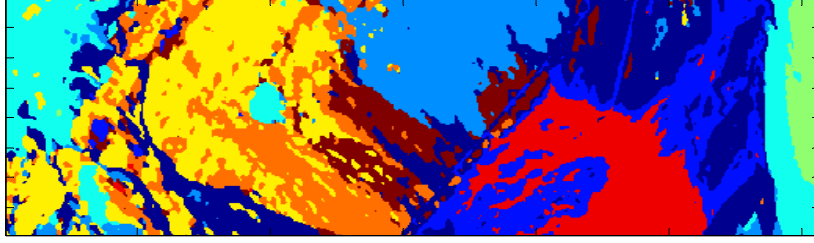


(a)

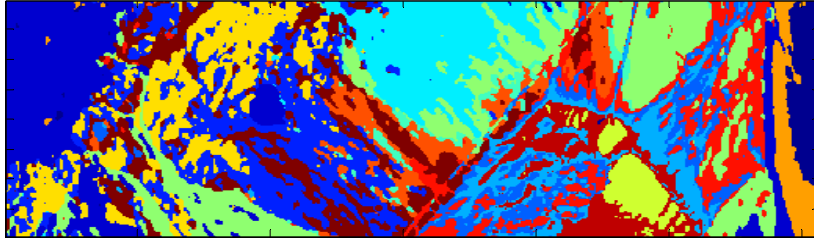


(b)

Şekil 4.7 (a) 9 ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin 2-boyutlu Gauss süzgeci ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edildiği BCO bölütleme haritaları



(a)



(b)

Şekil 4.8 (a) 9 ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin 2-boyutlu Gauss süzgeci ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edildiği GKK bölütleme haritaları

2-Boyutlu Gauss süzgeçleme ile elde edilen geliştirmelerden sonra 3-boyutlu Gauss süzgecinin de etkisi araştırılmıştır. 3-Boyutlu yapıda çekirdekler $K \times K \times K$ ’lık küpler şeklinde ifade edilebilir (örn. $1 \times 1 \times 1$ -uzamsal ilişki yok-, $3 \times 3 \times 3$, $5 \times 5 \times 5$, $7 \times 7 \times 7$, $9 \times 9 \times 9$,...). Çizelge 4.6’da 3-boyutlu Gauss süzgeçlemesi ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edilen BD sonuçları değişik komşuluk büyüklükleri için verilmiştir. Standart sapma değeri (σ) BCO için 0.9, GKK için ise 0.6 olarak belirlenmiştir. Faz korelasyonu eşik değeri ise her iki küme sayısındaki benzetimlerde 0.9 olarak alınmıştır. Burada dikkat edilmesi gereken nokta, 3-boyutlu süzgeçlemede küme sayısının artmasıyla beraber çekirdek büyüklüğünün de farklı küme katmanlarının etkisini de hesaba katmak için arttırıldığıdır.

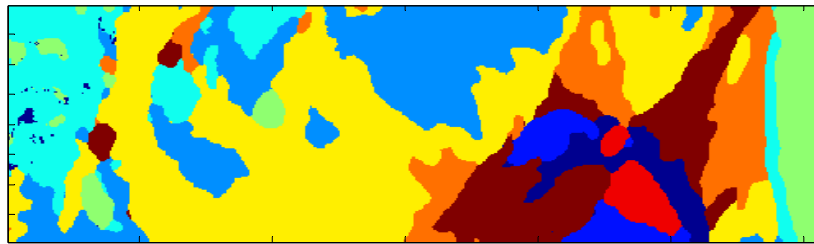
Çizelge 4.6 BCO ve GKK algoritmaları için 3-boyutlu Gauss süzgeçleme ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edilen BD sonuçları

<i>K</i>	9 KÜME		15 KÜME	
	BCO	GKK	BCO	GKK
1*	1.0309	1.0368	1.0341	1.0401
3	1.0325	1.0430	1.0360	1.0428
5	1.0330	1.0451	1.0367	1.0422
7	1.0333	1.0384	1.0368	1.0414
9	1.0337	1.0380	1.0367	1.0405
11	-	-	1.0366	1.0406
13	-	-	1.0364	1.402
15	-	-	1.0365	1.397

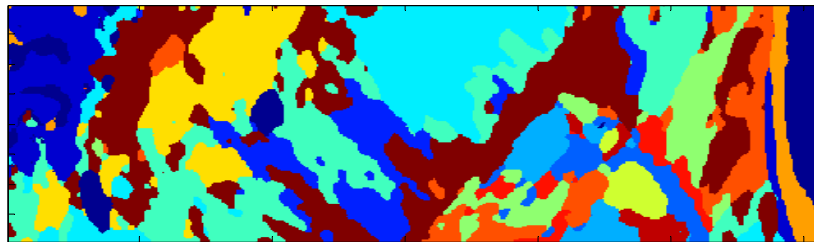
(* uzamsal ilişki olmaksızın)

Çizelge 4.6'ya göre, 3-boyutlu Gauss süzgeçlemesi ve çekirdek içi faz korelasyonunun kullanılması BD sonuçlarını önemli ölçüde arttırmaktadır. Özellikle GKK'da karşılaşılan küçük üyelik derecelerinden kaynaklanan problem 3-boyutlu süzgeçleme kullanılarak çözülmüştür. Çizelge 4.6'da dikkat çeken diğer bir nokta, özellikle GKK'da çekirdek büyüklüğünün artırılması ile beraber BD'nun düşmesidir. Bunun nedeni, çekirdek büyüklüğünün artırılması ile birlikte uzak noktalarındaki verilerin sonuçları olumsuz yönde etkilemeye başlamasıdır.

Şekil 4.9 ve Şekil 4.10'da Çizelge 4.6'den yararlanarak, sırasıyla (a) 9 küme ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin 3-boyutlu Gauss süzgeci ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanarak elde edildiği BCO ve GKK bölütleme haritaları sunulmuştur. Bölütleme haritalarında kullanılan çekirdek büyüklükleri Şekil 4.9 (a) için $9 \times 9 \times 9$ ve (b) için $7 \times 7 \times 7$; Şekil 4.10 (a) için $5 \times 5 \times 5$ ve (b) için $3 \times 3 \times 3$ 'dür.

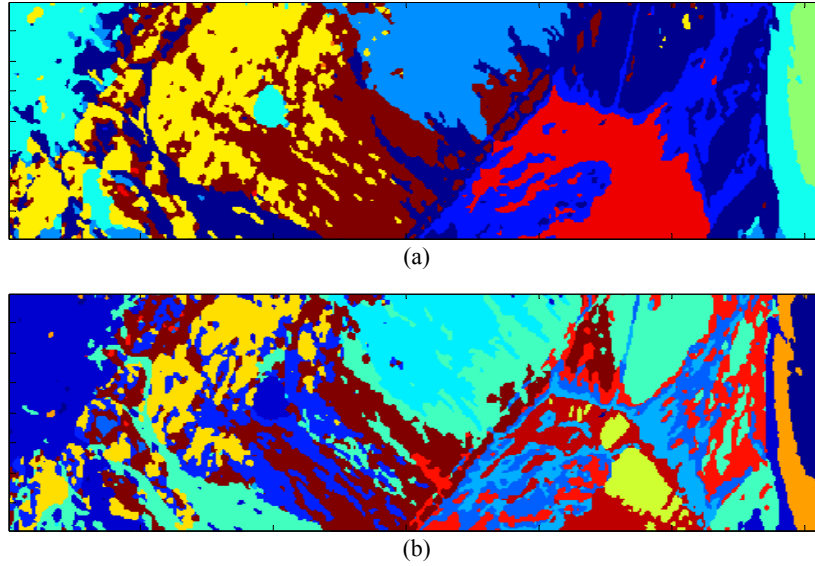


(a)



(b)

Şekil 4.9 (a) 9 Küme ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin 3-boyutlu Gauss süzgeci ve çekirdek içi faz korelasyonu BCO bölütleme haritaları



Şekil 4.10 (a) 9 Küme ve (b) 15 küme için uzamsal ilişkilerin 3-boyutlu Gauss süzgeci ve çekirdek içi faz korelasyonu GKK bölütleme haritaları

4.3.2 Kesin Referansa Sahip Hiperspektral Görüntü İçin Elde Edilen Sonuçlar

Önerilen yaklaşımların başarımını ayrıca değerlendirebilmek amacıyla Bölüm 2.2’de ayrıntılı olarak açıklanan, kesin referans bilgisine sahip AVIRIS Indian Pine hiperspektral görüntüsü üzerinde de çalışılmıştır. Bu görüntü 145 satır/sahne ve 145 piksel/satır’dan oluşmaktadır. Orijinal olarak 220 spektral bantan oluşan veri; gürültülü bantların çıkarılmasından sonra 200 banda düşürülmüştür. Kesin referans olarak normalde 16 sınıf bulunmasına karşın, az sayıda örnek içeren sınıfların çıkarılması sonucu 9 sınıflı alt veri kümesi üzerinde çalışılmıştır. Çizelge 4.7’de bu 9 sınıfa ait kesin referans piksel sayıları verilmiştir.

Çizelge 4.7 Kesin referans bilgisine sahip AVIRIS Indian Pine hiperspektral görüntüsünde 9 sınıf için etiketlenmiş piksellerin sayısı

Sınıflar	Piksel Sayısı
C1-Corn-no till	1434
C2-Corn-min till	834
C3-Grass/Pasture	497
C4-Grass/Trees	747
C5-Hay-windrowed	489
C6-Soybean-no till	968
C7- Soybean-min till	2468
C8- Soybean-clean till	614
C9-Woods	1294
Toplam	9345

Öncelikle boyut indirgeme için tekrar ADD tabanlı ‘doğrusal özellik çıkarımı yöntemi’ uygulanmıştır. ADD’nde DB4 dalgacığı kullanılarak 2 seviyeli ayrıştırma gerçekleştirilerek

spektral bant sayısı 200'den 55'e indirgenmiştir. Bütün kümeleme yöntemleri için daha önceki Bölüm 4.3'de anlatılmış olan AVIRIS Cuprite S5 verisi için seçilmiş olan parametreler kullanılmıştır. Küme sayısı sahnede toplam 9 sınıf bulunduğu için 9 olarak belirlenmiştir.

Bu veri kümesinde amacımız net doğruluk (ND)-(Overall Accuracy) yüksekliğinden daha çok uygulanan yöntemlerle ND'nin artırıldığıının ispat edilmesi üzerine kurulmuştur. Kümeleme sonrası BCO ve GKK algoritmalarıyla atananan küme etiketleri keyfidir. Bu sebeple kesin referanstaki etiket değerleri ile uyumu sağlayabilmek için küme elemanlarının çoğunluğunun sahip olduğu etiket değeri orijinal etiket değeri ile değiştirilip kümeleme başarıımı yüzdesel olarak hesaplanmıştır. Karşılaştırma amacıyla ND'nin yanı sıra toplam hesapsal süreler de her bir yöntem için kaydedilmiştir. Hesap süreleri çizelgelerde ND değerinin yanında parantez içinde belirtilmiştir. Benzetim çalışmaları Matlab™ versiyon R2007b ile Pentium 4, 3 GHz, 1GB RAM'lık bir PC üzerinde gerçekleştirilmiştir. AVIRIS Indian Pine hiperspektral görüntüsü birbirine çok yakın spektral imzalar içeren, kümeleme açısından zorlu bir veri kümesidir. Dolayısıyla kümeleme algoritmalarının sonuçları göreceli olarak düşük çıkmaktadır. Örneğin K-ortalamlar ile elde edilen ND %40.55, ÖDH ile elde edilen ND %44.55'dir.

Çizelge 4.8'de BCO ve GKK kümeleme algoritmaları için Gauss süzgeçleme kullanılmaksızın, sadece çekirdek içi faz korelasyonu kullanılarak elde edilen ND sonuçları değişik komşuluk büyüklükleri ($K \times K$) için verilmiştir. Farksal eşik değeri (α) BCO için 5, GKK için ise 1 olarak belirlenmiştir. Faz korelasyonu eşik değeri benzetimlerde 0.9 olarak alınmıştır. Çizelge 4.8'den de görülebileceği gibi uzamsal ilişkiler kullanılmadan BCO ile %42.57'lik, GKK ile % 42.29'luk ND'luk sonuçları elde edilmiştir. Çekirdek içi faz korelasyonu kullanılarak kümeleme sonuçlarında BCO ve GKK ile elde edilen sonuçlarda bir artış yaşanmaktadır. Çekirdek içi faz korelasyonunda artan çekirdek boyutu ile beraber doğal olarak hesap süresi de artmaktadır.

Çizelge 4.8 Gauss süzgeçleme kullanılmaksızın, sadece çekirdek içi faz korelasyonu kullanılarak elde edilen ND sonuçları

K	BCO (% ND)	GKK (%ND)
1*	42.57 (109.4 s.)	42.29 (609.95 s.)
3	43.31 (131.08 s.)	43.49 (620.01 s.)
5	44.02 (155.06 s.)	43.82 (630.31 s.)
7	42.70 (190.46 s.)	43.73 (645.73 s.)
9	42.55 (238.41 s.)	43.33 (665.85 s.)
11	41.63 (297.28 s.)	43.50 (690.62 s.)

(* uzamsal ilişki olmaksızın)

Çizelge 4.9’da BCO ve GKK kümeleme algoritmaları ile elde edilen bulanık üyelik kübünün her bir katmanına 2-boyutlu Gauss süzgeçleme uygulanarak ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanılarak elde edilen ND sonuçları değişik komşuluk büyüklükleri ($K \times K$) için verilmiştir. Farksal eşik değeri (α) BCO ve GKK için ise 1 olarak; 2-Boyutlu Gauss süzgecinin standart sapması (σ) BCO için 0.9 ve GKK içinse 0.6 olarak belirlenmiştir. Faz korelasyonu eşik değeri benzetimlerde 0.9 olarak alınmıştır. 2-Boyutlu süzgeçleme kullanarak BCO’de $K=5$ için %45.12; GKK’da $K=7$ için GKK’da %45.52’lik sonuçlarla ND değerinin arttığı görülmektedir. Bu benzetimde GKK’nın ND sonuçları BCO’dan daha yüksek çıkmıştır.

Çizelge 4.9 2-Boyutlu Gauss süzgeçleme ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanılarak elde edilen ND sonuçları

K	BCO (% ND)	GKK (%ND)
1*	42.57 (109.4 s.)	42.29 (609.95 s.)
3	44 (119.37 s.)	44.29 (622.93 s.)
5	45.12 (135.01 s.)	45.13 (643.21 s.)
7	44.47 (161.19 s.)	45.52 (675.97 s.)
9	43.95 (198.71 s.)	44.42 (724.17 s.)
11	44.22 (249.51 s.)	43.39 (788.46 s.)

(* uzamsal ilişki olmaksızın)

Çizelge 4.10’da BCO ve GKK kümeleme algoritmaları için bulanık üyelik kübüne 3-boyutlu Gauss süzgeçleme uygulanarak ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanılarak elde edilen ND sonuçları değişik komşuluk büyüklükleri ($K \times K \times K$) için verilmiştir. Farksal eşik değeri (α) BCO ve GKK için ise 1 olarak; 3-boyutlu Gauss süzgecinin standart sapması (σ) BCO için 0.9 ve GKK içinse 0.6 olarak belirlenmiştir. Faz korelasyonu eşik değeri benzetimlerde 0.9 olarak alınmıştır. Bu durumda GKK algoritması ile $K=5$ için %46.14’lük en iyi ND değeri elde edilmiştir. Bu artış uzamsal ilişkiler kullanılmadan elde edilen %42.29’luk sonuca göre yaklaşık %9’luk bir ND’lik artışı göstermektedir. Dolayısıyla GKK algoritması ile elde edilen bulanık üyelik kübünün 3-boyutlu Gauss süzgeciyle süzgeçlenmesi oldukça olumlu bir artışa neden olmaktadır.

Çizelge 4.10 3-Boyutlu Gauss süzgeçleme ve çekirdek içi faz korelasyonu kullanılarak elde edilen ND sonuçları

K	BCO (% ND)	GKK (%ND)
1*	42.57 (109.4 s.)	42.29 (609.95 s.)
3	44.01 (130.44 s.)	45.51 (628.05 s.)
5	43.54 (158.81 s.)	46.14 (648.05 s.)
7	41.74 (199.41 s.)	45.19 (679.65 s.)
9	41.52 (254.65 s.)	44.44 (722.86 s.)
11	42.57 (109.4 s.)	42.29 (609.95 s.)

