

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERDE SPEKTRAL VE UZAMSAL
ENFORMASYONUN ORTAKLAŞA KULLANIMI İLE SINIFLANDIRILMASI VE
BÖLÜTLENMESİ**

UĞUR ERGÜL

YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

DANIŞMAN
YRD. DOÇ. DR. GÖKHAN BİLGİN

İSTANBUL, 2013

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERDE SPEKTRAL VE UZAMSAL
ENFORMASYONUN ORTAKLAŞA KULLANIMI İLE SINIFLANDIRILMASI VE
BÖLÜTLENMESİ**

Uğur ERGÜL tarafından hazırlanan tez çalışması 28.05.2013 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Yrd. Doç. Dr. Gökhan BİLGİN
Yıldız Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Yrd. Doç. Dr. Gökhan BİLGİN
Yıldız Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Banu DİRİ
Yıldız Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Olcay KURŞUN
İstanbul Üniversitesi

ÖNSÖZ

Hiperspektral görüntülerde spektral ve uzamsal enformasyonun ortaklaşa kullanımı ile sınıflandırılması ve bölütlenmesini amaçlayan bu tez çalışması Yıldız Teknik Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü Yüksek Lisans programında yürütülmüştür.

Bu tezin hazırlanması süresi boyunca, bilgisi, deneyimi ve önerileriyle araştırma ve geliştirmeyi yönlendiren tez danışmanım Sayın Yrd. Doç. Dr. Gökhan BİLGİN'e teşekkür ederim.

Yıldız Teknik Üniversitesi Donanım Anabilim Dalı öğretim üyeleri başta olmak üzere Bilgisayar Mühendisliği Bölümündeki bütün arkadaşlarıma ve hocalarıma katkılarından ve desteklerinden dolayı teşekkür ederim.

Bu tezi, beni hiçbir zaman yalnız bırakmayıp maddi ve manevi desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen sevgili aileme ithaf ediyorum.

Mayıs, 2013

Uğur ERGÜL

İÇİNDEKİLER

SAYFA

SİMGE LİSTESİ	vii
KISALTMA LİSTESİ	ix
ŞEKİL LİSTESİ.....	xi
ÇİZELGE LİSTESİ	xiii
ÖZET	xiv
ABSTRACT	xvi
BÖLÜM 1.....	1
GİRİŞ.....	1
1.1 Literatür Özeti	2
1.2 Tezin Amacı	4
1.3 Hipotez	4
BÖLÜM 2.....	6
HİPERSPEKTRAL UZAKTAN ALGILAMA	6
2.1 Hiperspektral Görüntüleme	8
2.2 Hiperspektral Görüntülerin Kullanım Alanları	9
2.3 Hiperspektral Veri Setleri.....	10
2.3.1 AVIRIS Cuprite S4.....	10
2.3.2 AVIRIS Cuprite S5	11
2.3.3 ROSIS University	12
BÖLÜM 3.....	14
HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERDE BOYUT İNDİRGEME	14
3.1 Bant Seçimi Konusunda Yapılmış Önceki Çalışmalar	14
3.2 Özellik Çıkarımı Konusunda Yapılmış Önceki Çalışmalar	15
3.3 Hiperspektral Görüntülerde TBA ve ÇTBA ile Boyut İndirgenmesi.....	17

BÖLÜM 4.....	20
HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN SINIFLANMASI	20
4.1 Kümeleme Algoritmaları	20
4.1.1 K-ortalamlar Kümeleme Algoritması	21
4.1.2 Bulanık C-Ortalamlar Algoritması	21
4.1.3 Gustafson-Kessel Kümeleme Algoritması.....	23
4.1.4 Beklenti Maksimizasyonu Kümeleme Algoritması	25
4.2 Sınıflandırma Algoritmaları	26
4.2.1 Destek Vektör Makineleri	26
4.2.2 Rastgele Orman Sınıflandırma Algoritması	32
4.3 Kümeleme ve Sınıflandırma Sonuçları İçin Değerlendirme Kistasları	33
4.3.1 Spektral Ayrıştırma Gücü	33
4.3.2 Xie-Beni İndeksi	35
4.3.3 Karışıklık Matrisi İle Tam Doğruluk Tespiti	35
4.3.4 Kappa İndeksi.....	36
BÖLÜM 5.....	37
HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERDE SINIFLAMA İÇİN SPEKTRO-UZAMSAL ÖZNİTELİK ÇIKARIMI	37
5.1 Yerel Ortak-Değişinti Matrisleri ile Öz uzayda Öznitelik Çıkarımı.....	37
5.1.1 Deneysel Sonuçlar	39
5.2 Yerel Çok-ölçekli TBA Tabanlı Öznitelik Çıkarımı	48
5.2.1 Deneysel Sonuçlar	52
BÖLÜM 6.....	54
SONUÇ VE ÖNERİLER	54
KAYNAKLAR.....	56
EK-A.....	62
Aviris Cuprite S4 Veri Seti Değerlendirme Sonuçları	62
A-1 3x3'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen SAG Değerlendirme Sonuçları	62
A-2 5x5'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen SAG Değerlendirme Sonuçları	63
A-3 7x7'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen SAG Değerlendirme Sonuçları	63
A-4 3x3'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen XB Değerlendirme Sonuçları	64
A-5 5x5'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen XB Değerlendirme Sonuçları.....	65
A-6 7x7'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen XB Değerlendirme Sonuçları.....	66
EK-B.....	67
Aviris Cuprite S5 Veri Seti Değerlendirme Sonuçları	67
B-1 3x3'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen SAG Değerlendirme Sonuçları	67
B-2 5x5'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen SAG Değerlendirme Sonuçları	68
B-3 7x7'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen SAG Değerlendirme Sonuçları	68

B-4 3x3'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen XB Değerlendirme Sonuçları.....	69
B-5 5x5'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen XB Değerlendirme Sonuçları.....	70
B-6 7x7'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen XB Değerlendirme Sonuçları.....	71
EK-C.....	72
Rosis University Veri Seti Değerlendirme Sonuçları	72
C-1 3x3'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen TD Değerlendirme Sonuçları	72
C-2 5x5'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen TD Değerlendirme Sonuçları.....	73
C-3 7x7'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen TD Değerlendirme Sonuçları.....	73
C-4 3x3'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen Kİ Değerlendirme Sonuçları.....	74
C-5 5x5'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen Kİ Değerlendirme Sonuçları.....	74
C-6 7x7'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen Kİ Değerlendirme Sonuçları.....	75
ÖZGEÇMİŞ.....	76

SİMGE LİSTESİ

ε	Eşik değeri
$\mathbf{C}$	Ortak-değişinti matrisi
N	Sahne de bulunan piksel sayısı
$\mathbf{x}_i$	i . Hiperspektral imza vektörü
μ	Vektörler ortalaması
$\mathbf{v}$	Özvektörler
λ	Özdeğerler
$\mathbf{A}$	İz düşüm matrisi
d	Hiperspektral imza vektör uzunluğu
$\mathbf{Y}$	Boyutu azaltılmış hiperküp
$\mathbf{X}$	Orijinal boyutlu hiperküp
Φ	Yüksek boyutlu uzay eşleme fonksiyonu
$\mathbb{R}^d$	Gerçek koordinatlı d boyutlu uzay
$\mathbf{H}$	Hilbert uzayı
$K(\cdot)$	Çekirdek fonksiyonu
c	Küme sayısı
m	Bulanık ağırlık üsteli
$\mathbf{U}$	Bulanık üyelik matrisi
$J(\cdot)$	Bulanık bölütleme fonksiyonu
$\mathbf{V}$	c adet küme merkezi değerlerini içeren d uzunluklu vektörler
$\mathbf{G}$	Norm çıkarma matrisi
$\mathbf{D}$	Mesafe matrisi
$P(\cdot)$	Olasılık fonksiyonu
Σ	Ortak değişinti matrisi
r	Etiket bilgisi
$\mathbf{w}$	Ağırlık vektörü
b	Yanlılık (bias) terimi
$\mathbf{H}$	Ayırma düzlemi
$L(\cdot)$	Lagrange fonksiyonu
α_i	Lagrange çarpanı
ξ_i	Yapay değişken (slack variable)
$I(\cdot)$	Belirteç fonksiyonu
Ω	Spektral ayrıştırıcılık gücü
cnt	Küme merkezi
P_o	Gözlemlenen uyuşma oranı

P_e	Beklenen uyuşma oranı
$feats(.)$	Öznitelik vektörü
$\Psi(.)$	Ana dalgacık
$W(.)$	Sürekli dalgacık dönüşümü katsayıları
$\phi(x)$	Ölçekleme fonksiyonu
$g(.)$	Alçak geçiren süzgeç
$h(.)$	Yüksek geçiren süzgeç
A_j	Yaklaşım katsayıları
D_j	Detay katsayıları

KISALTMA LİSTESİ

ADD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
AVIRIS	Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer
BBA	Bağımsız Bileşen Analizi
BCO	Bulanık C-Ortalamalar
BD	Bölütleme Doğruluğu
BM	Beklenti Maksimizasyonu
ÇÇA	Çoklu Çözünürlük Analizi
ÇÖTBA	Çok Ölçekli Temel Bileşen Analizi
ÇTBA	Çekirdek Temel Bileşen Analizi
DLR	The German Aerospace Agency
DVM	Destek Vektör Makinesi
GKK	Gustafson Kessel Kümeleme
ID	Information Divergency
Ki	Kappa İndeksi
KOK	k-ortalamalar kümeleme algoritması
LWIR	Long Wave Infrared
MGKD	Maksimum Gürültü Kesri Dönüşümü
MWIR	Mid Wave Infrared
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NIR	Near Infrared
TD	Tam Doğruluk
ÖÜÖ	Öklit Uzaklığı Ölçütü
ROS	Rastgele Orman Sınıflayıcı
ROSIS	Reflective Optic System Image Spectrometer
SAG	Spektral Ayrıştırma Gücü
SAÖ	Spektral Açısız Ölçüt
SBIÖ	Spektral Bilgi Iraksaklığı Ölçütü
SDD	Sürekli Dalgacık Dönüşümü
SiÖ	Spektral İlinti Ölçütü
SVD	Singular Value Decomposition
SWIR	Small Wave Infrared
TBA	Temel Bileşen Analizi
TBD	Temel Bileşen Dönüşümü
USGS	U.S. Geological Survey

UUBDG Uzamsal Uyumsal Bölgesel Doğrusal Gömü
XB Xie-Beni İndisi

ŞEKİL LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 2. 1	Elektromanyetik spektrumdaki optik bölge..... 6
Şekil 2. 2	(a)Pankromatik görüntü (b) RGB görüntü (c) multispektral görüntü (d) hiperspektral görüntü 7
Şekil 2. 3	Hiperküp üzerindeki farklı nesnelerin hiperspektral imzaları 8
Şekil 2. 4	AVIRIS Cuprite S4 verisinin 50.bandı 11
Şekil 2. 5	AVIRIS Cuprite S5 verisinin 75.bandı 11
Şekil 2. 6	ROSIS University sahnesi için elde edilmiş (a) Yapay renkli görüntü (b) eğitim yer doğrusu bilgisi (c) test yer doğrusu bilgisi. 13
Şekil 4. 1	H , H_1 ve H_2 ayırma düzlemleri. 28
Şekil 4. 2	Doğrusal ayırlamayan yumuşak marjinli veri kümesi durumu. 30
Şekil 4. 3	Doğrusal ayırlamayan durumda çekirdek fonksiyonunun kullanılması..... 30
Şekil 5. 1	Hiperspektral sahnede bulunan bir piksel (x,y) için önerilen öznitelik..... çıkarım işlem adımları şeması 38
Şekil 5. 2	(a)KOK ile Orijinal hiperspektral imzalar kullanılarak elde bölütleme haritası (b) Öznitelik çıkarımı olmaksızın ÇTBA 10 bant ile elde edilen bölütleme haritaları..... 42
Şekil 5. 3	(a)KOK, 3x3 pencere, ÖK-2, ÇTBA 10 bant (b) BCO, 5x5 pencere, ÖK-4,ÇTBA 10 bant ile elde edilen bölütleme haritası. 43
Şekil 5. 4	Bant indirgeme ve öznitelik çıkarımı olmaksızın orijinal verinin KOK ile kümelenmesi sonucu elde edilen bölütleme haritası..... 44
Şekil 5. 5	ÇTBA ile 10banda indirgenen verinin öznitelik çıkarımı yapılmaksızın BCO ile kümelenmesi sonucu elde edilen bölütleme haritası..... 44
Şekil 5. 6	ÇTBA ile 10banda indirgenen verinin ÖK-4 kullanılarak GK ile kümelenmesi sonucu elde edilen bölütleme haritası (3x3 pencere kullanılarak)..... 44
Şekil 5. 7	ÇTBA ile 10banda indirgenen verinin ÖK-2 kullanılarak BCO ile kümelenmesi sonucu elde edilen bölütleme haritası (3x3 pencere kullanılarak)..... 45
Şekil 5. 8	Bant indirgeme ve öznitelik çıkarımı olmaksızın orijinal verinin DVM ile sınıflandırılması sonucu elde edilen sınıflama haritası 47
Şekil 5. 9	ÇTBA ile 30 banda indirgenen verinin öznitelik çıkarımı yapılmaksızın DVM ile sınıflandırılması sonucu elde edilen sınıflama haritası 47
Şekil 5. 10	ÇTBA ile 30 banda indirgenen verinin ÖK-2 kullanılarak DVM ile sınıflandırılması sonucu elde edilen sınıflama haritası (5x5 pencere kullanılarak)..... 48

Şekil 5. 11	ÇTBA ile 30 banda indirgenen verinin ÖK-3 kullanılarak RO ile sınıflandırılması sonucu elde edilen sınıflama haritası (5x5 pencere kullanılarak).....	48
Şekil 5. 12	(a)BCO, 3x3 pencere, 8 seviye (b) BM,3x3 pencere, 6 seviye ile elde edilen bölütleme haritaları.	53
Şekil 5. 13	(a)KOK, 3x3 pencere, 6 seviye (b) KOK, 3x3 pencere, 7 seviye ile elde edilen bölütleme haritaları.	53

ÇİZELGE LİSTESİ

Çizelge 2. 1	ROSIS University veri seti için eğitim ve test sınıf bilgileri.....	12
Çizelge 4. 1	İki sınıf için oluşturulmuş örnek bir karışıklık matrisi.....	35
Çizelge 5. 1	Boyut indirgemesi yapılmaksızın orijinal hiperspektral imzalar kullanılarak Aviris S4 ve Aviris S5 veri setleri için elde edilen SAG ölçütü sonuçları.....	40
Çizelge 5. 2	Boyut indirgemesi yapılmaksızın orijinal hiperspektral imzalar kullanılarak Aviris S4 ve Aviris S5 veri setleri için elde edilen XB ölçütü sonuçları.....	40
Çizelge 5. 3	TBA ve ÇTBA ile boyutu indirgenen Aviris S4 veri setleri için elde edilen SAG ölçütü sonuçları.....	40
Çizelge 5. 4	TBA ve ÇTBA ile boyutu indirgenen Aviris S5 veri setleri için elde edilen SAG ölçütü sonuçları.....	41
Çizelge 5. 5	TBA ve ÇTBA ile boyutu indirgenen Aviris S4 veri setleri için elde edilen XB ölçütü sonuçları.....	41
Çizelge 5. 6	TBA ve ÇTBA ile boyutu indirgenen Aviris S5 veri setleri için elde edilen XB ölçütü sonuçları.....	41
Çizelge 5. 7	3x3 boyutlu pencere, 10 banda indirgenmiş Aviris S4 veri seti için SAG ölçütü sonuçları.....	42
Çizelge 5. 8	3x3 boyutlu pencere, 10 banda indirgenmiş Aviris S4 veri seti için XB ölçütü sonuçları.....	42
Çizelge 5. 9	3x3 boyutlu pencere, 10 banda indirgenmiş Aviris S5 veri seti için SAG ölçütü sonuçları.....	43
Çizelge 5. 10	3x3 boyutlu pencere, 10 banda indirgenmiş Aviris S5 veri seti için XB ölçütü sonuçları.....	43
Çizelge 5. 11	Rosis University veri setinin orijinal bantları kullanılarak elde edilen sınıflandırma sonuçları.....	45
Çizelge 5. 12	Rosis University veri setinin TBA ile bant indirgemesi yapılarak elde edilen TD ve Kİ değerlendirme sonuçları.....	46
Çizelge 5. 13	Rosis University veri setinin ÇTBA ile bant indirgemesi yapılarak elde edilen TD ve Kİ değerlendirme sonuçları.....	46
Çizelge 5. 14	5x5 boyutlu pencere ile 30 banda indirgenmiş Rosis University veri seti için TD sonuçları.....	46
Çizelge 5. 15	5x5 boyutlu pencere ile 30 banda indirgenmiş Rosis University veri seti için Kİ sonuçları.....	47
Çizelge 5. 16	3x3 boyutlu pencere ile farklı dalgacık dönüşümü seviyeleri için Aviris S4 veri setleri için elde edilen SAG ve XB ölçütü sonuçları.....	52

**HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERDE SPEKTRAL VE UZAMSAL
ENFORMASYONUN ORTAKLAŞA KULLANIMI İLE SINIFLANDIRILMASI VE
BÖLÜTLENMESİ**

Uğur ERGÜL

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Gökhan BİLGİN

Hiperspektral görüntüleme yüzlerce dar ve bitişik bandı kullanabilmeye imkân tanıyan ve gelişmekte olan bir uzaktan algılama teknolojisidir. Hiperspektral görüntüleyiciler elektromanyetik spektrumda görünür bölge olarak adlandırılan kısımdan, uzak kızıl ötesi spektral bant aralığına kadar olan bölgede çalışarak yüzlerce dar ve bitişik bant içeren görüntüleri elde edebilmektedirler. Bir önceki teknoloji olan multispektral görüntüler genellikle 4 ile 7 arasında 300 ile 400 nm genişliğe sahip bant içermektedirken hiperspektral görüntülerde bu sayı yüzler mertebesinde ifade edilir ve yaklaşık olarak bant genişlikleri 10 ile 20nm arasındadır.

Hiperspektral görüntüler gün geçtikçe farklı disiplinlerde farklı amaçlar için kullanılmaya başlanmıştır. Bunlar arasında başta yer bilimleri olmak üzere savunma, tıp, kimya, ormancılık, tarım, şehir planlama, çevresel gözlem, hedef belirleme gibi alanlar yer alır.

Hiperspektral görüntülerin daha iyi anlaşılıp yorumlanabilmesi için eğitici ve eğitici olmayan sınıflama yöntemlerine başvurulur. Bu tez çalışmasında eğitici olmayan sınıflama yöntemlerinden bölütleme/kümeleme yöntemleri kesin referans bilgisi içermeyen görüntüler için kullanılırken, referans bilgisi içeren görüntüler için eğitici sınıflama yöntemlerine başvurulmuştur. Ayrıca zaman ve alan karmaşıklıklarının azaltılabilmesi için boyut indirgeme yöntemlerinden yararlanılmıştır.

Hiperspektral görüntülerde boyut indirgenmesi, bant seçim yöntemleri ve özellik çıkarım yöntemleri ile sağlanır. Bu çalışmada görüntülerin boyutunun azaltılması aşamasında özellik çıkarım yöntemlerinden olan temel bileşen analizi (TBA) ve çekirdek temel bileşen analizi (ÇTBA) kullanılmıştır. Bu yöntemler ayrıca öz-uzaya geçme açısından bant seçim yöntemlerine göre avantaj sağlamaktadır.

Hiperspektral verilerin uzamsal ve spektral bilgilerinin beraberce kullanılması sınıflandırma başarımını arttıran bir yaklaşım sunar. Bu tez çalışmasında spektral ve uzamsal bilgilerin beraberce kullanılmasını sağlayan iki farklı öznitelik çıkarım yöntemi sunulmuştur. Yöntemlerden ilki her bir piksel için yerel ortak değişinti matrislerini kullanarak öznitelik çıkarımı yapmaktayken ikincisi yerel ortak değişinti matrislerini çoklu çözünürlük analizi ile birlikte kullanarak öznitelik çıkarımı yapmaktadır.

Öznitelik çıkarımı ile yeni hiperspektral imzalara sahip olan görüntüler üzerinde k-ortalamlar kümeleme algoritması (KOK), bulanık C-ortalamlar (BCO), Gustafson-Kessel(GK) ve beklenti maksimizasyonu (BM) yöntemleri kullanılarak bölütleme yapılmıştır. Etiket bilgisine sahip görüntüler üzerinde ise destek vektör makinası (DVM) ve rastgele orman (RO) sınıflandırıcıları kullanılarak sınıflama işlemi gerçekleştirilmiştir. Elde edilen eğitici ve eğitici olmayan sınıflama sonuçları nesnel karşılaştırma kriterleri kullanılarak değerlendirilip yorumlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Hiperspektral görüntüler, sınıflama, bölütleme, yerel ortak değişinti matrisleri, çok ölçekli temel bileşen analizi, spektral-uzamsal bağımlılıklar

**CLASSIFICATION AND SEGMENTATION OF HYPERSPECTRAL IMAGES
WITH JOINT USAGE OF SPECTRAL AND SPATIAL INFORMATION**

Uğur ERGÜL

Department of Computer Engineering
MSc. Thesis

Advisor: Assist. Prof. Dr. Gökhan BİLGİN

Hyperspectral imaging is developing remote sensing technology which allows to use hundreds of narrow and adjacent bands. Hyperspectral sensors operate between visible region and long wave infrared region on electromagnetic spectrum and able to obtain hundreds of bands.

While previous technology, multispectral imaging systems contains generally between 4 and 7 bands approximately between 300 and 400 nm wavelength, hyperspectral imaging systems acquire hundreds of bands between 10-20 nm wavelength.

Hyperspectral imaging technology is used for different purposes day after day in different scientific disciplines, especially in the geoscience. Hyperspectral imaging is also used in lots of scientific areas ranging from medicine, chemistry, forestry, agriculture to urban planning, target detection etc ..

In the literature several supervised and unsupervised classification methods have been applied to hyperspectral images in order to make them more comprehensible. In this work, unsupervised classification methods have been utilized for unlabeled images and supervised classification methods have been used for images which have ground-truth information.

Dimension reduction methods have been used to reduce both time and computational complexities. Band selection and feature extraction methods are widely used for dimension reduction process on hyperspectral images. In this work, principle

component analysis (PCA) and kernel principle component analyses (KPCA) are used in dimensionality reduction phase. These methods also make advantages for data projection on Eigen-space.

Joint usage of both spectral and spatial information represents more convenient approach in classification. In this thesis, two different feature extraction methods proposed by using spectral-spatial information. The first one, local covariance based feature extraction, defines local covariance matrices for each pixel in the hyperspectral scene. The other one uses local covariance matrices incorporating the multi-resolution analysis (MRA) for feature extraction.

After feature extraction phase, pixels in the scene can have more discriminative features. K-means (KM), fuzzy C-means (FCM), Gustafson-Kessel (GK) and expectation maximization (EM) clustering methods have been used for unlabeled images in unsupervised classification. Support Vector Machines (SVM) random forest (RF) classification methods have been used for labeled hyperspectral images. Obtained segmentation and classification maps have been evaluated by using objective and statistical criteria comparatively.

Key words: Hyperspectral images, classification, segmentation, local covariance matrices, multi-scale principal component analysis, wavelets, spectral-spatial dependencies

GİRİŞ

Hiperspektral görüntüleme, elektromanyetik spektrumda morötesi ile uzak kızılötesi aralığındaki farklı dalga boylarında elde edilen yüzlerce dar ve bitişik bant içeren yeni nesil uzaktan algılama teknolojisidir. Klasik görüntüleme teknikleri görülebilir dalga boyu aralığında tek veya az sayıda bantta görüntüleme yaparken hiperspektral görüntülerin geniş bant aralığına sahip yüzlerce bant içermesi insan gözünün ayırt edemediği farklı özelliklerin algılanmasına olanak tanımaktadır.

Son yıllarda hiperspektral görüntüleme tarım, tıp, havacılık, fizik, çevre gözetimi gibi birçok alanda kullanılmaya başlanmıştır [1]. Her nesnenin farklı dalga boylarındaki ışığı geri yansıtma özelliği farklı olduğu için hiperspektral görüntüleme, nesnelerin analiz edilmesi ve birbirlerinden ayrıştırılması için etkin bir kaynak sunar. Nesnelere göre farklılık gösteren hiperspektral imzalar üzerinde gürültü giderimi, boyut indirgenmesi, özellik çıkarımı, eğitici ve eğitici sınıflama gibi sinyal ve görüntü işleme, makine öğrenmesi ve görüntü tanıma teknikleri uygulanabilmektedir. Bu tez çalışmasında da hiperspektral görüntülerin eğitici ve eğitici sınıflaması gerçekleştirilmiş ve sınıflama başarımlarının artırımını sağlamak üzere çeşitli öznelik çıkarım yöntemleri sunulmuştur.

