

T.C.  
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜ ANALİZİNDE İLERİ  
SPEKTRAL VE UZAMSAL YÖNTEMLER

İbrahim Onur SİĞİRCİ

DOKTORA TEZİ  
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı  
Bilgisayar Mühendisliği Programı

Danışman  
Doç. Dr. Gökhan BİLGİN

Haziran, 2022

**T.C.**  
**YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜ ANALİZİNDE İLERİ SPEKTRAL VE**  
**UZAMSAL YÖNTEMLER**

İbrahim Onur SİĞİRCİ tarafından hazırlanan tez çalışması 27.06.2022 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Bilgisayar Mühendisliği Programı **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Doç. Dr. Gökhan BİLGİN  
Yıldız Teknik Üniversitesi  
Danışman

**Jüri Üyeleri**

Doç. Dr. Gökhan BİLGİN, Danışman  
Yıldız Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. M. Fatih AMASYALI, Üye  
Yıldız Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. Zümray DOKUR ÖLMEZ, Üye  
İstanbul Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. Banu DİRİ, Üye  
Yıldız Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Selçuk SEVGİN, Üye  
İstanbul Üniversitesi Cerrahpaşa

Danışmanım Doç. Dr. Gökhan BİLGİN sorumluluğunda tarafımca hazırlanan Hiperspektral Görüntü Analizinde İleri Spektral ve Uzamsal Yöntemler başlıklı çalışmada veri toplama ve veri kullanımında gerekli yasal izinleri aldığımı, diğer kaynaklardan aldığım bilgileri ana metin ve referanslarda eksiksiz gösterdiğimi, araştırma verilerine ve sonuçlarına ilişkin çarpıtma ve/veya sahtecilik yapmadığımı, çalışmam süresince bilimsel araştırma ve etik ilkelerine uygun davrandığımı beyan ederim. Beyanımın aksinin ispatı halinde her türlü yasal sonucu kabul ederim.

İbrahim Onur SİĞİRCİ

İmza



Bu çalışma, Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) 2211/E - Yurt İçi Doğrudan Doktora Burs Programı kapsamında desteklenmiştir. Ayrıca, Yıldız Teknik Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğü Bölümü tarafından, 2014-04-01-KAP01 proje numarası ile desteklenmiştir.

*Varlıklarından güç aldığım aileme,  
özellikle kıymetli anneme  
ithaf ediyorum*



## TEŞEKKÜR

---

Doktora eğitimimin en başından beri bilgi birikimini paylaşan, mesleki tecrübelerini aktaran, yorucu doktora sürecini tamamlamada desteklerini esirgemeyen kıymetli danışman hocam Doç. Dr. Gökhan Bilgin'e teşekkürlerimi sunarım. Tez izleme süreçlerinde, çalışmalarımın daha sağlıklı ilerlemesine katkıda bulunan, farklı bakış açılarıyla bana yön veren kıymetli hocalarım Prof. Dr. Zümray Dokur ve Doç. Dr. M. Fatih Amasyalı'ya sonsuz teşekkürlerimi sunuyorum.

Hayatımın her anında olduğu gibi, doktoranın zorlu yıllarında varlıklarıyla güç bulduğum sevgili aileme sonsuz şükranlarımı sunuyorum. Özellikle en zor günlerde manevi desteğini eksik etmeyen, beni cesaretlendiren kıymetli anneme tüm kalbimle teşekkür ediyorum.

Akademik hayatım boyunca, aile sıcaklığı hissettiren Yıldız Teknik Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü her bir üyesine şükranlarımı sunuyorum.

Son olarak doktora sürecimi 2211/E - Yurt İçi Doğrudan Doktora Burs Programı kapsamında destekleyen TÜBİTAK BİDEB'e teşekkür ediyorum.

İbrahim Onur SİĞİRCİ

# İÇİNDEKİLER

---

<b>SİMGE LİSTESİ</b>	<b>ix</b>
<b>KISALTMA LİSTESİ</b>	<b>x</b>
<b>ŞEKİL LİSTESİ</b>	<b>xii</b>
<b>TABLO LİSTESİ</b>	<b>xiv</b>
<b>ÖZET</b>	<b>xvi</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>xviii</b>
<b>1 GİRİŞ</b>	<b>1</b>
1.1 Literatür Özeti . . . . .	5
1.1.1 Spektral Bilgi . . . . .	5
1.1.2 Uzamsal Bilgi . . . . .	6
1.1.3 Hiperspektral Görüntü Analizi . . . . .	7
1.1.4 Spektral ve Uzamsal Sınıflandırma Literatür Özeti . . . . .	9
1.2 Tezin Amacı . . . . .	12
1.3 Hipotez . . . . .	12
1.4 Tezin İçeriği . . . . .	14
<b>2 SPEKTRAL SINIFLANDIRMA</b>	<b>15</b>
2.1 Giriş . . . . .	15
2.2 Teorik Arka Plan . . . . .	16
2.2.1 Kernel Yaklaşımı . . . . .	16
2.2.2 Aşırı Öğrenme Makinesi . . . . .	19
2.3 Deneyler ve Sonuçlar . . . . .	23
2.3.1 Deney 1 . . . . .	23
2.3.2 Deney 2 . . . . .	24
2.4 Değerlendirme . . . . .	25
<b>3 SPEKTRAL – UZAMSAL SINIFLANDIRMA (SINIFLANDIRICI SONRASI)</b>	<b>27</b>
3.1 Giriş . . . . .	27

3.2	Teorik Arka Plan . . . . .	29
3.2.1	Süperpiksel Yaklaşımları . . . . .	29
3.2.2	Bulanık C-Ortalamalar (BCO) . . . . .	37
3.2.3	Temel Bileşenler Analizi . . . . .	38
3.2.4	Dirichlet Karışım Modeli . . . . .	39
3.2.5	Sınıflandırma ve Bölütleme Haritalarının Birleştirilmesi . . . . .	41
3.3	Deneyler ve Sonuçlar . . . . .	44
3.3.1	Deney 1 . . . . .	44
3.3.2	Deney 2 . . . . .	45
3.3.3	Deney 3 . . . . .	47
3.3.4	Deney 4 . . . . .	51
3.4	Değerlendirme . . . . .	54
<b>4</b>	<b>SPEKTRAL – UZAMSAL SINIFLANDIRMA (SINIFLANDIRICI ÖNCESİ)</b>	<b>56</b>
4.1	Giriş . . . . .	56
4.2	Teorik Arka Plan . . . . .	58
4.2.1	Kompozit Kernel Yapısı . . . . .	58
4.2.2	Evrişimsel Sinir Ağları (ESA) . . . . .	59
4.2.3	BERT Tabanlı Modeller . . . . .	60
4.3	Deneyler ve Sonuçlar . . . . .	66
4.3.1	Deney - 1 . . . . .	66
4.3.2	Deney - 2 . . . . .	68
4.3.3	Deney - 3 . . . . .	71
4.4	Değerlendirme . . . . .	75
<b>5</b>	<b>SONUÇ VE ÖNERİLER</b>	<b>77</b>
	<b>KAYNAKÇA</b>	<b>79</b>
<b>A</b>	<b>VERİ KÜMELERİ</b>	<b>86</b>
A.1	Pavia Üniversite Bölgesi, İtalya (Pavia University) . . . . .	86
A.2	Pavia Şehir Merkezi, İtalya (Pavia Center) . . . . .	87
A.3	Indian Pines . . . . .	88
A.4	Salinas . . . . .	89
A.5	Salinas-A . . . . .	90
A.6	Cuprite S4 . . . . .	91
<b>B</b>	<b>BAŞARI ÖLÇÜTLERİ</b>	<b>93</b>
B.1	Doğruluk Matrisi . . . . .	93
B.2	Genel Başarı . . . . .	94
B.3	Ortalama Başarı . . . . .	94

B.4 Kappa Katsayısı . . . . .	94
<b>TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR</b>	<b>95</b>



## SİMGE LİSTESİ

---

$\tilde{N}$	Alt küme eleman sayısı
$r$	Bagging algoritması örnekleme oranı
$S$	Başlangıç ızgara boyutu
$\beta$	Çıktı katmanına gelen ağırlık vektör matrisi
$X_t$	Eğitim örneği alt kümesi
$d$	Hiperspektral görüntüdeki bant sayısı
$p_{ik}$	$i$ numaralı pikselin $k$ numaralı banttaki değeri
$dist_{ij}$	$i$ ve $j$ pikselleri arasındaki uzaklık
$C_k$	$k$ numaralı kümenin merkezi
$\kappa$	Kappa katsayısı
$\mu\text{m}$	Mikrometre
$\text{nm}$	Nanometre
$dist_c$	Piksel değerleri arasındaki uzaklık
$dist_s$	Piksel konumları arasındaki uzaklık
$C_{N_i}$	Sınıf eleman sayısı
$m$	Süperpiksel normalizasyon parametresi
$\sigma_x$	$x$ vektörünün standart sapması
$\bar{x}$	$x$ vektörünün ortalaması
$\sigma_{xy}$	$x$ ve $y$ vektörlerinin kovaryansı
$\sigma_x^2$	$x$ vektörünün varyansı
$U^t$	$t$ anındaki üyelik matrisi
$V^t$	$t$ anındaki küme merkezi
$\Omega$	Spektral ayrıştırıcılık gücü

## KISALTMA LİSTESİ

---

ALBERT	A Lite BERT
AÖM	Aşırı Öğrenme Makinesi
BagAÖM	Bagging AÖM
BagKAÖM	Bagging KAÖM
BagİKAÖM	Bagging İKAÖM
BERT	Bidirectional Encoder Representations from Transformers
BCO	Bulanık C-Ortalamlar
BD	Bölütleme Doğruluğu
ÇKD	Çoklu Kendine Dikkat
DBSCAN	Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise
DKM	Dirichlet Karışım Modeli
DPM	Dirichlet Process Mixture
DVM	Destek Vektör Makineleri
ESA	Evrişimsel Sinir Ağı
EYK	En Yakın Komşuluk
FS	Felzenszwalb's efficient graph based segmentation
GV	Global Voting
İKAÖM	İndirgenmiş KAÖM
KAÖM	Kernel AÖM
KTBA	Kernel TBA
LV	Local Voting
NSP	Next Sentence Prediction
RBF	Radial Basis Function

SAM	Spectral Angle Measure
SLIC	Simple Linear Iterative Clustering
SOP	Sentence Order Prediction
SQuAD	Stanford Question Answering Dataset
QS	Quick Shift Image Segmentation
TBA	Temel Bileşenler Analizi



## ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1	Elektromanyetik spektrum, optik bölge ve görünür bölge . . . . .	2
Şekil 1.2	Yapay çiçeğin görünür bölge ve kızılötesi bölgedeki dalga boyu görüntüleri (Fotoğraf: Torbjørn Skauli, FFI) . . . . .	2
Şekil 1.3	Görüntüleme çeşitlerinin bant düzeyinde gösterimi . . . . .	3
Şekil 1.4	Hiperspektral görüntü ve spektral imza . . . . .	5
Şekil 1.5	Benzer ve farklı nesnelere ait spektral imza kıyaslaması . . . . .	6
Şekil 1.6	Hiperspektral görüntülerde piksel konumlarının önemi . . . . .	7
Şekil 1.7	Katışimli pikseller . . . . .	8
Şekil 1.8	Hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında spektral ve uzamsal bilginin birlikte kullanıldığı sistemlerin genel çerçevesi . . . . .	13
Şekil 2.1	Spektral sınıflandırma sistemi odak akışı . . . . .	15
Şekil 2.2	Aynı verinin farklı boyutlu uzaylarda incelenmesi . . . . .	16
Şekil 2.3	Aşırı öğrenme makinesinin en temel hali . . . . .	19
Şekil 2.4	Her sınıf için alınan örnek sayısına göre tüm görüntünün İKAÖM ve KAÖM kullanılarak sınıflandırıldığında elde edilen sınıflandırma haritaları . . . . .	25
Şekil 3.1	Uzamsal bilginin sınıflandırıcı sonrası kullanıldığı sistemin odak akışı	27
Şekil 3.2	Süperpiksel ile bölütlenmiş resim örneği . . . . .	30
Şekil 3.3	Geleneksel SLIC çıktısı ve HyperSLIC algoritmasının çıktısının karşılaştırılması . . . . .	35
Şekil 3.4	DBSCAN ile süperpiksellerin birleştirilmesi örneği . . . . .	35
Şekil 3.5	Küresel çoğulcu oylama örneği . . . . .	42
Şekil 3.6	Yerel çoğulcu oylama örneği . . . . .	43
Şekil 3.7	BCO ve küresel çoğulcu oylamanın ölçüldüğü deneyin işlem adımları	44
Şekil 3.8	İşlem adımları çizelgesinde (a), (b), (c), (d), (e) olarak belirtilen yerlerde oluşan sonuç görüntüleri . . . . .	45
Şekil 3.9	DKM başarımının ölçümü için önerilen yöntemin işlem adımları . . .	46
Şekil 3.10	BD ölçütüne göre elde edilen $k$ -EYK ( $k = 9$ ) ve DVM en iyi bölütleme haritaları . . . . .	48
Şekil 3.11	Süperpiksel bölütleme haritalarının sınıflandırıcı sonrasında kullanımı	48

<b>Şekil 3.12</b> Deney 3'te Pavia Üniversitesi veri kümesi için alınan test sonuç haritaları . . . . .	49
<b>Şekil 3.13</b> Deney 3'te Indian Pines veri kümesi için alınan test sonuç haritaları	50
<b>Şekil 3.14</b> Deney 3'te Salinas veri kümesi için alınan test sonuç haritaları . . . .	50
<b>Şekil 3.15</b> Deney 3'te her bir veri kümesi için elde edilen en iyi sonuç haritası .	51
<b>Şekil 3.16</b> SLIC algoritması ve türevlerinin kullanıldığı akış diyagramı . . . . .	51
<b>Şekil 4.1</b> Bu bölümün odak akışı . . . . .	56
<b>Şekil 4.2</b> Evrimsel sinir ağı örnek mimarisi . . . . .	59
<b>Şekil 4.3</b> BERT modelinin ve kodlayıcının yapısı . . . . .	61
<b>Şekil 4.4</b> Hiperspektral görüntülerin BERT tabanlı modellere girdi olarak verildiği akış . . . . .	62
<b>Şekil 4.5</b> Alt küp yapısında hedef pikselin komşuları ve düzleştirilmesi . . . . .	63
<b>Şekil 4.6</b> Çoklu kendine dikkat yapısı . . . . .	64
<b>Şekil 4.7</b> Kompozit kernel ile sınıflandırmanın işlem adımları . . . . .	67
<b>Şekil 4.8</b> Uzamsal bilginin farklı oranlarda kullanıldığı durumlarda SVM ve AÖM ile elde edilen sonuç sınıflandırma haritaları . . . . .	68
<b>Şekil 4.9</b> Yerel kovaryans matrisleri ile uzamsal bilgi kazanımı . . . . .	69
<b>Şekil 4.10</b> BERT-tabanlı modeller için gömme vektörlerinin eldesi (vektörler toplanmaktadır) . . . . .	72
<b>Şekil 4.11</b> Toplanan gömme vektörlerinin BERT-tabanlı modele verilmesi . . . .	72
<b>Şekil A.1</b> Pavia Üniversitesi sahnesi . . . . .	86
<b>Şekil A.2</b> Pavia Center sahnesi . . . . .	87
<b>Şekil A.3</b> Indian Pines sahnesi . . . . .	88
<b>Şekil A.4</b> Salinas sahnesi . . . . .	90
<b>Şekil A.5</b> Salinas-A sahnesi . . . . .	91
<b>Şekil A.6</b> Cuprite S4 sahnesi yapay görüntüsü . . . . .	92

## TABLO LİSTESİ

<b>Tablo 2.1</b>	AÖM ve türevlerinin DVM ile kıyaslamalı sonuçları . . . . .	23
<b>Tablo 2.2</b>	Elde edilen sonuçlar(%) . . . . .	24
<b>Tablo 2.3</b>	Saniye cinsinden çalışma süreleri . . . . .	24
<b>Tablo 3.1</b>	Önerilen yöntem ile elde edilen sonuçlar . . . . .	45
<b>Tablo 3.2</b>	Değişik bant boyutları için elde edilen en iyi BD sonuçları . . . . .	47
<b>Tablo 3.3</b>	Süperpiksel yöntemlerinin çoğulcu oylama yöntemlerine göre başarımları . . . . .	49
<b>Tablo 3.4</b>	SLIC algoritmalarının Pavia Üniversitesi sahnesindeki detaylı başarımları . . . . .	52
<b>Tablo 3.5</b>	SLIC algoritmalarının Indian Pines sahnesindeki detaylı başarımları	53
<b>Tablo 4.1</b>	BERT ve ALBERT modellerinin kodlayıcı sayısına bağlı olarak parametre sayısı . . . . .	66
<b>Tablo 4.2</b>	Kompozit kernel kullanarak sınıflandırmadan elde edilen sonuçlar	67
<b>Tablo 4.3</b>	TBA ile indirgenmiş Pavia Üniversitesi veri kümesinin farklı pencere boyutları için elde edilen test sonuçları . . . . .	70
<b>Tablo 4.4</b>	Kernel TBA ile indirgenmiş Pavia Üniversitesi veri kümesinin farklı pencere boyutları için elde edilen test sonuçları . . . . .	70
<b>Tablo 4.5</b>	TBA ile indirgenmiş Salinas-A veri kümesinin farklı pencere boyutları için elde edilen test sonuçları . . . . .	70
<b>Tablo 4.6</b>	Kernel TBA ile indirgenmiş Salinas-A veri kümesinin farklı pencere boyutları için elde edilen test sonuçları . . . . .	71
<b>Tablo 4.7</b>	Pavia Üniversitesi sahnesi için geleneksel, derin öğrenme, BERT-tabanlı ( <i>segment gömme vektörü olmadan</i> ) modellerin performans karşılaştırmaları tablosu . . . . .	73
<b>Tablo 4.8</b>	Indian Pines sahnesi için geleneksel, derin öğrenme, BERT-tabanlı ( <i>segment gömme vektörü olmadan</i> ) modellerin performans karşılaştırmaları tablosu . . . . .	73
<b>Tablo 4.9</b>	Pavia Üniversitesi sahnesi için sonuçlar: (a) ALBERT ve (b) BERT modeli . . . . .	74
<b>Tablo 4.10</b>	Indian Pines sahnesi için sonuçlar: (a) ALBERT ve (b) BERT model	75
<b>Tablo 4.11</b>	BERT ve ALBERT modellerinin saniye cinsinden eğitim süreleri . . .	75

<b>Tablo A.1</b>	Pavia Üniversitesi sahnesi eğitim ve test verisi bilgileri . . . . .	87
<b>Tablo A.2</b>	Pavia Center sahnesi eğitim ve test verisi bilgileri . . . . .	88
<b>Tablo A.3</b>	Indian Pines sahnesi eğitim ve test verisi bilgileri . . . . .	89
<b>Tablo A.4</b>	Salinas sahnesi eğitim ve test verisi bilgileri . . . . .	90
<b>Tablo A.5</b>	Salinas-A sahnesi eğitim ve test verisi bilgileri . . . . .	91
<b>Tablo B.1</b>	Doğruluk matrisi . . . . .	93
<b>Tablo B.2</b>	Kappa katsayısının yorum aralıkları . . . . .	94



# Hiperspektral Görüntü Analizinde İleri Spektral ve Uzamsal Yöntemler

İbrahim Onur SİĞİRCİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı  
Doktora Tezi

Danışman: Doç. Dr. Gökhan BİLGİN

Uzaktan algılama görüntüleme sistemlerinin gelişmesi ile birlikte hiperspektral görüntüleme daha yaygın kullanılabilir hale gelmiştir. Hiperspektral görüntüleme, yüksek frekanslarda sık ve dar aralıklarla yüzlerce bant elde edilmesini sağlayan bir teknolojidir. Hiperspektral görüntüleme teknolojisinin gelişmesi ve içerdiği zengin bilgi sayesinde yer bilimleri, tarım, arkeoloji, çevre, gıda, tıp, ilaç ve savunma gibi birçok disiplinde yer bulmuştur. Hiperspektral görüntülemenin gelişmesine paralel olarak elde edilen görüntülerin analiz edilmesine ihtiyaç duyulmuştur. Bu kapsamda, görüntü işleme ve makine öğrenmesi gibi alanlarda hiperspektral görüntülerin analizi konularında çalışmalara başlanmıştır. Sınıflandırma ve bölütleme bu analizlerin başında gelmektedir.

Hiperspektral görüntüler yüksek miktarda spektral bant içerdiğinden, sınıflandırma için gerekli verileri doğal olarak barındırmaktadır; ancak spektral bilgiler ileri düzeyde analizler yapabilmek için yeterli olmamaktadır. Ayrıca, pikselin temsil ettiği bölgelerde farklı nesnelere sahip olması ve güneş ışığının farklı açılarda yansımaları analizleri zorlaştırmaktadır. Bunlara ek olarak, etiketli verilerin az olması ve yüksek spektral bilgi sınıflandırıcının öğrenmesini güçleştirmektedir. Bu problemlerin üstesinden gelebilmek için uzamsal bilgilerin sınıflandırma sistemlerine dahil edilmesi ihtiyacı doğmuştur.

Bu tez çalışmasında; hiperspektral görüntülerin doğasından kaynaklanan sorunları dikkate alarak, spektral ve uzamsal bilginin ileri teknikler yardımıyla piksellerin sınıflandırılmasında kullanılması amaçlanmaktadır. Tez kapsamında; uzamsal

bilginin elde edilmesinin, sınıflandırma sistemine dahil edilme şeklinin sınıflandırma başarımına olan etkileri incelenmektedir.

Uzamsal bilginin elde edilmesinde, bölütleme algoritmaları ve komşuluk bilgisi yaklaşımları kullanılmıştır. Bulanık c-ortalamar ve süperpiksel yaklaşımları bölütleme için kullanılmıştır. Bulunduğu bölgeye yüksek adaptasyon sağlayan süperpiksellerin üç bantlı görüntülere uygun tasarlanmış olmasından ötürü HyperSLIC algoritması bölütlemenin başarımını artırmak için tez kapsamında önerilmiştir. HyperSLIC, SLIC süperpiksel algoritmasının değiştirilmiş bir versiyonudur. Bu değişiklikler hiperspektral görüntülerin yapısına uygun şekilde yapılmıştır.

Tez kapsamında uzamsal bilgiye adapte olabilecek sınıflandırıcılar değerlendirilmiştir. Bu amaçla aşırı öğrenme makineleri, iki boyutlu evrişimli sinir ağları ve doğal dil işlemede kullanılan BERT-tabanlı modeller değerlendirilmiştir. Aşırı öğrenme makineleri ve türevleri, hiperspektral görüntü sınıflandırmada sıklıkla kullanılan destek vektör makinelerine alternatif olarak kullanılmıştır. İki-boyutlu evrişimsel sinir ağlarının eğitimi için gerek olan iki-boyutlu veriler, yerel kovaryans matrisleri yardımıyla elde edilmiştir. Segment bilgisi BERT-tabanlı modellere girdi olarak verilmiştir. Literatürde, uzamsal bilginin sınıflandırıcı sonrası küresel çoğulcu oylama yaklaşımı uygulanmıştır. Bu tez kapsamında ise küresel çoğulcu oylama yöntemine alternatif olarak yerel çoğulcu oylama yöntemi önerilmiştir.

Önerilen sistemler ve yapılan tüm deneysel çalışmalar neticesinde, uzamsal bilgi kullanımının sınıflandırmaya anlamlı katkılar yaptığı gözlemlenmiştir. Kullanılan sınıflandırma yaklaşımları ile başarımdan kaybetmeden zamandan tasarruf sağlanmıştır. Hiperspektral görüntülerin doğasında yer alan zorluklar büyük ölçüde giderilerek yüksek başarımlı sonuçlar alınmıştır. Tüm çalışmalar, literatürde kullanılan etiketlenmiş hiperspektral sahneler üzerinde test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, güncel yöntemlerle kıyaslanmış, tablolar aracılığıyla gösterilmiştir. Ayrıca elde edilen sınıflandırma haritaları sonuçlarla birlikte sunulmaktadır.

**Anahtar Kelimeler:** Uzamsal bilgi, aşırı öğrenme makineleri, yerel kovaryans matrisleri, yerel çoğulcu oylama, HyperSLIC, BERT, ALBERT

# Advanced Spectral and Spatial Methods for Hyperspectral Image Analysis

İbrahim Onur SİĞİRCİ

Department of Computer Engineering

Doctor of Philosophy Thesis

Supervisor: Assoc Prof. Dr. Gökhan BİLGİN

Hyperspectral imaging has grown in popularity as remote sensing imaging devices have advanced. It is a technology that allows obtaining hundreds of bands with frequent and narrow intervals at high frequencies. Hyperspectral imaging technology has found a place in many fields, including earth sciences, agriculture, archeology, the environment, food, medicine, and the military, thanks to its advancement and rich information. There was a need to examine the images obtained in tandem with the development of hyperspectral imaging. In this context, research on hyperspectral image analysis has begun in fields such as image processing and machine learning. These studies prioritize classification and segmentation.

Hyperspectral images naturally contain the data needed for classification because they contain large amounts of spectral bands. Advanced analysis, however, requires more than just spectral data. Furthermore, the existence of various objects in the regions represented by the pixel and the reflection of sunlight at different angles complicate the analysis. Moreover, the classifier is challenging to learn due to the small amount of labeled data and rich spectral information. It has become essential to incorporate spatial information into classification systems to solve these issues.

The aim of this thesis study, which analyzes the challenges that arise from the nature of hyperspectral images, is to use spectral and spatial information in pixel-wise classification with the help of advanced methodologies. This thesis looks into the effects of obtaining spatial information and incorporating it into a classification system on classification performance.

We applied segmentation algorithms and neighborhood information approaches to obtain spatial information. The segmentation maps are obtained using fuzzy c-means and superpixel methods. Because the superpixels, which give great adaptation to the region, are built from three-band images, the HyperSLIC method is proposed in the thesis to improve segmentation performance. The HyperSLIC superpixel algorithm is a customized version of the SLIC superpixel method. These modifications are made to adapt to the structure of hyperspectral images.

Classifiers that can adapt to spatial information have been evaluated within the scope of the thesis. Extreme learning machines, two-dimensional convolutional neural networks, and BERT-based natural language processing models are investigated for this goal. Extreme learning machines, and their versions have been utilized as an alternative to support vector machines frequently used in hyperspectral image classification. The 2-dimensional data required for training 2-dimensional convolutional neural networks were obtained using local covariance matrices. Segment information is provided as input to BERT-based models. In the literature, the global majority voting approach has been applied in the postprocessing usage of spatial data. The local majority voting method has been proposed as an alternative to the global majority voting method in the scope of this thesis.

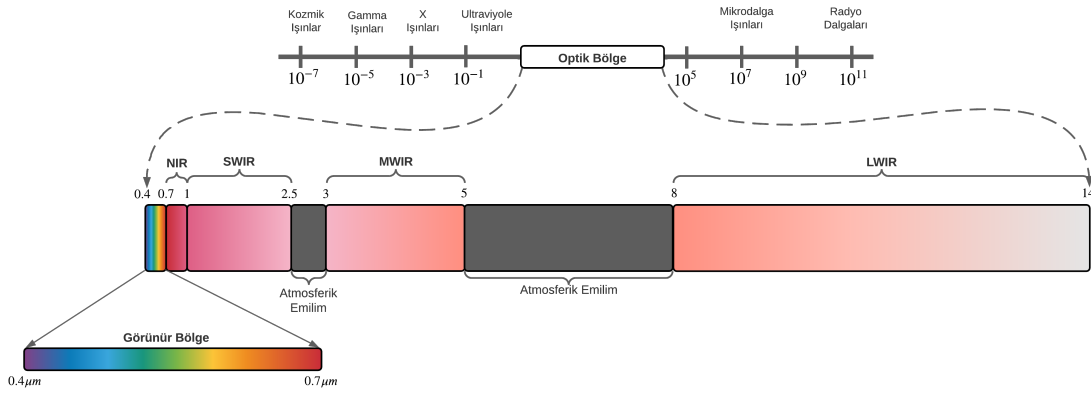
It has been observed that the use of spatial information contributes significantly to classification as a consequence of the proposed systems and all experimental studies. The classification approaches utilized saved time without loss of performance. The problems associated with hyperspectral images have been reduced significantly, and beneficial results have been produced. All experiments have been conducted using labeled hyperspectral scenes from the literature. The obtained results were compared to state-of-the-art methods and are presented in tables. Furthermore, the obtained classification maps have been shown alongside the results and interpreted.

**Keywords:** Spatial information, extreme learning machines, local covariance matrixes, local majority voting, HyperSLIC, BERT, ALBERT

İnsanlar, tarihin başlarından itibaren çevrelerinde gözlemlediklerini çizimler yaparak görüntüleme ihtiyacı duymuşlardır. Bu ihtiyaçlar resim sanatının gelişmesini sağlamakla beraber, yaşananların kaydedilmesi ve gelecek kuşaklara aktarılmasının da önünü açmıştır. Mağara çizimleri ile başlayan görüntülemeler; ressamların tuvallerinden dijital görüntülemeye kadar bir gelişim sürdürmüştür.

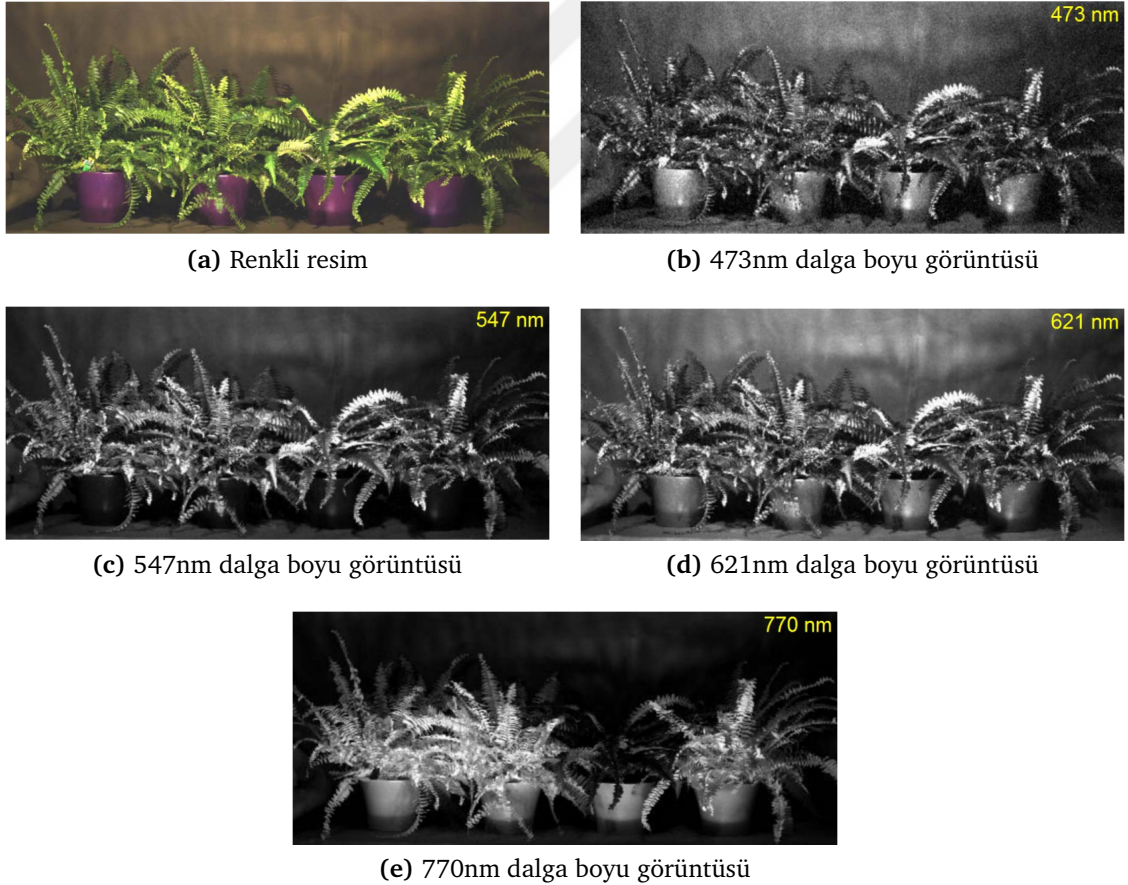
M.Ö. 4. yüzyılda Aristo, ağaç yaprakları arasındaki aralıklardan, elek deliklerinden, hasırlardaki aralıklardan, parmak aralıklarından süzülen güneş ışığının yerde dairesel parçacıklar oluşturmasından bahsetmiştir. 15. yüzyılda Leonardo da Vinci, "Antik El Yazması" kitabında bu prensibi kullanarak "*Camera Obscura (Karanlık Oda)*" adını verdiği aletin çalışma ilkelerinden bahsetmiştir. Yüzeylerinin birinde küçük bir delik bulunan kamera obscura, bu delikten geçen ışığın karşıdaki yüzeyde ters şekilde görüntü oluşturması prensibine göre çalışmaktadır. Kamera obscuranın gelişimi 1550 yıllardan sonra hız kazanmıştır. Daniello Barbera, kamera obscuraya bir diyafram düzeneği eklemiş, ardından da bu düzeneğe mercekler grubuyla güçlendirilerek net ve parlak görüntüler elde edilmiştir. Bu yıllarda içine insan girebilecek büyüklükte olan kamera obscuralar, 17. yüzyılın başlarından itibaren küçültülmüş, optik ve mekanik anlamda geliştirilmişlerdir. Bir aygıt aracılığıyla bir düzlem üzerine kaydedilen ilk fotoğraf, Joseph Nicéphore Niépce tarafından 1800'lü yılların başlarında; ilk renkli fotoğraf ise, James Clerk Maxwell tarafından 1800'lü yılların ortalarına doğru çekilmiştir. 1970'li yıllarda ise dijital fotoğraf makinelerinin üretilmesiye görüntüleme teknolojisi hız kazanmıştır.