(* uzamsal ilişki olmaksızın)

4.4 Çıkarımlar

Bu bölümde etiketsiz hiperspektral görüntülerde bulanık yaklaşımlardan olan BCO ve daha gelişmiş sürümü olan GKK kümeleme algoritmalarından yararlanılarak bölütleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Her iki algoritma da diğer katı kümeleme yöntemlerine yakın başarımla sergilemektedir. Bu sonuçları daha da geliştirmek amacıyla hiperspektral görüntülerde uzamsal ilişkilerin etkileri araştırılarak kullanılan algoritmaların bulanık üyelik matrisindeki uzamsal bilgiden yararlanan yeni bir yaklaşım geliştirilmiş ve ‘çekirdek içi faz korelasyonu’ olarak adlandırılmıştır. Bu yeni yöntemde komşu piksellerin yüksek faz korelasyonuna sahip olanlarının etiket bilgilerinden yararlanılarak spektral bilgiye ek olarak daha güvenilir bir karar verilmesi amaçlanmaktadır. Ayrıca bulanık üyelik küpüne uygulanan 2 ve 3-boyutlu Gauss alçak geçiren süzgeçlemenin etkileri incelenmiş ve başarımları arttırdığı elde edilen sonuçlarla gösterilmiştir.

5. HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN BÖLÜTLENMESİNDE KÜMELEME GEÇERLİLİĞİ

Hiperspektral görüntülerin kümeleme/bölütlenme analizinde karşılaşılan en önemli problemlerden birini de sahnede bulunan maddelerin optimum sayısının bulunmasıdır. Eğitici-siz sınıflandırma algoritmalarında bu sayıyı kestirebilmek amacıyla kümeleme geçerliliği (cluster validity) yöntemlerinden yararlanılır. Bu amaç doğrultusunda ‘*destek vektör spektral ayrıştırıcılık gücü - support vector power of spectral discrimination*’ (DV-SAG) adı verilen bir kümeleme geçerliliği yöntemi geliştirilmiştir. Önerilen bu yeni kümeleme geçerliliği yaklaşımı, spektral ayrıştırıcılık gücü (SAG) yöntemine dayanmakta ve bir-sınıf destek vektör makineleri (BS-DVM) yönteminin kalıtsal küme çevresinin belirlenmesi özelliğinden yararlanmaktadır.

Literatürde kümeleme geçerliliğinde kullanılan, küme sıkılık (compactness) ve ayrışabilirlik (separability) ölçütleri araştırılmış ve bu konuda destek vektörlerden yararlanan çok az sayıda çalışma olduğu görülmüştür. Varolan diğer yöntemlerin, örn. Dunn, Xie Beni ve Davies-Bouldvin gibi standart kümeleme geçerliliği ölçütlerinin sınır değerlerdeki ve keyfi yapıdaki dağılımlara karşı iyi çalışmadığı belirtilmiştir (Wang ve Chiang, 2008). Literatürde kümeleme geçerliliği için hiperspektral görüntülere şimdiye kadar destek vektörlerden yararlanan uygulanmış bir yaklaşım bulunmamaktadır.

Wang ve Chiang (2008), destek vektör kümelemesi için aykırı nokta (outlier) tespitine dayanan bir kümeleme geçerliliği ve küme birleştirme algoritması üzerine çalışmışlardır. Estivill-Castro ve Yang (2003) destek vektörlerini kullanarak, bir veri kümesindeki küme sayısını belirleyen bir yöntem geliştirmiştir. Destek vektörlerini kullanarak kümelerin ayrışma kabiliyetini içeren yeni bir kümeleme geçerliliği yöntemi ise Moguerza vd. (2002) tanıtılmıştır.

5.1 Eksiltmeli Kümeleme Tabanlı Kümeleme/Bölütleme

Eksiltmeli kümeleme (subtractive clustering) Yager ve Filev (1994)’in geliştirmiş olduğu “Mountain Clustering” yönteminin geliştirilmiş bir versiyonudur. Mountain kümeleme algoritmasında temel olarak veri uzayında eşit aralıklı ızgara noktaları oluşturulur ve “Mountain fonksiyonu” olarak adlandırılan bir potansiyel fonksiyonu bu ızgara noktalarının her biri için hesaplanır. Potansiyel fonksiyonun yüksek değer gösterdiği noktalar daha sonra küme merkezi olarak seçilir. Hiperspektral görüntüleri d -boyutlu, N pikselden oluşan bir

matris olarak düşünebiliriz: $\mathbf{X}=[\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]$, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$. Mountain potansiyel fonksiyonu, $\mathbf{v}_i$ ızgara noktası ve $\mathbf{x}_i$ sahnedeki her bir piksele ait vektörü belirtmek üzere şu şekilde hesaplanır:

$$M(\mathbf{v}_i) = \sum_{j=1}^N e^{-\alpha \|\mathbf{v}_i - \mathbf{x}_j\|^2} \quad (5.1)$$

burada α , pozitif bir uzaklık çarpanı olmak üzere radii (yarıçap) çarpanı olarak adlandırılır. Eğer bir ızgara noktası, kullanılan Mountain potansiyel fonksiyonu için en yüksek değeri üretiyorsa, bu noktanın çevresinde diğer noktalara göre daha yoğun veri noktası içerdiği kabul edilir. Normal olarak veri uzayındaki bu yoğun bölgenin küme merkezi çevresinde oluştuğu söylenebilir.

Orijinal Mountain yönteminde veri uzayı ızgaralara bölünmüşken Chiu (1994) tarafından önerilen eksiltmeli kümeleme yönteminde, ızgaralar yerine orijinal veri noktalarının kendisinin potansiyel küme merkezi olarak kullanması amaçlanmıştır. Eksiltmeli kümeleme yönteminde, Mountain yönteminde her bir ızgara noktası için hesaplanan potansiyel fonksiyonu, her bir nokta için şu şekilde hesaplanır:

$$M(\mathbf{x}_i) = \sum_{j=1}^N e^{-\alpha_r \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2} \quad (5.2)$$

burada α_r , aynı şekilde pozitif bir uzaklık çarpanı olmak üzere radii (yarıçap) çarpanı olarak adlandırılır. (5.2) Eşitliği yardımıyla veri uzayındaki her bir nokta içinden maksimum potansiyel değeri üreten $\mathbf{x}_i^{max}$ noktası bulunur.

$$M_1^{max} = \max_i (M(\mathbf{x}_i)) \quad (5.3)$$

burada M_1^{max} , $\mathbf{x}_i^{max}$ noktası için bulunan ilk küme merkezinin potansiyel değerini göstermektedir. $\mathbf{x}_i^{max}$ noktasının yakın çevresindeki veri noktaları da yoğunluğu yüksek olduğu için yüksek potansiyel değerlere sahiptirler. Bu yüzden bir sonraki adımda bu noktalardan birinin bir sonraki küme merkezi olarak seçilme ihtimali yüksektir. Yüksek yoğunluklu bölgelerdeki bu etkiyi giderebilmek amacıyla seçilmiş olan küme merkezinin etrafındaki noktaların potansiyel değerleri düşürülmesi gerekir. Bu sebeple tekrar potansiyel hesaplama sürecinde, bulunmuş olan küme merkezinin yüksek potansiyel değerinin diğer

küme merkezlerinin bulunmasını engellememesi için bir çıkartma işlemi gerçekleştirilir. $\mathbf{x}_{j-1}^{\max}$ daha önce bulunan ve küme merkezi olarak belirlenen veri noktası olmak üzere, bir sonraki küme merkezinin potansiyel fonksiyonu ($\hat{M}^j(\mathbf{x}_i)$) şu şekilde hesaplanır:

$$\hat{M}^j(\mathbf{x}_i) = \hat{M}^{j-1}(\mathbf{x}_i) - M_{j-1}^{\max} \sum_{j=1}^N e^{-\beta \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{j-1}^{\max}\|^2} \quad (5.4)$$

burada $M_{j-1}^{\max}$ bir önceki adımda küme merkezi olarak belirlenen noktanın potansiyel değerini, pozitif bir sabit olan β ise sönümlendirme uzaklık parametresini göstermektedir. Bu eşitlik yardımıyla bulunan en yüksek potansiyelli noktanın yakın çevresindeki noktaların potansiyel değerlerinin uzaktakilere oranla daha yüksek oranda sönümlenmesi sağlanmış olur. Bu döngü, daha önceden belirlenen küme sayısı kadar küme merkezi elde edilene kadar devam eder (Kim vd., 2005).

Eksiltmeli kümeleme ile küme merkezleri ($\mathbf{cnt}_k$, $k=1, \dots, c$; c : küme sayısı) bulunduktan sonra tüm veri kümesinin bir benzerlik fonksiyonu yardımıyla benzer piksellerin kümelenmesi gerekir. Bu amaçla kullanılan Öklid uzaklık ölçütü (ÖÜÖ), spektral açısal ölçüt (SAÖ) ve faz korelasyonu benzerlik ölçütleri sırasıyla (5.5), (5.6) ve (5.7) eşitliklerinde gösterilmektedir.

$$\text{ÖÜÖ}(\mathbf{x}, \mathbf{cnt}_k) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (\mathbf{x}_i - \mathbf{cnt}_{k,i})^2} \quad (5.5)$$

$$\text{SAÖ}(\mathbf{x}, \mathbf{cnt}_k) = 1 - \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^d \mathbf{x}_i \mathbf{cnt}_{k,i}}{\sqrt{\sum_{i=1}^d \mathbf{x}_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^d \mathbf{cnt}_{k,i}^2}} \right) \quad (5.6)$$

$$\text{PCorr}(\mathbf{x}, \mathbf{cnt}_k) = F^{-1} \left[\frac{\mathbf{X} \cdot \mathbf{CNT}_k^*}{|\mathbf{X} \cdot \mathbf{CNT}_k^*|} \right] \quad (5.7)$$

burada d spektral verinin boyutunu, $\mathbf{x}$ işlem gören pikselin spektral imzasını, $\mathbf{cnt}_k$ ise küme merkezinin spektral verisini göstermektedir. (5.7) Eşitliğindeki $\mathbf{X}$ and $\mathbf{CNT}_k$ ise sırasıyla işlem gören pikselin ve küme merkezinin ayrık Fourier dönüşümünü (AFD), F^{-1} ise ters AFD'sini göstermektedir. Faz korelasyonu özdeş iki işaret için 1 sonucunu üretir ve birbirine benzer işaretler için ise 1'e yakın değerler üreten bir benzerlik fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Eksiltmeli kümeleme tabanlı kümelemede, küme merkezlerine benzerliği yüksek olan pikseller bir grupta toplanarak kümeleme/bölütleme gerçekleştirilmiş olur.

5.2 Bir Sınıf Destek Vektör Makineleri

Bir-sınıf destek vektör makineleri (BS-DVM) Schölkopf ve Smola (2001) tarafından geliştirilmiş olan, veri kümelerinde aykırı nokta ve anomali algılanmasında kullanılan popüler bir yöntemdir. BS-DVM eğitici-siz bir öğrenme algoritması olmakla birlikte temel amacı yüksek boyutlu dağılımların desteklerinin kestirimidir (Schölkopf ve Smola, 2001). Bu yöntemde öncelikle bir kernel fonsiyonu kullanılarak veri noktaları yüksek boyutlu özellik uzayına taşınır. Daha sonra özellik vektörlerini dönüştürülmüş uzaydaki orijinden ayıran maksimum uzaklıktaki hiperdüzlemin bulunması amaçlanır. Diğer bir sınıf DVM yaklaşımı ise Tax ve Duin (1999) tarafından ortaya atılmış ve destek vektör domeni betimlemesi, DVDB (support vector domain description, SVDD) olarak adlandırılmıştır. DVDB’de yüksek boyutlu özellik uzayındaki veri noktalarının büyük kısmını çevreleyen minimum çaplı bir hiperküre bulunmaya çalışılır. Böylelikle hedeflenen verilerin çoğunu hiperküre içinde; aykırı noktaları ise bu hiperkürenin dışında bırakan bir karar fonsiyonu elde edilmeye çalışılır.

Geliştirilen kümeleme geçerliliği yönteminde Schölkopf ve Smola (2001)’nın tanıtmış olduğu BS-DVM yaklaşımından yararlanılmıştır. Ele alınan veri kümesi d -boyutlu, N örnekten oluşan bir matris olarak düşünebilir: $\mathbf{X}=[\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]$, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$. BS-DVM’de ana amaç, küçük bir bölgede, veri noktalarının çoğunu içeren ve ‘+1’ değeri alan; bunun dışındaki her bir noktayı ‘-1’ olarak tanımlayan bir karar fonsiyonu bulabilmektir. Burada iki farklı değer alacak veri noktalarını ayıran maksimum uzaklığı sağlayan hiperdüzlemin bulunması bir konveks problem olarak tanımlanabilir:

$$\min_{\mathbf{w}, \xi_1, \dots, \xi_N, \rho} \quad \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{\nu N} \sum_{i=1}^N \xi_i - \rho \quad (5.8)$$

$$\text{kısıtlar : } \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle \geq \rho - \xi_i \text{ ve } \xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, N \quad (5.9)$$

burada ξ_i ($i=1, \dots, N$) gevşeklik değişkenlerini (slack variables), $\nu \in (0,1)$ ise ödünleşim (trade-off) parametresini göstermektedir. Ödünleşim parametresi, ‘-1’ değeri alan aykırı noktaların sayısını ve model karmaşasını kontrol eden bir değişkendir. ρ ise ayırıcı düzlem ile ‘+1’ ve ‘-1’ değeri alan uç noktalar arasındaki uzaklığı belirleyen mesafe (marjin) değeridir.

Veri kümesindeki herhangi bir nokta özellik uzayına doğrusal olmayan bir fonsiyon yardımıyla izdüşürülür ($\phi: X \rightarrow F$). Herhangi bir noktanın etiket değerini belirleyecek olan karar fonsiyonu ise şu şekilde tanımlanır:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\langle \mathbf{w}, \phi(\mathbf{x}_i) \rangle - \rho) \quad (5.10)$$

Lagrange çarpan teoremi ve Karush-Kuhn-Tucker tümleyicisi kullanılması ile yeniden düzenlenen problem Lagrange çarpanları (α_i) yardımıyla yeniden yazılabilir:

$$\mathbf{w} = \sum_i \alpha_i \phi(\mathbf{x}_i) \quad (5.11)$$

Veri noktalarının ($\mathbf{x}_i$) bir alt kümesi hiperdüzleme minimum uzaklıkta bulunmakta ve bu noktalara ait Lagrange çarpanları (α_i) sıfırdan farklı değerler almaktadır. Bu noktalar destek vektörler (DV) olarak adlandırılır (Schölkopf vd., 2000).

Bu noktada, bahsedilen ilk optimizasyon problemini çözmek yerine, problemin Wolfe çifti (dual) kullanılabilir.

$$\min_{\alpha_1, \dots, \alpha_N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (5.12)$$

$$\text{kısıtlar : } 0 \leq \alpha_i \leq \frac{1}{\nu N}, \quad \sum_i \alpha_i = 1, \quad i = 1, \dots, N \quad (5.13)$$

burada $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x}_j)$ kullanılan Mercer kernelini göstermektedir. Karar fonksiyonları, kernel fonksiyonları kullanılarak doğrusal olarak ayrıştırılamayan durumlar için yüksek boyutlu uzayda tekrar ifade edilebilir. Bu yüksek boyutlu uzayda verileri mümkün olduğunca doğrusal olarak ayrıştırabilen bir hiperdüzlem bulunabilir (Schölkopf vd., 2001). Sonuç olarak özellik uzayındaki karar fonksiyonu (5.14)'deki gibi ifade edilebilir.

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\sum_i \alpha_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) - \rho) \quad (5.14)$$

5.3 Destek Vektör Spektral Ayrıştırıcılık Gücü (DV-SAG) Kümeleme Geçerliliği

Eğitici-siz bölütleme sonuçlarının ayrıştırma başarımlarını değerlendirebilmek ve değişik yöntemlerle elde edilen bölütleme haritalarının doğruluğunu karşılaştırabilmek için nesnel, istatistiksel bir kıstasın belirlenmesi şarttır. Bu bölümde daha önce Bölüm 2.5'de de anlatılan ve Van der Meer (2006) tarafından önerilmiş olan SAG yönteminde benzerlik fonksiyonu olarak faz korelasyonun kullanılmıştır. Ayrıca SAG ve BS-DVM kullanılarak yeni bir kümeleme geçerliliği yöntemi önerilmiş ve bu yöntem destek vektör spektral ayrıştırıcılık gücü (DV-SAG) olarak adlandırılmıştır.

BS-DVM tarafından bulunan destek vektörleri özellik uzayında hiperdüzleme en yakın veri noktalarından oluşmaktadır. Orijinal veri uzayına geri dönüldüğünde ise bu noktalar kümenin sınırındaki noktalara denk düşmekte ve kümeyi çevrelemektedir. BS-DVM'nin küme sınırlarını belirlemedeki özelliğini kullanarak, bir kümedeki bütün noktaları kullanan diğer kümeleme geçerliliği yöntemlerinin tersine sadece az sayıdaki destek vektörü yardımıyla küme sayısı doğru olarak tespit edilebilir.