Hiperspektral görüntüler yüksek boyutlu veriler oldukları için hafızada çok yer kaplamalarının yanı sıra uygulanan makine öğrenmesi tekniklerinin de zamansal karmaşıklıklarını arttırmaktadırlar. Bu problemin üstesinden gelebilmek için çeşitli boyut indirgeme yöntemleri mevcuttur. Bu çalışmada da görüntüler üzerinde boyut indirgenmesi uygulanmıştır.

Hiperspektral uzaktan algılama konusu Bölüm 2’de ayrıntılı olarak işlenirken, Bölüm 3’te boyut indirgenmesi konusu anlatılmıştır. Bölüm 4’te tez çalışmasında kullanılan eğitici ve eğitici olmayan sınıflama yöntemleri anlatılırken Bölüm 5’te sınıflandırma için kullanılacak öznel çıkarım yöntemlerinden bahsedilmiş ve son olarak Bölüm 6’da sonuçlardan bahsedilmiştir.

1.1 Literatür Özeti

Hiperspektral görüntülerin eğitici ve eğitici olmayan sınıflandırılması üzerine literatürde son yıllarda yapılmış çeşitli çalışmalar mevcuttur. Bu kısımda hiperspektral görüntüler üzerinde gerçekleştirilen eğitici olmayan sınıflama başlığı altında incelenen bölütleme yöntemleri ve eğitici sınıflama yöntemleri taranmıştır.

Hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi üzerine gerçekleştirilen bir çalışmada sınıflardaki verinin yoğunluğunu çıkaran ve veri dağılımını Gauss olmayan yöntemlerle modelleyen bağımsız bileşen analizi tabanlı yaklaşımı önerilmiştir [2].

Yalnızca spektral bilgiyi kullanarak Gauss karışım modeline dayanan bir bölütleme çalışmasının [3] yanı sıra, Gauss olmayan karışım tabanlı yaklaşımla ilgili bir çalışma da [4]’de gerçekleştirilmiştir.

Bir çalışmada [5] eğitici olmayan bölütleme amacıyla bulanık-üyelik fonksiyonu ile komşu piksellerin uzamsal ilişkilerinin kullanılması sağlanmıştır. Bu amaçla bulanık üyelik derecelerinin iki ve üç boyutlu Gauss süzgeçleri kullanılmıştır. Aynı zamanda faz-korelasyonu tabanlı ölçüm yaklaşımı performansı artırıcı bir etki göstermiştir.

Yerel bölütleme ve genel bölütleme adımlarından oluşan çok aşamalı sıra düzensel bölütleme yaklaşımı [6] hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi üzerine yapılmış bir başka çalışmadır.

Ağırlıklı arttırımsal yapay sinir ağı temelli sinirsel-bulanık yaklaşımı hiperspektral görüntülerin bölütlenmesinde kullanılmak üzere sunulurken [7] faz korelasyonu temelli bir başka yaklaşım da hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi üzerine sunulmuştur [8].

Yapılan bir çalışmada [9] eksiltici kümeleme tabanlı benzerlik ile bölütleme yapılırken spektral ayrıştırma gücü ile bir-sınıf destek vektörler kullanılarak yeni bir kümeleme doğrulama metodu sunulmuştur.

Saklı Markov zincir modeli hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi için kullanılan bir diğer yöntemdir [10]. Sıra düzensel kümeleme yöntemi kullanan bir çalışmada verinin hem uzamsal hem de spektral bilgisinden yararlanılmışlardır [11].

Destek vektör makinası (DVM) tabanlı sınıflandırma başarımını arttırmak amacıyla sınır eğitim örneklerinin kümelemesini amaçlayan bir çalışma [12]'de gerçekleştirilmiştir.

Hiperspektral görüntülerin eğitici sınıflama yöntemleri ile sınıflanması üzerine literatürde çeşitli çalışmalar mevcuttur. Genetik algoritmalar, yapay sinir ağları [13] ve DVM [14] gibi eğitici öğrenme tekniklerini kullanılarak bölütleme haritalarının elde edilmesi yapılan çalışmalar arasındadır. Minimum kapsayan orman [15] ve Bayes [16] temelli algoritmaları kullanarak hiperspektral görüntülerin bölütlenmesi diğer iki farklı çalışmada konu edilmiştir.

İlişki vektör makinaları kullanılarak Hiperspektral görüntülerin sınıflanması üzerine yapılan bir çalışmada [17] destek vektör makineleriyle elde edilen başarının yaklaşık olarak aynısı yakalanırken ilişki vektör oranı düşük olduğu için test işlemi daha hızlı gerçekleşmiştir.

Birden fazla sınıflandırıcı kullanılarak gerçekleştirilen bir çalışmada [18] C5.0 ismi verilen karar ağacı yapısı kullanılmıştır. Bu yapı Minimum mesafe, Maksimum olasılık ve DVM eğitici öğrenme yöntemleri ile oluşturulmuştur.

Morfolojik bilgilerin ve hiperspektral verilerin ortaklaşa kullanımı ile yeni öznitelikler çıkarılması ve sınıflamanın bu öznitelikler üzerinden gerçekleştirilmesi farklı bir çalışmada [19] ele alınmıştır. İki farklı öznitelik vektörünün birleştirilmesiyle tek bir öznitelik vektörü elde edilmiş ve destek vektör makineleri kullanılarak sınıflama gerçekleştirilmiştir.

Spektral bantların öncelikle bir alt uzayda toplandığı ve çekirdek temel bileşen analizi ile özellik çıkarımı yapılarak destek vektör makineleriyle sınıflamanın yapıldığı bir

alıřma [20] hiperspektral grntlerin sınıflanması alanında yapılmıř bir diğerk alıřmadır.

ekirdek tabanlı sınıflandırıcıların hiperspektral grntlerin sınıflandırılması iin kullanıldığı alıřmanın [21] yanı sıra, temel bileřen analizi, genetik algoritma ve yapay sinir ağılarının birleşimi ile sınıflandırma işleminin yapıldığı bir alıřma [22] da literatrde bulunmaktadır.

1.2 Tezin Amacı

Hiperspektral grntleyicilerin elde ettikleri grntler ierisinde farklı trden birok farklı materyal grnts bulunabilmektedir. Farklı uygulama alanlarında kullanılan bu grntlerin ieriklerinin anlamlandırılıp yorumlanması gerekmektedir. Hiperspektral grntlerin kullanıldığı analarda alıřan kiřiler gz ile grnt ieriklerini tesbit ederek anlamlı bir sonu ıkarabilmeleri olduka zordur. Grnt zerinde bulunan her bir pikselin farklı maddeler iin farklı imza rnts oluřturması makine ğrenmesi yntemlerinin kullanarak grntden anlamlı sonular ıkarılabilmesine olanak tanımaktadır. Kullanılan makine ğrenmesi tekniğı verinin etiketli veya etiketsiz olmasına gre eđitici veya eđiticişiz olabilir.

Bu tez alıřmasının temel amacı hiperspektral grntlerin eđitici ve eđiticişiz sınıflama yntemleri kullanarak yksek dođrulukta sınıflandırılması amacıyla yeni znitelikler ıkarılmasıdır. Sınıflandırma yapılırken spektral ve uzamsal bilgilerin kullanılması olduka nemlidir. Bu sebeple znitelik ıkarım ařamasında sınıflama bařarımlarını arttıracak hem spektral hem de uzamsal bilginin beraberce kullanıldığı iki farklı znitelik ıkarım yntemi sunulmuřtur.

1.3 Hipotez

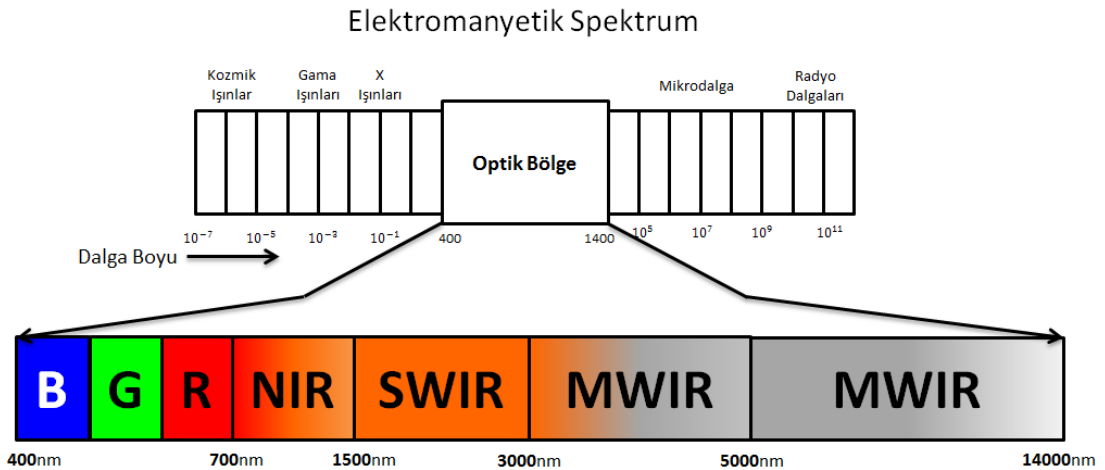
Yeryz řekillerini grntleyen hiperspektral grntleyiciler uak, uydu veya hava araları zerinden bu grntleri elde etmektedirler. Bu yzden ok geniř alanlar ieren grntler oluřmakta ve her bir pikselin temsil ettiğın alan olduka geniř olmaktadır. Makine ğrenmesi yntemlerinden eđitici ve eđiticişiz ğrenme yntemleri ile bu grntlerin sınıflanması, bir bařka deyiřle her bir pikselin bir

küme veya bir sınıfa atanması yüksek doğrulukla sonuçlanmayabilir. Tek bir pikselin sahip olduđu spektral imza temelli bu yaklaşımdan ziyade çevredeki piksellerin de hesaba katılması başarıyı arttıracak bir yöntem sunar. Çevredeki piksellerle ilişki sağlanarak merkez piksel için tek bir öznitelik elde edilmesi ve bu öz niteliğin merkez pikselin yeni spektral imzasını oluşturması sınıflandırma başarımlarını olumlu yönde etkileyecektir. Ortak değışinti matrisleri çevre piksellerle ilişki sağlayarak uzamsal özelliklerin birleştirilmesini sağlamak için etkin bir yapıdır. Her piksel için ayrı ayrı yerel ortak değışinti matrislerinin tanımlanması ve tanımlanan bu matrislerle öz uzaya geçilerek öznitelik çıkarılması gerçekleştirilebilir bir durumdur. Ayrıca yüksek boyutlu hiperspektral verilerin temel bileşen analizi ve dalgacık dönüşümü yöntemleriyle boyutunun azaltılması hesapsal karmaşıklığı azaltacağı gibi belirgin özelliklerin öne çıkmasını sağlayacak ve ayrıştırılabilirliği arttıracaktır.

HİPERSPEKTRAL UZAKTAN ALGILAMA

Herhangi bir fiziksel temas olmaksızın algılanan nesneyle ilgili bilgi elde edilmesine uzaktan algılama denilmektedir. Bu sebeple hiperspektral algılayıcılar de çalışma prensipleri temel alındığında uzaktan algılama konusu içerisine dâhil olmaktadır.

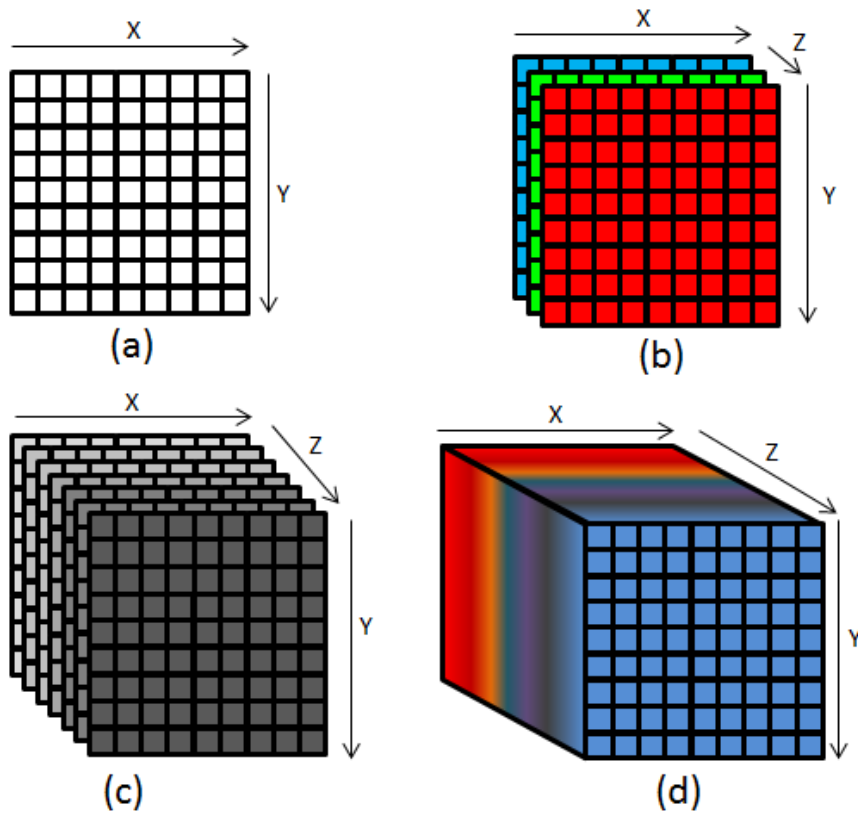
Aktif ve pasif olmak üzere iki çeşit uzaktan algılayıcının varlığından söz edilebilir [23]. Aktif algılayıcılar çevreye yaydıkları enerjinin yansımalarını algılayarak çalışırken pasif algılayıcılar güneş gibi doğal bir kaynaktan yayılan enerjinin nesneler üzerinden yansımalarını algılayarak sonuç elde ederler. Her nesne üzerinden geri yansıyan ışının dalga boyu farklı olduğu için nesnelerin birbirlerinden ayrılması ve tanınması mümkün olur.



Şekil 2. 1 Elektromanyetik spektrumdaki optik bölge

Görüntüleme sistemlerinin birçoğu insan tarafından algılanabilen görülebilir dalga boyu aralığında görüntüleme yapmaktadır ve oluşan görüntü genellikle renk bilgisi olarak sunulur. Hiperspektral görüntülerde ise 400nm ile 14000nm dalga boyu aralığındaki

optik bölge olarak isimlendirilen geniş kısım kullanılmaktadır. Şekil 2.1’de görüldüğü gibi optik bölge, 400nm-700nm aralığındaki mavi (B), yeşil (G), kırmızı (R) renk bantlarından oluşan görölür ışık bölgesi ve 700nm-1500nm dalga boyuna sahip ışınların oluşturduğu bölge yakın kızıl ötesi bölgesinden (NIR-Near Infrared) oluşmaktadır. 1500nm-3000nm dalga boyu aralığı kısa dalga boyu kızıl ötesi (SWIR-small wave infrared) iken 3000nm-5000nm dalga boyu aralığında kalan kısım orta dalga boyu kızılötesi(MWIR-mid wave inforared) olarak adlandırılmıştır. Optik bölgenin en sağında kalan kısım ise uzun dalga boyu kızılötesi (LWIR-long wave infrared) olarak isimlendirilmiştir.



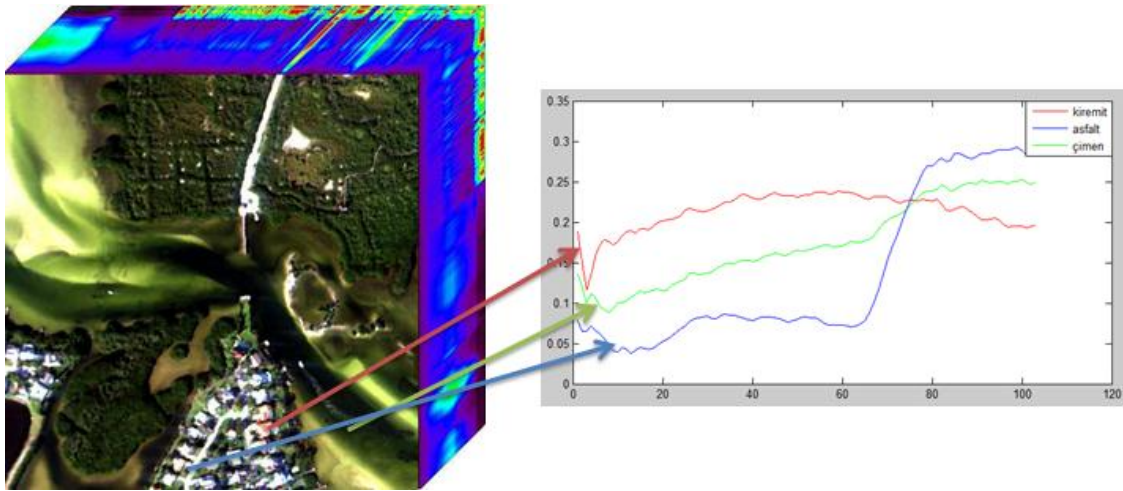
Şekil 2. 2 (a) Pankromatik görüntü (b) RGB görüntü (c) multispektral görüntü (d) hiperspektral görüntü

Spektral çözünürlüklerine göre, algılanan görüntü pankromatik, multispektral ve hiperspektral olarak üç başlık altında toplanabilir. Pankromatik algılayıcılar [24] algılanan cisim üzerinden yansıyan ışınların enerji seviyesine göre tek bir banttan oluşan görüntü oluştururlar. Bu algılayıcılar genellikle görünür bölge ile yakın kızılötesi bölge aralığında kalan dalga boylarında çalışırlar. Multispektral algılayıcılar ise genel olarak elektromanyetik spektrumda görünür bölge ile kısa dalga boyu kızıl ötesi bölgesi

arasında çalışır ve 4 ile 7 arası bant içeren görüntüler oluştururlar. Multispektral görüntülerde her bir bandın genişliği 300nm-400nm arasındadır [25], [26].

2.1 Hiperspektral Görüntüleme

Hiperspektral görüntüleme, multispektral görüntüleme teknolojisinin gelişmiş versiyonu olarak düşünülebilir. Uydu, uçak ya da farklı hava araçları üzerinde bulunan özel algılayıcılar tarafından elde edilen hiperspektral görüntüler [27] 10nm-20nm dalga boyu aralığında değişen yüzlerce bant içerebilmektedir. Hiperspektral görüntüleyiciler optik bölgenin görünür ışık bölgesi ile kızıl ötesi spektral bantlar arasında genellikle 400nm-2500nm dalga boyu aralığına sahip bölgede çalışırlar.



Şekil 2.3 Hiperspektral görüntü üzerindeki farklı nesnelerin hiperspektral imzaları

Hiperspektral görüntülerin bütün bantlarının bir arada sunulduğu üç boyutlu yapısına hiperspektral küp veya hiperküp denilir. Hiperküpler düşey ve yatay, yani x ve y eksenlerinde uzamsal bilgileri barındırırken bant dilimlerinin bütününde, yani z ekseninde spektral bilgileri barındırırlar. Hiperspektral küp üzerinde bulunan her bir piksel, spektral bilgi içermektedir. Bu bilgi nesnelerin farklı dalga boylarında ışığı geri yansıtma özelliklerinin farklı olmasından dolayı görüntü üzerinde bulunan nesneler arasında farklılık gösterir. Farklı nesneler için farklı spektral bilgi elde edilmesinden dolayı piksellerin içerdikleri spektral bilgiye aynı zamanda spektral imza da denilmektedir. Şekil 2.3'te hiperspektral görüntü üzerinde bulunan üç farklı nesneye ait hiperspektral imzalar görülmektedir.

Hiperspektral görüntü üzerinde bulunan hiperspektral imzaların farklı nesneler için farklılık göstermesi standart algılayıcılar ile elde edilen görüntülere göre yüksek oranda bilgi içermesine sebep olmaktadır. Bu durum hiperspektral görüntüler üzerinde uygulanan makine öğrenmesi ve şekil tanıma yöntemlerinin başarımlarının da yüksek çıkmasını sağlamaktadır.

2.2 Hiperspektral Görüntülerin Kullanım Alanları

Hiperspektral uzaktan algılama oldukça geniş bir yelpazede kullanım alanına sahiptir. Algılanan görüntülerin içerdiği zengin bilgi sebebiyle işlenerek anlamlı sonuçlar elde edilmesi ve farklı disiplinlerin de birbirlerine yakınsamaları hiperspektral görüntülerin birçok alanda kullanılmasını sağlamıştır.

Hiperspektral optik görüntüleyicilerin elektromanyetik spektrumda kızılötesi dalga boyuna sahip ışınlarla da çalışabiliyor olması savunma amaçlı uygulamaların geliştirilmesinde oldukça büyük etkiye sahiptir. Hiperspektral algılayıcı sistemlerin askeri alanda hedef saptanması, mayınlı bölgelerin belirlenmesi ve farklı askeri araçların tanımlanması gibi amaçlarla kullanılabilir [28].

Mikroskobik düzeyde hiperspektral görüntüleme tıp ve biyomedikal alanda ilgi uyandırmaya başlamıştır. Doku ve organlardan alınan örneklerin mikroskobik hiperspektral görüntüleme ile analizi ve hastalık teşhisi konulması bu alanda gerçekleşmesi öngörülen uygulamalardandır [29], [30].

Tarım ve hayvancılık alanında üretilen ürünün kalitesi ve tazeliğini koruması önemli bir mevzudur. Üretilen ürünler üzerinde meydana gelen bozulmaların ve anormal durumların otomatik tesbit edilmesi konusunda hiperspektral görüntüleme yöntemleri etkin bir yol sunar [31], [32]. Ayrıca tarım alanında üretim yapılan toprak kalitesinin saptanması, verimli ve kural bölgelerin birbirinden ayrılması, yağış, hastalık ve kuralık gibi çeşitli dış etkenler sonucu ürünler üzerinde meydana gelen zararların değerlendirilmesi gibi konularda da hiperspektral görüntülemeye başvurulmaya başlanmıştır ve önümüzdeki yıllarda daha da artarak kullanılmaya devam edilecektir.

Hiperspektral görüntüleme, uzaktan algılanan yeryüzündeki bölgeler üzerinde çeşitli maddelerin tanınip tesbit edilmesi ve çeşitli yeryüzü araştırmaları için de

kullanılmaktadır. Bunların başında bölgede bulunan maden, mineraller, petrol ve doğalgaz yataklarının saptanması, jeolojik araştırmalar ve jeotermal haritalamalar gelir [33].

Kara, okyanus, deniz ve buzullardaki kirliliklerin saptanması ve yayılımlarının değerlendirilmesi, orman alanlarının yoğunluğu ve tahribat bölgelerinin bulunması, vahşi ortamda bulunan canlıların yaşam alanlarının ve nüfus yoğunluklarının tesbit edilmesi gibi çevre biliminin ilgi alanına giren konularda da hiperspektral görüntüleme teknikleri önümüzdeki yıllarda yoğunlukla kullanılmaya başlanacaktır [34].

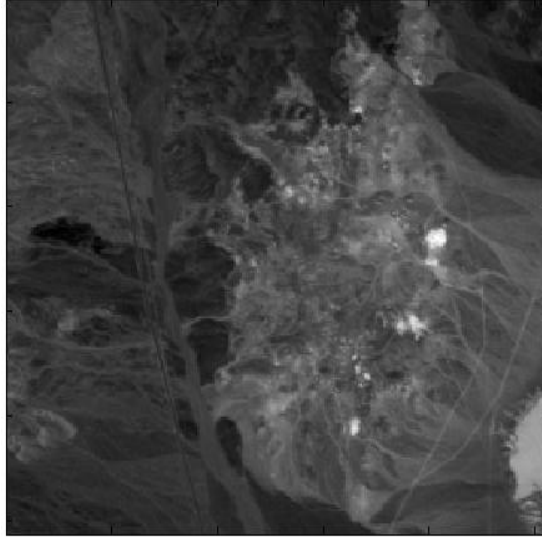
2.3 Hiperspektral Veri Setleri

Bu çalışmada 3 farklı hiperspektral veri seti kullanılmıştır. Bunlardan AVIRIS Cuprite S4 ve AVIRIS Cuprite S5 verileri etiketsiz verilerdir ve eğitici sınıflama yöntemlerinde kullanılmışlardır. ROSIS University veri seti ise yer doğrusu içeren etiketli bir veri setidir ve eğitici sınıflama yöntemleri ile birlikte kullanılmıştır.