Şekil 1.1, ışığın dalga boyuna göre sınıflandırıldığı elektromanyetik spektrumu, özel olarak *optik bölgeyi* ve optik bölgede görünür ışık bölgesi olarak adlandırılan *görünür bölgeyi* göstermektedir. Görüntüleme teknolojilerinde, spektrumdan alınan bir görüntü **spektral bant** veya **bant** olarak ifade edilmektedir. Renkli görüntüleme teknolojisi, elektromanyetik spektrumda  $0,4\mu m$  ile  $0,7\mu m$  arasında görünür bölge üzerinde çalışmaktadır. Kırmızı, yeşil ve mavi bölgelerden birer bant kullanılarak renkli görüntü elde edilmektedir; ancak teknolojinin gelişmesi ile birlikte optik



**Şekil 1.1** Elektromanyetik spektrum, optik bölge ve görünür bölge

bölgede bulunan farklı dalga boylarındaki kızılötesi ışınlar üzerinden de bilgi alınmıştır. Kızılötesi ışınlardan da bilgi edinilmesi, gözle görünmeyecek bilgilerden faydalanılarak daha anlamlı sonuçların elde edilmesine yardımcı olmaktadır.

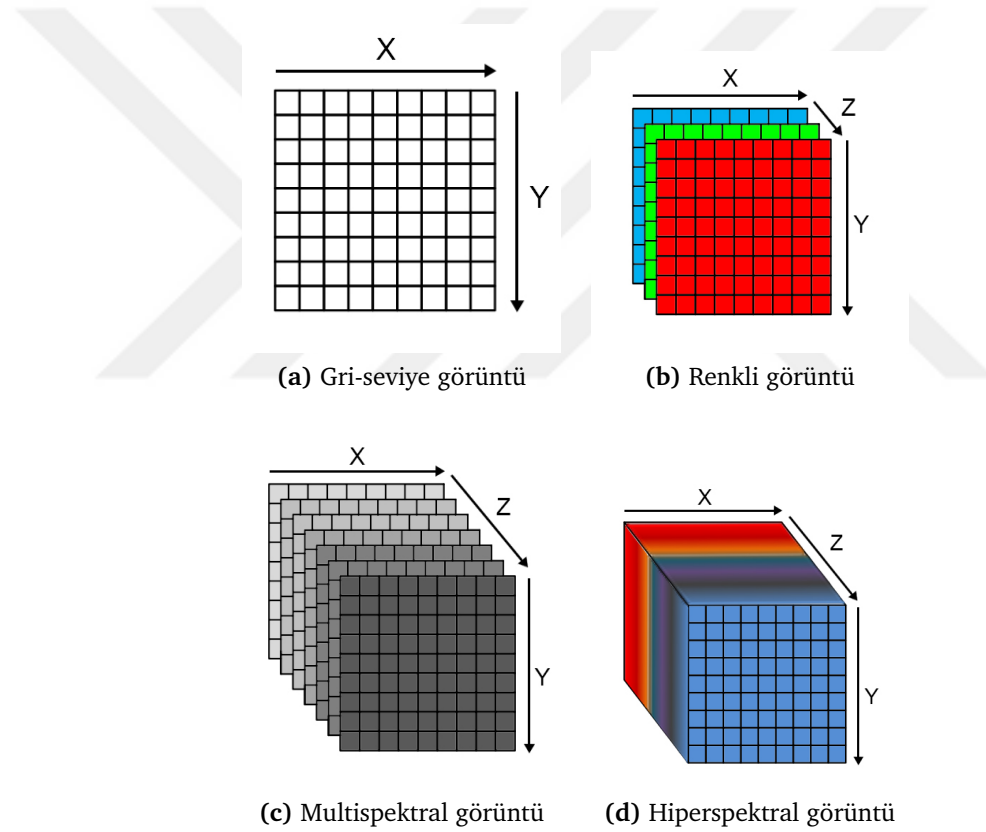


**Şekil 1.2** Yapay çiçeğin görünür bölge ve kızılötesi bölgedeki dalga boyu görüntüleri (Fotoğraf: Torbjørn Skauli, FFI)

Şekil 1.2, biri yapay olan 4 adet aşk merdiveni çiçeğinin farklı dalga boylarında alınmış

görüntülerini göstermektedir. Görünür bölge içerisindeki dalga boylarından alınan (b), (c) ve (d) numaralı resimlerde yapay olan çiçeği farketmek zor iken, kızılötesi bölgeden alınmış olan (e) numaralı resimde yapay olan çiçek kendini net şekilde göstermektedir.

Multispektral görüntüleme teknolojisi yardımıyla, görünür bölgeye ek olarak kızılötesi bölgeden bilgi alınmaktadır. Elde edilen görüntüler 4 – 10 arası bant içermektedir. Hiperspektral görüntüler ise; multispektral görüntüler gibi optik bölge üzerinde kızılötesi dahil farklı dalga boylarından bilgiler içermektedir. Ardeşık ve dar aralıklarla 100–1000 arasında bant içermektedir. Şekil 1.3, farklı görüntüleme teknolojilerinden elde edilen görüntüleri bant düzeyinde göstermektedir. Hiperspektral görüntüler çokça bant içerdiğinden küp olarak temsil edilmekte ve görüntüler **hiperspektral küp** olarak da adlandırılmaktadır.



**Şekil 1.3** Görüntüleme çeşitlerinin bant düzeyinde gösterimi

Görüntüleme teknolojisinin tarihsel gelişimi uzaktan algılama kavramını ortaya çıkarmış ve görüntüleme teknolojisi ile birlikte uzaktan algılama da gelişimini hızlandırmıştır. *Uzaktan algılama*, herhangi bir fiziksel temas olmaksızın gözlemlenen nesne hakkında bilgi toplama ve yorum yapma bilimi olarak tanımlanabilir. Uzaktan algılama bilimi daha geniş tanımıyla; hava, uydu ve uzay araçları aracılığıyla dünya ve diğer gök cisimlerinin araştırılmasıyla ilgilenmektedir.

1858 yılında Gaspard-Félix Tournachon (Nadar)'in Paris'in 1200 fit üzerinden balon ile çektiği fotoğraf, ilk hava fotoğrafıdır. Hava fotoğraflarına olan ilgi; uydu ve uzay araçlarının gelişmesine, görüntüleme cihazları ile görüntü elde edilmesine kadar sürmüştür. Multispektral görüntüleme cihazlarının çıkması ile bir adım daha ilerleyen uzaktan algılama bilimi, hiperspektral görüntülerde bantların sık ve dar aralıklarla seçilmiş olması ve görünmez optik bölge üzerinden toplanan bilgi miktarının artması ile daha büyük bir ilerleme kaydetmiştir. Hiperspektral görüntüleme teknolojisi yardımıyla, yüzeydeki nesnelere yansıyan ışınlar spektrometre adı verilen prizmaya benzer optik bileşen ile çok sayıda dalga boyu bandına ayrıştırılmakta ve ayrıştırılan enerji dedektörler yardımıyla tespit edilerek görüntü elde edilmektedir.

Hiperspektral görüntüleme teknolojisinin gelişmesi ve içerdiği zengin bilgi sayesinde birçok bilimde yer bulmuştur. Hiperspektral görüntülemenin kullanıldığı bazı alanlar ve örnek uygulamalar şu şekilde özetlenebilir:

*Yer Bilimleri:* Maden ve mineral tespiti, jeolojik haritalama, petrol ve gaz yataklarının tespiti, jeotermal araştırmalar, jeobotanik, tehlikeli gazların tespiti, rezerv büyüklüklerinin tespiti, sızıntı - akıntı tespiti ve analizi

*Tarım:* Ürünlerin türlerine göre sınıflandırılması, bitki örtüsünün kalitesinin incelenmesi, potansiyel ürün ve toprak şartlarının değerlendirilmesi, toprak karakteristiklerinin incelenmesi, çeşitli sebeplerden ötürü oluşan ürün zararlarının değerlendirilmesi, tarımsal ürünlerin mevsimlere göre gelişimi, tarıma elverişli bölgelerin tespiti

*Arkeoloji:* Arkeolojik saha tespiti, tarihi kalıntı tespiti, kalıntıların fiziksel müdahale yapılmadan analizi

*Çevre:* Ekosistem durum ve yönelim incelemeleri, vahşi yaşam nüfus tespiti, kirlilik derecesi tespiti, korunan alanların gözlemlenmesi, ormancılık, buz kirliliği, su kalitesi analizi, doğal afet etkilerinin tespiti, geri dönüşüm ayrıştırması, tehlikeli atık tespiti, orman alanlarının planlanması ve yaplanması

*Gıda:* Zararlı gıdaların tespiti, tazelik ve nem oranı kontrolü, yağ - protein - şeker miktarı analizi, bozuk ürün tespiti

*Tıp:* Optik biyopsi, operasyon sırası görüntüleme ve analiz, müdahalesiz tıbbi tanı, biyomedikal veri analizi, kanserli iç organ ve deri dokusu analizleri

*İlaç:* Etkin maddelerin tespiti, kapsüllerin incelenmesi, yabancı madde tespiti ve analizi, sahte ilaç tespiti

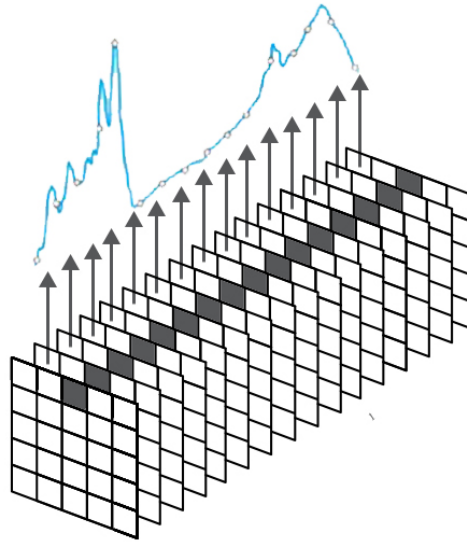
*Savunma:* Askeri hedef ve kamuflaj tespiti, mayın tespiti, gizli tnel ve maęara giriři tespiti, savař gaz ve patlayıcıların tespiti, savař uaklarının nesnelere tanınması

## 1.1 Literatr zeti

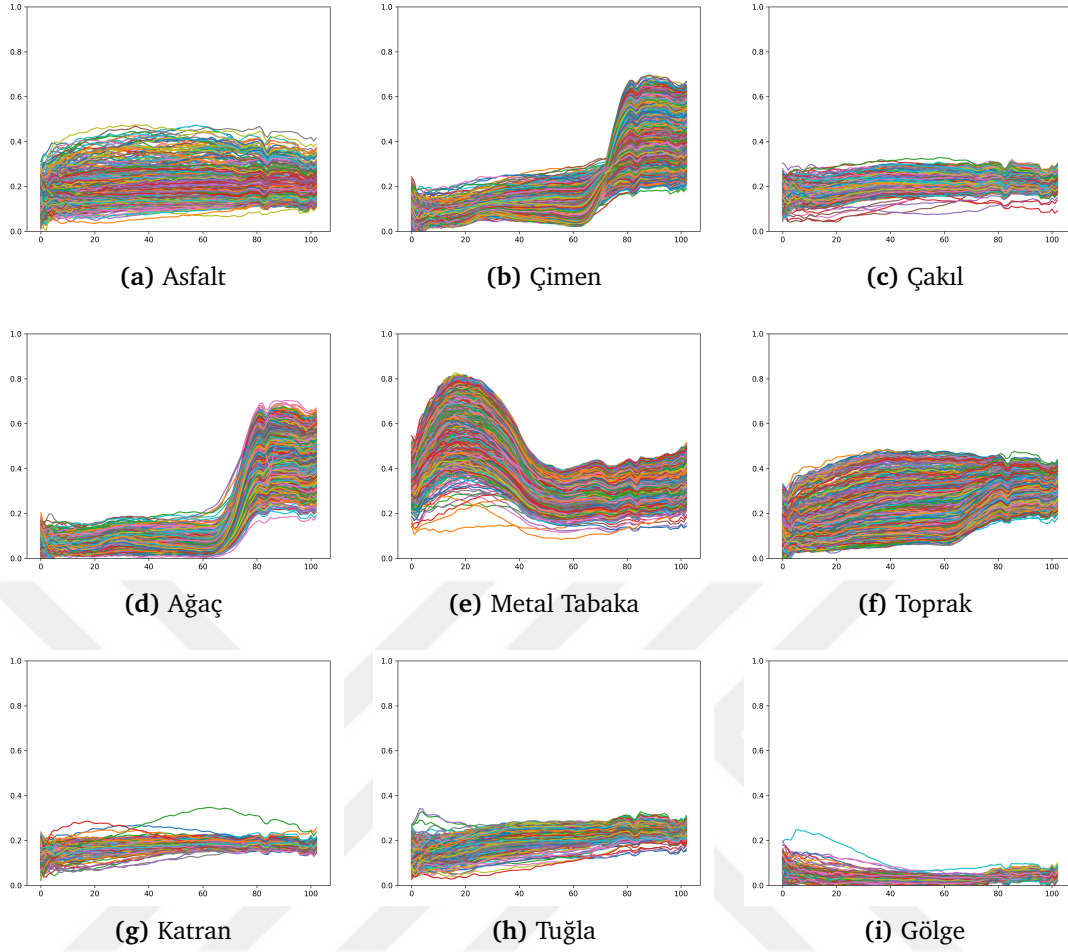
### 1.1.1 Spektral Bilgi

Nesneler, kendi madde yapılarına gre, zerlerine dřen iřınların bir kısmını emip bir kısmını yansıtmaktadırlar. Iřıęın yansıyan kısmı, algılayıcılar tarafından algılanmaktadır. Bazı nesnelere belli bařlı dalga boylarında fazla yansıma yaparken, bazı nesnelere de daha az yansıma yapmaktadır. Hiperspektral grntler; nesnelere kendilerine zg bu yansıma zellikleri barındırmaktadır.

Hiperspektral grntlerde bant sayısının yksek olması, ardıřık ve dar aralıklarla elde edilmiř olması; bir pikseli temsil eden sayıların sinyal oluřturmasını saęlamaktadır. Őekil 1.4 ile gsterilen ve *spektral bilgi* olarak isimlendirilen bu sinyal, nesnelere zg bilgiler ierdięinden **spektral imza** olarak da adlandırılmaktadır. Spektral imzaların, nesnelere zg sinyaller olmasından tr sınıflandırma ve bltleme iřlemlerinde zellik olarak tercih edilmektedir. Farklı nesnelere, farklı spektral imzalar retirken, benzer olan nesnelere ise benzer spektral imzalar oluřturmaktadır. Őekil 1.5; Pavia University veri kmesindeki dokuz sınıfın rneklere ait spektral imzaları gstermektedir. Őekil 1.5'e gre, sınıf ii benzerlik ykseken sınıflar arası benzerlik dřktr.



**Őekil 1.4** Hiperspektral grnt ve spektral imza

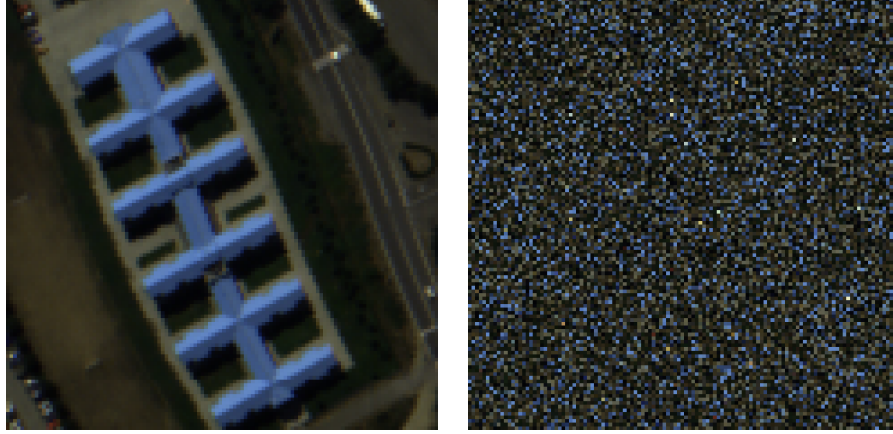


Şekil 1.5 Benzer ve farklı nesnelere ait spektral imza kıyaslaması

### 1.1.2 Uzamsal Bilgi

Hiperspektral görüntüler, fazla bant içermelerinden ötürü her bir piksel için spektral bilgiye (spektral imzaya) sahiptir. Bununla birlikte, hiperspektral görüntüler de birer resimdir. Dolayısıyla piksellerin konumları, çevrelerindeki piksellerle ilişkileri de piksel hakkında bilgi vermektedir. Şekil 1.6(a)'daki resimde Pavia University hiperspektral görüntüsünden alınan kesitin orijinali gözükmemektedir. Şekil 1.6(b)'deki resimde ise bu kesitteki piksellerin yerleri değiştirilmiştir. Bu görsellerde piksellerin spektral imzaları değişmemiş, sadece konumları yer değiştirmiştir. Dolayısıyla sadece spektral bilgiler kullanılarak eğitici öğrenme yöntemi uygulandığında, her iki kesit için de aynı sonuçlar elde edilecektir. Bu durum hiperspektral bilgilerde komşuluk bilgilerinin de kullanılması gerektiği ihtiyacını doğurmuştur.

Resimlerin komşuları ile ilişkilerini gösteren bilgilere **uzamsal bilgi** denilmektedir. Hiperspektral görüntülerde bir pikseli tanımlamak için spektral ve uzamsal bilgi kullanılmaktadır. Bu iki bilgi kullanılarak sınıflandırma ve bölütleme işlemleri yapılmaktadır.



(a) Kesit görüntü

(b) Piksellerin Yer Değiştirmiş Hali

Şekil 1.6 Hiperspektral görüntülerde piksel konumlarının önemi

### 1.1.3 Hiperspektral Görüntü Analizi

Hiperspektral görüntüleme teknolojisinin gelişmesi ile görüntü analizleri farklı bir boyut kazanmıştır. Elde edilen görüntüler ile uzamsal ve spektral bilgiler kullanılarak sınıflandırma ve bölütleme yapılabildiği gibi hiperspektral görüntülemeye özgü oluşan problemlere getirilen çözümler de literatürde önemli bir yer tutmaya başlamıştır. Örneğin uzaydan algılanan görüntüler; bulutlar, suyun ışınları emmesi vs. gibi sebeplerden ötürü gürültülü bantlara sahip olmaktadır. Gürültülü bantların temizlenmesi ayrı çalışma konusu olarak literatüre girmiştir.

Bölüm-1.1.3.1, 1.1.3.2, 1.1.3.3'te; bu tez çalışmasında başarı kriterlerini etkileyecek hiperspektral görüntülemeye özgü problemlerden bahsedilecektir:

#### 1.1.3.1 Boyutluluk Problemi/Hughes Fenomeni

Hiperspektral görüntülerde, bant sayısının fazla olması özelliklerin (spektral imza) çok fazla bilgi içermesi anlamına gelmektedir. Bilginin fazlalığı makine öğrenmesi yöntemlerinde veriyi özelleştirmeye doğru gittiğinden *boyutluluk problemine* yol açmaktadır.

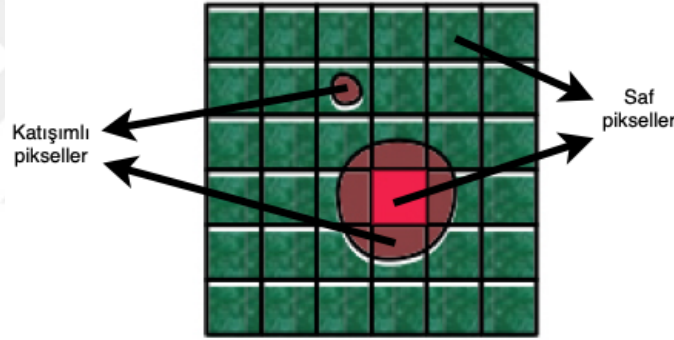
Hiperspektral görüntülerin her bir bandının büyük boyutlarda olması (uzamsal görüntünün büyük olması), görüntüler için etiketleme işlemini zorlaştırmaktadır. Bu sebepten ötürü, hiperspektral görüntülerde etiketli veri çok az olmaktadır. Etiketli verinin az olması ve bir kısmının test amaçlı ayrıştırılması, eğitim için kalan veri miktarını iyice azaltmaktadır. Eğitim verisinin azlığı, bunun yanında boyutluluk probleminin varlığı görüntü analizinde problemlere yol açmaktadır. Bu problem *Hughes Fenomeni* olarak anılmaktadır [1, 2].

### 1.1.3.2 Çözünürlük ve Katışimli Pikseller

Görüntüleme yapılırken, bir pikselin temsil ettiği gerçek alana *uzamsal çözünürlük* denilmektedir. Uzamsal çözünürlüğün düşük olması temsil edilen alanın büyük olması, yüksek olması ise temsil edilen alanın küçük olması anlamına gelmektedir.

*Spektral çözünürlük* ise nesnelerin spektral imzalarının gerçeğe yakınlığını ifade etmektedir. Spektral çözünürlüğün artması, spektral imzanın sahibi nesnesinin tek olmasına doğru gitmektedir. Spektral çözünürlüğün düşük olması, birden fazla maddenin spektral imzasının tek bir spektral imza ile temsil edildiği anlamına gelmektedir.

Uzamsal çözünürlük ve spektral çözünürlük birbiri ile ters orantılı olacak şekilde ilişkilidir. Uzamsal çözünürlüğün düşük olması görüntüye ait pikselin temsil ettiği alanın genişlemesine sebep olmaktadır. Temsil edilen alanda birden fazla nesne olması, pikseli temsil eden spektral imzada birden fazla maddeye ait yansıma bilgileri olacağından katışimli piksel sorunu ortaya çıkmaktadır.



Şekil 1.7 Katışimli pikseller

Şekil 1.7, katışimli pikseller için olabilecek durumu göstermektedir. Katışimli pikseller spektral imzaları da değiştirdiğinden sınıflandırma ve bölütleme işlemlerinde hatalara yol açmaktadırlar.

### 1.1.3.3 Diğer Problemler

Hiperspektral görüntüleme yapılırken, çeşitli çevresel sebepler görüntüde benzer nesnelerin spektral imzalarını değiştirmektedir. Bulutlu bir havada üzerine bulutun gölgesi denk gelmiş nesnelere ya da bir gökdelenin güneş ışınlarını etkilemesi ile oluşturduğu gölge, görüş açısı, atmosferik durumlar vs. spektral imzaları etkilediğinden sınıflandırma ve bölütleme işlemlerinde hatalara yol açmaktadır.

#### 1.1.4 Spektral ve Uzamsal Sınıflandırma Literatür Özeti

Hiperspektral görüntülemenin başlangıcından itibaren sınıflandırma işlemlerinde çeşitli yaklaşımlar önerilmektedir. Bu bölümde, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında literatürde önerilen yöntemlerden bahsedilmektedir. Hiperspektral görüntülerin sınıflandırılması işleminde amaç, piksellerin sınıflandırılması olduğundan bu işleme *piksel bazlı sınıflandırma (pixelwise classification)* adı verilmekte, piksellerin sınıflandırılması sonucu elde edilen çıktıya *sınıflandırma haritası* denilmektedir. Ayrıca piksellerin bölütleme (kümeleme) algoritması yardımıyla kümelenmesi sonucu elde edilen çıktıya ise *bölütleme haritası* adı verilmektedir.

Hiperspektral görüntüler ile ilgili bazı çalışmalarda sınıflandırma için sadece spektral imzalar özellik olarak kullanılmaktadır. Rasgele ormanlar[3, 4], yapay sinir ağları[5, 6], adaboost[7], destek vektör makineleri[8], seyrek yaklaşım tabanlı sınıflandırma[9, 10] ve aktif öğrenme[11–13] yöntemlerinden sınıflandırıcı olarak faydalanılmıştır. Bu sınıflandırıcılar arasında en iyi sonucun Gauss radyal tabanlı fonksiyon (RBF) kullanılan destek vektör makinelerinin (DVM) verdiği gösterilmiştir [14–16]. RBF tabanlı DVM'nin, eğitim verilerinin az olmasına karşın başarısının diğer sınıflandırıcılara göre yüksek olması hiperspektral görüntü analizlerinde sınıflandırıcı olarak sıkça kullanılmasını sağlamıştır.

Spektral bilginin sınıflandırma için yeterli olmaması, uzamsal bilginin değerlendirilmesi ihtiyacı literatürde farklı yaklaşımların kapısını açmıştır. Bu anlamda, Yulia ve arkadaşları spektral ve uzamsal bilgi kullanılarak yapılan hiperspektral görüntü sınıflandırmaları konusunda önemli çalışmalarda bulunmuşlardır. Yulia ve arkadaşları yaptıkları bir çalışmada [17]; uzamsal bilgi için spektral imzaları kullanarak gürbüz renkli morfolojik gradyan yöntemi [18] ile tek bir gradyan elde etmişlerdir. Elde edilen gradyan üzerinde Watershed kümeleme algoritması uygulanmış ve bölütleme haritası elde edilmiştir. Elde edilen bölütleme haritası ile piksel bazlı DVM sınıflandırması ile elde edilen sınıflandırma haritası çoğulcu oylama yöntemi ile birleştirilerek sonuçlar incelenmiştir. Yulia ve arkadaşları diğer bir çalışmada [19]; Watershed kümeleme algoritması için güvenli nokta (marker) bilgisi eklenmiştir. Güvenli nokta bilgisi, DVM sınıflandırma algoritmasının çıktısı olarak verilen olasılık haritası üzerinde seçilmiş piksellerdir. Olasılık haritası, bir pikselin sınıflandırma sırasında atandığı sınıfa ait olma olasılığını vermektedir. Elde edilen olasılık haritası üzerinde  $M$  pikselden fazla elemana sahip bileşenler için en yüksek olasılığa sahip  $\%P$  piksel,  $M$  bileşenden az elemana sahip bileşenler için ise  $T'$ 'den büyük olasılığa sahip tüm pikseller güvenli piksel olarak kabul edilmiştir. Sonuç olarak elde edilen bölütleme haritası ile DVM sınıflandırması sonucu elde

edilen sınıflandırma haritası çoğulcu oylama yöntemi ile birleştirilmiştir. Yulia ve arkadaşları bir başka çalışmalarında da Watershed yerine hiyerarşik kümeleme yöntemi kullanılmıştır.[20].

Yulia ve arkadaşları, sınıflandırma işlemine uzamsal bilgiyi dahil etmek için yeni bir yöntem önermişlerdir [21]. DVM sınıflandırmasında elde edilen olasılık haritası üzerinden güvenli pikselleri kullanmışlardır. Bu çalışmada güvenli pikseller kullanılarak çevrelerindeki pikseller en küçük tarama ağacı [22] yöntemi ile sınıflandırılmış elde edilen sonuçlar sınıflandırma haritası ile çoğulcu oylama yöntemi ile birleştirilmiştir. Geliştirdikleri sistemler neticesinde, Yulia ve arkadaşları birden fazla yöntem üzerinden elde edilen sınıflandırma haritaları üzerinde topluluk öğrenmesi yöntemi geliştirmişlerdir [23]. Watershed, beklenti-enbüyükleme ve hiyerarşik kümeleme algoritmalarından elde edilen bölütleme sonuçlarını DVM ile elde edilmiş piksel bazlı sınıflandırma sonucu ile ayrı ayrı çoğulcu oylama yöntemi ile birleştirmişlerdir. Sonuç olarak oluşan üç adet sınıflandırma haritasında, üç haritanın da aynı sonuca vardığı pikseller güvenli piksel olarak seçilmiş ve bu pikseller kullanılarak en küçük tarama ağacı yöntemi ile diğer piksellerin sınıfları bulunmuştur. Bing ve arkadaşları [24], önerdikleri yöntemde K-ortalamlar algoritmasına tanımladıkları komşuluk bilgisini (uzamsal bilgi) dâhil ederek algoritmayı yeniden düzenlemişlerdir. Böylece eğitici olmayan öğrenme yöntemi ile sınıflandırma yapmışlardır. Benzer şekilde, Nikolay ve arkadaşları [25], önerdikleri yöntemde K-ortalamlar++ adı verilen kümeleme algoritması ile elde edilen sonuçları DVM ile elde edilen piksel bazlı sınıflandırma sonuçları ile çoğulcu oylama ile birleştirmiştir.

Uzamsal bilginin elde edilmesinde son yıllarda süperpiksel yaklaşımları da kullanılmaktadır. Zhang ve arkadaşları [26] çalışmalarında SLIC süperpiksel algoritması kullanarak bölütleme haritası elde etmiş, yarı eğitici sınıflandırıcılar ile birlikte kullanmışlardır. Zhao ve arkadaşları [27] SLIC süperpiksel algoritması ve aktif öğrenmeye dayalı yeni bir sınıflandırma yöntemi önermişlerdir. Xie ve arkadaşları [28] çalışmalarında sınıflandırıcı olarak evrimsel sinir ağı kullanmışlardır. Ağ üzerindeki havuzlama işlemini süperpiksel bölütleme kullanarak yapmışlardır. Bai ve arkadaşları [29], adaptif graf yapısı yöntemine SLIC süperpiksel algoritmasını dahil etmişlerdir. Süperpiksellerin komşuluk durumu bilgisini kullanarak uzamsal bilgiyi elde etmişlerdir. Zhao ve arkadaşları [30] ise süperpiksel haritalarından graf tabanlı bir yaklaşım kullanmışlardır.

Leyuan ve arkadaşları[31], yaptıkları çalışmada veriyi boyut indirgeme yöntemi ile 3 banda indirmişlerdir. Ardından süperpiksel yöntemleri ile küçük homojen bölgelere ayırmışlardır. Bu bölgelerden spektral, ortalama ve ağırlıklı ortalama özellikleri çıkarılmıştır. Bu özellikler RBF kernel kullanılarak birleştirilmiştir. Ardından DVM

ile sınıflandırma yapılmıştır. Birleştirilen üç adet kernelden ötürü yönteme *çoklu kernel* adı verilmiştir. Bu yöntem birleşik kerneller (composite kernels) kategorisine girmektedir.

Chen ve arkadaşları, kernel tabanlı aşırı öğrenme makinesi (kernel extreme learning machine, KAÖM) olarak adlandırılan çok nöronlu tek bir gizli katmanı olan sinir ağı ile sınıflandırma yapmışlardır[32]. Bu çalışmada önerdikleri iki teknik vardır: Birincisinde, boyut indirgeme ile elde edilen temel bileşenler üzerinde Gabor özellikleri çıkarılmış ve KAÖM ile sınıflandırılmıştır. İkincisinde ise çoklu hipotez yöntemi ile düzenledikleri veriyi KAÖM ile sınıflandırmışlardır. Wei ve arkadaşları [33], önerdikleri yöntemlerde boyut azaltma işlemleri uygulamışlardır. Üç adet özellik çıkarılmıştır: yerel ikili örüntü (local binary pattern, local texture), Gabor özellikleri (global texture) ve spektral özellikler. Bu özellikler önerilen ilk yöntemde özellik füzyonu yöntemi ile birleştirilip AÖM ile sınıflandırılmış, diğerinde ise doğrudan AÖM sınıflandırıcısına input olarak verilmiştir.

Grafik işlem birimlerinin gelişmesi ile literatürde önemli bir popülerlik yakalayan derin sinir ağları, hiperspektral görüntü analizlerinde de kullanılmaya başlamıştır. Yushi ve arkadaşları bu kapsamda en temel yaklaşımı içerecek çalışmayı yapmışlardır [34]. Bu çalışmada spektral bilgi için spektral imzalar doğrudan kullanılmıştır. Uzamsal bilgi için ise, temel bileşenler analizi ile boyut indirgenmiş ve spektral imzası kullanılan pikselin çevresindeki  $7 \times 7$ 'lik pencerede bulunan piksellerin bilgileri tek bir vektör halinde kullanılmıştır. Elde edilen spektral ve uzamsal bilgi sinir ağları kodlayıcıları (autoencoder) yardımı ile kodlanıp lojistik regresyon ile eğitilmiştir. Bu sayede derin sinir ağları kullanılarak spektral ve uzamsal bilgi eğitilmiştir.

Derin öğrenme tabanlı yaklaşımlarda bir-[35–37], iki-[38] ve üç-[39] boyutlu evrimsel sinir ağı mimarileri kullanılmıştır. Benzer bir problem için eğitilmiş bir makine öğrenmesi modelinin, model mimarisini fazla değiştirmeden modelin bazı ağırlıklarını değiştirerek yeniden kullanmayı amaçlayan derin transfer öğrenme, hiperspektral görüntüler gibi karmaşık veriler için önemli bir çalışma alanı ve yaklaşımı olarak literatürde yer almıştır [40]. Derin öğrenme mimarilerinden GAN (Generative Adversarial Networks) [41, 42] ve RNN (Recurrent Neural Networks) [43, 44] mimarileri de hiperspektral görüntülerin spektral-uzamsal bilgi yardımıyla sınıflandırılmasında kullanılmışlardır.

Derin öğrenme yaklaşımlarının gelişmesiyle birlikte doğal dil işleme alanında da önemli gelişmeler yaşanmıştır. Bu gelişmeler neticesinde transformer tabanlı yaklaşımlarla önemli mesafeler katetilmiştir. Transformer tabanlı yaklaşımların gelişmesiyle birlikte burada edinilen birikim görüntü sınıflandırma [45–47] ve nesne

tespiti [48] yaklaşımlarında da kullanılmıştır. Spektral imzaların tek boyutlu veriler olması ve kelime temsil vektörleri olarak düşünülebilmesi, doğal dil işlemedeki algoritmaların hiperspektral görüntü sınıflandırmada kullanılabilmenin kapılarını açmıştır [49].

## 1.2 Tezin Amacı

Literatürde yapılan çalışmalar, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında spektral bilginin tek başına kullanılmasının yeterli olmadığını ortaya koymaktadır. Bu amaçla spektral bilginin yanında uzamsal bilginin de kullanılması, sınıflandırma ve bölütleme sonuçlarına önemli katkı sağlamaktadır.