SAG, belirli bir piksel için iki referans küme merkezine bağlı olarak bir ayrıştırma ölçütü sağlar. Hiperspektral verinin bir pikseli vektörel olarak $\mathbf{x}$ ile, farklı iki küme temsilcisi ise yine vektörel olarak $\mathbf{s}_i$ ve $\mathbf{s}_j$ ile gösterilmek üzere, SAG ölçütü (Ω) faz korelasyonu benzerlik ölçütü kullanılarak yeniden tanımlanmıştır.

$$\Omega(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j, \mathbf{x}) = \max \left\{ \frac{PCorr(\mathbf{s}_i, \mathbf{x})}{PCorr(\mathbf{s}_j, \mathbf{x})}, \frac{PCorr(\mathbf{s}_j, \mathbf{x})}{PCorr(\mathbf{s}_i, \mathbf{x})} \right\} \quad (5.15)$$

burada $PCorr(.,.)$ daha önce Bölüm 4.2.1'de tanımlanmış olan faz korelasyonu benzerlik ölçütünü göstermektedir. Kümelere ait temsilci (karakteristik) imzalar ise her bir kümeye ait piksellerin spektral verilerinin ortalaması alınarak hesaplanır. SAG ölçütü, i . kümeye ait her bir piksel için ($\mathbf{x}_i$) pikselin ait olduğu kümenin temsilcisi ($\mathbf{s}_i$) ve diğer bir kümenin temsilcisi ($\mathbf{s}_j$) kullanılarak hesaplanır ($i \neq j$). Bir piksel için ($\mathbf{x}_i$) bölütleme doğruluğu, BD (segmentation accuracy) SAG ölçütünün ortalamasıdır.

$$BD(\mathbf{x}_i) = \text{ort} \left\{ \Omega(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j, \mathbf{x}_i) \mid i, j = 1, \dots, c, i \neq j \right\} \quad (5.16)$$

burada, c toplam küme sayısını göstermektedir.

Tanımsal olarak SAG ölçütü daima 1'den büyüktür. SAG ölçütünün artan değeri ile doğru orantılı olarak kullanılan bölütleme yönteminin ayrıştırma yeteneğinin arttığı söylenebilir. Bölütleme yönteminin başarımı ise sahnedeki her bir piksel için elde edilen BD değerinin ortalaması alınarak hesaplanır ve böylece kullanılan her bir yöntem için tek bir ortalama BD değeri elde edilmiş olur.

DV-SAG yönteminde SAG yönteminin aksine kümeleme sonucu elde edilen bir küme içindeki bütün spektral imzaların kullanılması yerine sadece destek vektör olarak belirlenmiş olan spektral imzalar kullanılmaktadır. Destek vektör özelliğine sahip spektral imzalar kümenin orijinal uzaydaki yayılımını özetleyen temel destek noktaları olarak da tanımlanabilir. Ayrıca sadece destek vektörlerinin kullanımı ile elde edilecek olan

hesaplamalarda işlemsel yük oldukça düşmektedir.

DV-SAG’de kümelerin temsilcileri ($\mathbf{s}_{DV_i}$) basitçe destek vektör özelliğine sahip imzaların ortalaması alınarak hesaplanır. Her bir i . kümedeki destek vektörleri ($\mathbf{x}_{DV_i}$) ve küme destek vektör temsilcileri vasıtasıyla ($\mathbf{s}_{DV_i}$) DV-SAG hesaplanır. Burada, bir kümeye ait küme temsilcisi ($\mathbf{s}_{DV_i}$), diğer her bir kümeye ait küme temsilcisi $\mathbf{s}_{DV_j}$, ($i \neq j$) olmak üzere i . kümedeki destek vektörlerin ($\mathbf{x}_{DV_i}$) her biri için DV-SAG (Ω_{DV}) değerleri (5.17)’deki gibi hesaplanır.

$$\Omega_{DV}(\mathbf{s}_{DV_i}, \mathbf{s}_{DV_j}, \mathbf{x}_{DV_i}) = \max \left\{ \frac{PCorr(\mathbf{s}_{DV_i}, \mathbf{x}_{DV_i})}{PCorr(\mathbf{s}_{DV_j}, \mathbf{x}_{DV_i})}, \frac{PCorr(\mathbf{s}_{DV_j}, \mathbf{x}_{DV_i})}{PCorr(\mathbf{s}_{DV_i}, \mathbf{x}_{DV_i})} \right\} \quad (5.17)$$

Destek vektör bölütleme doğruluğu (DV-BD) bir kümeye ait her bir destek vektör noktası ($\mathbf{x}_{DV_i}$) için DV-SAG’nin ortalaması alınarak (5.18)’deki elde edilir.

$$DV-BD(\mathbf{x}_{DV}) = \text{ort} \{ \Omega_{DV}(\mathbf{s}_{DV_i}, \mathbf{s}_{DV_j}, \mathbf{x}_{DV}) \mid i, j = 1, \dots, c, i \neq j \} \quad (5.18)$$

Burada c toplam küme sayısını göstermektedir. Her bir destek vektör için bulunan DV-BD değerlerinin ortalaması alınarak bütün sahne için bir bölütleme doğruluğu değeri elde edilir. DV-SAG değeri de aynen SAG gibi tanımsal olarak daima birden büyük değerler üretir. Bir kümeleme algoritmasının ayrıştırma kapasitesi ise DV-BD’nin bağıl olarak birden ne kadar büyük değere sahip olduğu ile karşılaştırmalı olarak elde edilebilir. Böylelikle kullanılacak her bir kümeleme yönteminin birbirine göre bağıl bölütleme başarımları ortalama DV-BD değerlerine göre tespit edilebilir. Bir kümeleme yönteminin bölütleme doğruluğu kümeleme geçerliliği ile elde edilecek olan değer ile yüksek derecede ilişkilidir. Kümeleme geçerliliği ölçütü kümeleme sonuçlarının kalitesinin ve dolayısıyla iyi bir bölütlemenin bir göstergesidir.

5.4 Deneysel Sonuçlar

Benzetimlerde ilk olarak HYDICE hiperspektral algılayıcısı tarafından çekilmiş olan kesin referans bilgisine sahip Washington DC Mall hiperspektral görüntüsü kullanılmıştır. Bu sahne 1280 satır/sahne ve 307 piksel/satırdan oluşmaktadır. Atmosferden etkilenen bantların çıkarılması ile birlikte bant sayısı 210’dan 191’e düşürülmüştür. İkinci olarak ise herhangi bir kesin referans bilgisine sahip olmayan AVIRIS Cuprite S4 hiperspektral görüntüsü kullanılmıştır. Bu sahne 256 satır/sahne ve 256 piksel/satırdan oluşmaktadır. Atmosferden etkilenen bantların çıkarılması ile birlikte bant sayısı 224’dan 198’e düşürülmüştür.

Bu sahne için hazırlanmış bir kesin referans haritası bulunmamakla birlikte USGS (U.S.

Geological Survey) tarafından oluşturulmuş mineral imza bilgileri kütüphanesi mevcuttur (Swayze vd., 1992), (Clark vd., 1993). DC Mall verisi için ise toplam 7 sınıflı (roofs, roads, grass, trees, trail, water and shadow), 8079 pikselden oluşan kesin referans verisi bulunmaktadır [6].

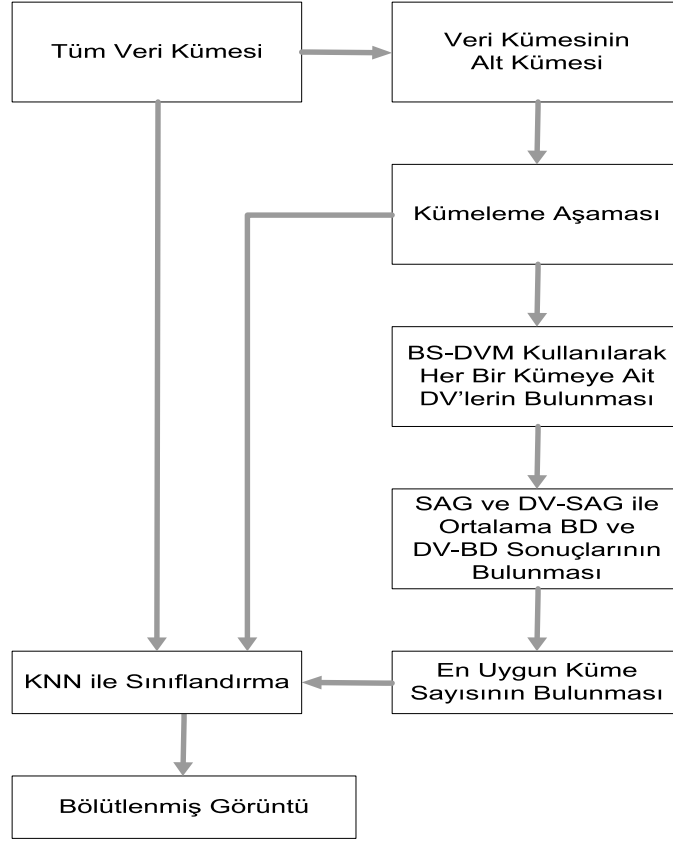
İlk adım olarak boyut indirgenmesi için Bölüm 3.4.1’de tanıtılan eğiticişiz bir bant seçim yöntemi olan tekil değer ayrıştırması tabanlı bant seçme yöntemi (TDABS, singular value decomposition based band selection) kullanılmıştır. Benzetimlerde karşılaştırma yapabilmek amacıyla her iki hiperspektral görüntü için 20, 30, 40 ve 50 banttandır oluşan indirgenmiş veriler üzerinde çalışılmıştır.

Hiperspektral görüntüler gibi yüksek hacimli ve boyutlu verilerin işlenmesinde, hesapsal yoğunluğun ve hafıza yetersizliğinin üstesinden gelebilmek amacıyla boyut indirgemenin yanı sıra kümeleme ve geçerlilik aşamaları için işlenecek piksel sayısı da olabildiğince azaltılmalıdır. Bu yüzden bant seçim işleminden sonra AVIRIS Cuprite verisinde uzamsal olarak $\frac{1}{2}$ oranında alt örnekleme yapılarak $128 \times 128 \times (20, 30, 40 \text{ ve } 50)$ ’lık görüntü alt küme küpleri elde edilmiştir. HYDICE DC Mall verisinde ise sadece kesin referansta sağlanan eğitim örnekleri kullanılarak uygulanan kümeleme ve geçerlilik aşamalarının doğruluğunun karşılaştırılması amaçlanmıştır.

Bölütleme için önerilen yöntem iki aşamadan oluşmaktadır. İlk aşama, doğru sayıdaki kümenin bulunması için gerçekleştirilen kümeleme ve geçerlilik sınaması yöntemlerinin birleşiminden oluşmaktadır. Daha sonra ikinci aşamada belirlenen küme sayısı için tüm sahnenin bölütlenmesi KNN (K-Nearest Neighbor) sınıflandırma yöntemi ile gerçekleştirilmiştir. KNN’de belirlenen küme sayısına denk düşen küme örnekleri eğitim verisi olarak kullanılmıştır. Test verisi olarak ise bütün sahneye ait veriler kullanılarak hiperspektral görüntünün bölütlenmesi gerçekleştirilmiştir.

Eksiltmeli kümeleme tabanlı benzerlik bölütleme yönteminde ilk olarak eksiltmeli kümeleme kullanılarak değişik sayıda küme merkezi tespit edilmiştir. Cuprite S4 verisi için 5-10 arası ve ayrıca 12 ve 14 küme merkezi; DC Mall verisi için ise 7-15 arası ve ayrıca 17 ve 19 küme merkezi için sonuçlar bulunmuştur. Eksiltmeli kümeleme tabanlı benzerlik bölütlemesini gerçekleştirmek için öncelikle en yoğun küme merkezleri yarıçap (radii) parametresinin ayarlanması ile bulunmuştur. Deneyisel olarak sönümlendirme uzaklık çarpanı (β) 1.1 değerine sabitlenmiştir. Eksiltmeli kümeleme sonucu bulunan küme merkezlerine en benzer spektral veriler bir araya getirilerek kümeler oluşturulmuştur. Kullanılan benzerlik yöntemleri

ise Öklid uzaklığı ölçütü (ÖÜÖ), spektral açısız ölçüt (SAÖ) ve faz koralasyonu tabanlı benzerlik ölçütleridir. Buna ek olarak K-ortalamlar ve bulanık c-ortalamlar (BCO) kümeleme algoritmaları da karşılaştırma amacıyla kullanılmıştır. K-ortalamlar ve BCO algoritmalarında hata toleransı deneysel olarak 0.0001'e ayarlanmıştır. Şekil 5.1'de kümeleme geçerliliği ve bölütleme aşamalarının birleştirilmiş blok çizeneği görölmektedir.



Şekil 5.1 Kümeleme geçerliliği ve bölütleme aşamalarının birleştirilmiş blok çizeneği

Alt kümelerin kümelenmesinden sonra, BS-DVM kullanılarak destek vektörler (DV) elde edilir. DV'ler orijinal giriş uzayında her bir kümenin sınırlarını belirlemekte kullanılır. Burada dikkat edilmesi gereken husus, elde edilen DV'lerin sadece kümeleme geçerliliği için kullanılıp, herhangi bir bölütleme amacı için kullanılmayacağıdır. DV-SAG'de bir kümeye ait şekilsel özelliğini göstermek için sadece küme sınırlarını çevreleyen DV'lerden yararlanılmaktadır. Bu yaklaşım aynı zamanda sadece kümeleme geçerliliği aşaması düşünülecek olursa hesapsal yükü de azaltmaktadır. BS-DVM'de veri örneklerinin yüksek boyutlu uzaya geçirilmesi için (5.19) eşitliğinde verilen Gauss kernel fonksiyonu kullanılmıştır.

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2 / 2\sigma^2) \quad (5.19)$$

Gauss çekirdeği orijinal giriş uzayında küme çevre çizgisinin (contour) belirlenmesine izin veren bir kerneldir (Wang ve Chiang, 2008). BS-DVM’de kullanıcı bağımlı iki parametre bulunmaktadır. Birincisi kernel genişliği (σ) olup küme sınırlarının düzgünlüğünü/sıklığını (smoothness/tightness) ayarlayan bir parametredir. Benzetimlerde deneysel olarak σ , 20 bant için 0.5’e, 30 bant için 0.75’e, 40 bant için 1’e ve 50 bant için ise 1.25’e sabitlenmiştir. Bunun nedeni veri noktalarının boyutunun artmasıyla birlikte küme sınırlarının düzgünlüğünün kernel genişlik parametresinin artan değerleriyle sağlanabilmesidir. İkinci parametre olan ödünleşim (trade-off) parametresi ($\nu \in [0,1]$) ise elde edilecek olan destek vektör sayısını belirlemektedir. Benzetimlerde ödünleşim parametresi deneysel olarak DC Mall alt veri kümesi için 0.4, Cuprite S4 alt veri kümesi için ise 0.2 olarak belirlenmiştir. Kümeleme geçerliliği için gerekli DV miktarının yeterli sayıdaki DV miktarından az olması durumunda giriş uzayında küme çevre çizgisi uygun şekilde elde edilememektedir. Diğer taraftan kullanılacak aşırı miktardaki DV’ler ise hesapsal yükü arttırmakta ve küme sınırının şeklini verinin doğal dağılımına çok sıkı (close-fitting) bir biçimde uydurmaktadır (Ben-Hur vd., 2000).

Çizelge 5.1, 5.2, 5.3 ve 5.4’de DC Mall verisi için TDABS bant seçim yöntemiyle, çeşitli bant sayıları için elde edilen ortalama DV-BD ve BD sonuçları verilmiştir (sırasıyla 20, 30, 40 ve 50 bant için). Çizelgelerde de gösterildiği gibi eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu (EK+Faz.Kor.), eksiltmeli kümeleme tabanlı spektral açısız ölçüt (EK+SAÖ), eksiltmeli kümeleme tabanlı Öklid uzaklığı ölçütü (EK+ÖUÖ), K-Ortalamlar ve BCO kümeleme yöntemlerine ait sonuçlar verilmiştir. Çizelge 5.1’den Çizelge 5.3’e kadar en yüksek DV-BD sonuçları eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu yöntemiyle elde edilmiştir. Çizelge 5.4’de ise en yüksek DV-BD sonucu K-ortalamlar yöntemiyle elde edilmiştir. Çizelgelerden de anlaşılabileceği gibi DC Mall verisinin küme sayısı için en doğru ve tutarlı sonucu DV-SAG yöntemi ile elde edilen DV-BD sonuçları sağlamaktadır. Burada dikkati çeken diğer bir husus ise, bütün çizelgelerde eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu yöntemiyle elde edilen en yüksek sonuçların 7 küme sayısı için elde edildiğidir. Bu küme sayısı DC Mall Hiperspektral görüntüsü için sağlanan kesin referans bilgisindeki toplam sınıf sayısına denk düşmektedir. Çizelge 5.2’den Çizelge 5.4’e kadar eksiltmeli kümeleme tabanlı Öklid uzaklığı ölçütü yöntemi haricindeki bütün yöntemler arasında kesin referansla doğru orantılı olarak DV-BD sonuçları arasında bir oybirliği (consensus) bulunmaktadır.