2.3.1 AVIRIS Cuprite S4

Amerika'nın Cuprite-Nevada bölgesinde 1997 yılında çekilen AVIRIS Cuprite S4 verisi 5 parçalı verinin 4.parçadan kesilmiş sahnesidir. Bu görüntü Nevada eyaletinin güney batısında yer alan maden bölgesinin jeolojik özelliklerini gösterir. NASA tarafından 20km yükseklikten çekilen Cuprite S4 verisi 400-2500nm bant aralığında çekilmiştir. Orijinalde 224 bant içeren bu veri atmosferik gürültü içeren bantların çıkarılmasıyla 200 banda düşürülmüştür. İncelemeler sonucunda aşırı gürültüye sahip iki bandın da çıkarılmasıyla sonuç olarak 198 banda düşürülmüştür.

256 satır/sahne ve 256 piksel/sahne 'den oluşan bu veri seti için kesin referans bilgisi bulunmamaktadır. Bu sahne için kesin referans bilgisi bulunmamasına rağmen USGS (U.S. Geological Survey) tarafından oluşturulmuş mineral imza bilgileri kütüphanesi mevcuttur [35].

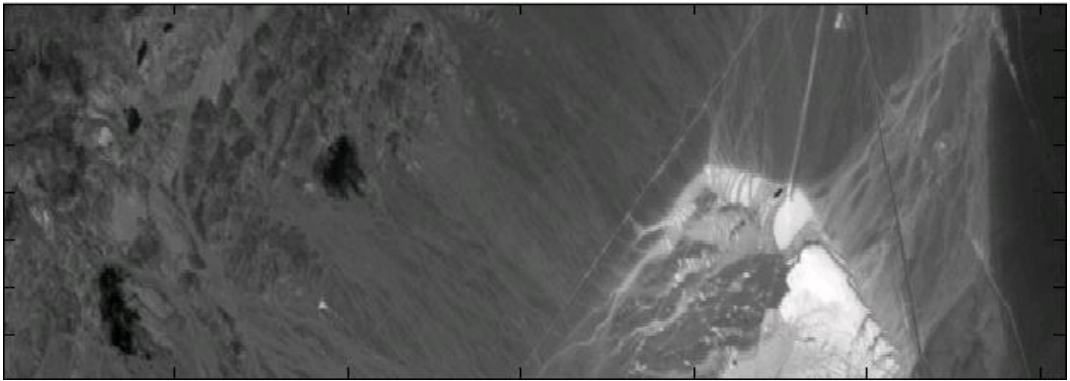


Şekil 2. 4 AVIRIS Cuprite S4 verisinin 50.bandı

2.3.2 AVIRIS Cuprite S5

AVIRIS Cuprite S5 verisi tıpkı AVIRIS Cuprite S4 verisi gibi NASA tarafından elde edilmiştir. Nevada eyaletinin güney batısında yer alan 5 parçalı maden bölgesinin 5.parçasından oluşan hiperspektral sahnedir. Orijinal veride 224 bant bulunmaktadır. Atmosferik etkilerden dolayı oluşan gürültülü bantların ve farklı nedenlerden dolayı aşırı gürültü içeren bantların çıkarılmasıyla bant sayısı 196'ya düşülmüştür.

AVIRIS Cuprite S5 verisi 158 satır/sahne ve 614 piksel/sahne' den oluşmaktadır. Kesin referans bilgisi içemeyen bu veri için USGS tarafından oluşturulmuş mineral spektral imza bilgisi kütüphanesi mevcuttur [35].



Şekil 2. 5 AVIRIS Cuprite S5 verisinin 75.bandı

2.3.3 ROSIS University

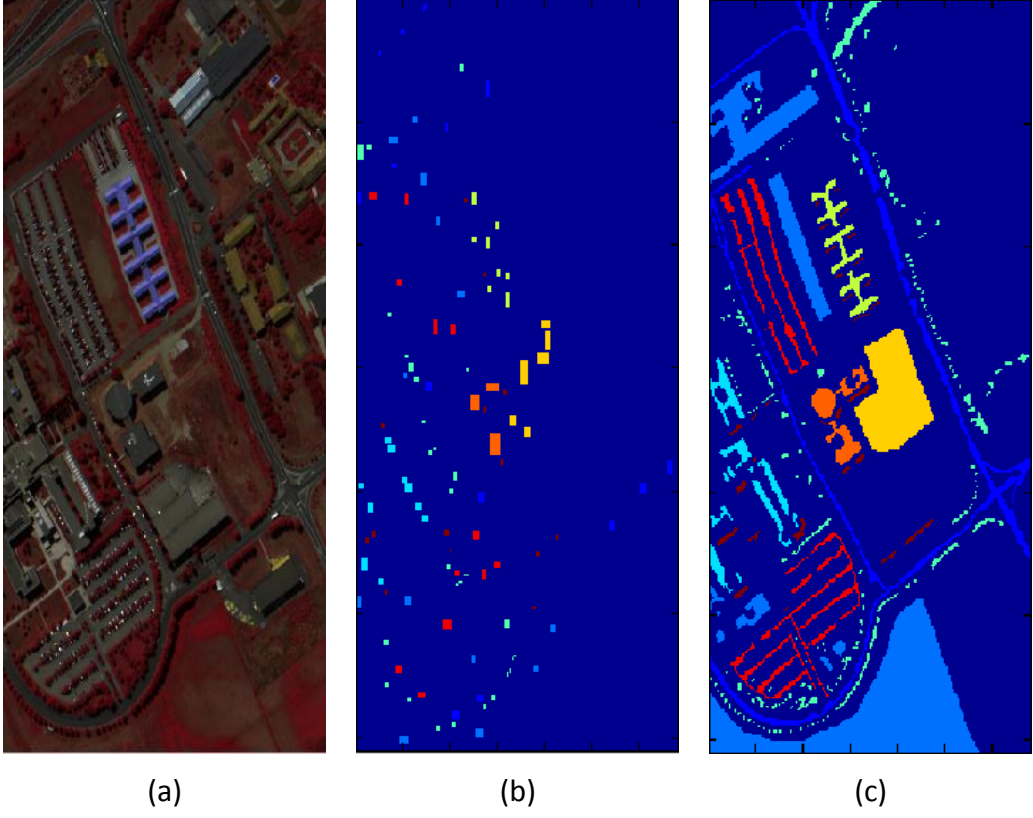
ROSIS-03 (Reflective Optics System Image Spectrometer) optik algılayıcısı tarafından algılanan bu veri seti İtalya'nın Pavia şehrinde yer alan üniversite sahnesini içermektedir. 115 bant içeren ve 430-860nm bant aralığında algılanan bu hiperspektral sahne DLR (the German Aerospace Agency) tarafından elde edilmiştir. Atmosferik etkilerden dolayı oluşan gürültülü bantların ve farklı nedenlerden dolayı aşırı gürültü içeren bantların çıkarılmasıyla bant sayısı 103'e düşülmüştür.

610 satır/sahne ve 340 piksel/sahne' den oluşan bu veri seti dokuz sınıf içeren etiketli bir veridir. Sahne içinde Ağaç, asfalt, katran, çakıl, metal tabaka, gölge, tuğla, çimen, toprak sınıfları bulunmaktadır. Toplamda 3921 eğitim ve 42776 test verisi içeren bu verinin sınıflara ait eğitim ve test sayıları Çizelge 2.1'de görülmektedir.

Çizelge 2. 1 ROSIS University veri seti için eğitim ve test sınıf bilgileri

Sınıf İsmi	Örnekler	
	Eğitim	Test
Ağaç	524	3064
Asfalt	548	6631
Katran	375	1330
Çakıl	392	2099
Metal Tabaka	265	1345
Gölge	231	947
Tuğla	514	3682
Çimen	540	18649
Toprak	532	5029
Toplam	3921	42776

ROSIS University hiperspektral sahnesi için elde edilmiş yapay renkli görüntü ile birlikte eğitim için kullanılmak üzere elde edilen eğitim yer bilgisi ve test için kullanılmak üzere elde edilen test yer bilgisi Şekil 2.6'da görülmektedir.



Şekil 2. 6 ROSIS University sahnesi için elde edilmiş (a) yapay renkli görüntü (b) eğitim yer doğrusu bilgisi (c) test yer doğrusu bilgisi.

HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERDE BOYUT İNDİRGEME

Uzaktan algılama alanında geliştirilen görüntüleme yöntemleriyle elde edilen bant sayısı giderek artmaktadır. Hiperspektral görüntüler de önceki uzaktan algılama teknolojilerinden elde edilen ve RGB gibi az bant içeren görüntülere göre çok daha fazla bilgi içermekte ve dolayısıyla içerdikleri artık (redundant) bilgi miktarı diğer görüntülere göre daha fazla olmaktadır. Bununla beraber, hesapsal gereklilikler, ilişkili bilgilerin tespit edilmesi ve modelleme doğruluğu gibi sorunları ortaya çıkmaktadır [36]. Yüksek oranlarda bilgi içeren bu veriler hafızada daha fazla yer kapladıkları gibi makine öğrenmesi, görüntü işleme ve örüntü tanıma algoritmalarının da hesapsal karmaşıklıklarını arttırmaktadırlar. Hiperspektral verilerin işlenmesi esnasında hesapsal yükün azaltılması ve mümkünse sınıflama veya kümeleme başarımlarının arttırılması için geliştirilen boyut indirgeme yöntemleri bant seçim yöntemleri ve özellik çıkarım yöntemleri olmak üzere iki ana başlık altında toplanır.

3.1 Bant Seçimi Konusunda Yapılmış Önceki Çalışmalar

Bant seçim yöntemleri hiperspektral veride bulunan orijinal bantlar üzerinde herhangi bir değişiklik yapmadan en ayırt edici bantları bulmayı hedefler. Mevcut bantlar arasından seçilen bantlarla yeni bir veri alt kümesi oluşturulur ve orijinal veri ile elde edilen başarı oranının korunması amaçlanır. Hiperspektral veriler üzerinde uygulanmış farklı bant seçim yöntemleri mevcuttur.

Her bir bandın ayrı ayrı değerlendirilerek bilgi dağılımını hesaplayan bir yöntem [37] sunulmuş ve dağılım oranlarına göre bantları büyükten küçüğe doğru sıralayarak yüksek dağılım değerlerine sahip bantlar arasından seçim yapılması sağlanmıştır.

Bant seçimi konusundaki bir diğer çalışmada [38] bantların spektrumdaki yeri ve genişliği dikkate alınarak sınıflandırma hatasını minimuma indirecek şekilde bant seçim yöntemi önerilmiştir.

Bant genişliği veya her bandın dalga boyu hiperspektral algılayıcı dizaynında bir değişkendir [39]. Birinci spektral türev yöntemi bant genişliği değişkenini ilave bilginin fonksiyonu olarak kullanır [36]. Ardışık iki bant büyük oranda farklılık göstermediği durumlarda bu iki bandın tek bant olarak değerlendirilmesi önerilmiştir. Benzer şekilde ikinci spektral türev de üç ardışık banttan ortadaki bandın diğer iki bant kullanılarak tahmin edilebilir olması durumunda ortadaki bandı artık olarak değerlendirmektedir.

Bir diğer çalışmada [40] bantların içerdikleri bilgi ve fazlalıklar göz önünde bulundurularak bantların sıralanması ve aralarından seçim yapılması sağlanmıştır. Bulunan yöntem “doğruluk seçimi ile düzenlenmiş sıra” adı verilmiştir.

Diğer bir çalışmada [41] hiperspektral veri içerisindeki en ayrıştırıcı bantların seçilmesini sağlayan yöntem benzetimli tavlama stratejisine dayanan bir yöntemle sunulmuştur.

Tekil değer ayrıştırması (SVD – singular value decomposition) ve enformasyon ıraksaklığı (ID - Information Divergency) yöntemleri [42] hiperspektral görüntüler için sunulmuş diğer bant seçim yöntemleridir.

3.2 Özellik Çıkarımı Konusunda Yapılmış Önceki Çalışmalar

Hiperspektral görüntülerde boyut indirgemesi için kullanılan bir diğer yöntem ise özellik çıkarımıdır. Özellik çıkarımı ile bant sayısının indirgenmesindeki amaç orijinal verideki ana özelliklerin korunarak yüksek boyutlu verilerden daha düşük boyutlu veriler elde edilmesidir.

Hiperspektral görüntülerde özellik çıkarımı yapılarak bant indirgenmesi üzerine birçok farklı çalışma yapılmıştır. Temel bileşen dönüşümü (TBD; principle component transform - PCT) yöntemi özellik çıkarımı üzerine sunulmuş çalışmalardan biridir [43], [44].

Temel bileşen analizi (TBA; principle component analysis – PCA) boyut indirgeme için çokça kullanılan bir yöntemdir. Bir çalışmada [45] ışıma ve yansıma gibi durumları barındıran hiperspektral görüntüler üzerinde TBA ile boyut indirgemesi yapılmıştır.

Parçalı temel bileşenler dönüşümü (PTBD; segmented principle component transform – SPCT) ismi verilen yöntem [46] bir diğer özellik çıkarım yöntemi olarak sunulmuştur. Bu yöntemde bütün bantlar alt gruplara ayrıştırılmış ve TBA bu alt gruplara ayrı ayrı uygulanarak boyut indirgemesi gerçekleştirilmiştir.

Görüntü içerisinde bulunan gürültülü bileşenlerin elenmesini sağlayan Maksimum gürültü kesri (MGKD; maximum noise fraction-MNF) dönüşümü [47] ve TBA ile birlikte bağımsız bileşen analizi (BBA; Independent component analysis – ICA)'nin birlikte kullanılmasıyla hiperspektral görüntülerde özellik çıkarımı yapılmıştır [48].

Ayrık dalgacık dönüşümü (ADD; discrete wavelet transform – DWT) temelli özellik çıkarım yöntemlerinden olan doğrusal dalgacık özellik çıkarımı, doğrusal olmayan dalgacık özellik çıkarımı ve dalgacık paketleri ayrıştırması kullanılarak hiperspektral verilerden özellik çıkarılması işlemi gerçekleştirilmiştir. Ayrıca bölgesel ayıraç tabanlı özellik çıkarımı ile en iyi taban özellik çıkarımı ismi verilen iki farklı özellik çıkarım metodu önerilmiştir [49].

Hiperspektral verilerin bantları arasında bulunan doğrusal olmayan ilişkileri doğrusal yöntemlerle açığa çıkarmak mümkün olmamaktadır. Bu yüzden yüksek boyutlu uzaydan düşük boyutlu uzaya geçişi sağlayarak özellik seçimine olanak tanıyan doğrusal olmayan yöntemler önerilmiştir.

Hiperspektral küpte bulunan piksellerin çevre pikseller ile karşılaştırılarak uzamsal uyumluluk sağlanabilmektedir. Uzamsal uyumlu bölgesel doğrusal gömü (UUBDG; spatially coherent locally linear embedding – LLE) yöntemi çevre piksellerin hesaba katılarak uzamsal uyumluluğun sağlanmasıyla özellik çıkarımı yapmaktadır [50].

Eğir çizgisel bileşen analizi (Curvilinear Component Analysis - CCA) ve Eğri çizgisel Uzaklık Analizi (Curvilinear Distance Analysis - CDA) kullanılarak boyut indirgeme yapılması [51] önerilen bir yöntem iken ISOMAP algoritması ve Gauss karışım modeli (Gauss mixture model) ile boyut indirgeme yapılması farklı bir yaklaşımdır [52].

3.3 Hiperspektral Görüntülerde TBA ve ÇTBA ile Boyut İndirgenmesi

Bu tez çalışmasında hiperspektral veriler üzerinde işlem yapılırken kullanılan makine öğrenmesi tekniğine bağlı olarak oluşan hesapsal maliyetin azaltılması ve veride bulunan bilgi fazlalığının giderilmesi sebebiyle Temel Bileşen Analizi (TBA) ve Çekirdek Temel Bileşen Analizi (ÇTBA) yöntemleri ile boyut azaltma yoluna gidilmiştir. Bu yöntemleri kullanmaktaki amaç boyut indirgeme ve artıklık giderimi yapılmasının yanı sıra öz uzaya geçiş yapmaktır.

TBA, ilintili değişkenlerden oluşan d -boyutlu veri kümesini ilintisiz değişkenlerden oluşan bir veri kümesine dönüştürülmesini sağlayan ve verideki önemli özelliklerin çıkarılması için kullanılan bir yöntemdir. Bir hiperspektral görüntü $\mathbf{X}_h$ (*yükseklik x genişlik x bant sayısı*) şeklinde bir hiperküp olarak ifade edilebildiği gibi, hiperspektral sahnede bulunan N adet pikselden oluşan $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N\}$, $\mathbf{x}_n \in \mathbf{R}^d$, $n=1, 2, \dots, N$ iki boyutlu matris olarak da ifade edilebilir. $\mathbf{X}$ 'e ait örnekler ile elde edilen $d \times d$ boyutlu $\mathbf{C}$ kovaryans matrisi şu şekilde hesaplanır:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \quad (3.1)$$

Buradaki $\boldsymbol{\mu}$ bütün piksel değerlerinin ortalamasını gösteren vektörü ifade etmektedir. Ortak-değişinti matrislerinden (3.2)'deki eşitliğin çözümü ile elde edilen $\mathbf{v}$ öz-vektörleri yeni vektör uzayının taban vektörlerini temsil ederken, bu öz-vektörlere ilişkin λ özdeğerleri ise öz-vektörün değişintiye göre önemini belirten katsayıları vermektedir.

$$\mathbf{C}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v} \quad (3.2)$$

Elde edilen d adet öz-değer büyükten küçüğe doğru sıralandığında en büyük m adet öz-değere ilişkin öz-vektörler boyutu azaltılmış uzayın temel bileşenlerini oluşturur. Öz-vektörlerden oluşan $d \times m$ boyutlu $\mathbf{A}$ iz düşüm matrisi kullanılarak temel bileşen uzayında (3.3)'teki gibi orijinal verinin iz düşürülmesiyle boyut indirgenmesi sağlanmış olur.

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

Hiperspektral görüntülerin büyük kısmı yüksek dereceden istatistiksel bilgi içerebilmesine rağmen TBA gibi doğrusal yöntemler bu bilgilerin elde edilebilmesi için yeterli değildir. ÇTBA gibi çekirdek yöntemler yüksek dereceden istatistiksel bilgilerin elde edilebilmesi için etkin bir yol sunmaktadır. Bu yöntemleri kullanabilmek için eldeki orijinal veriyi daha yüksek ya da sonsuz boyutlu Hilbert uzayına eşleyebilen Φ fonksiyonundan yararlanılır.

$$\Phi : \begin{array}{l} \mathbf{R}^d \rightarrow H \\ x_n \rightarrow \Phi(x_n) \end{array} \quad (3.4)$$

Hilbert uzayındaki ortak değişinti matrisi ortalanmış verilerle (3.1)'dekine benzer olarak şu şekilde tanımlanır:

$$C_\Phi = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \Phi(x_i) \Phi(x_i)^T \quad (3.5)$$

Benzer şekilde öz-vektör ve öz-değerlerin elde edilmesi için (3.6)'daki ifade kurulur

$$C_\Phi \mathbf{V}_\Phi = \lambda_\Phi \mathbf{V}_\Phi \quad (3.6)$$

Hilbert uzayında temel bileşenlerin hesaplanması yüksek maliyet gerektiren bir işlemdir. Bunun üstesinden gelebilmek için “çekirdek numarası (*kernel trick*)” denilen (3.7)'de olduğu gibi işlemlerin girdi uzayında halledilmesini sağlayan çekirdek fonksiyonlarına başvurulur.

$$\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) = K(x_i, x_j) \quad (3.7)$$

Çeşitli çekirdek fonksiyonları mevcut olmakla beraber bu çalışmada Gauss çekirdek fonksiyonu kullanılmıştır.

$$K_{gauss}(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (3.8)$$

Hiperspektral görüntülerin işlenmesinde kullanılan doğrusal olmayan (non-linear) metotların birçoğu hafıza kullanımı bakımından ve hesapsal olarak büyük yük oluşturmaktadır. Bu problemin üstesinden gelebilmek için görüntünün alt küplere ayrılması daha önce yapılan çalışmalarda önerilmiştir [53], [54]. Bu çalışmada da sahne alt küplere ayrılmış ve her alt küpün ayrı ayrı temel bileşenleri çıkarılarak görüntünün tamamı için boyut indirgeme işlemi gerçekleştirilmiştir.

HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN SINIFLANMASI

Uzaktan algılanan görüntülerin değerlendirilip anlamlı sonuçlar üretilebilmesi için hiperspektral sahnede bulunan nesnelerin doğru sınıflandırılabilmesi önem arz etmektedir. Bu sebeple makine öğrenmesi tekniklerinden çokça faydalanılmaktadır. Sınıflama konusu eğitici ve eğitici olmayan sınıflama olmak üzere iki ana başlık altında düşünülebilir. Eğitici sınıflandırma yöntemleri, önceden sınıfı bilinen eğitim örnekleri kullanılarak oluşturulan model ile sınıfı bilinmeyen örneklerin sınıflandırılması için kullanılırken eğitici olmayan sınıflandırma yöntemlerinde hiçbir verinin sınıfı önceden bilinmemektedir. Bu tez çalışmasında eğitici sınıflandırma yöntemlerinden faydalanılırken eğitici olmayan sınıflandırma yöntemlerinden olan kümeleme yöntemleri de kullanılmıştır.

4.1 Kümeleme Algoritmaları

Hiperspektral görüntülerde kesin referans bilgisi üretimi çok azdır. Kesin referans bilgisine sahip olmayan hiperspektral görüntülerin değerlendirilebilmesi için kümeleme algoritmaları kullanılmaktadır. Bu algoritmalar kullanılarak hiperspektral sahne üzerinde bulunan yakın benzerlikte imzalara sahip piksellerin belirlenmesi ve yorumlanması mümkün olur. Bu tez çalışmasında K-ortalamlar (K-means), bulanık C-ortalamlar (fuzzy C-means), Gustafson Kessel ve beklenti maksimizasyonu (expectation maximization) kümeleme yöntemleri kullanılmıştır.

4.1.1 K-ortalamlar Kümeleme Algoritması

Veri içerisinde yer alan kümeleri yinelemeli olarak bulan K-ortalamlar kümeleme algoritması, kümeleme için kullanılmakta olan standartlaşmış algoritmalarından biridir [55]. N adet örnek içeren veriyi c adet kümeye ayıran k-ortalamlar algoritmasında her bir piksel ayrı bir kümeye atanır. Bu atama yapılırken küme içindeki değişiminin (4.1)'de gösterilen karesel hata fonksiyonu ile minimize edilmesi sağlanır.

$$V = \sum_{i=1}^c \sum_{x_j \in S_i} (x_j - \mu_i)^2, \quad S_i, i = 1, 2, \dots, c \quad (4.1)$$

Bu ifadede yer alan c küme sayısını gösterirken S_i c adet kümeyi göstermektedir. μ_i ise S_i kümesinde yer alan piksellerin ortalaması alınarak elde edilen vektördür. Bu değer aynı zamanda S_i kümesinin merkezi olarak da ifade edilebilir. K-ortalamlar kümeleme algoritması için işlem adımları şu şekilde sıralanabilir:

Adım 1. c adet küme merkezi rastgele atanır.

Adım 2. Veri içerisinde bulunan N adet pikselin karesel hata fonksiyonu ile en yakın olduğu küme merkezi belirlenerek her piksel en yakın olduğu kümeye atanır.

Adım 3. Her piksel için atama işlemi yapıldıktan sonra küme merkezleri güncellenir.

Adım 4. Bir önceki küme merkezleri ile yeni küme merkezleri arasındaki fark (4.2)'deki eşitsizlikte gösterildiği gibi belli bir eşik değerinin üzerindeyse adım 2'den itibaren işlemler tekrarlanır.

$$\prod_{i=1}^N \max |V^{(t)} - V^{(t-1)}| < \varepsilon \quad (4.2)$$

4.1.2 Bulanık C-Ortalamlar Algoritması

Bulanık C-Ortalamlar (BCO) algoritması ilk defa 1973 yılında önerilmiştir [56]. Bu algoritmada öncelikli olarak kümelenecek veri seti için c adet küme sayısı belirlenir. Bu sayı 1'den büyük ve sahnede bulunan N adet piksel sayısından küçük olmalıdır. Kümelemenin bulanıklığını belirleyen bulanıklık ağırlık üsteli m' 'ye 1'den büyük bir

değer atanır. Bu değer için Bezdek [57] tarafından en uygun değerin 1.5 ile 2.5 arasında olması gerektiği önerilmiştir.