Bu tez çalışmasında; hiperspektral görüntülerin doğasından kaynaklanan sorunları ele alacak şekilde, spektral ve uzamsal bilginin ileri tekniklerle değerlendirilerek piksellerin sınıflandırılması amaçlanmaktadır. Tez kapsamında, uzamsal bilginin sınıflandırma amaçlı kurgulanan sisteme dahil edilmiş şekli ve dahil edilme yerinin sınıflandırma başarımına olan etkileri incelenmektedir. Bu amaçla kullanılan ileri teknikler için spektral ve uzamsal bilgi şu üç başlık altında değerlendirilecektir:

**Spektral sınıflandırma:** Sadece spektral bilgi kullanılarak sınıflandırıcıların etkileri irdelenmektedir. Bu amaçla aşırı öğrenme makineleri ve türevlerine odaklanılmaktadır.

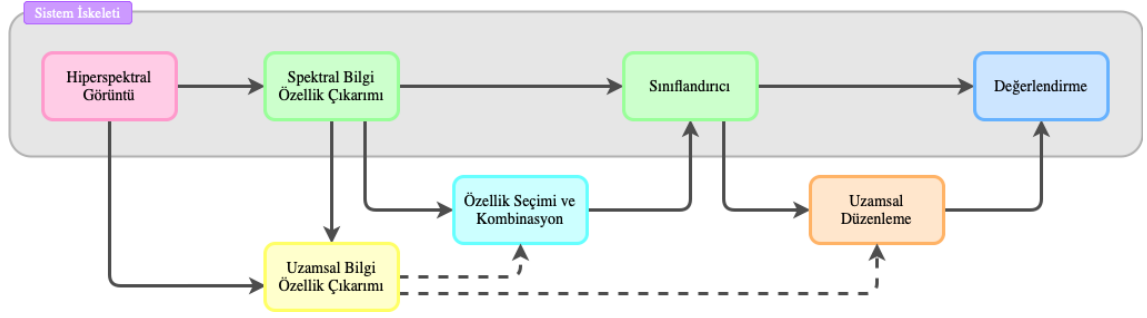
**Spektral-Uzamsal sınıflandırma (sınıflandırma sonrası):** Uzamsal bilgi sınıflandırma işlemi sonrasında dahil edilerek sınıflandırmaya etkileri irdelenmektedir. Güncel bölütleme yaklaşımları ve bu yaklaşımların hiperspektrale göre modifiye edilmesi ile sınıflandırmaya etkileri analiz edilmektedir.

**Spektral-Uzamsal sınıflandırma (sınıflandırma öncesi):** Uzamsal bilginin, sınıflandırma işlemi öncesinde sınıflandırıcıya özellik olarak eklenebilmesinin sınıflandırma başarımına etkileri irdelenmektedir. Kompozit yaklaşımların ve doğal dil işleme tabanlı ilişkisel yaklaşımların etkileri incelenmektedir.

## 1.3 Hipotez

Tez çalışmasında amaçlanan hedefler doğrultusunda; uzamsal bilginin nasıl elde edildiği, sınıflandırma sistemine hangi aşamada dahil edilmesi gerektiği, spektral ve uzamsal bilginin birleştirilebilir olup olmadığı, ileri sınıflandırma yöntemlerinin

sınıflandırmayı nasıl etkilediği incelenecektir. Bu incelemelerin sistematik ilerlemesi için Şekil 1.8’de görülen tez akış çerçevesi çizilmiştir.



**Şekil 1.8** Hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında spektral ve uzamsal bilginin birlikte kullanıldığı sistemlerin genel çerçevesi

Şekil 1.8, hiperspektral görüntülerin spektral ve uzamsal bilgi yardımıyla sınıflandırılması için kurgulanan sistemlerin genel çerçevesini göstermektedir. Sistem iskeleti; sadece spektral bilginin kullanıldığı uzamsal bilginin herhangi bir şekilde kullanılmadığı, literatürün ilk zamanlarında kullanılan sınıflandırma akışını göstermektedir. Uzamsal bilgi; sınıflandırıcıdan önce kullanılabildiği gibi sınıflandırıcıdan sonra da kullanılabilmektedir.

- *Hiperspektral Görüntü:* Piksellerinin sınıflandırılması hedeflenen hiperspektral görüntüler kullanılmaktadır. Sistemlerin başarımını kıyaslamak için literatürde yer edinmiş, Bölüm-A’da detayları verilen veri kümeleri kullanılmaktadır.
- *Spektral Bilgi Özellik Çıkarımı:* Spektral imzaların doğrudan kullanılması veya özellik çıkarılması adımı ifade etmektedir. Özellik çıkarımı için temel bileşenler analizi, kernel temel bileşenler analizi, karar sınırı özellik çıkarımı, parametrik olmayan ağırlıklı özellik çıkarımı gibi yöntemler kullanılmaktadır.
- *Uzamsal Bilgi Özellik Çıkarımı:* Spektral imzalar ve piksel konumları kullanarak uzamsal bilgi eldesi sağlanmaktadır. Çalışmalarda komşuluk penceresi, morfolojik işlemler, spektral bölütleme gibi yaklaşımlar sıklıkla kullanılmaktadır.
- *Özellik Seçimi ve Birleştirilmesi:* Eğer uzamsal bilgi bu aşamada sisteme dahil edilecekse; özellik füzyonu, kompozit kerneller, çoklu kerneller oluşturulmaktadır. Uzamsal bilgi bu aşamada dahil edilmeyecekse, doğrudan spektral bilgiden gelen özellikler kullanılmaktadır.
- *Sınıflandırıcı:* Sınıflandırıcılar gelen özelliklere göre eğitilmektedir. Bunun yanında bazı çalışmalarda birden fazla sınıflandırıcı eş zamanlı olarak kullanılmaktadır.

- *Uzamsal Düzenleme:* Uzamsal bilgi sınıflandırıcıdan bilgi aldıktan sonra da sisteme dahil edilebilmektedir. Sınıflandırıcıdan gelen sonuçlar uzamsal bilgi göz önüne alınarak yeniden düzenlenmektedir. Bu kısım için çalışmalarda çoğulcu oylama, en küçük tarama ormanı gibi yöntemler kullanılmaktadır. Bu adımı son işlem (post-processing) adımı olarak da görmek mümkündür.
- *Değerlendirme:* Sistemin çıktısı olarak elde edilen sınıflandırma haritası, Bölüm-B'de bahsedilen ölçütler yardımıyla değerlendirilmektedir.

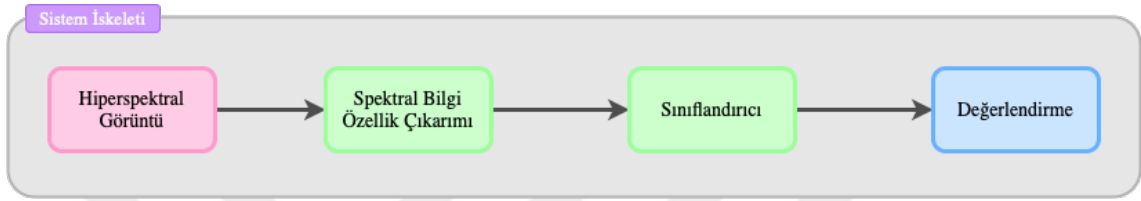
## 1.4 Tezin İçeriği

Doktora tez çalışması kapsamında yapılan araştırma, deney ve değerlendirmelerin yapıldığı bu doküman toplam beş ana bölüm, iki ek bölümden oluşmaktadır. Bölüm 1'de; tez konusuna giriş, literatür taraması, tezin amacı ve hipoteze yer verilmiştir.

Bölüm 2'de spektral sınıflandırma konusunda yapılan çalışmalar aktarılmıştır. Bu kısımda DVM sınıflandırıcısına alternatif olarak AÖM ve türevleri önerilmiştir. Bölüm 3'te uzamsal bilginin sınıflandırma sonrası sisteme dahil edildiği çözümler incelenmiştir. Bölütleme yaklaşımı olarak SLIC algoritması ve türevleri kullanılmış, bu algoritmalar HyperSLIC adıyla hiperspektral görüntülere uyarlanmıştır. Çoğulcu oylama yaklaşımları ile sınıflandırıcı sonrası birleştirme işlemi sunulmuştur. Bölüm 4'te uzamsal bilginin sınıflandırma öncesi sisteme dahil edildiği yaklaşımlar sunulmuştur. Bu bölümde evrimsel sinir ağları ve BERT-tabanlı modeller sınıflandırıcı olarak kullanılmıştır. Kompozit kernel, bölütleme algoritmaları ve yerel kovaryans matrisleri kullanılarak uzamsal bilgi sınıflandırıcılara girdi olarak verilmiştir.

Bölüm 2, 3 ve 4; kendi içerisinde literatür, teorik arka plan, deneyler ve sonuçlar, değerlendirme alt başlıklarını içermektedir.

Son bölüm olan Bölüm 5'te ise yapılan tüm araştırma ve deneylerin genel değerlendirmesine yer verilmiştir. Kullanılan veri kümeleri Bölüm A, kullanılan başarımlar ölçütleri ise Bölüm B ile sunulmuştur.



Şekil 2.1 Spektral sınıflandırma sistemi odak akışı

Spektral sınıflandırma, sadece spektral bilginin kullanılarak piksellerin sınıflandırıldığı yaklaşımdır. Şekil 2.1, bu bölümde aktarılacak olan yaklaşımın ana akışını göstermektedir.

## 2.1 Giriş

Spektral imzaların özellik olarak kullanıldığı, literatürde *piksel bazında sınıflandırma* olarak adlandırılan yaklaşım için; destek vektör makineleri (DVM) [8], yapay sinir ağları [5, 6], seyrek yaklaşım tabanlı sınıflandırma [9], AdaBoost [7], rasgele ormanlar [3, 4] ve aktif öğrenme [13] yöntemlerinden sınıflandırıcı olarak faydalanılmıştır. Spektral imza odaklı yapılmış çalışmalar arasında DVM yönteminin daha iyi sonuç verdiği, genel olarak da Gauss radyal tabanlı kernel (RBF) kullanan yaklaşımların yüksek başarımlı sonuçlar verdiği gösterilmiştir [14, 16].

Destek vektör makineleri yöntemi iyi sonuçlar vermesine karşın; ikili sınıflandırma temelli bir yaklaşım olması, matematiksel işlemlerin karmaşıklığı eğitim aşamasını zorlaştırmaktadır. Bu bölümde, DVM yöntemine alternatif olarak aşırı öğrenme makineleri (AÖM) önerilmektedir. AÖM yönteminin, eğitim ve test işlemlerinin matris işlemleri seviyesine indirgenmesi, geri beslemeli olmayıp sadece ileri beslemeli olarak tasarlanması; matris işlemlerinin optimize edildiği son yıllarda anlam kazanmıştır. Sınıflandırma için kullanılan tek-katmanlı ileri-beslemeli yapay sinir ağı tabanlı AÖM [50, 51] yöntemi; kernel yaklaşımlarınının da kullanılabildiği bir yöntemdir. Hem bu özelliği hem de DVM ve geribeslemeli yapay sinir ağlarına göre daha basit ve hızlı

çalıştığından literatürde farklı problemlerde kullanılmaktadır [52].

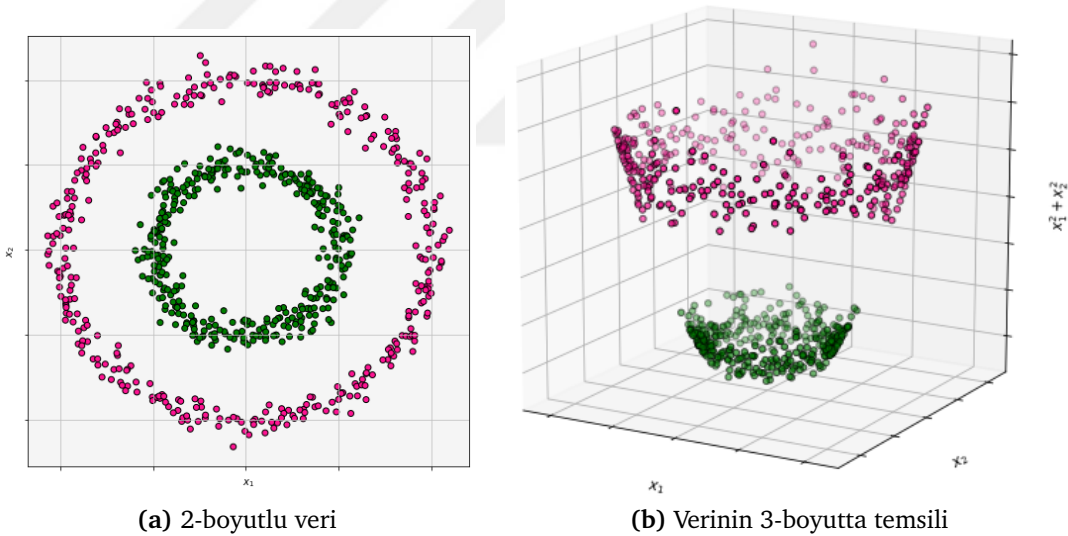
Kernel tabanlı yaklaşımların kullanıldığı algoritmalarda, eğitim veya test verilerinin miktarının artması, hafıza ve zaman maliyetini artırmaktadır. Dolayısıyla çeşitli optimizasyonlarla bu problemlerin aşılması gerekmektedir. Bu bölümde; kernel yaklaşımı, AÖM yöntemi ve bahsi geçen optimizasyonlar anlatılmaktadır.

## 2.2 Teorik Arka Plan

### 2.2.1 Kernel Yaklaşımı

#### 2.2.1.1 Lineer Ayrılamayan Veriler

Veriler, Şekil 2.2(a)'da gözüktüğü gibi buldukları uzayda lineer olarak ayrılamayabilirler. Lineer olarak ayrılamayan bu veriler, Şekil 2.2(b)'de olduğu gibi, daha üst boyuttaki uzaylarda incelendiğinde lineer olarak ayrılabilir hale gelebilmektedirler. Bu durum verilerin üst boyutlarda incelenmesinin gerekli olabileceğini göstermektedir.



Şekil 2.2 Aynı verinin farklı boyutlu uzaylarda incelenmesi

$\varphi(\cdot)$  fonksiyonunun verileri daha üst boyuta taşıdığı varsayılırsa,  $M > D$  olmak üzere  $\varphi : \mathbb{R}^D \rightarrow \mathbb{R}^M$  şeklinde tanımlanır. Örneğin Şekil 2.2(a)'da  $\mathbf{X} = (x_1, x_2)$  olarak tanımlanan bir örnek, Şekil 2.2(b)'de  $\varphi(\mathbf{X}) = (x_1, x_2, x_1^2 + x_2^2)$  olarak temsil edilmiştir. Böylece 2-boyutlu uzayda olan  $\mathbf{X}$  verisi,  $\varphi(\cdot)$  fonksiyonu aracılığıyla 3-boyutlu uzaya yükseltilmiştir. Böylece veriler, lineer olarak ayrılabilir duruma gelmiştir.

### 2.2.1.2 Kernel Fonksiyonları

Verilerin üst boyutlara taşınması, yüksek boyutlu uzaylarda çalışılması ve tekrar ait olduğu uzaya indirgenmesi, zaman ve bellek kaybına sebep olmaktadır. Kaynak maliyetini artıran bu durum *kernel fonksiyonları* yardımı ile aşılmaktadır.

$\mathbf{X}, \mathbf{Y} \in \mathbb{R}^D$  lineer olarak ayrılmayan veri kümesinde tanımlı iki örnek olsun.  $D$ -boyutlu uzayda bu iki örneğin iç çarpımı  $\langle \mathbf{X}, \mathbf{Y} \rangle = \mathbf{X} \cdot \mathbf{Y}$  olmaktadır. Ancak verinin lineer olarak ayrılmadığı düşünüldüğünden aynı işlem üst boyuta taşınarak yapılmalıdır. Böylece üst boyuttaki iç çarpım  $\langle \varphi(\mathbf{X}), \varphi(\mathbf{Y}) \rangle = \varphi(\mathbf{X}) \cdot \varphi(\mathbf{Y})$  ile ifade edilir. Burada kernel fonksiyonu  $K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \langle \varphi(\mathbf{X}), \varphi(\mathbf{Y}) \rangle$  eşitliğini sağlayacak şekilde tanımlanır. Kernel fonksiyonu aracılığıyla; üst boyuta aktarılıp işlendikten sonra tekrar mevcut boyutuna indirgenen veriler, boyut değiştirmeden mevcut boyutta yapılabilir. Bu durum kernel yaklaşımını avantajlı hale getirmektedir.

Örneğin  $\mathbf{X} = (x_1, x_2)$ ,  $\mathbf{Y} = (y_1, y_2)$ ,  $\varphi(\mathbf{X}) = (x_1^2, x_2^2, \sqrt{2}x_1x_2)$  olsun. İç çarpım; Denklem-2.1 ile gösterildiği gibi olur. Bu eşitliğe dikkat edilirse, üst boyutta yapılacak bir işlem verinin kendi boyutundaki bir işlem ile temsil edilebilmektedir.

$$\begin{aligned} \langle \varphi(\mathbf{X}), \varphi(\mathbf{Y}) \rangle &= (x_1^2, x_2^2, \sqrt{2}x_1x_2) \cdot (y_1^2, y_2^2, \sqrt{2}y_1y_2) \\ &= x_1^2y_1^2 + x_2^2y_2^2 + \sqrt{2}x_1x_2\sqrt{2}y_1y_2 \\ &= x_1^2y_1^2 + x_2^2y_2^2 + 4x_1x_2y_1y_2 \\ &= (x_1y_1 + x_2y_2)^2 \\ &= (\langle \mathbf{X}, \mathbf{Y} \rangle)^2 = K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \end{aligned} \quad (2.1)$$

Literatürde tanımlanmış sık kullanılan kernel fonksiyonları şunlardır ( $\gamma$  parametreleri ölçekleme yapmak için kullanılmaktadır):

- Lineer Kernel:  $K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \langle \mathbf{X}, \mathbf{Y} \rangle$

Bu fonksiyon, mevcut boyuttaki iç çarpımı temsil etmektedir. Dolayısıyla üst boyuta taşıma işlemi olmamaktadır.

- Polinomsal Kernel:  $K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \gamma(\langle \mathbf{X}, \mathbf{Y} \rangle + r)^d$

Formüldeki  $d$  parametresi polinomun derecesini belirtmektedir.  $r$  parametresinin sıfır olduğu durumda veriler  $D$  boyutundan  $d$  boyutuna, diğer durumlarda ise  $D$  boyutundan  $\binom{D+d}{d}$  boyutuna taşınmış olurlar.

- Radyal Tabanlı Kernel(RBF):  $K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = e^{(-\gamma\|\mathbf{X}-\mathbf{Y}\|^2)}$

En çok kullanılan kernel fonksiyonu olmakla birlikte, hiperspektral veriler için

en iyi sonucu veren kernel fonksiyonudur [14–16].

$$\begin{aligned}
e^{-\gamma\|\mathbf{X}-\mathbf{Y}\|^2} &= e^{-\gamma(\|\mathbf{X}\|^2+\|\mathbf{Y}\|^2-2\|\mathbf{X}\|\cdot\|\mathbf{Y}\|)} \\
&= e^{-\gamma(\|\mathbf{X}\|^2+\|\mathbf{Y}\|^2)} e^{2\gamma\langle\mathbf{X},\mathbf{Y}\rangle} \\
&= e^{-\gamma(\|\mathbf{X}\|^2+\|\mathbf{Y}\|^2)} \left( \sum_{n=0}^{\infty} \frac{\langle\mathbf{X},\mathbf{Y}\rangle^n}{n!} \right)^{2\gamma}
\end{aligned} \tag{2.2}$$

RBF kernel fonksiyonunda yer alan Euler fonksiyonu Taylor serisi yardımıyla ifade edildiğinde verinin sonsuz boyutta temsil edilebildiği Denklem-2.2 ile gösterilmiştir. Bu durum verilerin daha iyi temsil edilmesini ve ayrıştırılmasını sağlamaktadır.

- Sigmoid Kernel:  $K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \tanh(\gamma\langle\mathbf{X}, \mathbf{Y}\rangle + r)$

$\tanh(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1$  şeklinde de ifade edilebilen hiperbolik tanjant fonksiyonu kernel fonksiyonu olarak kullanılmaktadır.

### 2.2.1.3 Gram Matrisi

Örneklerin iç çarpım uzayının oluşturduğu matrisler *Gram matrisleri* olarak ifade edilirler.  $N$  adet örneği olan bir veri kümesindeki örnekler  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_N$  vektörleri ile ifade edilirse Gram matrisi  $G_{ij} = \langle\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j\rangle$  şeklinde tanımlanabilir. Örneklerin farklı boyuttaki uzaya geçirilmesi durumunda  $G_{ij} = \langle\varphi(\mathbf{v}_i), \varphi(\mathbf{v}_j)\rangle = K(\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j)$  şeklinde kernel fonksiyonları ile ifade edilir.

Gram matrisler,  $N \times N$  boyutlarında simetrik matris olmakla birlikte yarı-tanımlı pozitif matrislerdir.  $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^N$  tanımlanmak üzere  $\mathbf{U}^T \mathbf{G} \mathbf{U} \geq 0$  şartını sağlayan matrisler yarı-tanımlı pozitif matrislerdir.

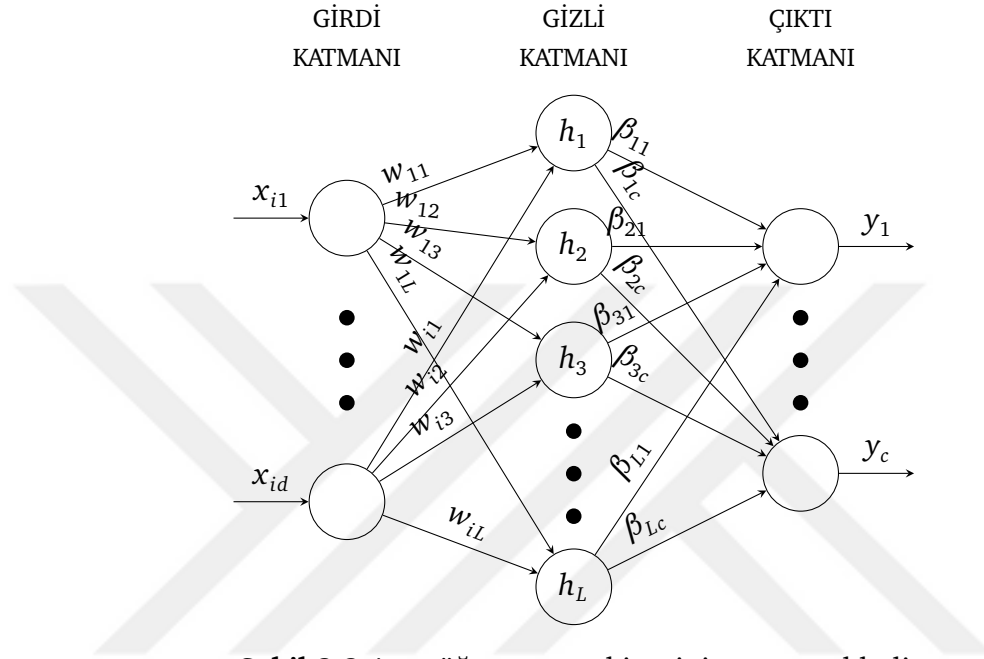
### 2.2.1.4 Birleşik Kernel Fonksiyonları

$D$  boyutlu bir veri kümesi üzerinde,  $A > D$  ve  $B > D$  olmak üzere  $\varphi : \mathbb{R}^D \rightarrow \mathbb{R}^A$  ve  $\phi : \mathbb{R}^D \rightarrow \mathbb{R}^B$  fonksiyonları tanımlanıyor. Verileri farklı boyutlardaki uzaylara geçiren bu fonksiyonlar üzerinde  $K_1(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \langle\varphi(\mathbf{X}), \varphi(\mathbf{Y})\rangle$  ve  $K_2(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \langle\phi(\mathbf{X}), \phi(\mathbf{Y})\rangle$  kernel fonksiyonları tanımlanıyor. Bu fonksiyonlar kullanılarak  $K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = K_1(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) + K_2(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$  denklemi ile elde edilen  $K$  geçerli bir kernel fonksiyonudur.

Birleşik kernel fonksiyonları, kernel fonksiyonlarının ağırlıklı ortalamaları olarak tanımlanmışlardır.  $0 \leq \omega_1, \omega_2, \dots, \omega_t \leq 1$  ve  $\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_t = 1$  olmak üzere birleşik kernel fonksiyonu olan  $K(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \omega_1 K_1(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) + \omega_2 K_2(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) + \dots + \omega_t K_t(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$  şeklinde tanımlanır.

## 2.2.2 Aşırı Öğrenme Makinesi

Aşırı öğrenme makinesi, Huang ve arkadaşları [50, 51] tarafından sınıflandırma ve regresyon yöntemi olarak önerilmiştir. Temel olarak aşırı öğrenme makineleri Şekil 2.3'de gösterildiği gibi tek bir gizli katmanı bulunan yapay sinir ağından oluşmaktadır. Eğitim aşamasında geri yayılım algoritması uygulanmamakta, sadece ileri yayılım yöntemi gerçekleştirilmektedir.



Şekil 2.3 Aşırı öğrenme makinesinin en temel hali

### 2.2.2.1 Matematik Arkaplan

$c$  sınıf sayısı,  $y_m \in \{0, 1\}, 1 \leq m \leq c$  olmak üzere  $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_m, \dots, y_c]$  olarak tanımlanmıştır.  $\mathbf{y}$  vektörüne sahip bir örnek  $m$  sınıfa ait ise  $\mathbf{y}$  vektöründe  $y_m = 1$ , diğer tüm elemanlar ise sıfırdır.  $\{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_{i=1}^N\}$  ifadesi  $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d, \mathbf{y}_i \in \mathbb{R}^c$  olmak üzere  $c$  adet sınıf üzerinde tanımlanmış  $N$  adet eğitim örneğini göstermektedir. Bu durumda tek bir gizli katmandan oluşan sinir ağının çıktısı şu şekilde ifade edilebilir:

$$f(\mathbf{x}_i) = \sum_{j=1}^L h(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w}_j + e_j) \boldsymbol{\beta}_j = \mathbf{h}(\mathbf{x}_i) \boldsymbol{\beta} = \mathbf{y}_i \quad (2.3)$$

Burada  $\mathbf{w}_j$ , gizli katmanda yer alan  $j$  numaralı nörona gelen ağırlıkların vektörünü ifade etmektedir. Benzer şekilde  $e_j$  ise gizli katmanda yer alan  $j$  numaralı nöron için belirlenmiş eşik değeridir.  $L$  gizli katmandaki nöron sayısını ifade etmekte,  $h(\cdot)$  fonksiyonu ise gizli katmandaki nöronların lineer olmayan aktivasyon fonksiyonlarını göstermektedir.  $\boldsymbol{\beta}_j$ , gizli katmandaki  $j$  numaralı nörondan çıktı katmanına giden ağırlık vektörüdür.  $\boldsymbol{\beta}_j \in \mathbb{R}^c$  olarak tanımlıdır. Ayrıca  $\boldsymbol{\beta} = [\boldsymbol{\beta}_1; \boldsymbol{\beta}_2; \dots; \boldsymbol{\beta}_L] \in \mathbb{R}^{L \times c}$

şeklinde tanımlanmıştır. Buradan sonuçla,  $N$  adet eğitim örneği toplu halde şu şekilde yazılabilir:

$$\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{Y} \quad (2.4)$$

Burada  $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1; \mathbf{y}_2; \dots; \mathbf{y}_N] \in \mathbb{R}^{N \times c}$  şeklinde tanımlanmıştır. Gizli katmanın çıktısını ifade eden  $\mathbf{H}$  şu şekildedir:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h(\mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{w}_1 + e_1) & \cdots & h(\mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{w}_L + e_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h(\mathbf{x}_N \cdot \mathbf{w}_1 + e_1) & \cdots & h(\mathbf{x}_N \cdot \mathbf{w}_L + e_L) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}(\mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ \mathbf{h}(\mathbf{x}_N) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Denklem-2.4'te verilen denklemde tanımlanan  $\mathbf{H}$  matrisi Denklem-2.5'te görüldüğü gibi simetrik değildir. Bu durumda Denklem-2.4'nin çözülebilmesi için Moore-Penrose ters matrisi[53] kullanılır. Buradan  $\mathbf{H}$  tersi olan  $\mathbf{H}^\dagger$  şu şekilde tanımlanır[51]:

$$\mathbf{H}^\dagger = \mathbf{H}^T (\mathbf{H}\mathbf{H}^T)^{-1} \quad (2.6)$$

Denklem-2.4 çözüldüğünde  $\boldsymbol{\beta} = \mathbf{H}^\dagger \mathbf{Y}$  olacaktır.

Aşırı öğrenme makinesinin hız ve performans açısından avantajlarının olmasının yanında yeterince gürbüz bir yöntem değildir. Yapısal ve deneysel işlemlerden kaynaklanabilecek bu problemi çözmek için en küçük kareler kestirimi yöntemi Denklem-2.7'deki gibi kullanılır:

$$\min L = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\beta}\|^2 + \frac{C}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{H}\boldsymbol{\beta}\|^2 \quad (2.7)$$

Burada  $C$ , düzenleme parametresidir. Denklemi çözmek için  $\boldsymbol{\beta}$ 'ye göre türev alınıp sıfıra eşitlenerek aranan  $\boldsymbol{\beta}$  bulunur.

$$\boldsymbol{\beta} + C\mathbf{H}^T(\mathbf{Y} - \mathbf{H}\boldsymbol{\beta}) = 0 \quad (2.8)$$

Denklem-2.8 çözlürken eğitim örneklerinin sayısı gizli katmandaki nöron sayısından fazla ise ( $N \geq L$  ise);

$$\boldsymbol{\beta} = \mathbf{H}^T \left( \frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{H}\mathbf{H}^T \right)^{-1} \mathbf{Y} \quad (2.9)$$

Eğitim örneklerinin sayısı gizli katmandaki nöron sayısından az ise ( $N < L$ );

$$\boldsymbol{\beta} = \left( \frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{H}^T \mathbf{H} \right)^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{Y} \quad (2.10)$$

şeklinde hesaplanır. Böylece denklem daha stabil ve daha hızlı çalışacaktır.

Elde edilen değerler Denklem-2.3'de yerine yazılırsa aşağıdaki denklem elde edilecektir:

$$f(\mathbf{x}_i) = \mathbf{h}(\mathbf{x}_i)\mathbf{H}^T \left( \frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{H}\mathbf{H}^T \right)^{-1} \mathbf{Y} \quad (2.11)$$

Bu denklem eğitim örneklerini doğrulayan, test örneklerinin sonuçlarını elde etmek için kullanılacak olan denklemdir.

### 2.2.2.2 Rastgele Aşırı Öğrenme Makinesi

Aşırı öğrenme makinesinin matematiksel arka planı incelendiğinde, girdi katmanından gizli katmana gelen  $\mathbf{w}_j$  ağırlık vektörlerinin tüm örnekler için aynı olduğu kabul edilmiştir. Geri yayılım olmadığından algoritmanın yapısı gereği bu değerler rastgele bir şekilde belirlenir. Bu durum rastgele aşırı öğrenme makinesini ifade etmektedir.

### 2.2.2.3 Kernel Aşırı Öğrenme Makinesi

Denklem-2.11'da verilen  $\mathbf{H}\mathbf{H}^T$  matrisinin  $(q, t)$  konumundaki değer  $\mathbf{h}(\mathbf{x}_q) \cdot \mathbf{h}(\mathbf{x}_t)$  çarpımına eşittir. Bu çarpım kernel yaklaşımını ifade etmektedir. Bu durumda  $\mathbf{h}(\mathbf{x}_q) \cdot \mathbf{h}(\mathbf{x}_t) = K(\mathbf{x}_q, \mathbf{x}_t)$  olmaktadır. Sonuç olarak  $\mathbf{H}\mathbf{H}^T = \mathbf{K}$  gram matrisini vermektedir. Benzer şekilde  $\mathbf{h}(\mathbf{x}_i)\mathbf{H}^T$  için de kernel yaklaşımı uygulanır. Belirtilen değerler Denklem-2.11'da yerine yerleştirilirse yeni denklem aşağıdaki gibi olacaktır:

$$f(\mathbf{x}_i) = \mathbf{h}(\mathbf{x}_i)\mathbf{H}^T \left( \frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{H}\mathbf{H}^T \right)^{-1} \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_N) \end{bmatrix}^T \left( \frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{K} \right)^{-1} \mathbf{Y} \quad (2.12)$$

Denklem-2.12 aracılığıyla kernel tabanlı aşırı öğrenme makinesi oluşturulmuş olur.

### 2.2.2.4 İndirgenmiş Kernel Aşırı Öğrenme Makinesi

Kernel yaklaşımlarında gram matrisinin boyutları veri sayısına bağlı olduğundan, çok sayıda verinin olduğu durumlarda gram matrisinin boyutları çok büyük olmaktadır. Hafıza ve zaman konusunda kısıtlamaların olması gram matrislerinin kullanılmasını engellemektedir. Bu durum indirgeme yöntemi ile kabul edilebilir derecede aşılmaktadır.

İndirgenmiş yöntemde,  $\tilde{N} \ll N$  olmak üzere, veri kümesinden rasgele  $\tilde{N}$  örnek alınır ve  $\tilde{\mathbf{X}}$  oluşturulur. Kernel aşırı öğrenme makinesi yönteminde  $\mathbf{K} = K(\tilde{\mathbf{X}}, \tilde{\mathbf{X}})$  olacak şekilde

hesaplanırken, indirgenmiş yöntem de  $\mathbf{K} = K(\mathbf{X}, \tilde{\mathbf{X}})$  olacak şekilde hesaplanır.