Çizelge 5.1 DC Mall sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (20 bant için)

Küme Sayısı	EK+Faz Kor.		EK+SAÖ		EK+ÖÜÖ		K-Ortalamlar		BCO	
	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD
5	1.3862	1.4028	1.3837	1.4008	1.3612	1.3791	1.3364	1.3609	1.3647	1.3817
6	1.3736	1.3872	1.3694	1.3923	1.3558	1.3848	1.3638	1.3560	1.3865	1.3975
7	1.4039	1.3946	1.3764	1.3899	1.3723	1.3870	1.3674	1.3880	1.3915	1.4015
8	1.3956	1.4016	1.3890	1.4018	1.3800	1.3999	1.3633	1.3863	1.3663	1.3809
9	1.3824	1.3877	1.3760	1.3901	1.3701	1.3867	1.3482	1.3693	1.3564	1.3775
10	1.3984	1.4000	1.3874	1.4003	1.3805	1.3947	1.3398	1.3540	1.3546	1.3699
12	1.3755	1.3830	1.3845	1.3843	1.3642	1.3762	1.3363	1.3463	1.3567	1.3704
14	1.3773	1.3869	1.3781	1.3866	1.3692	1.3781	1.3327	1.3486	1.3318	1.3487

Çizelge 5.2 DC Mall sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (30 bant için)

Küme Sayısı	EK+Faz Kor.		EK+SAÖ		EK+ÖÜÖ		K-Ortalamlar		BCO	
	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD
5	1.4802	1.5104	1.4630	1.4997	1.4350	1.4841	1.4518	1.4936	1.4312	1.4844
6	1.4879	1.5271	1.4794	1.5170	1.4843	1.5087	1.4687	1.5089	1.4581	1.5063
7	1.4901	1.5080	1.4879	1.5068	1.4758	1.4953	1.4839	1.5084	1.4692	1.5044
8	1.4757	1.5014	1.4695	1.4975	1.4680	1.4889	1.4648	1.4892	1.4670	1.4948
9	1.4829	1.4859	1.4646	1.4876	1.4530	1.4752	1.4778	1.5084	1.4535	1.4855
10	1.4615	1.4678	1.4587	1.4683	1.4450	1.4603	1.4664	1.4904	1.4330	1.4750
12	1.4822	1.4976	1.4828	1.4987	1.4481	1.4811	1.4466	1.4799	1.4365	1.4770
14	1.4612	1.4823	1.4542	1.4779	1.4371	1.4633	1.4445	1.4779	1.4253	1.4588

Çizelge 5.3 DC Mall sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (40 bant için)

Küme Sayısı	EK+Faz Kor.		EK+SAÖ		EK+ÖÜÖ		K-Ortalamlar		BCO	
	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD
5	1.4858	1.5403	1.4608	1.5328	1.4594	1.5257	1.4690	1.5286	1.4573	1.5257
6	1.5247	1.5578	1.4998	1.5306	1.4862	1.5199	1.4931	1.5208	1.4404	1.4986
7	1.5555	1.5634	1.5443	1.5450	1.4862	1.5221	1.5109	1.5171	1.4904	1.5292
8	1.5192	1.5261	1.5371	1.5301	1.4935	1.5142	1.4877	1.5183	1.4828	1.5420
9	1.5181	1.5299	1.4993	1.5151	1.4673	1.4990	1.4868	1.5014	1.4629	1.5172
10	1.5152	1.5108	1.4916	1.4950	1.4710	1.4846	1.4610	1.4978	1.4788	1.5223
12	1.5173	1.5271	1.4995	1.5255	1.4831	1.5143	1.4581	1.4882	1.4785	1.5235
14	1.4908	1.4980	1.4860	1.4910	1.4673	1.4869	1.4221	1.4822	1.4744	1.4994

Çizelge 5.4 DC Mall sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (50 bant için)

Küme Sayısı	EK+Faz Kor.		EK+SAÖ		EK+ÖÜÖ		K-Ortalamlar		BCO	
	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD
5	1.2429	1.2840	1.2317	1.2818	1.2448	1.2814	1.2443	1.2790	1.2348	1.2777
6	1.2759	1.3010	1.2544	1.2979	1.2763	1.2958	1.2762	1.2957	1.2280	1.2617
7	1.2796	1.2921	1.2799	1.2899	1.2624	1.2822	1.3002	1.3220	1.2815	1.3006
8	1.2778	1.2840	1.2672	1.2813	1.2541	1.2732	1.2854	1.2963	1.2752	1.2905
9	1.2578	1.2795	1.2777	1.2820	1.2670	1.2758	1.2779	1.2860	1.2581	1.2781
10	1.2686	1.2661	1.2676	1.2673	1.2560	1.2620	1.2704	1.2747	1.2544	1.2682
12	1.2482	1.2506	1.2544	1.2534	1.2371	1.2471	1.2696	1.2747	1.2705	1.2948
14	1.2709	1.2730	1.2725	1.2719	1.2587	1.2688	1.2277	1.2359	1.2551	1.2600

Çizelge 5.5, 5.6, 5.7 ve 5.8’de Cuprite S4 verisi için TDABS bant seçim yöntemiyle, çeşitli

bant sayıları için elde edilen ortalama DV-BD ve BD sonuçları verilmiştir (sırasıyla 20, 30, 40 ve 50 bant için). Çizelge 5.5’den Çizelge 5.8’e kadar en yüksek DV-BD sonuçları eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu yöntemiyle elde edilmiştir. Cuprite S4 verisi için elde edilen çizelgelerde DC Mall sahnesindeki gibi yöntemler arasında bir oybirliği bulunmamaktadır. Bununla birlikte aynen DC Mall verisindeki gibi en tutarlı küme sayısını eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu yöntemi 11 küme için vermektedir.

Çizelge 5.5 Cuprite S4 sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (20 bant için)

Küme Sayısı	EK+Faz Kor.		EK+SAÖ		EK+ÖÜÖ		K-Ortalamlar		BCO	
	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD
7	1.1153	1.1106	1.1032	1.0966	1.1010	1.0852	1.1012	1.0909	1.0872	1.0758
8	1.1098	1.1049	1.1069	1.1016	1.0962	1.0802	1.0996	1.0795	1.0927	1.0815
9	1.1200	1.1129	1.1100	1.1022	1.1106	1.0914	1.1056	1.0886	1.0880	1.0773
10	1.1243	1.1151	1.1089	1.1014	1.1137	1.0904	1.1070	1.0913	1.0953	1.0785
11	1.1266	1.1180	1.1073	1.1039	1.1108	1.0936	1.1126	1.0932	1.0906	1.0811
12	1.1169	1.1109	1.0999	1.0997	1.1101	1.0921	1.1100	1.0922	1.0920	1.0833
13	1.1159	1.1088	1.1056	1.1024	1.1135	1.0945	1.1105	1.0928	1.0937	1.0838
14	1.1123	1.1067	1.1069	1.0997	1.1105	1.0930	1.1109	1.0926	1.0911	1.0792
15	1.1140	1.1068	1.1102	1.1006	1.1132	1.0946	1.1101	1.0926	1.0914	1.0784
17	1.1145	1.1071	1.1048	1.0915	1.0993	1.0789	1.1103	1.0918	1.0928	1.0799
19	1.1130	1.1061	1.1045	1.0993	1.1044	1.0846	1.1114	1.0922	1.0927	1.0815

Çizelge 5.6 Cuprite S4 sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (30 bant için)

Küme Sayısı	EK+Faz Kor.		EK+SAÖ		EK+ÖÜÖ		K-Ortalamlar		BCO	
	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD
7	1.0852	1.0817	1.0803	1.0770	1.0696	1.0576	1.0523	1.0512	1.0496	1.0377
8	1.0883	1.0852	1.0827	1.0803	1.0748	1.0635	1.0682	1.0592	1.0578	1.0479
9	1.0885	1.0862	1.0785	1.0792	1.0787	1.0644	1.0638	1.0561	1.0537	1.0456
10	1.0895	1.0879	1.0828	1.0793	1.0764	1.0590	1.0770	1.0646	1.0444	1.0354
11	1.0939	1.0924	1.0903	1.0855	1.0841	1.0649	1.0800	1.0642	1.0440	1.0344
12	1.0818	1.0791	1.0770	1.0667	1.0685	1.0565	1.0720	1.0595	1.0531	1.0339
13	1.0879	1.0894	1.0757	1.0746	1.0754	1.0626	1.0725	1.0588	1.0418	1.0332
14	1.0893	1.0856	1.0769	1.0627	1.0751	1.0493	1.0766	1.0573	1.0476	1.0385
15	1.0899	1.0861	1.0834	1.0802	1.0768	1.0643	1.0758	1.0602	1.0544	1.0377
17	1.0861	1.0819	1.0871	1.0793	1.0782	1.0640	1.0774	1.0657	1.0510	1.0356
19	1.0896	1.0858	1.0795	1.0683	1.0767	1.0565	1.0768	1.0647	1.0488	1.0395

Çizelge 5.7 Cuprite S4 sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (40 bant için)

Küme Sayısı	EK+Faz Kor.		EK+SAÖ		EK+ÖÜÖ		K-Ortalamlar		BCO	
	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD
7	1.0689	1.0694	1.0499	1.0488	1.0518	1.0406	1.0487	1.0371	1.0411	1.0269
8	1.0812	1.0759	1.0545	1.0524	1.0578	1.0435	1.0465	1.0373	1.0395	1.0292
9	1.0830	1.0781	1.0711	1.0683	1.0583	1.0420	1.0452	1.0359	1.0399	1.0304
10	1.0828	1.0766	1.0610	1.0587	1.0566	1.0413	1.0531	1.0374	1.0408	1.0311
11	1.0894	1.0862	1.0763	1.0719	1.0604	1.0457	1.0559	1.0391	1.0405	1.0312
12	1.0726	1.0736	1.0668	1.0633	1.0583	1.0440	1.0565	1.0407	1.0418	1.0319
13	1.0772	1.0704	1.0621	1.0549	1.0567	1.0404	1.0577	1.0404	1.0443	1.0326
14	1.0713	1.0711	1.0631	1.0621	1.0559	1.0412	1.0586	1.0401	1.0439	1.0325
15	1.0691	1.0654	1.0584	1.0523	1.0540	1.0403	1.0578	1.0415	1.0430	1.0322
17	1.0764	1.0714	1.0660	1.0619	1.0584	1.0410	1.0570	1.0412	1.0426	1.0316
19	1.0711	1.0669	1.0599	1.0592	1.0626	1.0459	1.0565	1.0425	1.0422	1.0329

Çizelge 5.8 Cuprite S4 sahnesi için ortalama DV-BD ve BD sonuçları (50 bant için)

Küme Sayısı	EK+Faz Kor.		EK+SAÖ		EK+ÖÜÖ		K-Ortalamalar		BCO	
	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD	DV-BD	BD
7	1.0548	1.0529	1.0391	1.0367	1.0406	1.0324	1.0347	1.0261	1.0367	1.0222
8	1.0795	1.0730	1.0432	1.0421	1.0394	1.0305	1.0411	1.0291	1.0330	1.0229
9	1.0765	1.0720	1.0591	1.0576	1.0465	1.0344	1.0373	1.0292	1.0334	1.0246
10	1.0738	1.0688	1.0496	1.0488	1.0461	1.0314	1.0418	1.0304	1.0340	1.0252
11	1.0878	1.0869	1.0525	1.0418	1.0433	1.0308	1.0422	1.0315	1.0341	1.0252
12	1.0633	1.0592	1.0411	1.0388	1.0411	1.0301	1.0432	1.0311	1.0358	1.0263
13	1.0659	1.0625	1.0457	1.0419	1.0433	1.0313	1.0471	1.0331	1.0361	1.0263
14	1.0629	1.0583	1.0408	1.0397	1.0403	1.0300	1.0462	1.0323	1.0365	1.0267
15	1.0618	1.0591	1.0455	1.0488	1.0428	1.0317	1.0466	1.0339	1.0357	1.0266
17	1.0601	1.0577	1.0457	1.0433	1.0450	1.0332	1.0455	1.0336	1.0356	1.0265
19	1.0602	1.0551	1.0482	1.0476	1.0495	1.0365	1.0453	1.0337	1.0350	1.0267

Çizelge 5.1’den Çizelge 5.8’e kadar elde edilen benzetim sonuçlarına göre DV-SAG, SAG’e göre sahnedeki doğru küme sayısını bulma konusunda daha uygun bir yöntemdir. Her iki yöntem arasındaki hesapsal zamanların karşılaştırması DC Mall verisi için ve sadece eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu yöntemi için Çizelge 5.9’da verilmiştir. DV-SAG yöntemi sadece DV’leri kullanması sebebiyle SAG’ne göre daha kısa sürmekle beraber DV’lerin bulunması için kullanılan BS-DVM’nin gerektirdiği hesapsal zaman da unutulmamalıdır.

Çizelge 5.9 EK+FK (Eksiltmeli Kümeleme+Faz Korelasyonu), BS-DVM, DV-SAG ve SAG için hesapsal zamanlar (saniye)

Küme Sayısı	20 Bant	30 Bant	40 Bant	50 Bant
	EK+FK/BS-DVM/ DV-SAG/SAG	EK+FK/BS-DVM/ DV-SAG/SAG	EK+FK/BS-DVM/ DV-SAG/SAG	EK+FK/BS-DVM/ DV-SAG/SAG
5	65.14 / 106.3 / 1.58 / 4.05	91.63 / 100.56 / 1.73 / 4.47	116.77 / 94.21 / 1.97 / 5.12	144.81 / 91.79 / 2.16 / 5.58
6	65.82 / 76.21 / 1.91 / 4.93	91.88 / 81.40 / 2.06 / 5.47	117.70 / 74.10 / 2.43 / 6.24	146.16 / 79.10 / 2.54 / 6.84
7	65.81 / 52.74 / 1.94 / 5.80	91.93 / 63.88 / 2.31 / 6.43	118.06 / 51.30 / 2.75 / 7.41	147.14 / 64.84 / 3.15 / 8.14
8	66.02 / 53.29 / 2.47 / 6.72	92.23 / 54.82 / 2.69 / 7.39	120.27 / 48.58 / 3.21 / 8.60	147.71 / 58.71 / 3.58 / 9.35
9	66.32 / 44.96 / 2.81 / 7.58	92.80 / 48.55 / 2.95 / 8.41	119.22 / 39.19 / 3.63 / 9.73	148.93 / 43.73 / 3.71 / 10.60
10	66.54 / 38.27 / 3.01 / 8.45	92.63 / 46.72 / 3.36 / 9.44	119.00 / 35.34 / 3.86 / 10.88	147.67 / 47.12 / 4.52 / 11.81
12	68.21 / 31.36 / 3.94 / 10.26	93.36 / 39.09 / 4.24 / 11.32	119.54 / 31.90 / 4.97 / 13.17	147.13 / 42.47 / 4.99 / 14.28
14	66.89 / 21.07 / 4.47 / 11.85	93.65 / 26.66 / 4.59 / 13.30	120.68 / 29.30 / 5.68 / 15.39	147.68 / 36.03 / 6.51 / 16.85

Ayrıca Çizelge 5.1’den Çizelge 5.8’e kadar elde edilen benzetimlerde de görülebileceği gibi kullanılan bütün kümeleme yöntemleri arasında eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu yöntemi doğru sayıda kümenin bulunması konusunda daha net sonuçlar üretmektedir. Dolayısıyla bu yöntemin diğer kümeleme yaklaşımlarına göre daha kararlı ve güvenilir bir yöntem olduğu söylenebilir.

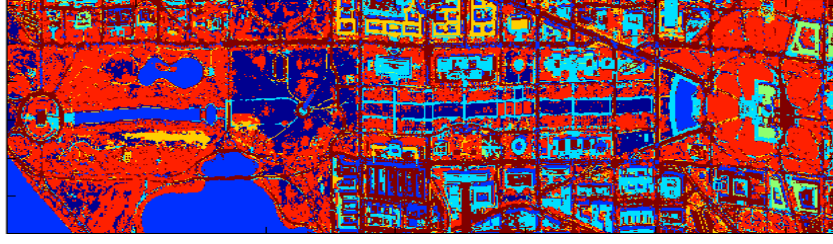
Eksiltmeli kümeleme ve BS-DVM hesapsal olarak uzun zamana ihtiyaç duyduğu için ve hafıza problemleri nedeniyle büyük miktarda örnek içeren veri kümelerine doğrudan uygulanmaları zordur. Bu yüzden daha az sayıda örnek içeren veri alt kümesi üzerinde gerçekleştirilen başlangıç kümeleme sonuçları yardımıyla KNN sınıflandırma yöntemi kullanılarak tüm veri kümesinin kümelenmesi/bölütlenmesi amaçlanmıştır. Kümeleme geçerliliğinde veri alt kümesi için elde edilen küme elemanları KNN için eğitim verisi olarak kullanılmıştır. Seçilen alt küme haricindeki örneklerin etiketleri ise KNN sınıflandırma sonucuna göre belirlenir. Sınıflandırma amacıyla KNN kullanılmasının nedeni bu yöntemin hızlı hesaplama yeteneği ve iyi genelleştirme yeteneğidir. Benzetimlerde KNN için K, 9 olarak seçilmiştir. Bölütleme başarımını değerlendirmek için (büyük veri kümelerinde DV-SAG’nden kaynaklanan hesapsal zorluklar nedeniyle) SAG ile elde edilen ortalama BD sonuçları kullanılmıştır. Tüm sahne için hesaplanan ortalama BD sonuçları, sırasıyla DC Mall ve Cuprite S4 hiperspektral görüntüleri için Çizelge 5.10 ve Çizelge 5.11’de sunulmuştur. Çizelgelerden de görüleceği gibi en iyi ortalama BD değerleri eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu yöntemi ile elde edilmiştir. DC mall verisi için en yüksek ortalama BD değeri 40 bant için, Cuprite S4 verisi için ise 20 bant için bulunmuştur. Çizelgelerden elde edilen en yüksek sonuçlara göre Şekil 5.2 ve Şekil 5.3’de sırasıyla DC Mall ve Cuprite S4 sahneleri için eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu yöntemi ile elde edilen bölütleme haritaları sunulmuştur.