Bulanık bölütleme (4.3)'deki fonksiyonun çözümü ile gerçekleşir.

$$J(\mathbf{X}, \mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{j=1}^c J_j = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c (\mu_{ij})^m \|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j\|_G^2 \quad (4.3)$$

Bu ifadede yer alan $\mathbf{X}$ hiperspektral küp içinde yer alan N adet pikselden oluşan matrisi göstermektedir. $\mathbf{U} = [\mu_{ij}] \in \mathbf{R}^{N \times c}$, $i = 1, \dots, N$ ve $j = 1, \dots, c$ $\mathbf{X}$ 'in bulanık üyelik matrisini göstermektedir. $\mathbf{U}$ 'nun her bir elemanı 0 ve 1 arasında değerler alır ve piksellerin hangi kümeye ne oranla dâhil olduklarını gösterirler. Bir piksele ait bulanık aitlik oranlarının toplamı 1'e eşittir.

$$\sum_{j=1}^c \mu_{ij} = 1, \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (4.4)$$

Bulanık bölütleme hedef fonksiyonunda yer alan $\mathbf{V}$ ifadesi c adet küme merkezi değerlerini içeren d uzunluklu vektörleri göstermektedir. Herhangi bir pikselin küme merkezlerine olan uzaklıkları (4.5)'deki gibi hesaplanmaktadır.

$$D_{ijG}^2 = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j\|_G^2 = (\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j)\mathbf{G}(\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j)^T \quad (4.5)$$

Bu ifadede yer alan $\mathbf{G}$ (4.6)'da gösterilen $d \times d$ 'lik $\mathbf{F}$ ortak-değişinti matrisinin tersidir ($\mathbf{G} = \mathbf{F}^{-1}$). Aynı zamanda $\mathbf{G}$ norm çıkarma matrisi olarak da ifade edilmektedir.

$$\mathbf{F} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) \quad (4.6)$$

Burada yer alan $\bar{\mathbf{x}}$ ifadesi hiperspektral görüntü üzerinde bulunan bütün piksellerin ortalaması alınarak elde edilen ortalama vektörünü göstermektedir.

Hedef fonksiyonun çözümü $D_{ijG}^2 > 0, \forall i, j, m > 1$ şartları sağlanarak elde edilmeye çalışılır. Küme üyelik derecelerinin elde edilmesi (4.7)'deki gibi olur.

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c (D_{ijG} / D_{ikG})^{2/(m-1)}}, \quad 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq j \leq c \quad (4.7)$$

BCO algoritmasının her döngüsünde küme merkezleri (4.8)'deki gibi kümeye ait piksel değerlerinin ağırlıklı ortalamaları ile hesaba katılarak güncellenir.

$$\mathbf{v}_j = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}^m \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}^m}, \quad 1 \leq j \leq c \quad (4.8)$$

Bulanık C-ortalamalar algoritmasının işlem adımları şu şekildedir:

Adım 1. Başlangıçta $\mathbf{U}^{(0)}$ üyelik matrisi rastgele değerlerle oluşturulur, bulanık ağırlık üstelik (m), durma şartı için eşik değeri (ε) ve küme sayısı (c) belirlenir.

Adım 2. (4.8)'deki eşitlik kullanılarak $\mathbf{v}_j$ küme merkezleri belirlenir.

Adım 3. (4.5)'deki eşitlik kullanılarak küme merkezleri ile her bir piksel arasındaki mesafe hesaplanır.

Adım 4. (4.7)'deki eşitlik kullanılarak üyelik matrisi $\mathbf{U}^{(t+1)}$ güncellenir.

Adım 5. Bir önceki adımdaki üyelik matrisi ile güncellenmiş üyelik matrisi arasındaki fark belirlenen eşik değerinin üzerindeyse Adım 2'den aynı işlemler tekrarlanır ($\|\mathbf{U}^{(t+1)} - \mathbf{U}^{(t)}\| < \varepsilon$).

4.1.3 Gustafson-Kessel Kümeleme Algoritması

Bulanık kümeleme algoritmalarından biri olan Gustafson-Kessel Algoritması (GKA) ilk olarak Gustafson ve Kessel tarafından önerilmiştir [58]. Bu algoritma bulanık C-ortalamalar algoritmasında kullanılan uzaklık normunun gelişmiş versiyonu ile oluşturulur. Bulanık C-ortalamalar kümeleme algoritmasında tek bir uzaklık normu matrisi oluşturulurken Gustafson-Kessel kümeleme algoritmasında her küme için ayrı ayrı uzaklık normu matrisi oluşturulur ($\mathbf{G}_j, j = 1, \dots, c$). Oluşturulacak hedef

fonksiyonuna uzaklık normu matrisi (4.9)'da olduğu gibi yeni bir parametre olarak eklenmelidir.

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

Her küme için oluşturulacak küme içi uzaklık ölçümü ise (4.10)'daki gibi yapılabilir.

$$D_{ijG_j}^2 = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j\|_{G_j}^2 = (\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j) \mathbf{G}_j (\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j)^T \quad (4.10)$$

GKK algoritmasında norm çıkarma matrisi BCO algoritmasında olduğu gibi sabit olmadığı için hedef fonksiyonun minimizasyonu yapılırken bazı kısıtlar getirilmesi gerekmektedir. Bunun için $\mathbf{G}_j$ 'nin determinantı belli bir γ_j değerine sabitlenir. Böylece küme hacminin sabit kalması sağlanır. Sonuç olarak $\mathbf{G}_j$ Lagrange çarpanlar yöntemi kullanılarak (4.11)'deki gibi hesaplanır.

$$\mathbf{G}_j = (\gamma_j \det(\mathbf{F}_j))^{\frac{1}{n}} \mathbf{F}_j^{-1}, \quad \det(\mathbf{G}_j) = \gamma_j, \quad \gamma_j > 0 \quad (4.11)$$

Bu ifadede yer alan $\mathbf{F}_j$ ortak değışinti matrisleri (4.12)'deki gibi hesaplanır.

$$\mathbf{F}_j = \frac{\sum_{i=1}^N (\mu_{ij})^m (\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j)(\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j)^T}{\sum_{i=1}^N (\mu_{ij})^m} \quad (4.12)$$

Üyelik matrisinin elemanları ise (4.13)'deki gibi hesaplanır.

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(D_{ijG_j} / D_{ikG_j} \right)^{2/(m-1)}}, \quad 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq j \leq c \quad (4.13)$$

Gustafson-Kessel kümeleme algoritmasının işlem adımları şu şekildedir:

Adım 1. Başlangıçta $\mathbf{U}^{(0)}$ üyelik matrisi rastgele değerlerle oluşturulur, bulanık ağırlık üstelik (m), durma şartı için eşik değeri (ε) ve küme sayısı (c) belirlenir.

Adım 2. Kümelerin ortak değişinti matrisleri $\mathbf{F}_j$ ve $\mathbf{G}_j$ uzaklık normu matrisleri (4.11) ve (4.12)'deki eşitlikler kullanılarak hesaplanır.

Adım 3. (4.10)'daki eşitlik kullanılarak küme merkezleri ile her bir piksel arasındaki mesafe hesaplanır.

Adım 4. (4.13)'deki eşitlik kullanılarak üyelik matrisi $\mathbf{U}^{(t+1)}$ güncellenir.

Adım 5. Bir önceki adımdaki üyelik matrisi ile güncellenmiş üyelik matrisi arasındaki fark, belirlenen eşik değerinin üzerindeyse Adım 2'den aynı işlemler tekrarlanır ($\|\mathbf{U}^{(t+1)} - \mathbf{U}^{(t)}\| < \varepsilon$).

4.1.4 Beklenti Maksimizasyonu Kümeleme Algoritması

Beklenti maksimizasyonu algoritması, olasılık dağılımını maksimum yapan parametreleri bulmaya çalışır. Bu kümeleme yöntemi beklenti adımı ve maksimizasyon adımıyla oluşmaktadır. Kümelemenin her adımında öncelikle beklenti adımı uygulanır. Bu adımda veri seti içinde yer alan her bir pikselin kümelere ait olma olasılıkları hesaplanır. Sonrasında maksimizasyon adımı uygulanır ve bu adımda her bir kümenin olasılık dağılımlarının parametre vektörleri hesaplanır.

Beklenti adımında her elemanın her bir kümeye ait olma olasılıkları (4.14)'deki eşitlikle hesaplanır.

$$P(c_j | \mathbf{x}) = \frac{|\Sigma_j(t)|^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{P}_j(t) \mathbf{x}}}{\sum_{k=1}^M |\Sigma_k(t)|^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{P}_k(t) \mathbf{x}}} \quad (4.14)$$

Maksimizasyon adımı ise her kümenin olasılık dağılımı parametrelerini hesaplanmasından sorumludur. Bu adımda öncelikler her küme merkezi (4.15)'deki gibi güncellenir.

$$\mu_j(t+1) = \frac{\sum_{k=1}^N P(c_j | \mathbf{x}_k) \mathbf{x}_k}{\sum_{k=1}^N P(c_j | \mathbf{x}_k)} \quad (4.15)$$

Sonraki işlem adımında kullanılacak ortak değişinti matrisleri ise (4.16)'daki gibi hesaplanır.

$$\sum_j (t + 1) = \frac{\sum_{k=1}^N P(C_j | \mathbf{x}_k) (\mathbf{x}_k - \mu_j(t))^2}{\sum_{k=1}^N P(C_j | \mathbf{x}_k)} \quad (4.16)$$

Her kümenin meydana gelme olasılığı bütün piksellerin o kümede olma olasılıklarının ortalaması alınarak (4.17)'deki gibi hesaplanır.

$$P_j(t + 1) = \sum_{k=1}^N P(C_j | \mathbf{x}_k) \quad (4.17)$$

Önceki adım ile bir sonraki adımda elde edilen parametreler arasındaki değişim belli bir eşik değerinin altında kalıncaya kadar beklenti ve maksimizasyon adımları tekrarlanır.

4.2 Sınıflandırma Algoritmaları

Sınıflandırma algoritmaları, kesin referans bilgisi bulunan eğitim ve test kümelerinden oluşan verilerde her bir görüntü elemanının hangi sınıfa ait olduğu bilgisinin bulunmasını hedefleyen algoritmalarlardır. Sınıflandırma işleminin ilk basamağında eğitim verilerinin kullanılmasıyla bir model oluşturulur. Sonraki adımında ise elde edilen model kullanılarak daha önce hiç görülmemiş veriler sınıflara atanır. Bu işlemler eğitim ve test adımları olarak da adlandırılmaktadır.

Bu tez çalışmasında hiperspektral sahnelerde bulunan piksellerin sınıflandırılması işleminin gerçekleştirilmesi için Destek Vektör Makineleri (DVM, Support Vector Machines – SVM) ve Rastgele Orman Sınıflandırıcı (ROS, Random Forest Classifiers – RFC) yöntemleri kullanılmıştır.

4.2.1 Destek Vektör Makineleri

Destek vektör makineleri, sınıfları birbirinden ayırmak için kullanılan ikili (binary) bir sınıflandırıcıdır. Veri kümesi içerisinde bulunan etiketli eğitim verisi kümesi $\mathbf{X} =$

$\{\mathbf{x}_i, r_i\}$, $i \in 1, 2, \dots, m$ kullanılarak bir model oluşturulur. Etiket bilgileri ise $r_i \in \{-1, +1\}$ olarak kullanılabilir. DVM oluşturduğu modelle veri kümesindeki elemanları birbirinden ayıracak (4.18)'deki gibi bir düzlem oluşturur.

$$f(x) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \quad (4.18)$$

Bu ifadede yer alan w ağırlık vektörü ayırma düzlemine (hiperdüzlem) olan normali gösterirken b ise yanlılık (bias) terimini göstermektedir.

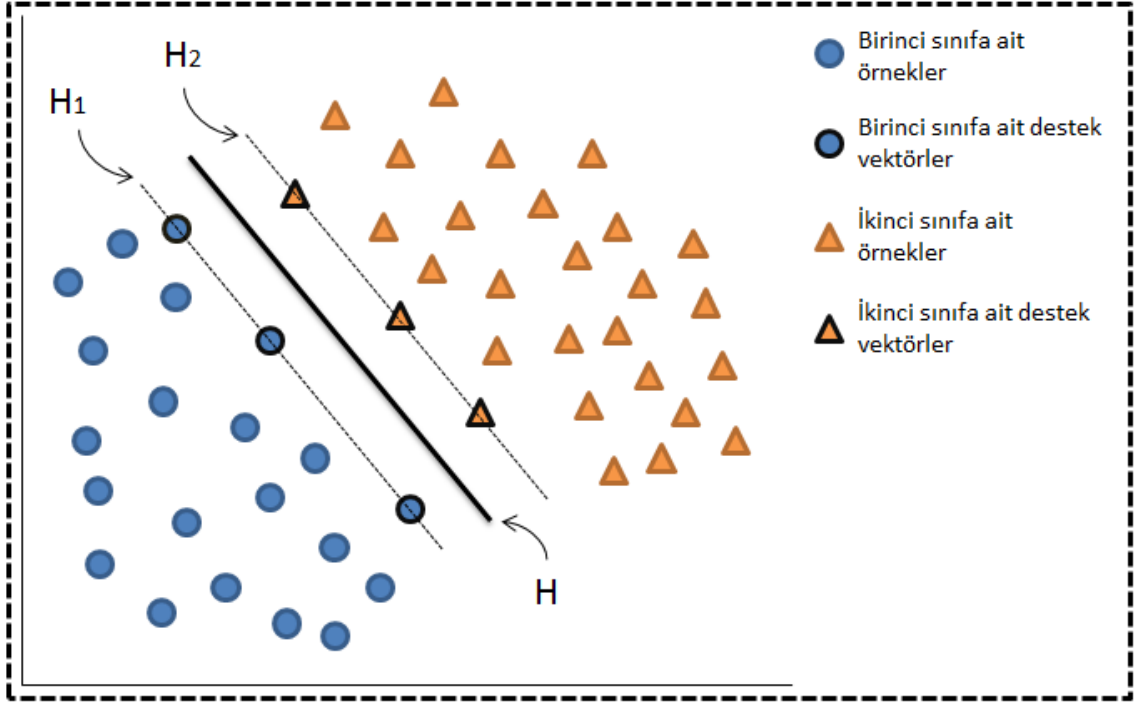
Doğrusal olarak ayrılabilir sınıflarda birçok ayırma düzlemi elde etmek mümkündür. Destek vektör makineleri ise her iki sınıfa da eşit uzaklıkta bulunan en uygun ayırma düzlemini elde etmekte kullanılırlar. Test aşamasında hiperdüzleme en yakın olan noktalar (destek vektörler) kullanılarak yeni gelen örneğe sınıf ataması yapılır. Destek vektörlerin hiperdüzleme uzaklığı $1/\|\mathbf{w}\|$ 'dır. En uygun ayırma düzlemi destek vektörlerden en uzak olandır. Dolayısıyla her iki sınıfa ait destek vektörlerin ayırma düzlemine en uzak olması durumu aranan durumdur. Bu yüzden $2/\|\mathbf{w}\|$ ifadesini maksimize etmek ya da aynı anlama gelen $\frac{1}{\|\mathbf{w}\|^2} = \mathbf{w}^T \mathbf{w}$ ifadesini (4.19)'deki kısıt da gözetilerek minimize etmek gerekmektedir.

$$\text{minimize et: } \mathbf{w}^T \mathbf{w}, \quad \text{kısıtlar: } y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1, \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (4.19)$$

Ayrırma düzlemi H 'ye paralel birinci sınıfa ait H_1 ve diğer sınıfa ait H_2 olmak üzere iki adet ayırma düzlemi olduğu varsayılır (4.20).

$$H_1 = f(x) = \langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle + b = 1 \quad (4.20)$$

$$H_2 = f(x) = \langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle + b = -1$$



Şekil 4.1 H , H_1 ve H_2 ayırma düzlemleri.

H_1 ve H_2 arasındaki mesafe eğitim aşamasında maksimize edilmeye çalışılır. Bunun için $\mathbf{w}$ ve b için en uygun değerleri bulmak gerekir. Bu amaçla (4.21)'de gösterilen Lagrange denklemi kurulur.

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha_i) = \frac{1}{\mathbf{w}^T \mathbf{w}} - \sum_i \alpha_i [y_i \langle \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b \rangle - 1] \quad (4.21)$$

Bu ifadede yer alan α_i Lagrange çarpanıdır ve sıfıra eşit veya sıfırdan büyük değerler alır. Eğer $\mathbf{w}$ ve b en uygun değerleri almışlarsa (4.22)'de gösterildiği gibi kısmi türevleri sıfır olur.

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0, \mathbf{w} = \sum_i \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \quad (4.22)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0, \sum_i \alpha_i y_i = 0$$

(4.22)'deki eşitlikler (4.21)'deki ifadede yerlerine koyulur ve düzenlenirse (4.23)'teki eşitlik elde edilir

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha_i) = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + \sum_i \alpha_i \quad (4.23)$$

$$\sum_i \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0, \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (4.24)$$

Elde edilen (4.23)'deki denklemin (4.24)'deki kısıtlar gözetilerek minimize edilmesi karesel (quadratic) programlama problemidir.

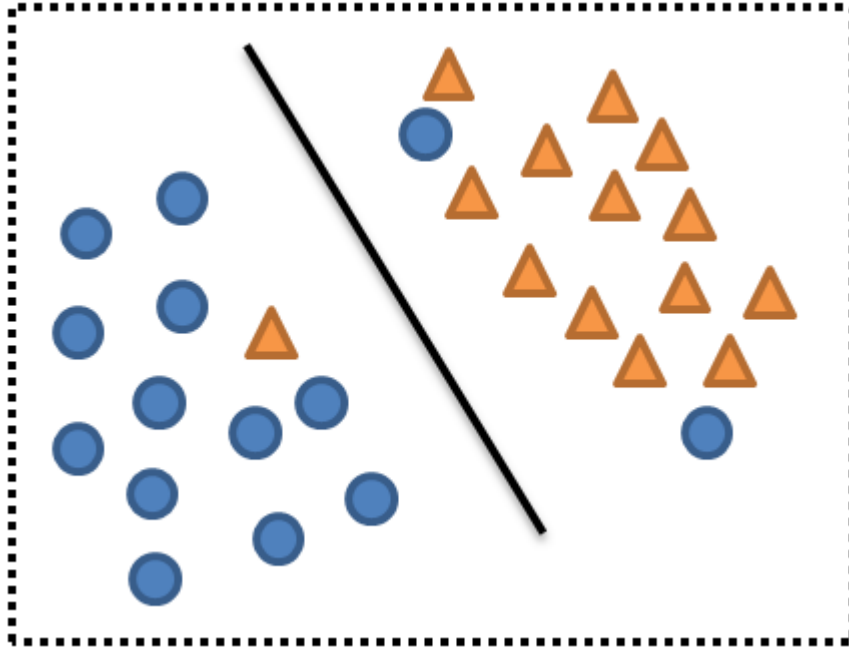
H_1 veya H_2 ayırma düzlemi üzerinde bulunan $\mathbf{x}'$ 'in α değerleri sıfırdan farklıdır ve bu vektörlere destek vektör (DV, support vectors-SV) denilmektedir.

Veri kümelerinin geneli pratikte doğrusal ayrılamayan verilerden oluşur. Böyle durumlarda yumuşak marjin algoritması kullanılır. Bu algoritma en az yanlış sınıflandırma olacak şekilde çalışmaktadır. Doğrusal ayrılan DVM'den farklı olarak C düzenleştirme parametresi ve yapay değişken ξ (slack variable) tanımlanır.

$$\text{minimize et: } \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_i \xi_i \quad (4.25)$$

$$\text{kısıtlar: } y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (4.26)$$

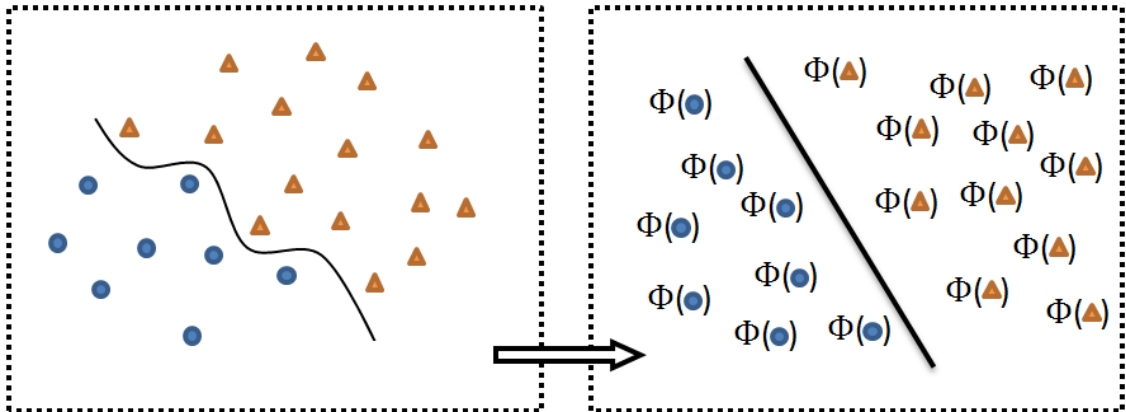
Bu ifadelerde yer alan yapay değişken ξ_i yanlış sınıflandırmaya karşı toleransı göstermektedir. Bunu anlamı da Şekil 4.2'deki gibi belli bir hata oranına kadar yanlış sınıftan olan örneklerin diğer sınıfta bulunabilmesine izin verilmesidir.



Şekil 4. 2 Doğrusal ayrılamayan yumuşak marjinli veri kümesi durumu.

(4.25)'in ikinci terimi yanlış sınıflandırmaya karşı kullanılan ceza terimidir ve C ifadesi ikinci terimin eşitliğe katkısını göstermektedir.

Yumuşak marjin yöntemi doğrusal çatı altında kullanılan destek vektör makinesinin bir uzantısıdır. Doğrusal olmayan durumlarda ise çekirdek yöntemler (kernel methods) kullanılmaktadır. Çekirdek yöntemlerin ana düşüncesi vektör uzayını daha yüksek boyutlu uzaya dönüştürmektir. Doğrusal olarak ayrılamayan veri örneğinin çekirdek fonksiyonları ile doğrusal ayrılabilir hale getirilmesinin şeması Şekil 4.3'te görülmektedir.



Şekil 4. 3 Doğrusal ayrılamayan durumda çekirdek fonksiyonunun kullanılması.

Yüksek boyutlu Hilbert uzayına geçiş için kullanılan çekirdek fonksiyonu (4.27)'te görülmektedir.

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \Phi(\mathbf{x})^T \cdot \Phi(\mathbf{x}') \quad (4.27)$$

Bu denklem çekirdek fonksiyonunun Φ fonksiyonu ile yüksek boyutlu uzaya izdüşürülen $\mathbf{x}$ ve $\mathbf{x}'$ arasındaki mesafenin eşit olduğunu göstermektedir. Çekirdek fonksiyonu kullanılarak minimizasyon işlemi gerçekleştirilirse, doğrusal olmayan sınır elde edilir. İz düşüm uzayındaki ayırma düzlemi şu şekilde ifade edilebilir:

$$\mathbf{w}^T \Phi(\mathbf{x}) + b = 0 \quad (4.28)$$

Çekirdek fonksiyonları ile (4.23)'deki ifade yeniden yazılacak olursa (4.30)'daki kısıtlarla birlikte (4.29)'deki eşitlik elde edilir.

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha_i) = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \sum_i \alpha_i \quad (4.29)$$

$$\sum_i \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0, \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (4.30)$$

Kullanılmakta olan birçok çekirdek fonksiyonu vardır bunlardan bazıları şu şekildedir:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j \text{ (Doğrusal Çekirdek fonksiyonu)}$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}^T \mathbf{x}' + 1)^P \text{ (Polinom Çekirdek Fonksiyonu)} \quad (4.31)$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2) \text{ (Gauss Çekirdek Fonksiyonu)}$$

Destek vektör makineleri ikili sınıflayıcılar oldukları için çoklu sınıflama için ikili sınıfları birleştiren yöntemler sunulmuştur [59]. Çoklu sınıflandırma için en yaygın kullanılan yöntem bire-bir ve bire-hepsi destek vektör makineleridir. Bire-hepsi DVM'lerde sınıf sayısı kadar DVM modeli üretilir. Bire-bir DVM'lerde ise n sınıf sayısı olmak üzere $n/(n-1)/2$ adet DVM modeli üretilerek sınıflama işlemi gerçekleştirilir.

4.2.2 Rastgele Orman Sınıflandırma Algoritması

Rastgele Orman (Random Forest) sınıflandırma algoritması birden fazla ağaç öngörücülerinden (tree predictors) oluşan bir sınıflama algoritmasıdır [60]. Bu yöntemin altında yatan düşünce sınıflayıcıların bağımsız olarak üretilmesidir.

Rastgele ormanı oluşturan ağaç topluluklarının büyümesini ve her bir topluluğun en popüler sınıfa oy vermesini sağlamak, sınıflama başarımında önemli artışlar sağlamaktadır. Ağaç topluluklarının büyümesi için torbalama (bagging) mekanizması ile her bir ağaç için rastgele vektör seçilir.