Denklem-2.12'e göre gram matrisinin tersi alınmaktadır. İndirgenmiş yöntemde elde edilen gram matris kare olmadığından tersinin alınması için Moore-Penrose yöntemi kullanılır. Son durumda kullanılacak olan denklem aşağıdaki gibi olur:

$$f(\mathbf{x}_i) = \begin{bmatrix} K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_N) \end{bmatrix}^T \left( \frac{\mathbf{I}}{C} + K(\mathbf{X}, \tilde{\mathbf{X}})^T K(\mathbf{X}, \tilde{\mathbf{X}}) \right)^{-1} K(\mathbf{X}, \tilde{\mathbf{X}})^T \mathbf{Y} \quad (2.13)$$

### 2.2.2.5 Bagging Kernel Aşırı Öğrenme Makinesi

Bagging[54], zayıf kullanıcılardan oluşan temel bir kollektif öğrenme algoritmasıdır. Her bir zayıf sınıflandırıcı için veri kümesinden  $r$  örnekleme oranına göre alt küme seçilir ve elde edilen alt küme ile zayıf sınıflandırıcı eğitilir. Zayıf sınıflandırıcıların girdi örneklerine verdiği yanıtlar çoğulcu oylama ile belirlenir.

Samat ve arkadaşları, 2014 yılında zayıf sınıflandırıcı olarak aşırı öğrenme makinesi kullanmışlardır[55]. Bu sayede aşırı öğrenme makinelerinin hızından ve işlem yeteneğinden, bagging algoritmasının da paralelleştirilebilme ve başarımlı özelliklerinden faydalanılmıştır. Bu tez çalışmasında zayıf sınıflandırıcı olmamasına karşın, bagging için kernel aşırı öğrenme makinesi kullanılmıştır. Gram matrisleri kullanıldığından daha stabil sonuçlar vermesi bakımından kernel aşırı öğrenme makineleri tercih edilmiştir.

---

#### Algoritma 1 Bagging KAÖM

---

- 1: **Girdi:** KAÖM: temel sınıflandırıcı,  $Q$ : temel sınıflandırıcı sayısı,  $r$ : Örnekleme oranı,  $X$ : eğitim verisi
  - 2: **for**  $t = 1$ 'den  $Q$ 'ya kadar **do**
  - 3:      $r$  oranını kullanarak  $\mathbf{X}$  kümesinden  $\mathbf{X}_t$  alt kümesi seçilir
  - 4:     KAÖM $_t$ , seçilen  $\mathbf{X}_t$  ile eğitilir.
  - 5:      $K(\mathbf{X}_t, \mathbf{X}_t)$  gram matrisi hesaplanır.
  - 6:     Gram matrisi kullanılarak  $\beta$  hesaplanır.
- 

Algoritma 1, bu çalışmada kullanılan kernel aşırı öğrenme makinesi tabanlı bagging yaklaşımının adımlarını göstermektedir.  $Q$  adet temel sınıflandırıcı,  $r$  oranı yardımıyla örneklenerek seçilen  $\mathbf{X}_t$  eğitim örneği alt kümesi yardımıyla eğitilmektedir. Eğitim; KAÖM ile yapıldığından, önce gram matrisi hesaplanır ve sonrasında ise aşırı öğrenme makinesi için  $\beta$  hesabı yapılır.

## 2.3 Deneyler ve Sonular

### 2.3.1 Deney 1

İlk deney alıřmasında, literatürde sıklıkla kullanılan destek vektör makinelerine alternatif olarak aşırı öğrenme makinelerinin kullanıldığı durumun analizi yapılmıştır. RBF tabanlı DVM; AÖM türevleri ile kıyaslanmıştır. Bunlara ek olarak Bagging kollektif öğrenme yöntemi yardımıyla zayıf kullanıcı olarak değerlendirilmesinin sonuçları incelenmiştir. Böylece spektral verinin tek başına kullanıldığı durumlarda alternatif sınıflandırıcılar aranmıştır.

Kernel aşırı öğrenme makinesinin test işlemlerinde Denklem-2.12'e göre eğitim verileri ile test verilerinin gram matrisi hesaplanmaktadır. Dolayısıyla sınıflandırma işlemlerinde eğitim verileri saklanarak test işlemlerinde kullanılmaktadır. Bu durum hafızada çok sayıda veri tutulmasına sebep olmaktadır. Bu problemi çözmek için indirgenmiş kernel aşırı öğrenme makinesi de kullanılmıştır.

Tüm kıyaslamalar Pavia Üniversitesi ve Salinas sahneleri üzerinde yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 2.1 ile gösterilmiştir.

**Tablo 2.1** AÖM ve türevlerinin DVM ile kıyaslamalı sonuçları

	Pavia Üniversitesi	Salinas
DVM	80,30	95,08
AÖM	74,98	92,75
BagAÖM	75,39	93,04
KAÖM	81,21	94,91
BagKAÖM	82,27	95,04
İKAÖM-100	80,24	90,10
BagİKAÖM-100	81,51	90,40

Tablo 2.1'deki sonuçlar incelendiğinde, temel AÖM yaklaşımı DVM kadar başarılı sonuçlar vermemiştir. Ancak kernel yaklaşımı dahil edildiğinde, diğer bir deyişle KAÖM kullanıldığında, Pavia Üniversitesi sahnesinde DVM'den yüksek, Salinas sahnesinde ise DVM ile benzer sonuçlar alınmıştır. Bu durum kernel yaklaşımının başarıma olan katkısının yanında KAÖM'ün DVM'ye alternatif olarak kullanılabilmesini de göstermiştir.

Kernel yaklaşımlarının başarıma katkıları Bagging yöntemlerinde de görülmüştür. Bagging yöntemi ile yapılan sınıflandırmalarda, Bagging kullanılmayan duruma göre sınırlı miktarlarda artış olmuştur. Bu artış, kollektif karar verme neticesinde gerçekleşmiştir. İndirgenmiş KAÖM yaklaşımlarında eğitim alt küme eleman sayısı 100 olarak seçilmiştir. İndirgenmiş olması dolayısıyla başarımlarda kayıplar olsa bile hız ve hafıza olarak önemli avantajlar elde edilmiştir. Dikkat çeken bir diğer nokta, Bagging

yaklaşımındaki neredeyse artış olmamıştır. Bu durum indirgenmiş olan yöntemin daha benzer sonuçlar verebilmesinden kaynaklanmaktadır.

Pavia Üniversitesi, Salinas sahnesine göre daha karmaşıktır. Pikseller içerisine düşen alanın büyük olması, piksellerin homojen olmasını engellediğinden başarımlar daha düşük çıkmıştır. Buna karşın, Salinas daha homojen piksellerden oluştuğundan başarımlar spektral bilgi kullanımında da yüksek çıkmıştır.

### 2.3.2 Deney 2

Bu deney çalışmasında indirgenmiş KAÖM ile indirgenmemiş KAÖM arasındaki performans ve başarımlar karşılaştırılması yapılmıştır. Çalışmalarda Pavia merkez bölgesi sahnesi kullanılmıştır.

Çalışmada yapılan tüm işlemler Python 3.6 sürümü ve scikit-learn[56] modülü kullanılarak yapılmıştır. RBF tabanlı kernel yaklaşımlarının başarısından dolayı [14, 16] bu çalışmanın tamamında RBF kernel fonksiyonu kullanılmıştır. İndirgenmiş yöntem için seçilecek olan alt kümenin eleman sayısı ( $\tilde{N}$ ), eğitim verisinin %10'u olacak şekilde ayarlanmıştır. Diğer bir deyişle  $\tilde{N} = 0.1 \times N$ .

Her bir sınıftan eşit sayıda örnek alarak ( $C_{N_i}$ ) eğitilen İKAÖM ve KAÖM, işaretli veya işaretsiz tüm veri için test edilmiştir. Test başarımları ise sadece işaretli veri üzerinden verilmiştir. Başarımlar sonuçları yüzdelik olarak Tablo 2.2'de, eğitim ve test işleminin toplam süresi Tablo 2.3'de, elde edilen sınıflandırma haritaları ise Şekil 2.4'te gösterilmiştir.

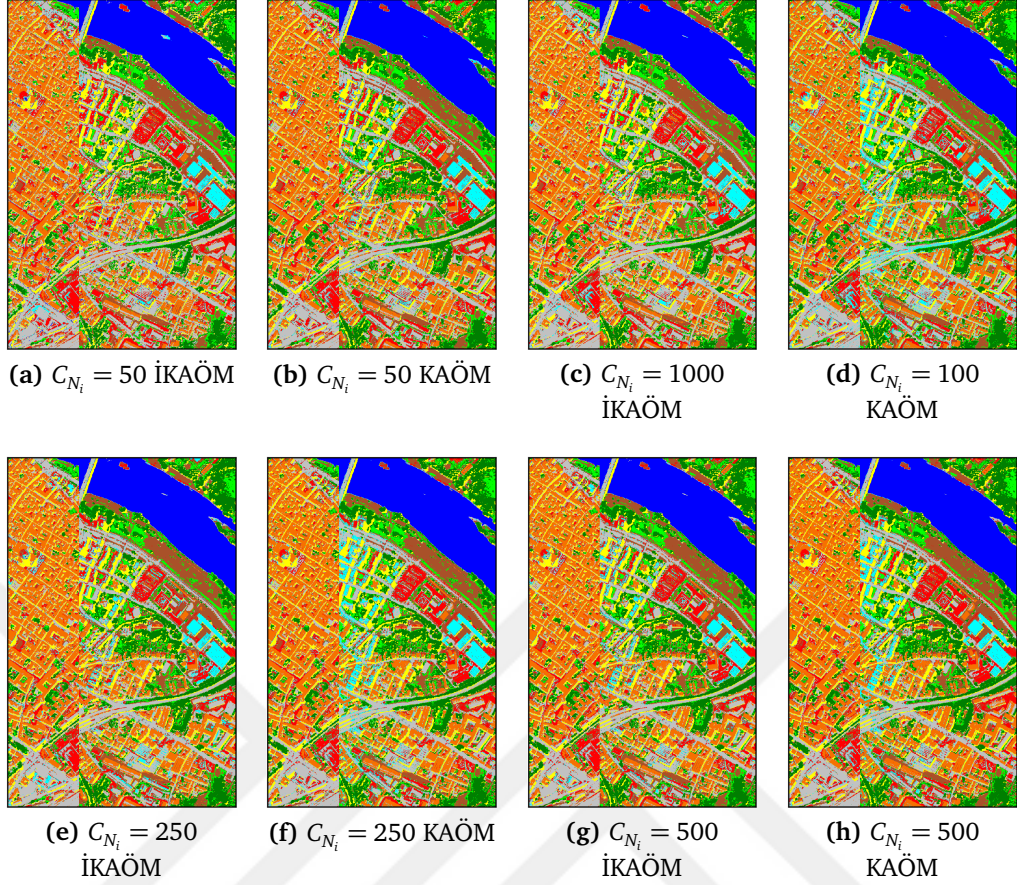
**Tablo 2.2** Elde edilen sonuçlar(%)

	Her Bir Sınıfın Eğitim Kümesindeki Eleman Sayısı ( $C_{N_i}$ )			
	50	100	250	500
İKAÖM	95,236	96,106	97,210	97,757
KAÖM	97,060	97,978	98,400	98,688

**Tablo 2.3** Saniye cinsinden çalışma süreleri

	Her Bir Sınıfın Eğitim Kümesindeki Eleman Sayısı ( $C_{N_i}$ )			
	50	100	250	500
İKAÖM	0,79696	1,35952	2,59403	5,09430
KAÖM	5,03179	10,04796	24,34637	52,97445

Bu çalışmada, kernel yaklaşımların başarısı dikkate alınarak çok sayıda eğitim veya test verisi içeren hiperspektral görüntülerde indirgenmiş kernel aşırı öğrenme



**Şekil 2.4** Her sınıf için alınan örnek sayısına göre tüm görüntünün İKAÖM ve KAÖM kullanılarak sınıflandırıldığında elde edilen sınıflandırma haritaları

makinesi kullanmanın zaman ve hafıza üzerindeki iyileştirilmesi incelenmiştir. Tablo 2.2'e göre, başarımlar indirgenmiş yöntemde normal yöntemde göre her zaman düşük çıkmıştır. Bu durum, İKAÖM yönteminde tüm eğitim verilerin temsil eden bir alt küme kullanıldığından beklenen bir durumdur. Buna rağmen en büyük kayıp 1,824 ile  $C_{N_i} = 50$  seçildiğinde olmuştur. Ancak Tablo 2.3 incelendiğinde sınıflardan alınan örnek sayısı arttıkça ve bununla birlikte indirgenmiş yöntemdeki alt kümenin veri sayısı arttıkça KAÖM'e göre daha hızlı çalıştığı gözükmektedir. Tabloya göre İKAÖM zaman açısından KAÖM'e göre yaklaşık olarak 10 kat daha hızlı çalışmaktadır.

## 2.4 Değerlendirme

Bu bölümde, spektral bilginin tek başına kullanıldığı durumlarda sınıflandırma çıktılarını görmek; alternatif sınıflandırıcılar seçerek sisteme katkıda bulunmak hedeflenmiştir. Bu amaçla literatürde sıklıkla kullanılan RBF tabanlı DVM yöntemine alternatif olarak aşırı öğrenme makineleri önerilmiştir.

Aşırı öğrenme makineleri; paralelleştirilebilir, matris çarpma işlemlerinden oluşan

temel ve basit bir yapıya sahip olması itibariyle kullanımı kolay ve hızlıdır. Kernel yaklaşımları ile kullanılabilir olması, eğitim aşamalarının temel matematik işlemlerden oluşması DVM'ye alternatif olmasını sağlamıştır. İndirgenmiş yöntem ile başarımdan küçük kayıplarla, daha hızlı ve pratik çözümler de elde edilebilmektedir.

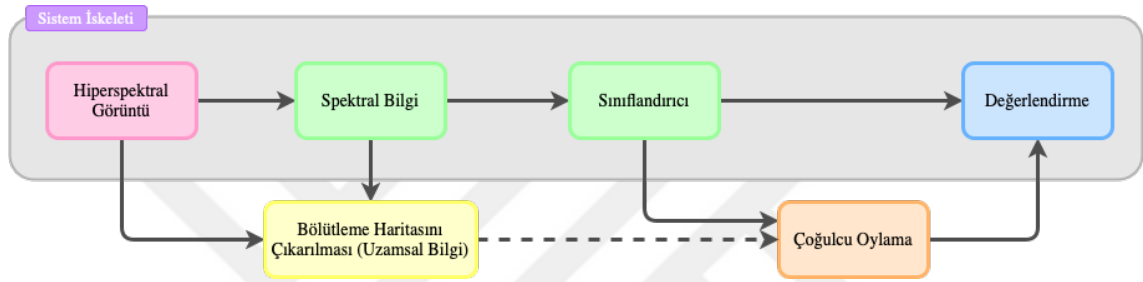
Yapılan deneyler, AÖM ve türevlerinin RBF tabanlı DVM'ye alternatif olabileceğini göstermiştir. Başarımlardaki artış, zamandaki kazanç AÖM yöntemlerini cazip kılmıştır. Bagging yaklaşımları ile de bu cazibe artırılmıştır.

Tezin diğer bölümlerinde, uzamsal bilgi kullanımının dahil edildiği sistemlerde AÖM ve türevlerine de yer verilecektir. Uzamsal bilgi ediniminin sisteme kattığı yük, AÖM yöntemleri ile tölere edilecektir. Ayrıca AÖM yöntemlerinin uzamsal bilgiye olan duyarlılığı da gösterilecektir.



# 3

## SPEKTRAL – UZAMSAL SINIFLANDIRMA (SINIFLANDIRICI SONRASI)



Şekil 3.1 Uzamsal bilginin sınıflandırıcı sonrası kullanıldığı sistemin odak akışı

Bu bölümde uzamsal bilginin, sınıflandırıcı sonrasında sisteme dahil edilmesi incelenmektedir. Bu kapsamda Şekil 3.1’de yer alan diyagram, bu bölümde aktarılabilecek yaklaşımın akışını göstermektedir.

### 3.1 Giriş

Uzamsal bilginin, sınıflandırıcı sonrası dahil edildiği sistemlerde bölütleme yaklaşımları önplana çıkmaktadır. Spektral bilgi yardımıyla, tüm pikseller sınıflandırılmakta ve sınıflandırma haritası elde edilmektedir. Buna paralel olarak, piksellerin spektral bilgileriyle bölütleme yaklaşımları kullanılarak bölütleme haritaları oluşturulmaktadır. Sınıflandırma haritaları oluşturulurken, etiketli veri yardımıyla bir sınıflandırıcı eğitilmekte; eğitilen sınıflandırıcı yardımıyla da tüm pikseller sınıflandırılmaktadır. Eğitimde kullanılacak etiketli veri sayısının sınırlı olması, sınıflandırıcının yeterince verimli eğitilmesini engellemektedir. Dolayısıyla sınıflandırıcının kalitesi, eğitim verisinin kalite ve sayısına bağlıdır. Uzamsal bilginin elde edildiği bölütleme haritaları için kullanılan çözümler etiketli veri istemediğinden tüm pikseller algoritmalara girdi olarak verilmektedir. Böylece bölütler belirlenirken tüm pikseller dahil edildiğinden benzer pikseller bir bölüt olarak temsil edilebilmektedir.

Bölütleme haritaları ile pikseller gruplandırılmakta ancak sınıf bilgisi atanmamaktadır. Sınıflandırma haritaları ile sınıf bilgisi atanmakta ancak başarımları yeterli olmamaktadır. Bu iki haritanın birleştirilmesi gerekmektedir. Bu amaçla literatürde çoğulcu oylama yöntemi [17, 57] sıklıkla kullanılmaktadır. Buna ek olarak tez kapsamında yerel çoğulcu oylama yaklaşımı geliştirilmiştir.

Uzamsal bilginin kullanıldığı bölütleme yaklaşımları, tasvir edilen akışın önemli adımlarından biridir. Bu amaçla literatürde; Watershed, beklenti-embüyükleme, hiyerarşik kümeleme [23], k-ortalamlar++ [25] algoritmaları kullanılmıştır.

Bölütleme alanında son yıllarda süperpiksel yaklaşımları ön plana çıkmaktadır. Bu yaklaşımlar; sunduğu faydalar sebebiyle hiperspektral görüntü sınıflandırma çalışmalarında kullanılmıştır ve yüksek performans alındığı gözlemlenmiştir. Huang ve arkadaşları [58] yaptıkları çalışmada, süperpiksel bölütlemeye elde ettikleri sonuçları yerel ikili örüntüler ile çoklu-kernel yöntemi ile kullanmışlardır. Zhang ve arkadaşları [59], arazi görüntülerinin sınıflandırılmasında süperpiksel yaklaşımları kullanarak aşırı öğrenme makineleri ile sınıflandırma yapmışlardır. SLIC algoritmasının kullanımı diğerlerine göre daha kolaydır ve algoritma hızlı çalışmaktadır [31]. Bu amaçla Zhang ve arkadaşları [26] yaptıkları diğer çalışmada SLIC algoritması sonucunda elde edilen bölütleme haritasını yarı eğitimli yaklaşımlarla kullanarak sınıflandırmasını yapmışlardır. Zhang ve arkadaşları [60] yaptıkları çalışma ile hiperspektral görüntülerin boyut indirgemesinde SLIC algoritmasını kullanmışlardır. Bölütleme sonucunda çıkan benzerlik bilgisi çeşitli yöntemlere entegre edilerek hızlı ve gürbüz sonuçlar almışlardır. Zhao ve arkadaşları [27] yaptıkları çalışma ile SLIC ve aktif öğrenmeye dayalı yeni bir sınıflandırma yöntemi önermişlerdir. SLIC algoritmasına girdi olarak hiperspektral görüntü boyut indirgemesi yapılarak üç bant olacak şekilde verilmiştir.

Bai ve arkadaşları [29], adaptif graf yapısı yöntemini kullanırken gerekli segmentasyon bilgisi için SLIC süperpiksel algoritmasını kullanmışlardır. Çalışmalarında, elde edilen süperpiksellerin komşuluk durumu üzerinden dikkat matrisleri oluşturularak uzamsal bilgiyi sistemlerine dahil etmişlerdir. Zhao ve arkadaşları [30], düşük başarımlı ve sınırlı etiketli veri probleminin üstesinden gelmek için farklı büyüklüklerde oluşturdukları süperpiksel haritalarını kullanarak graf tabanlı bir çözüm önermişlerdir. Xie ve arkadaşları [28] yaptıkları çalışmada hiperspektral görüntü sınıflandırma için kullandıkları evrimsel sinir ağı içerisine süperpiksel yaklaşımlarını dahil etmişlerdir. Sınırlı etiketli eğitim verisi problemini aşmak için ağ üzerindeki pooling yaklaşımları süperpiksel bölütleme kullanılarak yapılmıştır.

Süperpiksellerin tespiti üzerinde çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bu yaklaşımlardan en popülerleri SLIC algoritmasıdır. SLIC algoritmasının anlaşılmasının ve kodlanmasının kolay olduğu, hızlı ve verimli çalışan bir yaklaşım olduğu; hiperspektral görüntü sınıflandırmada diğer süperpiksel algoritmalarına nazaran daha etkili olduğu bu bölümde gösterilmektedir. Buldukları bölgelere anlamlı şekilde adapte olan süperpikseller birleştirilerek daha büyük bölgelerin oluşturulmasının sınıflandırmaya etkileri incelenmektedir. Literatürde kullanılan SLIC algoritması doğası gereği üç bantlı RGB görüntüleri girdi olarak kabul etmekte ve CIELAB uzayına çevirmektedir. Hiperspektral görüntülerin SLIC algoritmasında kullanılması için boyut indirgeme yöntemleri yardımıyla yüzlerce banttan üç banda indirmesi yapılmaktadır. Elde edilen üç bant RGB olarak kabul edilip SLIC algoritması tarafından CIELAB uzayına çevirmektedir. Bu durum zaman maliyeti getirmesinin yanında bilgi kayıplarına yol açtığından sınıflandırma başarımları düşük olmaktadır. Tez kapsamında, bu sorunun üstesinden gelmek için HyperSLIC yaklaşımı geliştirilmiştir. HyperSLIC yaklaşımına göre, SLIC algoritmasının yüzlerce bant içeren hiperspektral görüntülerin yapısına uygun olarak değiştirilmektedir.

Bu bölümde süperpiksel yaklaşımlarından; Felzenszwalb'ın etkin graf tabanlı bölütlemesi [61], hızlı ötelemeli resim bölütleme [62], basit doğrusal yinelemeli kümeleme (SLIC) [63] algoritmalarının sınıflandırmaya katkısı incelenecektir. Buna ek olarak süperpiksellerin anlamlı şekilde birleştirildiği SLIC-DBSCAN [64] ve tez kapsamında geliştirilen HyperSLIC, HyperSLIC-DBSCAN algoritmaları incelenecektir. Süperpiksel yaklaşımları dışında, bölütleme algoritmaları arasında ılımlı görülen bulanık c-ortalama ve kaç kümeye ayrılacağı bilgisini girdi olarak almayan Dirichlet karışım modeli incelenecektir.

## **3.2 Teorik Arka Plan**

### **3.2.1 Süperpiksel Yaklaşımları**

Süperpiksel yaklaşımı, görüntü işleme ve bilgisayarlı görü alanlarında bölütleme [65], nesne takibi [66] vs. gibi konularda önemli bir yere sahiptir. Süperpikseller, piksellerin oluşturduğu küçük bölgeleri temsil etmektedir; ancak bu bölgeler buldukları yapının şekline ve boyutuna uyumlu olarak belirlendiğinden fazlaca bilgi içermektedir. Bu durumundan ötürü uzamsal bilginin kullanıldığı birçok çalışmada yer almıştır.

Şekil 3.2, süperpiksel yaklaşımı ile elde edilmiş bir bölütleme örneğini göstermektedir. Resim üzerinde farklı sayılarda süperpiksel belirlenerek elde edilmiş parçalar gözükmemektedir. Farklı sayıda, farklı adaptasyon parametrelerinde süperpikseller buldukları bölgelerin şekil ve boyutlarına uygun olarak oluşmuşlardır.



Şekil 3.2 Süperpiksel ile bölütlenmiş resim örneği

### 3.2.1.1 Felzenszwalb'ın Etkin Graf Tabanlı Bölütlemesi

Felzenszwalb'ın etkin graf tabanlı bölütleme yöntemi (Felzenszwalb's efficient graph based segmentation, FS)[61], yerel varyasyon bölütlemesi olarak da anılan graf tabanlı bir algoritmadır. Bölgeleri birleştirme mantığı üzerine dizayn edilmiştir.

---

#### Algoritma 2 Felzenszwalb'ın Etkin Graf Tabanlı Bölütleme Yöntemi

---

- 1:  $n$  düğüm sayısı ve  $e$  kenarının ağırlığı  $w_e$  ( $e \in E$ ) olmak üzere  $G = (V, E)$  ağırlıklı grafı verilir
  - 2: Her düğüm bir bölgedir,  $S^0 = (C_1, C_2, \dots, C_n)$
  - 3:  $(e_1, e_2, \dots, e_m)$  kenarları ağırlıklarına göre azalmayan şekilde sıralanır
  - 4: **for all**  $q = 1, 2, \dots, m$  **do**
  - 5:      $e_q = (v_i, v_j)$
  - 6:     **if**  $(C_i^{q-1} \neq C_j^{q-1}) \wedge (w(e_q) \leq MInt(C_i^{q-1}, C_j^{q-1}))$  **then**
  - 7:          $S^q = S^{q-1} \cup \{C_i^{q-1} \cup C_j^{q-1}\} \setminus \{C_i^{q-1}, C_j^{q-1}\}$
  - 8:     **else**
  - 9:          $S^q = S^{q-1}$
  - 10: **return**  $S = S^m$
- 

Algoritma 2, FS algoritmasının kabakodunu göstermektedir. Burada  $v_i$ ,  $C_i^{q-1}$ 'in üyesi,  $v_j$  ise  $C_j^{q-1}$ 'in üyesidir.  $C_i$  ve  $C_j$  bağımsız iki bölgedir.  $e_q$  ise  $v_i$  ile  $v_j$  arasındaki bağlantıyı göstermektedir. Burada  $MInt(C_i, C_j)$  şu şekilde tanımlanmıştır:

$$MInt(C_i, C_j) = \min\left(Int(C_i) + \frac{K}{|C_i|}, Int(C_j) + \frac{K}{|C_j|}\right) \quad (3.1)$$

$Int(C_i)$  fonksiyonu  $Int(C_i) = \max_{e \in MST(C_i)} w_e$  şeklinde tanımlanmıştır. Bu fonksiyon  $C_i$  bölgesi üzerinde oluşturulmuş en küçük tarama ağacında en büyük ağırlığa sahip kenarın ağırlık bilgisini vermektedir.  $|C_i|$ , bölgede bulunan düğüm sayısını ifade etmektedir.  $K$  ise kullanıcı tarafından verilen bir parametredir. Dolayısıyla  $MInt$ , iki bölge arasındaki harici farkı vermektedir.

### 3.2.1.2 Hızlı Ötelemeli Resim Bölütleme

Hızlı Ötelemeli Resim Bölütleme (Quick Shift Image Segmentation, QS)[62], ortalama ötemeli tabanlı mod arama algoritmasıdır. Bu yaklaşımda, Denklem-3.2'de görüldüğü gibi piksellerin Parzen yoğunluk kestirimleri  $\sigma$  standart sapmalı Gaussian kernel kullanılarak hesaplanır.

$$E(i, j) = P(i, j, I(i, j)) = \sum_{i', j'} \frac{1}{(2\pi\sigma)^{d+2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \begin{bmatrix} i - i' \\ j - j' \\ I(i, j) - I(i', j') \end{bmatrix}\right) \quad (3.2)$$

Pencere içerisindeki  $(i', j')$  konumundaki piksel,  $E(i', j') > E(i, j)$  şartını sağlıyorsa  $(i', j') > P(i, j)$  şeklinde yazılabilir.  $(i', j')$  pencere içerisindeki en yüksek yoğunluk kestirimine sahip pikseli göstermektedir. Denklem-3.3'e göre merkez piksel ile pencere içerisindeki en yüksek yoğunluk kestirimine sahip en yakın piksel belirlenir. Merkez piksel ile belirlenen piksel birbirine bağlanır. Bu bağlantılar ile ağaç yapısı oluşturulmuş olur. Ağaçtaki bağlantılar belli bir uzaklığa göre koparılarak süperpikseller oluşturulmuş olur.

$$dist(i, j) = \min_{(i', j') > P(i, j)} ((i - i')^2 + (j - j')^2 + \|I(i, j) - I(i', j')\|_2^2) \quad (3.3)$$

QS algoritması sınırları, FS algoritmasına nispeten daha iyi bulmaktadır; ancak oldukça yavaş çalışmaktadır. Süperpiksellerin boyutunun veya sayısının doğrudan kontrol etmenize izin vermemektedir.

### 3.2.1.3 Basit Doğrusal Yinelemeli Kümeleme (SLIC)

Basit Doğrusal Yinelemeli Kümeleme (Simple Linear Iterative Clustering, SLIC)[63], CIELAB renk uzayı ve  $x - y$  piksel pozisyonunu kullanan uzaklık metriğine göre çalışan,  $k$ -ortalamalar algoritması tabanlı bir yöntemdir. Algoritma basit olmasına rağmen, çok etkindir.

SLIC algoritması,  $k$ -ortalamalar tabanlıdır; ancak iki temel farkı vardır. Birincisi, uzaklık hesaplamaları süperpiksel boyutu ile sınırlıdır. Böylece karmaşıklık piksel sayısına ve süperpiksel sayısına bağlıdır. İkincisi, renk ve uzamsal yakınlık birleştirilmiştir. Bu durum süperpiksellerin boyutunu ve yoğunluğunu kontrol etmeyi sağlar.

---

#### Algoritma 3 SLIC Bölütleme

---

```
1:  $S \leftarrow \sqrt{\frac{N}{k}}$ 
2:  $S$  adımlık gridlerden oluşan her bir piksel grubu, değeri ve pozisyonu ile birlikte  $C_k \leftarrow [x_k, y_k, l_k, a_k, b_k]$  küme merkezi olacak şekilde atanır.
3:  $l_t \leftarrow -1$ 
4:  $distance_t \leftarrow \infty$ 
5: repeat
6:   for each  $C_k$  do
7:     for each  $C_k$ 'nin merkezde olduğu  $2S \times 2S$ 'lik bölge içerisindeki piksel  $t$  do
8:        $Dist \leftarrow calculateDistance(C_k, t, S, m)$ 
9:       if  $Dist < distance_t$  then
10:         $distance_t \leftarrow Dist$ 
11:         $l_t \leftarrow k$ 
12:    $C_k$  küme merkezleri yeniden hesaplanır.
13:    $hata \leftarrow \sum_k \|C_k^{yeni} - C_k^{eski}\|_{L2}$ 
14: until  $hata \leq eşik\ değeri$ 
```

---

SLIC anlaması ve kodlaması kolay bir algoritmadır. Algoritma 3, SLIC algoritmasının adımlarını göstermektedir.  $k$  sayısı, yaklaşık olarak istenilen süperpiksel sayısını göstermektedir. Başlangıçta,  $k$  adet süperpiksel için  $S \times S$  boyutlarında bölgeler alınır. Her bir bölgenin küme merkezi,  $3 \times 3$ 'lük komşulukta en küçük gradyan pozisyonuna göre kaydırılır.

$C_k$  küme merkezi ile  $C_k$ 'nin  $2S \times 2S$ 'lük bölgesi içerisinde yer alan her bir piksel arasındaki uzaklık hesaplanır. Uzaklık hesaplama fonksiyonu Algoritma 4 ile gösterilmiştir.  $k$ -ortalamalar algoritmasında, bir pikselin tüm küme merkezlerine olan uzaklıkları hesaplanırken, bu yöntemde  $2S \times 2S$ 'lik bölge içerisinde kalan küme merkezlerine olan uzaklık hesaplanır. Uzaklık hesaplamasının ardından en yakındaki

küme merkezine atanır.

Her piksel bir küme merkezine atandıktan sonra, her küme merkezine bağlı piksellerin ortalamaları hesaplanarak yeni küme merkezleri hesaplanır. Önceki küme merkezi ile yeni küme merkezi arasındaki fark, hata olarak hesaplanır. Bu işlemler hata değeri belli bir eşik değerinin altına ulaşana dek tekrarlanır.

---

**Algoritma 4**  $i$  ve  $j$  numaralı pikseller arasındaki uzaklığın hesaplanması

---

```
1: function COMPUTEDISTANCE( $i, j, S, m$ )
2:    $dist_s \leftarrow \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$ 
3:    $dist_c \leftarrow \sqrt{(l_i - l_j)^2 + (a_i - a_j)^2 + (b_i - b_j)^2}$ 
4:    $dist_{ij} \leftarrow \sqrt{(\frac{dist_c}{m})^2 + (\frac{dist_s}{S})^2} \equiv \sqrt{dist_c^2 + (\frac{dist_s}{S} \cdot m)^2}$ 
5:   return  $dist_{ij}$ 
```

---

Algoritma 4 ile kaba kodu verilen uzaklık hesaplama yaklaşımı SLIC algoritmasında önemli noktalardan biridir; çünkü kullanılan veri hem pikselin CIELab uzayındaki değerlerini hem de resim üzerindeki konumunu içermektedir. Sayıların birbirlerine olan baskısını dengelemek için uzaklık hesaplamasının doğru yapılması gerekmektedir. Bu hesaplama için konumlar ve piksel değerlerinin kendi içlerinde uzaklıkları hesaplanır.  $i$  ve  $j$  birer pikseli temsil etmek üzere  $dist_s$  bu piksellerinin konumları arasındaki uzaklığı,  $dist_c$  ise bu piksellerin CIELab uzayındaki değerleri arasındaki uzaklığın nasıl hesaplandığını göstermektedir.  $dist_s$  ve  $dist_c$  değerlerinin birbirlerine olumsuz etkilerini kırmak için her ikisinin de normalize edilmesi gerekmektedir.  $S$  değeri  $dist_s$  değerini normalize etmek için kullanılmaktadır; çünkü  $2S \times 2S$ 'lik bölge içerisindeki bir pikselin merkeze olan uzaklığı en fazla  $S\sqrt{2}$  büyüklüğünde olacaktır. Hesaplamaları kolaylaştırmak adına  $S$  değeri kullanılmaktadır.  $m$  değeri ise  $dist_c$  değerini normalize etmek için kullanılmaktadır. Bu değer ise deneysel olarak  $[1, 10]$  aralığında seçilmektedir. Bu durumda iki pikselin arasındaki uzaklık gerekli normalizasyon işlemleri ile  $dist_{ij}$  olarak hesaplanmaktadır.