Çizelge 5.10 Tüm DC Mall sahnesi için ortalama BD sonuçları

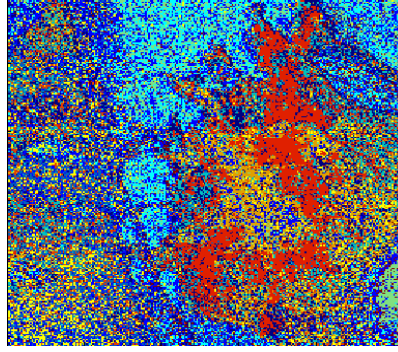
Bant Sayısı	EK+ÖÜÖ	EK+SAÖ	EK+Faz.Kor.	K-Ortalamalar	BCO
20	1.3642	1.3591	1.3475	1.3527	1.3717
30	1.4051	1.4317	1.4325	1.4386	1.4270
40	1.4122	1.4472	1.4494	1.4321	1.3870
50	1.2205	1.2330	1.2436	1.2526	1.2473

Çizelge 5.11 Tüm Cuprite S4 sahnesi için ortalama BD sonuçları

Bant Sayısı	EK+ÖÜÖ	EK+SAÖ	EK+Faz.Kor.	K-Ortalamalar	BCO
20	1.0929	1.1035	1.1128	1.0930	1.0811
30	1.0642	1.0857	1.0876	1.0640	1.0344
40	1.0455	1.0711	1.0849	1.0389	1.0311
50	1.0305	1.0409	1.0856	1.0315	1.0252



Şekil 5.2 HYDICE DC Mall verisinde 7 küme için eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu yöntemi ile elde edilen bölütleme haritası (40 bant için)



Şekil 5.3 AVIRIS Cuprite S4 verisinde 11 küme için eksiltmeli kümeleme tabanlı faz korelasyonu yöntemi ile elde edilen bölütleme haritası (20 bant için)

5.5 Çıkarımlar

Bu bölümde hiperspektral görüntülerin bölütlenmesinde kullanılan eksiltmeli kümeleme ve faz korelasyonuna dayalı kümeleme yöntemi ile birlikte BS-DVM ve SAG'ne dayanan yeni bir kümeleme geçerliliği yaklaşımı geliştirilmiştir. Hiperspektral görüntülerin bölütlenmesinde önemli bir problem olan küme sayısının tespitinde DV-SAG adı verilen kümeleme geçerliliği yaklaşımı tanıtılmış ve doğruluğu yapılan benzetimlerle ortaya konmuştur. Ayrıca uygulamalarda kullanılan eksiltmeli kümeleme ve faz korelasyonuna dayalı bölütleme algoritmasının nesnel olarak başarılı sonuçlar ürettiği ve hiperspektral görüntülerin bölütlenmesinde kullanılabilecek başarılı bir yöntem olduğu ortaya konmuştur.

6. SONUÇ

Bu tez çalışmasında uzaktan algılama alanında yeni bir teknoloji olan, yüksek hacimli ve boyutlu verilerden oluşan hiperspektral görüntülerin eğitici olarak bölütlenmesi ele alınmıştır. Hiperspektral görüntülerin eğitici olarak bölütlenmesi/kümelenmesi, hiperspektral sahneye ait kesin referans bilgilerinin elde edilmesi zor ve maliyetli olduğu için bu yüksek boyutlu verilerin daha kolay analiz edilmesine olanak sağlamaktadır. Bununla birlikte hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi konusu birçok problem aşamasından oluşmaktadır. Bu problem aşamaları temel olarak şu başlıklardan oluşmaktadır:

- Ön-işleme adımları (gürültü giderimi ve boyut indirgeme)
- Uygun bölütleme algoritmaları kullanarak hiperspektral görüntünün bölütlenmesi
- Son-işleme adımı (bölütleme doğruluğunun artırılması için kullanılan yöntemler)

Bu ana başlıkların haricinde tez çalışmasında bölütleme doğruluğunun nesnel bir biçimde ölçülebilmesi ve bölütleme aşaması öncesinde doğru bir biçimde sahnedeki doğru sayıdaki kümenin belirlenebilmesi konularının üzerinde de durulmuştur.

Hiperspektral verilerde her bir banttaki görüntüler, görüntü işleme alanında kullanılan uygun gürültü giderimi yöntemleri ile temizlenip kullanılabilir. Tez çalışmasında gürültü giderimi amacıyla dalgacık dönüşümü ve temel bileşen analizini ortaklaşa kullanan ‘pencerelenmiş çok-ölçekli temel bileşen analizi yöntemi’ önerilmiştir. Önerilen yöntemde hiperspektral görüntülerde hem spektral hem de bölgesel uzamsal bilgiyi beraberce kullanmak amacıyla örtüşmeyen, küçük boyutlu pencerelenmiş alt küpler kullanılmıştır. Ayrıca karşılaştırma amacıyla Parçalı TBA algoritması da değiştirilerek pencerelenmiş alt küplere uygulanmıştır. Gürültü giderimi ile alakalı önerilen bu yaklaşımda bölütleme amacıyla K-ortalamlar ve Bulanık-ART kümeleme yöntemlerinden yararlanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre önerilen gürültü giderimi yaklaşımı bir ön-işleme adımı olarak hiperspektral görüntülerin bölütlenmesinde olumlu etkilere sahiptir. Bölütleme doğruluğu açısından değerlendirilecek olunursa Bulanık-ART ağı K-ortalamlara göre daha başarılı sonuçlar üretmektedir. Diğer yandan pencerelenmiş ÇÖTBA yöntemi Parçalı TBA yöntemine göre biraz daha üstün sonuçlar üretmektedir. Ayrıca hiperspektral veriler gibi büyük veri kümelerinin işlenmesi açısından değerlendirilecek olunursa, Bulanık-ART ağı, doğruluğu ve işlem zamanının kısalığı açısından hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi için umut vaat eden bir yöntemdir.

Boyut indirgeme, yüksek boyutlu hiperspektral görüntülerin işlenmesinde önemli bir ön-işleme adımını oluşturmaktadır. Hiperspektral görüntülerde boyut indirgeme özellik çıkarımı (dönüşüm) yöntemleri veya bant (özellik) seçim yöntemleri ile sağlanır. Her iki yaklaşımda da boyut indirgeme algoritmaları, var olan sınıf bilgilerini (etiketlerini) kullanıp kullanmalarına göre eğitici ve eğitici olmayan yöntemler olarak ikiye ayrılabilir. Tez çalışmasında hiperspektral verilerin eğitici olarak bölütlenmesi amaçlandığından boyut indirgeme aşamasında da yine eğitici olmayan yöntemler kullanılmıştır. Ayrıca boyut indirgeme yöntemleri kullandıkları algoritmanın yapısına bağlı olarak doğrusal ve doğrusal olmayan yöntemler olmak üzere ikiye ayrılabilir. Tez çalışması kapsamında kullanılan doğrusal dalgacık özellik çıkarımı ve TBA gibi doğrusal özellik çıkarımı yöntemlerinin haricinde doğrusal olmayan boyut indirgeme yöntemlerinin hiperspektral görüntülere uygulanması ve görüntülerin bölütlenmesindeki etkisi de ele alınmıştır. Doğrusal olmayan boyut indirgeme algoritmalarının en büyük dezavantajı hiperspektral görüntüler gibi büyük miktardaki verilerde oldukça uzun hesapsal zamana ihtiyaç duymalarıdır. Bu nedenle hiperspektral görüntülerde vektör nicemleme ile prototip alt kümesi belirlenip bu prototipler üzerinden doğrusal olmayan boyut indirgeme işlemi gerçekleştirilmiştir. Radyal Tabanlı Fonksiyon (RTF) yapay sinir ağı ve geliştirilmiş olan ‘K-noktalı ortalama aradeğerleme’ yöntemleri kullanılarak spektral imzaların boyutu indirgenmiştir. Elde edilen sonuçlar da göstermektedir ki orijinal boyutlu verilere oranla daha iyi bölütleme başarımları elde edilmiştir. Geliştirilmiş olan yöntem ise RTF aradeğerleme yöntemine göre daha etkin ve başarılıdır. RTF ve geliştirilmiş aradeğerleme yöntemlerinde kullanılan doğrusal olmayan boyut indirgeme algoritmaları arasında EBA ve EUA diğerlerine oranla daha başarılı sonuçlar üretmektedir.

Tez çalışması kapsamında etiketsiz hiperspektral görüntülerde bulanık kümeleme algoritmalarından olan BCO ve daha gelişmiş sürümü olan GKK kümeleme algoritmaları kullanılarak bölütleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Her iki algoritma da diğer katı kümeleme yöntemlerine yakın başarımlar sergilemektedir. Başarımları daha da arttırmak amacıyla kullanılan algoritmaların bulanık üyelik matrisindeki uzamsal bilgiden yararlanarak yeni bir yaklaşım geliştirilmiş ve ‘çekirdek içi faz korelasyonu’ olarak adlandırılmıştır. Önerilen bu yeni yöntemde komşu pikseller arasında yüksek faz korelasyonuna sahip olanların etiket bilgilerinden yararlanılarak spektral bilgiye ek olarak daha güvenilir bir karar verilmesi amaçlanmıştır. Ayrıca bulanık üyelik küpüne uygulanan iki ve üç boyutlu Gauss alçak geçiren süzgeçlemenin başarımları arttırdığı da gösterilmiştir.

Tez çalışmasında bir-sınıf destek vektör makineleri (BS-DVM) yöntemine dayanan yeni bir

kümeleme geçerliliği yaklaşımı sunulmuştur. Önerilen kümeleme geçerliliği yöntemi tez çalışmasında da kullanılmakta olan spektral ayrıştırıcılık gücü (SAG) yöntemine dayanmakta ve BS-DVM yönteminin kalıtımsal küme çevresinin belirlenmesi özelliğini kullanmaktadır. Destek vektör spektral ayrıştırıcılık gücü (DV-SAG) olarak adlandırılan bu yöntem, hiperspektral görüntülerin bölütlenmesinde karşılaşılan en önemli problemlerden biri olan doğru sayıdaki küme sayısının tespitine bir çözüm olarak sunulmaktadır. Kümeleme geçerliliğindeki doğruluğu, kesin referansa sahip olan ve olmayan görüntülerle yapılan benzetimlerle ortaya konmuştur. Ayrıca uygulamalarda kullanılan eksiltmeli kümeleme ve faz korelasyonuna dayalı bölütleme algoritmasının nesnel olarak başarılı sonuçlar ürettiği ve hiperspektral görüntülerin bölütlenmesinde kullanılabilecek başarılı bir yöntem olduğu gözlemlenmiştir.

Önsözde de belirtildiği üzere, ülkemizin gelecek vizyonu belirlenirken dışa bağımlı kalmayıp, her alanda olmasını istediğimiz gibi önemli bir teknoloji olan uzaktan algılama sahasında da kendi bilgi araçlarımızı üretip, etkin olarak kullanabilmemiz en büyük arzumuzdur.

KAYNAKLAR

- Abonyi, J., Feil, B., Nemeth, S. ve Arva, P. (2003), "Fuzzy Clustering Based Segmentation of Time-Series", Lecture Notes in Computer Science Series, 2810, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 275-285.
- Acharya, T. ve Ray, A.K., (2005), "Image Processing - Principles and Applications", Wiley-Interscience.
- Acito, N., Corsini, G. ve Diani, M., (2003), "An Unsupervised Algorithm for Hyperspectral Image Segmentation Based on the Gaussian Mixture Model", Geosci. and Remote Sens. Symp. (IGARSS'03), Toulouse-France, vol.6, 3745–3747.
- Aminghafari, M., Cheze, N. ve Poggi, J-M., (2006), "Multivariate Denoising Using Wavelets and Principal Component Analysis", Computational Statistics & Data Analysis, vol.50, 2381-2398.
- Arzuaga-Cruz, E., Jimenez-Rodriguez, L.O. ve Velez-Reyes, M., (2003), "Feature Extraction and Band Subset Selection Techniques Based on Relative Entropy Criteria for Hyperspectral Data Analysis", in Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery IX, Proceedings of SPIE, vol.5093.
- Atkinson, I., Kamalabadi, F. ve Jones, D.L., (2003), "Wavelet-Based Hyperspectral Image Estimation", in proc. IEEE Geoscience and Remote Sensing Conf., vol. 2, 743–745.
- Babuška, R., Van der Veen, P.J. ve Kaymak, U., (2002), "Improved Covariance Estimation for Gustafson-Kessel Clustering," Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Honolulu, Hawaii, vol.2, 1081-1085.
- Bakshi, B.R., (1998), "Multiscale PCA with Application to Multivariate Statistical Process Monitoring", American Institute of Chemical Engineers Journal, vol.44, no.7, 1596–1610.
- Baraldi, A. ve Blonda, P., (1999), "A Survey of Fuzzy Clustering Algorithms for Pattern Recognition-Part I-II", IEEE Trans. System Man Cybernetics, Part B, vol.29, no.6, 778–801.
- Barros, A.S. ve Rutledge, N.D., (2005), "Segmented Principal Component Transform-Principal Component Analysis", Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, vol.78, 125-137.
- Benediktsson, J.A., Palmason, J.A. ve Sveinsson, J.R. (2005), "Classification of Hyperspectral Data from Urban Areas based on Extended Morphological Profiles", IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, vol.43, 480–491.
- Ben-Hur, A., Horn, D., Siegelmann, T. ve Vapnik, V., (2000), "A Support Vector Clustering Method", in Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition, vol.2, 724–727.
- Bezdek, J.C., (1981) "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms", Plenum Press, New York.
- Bilgin, G., Erturk, S. ve Yıldırım, T. (2008), "Unsupervised Classification of Hyperspectral-Image Data Using Fuzzy Approaches That Spatially Exploit Membership Relations" IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol.5, issue 4, 673–677.
- Bilgin, G., Ertürk, S. ve Yıldırım, T., (2008a), "Hiperspektral Görüntülerin Doğrusal Olmayan Yöntemlerle Boyutunun İndirgenmesi ve Bölütlenmesi", IEEE 16. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı, CD paper id:190 , 20-22 Nisan 2008, Didim-Aydın, Türkiye.