Ormanın büyümesini sağlamak için k 'inci ağaç için önceki vektörlerden $(\Theta_1, \dots, \Theta_{k-1})$ bağımsız fakat aynı dağılıma sahip rastgele Θ_k vektörü torbalama mekanizması ile seçilir. Bu ağaç, seçilen rastgele vektör Θ_k ve ağaç sınıflayıcı $h(\mathbf{x}, \Theta_k)$ ile büyütülür.

Torbalama (bagging) aynı zamanda önyükleme (bootstrap) olarak da bilinen istatistiksel sınıflama modeli alanında kullanılan bir makine öğrenmesi topluluğu algoritmasıdır. Genellikle ağaç modellerinde değişintiyi azaltmak ve aşırı öğrenmeyi (over fitting) önlemek için kullanılır. Torbalama yöntemi, verilen n boyutundaki bir D veri setinden m adet yeni D_i veri setleri oluşturur. Torbalama, rastgele giriş seçimi (random input selection) ile kullanıldığında rastgele ormanın başarımını arttırmaktadır.

Bir sınıflayıcı topluluğu $h_1(x), h_2(x), \dots, h_k(x)$ ile torbalama yöntemi kullanılarak marjin fonksiyonu (4.32)'deki gibi oluşturulur.

$$mg(x, y) = av_k I(h_k(x) = y) - \max_{j \neq y} av_k I(h_k(x) = j) \quad (4.32)$$

Bu ifadede yer alan $I(.)$ belirteç fonksiyonudur. Marjinin büyük olması sınıflandırmanın daha iyi olmasını sağlar. Marjin için genelleştirilmiş hata fonksiyonu (4.33)'deki gibidir.

$$PE^* = P_{x,y}(mg(x, y) < 0) \quad (4.33)$$

Bu ifadede yer alan x, y indisleri x, y uzayı üzerindeki olasılıkları göstermektedir. Ağaç sayısı arttıkça genelleme hatası belli bir limite ulaşır. Rastgele ormanın ağaç sayısı arttıkça aşırı öğrenme durumu meydana gelmez fakat genelleme hatasının limit

değerine ulaşmasına sebep olur. Rastgele ormanda meydana gelen hata oranı orman içerisinde yer alan iki ağaç arasındaki ilintiye ve ağaçların bireysel olarak dayanıklılığına bağlıdır.

Torbalandırmaz hata tahmini (out of bag error estimation) genelleştirilmiş hata tahmini yapmak için kullanılan bir yöntemdir [61]. Ağaçların büyütülmesi için kullanılan mevcut önyüklemeli örneklerin yaklaşık yüzde otuzu kullanılmamaktadır. Bu durum mevcut ağaç için torbalandırmaz durum olarak adlandırılır. Torbalandırmaz hata tahminin temelini ağaçların eklendiği ana birleşim devam ederken ağaç sınıflayıcıların da yüzde otuzunu birleştirmek oluşturur. Hata oranı birleşen ağaç sayısı ile birlikte azalır ve test veri setinin yakınsadığı noktaya erişir.

N eğitim veri sayısı ve M test veri sayısı olmak üzere rastgele orman işlem adımları şu şekilde sıralanabilir:

Adım 1. N boyutlu torbalama örnekleri eğitim verisinden seçilir.

Adım 2. Budama yapılmaksızın ağaç maksimum boyuta çıkarılır.

Adım 3. Ağacın her yaprağında en iyi bölünmeyi sağlayacak değişkenler seçilir.

Adım 4. Sınıflandırma yapılırken torbalandırmaz durum indirilir.

Adım 5. Ağaçlar ormana eklenmeden önce torbalandırmaz durum hata tahmini hesaplanır.

4.3 Kümeleme ve Sınıflandırma Sonuçları İçin Değerlendirme Kıstasları

Kümeleme ve sınıflandırma algoritmaları kullanılarak elde edilen sonuçların değerlendirilebilmesi için nesnel değerlendirme kıstaslarına ihtiyaç duyulmaktadır. Bunun için kümeleme sonuçlarını değerlendirmek üzere spektral ayrıştırma gücü (SAG) ve Xie-Beni indeksi (XB) kullanılırken sınıflandırma sonuçlarını değerlendirmek üzere Kappa indeksi (Kİ) ile tam doğruluk (TD; Overall Accuracy-OA) kıstasları kullanılmıştır.

4.3.1 Spektral Ayrıştırma Gücü

Spektral ayrıştırma gücü (SAG, power of spectral discriminant-PWSD), eğitici olmayan bölütleme sonuçlarının değerlendirilmesi amacıyla Van der Meer [62] tarafından

önerilmiştir. SAG, hiperspektral sahne üzerinde bulunan belirli bir piksel için iki küme merkezine bağlı olarak ayırma ölçütü sağlar. Hiperspektral görüntü üzerinde bulunan bir piksel vektörü $\mathbf{x}$, iki farklı küme merkezi de $\mathbf{s}_i$ ve $\mathbf{s}_j$ ile gösterilecek olursa SAG ölçütü (Ω) şu şekilde tanımlanır:

$$\Omega(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j, \mathbf{x}) = \max \left\{ \frac{m(\mathbf{s}_i, \mathbf{x})}{m(\mathbf{s}_j, \mathbf{x})}, \frac{m(\mathbf{s}_j, \mathbf{x})}{m(\mathbf{s}_i, \mathbf{x})} \right\} \quad (4.34)$$

Bu ifadede yer alan $m(\cdot)$ ifadesi benzerlik ölçüsünü göstermektedir. Benzerlik ölçüsü olarak spektral açısal ölçüt (SAÖ, spectral angle measure), öklit uzaklığı ölçütü (ÖÜÖ, Euclidean distance measure), spektral ilinti ölçütü (SİÖ, spectral correlation measure) ve spektral bilgi ıraksaklık ölçütleri (SBIÖ, spectral information divergence measure) kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında (4.35)'da gösterilen SAÖ kullanılmıştır. Ölçütleri 0-1 aralığına normalize ederek kullanmak ölçütler arasındaki karşılaştırmayı mümkün kılar. Ölçütler için kullanılan $\mathbf{x}$ ve $\mathbf{y}$ sonlu uzunluklu spektral imza vektörlerini göstermektedir.

$$SAÖ(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 1 - \cos^{-1} \left[\frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{y}_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n \mathbf{y}_i^2}} \right] \quad (4.35)$$

Bir piksel $\mathbf{x}_i$ 'nin bölütleme doğruluğu (BD) (4.36)'da gösterildiği gibi SAG ölçütünün ortalaması alınarak hesaplanır.

$$BD(\mathbf{x}_i) = \text{ort} \{ \Omega(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j, \mathbf{x}_i) \mid i, j = 1, \dots, c, i \neq j \} \quad (4.36)$$

Kullanılan bölütleme yönteminin başarımı hiperspektral sahnede bulunan her piksel için bulunan BD değerlerinin ortalaması alınarak hesaplanır. SAG ölçütü tanımsal olarak her zaman 1'den büyük değerler alır ve SAG ölçütünün artan değerleri ile birlikte kullanılan bölütleme yönteminin başarımının da arttığı varsayılır.

4.3.2 Xie-Beni İndeksi

Eğitici-siz bölütleme sonuçlarının ayrıştırma başarımlarını değerlendirebilmek ve değişik yöntemlerle elde edilen bölütleme haritalarının doğruluğunu karşılaştırabilmek için kullanılan bir diğer nesnel ve istatistiksel karşılaştırma kistası Xie ve Beni [63] tarafından önerilen değerlendirme kistasıdır. Xie-Beni indeksi (XB) hesaplama bakımından kolay olmakla beraber yoğun ve birbirinden ayrılmış olan kümelerin ayrıştırma doğruluğunun hesaplanmasında etkin çalışmaktadır.

$$XB = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m \|\mathbf{x}_j - \mathbf{cnt}_i\|^2}{N \min_{i,j} \|\mathbf{x}_j - \mathbf{cnt}_i\|^2}, \quad m > 1 \quad (4.37)$$

Bu ifadede yer alan μ_{ij} , $\mathbf{x}_j$ örneğinin i .sınıfa ait olma oranını gösterirken $\mathbf{cnt}_i$ ise i . sınıfın küme merkezini göstermektedir. N toplam örnek sayısını c ise toplam küme sayısını temsil eder. XB ile elde edilen sonuç ile bölütleme doğruluğu ters orantılıdır. Bir başka deyişle elde edilen XB indeksi sonucu ne kadar küçük ise bölütleme doğruluğu o kadar yüksek demektir.

4.3.3 Karışıklık Matrisi İle Tam Doğruluk Tespiti

Bir karışıklık matrisi kesin referans bilgisine sahip verilerin sınıflandırılması sonucunda verilerin tahmin edilen sınıflarını ve gerçek sınıflarını içerir [64]. Tam doğruluk (TD; Overall Accuracy-OA) bu matris içinde yer alan bilgiler kullanılarak hesaplanır. İki sınıf için oluşturulan örnek bir doğruluk matrisi Çizelge 4.1'deki gibidir.

Çizelge 4. 1 İki sınıf için oluşturulmuş örnek bir karışıklık matrisi

Karışıklık Matrisi		Tahmin	
		Pozitif	Negatif
Gerçek	Pozitif	a	b
	Negatif	c	d

Bu tabloda yer alan a gerçekte pozitif sınıfına dâhil olup sınıflandırma işlemi sonucunda doğru sınıflandırılmış eleman sayısını gösterirken b gerçekte pozitif sınıfına dâhil olup negatif olarak sınıflandırılmış örnek sayısını göstermektedir. Aynı şekilde d ifadesi

gerçekte negatif sınıfına dâhil olup sınıflandırma işlemi sonucunda doğru bir şekilde negatif sınıfı etiketi verilen örnek sayısını gösterirken c ifadesi gerçekte negatif sınıfına dâhil olup pozitif olarak etiketlenen örnek sayısını göstermektedir.

Sınıflama sonucunda bütün veri için elde edilen tam doğruluk (TD) oranı (4.38)'de gösterildiği gibi bulunmaktadır.

$$TD = \frac{a + d}{a + b + c + d} \quad (4.38)$$

4.3.4 Kappa İndeksi

Eğitici bölütleme sonuçları değerlendirebilmek ve değişik yöntemlerle elde edilen bölütleme haritalarının doğruluğunu karşılaştırabilmek için kullanılan bir diğer nesnel ve istatistiksel karşılaştırma kistası Kappa İndeksidir (Ki) [65]. Kappa indeksi iki farklı sınıflama haritası arasındaki farkı ortaya koymak için çokça kullanılan bir yöntemdir. Kappa indeksi (4.39)'deki gibi tanımlanmaktadır.

$$KI = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (4.39)$$

Bu ifadede yer alan P_o gözlemlenen uyuşma oranını gösterirken P_e ise beklenen uyuşmanın oranını göstermektedir. Kappa indeksi -1.0 ile 1.0 arasında değerler alır. Kappa indeksinin 1.0 değerini alması mükemmel uyuşmayı gösterir. Bu tez çalışmasında elde edilen sonuçlar TD ile benzer okunabilirliğe sahip olması için -100 ile 100 arasına normalize edilerek verilmiştir.

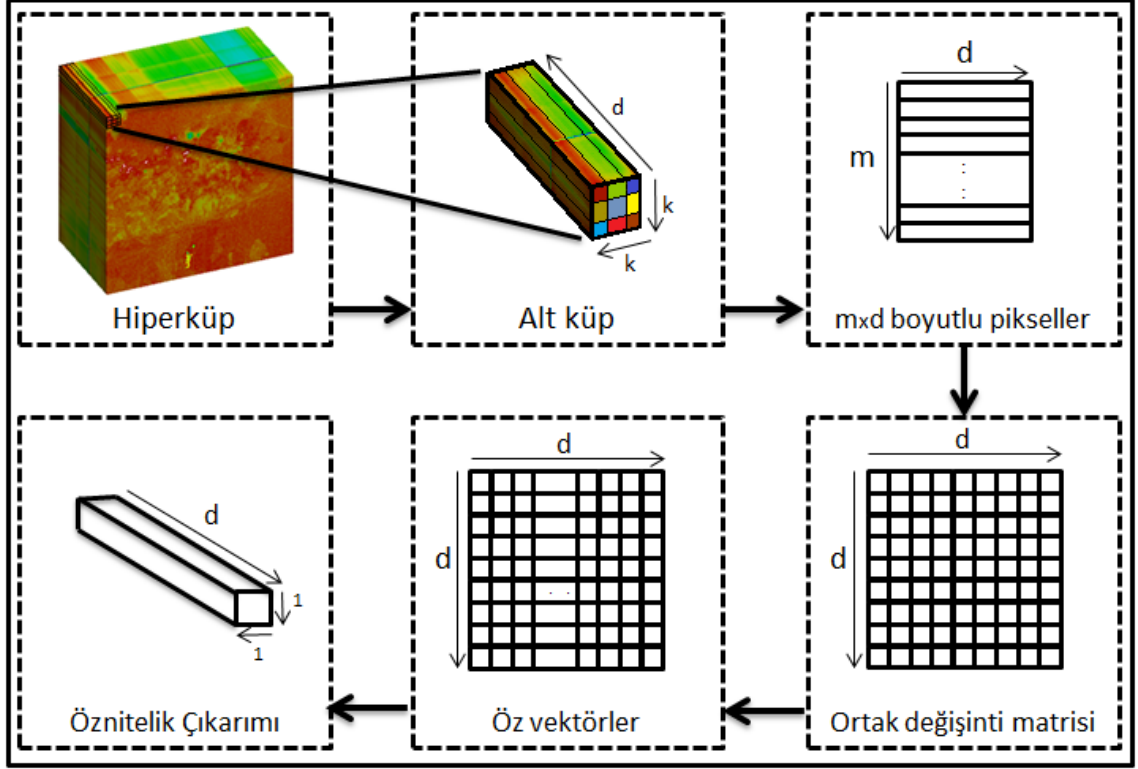
HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERDE SINIFLAMA İÇİN SPEKTRO-UZAMSAL ÖZNİTELİK ÇIKARIMI

Öznitelik seçimi, bölütleme ve algılama problemlerindeki en önemli adımlardan biridir. Hiperspektral görüntüler üzerinde bölütleme işlemi yapılırken var olan spektral imzanın yanında uzamsal bilginin de kullanılması başarıyı arttıracak bir yaklaşım sunar. Ortak-değişinti matrisleri hem spektral hem de uzamsal bilginin beraber kullanılmasına olanak tanımaktadır. Bu tez çalışmasında yerel ortak-değişinti matrisleri kullanılarak öznitelik çıkarımı yapılması amaçlanmıştır. Nesne tanıma ve doku sınıflama gibi amaçlarla farklı görüntü bölgelerinin benzerliklerinin yerel ortak-değişinti matrisleri kullanılarak ortaya çıkarılması ilk olarak Tuzel vd. [66] tarafından önerilmiştir. Görüntü üzerindeki ilgilenilen bölgelerin istatistiksel bilgilerinin birleşik dağılımını (joint distribution) doğrudan kullanmak yerine bölgelerin istatistiksel bilgilerinin çıkarılmasıyla elde edilen ortak-değişinti matrislerinin kendisini özellik olarak kullanmışlardır.

5.1 Yerel Ortak-Değişinti Matrisleri ile Öz uzayda Öznitelik Çıkarımı

Hem uzamsal hem de spektral bilginin hesaba katılacağı değiştirilmiş ortak-değişinti matrisi tabanlı yaklaşım önerilmiştir. Orijinal çalışmadan farklı olarak her pikselin komşularıyla olan ilişkisi de hesaba katılarak sahnede yer alan diğer piksellerle olan örüntü benzerliği bulunmaya çalışılmıştır. Bu amaçla her piksel ($\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^d$) için $k \times k$ boyutlarında B bölgesel alanları tanımlanarak m adet piksel (x,y) için C_B ortak değişinti matrisi hesaplanır. Elde edilen $d \times d$ boyutlarındaki ortak-değişinti matrisi B bölgesindeki pikseller için var olan dağılımı diğer tanımlı piksel bölgelerinden daha iyi

ayrıştırılabilecek öznitelikler sunar. Bu bilgi kullanılarak her piksel için yeni hiperspektral imza olarak kullanılacak dört farklı öznitelik elde edilir. İşlem adımlarının şeması Şekil 5.1’de görüldüğü gibidir.



Şekil 5. 1 Hiperspektral sahnede bulunan bir piksel (x,y) için önerilen öznitelik çıkarım işlem adımları şeması

Özniteliklerin çıkarılmasında, (5.1)’deki gibi B bölgesi için tanımlanan C_B ortak-değişinti matrisinin (5.2)’deki şekilde çözülmesiyle elde edilen değerlerden yararlanılır.

$$C_B = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_B - \boldsymbol{\mu}_B)(\mathbf{x}_B - \boldsymbol{\mu}_B)^T \quad (5.1)$$

$$C_B \mathbf{v}_B = \lambda_B \mathbf{v}_B \quad (5.2)$$

Öz-değerler ve bu öz-değerlere karşılık gelen öz-vektörler, büyükten küçüğe doğru sıralanarak öznitelik çıkarım işlemlerinde kullanılmışlardır.

Öznitelik Kümesi - 1 (ÖK-1): Çözümünden elde edilen λ_B özdeğerleri yeni öznitelik uzayını oluşturur.

$$feats(x, y) = \lambda_B \quad (5.3)$$

Öznitelik Kümesi - 2 (ÖK-2): $\mathbf{v}_B$ öz-vektörlerinden en büyük öz-değere karşılık gelen, yani birinci öz-vektör yeni öznitelik uzayını oluşturur.

$$feats(x, y) = \mathbf{v}_B; \lambda_{max} \text{ için} \quad (5.4)$$

Öznitelik Kümesi - 3 (ÖK-3): Elde edilen $\mathbf{v}_B$ öz-vektörleri, karşılık geldikleri öz-değerler oranınca hesaba katılarak elde edilen yeni öz-vektör (5.5)'deki şekilde yeni öznitelik uzayını oluşturur.

$$feats(x, y) = \sum_{i=1}^d \left((\lambda_B(i) / \sum_{j=1}^d \lambda_B(j)) \cdot \mathbf{v}_B(i) \right) \quad (5.5)$$

Öznitelik Kümesi - 4 (ÖK-4): Öz-değerlerin toplamının %90 güvenilirliğe sahip olanlarına karşılık gelen öz-vektörlerin oransal olarak alınmasıyla elde edilen yeni öznitelik uzayı şu şekilde elde edilir ($n < d$):

$$feats(x, y) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\lambda_B(i)}{\sum \lambda_B} \cdot \mathbf{v}_B(i) \right), \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_B(i)}{\sum \lambda_B} \geq 0.90 \quad (5.6)$$

Önerilen öznitelik çıkarım yöntemleri ile elde edilen $feats(x, y)$ öznitelik vektörleri sahnede bulunan her bir piksel (x, y) için ayrı ayrı hesaplanarak yeni öznitelikleri oluştururlar. Kullanılan yerel ortak-değişinti matrislerinin doğası gereği pikseller arasındaki ilişkili olabilecek birçok özelliğin birleşmesi sağlanır.

5.1.1 DeneySEL Sonuçlar

Önerilen bu yöntem referans bilgisi olmayan Aviris Cuprite S4, Aviris Cuprite S5 ve referans bilgisi içeren Rosis University veri setleri üzerinde denenmiştir. Denemeler referans bilgisi içermeyen veriler için K-ortalamlar kümeleme (KOK) algoritması, bulanık C-ortalamlar (BCO), Gustafson-Kessel (GK) ve beklenti maksimizasyonu (BM) kümeleme algoritmaları kullanılarak yapılmıştır. Durma şartı olarak hata kriteri

0,0001'e ayarlanmış ve bulanıklık ağırlık üsteli (m_f) 2 olarak atanmıştır. Referans bilgisi içeren Rosis University veri setinin sınıflandırma işlemi için ise destek vektör makinası (DVM) ile rastgele orman (RO) sınıflandırıcıları kullanılmıştır.

Boyut indirgemesi yapılmadan orijinal hiperspektral imzalar kullanılarak yapılan bölütlemeler sonucunda Aviris S4 ve Aviris S5 veri setleri için elde edilen SAG ve XB sonuçları Çizelge 5.1 ve Çizelgede 5.2'de gösterilmiştir.

Çizelge 5. 1 Boyut indirgemesi yapılmaksızın orijinal hiperspektral imzalar kullanılarak Aviris S4 ve Aviris S5 veri setleri için elde edilen SAG ölçütü sonuçları

	Kümeleme Yöntemleri			
	KOK	BCO	GK	BM
Aviris S4	1,0640	1,0599	1,0360	1,0604
Aviris S5	1,0312	1,0346	1,0402	1,0325

Çizelge 5. 2 Boyut indirgemesi yapılmaksızın orijinal hiperspektral imzalar kullanılarak Aviris S4 ve Aviris S5 veri setleri için elde edilen XB ölçütü sonuçları

	Kümeleme Yöntemleri			
	KOK	BCO	GK	BM
Aviris S4	4,0621	1,4813	2,0142	5,9863
Aviris S5	4,9034	2,0112	2,4512	8,4061

Hesapsal karmaşıklığın azaltılması ve öz-uzaya geçiş işlemleri için veri setlerinin boyutu TBA ve ÇTBA kullanılarak 10, 20 ve 30 banda indirgenmiştir. Öznitelik çıkarımı yapılmaksızın Aviris S4 veri setinin TBA ve ÇTBA ile boyutunun indirgenmesiyle elde edilen SAG ölçütleri Çizelge 5.3'deki gibidir.

Çizelge 5. 3 TBA ve ÇTBA ile boyutu indirgenen Aviris S4 veri setleri için elde edilen SAG ölçütü sonuçları

Aviris S4	Kümeleme Yöntemleri							
	KOK		BCO		GK		BM	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
10	1,0251	1,0668	1,0338	1,0570	1,0157	1,0833	1,0536	1,0642
20	1,0172	1,0728	1,0233	1,0349	1,0102	1,0746	1,0585	1,0583
30	1,0138	1,0735	1,0118	1,0281	1,0101	1,0702	1,0545	1,0529

Çizelge 5. 4 TBA ve ÇTBA ile boyutu indirgenen Aviris S5 veri setleri için elde edilen SAG ölçütü sonuçları

Aviris S5	Kümeleme Yöntemleri							
	KOK		BCO		GK		BM	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
10	1,0201	1,0242	1,0397	1,0490	1,0212	1,0292	1,0361	1,0398
20	1,0271	1,0318	1,0408	1,0497	1,0298	1,0308	1,0372	1,0421
30	1,0234	1,0324	1,0401	1,0521	1,0367	1,0319	1,0421	1,0411

Çizelge 5. 5 TBA ve ÇTBA ile boyutu indirgenen Aviris S4 veri setleri için elde edilen XB ölçütü sonuçları

Aviris S4	Kümeleme Yöntemleri							
	KOK		BCO		GK		BM	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
10	3,6032	5,6708	2,0374	1,5692	1,4635	1,5969	9,4101	6,1098
20	2,3801	4,6330	1,7024	1,1958	1,2280	1,7990	7,9684	4,4789
30	2,0884	3,1439	1,6107	1,0428	1,2210	1,7248	7,5239	4,1965

Çizelge 5. 6 TBA ve ÇTBA ile boyutu indirgenen Aviris S5 veri setleri için elde edilen XB ölçütü sonuçları

Aviris S5	Kümeleme Yöntemleri							
	KOK		BCO		GK		BM	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
10	5,1290	4,4103	2,4210	1,9970	2,3175	2,0012	8,0017	7,1267
20	5,3915	4,7291	2,6711	2,0167	2,4617	2,1631	8,2745	7,3289
30	5,4917	4,9012	2,7491	2,2641	2,7645	2,2618	8,5193	7,8720

Öznitelik çıkarımı yapılırken 3x3, 5x5 ve 7x7 boyutlarında pencereler tanımlanmış ve her pikselin komşu pikselleri de hesaba katılarak öznitelik çıkarım işlemleri gerçekleştirilmiştir.

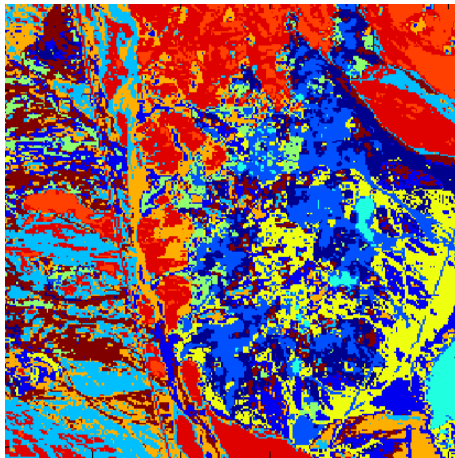
Deneysel sonuçlar, Aviris Cuprite S4 verisi için 3x3 boyutlarında pencere ile çıkarılan özniteliklerin en iyi sonucu verdiğini göstermiştir. Aviris S4 veri seti için elde edilen bütün sonuçlar EK-A'da görülebilir.