### 3.2.1.4 HyperSLIC

Hiperspektral görüntülerde CIELab uzayında olduğu gibi üç bant yerine yüzlerce bant bulunmaktadır. Dolayısıyla uzaklık hesaplamasının ve  $m$  değerinin yeniden belirlenmesi gerekmektedir.  $d$  adet bant içeren bir pikselin spektral imzası  $p_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}]$  şeklinde ifade edildiği düşünüldüğünde; iki spektral imza arasındaki uzaklık hesaplamasında konum uzaklıkları için  $dist_s$  benzer şekilde hesaplanırken, değersel uzaklık olan  $dist_c$ , Denklem-3.4 ile hesaplanır:

$$dist_c \leftarrow \sqrt{(p_{i1} - p_{j1})^2 + (p_{j2} - p_{j2})^2 + \dots + (p_{id} - p_{jd})^2} \quad (3.4)$$

Konumlar arası uzaklık benzer şekilde kullanıldığı için  $S$  değeri  $dist_s$  uzaklığını normalize etmek için kullanılmaktadır. Burada  $m$  değerinin yeniden belirlenmesi gerekmektedir.  $1 \leq k \leq d$  olmak üzere  $0 \leq p_{ik} \leq 255$  değerlerini almaktadır. Buradan iki değer arasındaki fark  $0 \leq (p_{ik} - p_{jk})^2 \leq 255^2$  olmaktadır. Normalizasyon için kullanılacak  $m$  değerini belirleyen ve  $dist_c$ 'nin alabileceği en büyük değer Denklem-3.5 ile gösterildiği şekildedir:

$$0 \leq dist_c \leq 255\sqrt{d} = m \quad (3.5)$$

Tüm bu değerler ışığında uzaklık hesaplama denklemi hiperspektral görüntüler için yeniden yazıldığında Denklem-3.6 ile gösterilen eşitlik elde edilmektedir.

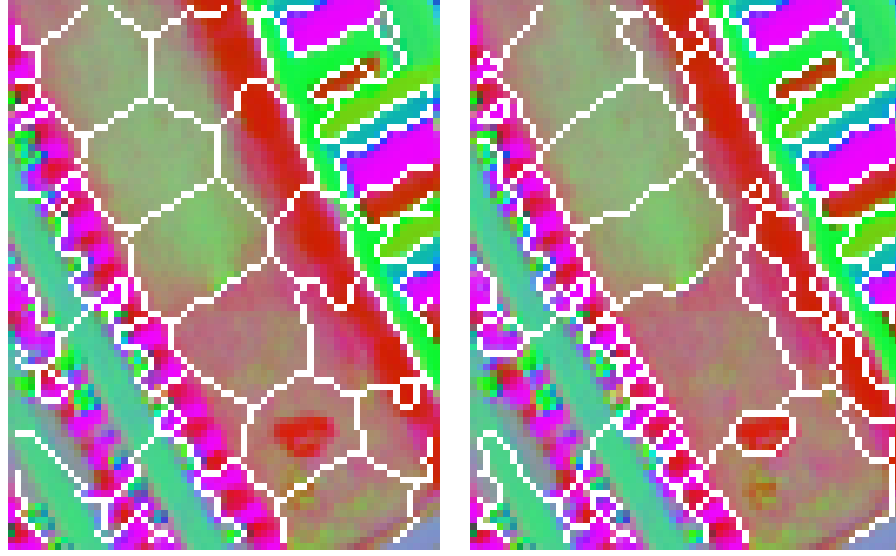
$$dist \leftarrow \sqrt{\left(\frac{dist_c}{255\sqrt{d}}\right)^2 + \left(\frac{dist_s}{S}\right)^2} \equiv \sqrt{dist_c^2 + dist_s^2 \cdot \left(\frac{255\sqrt{d}}{S}\right)^2} \quad (3.6)$$

Elde edilen eşitlikler kullanılarak hiperspektral görüntüler üzerinde SLIC algoritması çalıştırılabilmektedir. Çalışmanın ilerleyen kısımlarında bu yaklaşım HyperSLIC olarak adlandırılacaktır.

Şekil 3.3, geleneksel SLIC algoritmasının çıktısı ve HyperSLIC algoritmasının çıktısını göstermektedir. Geleneksel SLIC algoritmasında, hiperspektral görüntü temel bileşenler analizi ile üç banda indirgendikten sonra girdi olarak verilmiştir. HyperSLIC algoritmasında ise boyut indirgeme olmadan, diğer bir deyişle veri kaybı olmadan kullanılmıştır. Sonuçlar karşılaştırıldığında, HyperSLIC algoritmasında elde edilen süperpiksellerin bölgelere daha fazla adapte olduğu görülmektedir.

### 3.2.1.5 SLIC-DBSCAN

SLIC-DBSCAN[64] algoritmasında; süperpikseller SLIC yöntemi ile belirlendikten sonra gürültülü uygulamaların yoğunluk temelli uzamsal kümelemesi (density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN) yöntemine göre kendi içlerinde kümelenir. Böylece birbirine benzer süperpikseller birleştirilerek daha büyük bölgeler elde edilir. Şekil 3.4'de, SLIC yöntemi kullanılarak elde edilen bölütleme sonucu ile süperpiksellerin birleştirilerek yeni bölgelerin oluşturulduğu bölütleme sonucu gösterilmektedir.



(a) SLIC sonucu

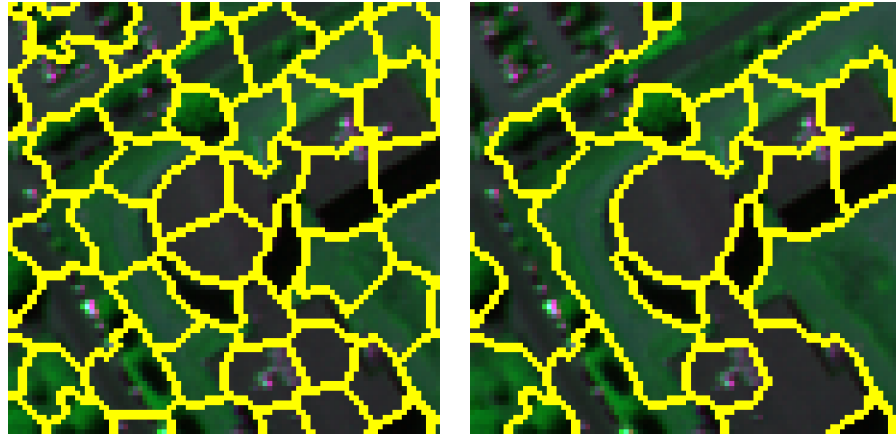
(b) HyperSLIC sonucu



(c) SLIC sonucu

(d) HyperSLIC sonucu

Şekil 3.3 Geleneksel SLIC çıktısı ve HyperSLIC algoritmasının çıktısının karşılaştırılması



(a) SLIC sonucu

(b) SLIC-DBSCAN sonucu

Şekil 3.4 DBSCAN ile süperpiksellerin birleştirilmesi örneği

DBSCAN algoritması yoğunluk tabanlı kümeleme algoritmasıdır. Veri kümesindeki her bir örneğin yoğunluğu;  $Eps$  çapındaki bir bölgede yer alan örnek sayısı incelenerek kestirilir. Burada, örnekler süperpikselleri temsil etmektedir.

Algoritma 5, SLIC-DBSCAN algoritmasının adımlarını göstermektedir. SLIC-DBSCAN algoritmasına göre, herhangi bir süperpikselden başlayarak tüm süperpikseller için işlem yapılır. Eğer incelenen süperpiksel daha önce bir kümeye dahil edilmiş ise işlem yapılmadan diğer süperpiksellere geçilir. Eğer daha önce herhangi bir kümeye eklenmemiş ise *regionQuery* ile kendisinin *Eps* çapındaki uzaklıkta bulunan süperpiksel komşuları bulunur. Eğer komşularının sayısı *MinPTS* değerinden büyük ise bu süperpiksel yeni bir küme olarak ayarlanır. *expandClustering* ile daha önce herhangi bir kümeye atanmamış tüm yeni komşular *regionQuery* ile hesaplanır. Eğer *regionQuery* ile hesaplanan komşuların sayısı *MinPTS* değerinden büyük ise kümeye eklenir. Komşuların hesaplanması DBSCAN algoritmasından hesaplamanın en zor kısmıdır.

---

**Algoritma 5** DBSCAN kullanılarak süperpiksellerin birleştirilmesi

---

```

1:  $C \leftarrow 0$ 
2:  $Visited_{all\ superpixel} \leftarrow 0$ , tüm süperpikseller gidilmedi olarak işaretlenir
3: for each süperpiksel  $s$  do
4:   if  $Visited_s \neq 0$  then
5:     continue
6:    $Visited_s = 1$ 
7:    $neighbourSuperpixels \leftarrow regionQuery(s, Eps)$ 
8:   if  $sizeof(neighbourSuperpixels) < MinPts$  then
9:      $Visited_s \leftarrow 2$ , gürültü olarak işaretlenir
10:  else
11:     $s$  süperpikseli yeni bir merkez olarak  $C$ 'ye eklenir
12:     $expandClustering(P, neighbourSuperpixels, C, eps, MinPts)$ 

```

---

### 3.2.1.6 HyperSLIC-DBSCAN

HyperSLIC algoritması ile elde edilen bölütleme haritası DBSCAN algoritması ile yenilendiğinde ismi HyperSLIC-DBSCAN olarak isimlendirilmiştir. Burada uzaklık hesaplaması yapılırken iki spektral imza arasındaki benzerlik için spektral benzerlik olarak isimlendirilen yaklaşım kullanılmıştır. Bu yaklaşım iki resim arasındaki benzerliği ölçmeyi hedefleyen evrensel görüntü kalite indeksinin [67] hiperspektral görüntülere uyarlanmasıyla elde edilmiştir. Bu indeksin hiperspektral görüntülerde kullanılması tezin yeniliklerindedir.  $x$  ve  $y$  süperpikselleri için spektral benzerlik hesaplaması Denklem-3.7 ile gösterildiği şekildedir:

$$sim_{ssi} = \frac{4\sigma_{xy}\bar{x}\bar{y}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)[\bar{x}^2 + \bar{y}^2]} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x\sigma_y} \cdot \frac{2\bar{x}\bar{y}}{\bar{x}^2 + \bar{y}^2} \cdot \frac{2\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad (3.7)$$

Denklem-3.7 ile gösterilen eşitlikte  $\bar{x}$  ve  $\bar{y}$  piksellerin spektral imzalarının ortalamasını gösterirken  $\sigma_x^2$  ve  $\sigma_y^2$  varyansları göstermektedir.  $\sigma_{xy}$  ise piksellerin kovaryanslarını temsil etmektedir. Hesaplamanın kendi içinde benzer üç kesir ile ifade edilebilmesi için  $\sigma_x$  ve  $\sigma_y$  standart sapmaları ile genişletilmesi yapılmıştır. Görüntü benzerliğinde ilk kesir  $x$  ve  $y$  arasındaki korelasyonu temsil etmektedir. İkinci kesir,  $x$  ve  $y$  arasındaki ortalama ışımaya (yansıma, lüminans) benzerliğini ifade etmektedir. Son kesirde ise  $x$  ve  $y$  arasındaki zıtlık (kontrast) benzerliği dikkate alınmıştır.

### 3.2.2 Bulanık C-Ortalamalar (BCO)

Bulanık c-ortalamalar algoritması, bir örneğin farklı sınıflara ait olma derecelerine göre değerlendirme yapmaktadır. Bu durum BCO algoritmasını diğer bazı algoritmalara göre daha ılımlı (soft) kılmaktadır. Bu haliyle kümeleme algoritmalarının genelleştirilmiş hali olarak da anılmaktadır.

BCO algoritmasının adımları aşağıdaki gibi ifade edilir:

1. Şu başlangıç değerleri ayarlanır:
  - (a)  $C$  adet küme,  $N$  adet örnek ve  $m$  üssel ağırlık faktörü ayarlanır.
  - (b)  $C \times N$  boyutlu  $U^0$  üyelik matrisi ayarlanır.  $u_{ik}$ ,  $k$  numaralı örneğin  $i$  numaralı kümeyle ait olma derecesini belirtmektedir. Burada  $i = 1, 2, \dots, C$  ve  $k = 1, 2, \dots, N$  olmaktadır.
  - (c) İterasyon sayacı ( $l$ ) 1 olarak atanır ve küme merkezleri Denklem-3.8 kullanılarak hesaplanır.

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m} \quad (3.8)$$

2.  $U^{l+1}$  (bir sonraki kümelere ait olma dereceleri),  $V^t$  kullanılarak Denklem-3.9 kullanılarak hesaplanır.

$$u_{ik} = \frac{\left( \frac{1}{(x_k - V_i)^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^C \left( \frac{1}{(x_k - V_j)^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (3.9)$$

3. Sistem belirli bir eşik değerinin altına inene kadar 2 numaralı adımdaki işlemler yapılır.

### 3.2.3 Temel Bileşenler Analizi

Hiperspektral görüntüler çok yüksek boyutlu veriler içerdiklerinden algoritmik hesaplamalarda maliyet de artmaktadır. Yüksek boyut problemini aşmak ve ayrıştırıcılığı yüksek olan bilgi kaybını en aza indirebilmek için bu tez çalışmasında temel bileşenler analizi (TBA) ve kernel TBA (KTBA) yöntemleriyle boyut indirgeme gerçekleştirilmiştir.

Hiperspektral görüntüler, hiperküp şeklinde ifade edilebildiği gibi, her bir piksel için  $d$  boyutu göstermek üzere iki boyutlu bir matris şeklinde de ifade edilebilir. Bu durumda  $N$  (*genişlik*  $\times$  *yükseklik*) adet piksel,  $d$  (bant sayısı) uzunluğunda bir vektör ile gösterilirse  $N \times d$ 'lik bir matris ortaya çıkar. Buradan piksellere ait  $d \times d$  boyutlu  $\mathbf{C}$  ortak değişinti matrisi Denklem-3.10'deki gibi tanımlanır:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \quad (3.10)$$

Burada,  $\mathbf{x}_i$  değeri  $i = 1, 2, \dots, N$  olmak üzere  $N$  adet piksel için  $d$  boyutlu bir vektörü göstermektedir. Bütün piksel değerlerinin ortalaması ise  $\boldsymbol{\mu}$  vektörü ile ifade edilmektedir.

$$\mathbf{C}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v} \quad (3.11)$$

Denklem-3.11'de gösterilen  $\lambda$  herhangi bir skaler olmak üzere,  $\mathbf{C}$  ortak değişinti matrisinin özdeğerlerini,  $\mathbf{v}$  ise  $\lambda$  ile ilişkili özvektörleri temsil etmektedir. Özdeğerler büyükten küçüğe doğru sıralandığında, ilk  $p$  tanesi bir matrisin sütunlarını oluşturacak şekilde dizildiğinde en iyi izdüşümü gerçekleştiren  $\mathbf{A}$  matrisi ile boyutu indirgenmiş  $\mathbf{Y}$  matrisi Denklem-3.12'deki gibi elde edilir:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}^T(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) \quad (3.12)$$

Hiperspektral görüntülere boyut indirgeme aşamasında, TBA gibi doğrusal yöntemlerin uygulanması ayrıştırıcılığın korunması veya artırılması noktasında yeterli olmayabilir. Bunun için kernel tabanlı bir yöntem olan KTBA kullanılarak doğrusal olmayan bilgilerin de daha iyi ifade edilip edilemeyeceği belirlenebilir. Kernel tabanlı yöntemlerde yüksek boyutlu Hilbert uzayında ortak değişinti matrisi Denklem-3.13'deki gibi hesaplanır:

$$\mathbf{C}_\phi = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \phi(\mathbf{x}_i)\phi(\mathbf{x}_i)^T \quad (3.13)$$

Benzer şekilde özdeğer ve özvektörler de Denklem-3.14'deki gibi hesaplanabilir:

$$\mathbf{C}_\phi \mathbf{v}_\phi = \lambda_\phi \mathbf{v}_\phi \quad (3.14)$$

Hilbert uzayında veri; daha yüksek boyutlu olarak ifade edildiğinden, geçilen uzayda temel bileşenleri hesaplamak yüksek maliyet gerektirmektedir. Bunun için kernel fonksiyonları kullanılabilir. Örneğin bu çalışmada Denklem-3.15'deki gösterilen Gauss kernel fonksiyonu kullanılmıştır.

$$\phi(\mathbf{x}_i)\phi(\mathbf{x}_j) = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(\frac{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{\sigma}\right) \quad (3.15)$$

### 3.2.4 Dirichlet Karışım Modeli

Bu bölümde, Dirichlet dağılımı ile başlanarak Dirichlet süreci karışımından (Dirichlet Process Mixture, DPM) ayrıntılı olarak bahsedilecektir.

#### 3.2.4.1 Dirichlet Dağılımı

Dirichlet dağılımı, Denklem-3.2.4.1'de gösterildiği gibi  $k$  bileşenden oluşan ve  $(k - 1)$ -boyutlu bir olasılık simpleksinde ifade edilen gözlemler üzerinde tanımlıdır.

$$\begin{aligned} \mathbf{q} &= [q_1, q_2, \dots, q_k], \\ i &= 1, 2, \dots, k \text{ olmak üzere } q_i \geq 0, \\ \sum_{i=1}^k q_i &= 1 \end{aligned} \quad (3.16)$$

Buna ek olarak, Dirichlet dağılımı için kullanılan  $\alpha$  parametresi ise Denklem-3.2.4.1'de gösterildiği gibi tanımlanmaktadır:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\alpha} &= [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k], \\ i &= 1, 2, \dots, k \text{ olmak üzere } \alpha_i > 0, \\ \sum_{i=1}^k \alpha_i &= \alpha_0 \end{aligned} \quad (3.17)$$

Bunlara göre  $q$  gözlemi üzerinde  $\alpha$  parametrelili Dirichlet dağılımı Denklem-3.18'de gösterildiği gibi ifade edilmektedir.

$$f(\mathbf{q}; \boldsymbol{\alpha}) = \frac{\Gamma(\alpha_0)}{\prod_{i=1}^k \Gamma(\alpha_i)} \prod_{i=1}^k q_i^{\alpha_i-1} \quad (3.18)$$

Burada  $\Gamma(s)$ , gamma fonksiyonunu göstermektedir. Bu fonksiyon genelleştirilmiş faktöriyel fonksiyonudur:  $s > 0$ ,  $\Gamma(s + 1) = s\Gamma(s)$  olarak tanımlanmıştır.  $s$  değeri tamsayı olursa  $\Gamma(s) = (s - 1)!$  olmaktadır. Denklem-3.18'deki gösterim, " $\mathbf{q}$  üzerinde  $Dir(\boldsymbol{\alpha})$  dağılımı vardır" anlamında Denklem-3.19'deki gibi ifade edilir:

$$\mathbf{q} \sim Dir(\boldsymbol{\alpha}) \quad (3.19)$$

1. *Beta Dağılımı*: Denklem-3.18'da verilen  $k$  değeri 2 olarak seçilirse, Beta fonksiyonu tanımlanmış olur. Burada  $\boldsymbol{\alpha} = [a, b]$  ve  $\mathbf{q} = [q, (1 - q)]$  olarak gösterilip (9)'daki eşitlik yeniden düzenlenirse, Denklem-3.20 elde edilir:

$$f(\mathbf{q}; \boldsymbol{\alpha}) = \frac{\Gamma(a + b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} q^{a-1} (1 - q)^{b-1} \quad (3.20)$$

2. *Multinom Dağılımı*: Multinom dağılımda,  $n$  adet bağımsız olay ve  $\mathbf{q} = [q_1, q_2, \dots, q_k]$  olmak üzere  $k$  adet gözlem vardır.  $i = 1, 2, \dots, k$  olmak üzere  $i$ . gözlemin gerçekleşme olasılığı  $q_i$ , dağılımda gözükme sayısı ise  $x_i$  olarak tanımlanırsa multinom dağılım Denklem-3.21'deki tanımlanabilir:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_k | n, \mathbf{q}) = \frac{n!}{x_1! x_2! \dots x_k!} \prod_{i=1}^k q_i^{x_i} \quad (3.21)$$

Burada  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_k]$  vektörü için Denklem-3.22 geçerli olmaktadır.

$$\mathbf{x} \sim Multinom(n, \mathbf{q}) \quad (3.22)$$

### 3.2.4.2 Dirichlet Süreci

Dirichlet dağılımı sonlu sayıda olay üzerinde işlem yaptığından kısıtlı bir dağılımdır. Dirichlet süreci ise sonsuz sayıda olay üzerinde tanımlı, "dağılımlar üzeri dağılım" şeklinde Denklem-3.23'deki gibi ifade edilebilir:

$$G \sim Dir(\boldsymbol{\alpha}, H) \quad (3.23)$$

Burada  $H$ , temel dağılım,  $\alpha$  yoğunluk parametresi;  $G$  ise  $H$ 'ı baz alarak tanımlanmış rasgele olasılık vektörüdür. Sonlu modeldeki,  $K$  değeri sonsuza götürülerek elde edilir. Böylece sonsuz uzunlukta vektörler oluşur. Bu durumda sonlu uzunlukta  $A_1, A_2, \dots, A_r$  parçalarının birleşimi şeklinde düşünülürse Denklem-3.24 elde edilmiş olur.

$$G(A_1, \dots, A_r) \sim Dir(\alpha H(A_1), \dots, \alpha H(A_r)) \quad (3.24)$$

Buradan  $N$  adet gözlem için durum Denklem-3.25'deki gibi ifade edilir ( $\theta$  gözlemleri ifade etmektedir):

$$P(G|\theta_1, \dots, \theta_N) = Dir\left(\frac{\alpha}{\alpha + n} G_0 + \frac{1}{\alpha + n} \sum_{i=1}^n \delta_{\theta_i}, \alpha + n\right) \quad (3.25)$$

Çin restoran süreci [68] ise sonsuz uzunlukta bu vektörler ile çalışma yapılırken ortaya çıkan sonlu hafıza problemini aşmak için kullanılır.

### 3.2.5 Sınıflandırma ve Bölütleme Haritalarının Birleştirilmesi

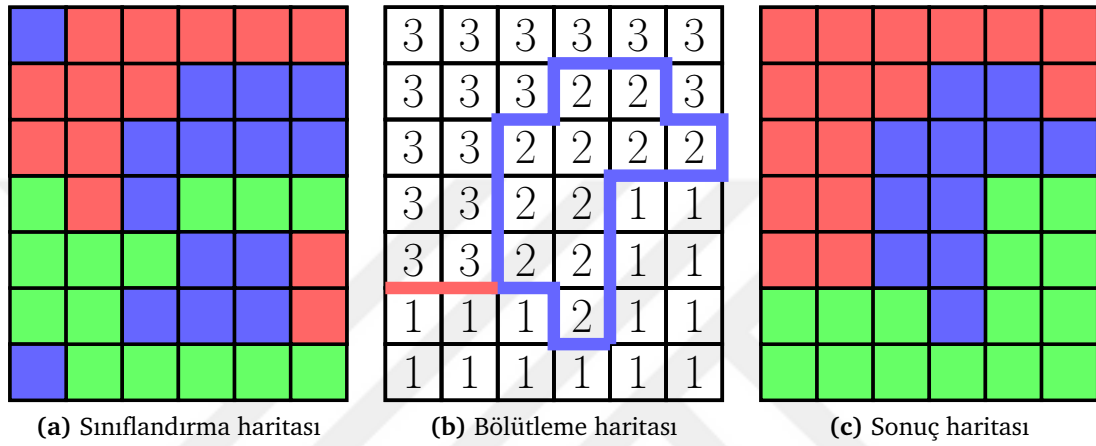
Birbirinden bağımsız olarak üretilen; gerçek sınıf bilgilerine göre etiketlenmiş sınıflandırma haritası ile, etiketli veri kullanılmadan gruplandırılan bölütleme haritalarının birleştirilerek nihai sınıflandırma haritasının elde edilmesi gerekmektedir. Böylece uzamsal bilgi, sınıflandırma sonucunu etkileyerek yeni bir sınıflandırma haritası elde edilmesini sağlamaktadır. Bu bölümde, literatürde kullanılan çoğulcu oylama yöntemi ele alınacaktır. Ayrıca bu yöntem alternatif olarak önerilen yerel çoğulcu oylama yöntemi aktarılacaktır.

#### 3.2.5.1 Küresel Çoğulcu Oylama

Çoğulcu oylama (majority voting), spektral bilgi kullanılarak elde edilen sınıflandırma haritası ile uzamsal bilgi kullanılarak elde edilen bölütleme haritasının birleştirilmesi için önerilmiş bir yöntemdir [17, 57]. Bu çalışma kapsamında yeni bir yöntem önerileceğinden, buradan sonra küresel çoğulcu oylama (global majority voting, GV) olarak isimlendirilecektir.

Çoğulcu oylama yaklaşımının temelinde, bölütleme haritasında yer alan bir bölgedeki piksellerin birbirine benzer olduğu varsayımı vardır. Piksellerin birbirine benzer olmasına karşın hangi sınıfta olduğu bilgisi bilinmemektedir. Bunun için bu bölgenin sınıflandırma haritası üzerindeki sonuçlarına bakılır. Pikseller için en çok geçerli sınıf bölgenin sınıfını temsil etmektedir.

Bu yöntemle göre, bölütleme haritası 8-komşuluk dikkate alınarak bölgelere ayrılır. Bölütleme mantığından ötürü, her bölgenin kendi içinde benzer olduğu düşünölmektedir. Bölütleme haritasındaki bir bölge içinde yer alan her bir pikselin, sınıflandırma haritasındaki sınıf bilgisi alınır. En çok tekrar edilen sınıf belirlenir. Bu sınıfa  $c$  denildiği varsayılırsa, sınıflandırma haritasındaki bu bölgenin içerisindeki tüm sınıflar  $c$  olarak değıştirilir. Böylece bölütleme haritasındaki bölgenin sınıflandırma haritasındaki karşılığında yer alan tüm piksellerin sınıfları  $c$  olarak atanır. Bu durumda, tüm bölgeler homojen olarak düzenlenmiş olur.



Şekil 3.5 Küresel çoğulcu oylama örneği

Şekil 3.5, GV için temsili bir örneği göstermektedir. Sınıflandırma haritasında sınıf bilgisi renklerle ifade edilmiş iken, bölütleme haritasında bölgeler rakamlarla ifade edilmiştir. Örnek üzerinden değerlendirildiğinde, bölütleme haritasında 3'lerin oluşturduğu bölgenin sınıflandırma haritasındaki karşılığında en çok görölen renk kırmızıdır. Dolayısıyla 3'lerin oluşturduğu tüm bölge kırmızı olarak işaretlenir. Şekil 3.5(c), tüm bölgeler için belirtilen işlemler yapıldığında elde edilecek sonuç sınıflandırma haritasını göstermektedir.

### 3.2.5.2 Yerel Çoğulcu Oylama

Yerel çoğulcu oylama (local majority voting, LV), bu tez çalışması kapsamında önerilmiş GV yaklaşımı barındıran bir yöntemdir. Bu yöntemde  $k$  tek sayı olmak üzere,  $k \times k$  boyutlarındaki pencerelerde işlem yapılmaktadır. Algoritma 6, LV algoritmasının işlem adımlarını göstermektedir.

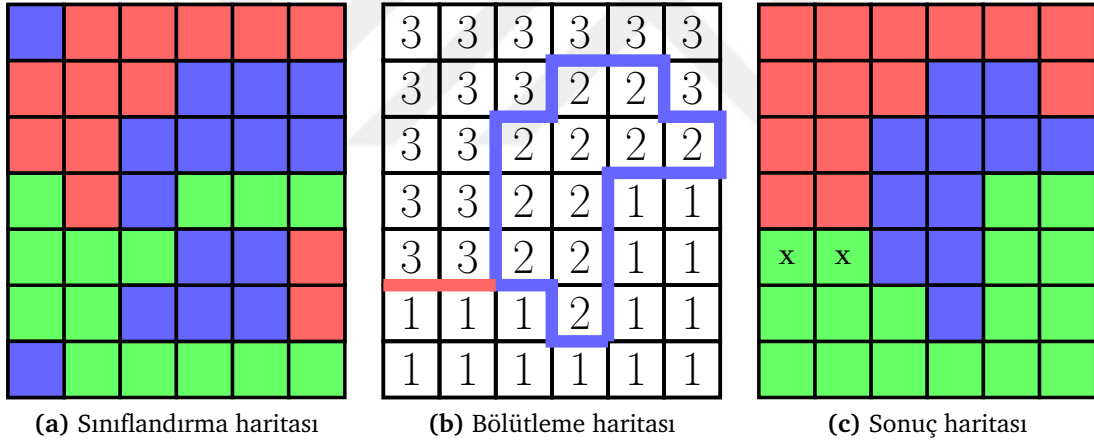
---

**Algoritma 6** Yerel çoğulcu oylama

---

- 1: **Girdi:**  $CM$  (sınıflandırma haritası),  $SM$  (bölütleme haritası),  $k$  (pencere boyutu)
  - 2: **Çıktı:**  $RM$  (sonuç haritası)
  - 3: **for all**  $(x, y)$  konumundaki piksel  $\in CM$  **do**
  - 4:  $locations \leftarrow k \times k$  pencerede  $SM(x, y)$  ile aynı değere sahip komşu piksellerin koordinatları alınır (kendisi ile aynı bölgede bulunan komşularının koordinatları)
  - 5:  $freq \leftarrow CM(locations)$  üzerinde en sık tekrar eden sınıf belirlenir
  - 6:  $RM(x, y) \leftarrow freq$
- 

LV yöntemine göre,  $k \times k$  boyutundaki pencerenin merkezindeki hücrenin bölütleme haritasında dahil olduğu bölgeye bakılır. Bu bölgenin  $k \times k$  penceresi içerisinde kalan kısım (alt bölge) üzerinde işlem yapılır. Belirlenen alt bölgenin sınıflandırma haritasındaki karşılığı üzerinde GV metodunda olduğu gibi işlem yapılır ve en çok tekrar eden sınıf belirlenir. Bu sınıfın  $c$  olduğu varsayılırsa,  $k \times k$  penceresinin merkezindeki hücrenin değeri  $c$  yapılır. Burada GV yönteminde olduğu gibi tüm bölge değiştirilmemekte sadece merkez piksel değiştirilmektedir.



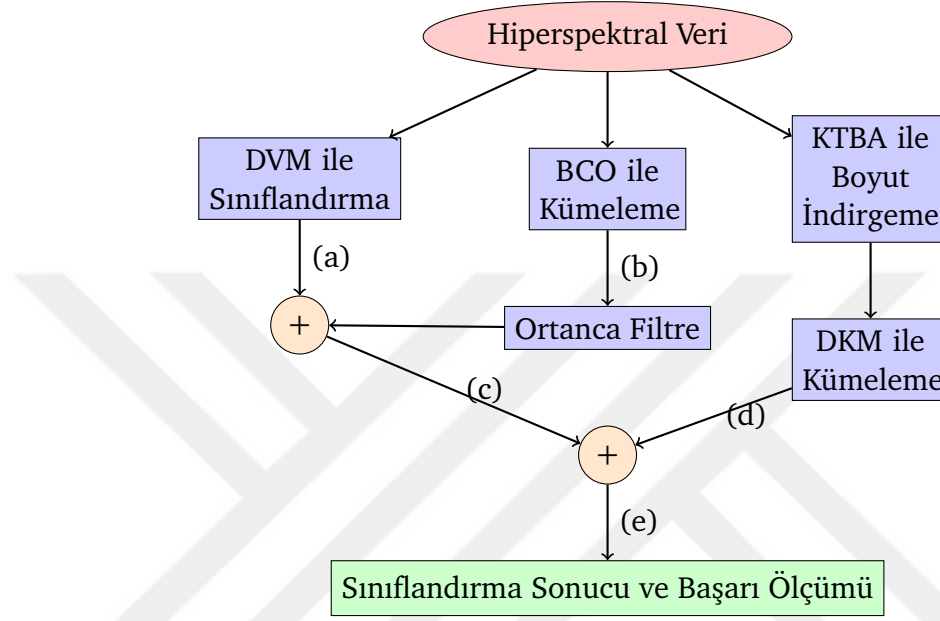
**Şekil 3.6** Yerel çoğulcu oylama örneği

Şekil 3.6, LV için temsili bir örneği göstermektedir. Sınıflandırma ve bölütleme haritalarının Şekil 3.5 ile aynı olduğu durumda sonuç haritasında iki pikselde değişiklik olmuştur. Farklı sonuçların olduğu pikseller X ile işaretlenmiştir. Yerel çoğulcu oylama yönteminde; merkezdeki pikselin  $3 \times 3$  komşuluğunda, kendisi ile aynı segmentte olan pikseller değerlendirilir. Aynı segment numarasında yer alan piksellerin sınıflandırma haritasındaki sınıfları değerlendirilerek en yüksek geçen sınıf sonuç olarak alınmıştır. X ile işaretlenen pikseller 3 numaralı segmentte bulunmaktadır.  $3 \times 3$  komşuluklarında kendileri ile birlikte toplam 4 adet 3 numaralı segmentte yer alan piksel vardır. Bu piksellerin üç tanesi yeşil olarak işaretlendiğinde X olanlar yeşil olarak belirlenmiştir.

### 3.3 Deneyler ve Sonular

#### 3.3.1 Deney 1

Bu deney alıřmasında, kresel oulcu oylama yaklařımının sınıflandırıcı sonrası performansa katkısının yanında, bltleme haritasının elde edilmesinde bulanık c-ortalamlar algoritmasının katkıları incelenecektir. Dirichlet karıřım modeli yardımıyla ikinci kez oulcu oylama yapılarak bařarım llecektir.