- Bilgin, G., Ertürk, S. ve Yıldırım, T., (2008b), "Multiscale Windowed Denoising and Segmentation of Hyperspectral Images," IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications, Istanbul, 14–16 July, 2008, 33-37.
- Bilgin, G., Ertürk, S. ve Yıldırım, T., (2009), "Hiperspektral Görüntülerin Bölütlenmesinde Bir-Sınıf Destek Vektör Makinesi Tabanlı Kümeleme Geçerliliği", IEEE 17. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı, CD paper id:42 , 9-11 Nisan 2009, Manavgat-Antalya, Türkiye.
- Boardman, J.W., Kruse, F.A. ve Green, R.O., (1995), "Mapping Target Signatures via Partial Unmixing of AVIRIS data", in Summaries, Fifth JPL Airborne Earth Science Workshop, JPL Publication 95-1, vol. 1, 23–26.
- Briottet, X., Boucher, Y., Dimmeler, A., Malaplate, A., Cini, A., Diani, M., Bekman, H., Schwering, P., Skauli, T., Kasen, I., Renhorn, I., Klasén, L., Gilmore, M., Oxford, D., (2006), "Military Applications of Hyperspectral Imagery", Proceedings of. SPIE, vol. 6239, p. 62390B.
- Bruce, L.M., Koger, C.H. ve Li, J., (2002), "Dimensionality Reduction of Hyperspectral Data Using Discrete Wavelet Transform Feature Extraction", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol.40, no.10, 2331-2338.
- Buhmann, M.D. ve Ablowitz, M.J., (2003), "Radial Basis Functions: Theory and Implementations", Cambridge University Press.
- Camps-Valls, G., Gomez-Chova, L., Munoz-Mari, J., Vila-Frances, J. ve Calpe-Maravilla, J. (2006), "Composite Kernels for Hyperspectral Image Classification" IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol 3, issue 1, 93-97.
- Carpenter, G.A. ve Grossberg, S., (2003), "Adaptive Resonance Theory", In Arbib, M.A. (Darl.), The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, Second Edition, 87-90, Cambridge, MA: MIT Pres.
- Carpenter, G.A., Grossberg, S. ve Rosen, D.B., (1991), "Fuzzy ART: An Adaptive Resonance Algorithm for Rapid, Stable Classification of Analog Patterns", in proc. IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Newyork-USA, vol.2, 411–416.
- Cathcart, J.M., Bock, R.D. ve Campbell, R., (2004), "Analysis of Soil and Environmental Processes on Hyperspectral Infrared Signatures of Landmines", Technical Report, Georgia Inst. of Tech.-Electro-Optics Enviroment and Materials Lab. Available at: <http://handle.dtic.mil/100.2/ADA432578>.
- Chang, C.-I., Liu, W. ve Chang, C.-C., (2004), "Discrimination and Identification for Subpixel Targets in Hyperspectral Imagery", International Conference of Image Processing, Singapore, vol.5, 24-27.
- Chang, Y.-L. ve Fang, J.P, (2007), "A Simulated Annealing Band Selection Approach for Hyperspectral Images", Technical articles on Electronic Imaging & Signal Processing, SPIE Newsroom.
- Chen, C.H., (2007), "Signal and Image Processing for Remote Sensing", CRC Pres, Boca Raton, FL.
- Cheriyadat, A. ve Bruce, L.M., (2004), "Why Principal Component Analysis is not An Appropriate Feature Extraction Method for Hyperspectral Data", Proc. IEEE Conference on Geoscience and Remote Sensing (IGARSS), 3420–3422.

- Chiu, S.L., (1994), "Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation", *Journal of Intelligent Fuzzy Systems*, vol.2, 267-278.
- Clark, R.N., Swayze, G.A. ve Gallagher, A., (1993) "Mapping Minerals with Imaging Spectroscopy", *U.S. Geological Survey, Office of Mineral Resources Bulletin 2039*, 141-150.
- De Backer, S., Kempeneers, P., Debruyn, W. ve Scheunders, P., (2005), "A Band Selection Technique for Spectral Classification", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol.2, no.3, 319-323.
- De Backer, S., Naud, A. ve Scheunders, P., (1998), "Nonlinear Dimensionality Reduction Techniques for Unsupervised Feature Extraction", *Pattern Rec. Letters*, Vol. 19, pp. 711–720.
- Dell'Acqua, F., Gamba, P., Ferrari, A., Palmason, J.A., Benediktsson, J.A. ve Arnason, K. (2004), "Exploiting Spectral and Spatial Information in Hyperspectral Urban Data with High Resolution" *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol.1, 322-326.
- Demartines, P. ve Herault, J., (1997), "Curvilinear Component Analysis: A Self-Organizing Neural Network for Nonlinear Mapping of Data Sets", *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol.8, no.1, 1197–1206.
- Demir, B. Ve Ertürk, S., (2008), "Phase Correlation based Redundancy Removal in Feature Weighting Band Selection for Hyperspectral Images", *International Journal of Remote Sensing*, vol.29, 1801-1807.
- Donoho, D.L., (1995), "De-noising by Soft-thresholding", *IEEE Transactions on Information Theory*, no.41, 613–627.
- Du, H., Qi, H., Wang, X., Snyder, W.E. ve Ramanath, R., (2003), "Band Selection Using Independent Component Analysis for Hyperspectral Image Processing", *IEEE International Workshop on Applied Imagery Pattern Recognition (AIPR)*, Washington, D.C, 93-98.
- Duda, R.O., Hart, P.E. ve Stork, D.G., (2001), "Pattern Classification", John Wiley & Sons.
- Dunn, J.C., (1973), "A Fuzzy Relative of the Isodata Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters", *Journal of Cybernetics*, vol.3, no.3, 32-57.
- El-Nahry, H. ve Altınbaş, U., (2006), "Processing and Analyzing Advanced Hyperspectral Imagery Data for Identifying Clay Minerals: A Case Study", *Journal of Applied Science Research*, vol.2, no.4, 232-238.
- Ertürk, A. ve Ertürk, S., (2006), "Unsupervised Segmentation of Hyperspectral Images Using Modified Phase Correlation," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol.3, no.4, pp. 527–531.
- Estivill-Castro, V. ve Yang, J., (2003), "Cluster Validity Using Support Vector Machines", *Proc. of. 5th Int. Conf. on Data Warehousing and Knowledge Discovery, LNCS*, vol.2737, 244–256.
- Farrell, M.D. Jr. ve Mersereau, R., (2004), "Robust Automatic Clustering of Hyperspectral Imagery Using Non-Gaussian Mixtures", *Proc. of SPIE*, vol.5573, 161–172.
- Farrell, M.D. ve Mersereau, R.M., (2005), "On the Impact of PCA Dimension Reduction for Hyperspectral Detection of Difficult Targets", *IEEE Geosci. and Remote Sensing. Letters*, vol.2, no.2, 192–195.
- Fong, M., (2007), "Dimension Reduction on Hyperspectral Images", Project Report REU

2007 projects, UCLA Department of Mathematics Agu. 2007.

Groves, P. ve Bajcsy, P., (2004), "Methodology for Hyperspectral Band Selection", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol.70, no.7, 793–802.

Gustafson, D. ve Kessel, W., (1979), "Fuzzy Clustering with a Fuzzy Covariance Matrix", *Proc. of IEEE Conference on Decision and Control*, San Diego, USA, 761–766.

Harsanyi, J.C. ve Chang, C.-I., (1994), "Hyperspectral Image Classification and Dimensionality Reduction: An Orthogonal Subspace Projection Approach", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 32, no. 3, pp. 779–785.

Hoppner, F., Klawonn, F., Kruse, R. ve Runkler, T., (1999), "Fuzzy Cluster Analysis", Wiley, Englewood Cliffs, NJ.

Hsu, P.-H. ve Tseng, Y.-H., (2000), "Wavelet-based Analysis of Hyperspectral Data for Detecting Spectral Features", 19th Congress of The International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS), July 16–23, Amsterdam, Netherlands, 10–17.

Hsu, P.-H., (2002), "Data Exploration and Analysis of Hyperspectral Images: Visualization and Symbolic Description", *Proceedings of the Asian Conference on Remote Sensing*, Kathmandu, Nepal.

Hsu, P.H., (2007), "Feature Extraction of Hyperspectral Images Using Wavelet and Matching Pursuit" *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, vol.62, 78–92.

Hughes, G.F., (1968), "On the Mean Accuracy of Statistical Pattern Recognizers", *IEEE Transactions on Information Theory*, vol.14, no.1, 55–63.

Hwang, J.N., Lay, S.R. ve Lippman, A., (1994), "Nonparametric Multivariate Density Estimation: A Comparative Study", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol.42, 2795–2810.

Ifarraguerri, A. ve Chang, C.-I., (2000), "Unsupervised Hyperspectral Image Analysis with Projection Pursuit", *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, vol. 38, no. 6, 127–143.

Jia, X. ve Richards, J.A., (1999), "Segmented principal components transformation for efficient hyperspectral remote sensing image display and classification," *IEEE Trans Geosci and Remote Sens*, vol. 37, no. 1, pp 538–542.

Jimenez, L.O. ve Landgrebe D.A., (1998), "Supervised Classification in High-Dimensional Space: Geometrical, Statistical, and Asymptotical Properties of Multivariate Data", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 28, no.1, 39–54.

Jimenez, L.O. ve Landgrebe, D.A., (1999), "Hyperspectral Data Analysis and Supervised Feature Reduction via Projection Pursuit," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, no. 6, pp. 2653–2667.

Jimenez-Rodriguez, L.O., Arzuaga-Cruz, E. ve Velez-Reyes, M., (2007), "Unsupervised Linear Feature-Extraction Methods and Their Effects in the Classification of High-Dimensional Data", *IEEE Transactions Geoscience and Remote Sensing*, vol.45, no.2, 469–483.

Kaewpijit, S., Moigne, J.L. ve El-Ghazawi, T., (2003), "Automatic Reduction of Hyperspectral Imagery Using Wavelet Spectral Analysis", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.41, no.4, 863–871.

- Keshava, N., (2004), "Distance Metrics and Band Selection in Hyperspectral Processing with Applications to Material Identification and Spectral Libraries", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.42, no.7, 1552-1565.
- Kim, D.-W., Lee, K.Y., Lee, D. ve Lee, K.H., (2005), "A Kernel-Based Subtractive Clustering Method", *Pattern Recognition Letters*, vol.26, no.7, 879-891.
- Kim, M.S., Chen, Y.R., Mehl, P.M., (2001), "Hyperspectral Reflectance and Fluorescence Imaging System for Food Quality and Safety", *Transactions of ASAE*, vol.44, no.3, 721-729.
- Kohonen, T., (2001), "Self-Organizing Maps", Springer, Series in Information Sciences, vol. 30, Newyork.
- Kruskal J.B. ve Wish, M., (1978), "Multidimensional Scaling", Beverly Hills, CA, Sage University Press.
- Landgrebe, D.A, (2003), "Signal Theory Methods in Multispectral Remote. Sensing", Hoboken, N.J: John Wiley & Sons, 2003, 3–90.
- Landgrebe, D.A., (1999), "Information Extraction Principles and Methods for Multispectral and Hyperspectral Image Data", In Chen, C.H. (ed.), *Information Processing for Remote Sensing*. River Edge NJ, World Scientific Publishing Company, 3–38.
- Lee, C. ve Landgrebe D.A., (1993), "Analyzing High-Dimensional Multispectral Data", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.31, no.4, 792-800.
- Lee, J.A., Lendasse, A, Donckers, N. ve Verleysen, M., (2000), "A Robust Nonlinear Projection Method", in M. Verleysen (Ed.), *Proceedings of ESANN'2000 Eighth European Symposium on Artificial Neural Networks*, 13-20.
- Lee, J.B., Woodyatt, A.S. ve Berman, M., (1990), "Enhancement of High Spectral Resolution Remote Sensing Data by A Noise-adjusted Principal Components Transform", *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing.*, vol. 28, no.3, 295–304.
- Lennon, M., Mercier, G., Mouchot, M. ve Hubert-Moy, L., (2001), "Curvilinear Component Analysis for Nonlinear Dimensionality Reduction of Hyperspectral Images", in *Proc. of the SPIE Symp. on Remote Sensing Conference on Image and Signal Processing for Remote Sensing VII*, 4541.
- Maggioni, M., Davis, G.L., Warner, F.J., Geshwind, F.B., Coppi, A.C., DeVerse, R.A. ve Coifman, R.R., (2006), "Hyperspectral Microscopic Analysis of Normal, Benign and Carcinoma Microarray Tissue Sections", edited by Alfano R.R. ve Katz A., *Optical Biopsy VI*, vol. 6091, no.1, p. 60910I, SPIE.
- Martínez-Usó A., Pla F., Sotoca, J.M. ve García-Sevilla, P., (2007), "Clustering-based hyperspectral band selection using information measures". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.45, no.12, 4158–4171.
- Mayer, R., Bucholtz, F. ve Scribner, D., (2003), "Object Detection by Using Whitening/Dewhitening to Transform Target Signatures in Multitemporal Hyperspectral and Multispectral Imagery", *IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sens.*, vol.41, no.5, 1136–1142.
- Mercier, G., Derrode, S. ve Lennon, M., (2003), "Hyperspectral Image Segmentation with Markov Chain Model", *Geosci. and Remote Sens. Symp. (IGARSS'03)*, Toulouse-France, vol.6, 3766–3768.

- Meyer, A., Paglieroni, D., Astaneh, C., (2003), "K-means Re-Clustering: Algorithmic Options with Quantifiable Performance Comparisons", Proc. of SPIE, vol.5001, 84–92.
- Moguerza, J.M., Munoz, A. ve Merino, M.M., (2002), "Detecting the Number of Clusters Using a Support Vector Machine Approach", Proc. of the Int. Conf. on Artificial Neural Network, LNCS, vol.2415, 763–768.
- Mohammadpour, A., Féron, O., Mohammad-Djafari, A., (2004), "Bayesian Segmentation of Hyperspectral Images", 24th International Workshop on Bayesian Inference and Maximum Entropy Methods in Science and Engineering. AIP Conference Proceedings, vol.735, 541–548.
- Mohan, A., Sapiro, G. ve Bosch, E., (2007), "Spatially Coherent Nonlinear Dimensionality Reduction and Segmentation of Hyperspectral Images", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol.4, no.2, 206–210.
- Muhammed, H.H., (2002), "Unsupervised Hyperspectral Image Segmentation Using A New Class of Neuro-Fuzzy Systems Based on Weighted Incremental Neural Networks", IEEE 31st Applied Image Pattern Recognition Workshop (AIPR 2002), Washington, DC-USA Oct., 171-177.
- Muhammed, H.H., (2003), "Unsupervised Fuzzy Clustering and Image Segmentation Using Weighted Neural Networks", 12th International Conference on Image Analysis and Processing, Mantova-Italy, 308-313.
- Naghdy, G., Wang, J. ve Ogunbona, P., (1996), "Performance Enhancement for Fuzzy Adaptive Resonance Theory (ART) Neural Networks", IEE Electronic Letters, vol.32, no.23, 2154.
- Piech, M.A. ve Kenneth, R.P., (1989), "Hyperspectral Interactions: Invariance and Scaling", Applied Optic, vol.28, no.3, 481-489.
- Pizurica, A. ve Philips, W., (2006), "Estimating the Probability of the Presence of a Signal of Interest in Multiresolution Single- and Multiband Image Denoising", IEEE Transactions on Image Processing, vol.15, no.3, 654-665.
- Plaza, A., Benediktsson, J.A., Boardman, J.W., Brazile, J., Bruzzone, L., Camps-Valls, G., Chanussot, J., Fauvel, M, Gamba, P., Gualtieri, A., Tilton, J. ve Trianni, G., (2006), "Advanced Processing of Hyperspectral Images", IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Denver, Colorado, USA, 1974-1978.
- Pu, R. ve Gong, P., (2004), "Wavelet Transform Applied to EO-1 Hyperspectral Data for Forest LAI and Crown Closure Mapping", Remote Sensing of Environment, vol.91, 212-224.
- Qian, S.-E. ve Chen., G., (2007), "A New Nonlinear Dimensionality Reduction Method with Application to Hyperspectral Image Analysis", IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 23-28 July, 270-273.
- Rajpoot, K.M. ve Rajpoot, N.M., (2004), "Hyperspectral Colon Tissue Cell Classification", SPIE Medical Imaging, February 2004.
- Richards, A. ve Jia, X., (1999), "Remote Sensing Digital Image Analysis", 3rd. ed. Berlin, Germany, Springer-Verlag.
- Robila, S.A. ve Maciak, L., (2006), "Novel Approaches for Feature Extraction in Hyperspectral Images," in 2006 Proc. of IEEE LISAT, 7 pgs. on CD. Available at:

<http://pages.csam.montclair.edu/~robila/RSL/Papers/lisat06.pdf>.

Rodarmel, C. ve Shan, J., (2002), "Principal Component Analysis for Hyperspectral Image Classification", *Surveying and Land Information Science, Journal of the American Congress on Surveying and Mapping*, vol.62, no.2, 115-122.

Rui, H. ve Mingyi, H., (2005), "Band Selection Based on Feature Weighting for Classification of Hyperspectral data" *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol.2, 156-159.

S. A. Robila and P. K. Varshney, (2004), "Extracting Features from Hyperspectral Data Using ICA", in *Advanced Image Processing Techniques for Remotely Sensed Hyperspectral Data*, P. K. Varshney and M. K. Arora Eds. New York: Springer, 199-216.

Sammon J.W., (1969), "A Nonlinear Mapping for Data Structure Analysis, *IEEE Transactions on Computers*", vol.18, 401-409.

Scheunders, P. ve de Backer, S., (2006), "Wavelet Denoising of Multicomponent Images Using a Gaussian Scale Mixture Model", in *IEEE Computer Society Int. Conf. on Pattern Recognition*, Hong Kong, vol.3, 754-757.

Scheunders, P., de Backer, S., Pizurica, A., Huysmans, B. ve Philips, W., (2007), "Bayesian Wavelet-based Denoising of Multicomponent Images", in *Wavelet Applications in Industrial Processing: 5 part of SPIE Optics*, Boston-USA., 9-12.

Schölkopf, B. ve Smola, A., (2002), "Learning with Kernels", MIT Press, Cambridge, MA.