Çizelge 5. 7 3x3 boyutlu pencere, 10 banda indirgenmiş Aviris S4 veri seti için SAG ölçütü sonuçları

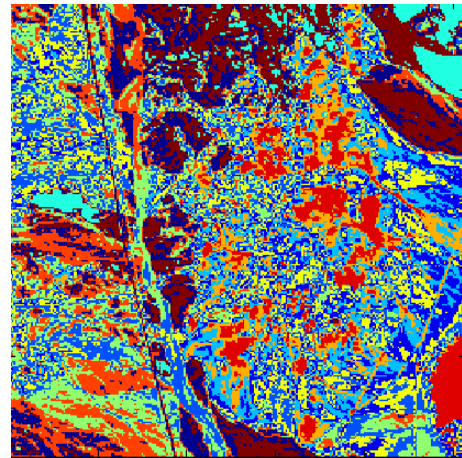
Aviris S4	Öznitelik Kümeleri							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0034	1,0965	1,1042	1,4173	1,1006	1,2178	1,1015	1,2246
BCO	1,0010	1,0801	1,1799	1,3251	1,1781	1,1772	1,1777	1,1793
GK	1,0529	1,0589	1,0981	1,3805	1,0867	1,2078	1,0405	1,2153
BM	1,0297	1,0319	1,0582	1,3712	1,0497	1,1657	1,0507	1,2084

Çizelge 5. 8 3x3 boyutlu pencere, 10 banda indirgenmiş Aviris S4 veri seti için XB ölçütü sonuçları

Aviris S4	Öznitelik Kümeleri							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	3,3237	6,6737	3,8639	5,7555	4,9135	5,8943	4,2260	6,3350
BCO	101,23	16,713	2,3157	2,1881	2,2732	2,0920	2,2170	1,1721
GK	7,1239	5,7810	1,5832	1,2176	1,7891	1,3887	1,6332	1,3350
BM	10,123	9,8419	5,9815	6,2080	6,6787	6,3857	6,6640	6,3647

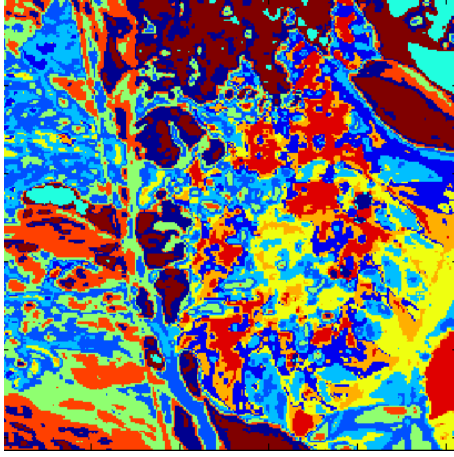


(a)

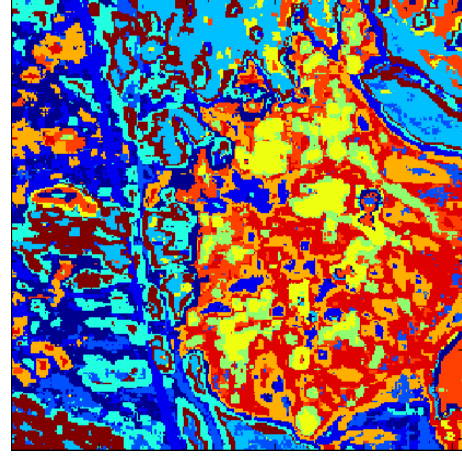


(b)

Şekil 5. 2 (a)KOK ile Orijinal hiperspektral imzalar kullanılarak elde bölütleme haritası
(b) Öznitelik çıkarımı olmaksızın ÇTBA 10 bant ile elde edilen bölütleme haritaları.



(a)



(b)

Şekil 5. 3 (a)KOK, 3x3 pencere, ÖK-2, ÇTBA 10 bant (b) BCO, 5x5 pencere, ÖK-4, ÇTBA 10 bant ile elde edilen bölütleme haritası.

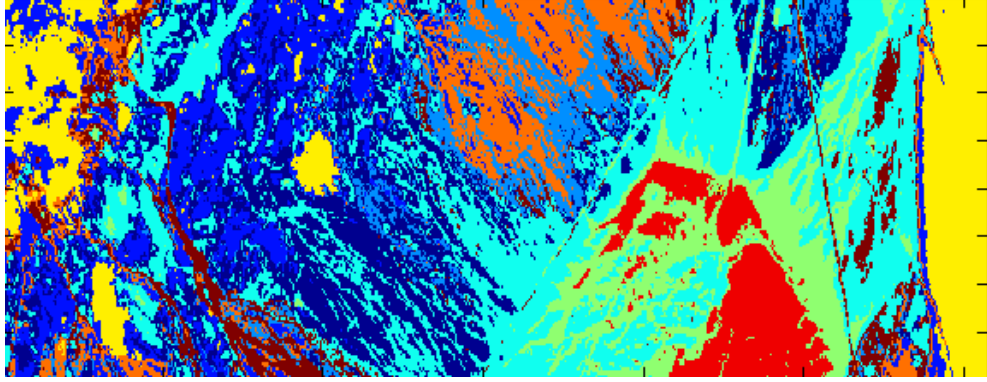
Aviris Cuprite S5 verisi için 3x3 boyutlarında pencere ile çıkarılan öznitelikler ile elde edilen değerlendirme sonuçları Çizelge 5.9 ve Çizelge 5.10'da görülmektedir. Aviris S5 veri seti için elde edilen bütün sonuçlar EK-B'de görülebilir.

Çizelge 5. 9 3x3 boyutlu pencere, 10 banda indirgenmiş Aviris S5 veri seti için SAG ölçütü sonuçları

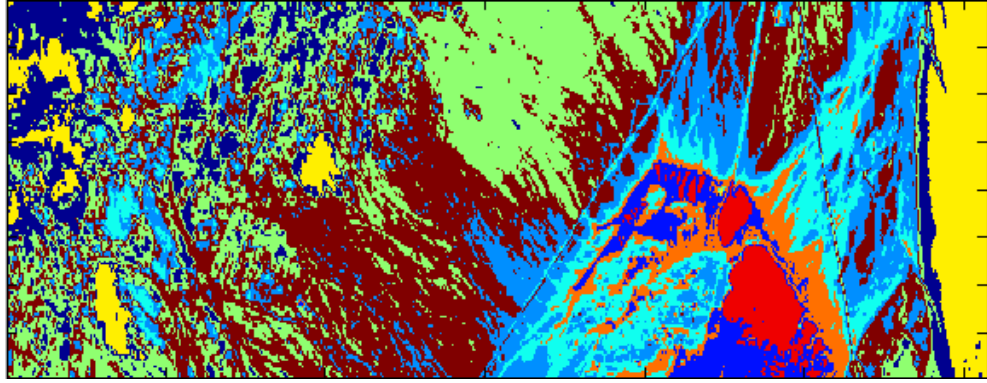
Aviris S5	Öznitelik Kümeleri							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0049	1,1445	1,0118	1,3801	1,0115	1,3465	1,0120	1,3643
BCO	1,0830	1,1128	1,0143	1,3008	1,0126	1,2944	1,0127	1,2926
GK	1,0360	1,0453	1,0096	1,3937	1,0097	1,4084	1,0930	1,4105
BM	1,0256	1,0328	1,0114	1,3746	1,0170	1,3983	1,0174	1,3919

Çizelge 5. 10 3x3 boyutlu pencere, 10 banda indirgenmiş Aviris S5 veri seti için XB ölçütü sonuçları

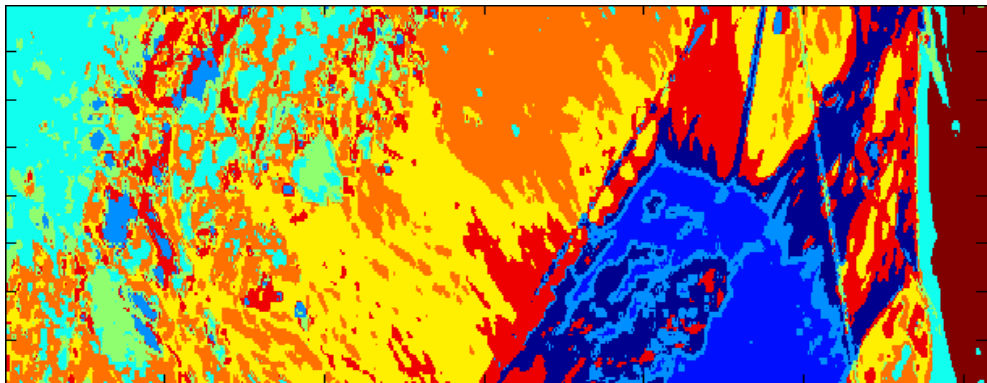
Aviris S5	Öznitelik Kümeleri							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	45,558	12,342	4,4332	3,9007	4,1506	5,9875	4,0930	5,8560
BCO	62,920	56,553	1,0740	1,0572	1,3092	1,9261	1,3249	1,9041
GK	17,756	10,810	1,2889	1,3589	1,3947	1,0987	1,3055	1,0587
BM	12,372	10,129	3,9275	3,5552	4,0914	5,4850	4,2107	5,3686



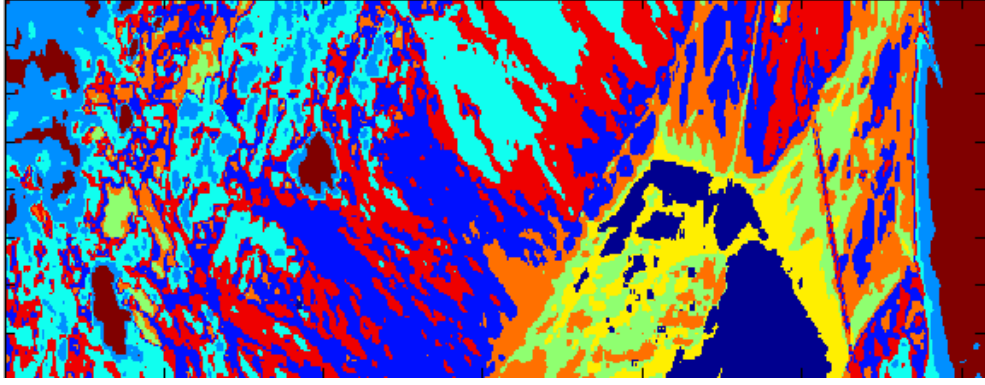
Şekil 5. 4 Bant indirgeme ve öz nitelik çıkarımı olmaksızın orijinal verinin KOK ile kümelenmesi sonucu elde edilen bölütleme haritası



Şekil 5. 5 ÇTBA ile 10banda indirgenen verinin öz nitelik çıkarımı yapılmaksızın BCO ile kümelenmesi sonucu elde edilen bölütleme haritası



Şekil 5. 6 ÇTBA ile 10banda indirgenen verinin ÖK-4 kullanılarak GK ile kümelenmesi sonucu elde edilen bölütleme haritası (3x3 pencere kullanılarak)



Şekil 5. 7 ÇTBA ile 10 banda indirgenen verinin ÖK-2 kullanılarak BCO ile kümelmesi sonucu elde edilen bölütleme haritası (3x3 pencere kullanılarak)

Kesin referans bilgisi içeren Rosis University veri setinin sınıflandırılması için Destek Vektör Makinesi (DVM) ve rastgele orman (RO) sınıflayıcıları kullanılmıştır. Bu sınıflayıcılar ile elde edilen sonuçların değerlendirilmesi aşamasında ortalama doğruluk (OD) ve Kappa indeksi (Kİ) kullanılmıştır. Rosis university veri setinin orijinal bantları ile elde edilen sınıflandırma sonuçları Çizelge 5.11’de görülmektedir.

Çizelge 5. 11 Rosis University veri setinin orijinal bantları kullanılarak elde edilen sınıflandırma sonuçları

Rosis University	Sınıflandırıcı			
	DVM		RO	
	TD	Kİ	TD	Kİ
Orijinal Bant	75,8570	73,6930	71,5240	65,0510

Bu veri seti için de TBA ve ÇTBA boyut indirgeme yöntemleri uygulanarak 10, 20 ve 30 bantlı yeni veri setleri elde edilmiş ve deneysel sonuçlar bu veriler üzerinden elde edilmiştir. Öznitelik çıkarımı yapılmaksızın 10, 20 ve 30 banda indirgenmiş veriler üzerinde gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları Çizelge 5.12 ve Çizelge 5.13’de görülmektedir.

Çizelge 5. 12 Rosis University veri setinin TBA ile bant indirgemesi yapılarak elde edilen TD ve Kİ değerlendirme sonuçları

Rosis University	Sınıflandırıcı			
	DVM		RO	
	TD	Kİ	TD	Kİ
10	73,9920	67,6670	74,0410	66,4800
20	73,7680	67,9160	75,0580	70,6750
30	73,9080	68,0790	74,8400	72,9360

Çizelge 5. 13 Rosis University veri setinin ÇTBA ile bant indirgemesi yapılarak elde edilen TD ve Kİ değerlendirme sonuçları

Rosis University	Sınıflandırıcı			
	DVM		RO	
	TD	Kİ	TD	Kİ
10	72,6600	69,9510	66,4800	59,0840
20	77,1620	71,4320	70,6750	63,9990
30	79,9672	75,5040	72,9360	66,6620

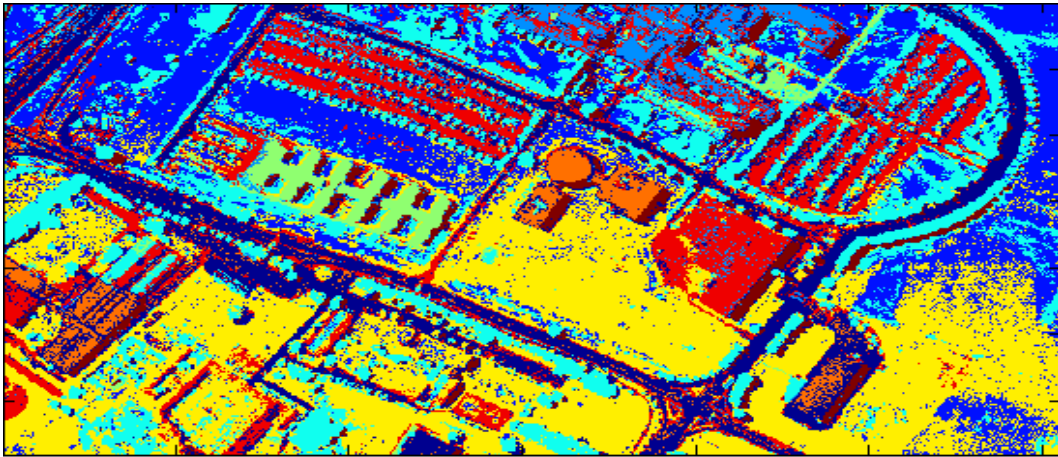
Rosis University veri seti için en iyi sonucu ÇTBA ile 30 bantta indirgenmiş veriler üzerinde 5x5 boyutlarında pencere kullanılarak elde edilen ÖK-2 ile DVM vermiştir. 5x5 boyutlarında pencereler kullanılarak 30 bantta indirgenmiş veriler ile elde edilen değerlendirme sonuçları Çizelge 5.14 ve Çizelge 5.15’de görülebilir. Bu veri seti için bütün değerlendirme sonuçları EK-C’de görülebilir.

Çizelge 5. 14 5x5 boyutlu pencere ile 30 bantta indirgenmiş Rosis University veri seti için TD sonuçları

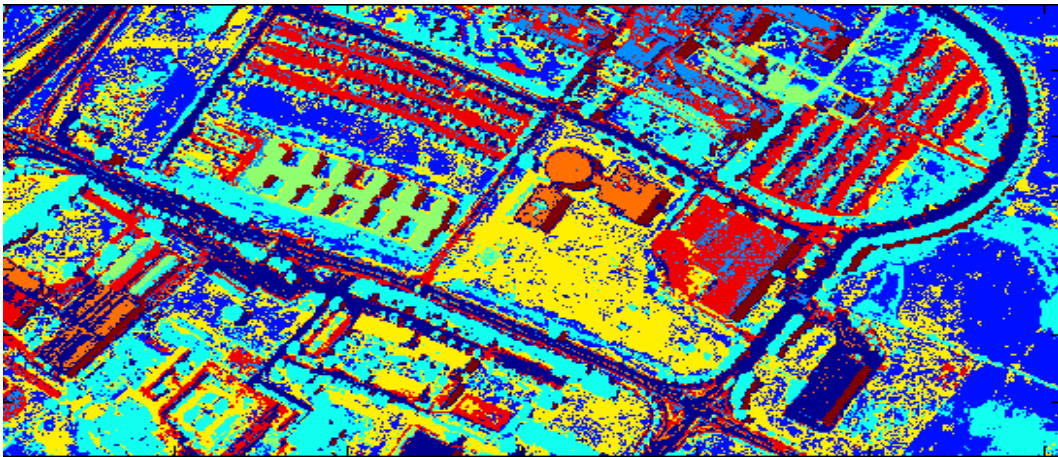
Rosis Uni.	Öznitelik Kümeleri							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	64,235	67,680	67,878	90,733	69,775	85,768	71,821	88,138
RO	49,500	65,838	72,398	78,804	71,701	82,806	72,104	82,163
-								

Çizelge 5. 15 5x5 boyutlu pencere ile 30 banda indirgenmiş Rosis University veri seti için Kİ sonuçları

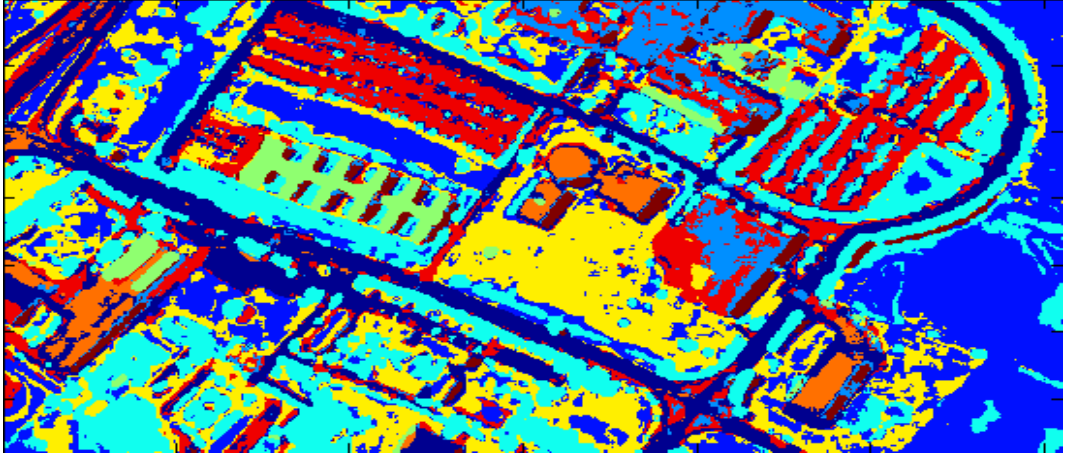
Rosis Uni.	Öznitelik Kümeleri							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	42,178	40,428	60,629	87,979	62,066	81,652	64,498	84,609
RO	47,580	57,258	66,039	73,536	65,099	77,695	65,702	76,918
-								



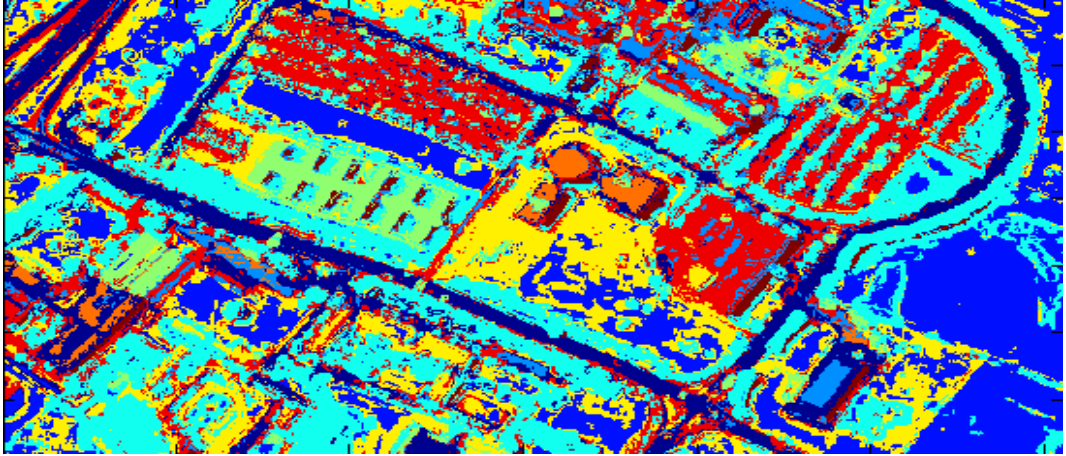
Şekil 5. 8 Bant indirgeme ve öznitelik çıkarımı olmaksızın orijinal verinin DVM ile sınıflandırılması sonucu elde edilen sınıflama haritası



Şekil 5. 9 ÇTBA ile 30 banda indirgenen verinin öznitelik çıkarımı yapılmaksızın DVM ile sınıflandırılması sonucu elde edilen sınıflama haritası



Şekil 5. 10 ÇTBA ile 30 banda indirgenen verinin ÖK-2 kullanılarak DVM ile sınıflandırılması sonucu elde edilen sınıflama haritası (5x5 pencere kullanılarak)



Şekil 5. 11 ÇTBA ile 30 banda indirgenen verinin ÖK-3 kullanılarak RO ile sınıflandırılması sonucu elde edilen sınıflama haritası (5x5 pencere kullanılarak)

5.2 Yerel Çok-ölçekli TBA Tabanlı Öznitelik Çıkarımı

Çok-Ölçekli Temel Bileşen Analizi (ÇÖTBA, Multiscale Principal Component Analysis – MSPCA) ilk olarak Bakshi [67] tarafından önerilen sinyal işleme ve bilgisayarla görme alanında kullanılan güçlü bir araçtır. İlk olarak süreç görüntülemeye kullanılmak amacıyla ortaya atılan bu yöntem temel bileşen analizinin değişken ilintisizleştirme özelliği ile dalgacık dönüşümünün belirleyici özellik çıkarım becerilerini birleştirerek çalışır. Dalgacık dönüşümü ve TBA yöntemlerinin bir arada kullanılması zaman-frekans analizinin yapılabilmesinin yanı sıra gürültü ve artıklık giderimi için de gelecek vadede bir yaklaşım sunmaktadır.

Bir sinyal içerisindeki frekans bileşenlerinin iyi bir şekilde biçimlendirilmesi Çoklu-Çözünürlük Analizinin (ÇÇA; Multi Resolution Analysis – MRA) sinyali farklı ölçeklerde kullanabilmesi ile mümkün olur. ÇÇA, sinyal içerisinde bulunan özellikleri ortaya çıkarabilme konusunda oldukça elverişli olan dalgacık teorisinin önemli bir uygulaması olarak görülmektedir. Dalgacık analizindeki temel düşünce bir sinyali ya da fonksiyonu “ana dalgacık” olarak isimlendirilen fonksiyon ailesi ile temsil edebilmektir. Bu işlem ana dalgacık kullanılarak ölçekleme ve zamanda öteleme yapılarak gerçekleştirilir. $\Psi(t)$ ana dalgacı (5.7)’deki şekilde ifade edilebilir.

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a > 0, a, b \in R \quad (5.7)$$

Bu ifadede yer alan a ve b sırasıyla ölçekleme ve zaman ekseninde öteleme parametreleri olarak kullanılmaktadır. Bir $f(t)$ sinyalinin dalgacık dönüşümü bu sinyalin ana dalgacık fonksiyonu ile integrali şeklinde (5.8)’deki gibi tanımlanabilir.