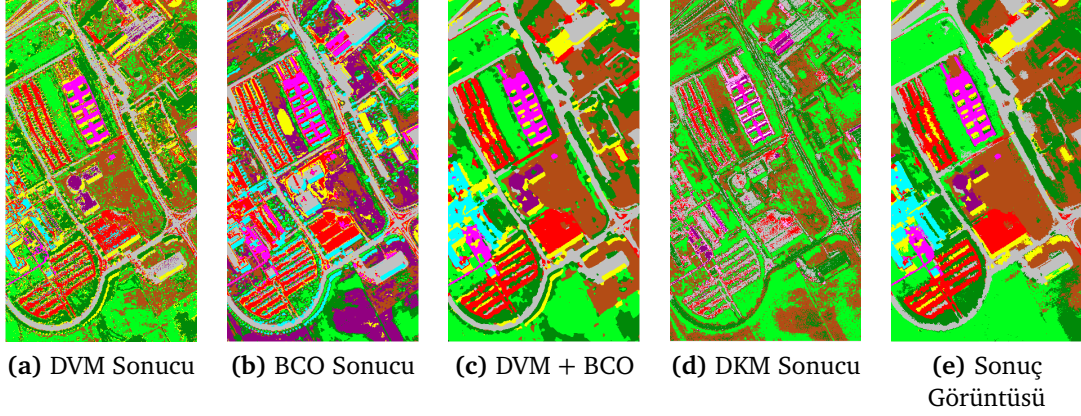


řekil 3.7 BCO ve kresel oulcu oylamanın lldđ deneyin iřlem adımları

Pavia niversitesi sahnesi zerinde yapılan deney iin řekil 3.7, nerilen yntemin akıř diyagramı gsterilmiřtir. Sahne, ncelikle RBF tabanlı destek vektr makineleri ile sınıflandırılmıřtır. Oluřan sınıflandırma sonucu řekil 3.8(a)'da gsterilmiřtir. Bunun yanında veri BCO algoritması ile 9 kme olacak řekilde bltlenmiřtir. Elde edilen sonu řekil 3.8(b)'de gsterilmiřtir. Bltleme sonucu elde edilen verideki grltleri azaltmak iin ortanca filtreleme yntemi kullanılmıřtır. Sınıflandırma sonucu elde edilen harita ile bltleme sonucu elde edilen harita kresel oulcu oylama yntemi ile birleřtirilmiřtir. Birleřtirme sonucu oluřan sınıflandırma haritası řekil 3.8(c)'de gsterilmiřtir.

DKM'nin zaman ve bellek tketimi ok fazla olduđ iin, ncelikle kernel temel bileřen analizi(KTBA) ile 12 boyuta indirilmiřtir. Veri DKM ile 50 iterasyon kullanılarak bltlenmiřtir. DKM, belirlenen iterasyonda veri iin en uygun olan sayıda kmeye ayırır. Bundan tr bltleme sonucu 12 kme olacak řekilde bir bltleme haritası elde edilmiřtir. Sonuta oluřan harita řekil 3.8(d)'de gsterilmiřtir.

Daha nce, DVM ve BCO ile elde edilen sınıflandırma haritası ile, DKM sonucu elde edilen bltleme haritası tekrar oulcu oylama yntemi ile birleřtirilmiřtir. Sonu



**Şekil 3.8** İşlem adımları çizelgesinde (a), (b), (c), (d), (e) olarak belirtilen yerlerde oluşan sonuç görüntüleri

olarak elde edilen sınıflandırma haritası Şekil 3.8(e)'de gösterilmiştir. Şekil 3.7'de gösterilen işlem adımlarında iki adet çoğulcu oylama yöntemi ile spektral ve uzamsal sonuç birleştirilmiştir. Bu durumda akış diyagramında üç adet sınıflandırma haritası oluşmaktadır: (a), (c), (e). Bu haritaların başarıları çeşitli metriklere göre Tablo 3.1'de gösterilmiştir.

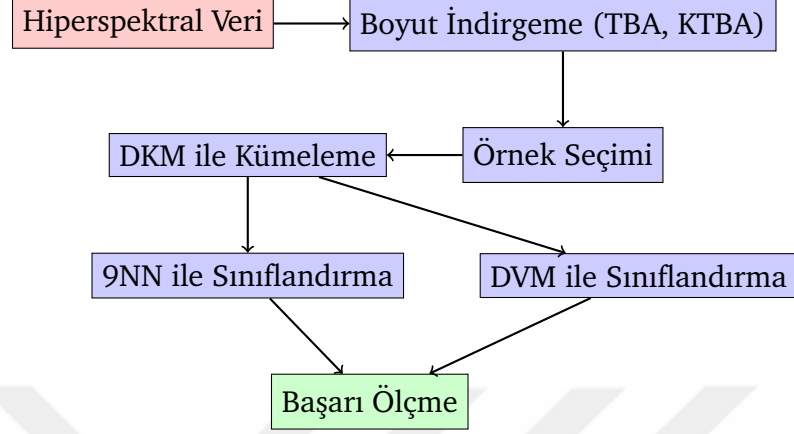
**Tablo 3.1** Önerilen yöntem ile elde edilen sonuçlar

Ölçütler	DVM	DVM+BCO	DVM+BCO+DKM
Genel Başarım (overall accuracy)	79,5493	94,3894	95,5793
Ortalama Başarım (average accuracy)	85,3537	87,4560	92,6768
Kappa Katsayısı	0,7421	0,9272	0,9412

### 3.3.2 Deney 2

Bu deney çalışmasında Dirichlet karışım modelinin bölütlemedeki başarımı ölçümlenmiştir. Önerilen yöntemin işlem adımları Şekil 3.9'da gösterilmiştir. Dirichlet karışım modeli (DKM) zaman ve bellek açısından masraflı bir yöntemdir. Hiperspektral görüntülerin yüksek hacim ve boyut probleminden dolayı bu görüntüdeki örneklerin bir kısmı ile kümeleme işlemi yapılması ve daha sonra elde edilen kümeleme sonuçları kullanılarak  $k$ -en yakın komşuluklar ( $k$ -EYK) ve DVM yöntemleriyle tüm sahnenin bölütlenmesi amaçlanmıştır. Bu yüzden, tüm sahneye ait spektral imzalar arasından rasgele seçilmiş %10 kadarı ile DKM kullanılarak kümeleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Örnek alt kümeyi eğitim kümesi gibi kullanarak

tüm sahnenin sınıf bilgilerinin hesaplanmasında  $k$ -EYK yönteminde  $k = 9$  seçilmiştir. DVM için radyal temel fonksiyon çekirdeği kullanılmıştır. DVM yönteminin ceza parametresi ( $C$ ) 1-100 arasında, radyal taban fonksiyonunun  $\gamma$  parametresi ise 0-10 arasında taranarak en iyi modelleme parametreleri seçilmiştir.



**Şekil 3.9** DKM başarımının ölçümü için önerilen yöntemin işlem adımları

Bölütleme sonuçlarının ne kadar iyi ayrıştırdığını değerlendirebilmek ve değişik teknikler kullanıldığında bölütleme haritalarının doğruluğunu karşılaştırabilmek için istatistiksel bir ölçütün belirlenmesi gerekmektedir. Bu çalışmada, Van der Meer [69] tarafından önerilen *spektral ayrıştırıcılık gücü (SAG, power of spectral discrimination)* yöntemi kullanılmıştır.

SAG, belli bir örnek için, iki referans küme merkezine bağlı olarak bir ayrıştırma ölçütü sağlar. Hiperspektral imza örneklerine ait vektör  $x$ , iki farklı küme merkezi de  $s_i$  ve  $s_j$  ile gösterilirse, SAG değeri olan  $\Omega$ , iki spektral imza arasındaki açı ölçütü (SAM) kullanılarak Denklem-3.26'deki gibi hesaplanabilir:

$$\Omega(s_i, s_j, x) = \max \left\{ \frac{SAM(s_i, x)}{SAM(s_j, x)}, \frac{SAM(s_j, x)}{SAM(s_i, x)} \right\} \quad (3.26)$$

$$SAM(x, y) = 1 - \cos^{-1} \left( \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}} \right) \quad (3.27)$$

Bölütleme doğruluğu (BD) ölçütü ise, her bir örnek için kendi merkezi referanslardan biri olmak üzere tüm  $\Omega$  değerlerinin ortalamasına eşit olacak şekilde Denklem-3.28'deki gibi ifade edilir:

$$BD(x_i) = \text{ort} \{ \Omega(s_i, s_j, x_i) \mid i, j = 1, \dots, c, i \neq j \} \quad (3.28)$$

SAG ölçütü, tanımsal olarak daima 1'den büyük sonuçlar üretir. Kullanılan bölütleme

tekniklerinin ayrıştırma yeteneğinin, SAG ölçütünün artan değerleri ile birlikte arttığı varsayılır. Bölütleme tekniklerinin performansı ise sahnedeki her bir piksel için elde edilen BD değerinin ortalaması alınarak hesaplanır ve böylece kullanılan her bir teknik için tek bir ortalama BD değeri bulunmuş olur. Eğer kullanılan bölütleme tekniği iyi bir şekilde sahneyi bölütleyebiliyorsa bu tekniğe ait ortalama BD değeri 1'den büyük değerler alır. Böylelikle kullanılacak her bir kümeleme tekniklerinin birbirine göre bağlı bölütleme başarımları ortalama BD değerlerine göre tespit edilebilir.

Temel bileşenler analizi (TBA) ve kernel temel bileşenler analizi (KTBA) kullanılarak boyut indirgeme uygulanmıştır. Bu aşamada veri; 198 banttan 10, 20 ve 30 banda sahip hiperspektral küplere indirgenmiştir. TBA ve KTBA ile 10, 20 ve 30 banta indirgenerek elde edilen sonuçlar; *k*-ortalamalar ve bulanık-c-ortalamalar algoritmalarının sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

Yapılan çalışmada Cuprite-S4 sahnesi kullanılmıştır. Cuprite-S4 hiperspektral görüntüsünün etiketlenmiş verileri yoktur, Ancak USGS (U.S. Geological Survey) tarafından yapılan çalışma referans alınarak 11 sınıf olduğu bilgisi üzerinden hareket edilmiştir [70]. Elde edilen sonuçlar Tablo 3.2'de, elde edilen bölütleme haritaları ise Şekil 3.10 gösterilmiştir.

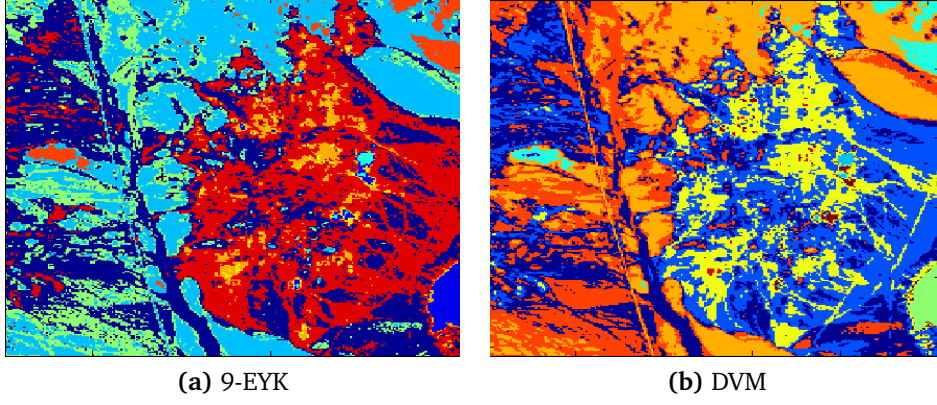
**Tablo 3.2** Değişik bant boyutları için elde edilen en iyi BD sonuçları

Bant Boyutu	İndirgeme Yöntemi	9-EYK	DVM	KOrt	BCO
10	TBA	1,0623	<b>1,3793</b>	1,0560	1,0497
	KTBA	1,0678	1,3663	1,0537	1,0494
20	TBA	1,0608	1,3779	1,0566	1,0497
	KTBA	1,0640	1,2271	1,0544	1,0491
30	TBA	1,0593	1,2453	1,0564	1,0497
	KTBA	1,0627	1,2538	1,0557	1,0490

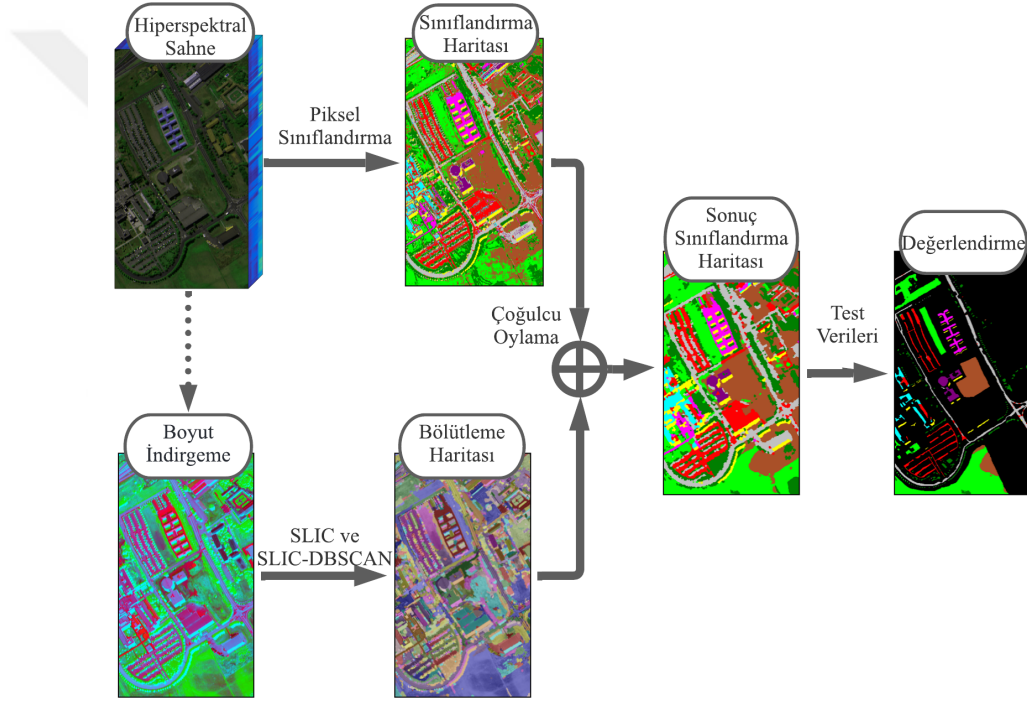
### 3.3.3 Deney 3

Üç numaralı deney çalışmasında, süperpiksel yaklaşımları ve yerel çoğulcu oylama yaklaşımının sınıflandırma başarısına etkileri incelenmiştir. Çalışmada önerilen akış diyagramı Şekil 3.11 ile gösterilmiştir. Felzenszwalb'ın etkin graf tabanlı bölütlemesi (FS), hızlı ötelemeli resim bölütleme (QS), SLIC, SLIC-DBSCAN süperpiksel yöntemleri kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar sadece spektral bilginin kullanıldığı RBF tabanlı SVM piksel sınıflandırması ile kıyaslanmıştır.

Çalışmada; Pavia Üniversitesi, Indian Pines ve Salinas hiperspektral sahneleri kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 3.3 ile gösterilmiştir. Elde edilen



Şekil 3.10 BD ölçütüne göre elde edilen  $k$ -EYK ( $k = 9$ ) ve DVM en iyi bölütleme haritaları



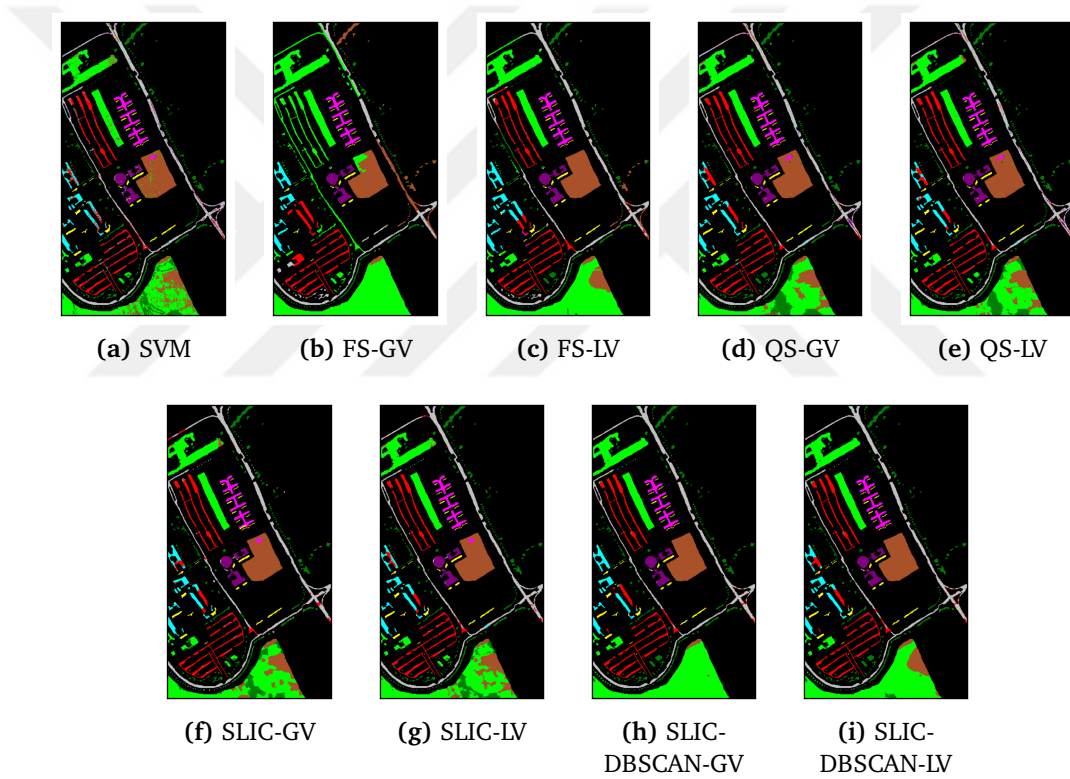
Şekil 3.11 Süperpiksel bölütleme haritalarının sınıflandırıcı sonrasında kullanımı

sınıflandırma haritaları ise Pavia Üniversitesi, Indian Pines ve Salinas için sırasıyla Şekil 3.12, Şekil 3.13 ve Şekil 3.14 ile gösterilmiştir. Tablo 3.3 incelendiğinde yerel çoğulcu oylamanın, küresel çoğulcu oylamaya göre yüksek sonuçlar verdiği görülmektedir. SLIC ve QS birbirine yakın sonuçlar vermesinin yanında SLIC algoritmasının daha kolay ve hızlı olması tercih edilmesi gerektiğini ortaya koymuştur. DBSCAN algoritması ile birleştirilen süperpikseller ise daha yüksek sonuçlar vermiştir. Ancak SLIC-DBSCAN yerel çoğulcu oylama bu anlamda yeterli başarıyı gösterememiştir. Segment alanlarının büyümesi, GV yaklaşımını önemli ölçüde başarılı kılmıştır. Elde edilen sonuçlar içerisinde en yüksek sonuçları veren

**Tablo 3.3** Süperpiksel yöntemlerinin çoğulcu oylama yöntemlerine göre başarımları

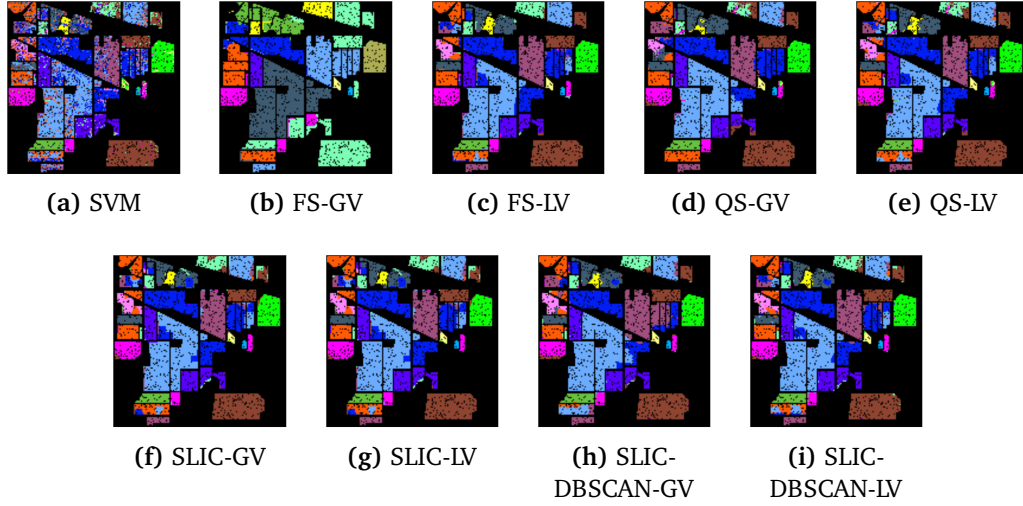
Yöntemler	Pavia Üniversitesi	Indian Pines	Salinas
Piksel Sınıflandırması	82,0156	75,5881	94,1417
FS-GV	79,1238	71,1978	75,7395
FS-LV	89,9780	92,8997	98,5529
QS-GV	85,2324	87,0244	99,0619
QS-LV	86,0506	90,8619	99,0660
SLIC-GV	85,4474	90,1463	98,0356
SLIC-LV	86,4784	90,5799	98,2799
SLIC-DBSCAN-GV	96,3367	91,2737	98,5221
SLIC-DBSCAN-LV	92,2340	86,6775	98,5262

sınıflandırma haritaları Şekil 3.15 ile gösterilmiştir.

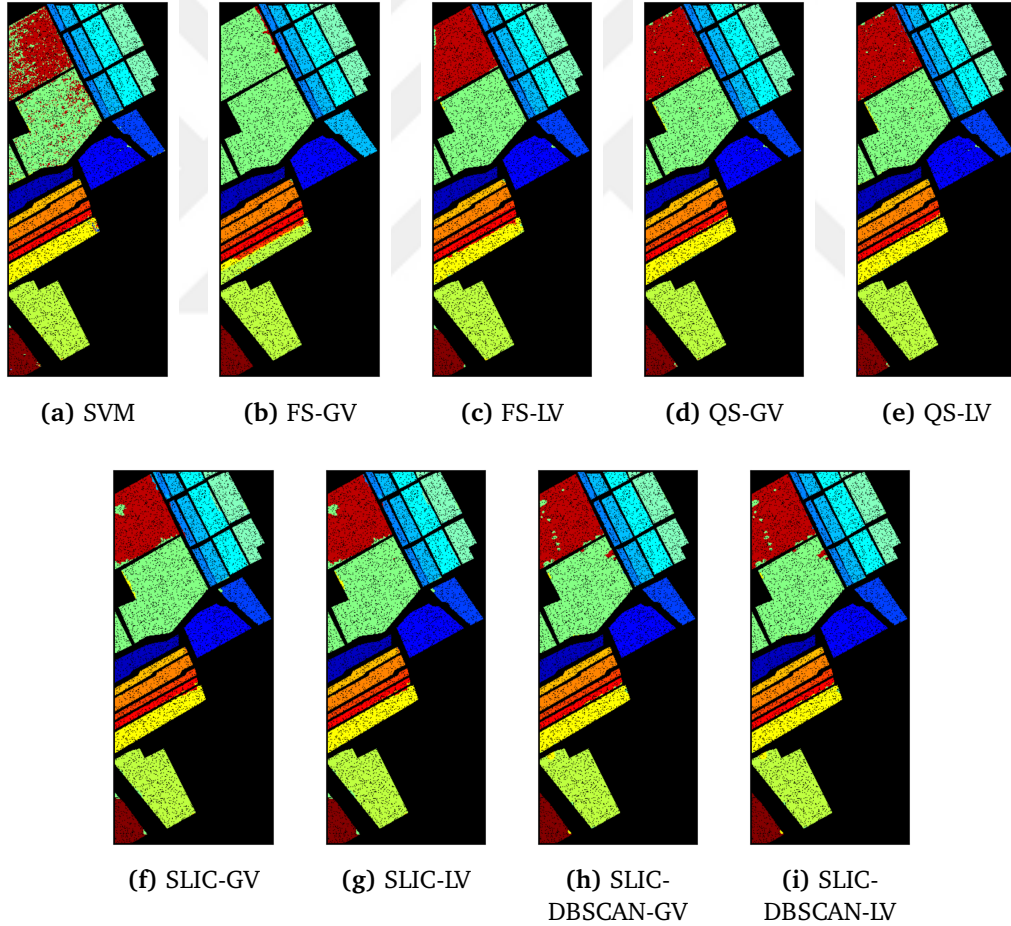


**Şekil 3.12** Deney 3'te Pavia Üniversitesi veri kümesi için alınan test sonuç haritaları

Sonuçlar incelendiğinde, uzamsal bilgi olarak süperpiksel yöntemlerinin kullanılması başarıyı ciddi şekilde arttırmış, çoğu sonuca göre başarıyı %90 yukarısına taşımıştır. Indian Pines sahnesinin uzamsal çözünürlüğünün büyük olması, elde edilen başarının diğerlerine göre az olmasına sebep olmuştur; ancak bu durumda bile süperpiksellerin yerel yaklaşımı başarıdaki düşüşü sınırlı hale getirmiştir. Bunlarla birlikte, önerilen yerel çoğulcu oylama yöntemi, yapılan 12 deneyin 11'inde literatürdeki küresel çoğulcu oylama yöntemine göre daha başarılı sonuçlar vermiştir. Yerel çoğulcu oylama yöntemi, yerel incelemeler yaptığından daha fazla maliyetlidir. Sonuç

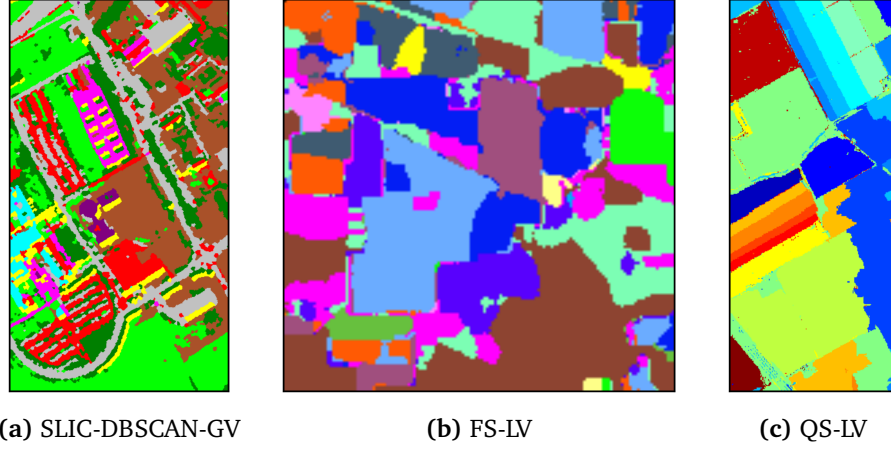


Şekil 3.13 Deney 3'te Indian Pines veri kümesi için alınan test sonuç haritaları



Şekil 3.14 Deney 3'te Salinas veri kümesi için alınan test sonuç haritaları

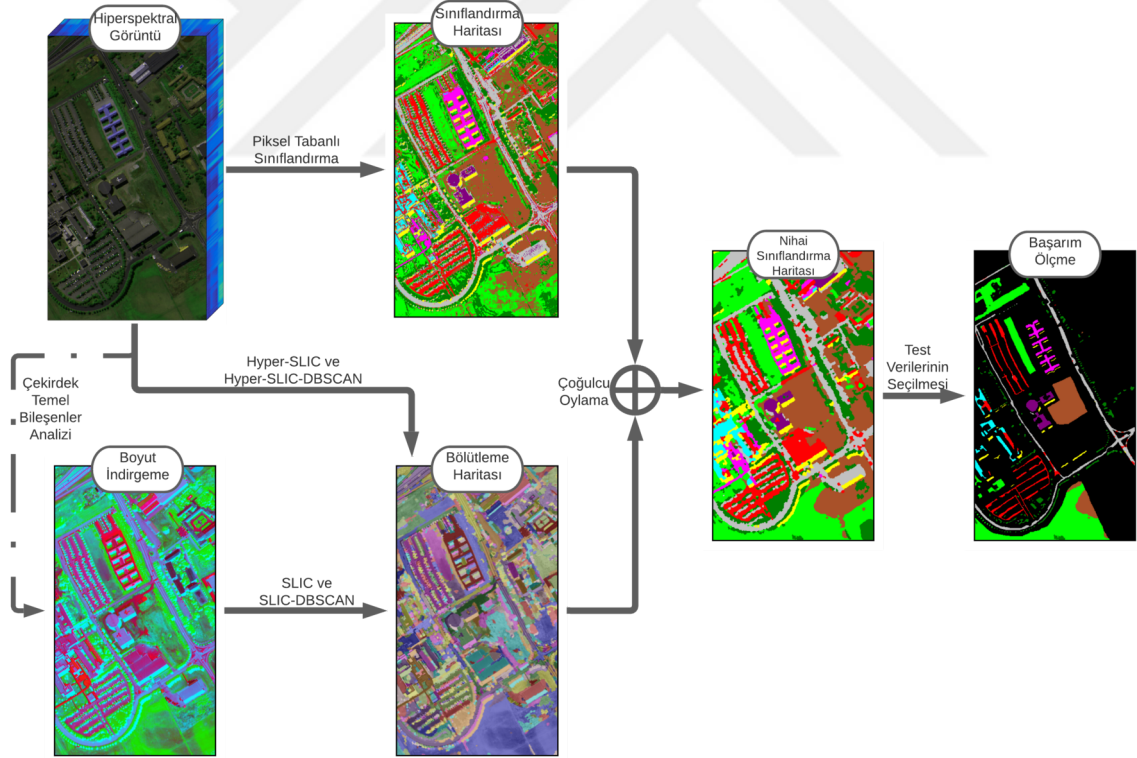
olarak uzamsal bilginin; süperpikseller yardımıyla yerel olarak değerlendirilmeye katılması hiperspektral görüntüler için belirtilmiş problemleri sınırlamış, başarı oranının artmasını sağlamıştır.



Şekil 3.15 Deney 3'te her bir veri kümesi için elde edilen en iyi sonuç haritası

### 3.3.4 Deney 4

Bu deneyde, SLIC süperpiksel algoritması ve tez kapsamında önerilen türevlerinin başarımlarını kıyaslaması yapılmıştır. SLIC, HyperSLIC, SLIC-DBSCAN ve HyperSLIC-DBSCAN algoritmaları kullanılmıştır.



Şekil 3.16 SLIC algoritması ve türevlerinin kullanıldığı akış diyagramı

Şekil 3.16, kullanılan akış diyagramını göstermektedir. Piksel tabanlı sınıflandırma aşamasında RBF tabanlı destek vektör makineleri yardımıyla sadece spektral bilgi kullanılarak sınıflandırma haritası elde edilmiştir. SLIC algoritması yardımıyla bölütleme haritası elde edilmektedir. HyperSLIC algoritması, doğrudan hiperspektral

görüntülere uygunken SLIC algoritması için üç bantlı bir girdi gerekmektedir. Bunun için hiperspektral görüntü kernel tabanlı temel bileşenler analizi ile 3 banda indirgenerek SLIC algoritmasına girdi olarak verilmiştir. Kernel tabanlı yaklaşımların hiperspektral görüntülerdeki başarımlarından ötürü kernel tabanlı temel bileşenler analizi kullanılmıştır. Sınıflandırma haritası ile bölütleme haritası küresel çoğulcu oylama yöntemi ile birleştirilerek nihai sınıflandırma haritası elde edilmiştir. Bu harita üzerinden test verilerinin sınıfları ile karşılaştırma yapılarak başarımlar ölçülmüştür. Geleneksel SLIC yaklaşımları ile hiperspektral görüntülere özgün olarak bu çalışmada önerilen SLIC yaklaşımlarının sınıflandırmaya etkileri; Pavia Üniversitesi veri kümesi için Tablo 3.4'te, Indian Pines veri kümesi için Tablo 3.5'te gösterilmiştir.

**Tablo 3.4** SLIC algoritmalarının Pavia Üniversitesi sahnesindeki detaylı başarımları

	SLIC	HyperSLIC	SLIC-DBSCAN	HyperSLIC-DBSCAN
<b>Genel Başarım(%)</b>	86,85	87,07	90,86	<b>96,66</b>
$\kappa$	0,8329	0,8355	0,8797	<b>0,9559</b>
Asfalt	92,8	93,9	57,8	94,3
Çim	77,1	77,6	97,4	98,8
Çakıl	77,8	70,4	95,8	98,6
Ağaç	93,9	94,1	87,4	80,9
Tabaka (metal)	98,5	99,1	99,6	98,5
Boş toprak	100	100	100	100
Zift	92,8	99,3	98,3	93,7
Tuğla	98,3	98,3	99,7	98,3
Gölge	95,6	94,4	88,2	95,6

Tablolarda sunulan sonuçlar genel ve sınıf özelinde doğruluk bilgisini içermektedir. Genel doğruluk bilgisi, doğru tespit edilen test verilerinin toplam test verisi sayısına bölünmesini temsil etmektedir. Sınıf özelindeki doğruluk yüzdesi ise, sınıf özelindeki test verilerinin yine o sınıfa ait tüm test verisi sayısına bölünmesi ile elde edilmektedir.  $\kappa$  katsayısı iki değişken arasındaki uyumu temsil eden  $[0,1]$  aralığında bir değerdir. Bu değer 0 olması iki değişkenin uyumsuz olduğunu gösterirken değer 1 olması uyumlu olduğunu göstermektedir. Parametrik olmayan bir istatistik yöntemi olduğundan yüzdesel orantı uyumlarına göre daha güvenli bir katsayıdır. Bu çalışmada ise  $\kappa$ , bulunan test verisi sonuçlarının gerçek verilerle olan uyumluluğunun oranını istatistiksel olarak göstermektedir.