Schölkopf, B., Platt, J., Shawe-Taylor, J., Smola, A. ve Williamson, R., (2001), "Estimating the Support of a High-Dimensional Distribution", *Neural Computation*, vol.13, no.7, 1443-1447.

Schölkopf, B., Williamson, R., Smola, A., Shawe-Taylor, J. ve Platt, J., (2000), "Support Vector Method for Novelty Detection", *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol.12, 582-588, (Darl.) Solla, S.A., Leen, T.K. ve Müller, K.-R., MIT Press.

Serpico, S.B. ve Bruzzone, L., (2001), "A New Search Algorithm for Feature Selection in Hyperspectral Remote Sensing Images", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.39, no.7, 1360-1367.

Shah, C.A., Watanachaturaporn, P., Arora, M.K. ve Varshney, P.K., (2003), "Some Recent Results on Hyperspectral Image Classification", *IEEE Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data*, Greenbelt, MD- USA, vol.19, 346-353.

Silverman, J., Caefer, C.E., Mooney, J.M., Weeks, M.M. ve Yip, P., (2002a), "An Automated Clustering/Segmentation of Hyperspectral Images Based on Histogram Thresholding", *Proc. of SPIE*, vol.4480, 65-75.

Silverman, J., Rotman S.R. ve Caefer, C.E., (2002b), "Segmentation of Hyperspectral Images Based on Histograms of Principal Components", *Proc. of SPIE*, vol.4816, 270-277.

Sotoca J.M. ve Pla, F., (2006), "Hyperspectral Data Selection from Mutual Information Between Image Bands", in *Proc. SSPR/SPR, LNCS 2006-4109*, 853-861.

Swayze, G.A., Clark, R.N., Sutley, S. ve Gallagher, A., (1992), "Ground-Truthing AVIRIS Mineral Mapping at Cuprite, Nevada", *Summaries of the Third Annual JPL Airborne Geosciences Workshop*, pub.92-14, vol.1, 47-49.

Tax, D.M.J. ve Duin, R.P.W., (1999), "Support Vector Domain Description", *Pattern*

Recognition Letters, vol.20, no.11-13, 1191-1199.

Tenenbaum, J.B., De Silva, V. ve Langford, J.C., (2000), "A Global Geometric Framework for Nonlinear Dimensionality Reduction", Science, vol.290, 2319-2323.

Tu, T.M., (2000), "Unsupervised Signature Extraction and Separation in Hyperspectral Images: A Noise-adjusted Fast Independent Component Analysis Approach", Opt. Eng., vol.39, no.4, 897-906.

Urhan, O., Güllü, M.K. ve Ertürk, S., (2006) "Modified Phase-Correlation based Robust Hard-Cut Detection with Application to Archive Film", IEEE Trans. on Circuits and System for Video Technology, vol.16, no.6, 753-770.

Vaiphasa, C., (2006), "Consideration of Smoothing Techniques for Hyperspectral Remote Sensing", ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, no.60, 91-99.

Van der Meer, F., (2006), "The effectiveness of spectral similarity measures for the analysis of hyperspectral imagery," International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol.8, no.1, 3-17.

Varshney, P.K. ve Arora, M.K., (2004), "Advanced Image Processing Techniques for Remotely Sensed Hyperspectral Data", Berlin, Springer-Verlag.

Villmann, T. ve Merényi, E., (2002), "Extensions and Modifications of the Kohonen-SOM and Applications in Remote Sensing Image Analysis", In Self-Organizing Neural Networks: Recent Advances and Applications, Seiffert U. ve Jain, L.C., (Darl.), Springer Studies In Fuzziness And Soft Computing Series, vol.78. Springer-Verlag, New York, 121-144.

Wang, J., ve Chang, C.-I, (2006), "Independent Component Analysis-based Dimensionality Reduction with Applications in Hyperspectral Image Analysis", IEEE Trans Geosci and Remote Sensing, vol.44, no.6, 1586-1600.

Wang, J.-S. ve Chiang, J.-C., (2008), "A Cluster Validity Measure with Outlier Detection for Support Vector Clustering", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, vol.38, no.1, 78-89.

Wang, X.R., Kumar, S., Kaupp, T., Upcroft, B. ve Durrant-Whyte, H.F., (2005), "Applying Isomap to the Learning of Hyperspectral Image", Australian Conference on Robotics and Automation (ACRA'05).

Wiemker, R. (1997), "Unsupervised Fuzzy Classification of Multispectral Imagery Using Spatial-Spectral Features", Data Highways and Information Flooding a Challenge for Classification and Data Analysis, Balderjahn, I., Mathar, R. ve Schader, M. (Darl.), Springer-Verlag, 101-109.

Yager, R.R. ve Filev, D.P., (1994), "Approximate Clustering Via the Mountain Method", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol.24, no.8, 1279-1284.

İNTERNET KAYNAKLARI

- [1] <http://www.microimages.com/getstart/pdf/hyprspec.pdf>
- [2] Shippert, P., (2003), "Introduction to Hyperspectral Image Analysis", available online at: <http://satjournal.tcom.ohiou.edu>, no. 3.
- [3] <http://www.microimages.com/relnotes/v59/rel5903.htm>
- [4] <http://www.geo.unizh.ch/rs1>
- [5] Landgrebe, D.A., "AVIRIS NW Indiana's Indian Pines 1992 Data Set with ground truth", (1992), [Online] <ftp://ftp.ecn.purdue.edu/biehl/MultiSpec/92AV3C>.
- [6] http://www.lars.purdue.edu/home/image_data/hydice_dc_wavelengths.html.
- [7] Artificial Neural Networks Tutorial, available at [www.es.oersted.dtu.dk /~hbb/ann.ps.gz](http://www.es.oersted.dtu.dk/~hbb/ann.ps.gz).

EKLER

- Ek 1 “IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters” dergisinde Ekim 2008 tarihinde yayınlanan “Unsupervised Classification of Hyperspectral Image Data Using Fuzzy Approaches that Spatially Exploit Membership Relations” isimli makalenin özet sayfası
- Ek 2 “IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications” konferansında Temmuz 2008 tarihinde yayınlanan “Multiscale Windowed Denoising and Segmentation of Hyperspectral Images” isimli bildirinin özet sayfası
- Ek 3 “IEEE 16. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı” Nisan 2008 tarihinde yayınlanan “Hiperspektral Görüntülerin Bulanık Yaklaşımlarla Bölütlenmesi” isimli bildirinin özet sayfası
- Ek 4 “IEEE 16. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı” Nisan 2008 tarihinde yayınlanan “Hiperspektral Görüntülerin Doğrusal Olmayan Yöntemlerle Boyutunun İndirgenmesi ve Bölütlenmesi” isimli bildirinin özet sayfası
- Ek 5 “IEEE 17. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı” Nisan 2009 tarihinde yayınlanan “Hiperspektral Görüntülerin Bölütlenmesinde Bir-Sınıf Destek Vektör Makinesi Tabanlı Kümeleme Geçerliliği” isimli bildirinin özet sayfası

Ek 1 Unsupervised Classification of Hyperspectral Image Data Using Fuzzy Approaches that Spatially Exploit Membership Relations

IEEE GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING LETTERS, VOL. 5, NO. 4, OCTOBER 2008

673

Unsupervised Classification of Hyperspectral-Image Data Using Fuzzy Approaches That Spatially Exploit Membership Relations

Gökhan Bilgin, *Student Member, IEEE*, Sarp Ertürk, *Member, IEEE*, and Tülay Yıldırım, *Member, IEEE*

Abstract—This letter presents unsupervised hyperspectral-image classification based on fuzzy-clustering algorithms that spatially exploit membership relations. Not only is the conventional fuzzy c-means approach used to demonstrate the advantage of using membership relations but also Gustafson–Kessel clustering, which uses an adaptive distance norm, is, for the first time, used for the segmentation of hyperspectral images. A novel approach to include spatial information in the segmentation process is achieved by making use of spatial relations of fuzzy-membership functions among neighbor pixels. Two- and three-dimensional Gaussian filtering of fuzzy-membership degrees is utilized for this purpose. A novel phase-correlation-based similarity measure is used to further enhance the performance of the proposed approach by taking spatial relations into account for pixels with similar spectral characteristics only. It is shown that the proposed approach provides superior clustering performance for hyperspectral images.

Index Terms—Fuzzy clustering, hyperspectral images, phase correlation, unsupervised classification, wavelet transform.

I. INTRODUCTION

HYPERSPECTRAL imaging is an emerging technology in remote sensing. Hyperspectral-image data contain hundreds of contiguous narrow spectral bands from the visible to the infrared range of the electromagnetic spectrum [1].

Because of the high dimensionality of hyperspectral data, band selection and dimension reduction are important in hyperspectral-image processing. Many traditional feature-extraction and dimension-reduction techniques have been adapted in hyperspectral imaging, such as principal-component analysis [2] and independent-component analysis (ICA) [3]. Nonnegative matrix factorization which offers a decomposition solution for hyperspectral features was introduced in [4]. A projection-pursuit algorithm has been developed in [5], which enables more accurate estimation of feature-extraction parameters. In this letter, initially, linear wavelet feature extraction [6] which uses the 1-D discrete wavelet transform (DWT) for reducing dimensionality of hyperspectral data in the spectral domain for each pixel is utilized. Although, wavelet feature

extraction is not a novelty introduced by this letter, it is utilized before the fuzzy-clustering approaches presented in this letter to reduce the computational complexity with a simple feature-extraction approach [7].

Unsupervised classification or clustering/segmentation of hyperspectral data enable easier analysis of the high-dimensional data. Automated clustering of hyperspectral images based on histogram thresholding has been studied in [8]. A hyperspectral-image segmentation approach based on Gaussian mixture models has been presented in [9], and clustering of hyperspectral images using non-Gaussian mixture models is investigated in [10]. Hyperspectral-image segmentation using a multicomponent Markov chain model has been studied in [11]. Unsupervised hyperspectral-image segmentation using a neuro-fuzzy approach based on weighted incremental neural networks has been introduced in [12]. A new algorithm which is referred to as ICA mixture model has been developed in [13].

In particular, for hyperspectral images, fuzzy clustering of the data can be more realistic and convenient than hard clustering methods by the means of assigning a pixel to more than one cluster with a certain degree of membership. In this way, overlapping clusters can be obtained conveniently [14]. In this letter, it is aimed to segment hyperspectral images by applying fuzzy c-means (FCM) clustering as well as its extended version that is referred to as Gustafson–Kessel clustering (GKC).

In the literature, spatial relations of spectral signatures of hyperspectral data have been investigated to improve the performance of segmentation using Markov random fields [15] and morphological image-processing approaches [16]. In this letter, a novel phase-correlation-based similarity measure is used to enhance the performance of fuzzy clustering by taking spatial relations into account for pixels with similar spectral characteristics only. Moreover, the utilization of 2-D and 3-D Gaussian filters to membership functions is demonstrated to enhance accuracy.

II. UTILIZING FUZZY APPROACHES FOR HYPERSPECTRAL-IMAGE CLUSTERING

In this letter, as a first step, the driving idea for using fuzzy-clustering approaches for hyperspectral data is the capability of obtaining fuzzy memberships; because in the feature space, there might be no sharp boundaries among clusters. In FCM and GKC, initially, the number of clusters (c) has to be determined for the n -dimensional hyperspectral data, such that $1 < c < N$

Manuscript received May 12, 2008. Current version published October 22, 2008.

G. Bilgin and T. Yıldırım are with the Department of Electronics and Telecommunication Engineering, Yıldız Technical University, 34349 Istanbul, Turkey (e-mail: gokhanb@ee.yildiz.edu.tr; tulay@yildiz.edu.tr).

S. Ertürk is with the Department of Electronics and Telecommunication Engineering, University of Kocaeli, 41040 Kocaeli, Turkey (e-mail: sarp@ieee.org).

Digital Object Identifier 10.1109/LGRS.2008.2002319

1545-598X/\$25.00 © 2008 IEEE

Ek 2 Multiscale Windowed Denoising and Segmentation of Hyperspectral Images

CIMSA 2008 – IEEE International Conference on
Computational Intelligence for Measurement Systems And Applications
Istanbul – Turkey, 14-16 July 2008

Multiscale Windowed Denoising and Segmentation of Hyperspectral Images

Gökhan Bilgin¹, Sarp Ertürk², Tülay Yıldırım¹
Yıldız Technical University¹
Electronics and Telecommunication Engineering-Istanbul-Turkey
Kocaeli University²
Electronics and Telecommunication Engineering-Kocaeli-Turkey

Abstract- This paper presents the effects of multiscale windowed denoising of spectral signatures before segmentation of hyperspectral images. In the proposed denoising approach it is intended to exploit both spectral and spatial information of the hyperspectral images by using wavelets and principal component analysis. The windowed structure incorporated for this method exploits spatial information by making use of possibly highly correlated pixels. In addition to the proposed method, the segmented PCA is also investigated and compared in the experimental results with a proper modification. In the segmentation process, the K-means and Fuzzy-ART algorithms are used. Especially Fuzzy-ART is a fast learning network and can be used in high dimensional and high volume data such as hyperspectral images. In the experiments it has been shown that multiscale windowed principal component denoising has positive effects on the segmentation/clustering level.

Keywords: Hyperspectral images, denoising, clustering, segmentation, adaptive resonance theory.

I. INTRODUCTION

Hyperspectral imaging that improves preceding multispectral imaging is a rapidly emerging technology in the remote sensing area. Hyperspectral sensors measure surface reflectance from the visible to the infrared spectral band intervals in the electromagnetic spectrum. Moreover, hyperspectral data captured by these sensors contain hundreds of spectral bands (e.g., common hyperspectral image sensors have 128 to 224 bands) with approximately a bandwidth of 10 to 20 nm [1].

Hyperspectral remote sensing applications such as spectral detection and measurement, target recognition, land cover classification and clustering need high signal-to-noise ratio (SNR) to obtain good results [2]. High SNR ratios can be obtained by improving hyperspectral instrument design or by incorporating image denoising algorithms in processing level. In hyperspectral images, many spectral bands have high SNR ratios but an important portion of the spectral bands (approximately up to 20 percent [2]) contain noise because of atmospheric effects. A well known method is to discard these noisy bands. Actually this approach causes information loss, for this reason denoising of hyperspectral images becomes more significant in the performance of classification and clustering tasks.

All of the bands in hyperspectral data actually form an image cube. This cube has a total of b two-dimensional layers, where

b denotes the number of bands. Each layer of the cube consists of the corresponding image of that band. Hence, the dimension of the image cube will be $[h \times w \times b]$, where h and w show the height and width of the hyperspectral scene (in pixels).

Generally, denoising algorithms applied in hyperspectral images are transform domain techniques such as the discrete Fourier transform (DFT) and wavelet transform. These techniques mostly denoise the hypercube in 2D image bands. DFT image denoising techniques that make use of spectral correlation across bands have been introduced in [3]. A wavelet thresholding technique which performs on images using 2D-DWT and soft-thresholds the detail coefficients has been proposed in [4]. Spectral smoothing techniques for hyperspectral noise reduction are explained in [5]. The main disadvantage of the smoothing filters is that they eliminate sharp signal features in spectral signatures of each pixel in the scene. The minimum noise fraction (MNF) transform is a very popular noise reduction technique in the remote sensing area. The MNF transform computes the normalized linear combinations of the original bands which maximize the SNR [6]. Bayesian wavelet-based denoising [7] and Gaussian scale mixture model based wavelet denoising [8] techniques have also been used for multi-component images like hyperspectral images. In [9] wavelet based denoising is introduced by considering the inter-band correlations and noise statistics that differ from band to band in hyperspectral images.

In this paper, the proposed denoising approach exploits both spectral and spatial information of the hyperspectral images by using wavelets and principal component analysis (PCA) together. The combination of these two methods, which is referred to as multiscale principal component analysis (MSPCA) was first proposed in [10]. Our purpose is to utilize the MPSCA algorithm in denoising hyperspectral images in a windowed structure which utilizes additional spatial information making use of possibly highly correlated pixels. In the proposed approach, the full image cube has been denoised with MPSCA with various window sizes. In addition to the windowed MPSCA method, the segmented PCA (SegPCA) [11] is also investigated and compared in the experimental results section. SegPCA method has been used for the compression of hyperspectral images in [12] and for mapping of plant species in [13]. As a feature extraction and dimension reduction approach, SegPCA was utilized in [14] and employed for the

Ek 3 Hiperspektral Görüntülerin Bulanık Yaklaşımlarla Bölütlenmesi

Hiperspektral Görüntülerin Bulanık Yaklaşımlarla Bölütlenmesi Segmentation of Hyperspectral Images using Fuzzy Approaches

Gökhan Bilgin¹, Sarp Ertürk², Tülay Yıldırım¹

1. Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü
Yıldız Teknik Üniversitesi
(gokhanb@ce.yildiz.edu.tr, tulay@yildiz.edu.tr)

2. Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü
Kocaeli Üniversitesi
(sertur@kocaeli.edu.tr)

Özetçe

Bu çalışmada hiperspektral görüntülerin bölütlenmesinde bulanık kümeleme algoritmalarından yararlanılmıştır. Bu amaç doğrultusunda bulanık c-ortalamalar ve daha gelişmiş sürümü olan bulanık Gustafson-Kessel algoritmaları kullanılmıştır. Hiperspektral görüntülerin yüksek boyutlu olması nedeniyle Ayırık Dalgacık Dönüşümünden yararlanarak veri boyutu indirgenmiştir. Bölütlemeye bulanık yaklaşımların kullanılmasının avantajı, her bir piksel için değişik sınıflara ait üyelik derecelerinin bulunabilmesidir. Böylelikle bu özelliklerden de yararlanılarak ve uzamsal bilgileri de hesaba katarak bölütleme başarımını artırdığımız yeni bir yaklaşım geliştirilmiştir. Bu yöntem 'kernel içi faz korelasyonu' adı verilmiştir. Ayrıca bulanık üyelik küpünde iki ve üç boyutlu Gauss süzgeçler kullanılarak başarımın daha da artırılacağı da gösterilmiştir.