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi_{a,b}(t) f(t) dt \quad (5.8)$$

Bu ifadede yer alan $W(a, b)$ sürekli dalgacık dönüşümü katsayılarıdır. Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD; Continuous Wavelet Transform – CWT) analog yani sürekli sinyaller üzerinde çalışan, öteleme ve ölçekleme değişkenlerinin de sürekli değerler aldığı dalgacık dönüşümüdür. Ayırık dalgacık dönüşümünde (ADD; Discrete Wavelet Transform – DWT) ise öteleme ve ölçekleme değişkenleri ayırık değerler alır. Ayırık dalgacık dönüşümü (5.9)’daki gibi ifade edilir.

$$\Psi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \Psi(2^{-j}x - k) \quad j, k \in Z \quad (5.9)$$

Bu ifadede yer alan j ve k ölçekleme ve öteleme parametreleridir. Ayırık dalgacık dönüşümü katsayıları (5.10)’da gösterildiği gibi bulunur.

$$c_{j,k} = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \Psi(2^j x - k) dx \quad (5.10)$$

Bu katsayılar kullanılarak geri dönüşüm formülü ise (5.11)'deki gibi elde edilir.

$$f(x) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{j,k} \cdot \Psi_{j,k}(x) \quad (5.11)$$

Dalgacık dönüşümü ölçekleme ve dalgacık fonksiyonu cinsinden (5.12)'deki gibi de ifade edilebilmektedir.

$$\Psi(x) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \phi(2x - k) \quad (5.12)$$

$$\phi(x) = \sqrt{2} \sum_k h(k) \phi(2x - k)$$

Bu eşitliklerde yer alan $\Psi(x)$ dalgacık fonksiyonu yakınlık katsayılarını (approximation coefficients) elde etmek için kullanılırken $\phi(x)$ ölçekleme fonksiyonu ise detay katsayılarını (detail coefficients) elde etmek için kullanılır. Alçak geçiren süzgeç katsayısı $g(k)$ ve yüksek geçiren süzgeç katsayısı $h(k)$ arasında (5.13)'deki şekilde bir ilişki vardır [68].

$$g(k) = (-1)^k h(1 - k) \quad (5.13)$$

Bir sinyalin çoklu-çözünürlük analizi bu filtrelerin peş peşe uygulanması ile gerçekleştirilir. Dalgacık dönüşümünün kullanılması ile de boyut indirgenmesi ve artıklık giderimi sağlanmıştır. Aynı zamanda belirleyici özelliklerin kaybı olmadan zaman ve uzay karmaşıklıkları azaltılmıştır.

Yerel-ortak değişinti matris tabanlı özellik çıkarımında olduğu gibi çok-ölçekli TBA tabanı özellik çıkarımında da $\mathbf{X}_h$ (yükseklik $\times$ genişlik $\times$ bant sayısı) uzayında her piksel (x,y) için $k \times k$ 'lık B bölgeleri tanımlanarak alt küpler elde edilir. İşlem adımları şu şekildedir:

Adım 1. X_h uzayında her piksel (x,y) için $k \times k$ pencere boyutlarında B bölgeleri tanımlanır.

Adım 2. Ayrık dalgacık dönüşümü B bölgesinde bulunan her piksel için J seviyesine kadar uygulanarak A_J yaklaşım katsayıları ile D_J detay katsayıları hesaplanır.

Adım 3. $1 \leq j \leq J$ aralığındaki bütün D_j detay katsayılarına uygun temel bileşenler seçilerek TBA uygulanır.

Adım 4. Bütün A_J ve D_j dalgacık katsayılarına TBA uygulanarak gürültüden arındırılmış yeni katsayılar elde edilir.

Adım 5. Yalnızca son seviyedeki A_J yaklaşım katsayıları öznitelik çıkarımı için seçilir.

Adım 6. A_J yaklaşım katsayıları için yerel ortak değişinti matrisi C_B tanımlanarak öznitelik çıkarım işlemi gerçekleştirilir.

Öznitelik çıkarım işlemi m adet A_J katsayısı için C_B ortak değişinti matrisinin (5.14)'deki gibi tanımlanmasıyla gerçekleştirilir.

$$C_B = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (A_{J_i} - \mu_{A_J})(A_{J_i} - \mu_{A_J})^T \quad (5.14)$$

Bu ifadedeki μ_{A_J} ifadesi yaklaşım katsayılarının ortalamasını göstermektedir. Bu durumda (5.2)'deki eşitliğin elde edilen C_B ortak değişinti matrisi için çözülmesiyle elde edilen v_B ifadesi özvektörleri gösterirken λ_B öz-değerleri göstermektedir. Elde edilen öz-vektörler öznitelik uzayının temel vektörlerini oluşturur. Fakat bütün öz-vektörler kullanılmak için uygun değildir. Önemli bilgi içeren öz-vektörlerin ortalama öz-değere karşılık gelen öz-değerden büyük olan öz-değerlere karşılık gelmesi genel olarak kabul edilen bir durumdur [69].

$$feats(x, y) = \sum_{i=1}^n \left(\left(\lambda_B(i) / \sum_{j=1}^n \lambda_B(j) \right) \cdot v_B(i) \right) \quad (5.15)$$

Bu yüzden öznitelik çıkarımında kullanılmak üzere ortalama öz-değer değerinden büyük olan öz-değerlere karşılık gelen öz-vektörler kullanılmıştır. Her piksel (x,y) için n

adet öz-vektör öz-değerleri oranında hesaba katılarak (5.15)'deki gibi yeni öz nitelik vektörünü oluşturur.

5.2.1 Deneysel Sonuçlar

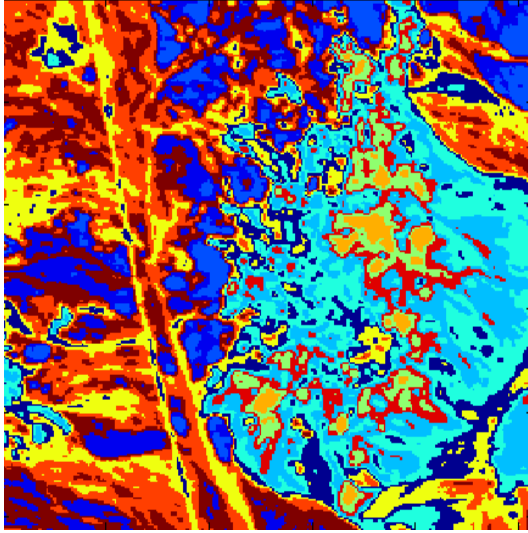
Önerilen bu yöntem referans bilgisi olmayan Aviris Cuprite S4 veri seti üzerinde denenmiştir. Bölütleme amacıyla K-ortalamlar kümeleme (KOK) algoritması, bulanık C-ortalamlar (BCO), Gustafson-Kessel (GK) ve beklenti maksimizasyonu (BM) kümeleme algoritmaları kullanılmıştır. Durma şartı olarak hata kriteri 0,0001'e ayarlanmış ve bulanıklık ağırlık üsteli (m) 2 olarak atanmıştır.

Her piksel için 3x3, 5x5, 7x7 boyutlarında pencereler tanımlanarak öz nitelik çıkarımı işlemi gerçekleştirilmiştir. Öz nitelik çıkarım aşamasında tanımlanan $k \times k$ alan içerisinde yer alan bütün piksellere 5, 6, 7, 8 ve 9 seviyelerinde Daubechies 4 (DB4) dalgacık süzgeci uygulanmıştır. Betimlemelerde en iyi SAG sonucunun BCO ile 3x3 pencere boyutu ve 8 seviye DB4 ayırık dalgacık dönüşümü kullanılarak elde edildiği görülmüştür. En iyi XB sonucu ise GK ile 3x3 pencere boyutu ve 5 seviye DB4 ayırık dalgacık dönüşümü kullanılarak elde edilmiştir. Çizelge 5.16'da 3x3 pencere boyutuyla farklı seviyelerde elde edilen SAG ve XB ölçütlerinin sonuçları görülmektedir.

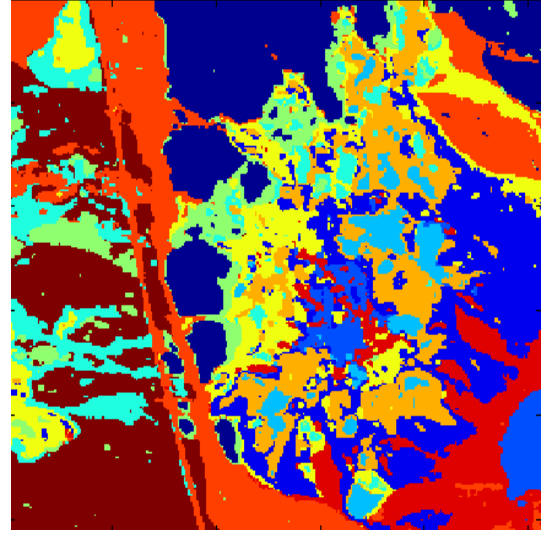
Çizelge 5. 16 3x3 boyutlu pencere ile farklı dalgacık dönüşümü seviyeleri için Aviris S4 veri setleri için elde edilen SAG ve XB ölçütü sonuçları

Aviris S4	Kümeleme Yöntemleri							
	KOK		BCO		GK		BM	
	SAG	XB	SAG	XB	SAG	XB	SAG	XB
5	1,1255	7,2115	1,1196	2,7609	1,0742	0,4284	1,1021	8,3787
6	1,1547	7,8576	1,1436	5,4302	1,0959	0,5242	1,1282	12,985
7	1,1698	6,6845	1,1643	6,3436	1,1228	0,6338	1,1362	16,721
8	1,1946	5,2875	1,1977	7,2667	1,1548	0,7135	1,1597	17,900
9	1,1921	9,3182	1,1904	5,6326	1,1425	0,8582	1,1551	11,114

Elde edilen çeşitli bölütleme haritaları Şekil 5. 12 ve Şekil 5. 13’de görülmektedir.

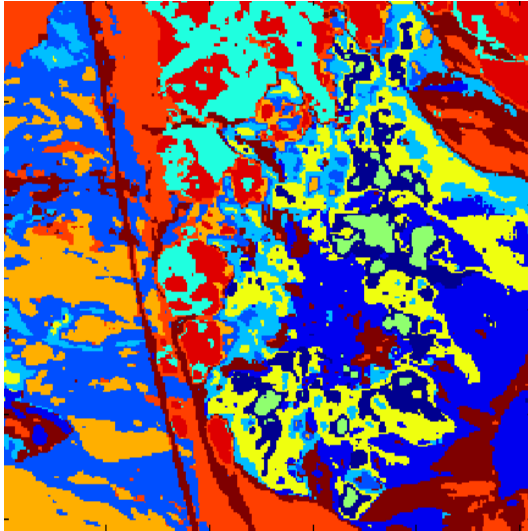


(a)

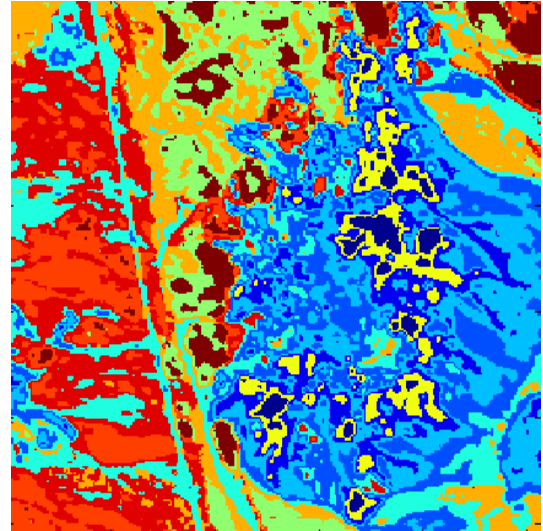


(b)

Şekil 5. 12 (a)BCO, 3x3 pencere, 8 seviye (b) BM,3x3 pencere, 6 seviye ile elde edilen bölütleme haritaları.



(a)



(b)

Şekil 5. 13 (a)KOK, 3x3 pencere, 6 seviye (b) KOK, 3x3 pencere, 7 seviye ile elde edilen bölütleme haritaları.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, son yıllarda gelişmekte olan uzaktan algılama yöntemleriyle elde edilmiş hiperspektral görüntülerin eğitici ve eğitici olmayan sınıflandırılması konusu ele alınmıştır. Eğitici sınıflandırma işlemi destek vektör makineleri ve rastgele orman algoritmaları ile gerçekleştirilirken eğitici olmayan sınıflandırma işleminde ise eğitici olmayan sınıflandırma başlığı altında değerlendirilen k-ortalamlar, bulanık c-ortalamlar, Gustafson-Kessel ve beklenti maksimizasyonu algoritmaları kullanılmıştır.

Sınıflandırma başarısının artırılması ve daha yüksek doğruluğa sahip bölütleme haritalarının elde edilebilmesi için hiperspektral sahnenin hem spektral hem de uzamsal bilgilerinin kullanılmasıyla her piksel için yeni öznelikler çıkarılması amaçlanmıştır. Ayrıca Hiperspektral görüntüler yüksek hacimli veriler oldukları için getirdikleri hesap karmaşıklığı da fazla olmaktadır. Bu problemin üstesinden gelebilmek için boyut azaltımı yöntemlerine başvurulmuştur.

Ortak-değişinti matrislerinin kullanılması hem spektral hem de uzamsal özelliklerin beraberce kullanılmasına imkân sağlamaktadır. Bu çalışmada ayrıca temel bileşen analizi ve çekirdek tabanlı türevi de kullanılarak normal veri uzayı yerine öz-uzayda yerel ortak değişinti matrisleri kullanılmıştır. Herhangi bir hiperspektral görüntüde birbirine yakın komşuluktaki pikseller ise birbiri ile daha çok ilintilidir. Bu özelliği de dikkate alarak yerel ortak değişinti matrisleri değişik pencere boyutlarındaki komşuluklar tanımlanarak farklı öznelik kümeleri oluşturulmuştur. Öncelikli olarak benzetimlerde elde edilen sonuçlarda bölütleme doğruluğunun öz-uzayda arttığı gözlemlenmiştir. İkinci olarak artan pencere boyutuyla beraber azalan yerel piksel benzerlik olasılığının sonucu olarak bölütleme doğruluğunun azaldığı ispat edilmiştir.

Çoklu çözünürlük analizi ve yerel ortak değişinti matrislerinin bir arada kullanılmasıyla önerilen öznitelik çıkarım yöntemi ile de başarıyı arttıracak sonuçlar elde edilmiştir. Çoklu çözünürlük analizinin temelini oluşturan dalgacık dönüşümü sinyal içerisindeki özelliklerin açığa çıkmasını sağlarken artıklığın giderilmesini de sağlayan güçlü bir araçtır. Dalgacık dönüşümü, öznitelik çıkarımında kullanılmasının yanı sıra hiperspektral görüntülerin boyutunun indirgenmesinde de etkin bir yol sunmuştur. Bu yöntemde de farklı pencere boylarında komşuluklar tanımlanış ve çoklu çözünürlük analizi farklı dalgacık dönüşümü seviyelerinde uygulanmıştır. Benzetimlerde 3x3 pencere boyu ve 8 seviye dalgacık dönüşümü kullanılarak çıkarılan öznitelikler ile elde edilen sonucun en yüksek başarıya sahip olduğu görülmüştür.

KAYNAKLAR

- [1] Lillesand, T.M. ve Kiefer, R.W., (1994). Remote Sensing and Photo Interpretation, Third Edition, John Wiley & Sons, New York.
- [2] Shah, C.A., Arora, M.K., Robila, S.A. ve Varshney, P.K., (2002). "ICA Mixture Model Based Unsupervised Classification of Hyperspectral Imagery", Proceedings of the 31st Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 15-17 October 2002, Washington.
- [3] Acito, N., Corsini, G. ve Diani, M., (2003). "An Unsupervised Algorithm For Hyperspectral Image Segmentation Based on the Gaussian Mixture Model", IGARSS, 21-25 July 2003, Toulouse.
- [4] Farrell, Jr.M.D. ve Mersereau, R., (2004). "Robust Automatic Clustering of Hyperspectral Imagery Using Non-Gaussian Mixtures", International Society for Optics and Photonics, 5573:161–172.
- [5] Bilgin, G., Erturk, S. ve Yildirim, T., (2008). "Unsupervised Classification of Hyperspectral-Image Data Using Fuzzy Approaches That Spatially Exploit Membership Relations", Geoscience and Remote Sensing Letters, 5(4):673-677.
- [6] Sanghoon, L. ve Crawford, M.M., (2004). "Hierarchical Clustering Approach For Unsupervised Image Classification of Hyperspectral Data", IGARSS, 20-24 September 2004, Anchorage.
- [7] Muhammed, H.H., (2002). "Unsupervised Hyperspectral Image Segmentation Using a New Class of Neuro-Fuzzy Systems Based on Weighted Incremental Neural Networks", Proceedings of 31st Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 16-17 October 2002, Washington.
- [8] Erturk, A. ve Erturk, S., (2006). "Unsupervised Segmentation of Hyperspectral Images Using Modified Phase Correlation", Geoscience and Remote Sensing Letters, 3(4):527-531.
- [9] Bilgin, G., Erturk, S. ve Yildirim, T., (2011). "Segmentation of Hyperspectral Images via Subtractive Clustering and Cluster Validation Using One-Class Support Vector Machines", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 49(8):2936-2944.

- [10] Mercier, G., Derronde, S. ve Lennon, M., (2003). "Hyperspectral Image Segmentation With Markov Chain Model", IGRSS, 21-25 July 2003, Toulouse.
- [11] Marcal, A.R.S. ve Castro, L., (2005). "Hierarchical Clustering of Multispectral Images Using Combined Spectral and Spatial Criteria", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2(1):59-63.
- [12] Demir, B. ve Ertürk, S., (2009). "Clustering Based Extraction of Border Training Patterns for Accurate SVM Classification of Hyperspectral Images", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 6(4):840-844.
- [13] Awad, M., Chehdi, K. ve Nasri, A., (2007). "Multicomponent Image Segmentation Using a Genetic Algorithm and Artificial Neural Network", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 4(4):571-575.
- [14] Mukhopadhyay, A. ve Maulik, U., (2009). "Unsupervised Pixel Classification in Satellite Imagery Using Multiobjective Fuzzy Clustering Combined With SVM Classifier", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 47(4): 1132–1138.
- [15] Tarabalka, Y., Chanussot, J. ve Benediktsson, J.A., (2010). "Segmentation and Classification of Hyperspectral Images Using Minimum Spanning Forest Grown From Automatically Selected Markers", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 40(5):1267-1279.
- [16] Li, J., Bioucas-Dias, J.M. ve Plaza, A., (2011). "Hyperspectral Image Segmentation Using a New Bayesian Approach With Active Learning", IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing, 49(10):3947-3960.
- [17] Braun, A.C., Weidner, U. ve Hinz, S., (2011). "Support Vector Machines, Import Vector Machines and Relevance Vector Machines for Hyperspectral Classification — A comparison", 3rd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 6-9 June 2011, Lisbon.
- [18] Wang, M., Gao, K., Wang, L. ve Miu, X., (2012). "A Novel Hyperspectral Classification Method Based on C5.0 Decision Tree of Multiple Combined Classifiers", ICCIS, 17-19 August 2012, Kuala Lumpur.
- [19] Fauvel, M., Benediktsson, J.A., Chanussot, J. ve Sveinsson, J.R., (2008). "Spectral and Spatial Classification of Hyperspectral Data Using SVMs and Morphological Profiles", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 46(11):3804-3814.
- [20] Liu, Z., Gu, Y., Wang, C. ve Zhang, Y., (2011). "A Subspace Weighting Kernel Method Combining Clustering-Based Grouping For Feature Extraction In Hyperspectral Imagery Classification", 6th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 21-23 June 2011, Beijing.
- [21] Camps-Valls, G. ve Bruzzone, L., (2005). "Kernel-Based Methods For Hyperspectral Image Classification", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 43(6):1351-1362.

- [22] Mao, W., Yu, P., Bao, B., Xu, Y. ve Chen, H., (2012). "An Improved Hyperspectral Classification Algorithm Based on Back-Propagation Neural Networks", 2nd International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering (RSETE), 1-3 June 2012, Nanjing.
- [23] Demir, B., (2007). Akıllı Hiperspektral Sınıflandırma, Yüksel Lisans Tezi, Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli.
- [24] Pennington, K.S., Schlig, E.S. ve White, J.M., (1981). "Apparatus For Color or Panchromatic Imaging", U.S. Patent No. 4,264,921. 28 April 1981.
- [25] Chen, C.H., (2007). Signal and Image Processing for Remote Sensing, CRC Pres, Boca Raton, FL.
- [26] Jianghua, H., Lianfa, B., Jie, K., Bin, L., Liping, W. ve Baomin, Z., (1996). "Multispectral Low Light Level Image Fusion Technique", 3rd International Conference on Signal Processing, 19-30 August 1996, Bijing.
- [27] Perkinson, M.C., Lobb, D., Cutter, M. ve Renton, R., (2001). "Low Cost Hyperspectral Imaging from Space", 5th IAA Symposium on Small Satellites for Earth Observation, 2-6 April 2001, Berlin.
- [28] 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, <http://handle.dtic.mil/100.2/ADA432578>, 10 Mayıs 2013.
- [29] Ferris, D.G., Lawhead, R.A., Dickman, E.D., Holtzapple, N., Miller, J.A., Grogan, S., Bambot, S., Agrawal, A. ve Faupel, M.L., (2001). "Multimodal Hyperspectral Imaging for the Noninvasive Diagnosis of Cervical Neoplasia", Journal of Lower Genital Tract Disease, 5(2):65-72.
- [30] 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", International Society for Optics and Photonics, 6091(1):60910I-60910I.
- [31] Smith, D.P., Lawrence, K.C. ve Park B., (2005). "Detection of Fertility and Early Development of Hatching Eggs With Hyperspectral Imaging", Proceedings 17th European Symposium on Quality of Poultry Meat, 23-26 May 2005, Doorwerth.
- [32] Kim, M.S., Chen, Y.R. ve Mehl, P.M., (2001). "Hyperspectral Reflectance and Fluorescence Imaging System for Food Quality and Safety", Transactions of ASAE, 44(3):721-729.
- [33] Salem, F., Kafatos, M., El-Ghazawi, T., Gomez, R. ve Yang, R., (2005). "Hyperspectral Image Assessment of Oil-Contaminated Wetland", International Journal of Remote Sensing, 26:811-821.
- [34] Gladden, J.B., Nelson, E., Riley, S., Jensen, J.R., Hadley, B.C., Tullis, J.A., Filippi, T. ve Pendergast, M., (2003). "2002 Hyperspectral Analysis of Hazardous Waste Sites on the Savannah River Site", Savannah River Company, Texas, Technical Report, WSRC-TR-2003-00275.

- [35] 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, 1-5 June 1992, Pasadena, California.
- [36] Bajcsy, P., ve Peter G., (2004). "Methodology for Hyperspectral Band Selection", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 70:793-802.
- [37] Russ, J.C., (1999). *The Image Processing Handbook*, Third Edition, CRC Press LLC, Raleigh.
- [38] De Backer, S., Kempeneers, P., Debruyn, W. ve Scheunders, P., (2005). "A Band Selection Technique for Spectral Classification", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2(3):319-323.
- [39] Wiersma, D.J. ve Landgrebe, D.A., (1980). "Analytical Design of Multispectral Sensors", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2:180-189.
- [40] Groves, P. ve Bajcsy, P., (2004). "Methodology for Hyperspectral Band Selection", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 70(7):793–802.
- [41] Chang, Y.L. ve Fang, J.P., (2006). "A Simulated Annealing Band Selection Approach for Hyperspectral Images", *International Society for Optics and Photonics*, 63781G-63781G.
- [42] 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*, 45(2):469-483.
- [43] Jia, X., ve Richard, J.A., (1999). "Segmented Principal Components Transformation for Efficient Hyperspectral Remote-Sensing Image Display and Classification", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1):538-542.
- [44] Tsagaris, V., Anastassopoulos, V. ve Lampropoulos, G.A., (2005). "Fusion of Hyperspectral Data Using Segmented PCT for Color Representation and Classification", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26(10):2365-2375.
- [45] Farrell, M.D. ve Mersereau, R.M., (2005). "On the Impact of PCA Dimension Reduction for Hyperspectral Detection of Difficult Targets", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2(2):192–195.
- [46] Jia, X. ve Richards, J.A., (1999). "Segmented Principal Components Transformation for Efficient Hyperspectral Remote Sensing Image Display and Classification", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1):538–542.
- [47] 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 Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(3):295–304.