Tablo 3.4 ve Tablo 3.5 incelendiğinde; hiperspektrale özgün düzenlenmiş olan HyperSLIC algoritması SLIC algoritmasına göre, HyperSLIC-DBSCAN algoritması ise SLIC-DBSCAN algoritmasına göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. SLIC ve SLIC-DBSCAN sütunları SLIC bölütleme algoritmasının literatürde kullanıldığı gibi üç bant olacak şekilde boyut indirgeme yapılarak kullanıldığı durumu

**Tablo 3.5** SLIC algoritmalarının Indian Pines sahnesindeki detaylı başarımları

	SLIC	HyperSLIC	SLIC DBCAN	HyperSLIC DBCAN
<b>Genel Başarım(%)</b>	89,06	91,50	89,16	<b>97,26</b>
$\kappa$	0,8782	0,9052	0,8793	<b>0,9694</b>
Yonca	87,5	100	75	100
Mısır – işlenmemiş toprak	86,26	91,6	89,31	96,95
Mısır – az işlenmiş toprak	90,14	90,14	94,37	97,18
Mısır	89,19	89,19	86,48	100
Çayır / otlak	82,35	88,24	88,24	96,07
Çayır / ağaç	83,1	92,96	91,55	98,59
Çayır / biçilmiş otlak	100	91,67	100	100
Saman	89,1	89,1	92,73	100
Yulaf	88,89	100	77,78	100
Soya fasulyesi – işlenmemiş toprak	90,91	93,18	88,64	97,73
Soya fasulyesi – az işlenmiş toprak	89,64	90,1	85,59	96,85
Soya fasulyesi	88,06	88,06	89,55	95,52
Buğday	93,34	96,67	93,34	96,67
Ormanlık alan	93,34	92,5	90	96,67
Binalar-çayır-ağaç	87,80	97,56	92,68	95,12
Taş-çelik kuleler	100	100	81,82	100

temsil etmektedir. SLIC algoritması CIELab uzayında daha anlamlı çalıştığından, hiperspektral görüntülerin üç banda indirgenmesi ve CIELab uzayına dönüştürülmesi bilgi kaybına sebep olabilmektedir. Bu durumun bir diğer sebebi; RGB uzayından CIELab uzayına dönüştürme işleminde önce XYZ uzayına dönüştürme işlemi yapılmaktadır. Dolayısıyla yüzlerce banttardan oluşan hiperspektral görüntü; temel bileşenler analizi ile üç banda indirgendiikten sonra, önce XYZ uzayına, sonra CIELab uzayına çevrilmektedir. Her ne kadar temsil uzayı değişse de veriler ayırt edici özelliklerinden kayıplar ortaya çıkmaktadır.

Tablolarda dikkat çeken bir diğer kısım; DBSCAN algoritması ile birleştirilen süperpiksel yaklaşımlarının daha yüksek sonuç vermesidir. Bu durum sınıflandırma haritalarının başarımlarının düşük olmasından kaynaklanmaktadır. Sınıflandırma haritaları sadece spektral imzaya göre elde edildiğinden ve eğitim verisinin az olmasından kaynaklı sorunlardan ötürü başarımları düşük, gürültüsü yüksek haritalardır. Süperpikseller küçük bölgeleri temsil ettiklerinden; küresel çoğulcu oylama yönteminde gürültüler sonuca baskın etkide bulunabilmektedirler. Bu karşın, DBSCAN algoritması ile birleştirilen süperpikseller daha büyük bölgeler oluşturduklarından; gürültülerin etkileri azalmış olmakta ve küresel çoğulcu oylama yöntemi daha etkin sonuçlar vermektedir.

Sınıf bazlı sonuçlar irdelendiğinde; eğitim verilerinin az olduğu sınıflarda başarımların daha düşük olduğu gözlemlenmektedir; ancak Pavia Üniversitesi veri kümesinde yer alan Asfalt sınıfı SLIC-DBSCAN algoritmasında daha düşük başarımla tespit edilmiştir. Bu durum görüntüdeki asfaltın ince uzun şeritler halinde olması ve gölge sınıfı ile karışık sinyallerin olmasından kaynaklanmaktadır. Piksel başına düşen alanın çok yüksek olduğu Indian Pines veri kümesinde, toprağın işlenmemiş, işlenmiş ve yalın hallerinde yer alan mısır ve fasulyeler homojen ve yüksek başarımla ayırt edilebilmiştir. Çayır başlığı ile belirtilen otlak, ağaç ve biçilmiş otlak sınıfları da HyperSLIC-DBSCAN algoritması ile başarılı şekilde tespit edilmektedir.

### 3.4 Değerlendirme

Bir ve iki numaralı deneylerde, bölütleme algoritmalarından gelen haritaların sınıflandırma sonrasında kullanılmasının başarımları artırdığı, uzamsal bilgi olarak kullanılabilmesi görülmüştür. Bu deneylerde ayrıca, geleneksel BCO algoritması ile istatistiksel DKM yaklaşımı kullanılarak farklı temellerdeki bölütleme haritalarının etkileri incelenmiştir.

Üç numaralı deneyde, süperpiksel algoritmaları kendi aralarında kıyaslanarak sınıflandırma başarısına katkıları incelenmiştir. Kolay ve hızlı olan SLIC algoritmasının tercih edilebilir olduğu görülmüştür. Ayrıca benzer süperpiksellerin birleştirilerek daha yüksek sonuçlar alınabildiği gösterilmiştir. Önerilen yerel çoğulcu oylamanın sonuçlara etkileri incelenmiştir.

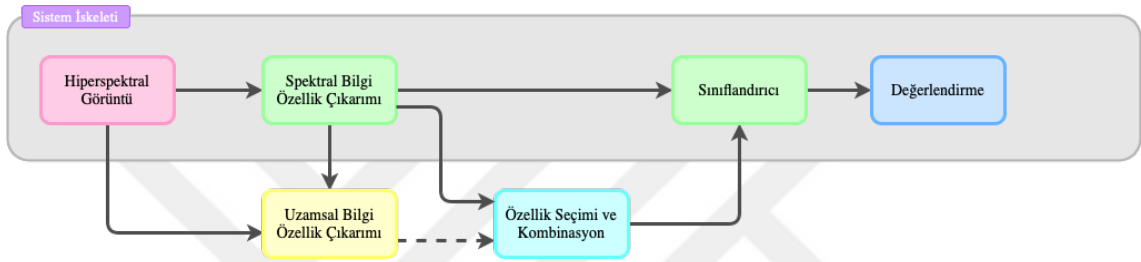
Dört numaralı deneyde, SLIC algoritmaları kıyaslanmıştır. Tez kapsamında, SLIC algoritması hiperspektral görüntüleri girdi olarak alabilecek düzenlemelerle HyperSLIC olarak yeniden tasarlanmıştır. Bu yaklaşımın etkileri de tablolarla gösterilmiştir. Pavia Üniversitesi veri kümesi için, %86,85'te kalan geleneksel SLIC yaklaşımından, önce hiperspektrale özgü değişimler ile %87,07'ye ardından bölütleme temsil kabiliyeti artırılarak %96,66'ya ulaşan başarımlar elde edilmiştir. Benzer şekilde Indian Pines veri kümesi için %89,06'da kalan geleneksel yaklaşımdan %97,26'ya ulaşan başarımlar elde edilmiştir. Hatta Indian Pines veri kümesinde SLIC ve SLIC-DBSCAN algoritmaları arasında yüksek bir başarımlar farkı yokken, hiperspektrale özel düzenlendiklerinde başarımlarda önemli bir artış gözükmemektedir. Böylece süperpiksel bölütleme yaklaşımları hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında daha anlamlı şekilde kullanılabilmesi gösterilmiştir. Ayrıca, DBSCAN kullanılarak yapılan birleştirme işlemlerinde hiperspektrale uyarlanan evrensel görüntü kalite indeksi, süperpiksel birleştirmelerinin yüksek benzerlikle yapılmasını sağlamıştır.

Yapılan tüm deneyler, uzamsal bilginin sınıflandırıcı sonrası kullanımında başarıma olan önemli etkiyi ortaya koymaktadır. Tez kapsamında sınıflandırıcı sonrası uzamsal bilgiyi sisteme dahil etmek için bölütleme haritaları kullanılmıştır. SLIC ve hiperspetkral görüntüler için özelleştirilmiş HyperSLIC algoritmalarının yüksek performans gösterdiği tablolarla sunulmuştur.



# 4

## SPEKTRAL – UZAMSAL SINIFLANDIRMA (SINIFLANDIRICI ÖNCESİ)



Şekil 4.1 Bu bölümün odak akışı

Bu bölümde uzamsal bilginin, sınıflandırıcı öncesinde sisteme dahil edilmesi incelenmektedir. Bu kapsamda Şekil 4.1’de yer alan diyagram, bu bölümde aktarılabilecek yaklaşımın akışını göstermektedir.

### 4.1 Giriş

Uzamsal bilginin sınıflandırıcı öncesi dahil edildiği sistemlerde, sınıflandırıcının yapısına veya kullanım durumuna göre iki yaklaşım ön plana çıkmaktadır: Özellik birleştirme ve komşuluk pencereleri.

*Özellik birleştirme* yaklaşımında, bölütleme başta olmak üzere çeşitli yöntemlerle elde edilen uzamsal bilgi, spektral bilgi ile birleştirilerek sınıflandırıcıya girdi olarak verilmektedir. Elde edilen özellikler; ucuca ekleme, toplama gibi yöntemlerle birleştirilebildiği gibi kompozit kernel yaklaşımlarıyla da tek bir özellik haline getirilebilmektedir.

Bu yaklaşımda özelliklerin çıkarılması önemli bir alt başlıktır. Literatürde çeşitli yaklaşımlar mevcuttur. Li ve arkadaşları [71], diskriminant analiz kullanarak bir çalışma yapmışken; Camps-Valls ve arkadaşları [72], dokusal ve bağlamsal özellikleri kullanmışlardır. Fang ve arkadaşları [31], süperpiksel bölütleme yardımıyla iki farklı kernel oluşturmakta spektral bilgi ile birlikte üç kerneli sınıflandırıcıya girdi olarak

vermektedirler. Gu ve arkadaşları [73] ise, genişletilmiş morfolojik profil yaklaşımı yardımıyla özellik çıkarmışlardır. Son yıllarda, Huang ve arkadaşları [58], yerel ikili görüntüler ve süperpiksel yaklaşımlarını kullanarak çoklu kerneller kullanmışlardır.

Bu tez çalışmasında bölütleme konusunda süperpiksel ve bulanık c-ortalama yaklaşımlarına ağırlık verildiğinden bu konuda ilerlenecektir.

*Komşuluk pencereleri* yaklaşımında eğitim verilerinin merkezde olduğu pencere içinde yer alan tüm pikseller sınıflandırıcıya girdi olarak verilmektedir. Sınıflandırıcının, merkezdeki piksel ile komşuları arasındaki ilişkiyi öğrenmesi beklenmektedir. Piksellere ait spektral imzalar peşi sıra eklenerek girdi olarak verilebildiği gibi pencere (yama, patch) şeklinde de girdi olarak verilebilmektedir.

Sınıflandırılacak piksel ve komşularının sınıflandırıcıya verilerek, öğrenme işleminin sınıflandırıcıya yüklenmesinden ötürü, bu yaklaşımda sınıflandırıcı önemli konuma gelmektedir. Derin öğrenme yaklaşımlarının gelişmesiyle bu yaklaşımlarda daha farklı çözümler literatüre kazandırılmıştır.

Geleneksel makine öğrenmesi, aşırı öğrenme makineleri yöntemlerinin yanı sıra sinir ağlarına dayalı güncel yöntemler hiperspektral görüntü sınıflandırmada kullanılmıştır [32, 33]. Donanım olarak hızlı işlemcilerin ve grafik işlem birimlerinin gelişmesine paralel olarak oldukça popülerlik kazanan derin öğrenme ağları kullanılarak birçok çalışma yapılmıştır. Hiperspektral görüntü sınıflandırması açısından, spektral özellikler, uzamsal özellikler ve uzamsal-spektral özellikler için birçok derin öğrenme çerçevesi geliştirilmiştir [39, 74]. Hiperspektral çalışmalarda genellikle bir-[35–37], iki-[38] ve üç-[39] boyutlu evrişimli sinir ağı (ESA) mimarileri kullanılmaktadır. Yushi ve arkadaşları[34] etkili spektral-uzamsal öznitelikler çıkarmak için birleşik düzenleme ile 3-boyutlu ESA tabanlı özellik modelini kullanmışlardır. Model mimarisini fazla değiştirmeden modelin bazı ağırlıklarını değiştirerek benzer bir problem için eğitilmiş bir makine öğrenimi modelini yeniden kullanmayı amaçlayan derin transfer öğrenme, hiperspektral görüntüler [40] gibi karmaşık veriler için önemli bir çalışma alanı ve yaklaşımıdır. Derin öğrenme alanında GAN (Generative Adversarial Networks) [41, 42] ve RNN (Recurrent Neural Networks) [43, 44] gibi birçok mimari araştırmacılar tarafından kullanılmaktadır.

Spektral imzaların tek boyutlu veriler olması ve kelime temsil vektörleri olarak düşünülebilmesi gerçeği, hiperspektral görüntü sınıflandırmasında doğal dil işleme algoritmalarının değerlendirilmesinin kapılarını açmıştır [49]. Son yıllarda derin öğrenme yaklaşımı ile doğal dil işlemede önemli gelişmeler olmuştur. Bu gelişmelerin en önemlilerinden biri, Google tarafından kelime andıçları arasındaki semantik ilişkileri öğrenmek için geliştirilen transformer-tabanlı BERT (İki Yönlü Encoder

Representations from Transformers) modelinin literatüre sunulmasıdır [75]. He ve arkadaşları, BERT modelini hiperspektral görüntülerde ilk kez kullanmışlardır [76]. Çalışmalarında kullandıkları BERT modelinde, belirli pencerelerdeki pikseller ve konum bilgileri girdi olarak kullanılmış ve farklı parametrelere göre eğitilerek performans değerlendirmesi yapılmıştır. Sonraki aylarda Google, BERT modelinde değişiklikler yapmış ve ALBERT (A Lite BERT) modelini [77] literatüre tanıtmıştır. Özellikle doğal dil işleme alanında ALBERT modeli, BERT modeline göre daha yüksek performans göstermiştir. Performansın yanında model boyutunda ciddi bir azalma olmuştur. BERT modelinin temel versiyonunda 108 milyon parametre varken, ALBERT modelinin temel modelinde 12 milyon parametre bulunmaktadır. Böylece ALBERT modeli bellekte daha az yer kaplarken aynı zamanda eğitim/test işlemleri daha hızlı yapılmaktadır. Son zamanlarda, hiperspektral görüntü sınıflandırmasında BERT modeline ek olarak transformatör tabanlı yaklaşımlar kullanılmıştır [78, 79].

Bu tez kapsamında, derin öğrenmenin temellerinden oluşan evrimsel sinir ağları yaklaşımı ve doğal dil işlemedeki BERT-tabanlı yaklaşımların etkileri gözlemlenmektedir.

## 4.2 Teorik Arka Plan

### 4.2.1 Kompozit Kernel Yapısı

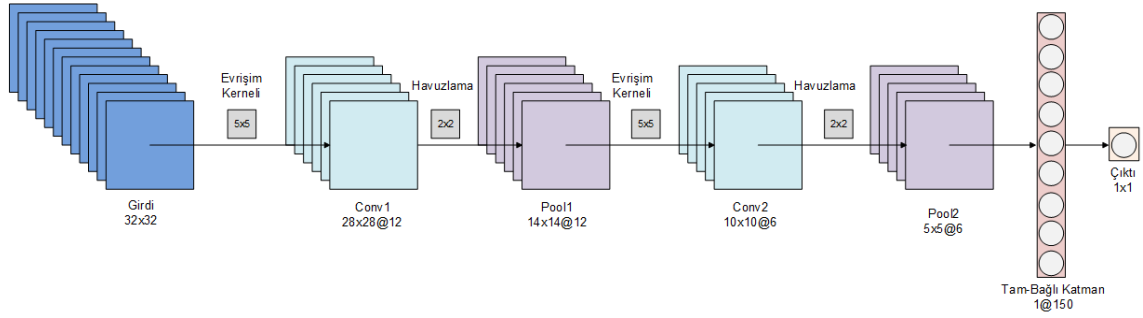
Bölüm-2.2.1'te, kernel yaklaşımlarında lineer olarak ayrılmayan verilerin belirli fonksiyonlar aracılığıyla daha üst boyutlara taşınarak ayrıştırılmasının hedeflendiği belirtilmişti. Kernel fonksiyonları olarak tanımlanan bu fonksiyonların lineer birleşimleri yeni bir kernel fonksiyon oluşturmaktadır. Bileşik kernel yaklaşımı birden fazla (genelde iki) kernel fonksiyonunun ağırlıklı ortalaması olarak şu şekilde tanımlanmıştır:

$$CK(i, j) = \lambda_1 K_1(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \lambda_2 K_2(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad \lambda_1 + \lambda_2 = 1 \quad (4.1)$$

Denklem-4.1'den yola çıkarak gram matrislerinin (bkz. Bölüm-2.2.1.3) ağırlıklı ortalaması kompozit kernel fonksiyonu üzerinde tanımlı gram matrisi oluşturmaktadır. Spektral bilgiden elde edilen gram matris ile uzamsal bilgiden elde edilen gram matris birleştirilerek kompozit gram matrisi oluşturulmaktadır. Elde edilen gram matris hiperspektral görüntü sınıflandırmada için sınıflandırıcıya girdi olarak verilmektedir.

#### 4.2.2 Evrişimsel Sinir Ağları (ESA)

Yapay sinir ağları, donanım teknolojisinin gelişmesi ile birlikte önemli gelişmeleri beraberinde getirmiştir. Çokça veriyi hızlı ve paralel işleyebilen GPU donanımlarının gelişmesi, paralelleştirilebilen matematiksel işlemler içeren yapay sinir ağlarının farklı versiyonlarının da gelişmesini sağlamıştır. Güçlü yapısı ve işlem hacmi dolayısıyla derin öğrenme olarak adlandırılan bu sistemlerde evrişimsel sinir ağları önemli bir yer tutmaktadır.



Şekil 4.2 Evrişimsel sinir ağı örnek mimarisi

ESA, evrişim katmanları yardımıyla görüntülerdeki ayırt edici bilgiyi öğrenmesi sebebiyle yüksek başarılı sonuçlar elde etmektedir. Şekil 4.2, hem örnek bir evrişimsel sinir ağı mimarisini hem de tez kapsamında kullanılan örnek mimariyi göstermektedir. ESA'lar ilk yıllarında girdi olarak görüntüleri almışlardır, ancak sonraki yıllarda bir ve üç boyutlu girdilere uygun hale getirildiğinden görüntü kabul eden ESA'lar iki-boyutlu ESA olarak alandırılmıştır. Bu çalışmada da kullanılan iki boyutlu ESA katmanları şu şekilde özetlenebilir:

1. *Evrişim katmanı*, öğrenilebilen iki boyutlu filtreler yardımıyla görüntülerdeki anlamlı bilginin eldesi sağlanmaktadır.
2. *Havuzlama katmanı* yardımıyla daha az anlamlı bilgi elenerek yüksek anlamlı bilgi önceliklendirilmektedir.
3. *Dropout katmanı*, bazı nöronların pasif kılınmasını sağlayarak verinin ezberlenmesinin engellenmesi hedeflenmektedir.
4. *Tam bağlı katman* ise katmanları arası tüm nöronları birbirine bağlı temel bir yapay sinir ağını ifade etmektedir. Bu katmanla birlikte ESA'nın çıktısı elde edilmektedir.

ESA'lar, eğitim verileri ile ileri beslemeli şekilde beslenir ve çıktındaki sonuçlara göre kayıplar hesaplanır. Geri beslemeli şekilde öğrenilebilen parametreler

güncellenmektedir. Bu sayede, eğitim verilerini en iyi temsil eden parametreler öğrenilmiş olmaktadır. ESA'ların eğitilmesi için yüksek miktarda etiketli veriye ihtiyaç vardır. Hatta, girdi olarak görüntü verildiğinden yüksek miktarda görüntüye de ihtiyaç vardır. Bu iki durum iki-boyutlu ESA kullanılarak hiperspektral görüntü sınıflandırmayı zorlaştırmaktadır. Hiperspektral görüntüler sınırlı miktarda etiketli veri içerirken, tek bir görüntü üzerinde çalışıldığından yeterli görüntü yoktur. Bu yüzden piksel sınıflandırma mantığı ile sınıflandırma yapılmaktadır. Tek-boyutlu ESA'lar hiperspektral görüntüler için kullanılabilirken iki-boyutlu ESA'lar için etiketli görüntülere ihtiyaç vardır. Bu tez çalışmasında iki-boyutlu ESA için görüntüler öz uzay (eigenspace) ve kovaryans matrisleri yardımıyla elde edilmiştir.

#### 4.2.2.1 Yerel Kovaryans Matrisleri

Hiperspektral görüntülerde sınıflandırılmak istenilen hedef pikseli merkeze alan  $k \times k$  boyutlu çerçeve içerisinde kalan alt küp için kovaryans matrisi hesaplanmaktadır.  $d$  bantlı bir hiperspektral görüntünün bu kapsamdaki alt küpü  $k \times k \times d$  boyutlarında olmaktadır. Bu alt küpün  $d \times d$  boyutlarında olan kovaryans matrisi Denklem-4.2 kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$\mathbf{C} = \frac{1}{N_s - 1} \cdot \sum_{i=1}^{N_s} (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \quad (4.2)$$

burada  $\mathbf{x}_i$ , alt küp içerisindeki bir pikseli;  $N_s = k \times k$ , alt küp içerisindeki toplam piksel sayısını göstermektedir.  $\boldsymbol{\mu}$  ise, alt küp içindeki tüm piksellerin ortalama vektörünü ifade etmektedir

Alt küp içinde yer alan piksellerin istatistiksel dağılımlarının spektral ve uzamsal benzerliklere sahip olduğu varsayılmaktadır. Bu nedenle, elde edilen kovaryans matrisleri, bu alt küplerdeki örüntü korelasyonlarını yansıtır. [80]. Böylece, spektral ve uzamsal bilginin ayırt edici özelliğinin kullanılabilmesi için ESA sınıflandırıcısına bir girdi olarak iki boyutlu  $d \times d$  kovaryans matrisleri verilebilmektedir.

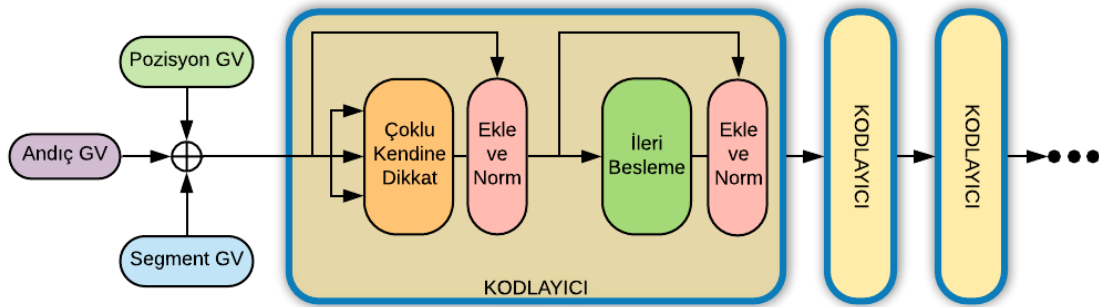
#### 4.2.3 BERT Tabanlı Modeller

Google, 2018 Kasım ayında BERT [75] modelini literatüre sunmuştur. Bu modelin, paragraflara ait soruları yanıtlamaya yönelik veriler içeren SQuAD [81] veri kümesi üzerinde yüksek başarımla elde etmesi doğal dil işleme alanında önemli bir kilometre taşına gelindiğini göstermiştir. Yapısı itibarıyla çok sayıda parametre içermesi eğitim süresinin uzamasına sebep olmasına karşın metindeki bağlamı anlamada önemli bir

başarım sağlamıştır.

BERT dil modeli iki görev ile eğitilmektedir: Sonraki cümle tahmini (NSP) ve maskeli kelime tahmini (MLP). NSP görevinde iki cümle modele girdi olarak verilmektedir. Bu cümlelerin birinin diğerinden sonra gelip gelmemesi durumuna göre semantik ilişkileri öğretilmektedir. MLP görevinde ise cümlelerde maskelenen kelimelerin tahmin edilmesi üzerine eğitim yapılmaktadır. Maskeleye yapılarak ezberlemenin önüne geçilmesi hedeflenmektedir. Hem NSP hem de MLP görevlerinden gelen hatalara göre model güncellenmektedir.

Şekil 4.3, BERT modelinin yapısı ve temelini oluşturan kodlayıcının iç yapısını göstermektedir. BERT'in temel modelinde 12, büyük modelinde ise 24 kodlayıcı bulunmaktadır. BERT modeli girdi olarak (i) kelimelerin andıçlarına karşılık gelen gömme vektörlerini, (ii) cümledeki pozisyon gömme vektörlerini ve (iii) kelimenin hangi cümlede olduğunu belirten segment gömme vektörlerini girdi olarak almaktadır. Bu vektörler toplanarak kodlayıcıya girdi olarak verilmektedir. Kodlayıcıların girdi olarak aldıkları bilgi ile çıktı olarak verdikleri bilginin boyutları aynıdır. Böylece kodlayıcılar ardarda eklenebilmektedir. Tüm kodlayıcıların sonuna bağlı katmanlar eklenmekte ve kayıplar hesaplanarak geri besleme yapılmaktadır.



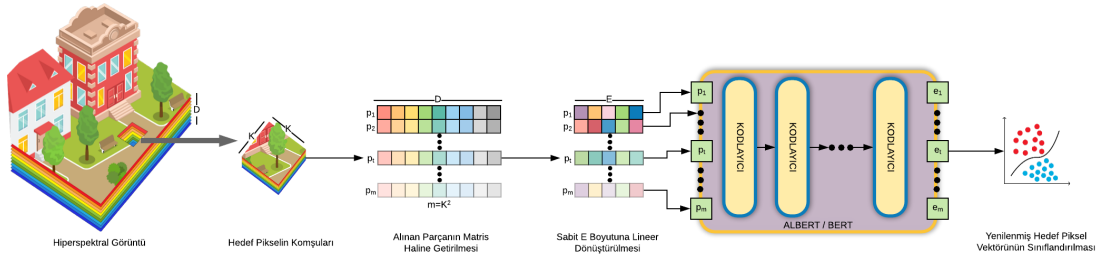
Şekil 4.3 BERT modelinin ve kodlayıcının yapısı

Google 2019 yılında, BERT modelinin hafızada yüksek yer tutması, eğitim süresinin çok uzun sürmesi gibi dezavantajlarını gideren ALBERT [77] modelini literatüre sunmuştur. ALBERT ve BERT modelleri arasında şu üç fark bulunmaktadır:

1. Cümle sırası tahmini (SOP): BERT modelindeki NSP görevi yerine SOP görevi üzerine dil modeli eğitilmektedir.
2. Matris çarpanlarına ayırma: Kelimelerin gömme vektörlerini oluşturan büyük bir matris yerine, çarpımlarıyla bu matrisin elde edilebildiği iki küçük matrisin model yapısında saklanması
3. Parametre paylaşımı: Kodlayıcılar arasındaki parametre paylaşımının yapılması

ALBERT modelinde matris çarpanlarına ayırma yapılması ve parametre paylaşımı, BERT modelinde 108 milyon olan parametre sayısını 12 milyona düşürmektedir. SOP görevi yardımıyla, modelin cümleler arasındaki bağlamı daha fazla anlaması sağlanmıştır. Böylece ALBERT modeli; daha hızlı, daha az bellek kullanan, bağlamı daha iyi anlayan bir model olarak literatüre sunulmuştur.

Bu tez çalışması kapsamında, BERT tabanlı modellerin yapısı hiperspektral görüntü sınıflandırmaya olan uyarlamasıyla aktarılacaktır. Şekil 4.4, BERT tabanlı modellerin hiperspektral görüntü sınıflandırmada spektral ve uzamsal bilginin kullanıldığı yapının akışını göstermektedir. Eğitim verisi olarak kullanılan veya test aşamasında sınıflandırılacak olan piksel *hedef piksel* olarak adlandırılmaktadır.



**Şekil 4.4** Hiperspektral görüntülerin BERT tabanlı modellere girdi olarak verildiği akış

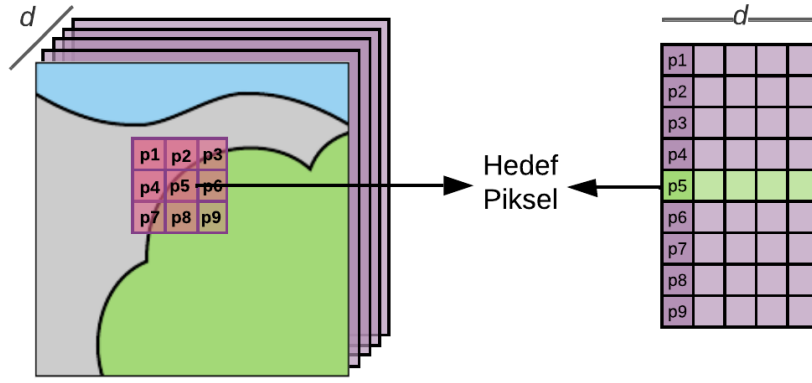
#### 4.2.3.1 Hedef Pikselin Alt Küpünün Elde Edilmesi ve Düzleştirilmesi

Bütün hedef pikseller için, hedef pikselin belirli mesafedeki komşularını içeren alt küpler oluşturulmaktadır.  $d$  hiperspektral görüntünün bant sayısını,  $w$  hedef pikseli merkeze alan çerçevenin boyutu olmak üzere, her hedef piksel için  $w \times w \times d$  boyutlarında alt küpler oluşturulmaktadır. Şekil 4.5 incelendiğinde,  $m = w^2$  olmak üzere tüm alt küpler  $m \times d$  boyutlarına gelecek şekilde düzleştirilirler. Bu düzleştirmede oluşan matrisin her satırı hedef pikselin komşularını temsil etmektedir. Ortadaki satır ise hedef pikselin kendisidir.

#### 4.2.3.2 Gömme Vektörleri

BERT-tabanlı modeller üç farklı gömme vektörünün toplamını girdi olarak alırlar: *i*) girdi gömmeleri, *ii*) pozisyon gömmeleri ve *iii*) segment gömmeleri.

*Girdi Gömmeleri:* Doğal dil işlemede girdi gömmeleri, kelime andıçlarının sabit uzunlukta sayısal vektörlerle temsil edildiği gömmelerdir. Bu çalışmada, spektral imzalar bu vektörler yerine kullanılmaktadır. Ancak farklı hiperspektral görüntüler farklı uzunlukta imzalardan oluşmaktadır. Ayrıca kodlayıcı yapısından ötürü kendisine



**Şekil 4.5** Alt küp yapısında hedef pikselin komşuları ve düzleştirilmesi

gelecek olan girdi boyutu konusunda sınırlamaları vardır. Hem spektral imzalardaki uzunluk farklılıkları hem de kodlayıcıların ihtiyacı olan girdi uzunluğu şartını sağlayabilmek için spektral imzalar lineer dönüşümler yardımıyla sabit uzunluklu vektörler haline getirilmektedir. Bu işlem için  $W$  dönüşüm matrisi kullanılmaktadır. Böylece imzalar  $d$  boyuttan  $g$  boyuta sabitlenmektedir. Buradaki  $W$  dönüşüm matrisi BERT-tabanlı modellerin bir parçası olarak kurgulandığından, matristeki sayılar eğitim sırasında öğrenilmektedir.

*Pozisyon Gömmeleri:* Pozisyon gömmeleri, doğal dil işlemede kelime andıçlarının cümle içerisindeki sıralarını temsil eden sabit uzunluklu vektörlerdir. Bu çalışmada, düzleştirme işlemi gerçekleştirildikten sonra piksellerin bulunduğu satır ( $1$ 'den  $m$ 'ye) pozisyon gömmesi olarak kullanılmaktadır. Her satır numarasını temsil eden pozisyon gömmesi sabittir. Bu yüzden pozisyon gömmeleri tek bir kez oluşturulmaktadır.

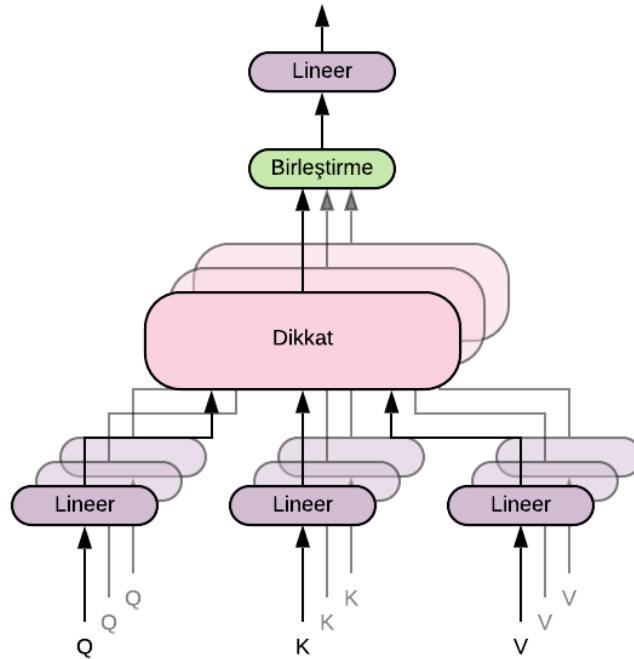
*Segment Gömmeleri:* Doğal dil işleme çalışmalarında, anadil modelinin eğitimi sırasında BERT-tabanlı modellere iki adet cümle girdi olarak verilmektedir. Segment gömmesi, kelime andıçlarının bulunduğu cümleyi temsil eden sabit uzunluklu bir vektördür. Pozisyon gömme vektörlerinde olduğu gibi bulunduğu cümleyi temsil eden bir gömme vektörüdür. Bu çalışmanın önemli yeniliklerinden biri de segment gömmelerinin hiperspektral görüntü sınıflandırma için BERT-tabanlı modellere dahil edilmesidir. Çalışmada, segment gömmelerini temsilen bölütleme haritaları kullanılmaktadır. Bölütleme haritaları yardımıyla hedef pikselin komşularının bulunduğu bölütü (segment) temsilen sabit uzunluklu gömme vektörleri kullanılmaktadır. Çalışmanın diğer bir yeniliği ise HyperSLIC (bkz. Bölüm-3.2.1.4) yaklaşımının kullanılmasıdır. HyperSLIC metodu ile elde edilen bölütler, buldukları bölgelere kolayca adapte olabilen, hiperspektral görüntülerin yapısına uygun şekilde elde edilmektedir. Böylece, temsil gücü yüksek her bir bölüt

için segment gömmesi girdi için kullanılmaktadır.