Abstract

In this paper fuzzy clustering algorithms are utilized for the segmentation of hyperspectral images. For this purpose fuzzy c-means and an extended version of this algorithm, namely the fuzzy Gustafson-Kessel algorithms are used. Because of the high dimensionality in hyperspectral images, the data dimension is reduced using the Discrete Wavelet Transform. The advantage of using fuzzy approaches for the segmentation is that for every pixel fuzzy membership degrees can be obtained. Hereby, a novel method which includes the utilization of spatial information is developed for segmentation with increased accuracy. The method is called 'within kernel phase correlation'. Furthermore, it is shown that by two- and three-dimensional Gaussian filtering of the fuzzy membership cube the accuracy can be increased.

1. Giriş

Hiperspektral görüntüleme sistemleri görünür ışık bölgesi ile kızılötesi spektral bantlar arasında, devamlı ve dar bant-genişlikli görüntüleri işleyen sistemlerdir. Hiperspektral görüntüleme jeoloji, kimya, adli tıp, biyomedikal, uzay-gezegen araştırmaları ve askeri uygulamalar gibi oldukça geniş uygulama alanına sahip, önemli bir çalışma alanı teşkil etmektedir. Hiperspektral görüntülerin analizinde her bir

görüntü hücresindeki farklı frekansların bileşiminden oluşan enfomasyona (spektral imzaya) yoğunlaşmış durumdadır [1].

Hiperspektral görüntü küpleri yüksek bant çözünürlüğü nedeniyle boyutu yüksek verilerdir. Bu noktada problemin üstesinden gelebilmek için iki önemli yaklaşım bulunmaktadır: bant seçimi ve özellik çıkartımı. Bant seçimi dönüşüm yöntemlerine bağlı olmaksızın yüksek ayrıştırıcılık özelliğine sahip bantların seçimidir. Özellik çıkartımında ise dönüşüm yöntemleri ve izdüşümü yöntemleri kullanılarak orijinalden daha az sayıda bant ile düşük boyutlu görüntü küpü elde edilmeye çalışılır. Temel bileşen analizi (Principal Component Analysis-PCA) [2] ve bağımsız bileşen analizi (Independent Component Analysis-ICA) [3] gibi geleneksel özellik çıkartım yöntemleri hiperspektral görüntüler üzerinde uygulanmıştır. Bunun dışında bölütlenmiş temel bileşen analizi (Segmented PCA) [4], negatif-olmayan matris faktörizasyonu (Nonnegative Matrix Factorization) [5], izdüşümü takibi (Projection Pursuit) [6], dikey alt-uzay izdüşümü (Orthogonal Subspace Projection) [7] gibi yöntemler hiperspektral görüntülerde özellik çıkartımında kullanılmıştır. Bu çalışmada özellik çıkartım yöntemlerinden bir boyutlu ayırık dalgacık dönüşümü (ADD) [8] incelenmiş ve doğrusal olarak boyut indirgemede her bir spektral imza üzerinde uygulanmıştır.

Hiperspektral uzaktan algılamada bölütleme amacıyla yapılacak olan bulanık kümeleme, sınıf olasılıklarını verdiği için katı kümelemeye daha gerçekçi bir yaklaşım sunar. Burada bölütleme için iki temel bulanık tabanlı algoritmadan, yani bulanık c-ortalamalar (FCM) ve FCM'nin geliştirilmiş sürümü olan ve adaptif uzaklık normları kullanan bulanık Gustafson-Kessel kümeleme (GKC) algoritmalarından yararlanılmıştır. Daha sonra bölütleme işleminde uzamsal enfomasyondan yararlanmak amacıyla komşu piksellerin bulanık üyeliklerini kullanan yeni bir yaklaşım geliştirilmiş ve buna 'kernel-içi faz korelasyonu' adı verilmiştir.

2. Bulanık Tabanlı Kümeleme Yöntemleri

Hiperspektral özellik uzayında kümeler arasında keskin sınırlar olmaması nedeniyle bulanık kümeleme algoritmalarını kullanmak daha uygun bir yaklaşım sunar. Hiperspektral görüntülerdeki bir pikselin aslında farklı maddelerden oluşan geniş bir yüzeyi temsil ettiği düşünüldüğünde o piksele atanacak olan etiketin bu olasılıklara göre belirlenmesi daha doğrudur. Bu amaç doğrultusunda bulanık c-ortalamalar ve

Ek 4 Hiperspektral Görüntülerin Doğrusal Olmayan Yöntemlerle Boyutunun İndirgenmesi ve Bölütlenmesi

Hiperspektral Görüntülerin Doğrusal Olmayan Yöntemlerle Boyutunun İndirgenmesi ve Bölütlenmesi Nonlinear Dimension Reduction Methods and Segmentation of Hyperspectral Images

Gökhan Bilgin¹, Sarp Ertürk², Tülay Yıldırım¹

1. Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü
Yıldız Teknik Üniversitesi
{gokhanb@ce.yildiz.edu.tr,tulay@yildiz.edu.tr}

2. Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü
Kocaeli Üniversitesi
sertur@kocaeli.edu.tr

Özetçe

Bu çalışmada doğrusal olmayan boyut indirgeme yöntemlerinin hiperspektral görüntülere uygulanması ve görüntülerin bölütlenmesindeki etkisi ele alınmaktadır. Boyut indirgemede kullanılan doğrusal olmayan algoritmaların en büyük dezavantajı uzun işlem sürelerine ihtiyaç duymalarıdır. Bu problemin üstesinden gelebilmek amacıyla vektör nicemleme ile sahnenin spektral dağılımını olabildiğince iyi bir şekilde temsil eden prototipler çıkarılmış ve boyut indirgeme bu prototipler üzerinde gerçekleştirilmiştir. Sahnedeki bütün piksellerin boyutunun indirgenmesi ise Radyal Temelli Fonksiyon (RBF) yapay sinir ağı ve geliştirilen 'K-noktalı ortalama aradegerleme' yöntemleri ile gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemlerin hiperspektral sahnenin bölütlenmesi üzerindeki olumlu etkisi nesnel değerlendirme ölçütü ile deneysel sonuçlar kısmında sunulmuştur.

Abstract

In this paper nonlinear dimension reduction methods are applied to hyperspectral images and the segmentation performance is investigated. The biggest disadvantage of nonlinear dimension reduction techniques is their long computational processing time. To overcome this problem, prototypes which represent the spectral distribution of the scene have been obtained with vector quantization and dimension reduction has been applied on these prototypes. Dimension reduction of all pixels in the scene has been accomplished using Radial Basis Function (RBF) neural networks and the developed 'K-point mean interpolation' method. The positive effects of these methods on the segmentation of the scene have been presented in the experimental results section using objective evaluation criterion.

1. Giriş

Hava araçları ve yeni nesil uydular üzerine yerleştirilen hiperspektral algılayıcılar dünya yüzeyinden yansıyan güneş ışınım spektrumunu ölçen cihazlardır. Uzaktan algılama alanında bir önceki teknoloji olan multispektral

algılayıcılardan farklı olarak elde edilen görüntüler yüzlerce dar ve bitişik spektral banttan elde edilmektedir [1]. Elde edilen yüksek boyutlu veriler birçok yüksek boyutlu sınıflama ve kümeleme probleminde olduğu gibi hiperspektral verilerde de kullanılan klasik örüntü tanıma algoritmalarını olumsuz yönde etkilemektedir. Dolayısıyla hiperspektral görüntü işlemenin en önemli problemlerinden birini önleme adımı olarak boyut indirgeme oluşturmaktadır. Hiperspektral görüntüleri oluşturan spektral özellikler fazlalık bilgileri içermektedir ve gerekli olan bilgiler daha düşük boyutlu bir uzayda temsil edilebilir [2].

Boyut indirgemede bant seçimi veya özellik çıkarımı yöntemlerinden yararlanılır. Bu çalışmada hiperspektral görüntülerde özellik çıkarımı üzerinde odaklanılmıştır. Özellik çıkarımı yöntemleri de benzer şekilde iki temel dala ayrılabilir: eğitici ve eğitici olmayan yöntemler. Eğitici yöntemlerde bilinen sınıf etiketleri yardımıyla sınıf ayırımının en büyüklenmesine çalışılır. Eğitici olmayan yöntemler ise sınıf etiketleri olmaksızın enformasyon kaybının en düşük seviyede tutulmasına çalışılır. Bu çalışmada etiketsiz verilerle çalışıldığı için eğitici olmayan yöntemler üzerinde durulacaktır.

Hiperspektral görüntülerde boyut indirgenmesi için eğitici olmayan olarak ilk kullanılan yöntemler doğrusal izdüşümü yöntemleridir (örn. Temel Bileşen Analizi (PCA) [3], Maksimum Gürültü Kesni [4], İzdüşümü Takibi [5], Bağımsız Bileşen Analizi [6]). Doğrusal izdüşümü yöntemleri ile doğrusal olmayan ilişkileri ortaya çıkarmak oldukça zordur (bölgesel doğrusallık kabulü bir çözüm olarak bu noktada geliştirilebilir). Bu noktada yüksek boyutlu uzaydan düşük boyutlu uzaya geçişte doğrusal olmayan ilişkileri olabildiğince koruyan doğrusal olmayan izdüşümü yöntemleri hiperspektral görüntü analizinde umut veren yöntemlerdir. Bu yöntemler: Bölgesel Doğrusal Gömü [7], Laplace Özharitaları [8], Bölgesel Tanjant Uzay Analizi [9], Sammon Haritalama [10], Çok Boyutlu Ölçekleme [11], Eşölçülü Özellik Haritalama (ISOMAP) [12], Eğriçizgisel Bileşen Analizi (CCA) [13], Eğriçizgisel Uzaklık Analizi (CDA) [14]'dir. Eğitici olmayan doğrusal izdüşümü yöntemleri hiperspektral görüntüler gibi karmaşık verilerde oldukça uzun işleme zamanına ihtiyaç duymaktadır. Bu yüzden tüm verinin

Ek 5 Hiperspektral Görüntülerin Bölütlenmesinde Bir-Sınıf Destek Vektör Makinesi Tabanlı Kümeleme Geçerliliği

Hiperspektral Görüntülerin Bölütlenmesinde Bir-Sınıf Destek Vektör Makinesi Tabanlı Kümeleme Geçerliliği

One-Class Support Vector Machines Based Cluster Validity in the Segmentation of Hyperspectral Images

Gökhan Bilgin¹, Sarp Ertürk², Tülay Yıldırım¹

1. Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü
Yıldız Teknik Üniversitesi
gokhanb@ce.yildiz.edu.tr, tulay@yildiz.edu.tr

2. Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü
Kocaeli Üniversitesi
sertur@kou.edu.tr

Özetçe

Bu çalışmada bir-sınıf destek vektör makineleri (BS-DVM) yöntemine dayanan yeni bir kümeleme geçerliliği yaklaşımı sunulmuştur. Ayrıca, eksiltmeli kümeleme ve faz korelasyonu kullanarak hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi amaçlanmıştır. Amaçlanan kümeleme geçerliliği yöntemi spektral ayrıştırıcılık gücü yöntemine dayanmakta ve BS-DVM yönteminin kalıtsal küme çevresinin belirlenmesi özelliğini kullanmaktadır. Temel olarak bu yöntem, hiperspektral görüntülerin bölütlenmesinde karşılaşılan en önemli problemlerden biri olan doğru sayıdaki küme sayısının tespitine bir çözüm olarak sunulmaktadır.

Abstract

In this paper, a novel cluster validation method based on one-class support vector machines (OC-SVM) is presented. Also it is proposed to segment hyperspectral images with subtractive clustering accompanied by phase correlation. The proposed cluster validity measure is based on the power of spectral discrimination (PWSD) measure and utilizes the advantage of the inherited cluster contour definition feature of OC-SVM. Basically this method provides a solution to the estimation of the correct number of clusters which is an important problem in hyperspectral image segmentation.

1. Giriş

Hiperspektral görüntüleme yüksek boyutlu yapısı gereği içerdiği yoğun enformasyon zenginliği açısından uzaktan algılama, sinyaller ve görüntü işleme alanlarında giderek dikkatleri üzerinde toplayan bir teknolojidir. Temel olarak optik, pasif hiperspektral algılayıcılar elektromanyetik spektrumda görünür ışık bölgesinden kızıl ötesi bantlara kadar olan bölgede dar ve bitişik olarak yüzlerce bant aralığındaki görüntülerin elde edilmesinde kullanılır. Sahne olarak adlandırılan bir hiperspektral görüntüdeki her bir pikselin değişik bantlardaki parlaklık seviyeleri de o piksele ait spektral imzayı oluşturmaktadır [1]. Spektral imzalar ise değişik maddeler için farklı örüntüler oluşturur.

Hiperspektral görüntülerin işlenmesindeki ilk adımı hesapsal yükü azaltmak açısından her bir spektral imzanın yüksek boyutlardaki bant sayısının indirgenmesi oluşturmaktadır. Boyut indirgemede enformasyonu yüksek olan bantların seçiminin veya özellik çıkarım yöntemlerinden yararlanılır. Bu çalışmada tekil değer ayrıştırması (singular value decomposition-SVD) tabanlı bant seçim yönteminden yararlanılmıştır [2].

Hiperspektral görüntülerin eğitimcisz sınıflandırılması veya kümelemesi/bölütlenmesi bu yüksek boyutlu verilerin daha kolay bir biçimde analiz edilmesini mümkün kılar. Bu bildiride karşılaştırmalı olarak üç farklı kümeleme algoritması yardımıyla hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemler eksiltmeli kümeleme (subtractive clustering) + faz korelasyonu, k-means ve fuzzy c-means (FCM) algoritmalarıdır.

Hiperspektral verilerin bölütlenmesinde karşılaşılan en önemli problemlerden birini de her hangi bir kesin referansa (ground truth) sahip olmayan bir sahnedeki değişik maddelerin doğru sayısının tespit edilmesi oluşturmaktadır. Bu amaçla eğitimcisz bir yöntem olan bir-sınıf destek vektör makinelerine (one-class support vector machines)-(BS-DVM) dayalı destek vektör-spektral ayrıştırma gücü (support vector power of spectral discrimination)-(DV-SAG) adı verilen bir yöntem geliştirilmiştir. Amaçlanan bu kümeleme geçerliliği yöntemi kesin referansa sahip bir veri üzerinde kesin referans etiketleri kullanılmadan denenmiş ve başarılı bir sonuç elde edilerek yöntemin geçerliliği test edilmiştir.

Temel olarak bu yöntem, çeşitli küme sayısına belirlenen her bir kümenin BS-DVM algoritması ile belirlenen destek vektörlerini kullanan, bağıl bir kümeleme geçerliliği ölçütüdür. Literatürde kümeleme geçerliliğinin hesabında daha çok bütün küme içerisindeki tüm veri noktalarını kullanan yöntemler bulunmakla beraber kümeyle ait destek vektörleri kullanan çok az sayıda çalışma da mevcuttur [3]-[4]-[5].

2. Eksiltmeli Kümeleme

Eksiltmeli kümeleme (subtractive clustering) Yager ve Filev'in [6] geliştirmiş olduğu "Mountain Clustering"

ÖZGEÇMİŞ

Doğum tarihi 25.03.1977

Doğum yeri Düzce

Lise 1991-1995 Düzce Anadolu Öğretmen Lisesi

Lisans 1995-1999 Yıldız Teknik Üniversitesi
Elektrik-Elektronik Fakültesi
Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü

Yüksek Lisans 2001-2003 Yıldız Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Doktora 2003-2009 Yıldız Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Çalıştığı kurumlar

1999–2001	Adam Elektronik Ltd Şti. ArGe Mühendisi
2001–2005	YTÜ Bilgisayar Mühendisliği Araştırma Görevlisi
2005–2006	Beko Elektronik Sayısal ArGe Yazılım Mühendisi
2006–Devam	YTÜ Bilgisayar Mühendisliği Araştırma Görevlisi