- [48] Wang, J. ve Chang, C.I., (2006). "Independent Component Analysis-based Dimensionality Reduction with Applications in Hyperspectral Image Analysis", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 44(6):1586-1600.
- [49] Hsu, P.H., (2007). "Feature Extraction of Hyperspectral Images Using Wavelet and Matching Pursuit", ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 62:78–92.
- [50] Mohan, A., Sapiro, G. ve Bosch, E., (2007). "Spatially Coherent Nonlinear Dimensionality Reduction and Segmentation of Hyperspectral Images", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 4(2):206–210.
- [51] Lennon, M., Mercier, G., Mouchot, M. ve Hubert-Moy, L., (2001). "Curvilinear Component Analysis for Nonlinear Dimensionality Reduction of Hyperspectral Images", SPIE Symp. on Remote Sensing Conference on Image and Signal Processing for Remote Sensing VII, 18-21 September 2001, Toulouse.
- [52] 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, 5-7 December 2005, Sydney.
- [53] Benediktsson, J.A., Palmason, J.A. ve Sveinsson, J.R., (2005). "Classification of Hyperspectral Data From Urban Areas Base on Extended Morphological Profiles", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 43(3):480-491.
- [54] Burgers, K., Fessehatsion, Y., Rahmani, S. ve Seo, J.Y., (2009). "A Comparative Analysis of Dimension Reduction Algorithms on Hyperspectral Data", Technical Report, LAMDA Research Group, <http://www.math.ucla.edu/~wittman/reu2009/IPreports/DR/FinalPaper.pdf>, 7 August, 2009.
- [55] Gray, R.M. ve Neuhoff, D.L. (1998). "Quantization", IEEE Transactions on Information Theory, 44(6):2325-2383.
- [56] Dunn, J.C., (1973). "A Fuzzy Relative of the Isodata Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters", Journal of Cybernetics, 3(3):32-57.
- [57] Bezdek, J.C., (1981). Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, New York.
- [58] Gustafson, D. ve Kessel, W., (1979). "Fuzzy Clustering with a Fuzzy Covariance Matrix", Proc. of IEEE Conference on Decision and Control, 10-12 January 1979, San Diego.
- [59] Hsu C.W., Lin, C.J., (2002). "A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines", IEEE Transactions on Neural Networks, 13:415-425.
- [60] Breiman, L., (2001). "Random Forests", Machine Learning, 45(1):5-32.
- [61] Wolpert, D.H. ve Macready, W.G., (1997). An Efficient Method To Estimate Bagging's Generalization Error, Kluwer Academic Publishers, Boston.

- [62] 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*, 8(1):3-17.
- [63] Xie, X.L. ve Beni, G., (1991). "A Validity Measure for Fuzzy Clustering", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(8):841–847.
- [64] Provost, F., Fawcett, T. ve Kohavi R., (1998). "The Case Against Accuracy Estimation for Comparing Induction Algorithms", *Proceedings of the fifteenth International Conference on Machine Learning*, 24-27 July 1998, Madison, Wisconsin.
- [65] Cohen, J. (1960). "A Coefficient of Agreement for Nominal Scales", *Educational and Psychological Measurement*, 20(1):37-46.
- [66] Tuzel, O., Porikli, F. ve Meer, P., (2006). "Region Covariance: A Fast Descriptor for Detection and Classification", in *Computer Vision ,ECCV*, 3952:589-600.
- [67] Bakshi, B.R., (1998). "Multiscale PCA with Application to Multivariate Statistical Process Monitoring", *AIChE Journal*, 44(7):1596-1610.
- [68] Gonzalez, R.C. ve Woods, R.E., (2002). *Digital Image Processing*, Prentice-Hall, Upper Saddle River NJ.
- [69] Saporta, G., (1999). "Some Simple Rules for Interpreting Outputs of Principal Components and Correspondence Analysis", *Proceedings of 9th Intl. Symp. on Applied Stochastic Models and Data Analysis ASMDA-99*, 14-17 June 1999, Lisbon.

Aviris Cuprite S4 Veri Seti Değerlendirme Sonuçları

A-1 3x3'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen SAG Değerlendirme Sonuçları

Aviris S4	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0034	1,0965	1,1042	1,4173	1,1006	1,2178	1,1015	1,2246
BCO	1,0010	1,0810	1,1799	1,3251	1,1781	1,1772	1,1777	1,1703
GK	1,0529	1,0641	1,0981	1,3805	1,0867	1,2078	1,0405	1,2153
BM	1,0012	1,0045	1,0582	1,3712	1,0497	1,1657	1,0507	1,2084

Aviris S4	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0021	1,0262	1,1016	1,2806	1,0912	1,1894	1,1012	1,2008
BCO	1,0010	1,0509	1,1675	1,2181	1,1663	1,1678	1,1663	1,1602
GK	1,0452	1,0513	1,0401	1,2537	1,0914	1,1981	1,0386	1,1880
BM	1,0010	1,0032	1,0616	1,2366	1,0571	1,1592	1,0588	1,1902

Aviris S4	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0020	1,0179	1,0952	1,2139	1,0812	1,1970	1,0928	1,1897
BCO	1,0012	1,0347	1,0912	1,1740	1,0995	1,1678	1,0995	1,1556
GK	1,0312	1,0493	1,0312	1,1998	1,1005	1,1912	1,0419	1,1800
BM	1,0011	1,0047	1,0555	1,1856	1,0451	1,1583	1,0371	1,1579

A-2 5x5'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen SAG Değerlendirme Sonuçları

Aviris S4	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0212	1,3048	1,1012	1,1163	1,0361	1,0926	1,0911	1,1072
BCO	1,1672	1,2845	1,1134	1,1562	1,0245	1,1053	1,1291	1,1045
GK	1,0423	1,1011	1,1132	1,3120	1,1956	1,3388	1,1742	1,3396
BM	1,0298	1,1336	1,0507	1,2762	1,0466	1,3646	1,0376	1,3868

Aviris S4	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0317	1,3042	1,1045	1,1163	1,0730	1,0926	1,0631	1,1072
BCO	1,0614	1,2416	1,1178	1,1420	1,0624	1,1098	1,0642	1,1152
GK	1,0012	1,0956	1,1053	1,2202	1,0781	1,2131	1,0612	1,2130
BM	1,0102	1,1221	1,0437	1,1858	1,0367	1,1820	1,0302	1,1814

Aviris S4	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,1045	1,1615	1,0956	1,2117	1,0312	1,0973	1,0129	1,0837
BCO	1,0912	1,1745	1,1159	1,2352	1,0527	1,1692	1,0256	1,0945
GK	1,0011	1,0106	1,1028	1,1799	1,0513	1,1645	1,0427	1,1832
BM	1,0012	1,1180	1,0492	1,1858	1,0312	1,1382	1,0263	1,1485

A-3 7x7'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen SAG Değerlendirme Sonuçları

Aviris S4	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0725	1,2624	1,0954	1,1043	1,0211	1,0676	1,0491	1,0972
BCO	1,0356	1,2745	1,1024	1,1261	1,0240	1,0753	1,1191	1,0925
GK	1,0001	1,0923	1,1023	1,1321	1,1256	1,2383	1,1546	1,2156
BM	1,0023	1,0956	1,0219	1,1730	1,0356	1,1642	1,0272	1,2808

Aviris S4	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0303	1,2404	1,0945	1,1043	1,0630	1,0823	1,0521	1,0972
BCO	1,0414	1,1315	1,1038	1,1211	1,0521	1,0998	1,0552	1,1022
GK	1,0011	1,0846	1,0953	1,1902	1,0742	1,1941	1,0522	1,1937
BM	1,0101	1,1201	1,0337	1,1358	1,0293	1,1526	1,0212	1,1519

Aviris S4	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0945	1,1525	1,0956	1,1938	1,0302	1,0871	1,0099	1,0752
BCO	1,0641	1,1434	1,1159	1,2167	1,0497	1,1482	1,0196	1,0903
GK	1,0007	1,0098	1,1028	1,1534	1,0476	1,1595	1,0287	1,1412
BM	1,008	1,1072	1,0492	1,1530	1,0299	1,1222	1,0233	1,1398

A-4 3x3'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen XB Değerlendirme Sonuçları

Aviris S4	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	3,3237	6,6737	3,8639	5,5775	4,9135	5,8943	4,2260	6,3350
BCO	90,230	16,713	2,3158	2,1888	2,2732	2,0920	2,2170	1,7321
GK	7,1239	7,0264	1,5832	1,2176	1,7891	1,3887	1,6332	1,3350
BM	10,182	10,076	5,9815	6,2080	6,6787	6,3857	6,6640	6,3447

Aviris S4	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	3,0366	2,6716	2,9245	4,4398	2,7972	4,0616	2,9022	4,1626
BCO	98,018	12,774	1,6399	1,4557	1,4871	1,2692	1,4885	1,1968
GK	7,2735	7,1278	1,2758	1,1959	1,8627	1,1888	1,7320	1,1596
BM	10,782	10,165	5,6777	5,8856	5,3849	5,2848	5,1515	4,8438

Aviris S4	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	2,7674	2,0425	2,2909	3,4526	2,3794	3,6135	2,2562	3,5338
BCO	99,058	12,455	2,2367	1,2117	2,1010	1,1811	2,0742	1,0605
GK	7,6718	7,2378	1,2867	1,1427	1,1756	1,1378	1,8160	1,1143
BM	11,827	10,672	5,6005	5,3993	6,8707	4,4148	6,2791	4,4661

A-5 5x5'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen XB Değerlendirme Sonuçları

Aviris S4	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	12,276	6,3381	6,6715	6,0700	6,0067	5,2453	6,0165	6,1446
BCO	92,531	17,773	2,7128	3,1028	2,6933	2,8916	2,9131	1,9392
GK	5,1678	1,3971	2,1724	1,3158	1,0165	1,2837	2,0128	1,2632
BM	34,209	33,721	6,2440	7,0411	6,0827	5,7877	7,1562	7,2165

Aviris S4	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	5,9162	5,0633	5,1726	4,0017	5,4829	4,1068	4,8172	3,8352
BCO	98,738	13,671	1,7879	1,8952	1,9271	1,4612	1,7825	1,2266
GK	5,4817	1,2767	2,3718	1,1710	1,0672	1,0831	2,2138	1,1726
BM	34,671	33,819	6,1928	5,9017	5,9271	5,5556	5,7816	5,3658

Aviris S4	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	6,1829	3,1914	4,8727	3,5146	4,9287	3,4293	4,2716	3,7435
BCO	99,452	12,455	2,4327	1,2987	2,3112	1,2191	2,1532	1,0805
GK	5,0012	1,2156	1,2817	1,1481	1,2917	1,1180	1,2007	1,1754
BM	39,276	37,120	6,2891	5,1449	6,1827	5,7877	6,0267	5,0661

A-6 7x7'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen XB Değerlendirme Sonuçları

Aviris S4	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	12,796	6,8261	6,8721	6,1936	6,0967	5,4214	6,2512	6,5256
BCO	93,551	18,971	2,8387	3,5629	2,9531	3,0116	3,0272	2,1392
GK	5,8621	1,4576	2,3127	1,3659	1,1062	1,3282	2,1289	1,3132
BM	35,129	33,923	6,5421	7,2514	6,1027	5,9727	7,3288	7,3286

Aviris S4	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	7,1289	5,9639	5,7761	4,0814	5,8293	4,4281	5,0174	3,9753
BCO	98,989	14,716	1,9791	1,9929	2,2211	1,6123	1,9253	1,3066
GK	7,1928	1,3172	2,6784	1,2704	1,1372	1,1235	2,3382	1,2026
BM	35,774	34,115	6,6288	6,2076	6,2214	5,9578	5,8169	5,6583

Aviris S4	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	6,8294	3,6947	5,0778	3,9461	5,1283	3,7299	5,2769	4,4352
BCO	99,952	13,553	2,7319	1,9872	2,8128	1,9113	2,5345	1,8534
GK	5,0415	1,4562	1,6177	1,4813	1,7971	1,8801	2,4073	1,2798
BM	40,765	38,107	6,8934	5,6491	6,8234	5,9774	6,6778	5,9619

Aviris Cuprite S5 Veri Seti Değerlendirme Sonuçları

B-1 3x3'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen SAG Değerlendirme Sonuçları

Aviris S5	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0049	1,1445	1,0118	1,3801	1,0115	1,3465	1,0120	1,3643
BCO	1,0830	1,1128	1,0143	1,3008	1,0126	1,2944	1,0127	1,2926
GK	1,0360	1,0453	1,0996	1,3937	1,0852	1,4084	1,0927	1,4105
BM	1,0418	1,0872	1,0926	1,3746	1,0672	1,3983	1,0625	1,3919

Aviris S5	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0038	1,1241	1,0108	1,3219	1,0127	1,3189	1,0119	1,3321
BCO	1,0126	1,0718	1,0089	1,1728	1,0084	1,1560	1,0086	1,1637
GK	1,0342	1,0412	1,0978	1,3718	1,0819	1,3819	1,0910	1,3910
BM	1,0418	1,0872	1,0926	1,3746	1,0672	1,3983	1,0625	1,3919

Aviris S5	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0037	1,1240	1,0102	1,3112	1,0116	1,3029	1,0117	1,3232
BCO	1,0210	1,0535	1,0067	1,1097	1,0068	1,0982	1,0069	1,0965
GK	1,0314	1,0402	1,0908	1,3597	1,0782	1,3758	1,0891	1,3894
BM	1,0419	1,0851	1,0913	1,3309	1,0660	1,3762	1,0621	1,3892

B-2 5x5'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen SAG Değerlendirme Sonuçları

Aviris S5	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0042	1,1445	1,0109	1,3731	1,0109	1,3387	1,0118	1,3519
BCO	1,0825	1,1091	1,0121	1,2987	1,0113	1,2867	1,0112	1,2852
GK	1,0351	1,0418	1,0948	1,3856	1,0823	1,3972	1,0862	1,3967
BM	1,0328	1,0852	1,0913	1,3572	1,0632	1,3881	1,0512	1,3883

Aviris S5	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0032	1,1056	1,0110	1,3178	1,0121	1,3034	1,0112	1,3281
BCO	1,0112	1,0634	1,0106	1,1693	1,0086	1,1389	1,0116	1,1597
GK	1,0276	1,0381	1,0952	1,3702	1,0828	1,3714	1,0912	1,3820
BM	1,0371	1,0742	1,0856	1,3752	1,0686	1,3973	1,0527	1,3879

Aviris S5	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0033	1,1098	1,0113	1,3096	1,0108	1,2967	1,0115	1,3172
BCO	1,0209	1,0478	1,0107	1,1073	1,0052	1,0953	1,0069	1,0839
GK	1,0311	1,0341	1,0976	1,3520	1,0649	1,3723	1,0878	1,3827
BM	1,0408	1,0842	1,0907	1,3332	1,0572	1,3720	1,0606	1,3821

B-3 7x7'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen SAG Değerlendirme Sonuçları

Aviris S5	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0041	1,1427	1,0115	1,3582	1,0113	1,3278	1,0123	1,3482
BCO	1,0818	1,1187	1,0153	1,2831	1,0114	1,2752	1,0118	1,2863
GK	1,0256	1,0309	1,1008	1,3794	1,0809	1,3652	1,0878	1,3832
BM	1,0317	1,0618	1,0956	1,3519	1,0592	1,3781	1,0471	1,3723

Aviris S5	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0031	1,1021	1,0109	1,3093	1,0106	1,2956	1,0104	1,3174
BCO	1,0098	1,0593	1,0094	1,1604	1,0075	1,1331	1,0110	1,1497
GK	1,0197	1,0358	1,0837	1,3683	1,0793	1,3692	1,0892	1,3742
BM	1,0329	1,0621	1,0804	1,3715	1,0620	1,3895	1,0412	1,3748

Aviris S5	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	1,0025	1,0956	1,0096	1,2967	1,0095	1,2853	1,0107	1,2736
BCO	1,0176	1,0327	1,0089	1,1042	1,0103	1,0929	1,0062	1,0632
GK	1,0278	1,0274	1,0845	1,3481	1,0628	1,3642	1,0837	1,3502
BM	1,0302	1,0742	1,0832	1,3256	1,0497	1,3683	1,0599	1,3525

B-4 3x3'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen XB Değerlendirme Sonuçları

Aviris S5	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	45,558	12,342	4,4332	3,9007	4,1506	5,9875	4,0930	5,8560
BCO	62,920	56,553	1,0740	1,0572	1,3092	1,9261	1,3249	1,9041
GK	17,756	10,810	1,2889	1,1358	1,3947	1,0987	1,3055	1,0587
BM	50,236	48,356	3,9275	3,5552	4,0914	5,4850	4,2107	5,3686

Aviris S5	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	47,368	14,623	5,2132	4,8407	4,9906	6,3454	5,9307	6,5603
BCO	45,442	25,755	1,3764	0,9518	1,3002	1,1822	1,3920	1,2018
GK	19,560	14,803	1,6897	1,2589	1,4728	1,1437	1,3625	1,0974
BM	54,363	50,567	4,2752	3,8523	4,4254	5,8032	4,7749	5,6864

Aviris S5	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	49,686	17,239	5,7274	5,0735	5,6450	6,5447	6,3071	6,0342
BCO	46,023	20,466	1,1708	0,7067	1,2334	0,8743	1,3271	0,9189
GK	20,402	15,032	1,8792	1,2828	1,7842	1,1749	1,6528	1,1143
BM	55,646	50,845	4,7234	4,0323	4,9561	5,8231	4,8472	5,8464

B-5 5x5'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen XB Değerlendirme Sonuçları

Aviris S5	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	46,586	15,423	4,7323	4,5074	4,563	6,5423	4,9334	6,2759
BCO	50,536	64,679	1,7757	1,4156	1,6289	1,2931	1,9092	2,2699
GK	18,560	11,521	1,3925	1,1589	1,4735	1,1183	1,3258	1,0872
BM	52,462	50,672	4,2545	3,8221	4,4115	5,8272	4,5723	5,6634

Aviris S5	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	50,686	16,232	5,7121	5,4753	6,0623	6,9541	6,3723	6,7035
BCO	49,425	26,552	1,7423	1,4584	1,6021	1,2029	1,5203	1,2384
GK	22,606	15,378	1,8973	1,5923	1,6823	1,1831	1,5523	1,1272
BM	58,638	54,677	4,7521	4,5345	5,2521	7,0212	5,4923	5,8642

Aviris S5	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	52,182	17,392	5,9744	5,3532	5,8504	6,9787	6,7198	6,6328
BCO	50,231	25,662	1,1983	1,6742	1,4344	1,8739	1,6714	1,2893
GK	23,212	15,021	1,8925	1,8834	1,8921	1,2192	1,9585	1,1847
BM	58,462	52,453	4,6242	4,9239	5,9612	6,5214	5,2354	5,7443

B-6 7x7'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen XB Değerlendirme Sonuçları

Aviris S5	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	49,864	18,431	5,5831	4,8741	4,6332	6,9233	6,3324	6,9759
BCO	57,364	68,792	1,9851	1,9563	1,8932	1,5312	2,5291	2,9923
GK	24,120	15,123	1,6254	1,1893	1,7531	1,1313	1,6583	1,1123
BM	59,228	53,723	4,8452	4,6215	5,1153	6,7223	4,7332	5,9344

Aviris S5	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	53,862	19,932	7,1221	6,7523	7,6223	7,8342	7,7323	7,7025
BCO	54,252	29,523	2,8434	2,3541	2,4221	2,0329	2,2303	1,6742
GK	28,239	19,812	2,9733	2,9233	2,8233	2,1331	2,0537	1,7232
BM	62,382	57,732	5,5221	5,4315	6,5231	8,6112	6,2353	6,6342

Aviris S5	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
KOK	55,273	19,929	7,0749	5,9522	5,9543	7,9827	7,1298	7,8849
BCO	53,311	28,623	1,3483	2,0742	1,6443	2,3912	1,9814	1,3296
GK	25,134	17,721	2,2953	2,3841	2,9221	1,6342	2,5285	1,2374
BM	59,622	55,532	5,2422	5,3932	6,6416	7,4378	6,0354	5,9843

Rosis University Veri Seti Değerlendirme Sonuçları

C-1 3x3'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen TD Değerlendirme Sonuçları

Rosis Uni.	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	41,680	59,384	72,772	80,386	76,943	80,045	75,725	80,155
RF	48,184	65,765	70,495	68,868	71,610	70,624	71,795	71,973
-								

Rosis Uni.	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	41,666	58,968	74,476	85,466	77,310	83,741	78,182	84,279
RF	44,373	65,710	75,491	74,654	76,391	77,999	76,903	78,731
-								

Rosis Uni.	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	41,626	58,716	71,708	86,983	73,885	87,201	74,751	86,932
RF	43,716	58,159	74,409	75,680	75,498	79,926	75,363	79,547
-								

C-2 5x5'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen TD Değerlendirme Sonuçları

Rosis Uni.	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	52,837	67,680	65,530	67,052	64,237	76,697	64,337	75,769
RF	57,997	73,055	64,958	64,627	64,020	77,237	64,913	76,391
-								

Rosis Uni.	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	52,721	61,219	70,086	79,220	71,921	77,174	74,460	79,213
RF	51,541	71,828	73,090	73,948	72,590	76,566	71,708	77,151
-								

Rosis Uni.	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	48,261	50,746	67,878	90,733	69,775	85,768	71,821	86,469
RF	49,500	65,838	72,398	78,804	71,701	82,806	72,104	82,163
-								

C-3 7x7'lik Pencere Kullanılarak Elde Edilen TD Değerlendirme Sonuçları

Rosis Uni.	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	52,289	66,399	56,569	64,609	54,673	75,276	54,846	76,026
RF	60,749	70,598	59,517	62,944	59,517	75,449	57,661	76,966
-								

Rosis Uni.	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	50,827	62,736	68,225	79,584	69,011	71,000	69,955	72,882
RF	56,069	72,665	76,283	80,033	73,810	73,431	74,799	74,705
-								

Rosis Uni.	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	49,192	61,009	66,098	90,043	66,771	80,379	66,937	83,673
RF	53,294	65,296	75,129	79,362	70,829	78,154	72,003	78,771
-								

C-4 3x3'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen Kİ Değerlendirme Sonuçları

Rosis Uni.	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	29,113	49,682	66,608	74,888	71,003	74,253	69,751	74,413
RF	37,506	57,465	64,251	61,873	65,349	63,559	65,664	65,089
-								

Rosis Uni.	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	29,108	46,920	68,618	81,212	71,606	79,078	72,607	79,714
RF	33,987	56,288	69,901	68,729	70,903	72,280	71,508	73,130
-								

Rosis Uni.	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	29,081	46,627	65,570	83,296	67,794	83,556	68,442	83,236
RF	33,305	48,721	68,685	70,037	69,905	74,749	69,790	74,317
-								

C-5 5x5'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen Kİ Değerlendirme Sonuçları

Rosis Uni.	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	50,278	54,210	57,957	58,950	56,104	69,763	56,428	68,714
RF	47,963	65,691	57,784	57,192	56,487	70,700	57,704	69,657
-								

Rosis Uni.	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	46,287	50,618	63,158	73,983	64,910	70,497	67,798	73,053
RF	40,580	63,936	66,829	67,858	66,124	69,988	65,284	70,591
-								

Rosis Uni.	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	32,726	36,828	60,629	87,979	62,066	81,652	64,498	82,707
RF	38,321	57,258	66,039	73,536	65,099	77,695	65,702	76,918
-								

C-6 7x7'lük Pencere Kullanılarak Elde Edilen Kİ Değerlendirme Sonuçları

Rosis Uni.	10 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	52,827	56,327	47,162	56,162	44,940	67,787	45,472	68,721
RF	50,612	62,542	50,955	54,877	50,955	68,202	49,125	70,059
-								

Rosis Uni.	20 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	49,728	52,136	60,053	73,324	60,358	62,996	61,545	68,721
RF	44,963	62,776	69,632	74,237	66,373	65,773	67,845	67,333
-								

Rosis Uni.	30 Bant							
	ÖK-1		ÖK-2		ÖK-3		ÖK-4	
	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA	TBA	ÇTBA
DVM	45,726	48,011	57,033	87,033	57,746	74,624	58,010	78,849
RF	41,876	56,836	68,278	74,180	62,667	71,670	64,468	72,407
-								

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Uğur ERGÜL
Doğum Tarihi ve Yeri : 19.03.1987, Akşehir
Yabancı Dili : İngilizce
E-posta : ugur@ce.yildiz.edu.tr

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Lisans	Bilgisayar Müh.	Y.T.Ü.	2010
Lise	Fen Bilimleri	Fatih Lisesi	2005

İŞ TECRÜBESİ

Yıl	Firma/Kurum	Görevi
2010	Y.T.Ü.	Araştırma Görevlisi

YAYINLARI

Uluslararası Bildiri

- 1.(2013) **Ergul U.**, Bilgin G. , “Multiscale Local Covariance Based Feature Extraction For Segmantation Of Hyperspectral Images”, WHISPERS, 2013.

- 2.(2012) Aydemir M.S., **Ergul U.**, Guclu A., Karşligil M.E., “Video Summarization Using Simple Action Patterns”, 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR), (2012)

Ulusal Bildiri

- 1.(2013) **Ergul U.**, Bilgin G., Hiperpektral Görüntülerin Özüayda Yerel Ortak-Değişinti Matrisleri Kullanılarak Bölütlenmesi, SİU, 2013