Süperpiksel sayısının yüksek miktarlarda olması çok fazla segment gömmesi vektörünü gerektirmektedir. Bu durum benzer süperpiksellerin farklı vektörlerle öğrenilmesi anlamına geldiğinden, modellerin öğrenmesi zorlaşmaktadır. Bu zorluğun üstesinden gelmek için benzer süperpikseller DBSCAN algoritması yardımıyla birleştirilmektedir. Bu yöntem HyperSLIC-DBSCAN algoritması olarak adlandırılmaktadır (bknz. Bölüm-3.2.1.6). Bir süperpiksel içerisinde yer alan tüm pikseller aynı segmente ait oldukları için segment gömmeleri aynıdır.

#### 4.2.3.3 Kodlayıcı

BERT-tabanlı modeller, girdi ve çıktıları aynı boyutta olan kodlayıcılardan oluşmaktadır. Parametre paylaşımı kullanıldığında her kodlayıcı aynı değişkenleri kullanmaktadır. Bu yaklaşım ALBERT modelinin BERT modelinden temel farklarından biridir. Kodlayıcılar, girdi olarak verilen gömme vektörleri arasındaki ilişkiyi öğrenecek şekilde tasarlanmıştır. Bu tasarıda "Çoklu Kendine Dikkat (ÇKD, Multihead Self Attention)" yapısı en önemli kısımdır.



Şekil 4.6 Çoklu kendine dikkat yapısı

*Çoklu Kendine Dikkat (ÇKD)*: Kodlayıcılarda kullanılan ve Şekil 4.6 ile gösterilen ÇKD yapısı, BERT-tabanlı modellerin önemli yapı taşlarından biridir. Kodlayıcılar ÇKD yapısı sayesinde, kendisine girdi olarak gelen gömme vektörleri arasındaki ilişkiyi matematiksel olarak öğrenirler. Şekil 4.6'ten de görüleceği üzere çoklu kendine dikkat

yapısı, kendine dikkat yapılarının birleşiminden oluşmaktadır. Tek bir *kendine-dikkat* yapısına ait matematiksel denklem Denklem-4.3 ile ifade edilmektedir.

$$\begin{aligned} h_i &= \text{Attention}(\mathbf{QW}_i^Q, \mathbf{KW}_i^K, \mathbf{VW}_i^V) \\ &= \text{Attention}(\mathbf{XW}_i^Q, \mathbf{XW}_i^K, \mathbf{XW}_i^V) \end{aligned} \quad (4.3)$$

burada  $h_i$ ,  $i$  numaralı dikkat yapısının çıktısını;  $\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}$  matrisleri kodlayıcıya gelen giriş matrislerini göstermektedir. Bu matrislerin üçünün de aynı olduğu durum *kendine-dikkat* yapısının oluşmasını sağlamaktadır. Matrisler, pikseller arasındaki ilişkiyi (doğal dil işlemede kelime andıçları) matematiksel olarak temsil etmek için ağırlıklarla doğrusal olarak dönüştürülür.  $\mathbf{W}_i^Q, \mathbf{W}_i^K, \mathbf{W}_i^V$  bu dönüşümlerde kullanılan ağırlık matrisleridir. Kendine dikkat yapısında  $\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}$  kodlayıcıya gelen gömme vektörü  $\mathbf{X}$  ile aynı olduğundan denklemde yerine yazılır.

*İleri Besleme*: Bu modül yardımıyla bir sonraki kodlayıcı görevi için lineer dönüşümler gerçekleştirilir. İleri besleme modülü, iki doğrusal dönüşüm katmanından oluşur. Her katmanda ReLU (Rectified Linear Unit) aktivasyon fonksiyonu kullanılır.

*Katman Normalleştirme*: Katman normalleştirme, Ba ve arkadaşları [82] tarafından önerildi. Bu modül ile eğitim sırasında özelliklerin katkısı normalleştirilir. Böylece farklı anlamdaki verilerin diğerine üstünlük sağlaması veya önemli verilerin değerlendirilmede göz ardı edilmesi sorunu aşılmaktadır. Batch normalleştirme yönteminde, batchler yerine katmanlara normalizasyon uygulanır.

#### 4.2.3.4 Sınıflandırma Katmanı

BERT tabanlı modeller, hedef pikselin komşularıyla ilişkisine dayalı yeni vektörler üretirler. Hedef piksele (girdi matrisinin orta satırındaki vektör) karşılık gelen vektör, üç seviyeli tam bağlantılı katmana bir girdi olarak verilir. Son katmandaki nöron sayısı veri kümesindeki sınıf sayısına eşit olacak şekilde yapılandırılmıştır. Girdi vektörünü sınıflandırma için eklenen bu katman *sınıflandırma katmanı*dır. Bu katmanın çıktısı, hata/kayıp değerlerini hesaplamak ve modelin parametrelerini güncellemek için kullanılır.

#### 4.2.3.5 Model Büyüklükleri

Tablo 4.1, BERT ve ALBERT modellerindeki kodlayıcı sayısına göre parametre sayısını göstermektedir. Tablo 4.1'a göre, ALBERT modeli parametrelerin paylaşılmasına

**Tablo 4.1** BERT ve ALBERT modellerinin kodlayıcı sayısına bağlı olarak parametre sayısı

Kodlayıcı sayısı	ALBERT	BERT
1	8.601.609	8.601.609
3	8.601.609	22.777.353
5	8.601.609	36.953.097
9	8.601.609	65.304.585
12	8.601.609	86.568.201

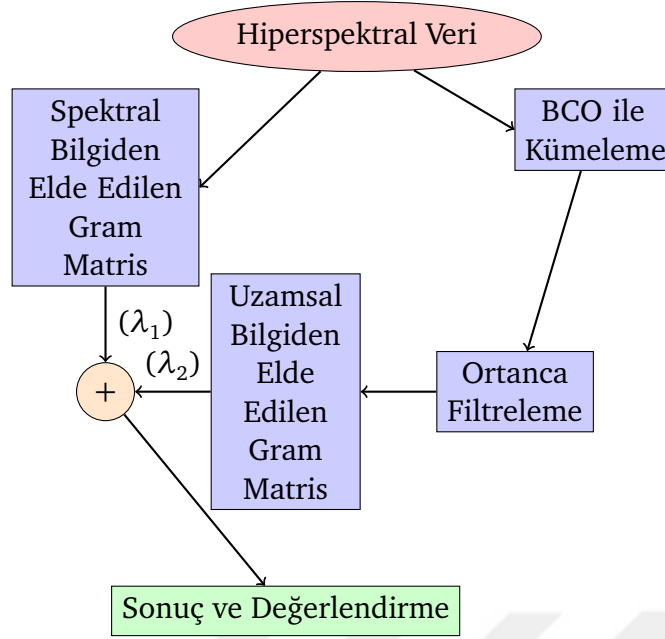
izin verdiği için, kodlayıcı sayısı arttıkça parametre sayısı artmaz. BERT modelinde kodlayıcı sayısı 12 olduğunda parametre sayısının ALBERT'e göre on kat arttığına dikkat edilmelidir. Bu durum eğitim süresini ve model boyutunu artırdığından, BERT modelinin ALBERT'e göre dezavantajıdır. Şekil 4.4'da gösterildiği gibi, son gömme matrisinin boyutu pencere boyutundan etkilenir. Ancak ALBERT ve BERT modelleri büyük boyutlu modeller olduğundan, pencere boyutunun artırılması toplam parametre sayısına yalnızca birkaç parametre ekler. Sonuç olarak, pencere boyutuna göre değişen parametre sayısını vermek yerine, her bir kodlayıcı için ortalama parametre sayısı Tablo 4.1 içinde sunulmaktadır. Burada dikkat edilmesi gereken önemli bir nokta, ALBERT ve BERT modellerinin bir adet kodlayıcıya sahip olduklarında benzer bir yapıya sahip olmasıdır. Dolayısıyla sonuç tablolarındaki kodlayıcı sayısı bir olduğunda elde edilen sonuçlar birbirine çok yakın olmaktadır.

### 4.3 Deneyler ve Sonuçlar

#### 4.3.1 Deney - 1

Bu deney çalışmasında, kompozit kernel yaklaşımının sınıflandırma başarımına etkisi incelenmiştir. Şekil 4.7'de çalışma kapsamında önerilen akış diyagramı gösterilmiştir. Tüm işlemler Python üzerinde scikit-learn [56] modülü kullanılarak yapılmıştır. Aynı işlemler Matlab 2015a üzerinde tekrarlanarak sonuçların doğruluğu kontrol edilmiştir. RBF tabanlı kernel yaklaşımlarının başarısından dolayı [14, 16] bu çalışmanın tamamında RBF kernel fonksiyonu kullanılmıştır.

Önerilen yöntemde spektral bilgiden doğrudan gram matris oluşturulur. Bu gram matris  $\lambda_1$  katsayısı ile kompozit kernel gram matrisine eklenecektir. Uzamsal bilginin elde edilmesi için öncelikli olarak BCO ile kümeleme işlemi yapılarak 9 kümeye ayrılmış ardından ortanca filtre ile gürültüler giderilmiştir. Elde edilen sonuç üzerinde bağlı bileşenler mantığıyla 12704 adet bölge elde edilmiştir. Her bir bölge içinde bulunan spektral imzaların ortalaması alınarak bölge merkezleri bulunur. Spektral imzalar, buldukları bölgenin, bölge merkezi ile değiştirilir. Böylece bir bölgedeki



Şekil 4.7 Kompozit kernel ile sınıflandırmanın işlem adımları

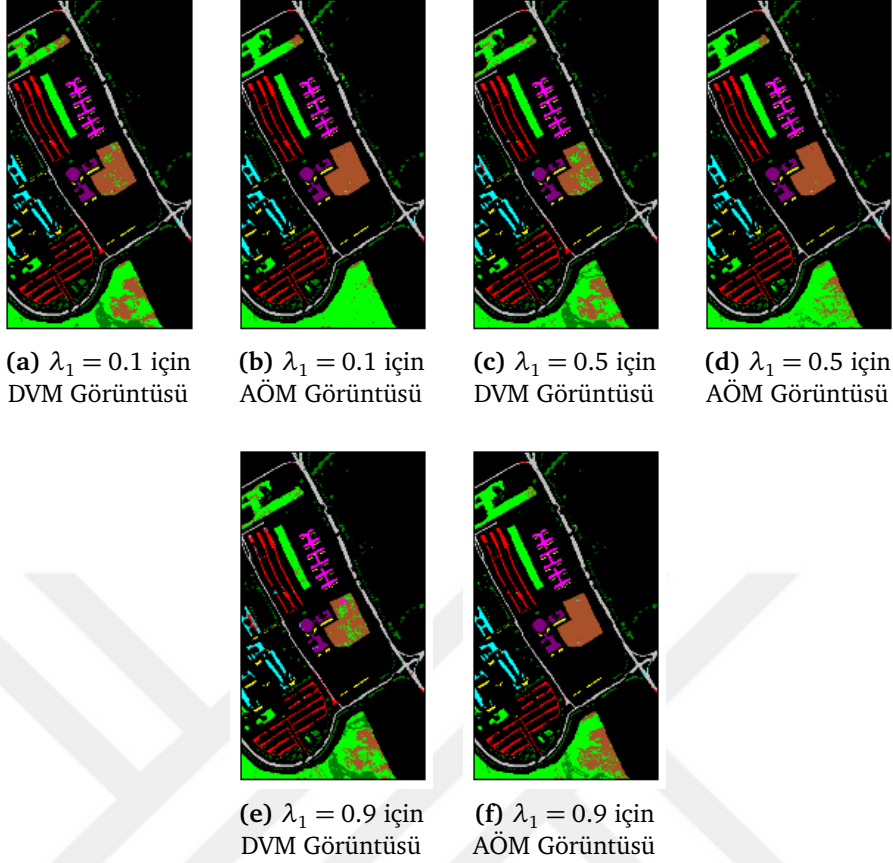
tüm piksellerin imzaları aynı olur. Bu durum kernel aracılığıyla yüksek boyutlara taşınan verinin aynı nokta ile temsil edilmesini sağlar. Ayrıca benzer merkezlere sahip bölgelerin noktaları yüksek boyutlarda daha yakın noktalar olarak temsil edilirler. Tüm değişiklikler yapıldıktan sonra uzamsal bilgiden gelen gram matris  $\lambda_2$  katsayısı ile kompozit kernel gram matrisine eklenir.

Elde edilen kompozit gram matris DVM ve AÖM ile sınıflandırılır. Farklı  $\lambda_1$  ve  $\lambda_2$  için yapılan deneylerin sonuçları Tablo 4.2’de, görüntüleri ise Şekil 4.8’te gösterilmiştir.

Tablo 4.2 Kompozit kernel kullanarak sınıflandırmadan elde edilen sonuçlar

	Spektral ( $\lambda_1$ ) / Uzamsal ( $\lambda_2$ ) Katkı	Genel Başarım		Kappa Katsayısı	
		DVM	KAÖM	DVM	KAÖM
<b>Deney 1</b>	0,1 / 0,9	84,52	96,20	0,8057	0,9500
<b>Deney 2</b>	0,5 / 0,5	83,79	92,61	0,7955	0,9045
<b>Deney 3</b>	0,9 / 0,1	82,15	87,41	0,7751	0,8411

Bu deneysel çalışmada, kernel yaklaşımların başarısı dikkate alınarak bulanık c-ortalamar yönteminden elde edilen uzamsal bilgi ile spektral bilgi kompozit kernel yöntemi ile birleştirilmiştir. Sınıflandırıcı olarak kernel tabanlı destek vektör makineleri ve kernel tabanlı aşırı öğrenme makineleri kullanılarak sonuçlar gösterilmiştir. Aynı kompozit kernel için destek vektör makinelerinde %84,52 olan başarı, aşırı öğrenme makinelerinde %96,2 olarak elde edilmiştir. Çalışmadaki bir



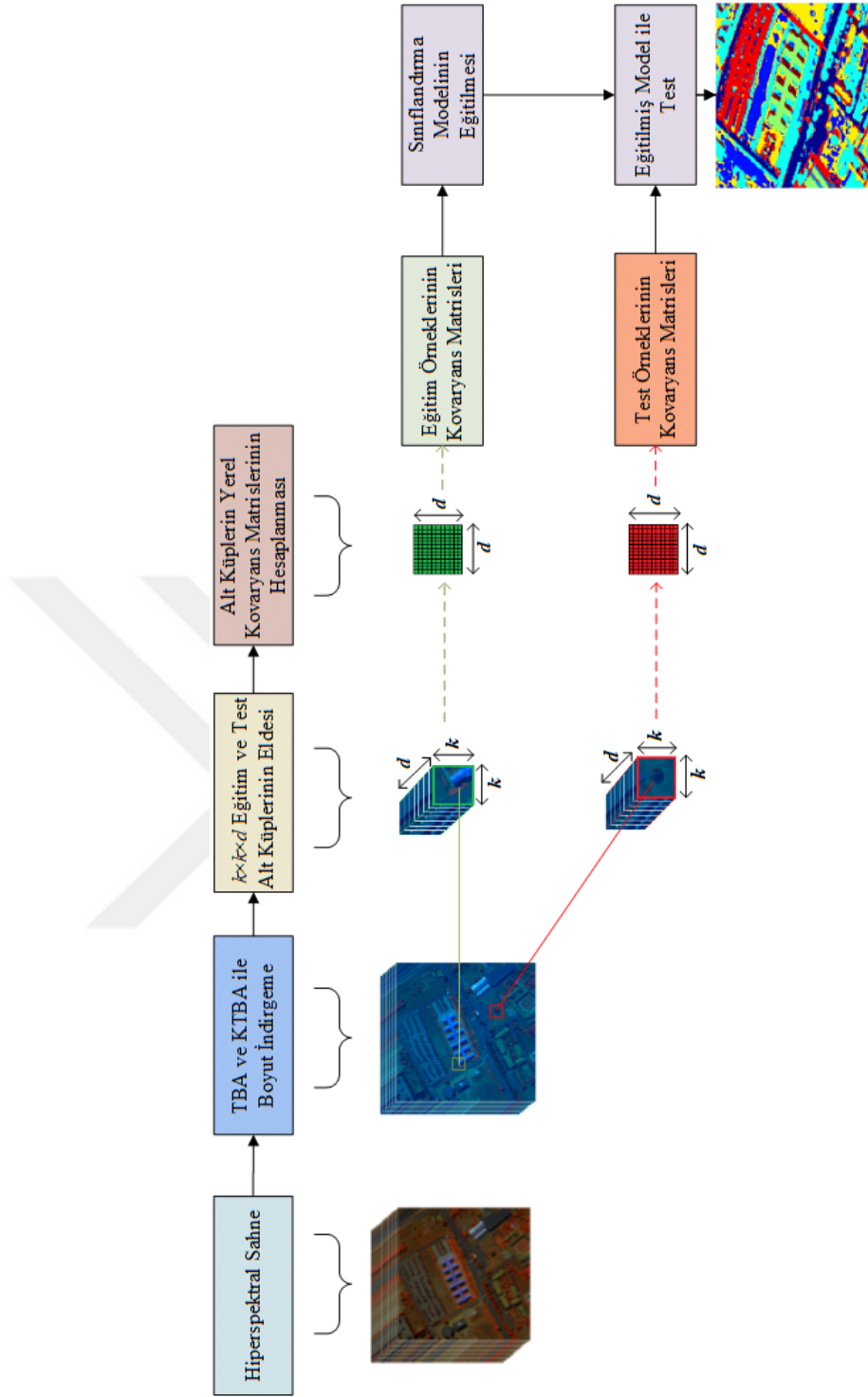
**Şekil 4.8** Uzamsal bilginin farklı oranlarda kullanıldığı durumlarda SVM ve AÖM ile elde edilen sonuç sınıflandırma haritaları

diğer önemli husus, önerilen yöntemdeki  $\lambda_1$  ve  $\lambda_2$  parametrelerinin farklı değerlerdeki sonuçları, uzamsal bilginin spektral bilgiyle birlikte hiperspektral görüntülerde sınıflandırma başarısını arttırılabildiğinin kanıtlanmış olmasıdır.

#### 4.3.2 Deney - 2

İki numaralı deney çalışmasında, iki-boyutlu ESA sınıflandırıcısı kullanılmıştır. Sınıflandırıcı öncesinde gerekli miktarda görüntünün oluşturulması için hedef piksellere yönelik yerel kovaryans matrisleri kullanılmıştır. Şekil 4.9, bu deney çalışmasında kullanılan akış diyagramını göstermektedir. Hiperspektral görüntüler, TBA ve KTBA yardımıyla 32 banta indirgenmiştir. Burada öz uzaya geçiş yapılarak, kovaryans matrislerin daha anlamlı bir uzayda değerlendirilmesi sağlanmıştır. Tüm hedef pikseller için  $k \times k$  ( $k = 3, 5, 7, 9$ ) pencere boyutlarında alt küpler alınıp kovaryans matrisleri hesaplanmıştır. Elde edilen görüntüler ESA modelini beslemek için kullanılmıştır.

Geliştirilen yaklaşımı diğer makine öğrenmesi yaklaşımları ile kıyaslayabilmek



Şekil 4.9 Yerel kovaryans matrisleri ile uzamsal bilgi kazanımı

için istatistik tabanlı destek vektör makineleri ve ağaç tabanlı rasgele ormanlar algoritmaları kullanılmıştır. Elde edilen kovaryans matris görüntüleri düzleştirilerek girdi olarak verilmiştir. Deneylerde Pavia Üniversitesi ve Salinas-A veri kümeleri kullanılmıştır. Hiperspektral görüntülerin TBA ile indirgendiği durumda elde edilen sonuçlar sırasıyla Tablo 4.3 ve Tablo 4.5, kernel TBA ile indirgendiği durumda elde edilen sonuçlar sırasıyla Tablo 4.4 ve Tablo 4.6 ile gösterilmiştir.

**Tablo 4.3** TBA ile indirgenmiş Pavia Üniversitesi veri kümesinin farklı pencere boyutları için elde edilen test sonuçları

Sınıf Numarası	ESA				DVM				RO			
	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9
1	91,47	87,76	87,65	89,77	76,05	68,45	51,52	57,89	88,22	76,25	61,39	60,84
2	88,04	88,04	88,46	88,67	79,93	82,45	82,36	88,23	64,38	67,10	88,89	94,21
3	97,61	97,08	95,26	92,12	70,61	40,26	20,20	17,25	66,46	61,36	58,84	59,55
4	95,46	92,59	94,12	95,65	98,17	97,36	94,09	90,37	99,38	98,79	95,89	89,39
5	99,84	99,82	99,43	99,32	100,00	99,70	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	99,85
6	86,75	89,03	89,65	88,02	91,55	40,76	34,96	36,91	99,01	98,29	76,30	65,10
7	99,20	98,40	96,47	93,32	90,15	72,71	61,50	56,24	83,38	70,83	63,98	62,41
8	95,23	98,40	88,90	90,43	95,44	88,16	65,18	63,96	96,85	94,51	88,38	88,48
9	99,82	98,40	96,12	95,27	99,16	69,38	26,29	73,50	97,78	73,28	54,59	75,29
OB	94,82	94,39	92,90	92,51	89,01	73,25	59,57	64,93	88,39	82,27	76,47	77,24
GB	91,02	90,70	90,01	90,21	84,25	74,82	66,98	71,12	80,00	77,82	80,94	81,84
κ	88,5	88,1	87,23	87,48	79,99	68,14	58,28	63,48	74,65	71,91	75,83	76,96

**Tablo 4.4** Kernel TBA ile indirgenmiş Pavia Üniversitesi veri kümesinin farklı pencere boyutları için elde edilen test sonuçları

Sınıf Numarası	ESA				DVM				RO			
	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9
1	93,44	92,62	96,26	94,25	88,06	90,23	88,69	93,27	85,78	89,02	89,19	89,23
2	88,71	88,41	86,20	87,17	80,67	87,28	89,12	96,49	67,53	72,70	82,77	81,65
3	97,67	96,01	96,12	95,14	68,70	34,16	38,49	41,52	64,89	69,22	68,27	65,76
4	94,67	94,79	94,79	94,77	98,69	98,20	96,44	92,78	99,31	98,63	97,91	96,43
5	99,98	99,86	99,98	99,85	99,85	99,48	99,41	99,41	99,78	99,78	100,00	99,82
6	89,31	87,36	93,59	94,54	70,43	51,64	55,24	80,61	86,26	89,50	87,07	88,02
7	98,88	97,31	98,35	98,20	87,59	80,08	74,96	87,59	90,98	94,14	94,06	93,43
8	96,32	95,37	94,45	93,22	94,38	93,32	92,50	90,60	98,13	99,24	98,64	98,82
9	99,75	99,96	99,95	99,95	100,00	99,37	97,36	98,23	97,89	99,16	97,68	96,54
OB	95,41	94,63	95,52	95,23	87,60	81,53	81,36	86,72	87,84	90,15	90,62	89,97
GB	91,95	91,26	91,56	91,60	83,74	82,67	83,47	90,51	79,76	83,28	87,23	86,60
κ	0,8952	0,8864	0,8902	0,8907	0,7911	0,7776	0,7877	0,8769	0,7407	0,7853	0,8354	0,8274

**Tablo 4.5** TBA ile indirgenmiş Salinas-A veri kümesinin farklı pencere boyutları için elde edilen test sonuçları

Sınıf Numarası	ESA				DVM				RO			
	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9
1	100,00	93,01	98,52	92,00	100,00	94,43	98,32	91,94	100,00	95,60	97,77	90,99
10	98,77	99,59	99,46	99,59	96,77	99,78	99,93	99,40	98,43	98,54	96,00	98,76
11	98,73	98,86	99,50	99,40	97,12	97,65	97,65	99,10	98,19	96,23	95,63	99,76
12	99,72	86,16	99,81	96,78	98,31	84,09	100,00	95,32	100,00	87,04	99,09	98,65
13	100,00	96,65	99,94	99,61	100,00	95,23	100,00	99,22	100,00	96,77	99,90	100,00
14	100,00	99,83	99,96	99,83	99,87	98,02	100,00	99,54	100,00	98,99	98,89	100,00
OB	99,54	95,68	99,53	97,87	98,68	94,87	99,32	97,52	99,44	95,53	97,88	98,03
GB	99,46	94,86	99,63	98,25	98,36	93,83	99,59	97,66	99,40	94,62	97,89	98,67
κ	0,9937	0,9414	0,9956	0,98	0,9812	0,9297	0,9952	0,9732	0,993	0,9387	0,9759	0,9847

Pavia Üniversitesi, daha geniş bir alanı temsil ettiğinden, Salina-A veri kümesine göre daha zorludur. Pavia Üniversitesi veri kümesinde, hem TBA hem de kernel TBA tablolarında tanımlanan metriklere göre en iyi sonuçlar ESA ile elde edilmiştir. RO, Tablo 4.4 pencere boyutu hariç tüm pencere boyutlarında ve Tablo 4.4'de 9 × 9 pencere boyutu dışında DVM'den daha başarılı sonuçlar göstermiştir.

Salina-A sahnesi, Pavia Üniversitesi sahnesine göre daha sade olduğundan başarılı sonuçlar birbirine daha yakındır. Tablo 4.5 incelendiğinde 3 × 3, 5 × 5, 7 × 7 pencere

**Tablo 4.6** Kernel TBA ile indirgenmiş Salinas-A veri kümesinin farklı pencere boyutları için elde edilen test sonuçları

Sınıf Numarası	ESA				DVM				RO			
	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9
1	100,00	100,00	92,69	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
10	97,27	100,00	99,46	99,83	99,33	99,78	99,93	99,40	99,40	100,00	100,00	100,00
12	99,81	91,52	99,83	99,98	98,54	98,70	97,08	66,72	99,51	99,84	100,00	99,76
12	99,72	100,00	99,70	100,00	100,00	100,00	100,00	99,34	100,00	99,93	100,00	98,65
13	99,87	97,23	100,00	99,98	100,00	100,00	100,00	100,00	99,85	100,00	100,00	100,00
14	99,83	99,96	99,85	100,00	99,87	98,02	100,00	99,54	100,00	98,99	98,89	100
OB	99,42	98,12	98,59	99,97	99,62	99,75	99,50	94,24	99,77	99,96	100,00	99,75
GB	99,17	98,67	99,20	99,95	99,64	99,79	99,64	95,83	99,76	99,96	100,00	99,59
κ	0,9908	0,9852	0,9911	0,9994	0,996	0,9976	0,996	0,9536	0,9973	0,9995	0,9998	0,9954

boyutlarında ESA daha yüksek sonuçlar verirken, Tablo 4.6 incelendiğinde  $9 \times 9$  için ESA daha yüksek sonuçlar vermiştir.

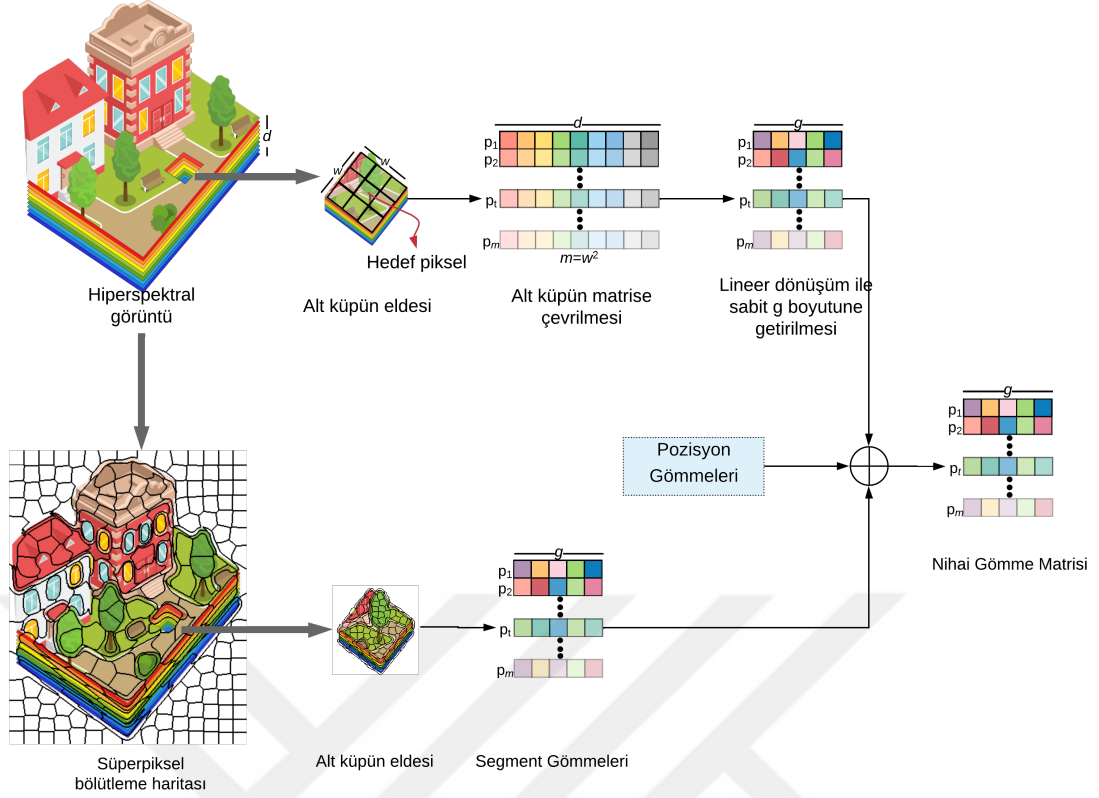
Salinas-A veri kümesi küçük bir sahne olmanın yanı sıra sebzeler, çıplak topraklar ve bağ alanları dahil olmak üzere daha büyük homojen bölgelere sahiptir. Bu nedenlerden dolayı tüm sınıflandırıcıların sonuçları birbirine yakın ve yüksek olarak elde edilmektedir. Nispeten kolay olan bu durumda, önerilen yerel kovaryans matrislerinin ve ESA modelinin spektral-uzamsal kapasitesini ortaya çıkarmak zordur. Öte yandan, Pavia Üniversitesi sahnesi Salinas-A örneğinde olduğu gibi daha az homojen geniş bölgelere sahiptir. Dolayısıyla tablolarda da görüldüğü gibi yaklaşımımız için daha iyi sonuçlar vermektedir.

### 4.3.3 Deney - 3

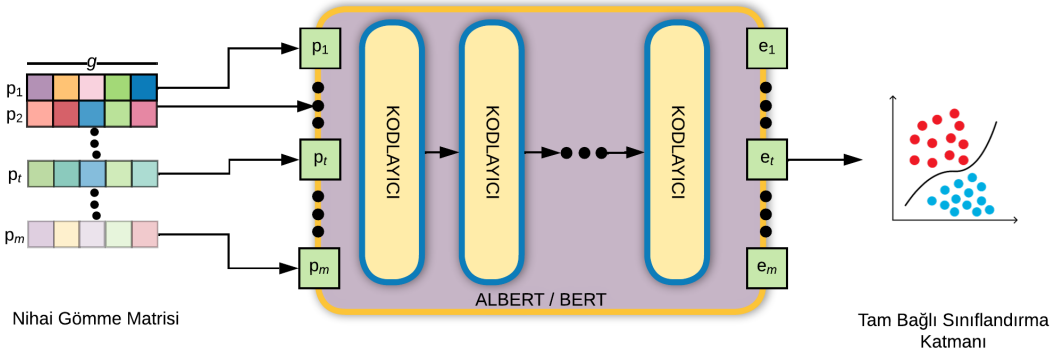
Üç numaralı deney çalışmasında, BERT-tabanlı modellerin başarımının ölçülmesi hedeflenmiştir. BERT-tabanlı modelleri girdi, pozisyon ve segment gömme vektörlerinin toplamını girdi olarak almaktadır. Bu çalışmada, segment gömme vektörlerinin kullanılması önemli yeniliklerden biridir. Segment gömme vektörlerinin eldesi için HyperSLIC ve HyperSLIC-DBSCAN algoritmaları kullanılmıştır. Şekil 4.10 ve Şekil 4.11 önerilen yöntemin akış diyagramını göstermektedir.

Yapılan çalışmalarda Pavia Üniversitesi ve Indian Pines hiperspektral sahneleri kullanılmıştır. BERT-tabanlı modellerin başarımları için öncelikle geleneksel yöntemlerle kıyaslaması yapılmıştır. Bunun için  $k = 9$  olacak şekilde  $k$ -en yakın komşuluklar, RBF tabanlı destek vektör makineleri ve 200 karar ağacından oluşan rasgele ormanlar algoritmaları kullanılmıştır. Ayrıca bir-boyutlu [83] ve iki-boyutlu [39] ESA sonuçları incelenmiştir. BERT-tabanlı modeller için ise segment gömme vektörü olmadan elde edilen sonuçlar kıyaslanarak Tablo 4.7 ile gösterilmiştir.

İlk performans çalışmasında, DL-tabanlı algoritmalar geleneksel algoritmalara göre daha yüksek performans göstermektedir. Segment gömme bilgisi olmayan



Şekil 4.10 BERT-tabanlı modeller için gömme vektörlerinin eldesi (vektörler toplanmaktadır)



Şekil 4.11 Toplanan gömme vektörlerinin BERT-tabanlı modele verilmesi

BERT-tabanlı modeller, artan kodlayıcı sayısı ile derin öğrenme yöntemlerinden daha iyi sonuçlar elde edebilmektedir. ALBERT ve BERT model sonuçları karşılaştırıldığında, BERT'nin küçük pencere boyutlarında daha iyi sonuçlar verdiği ve pencere boyutu büyüdükçe ALBERT'in açığı kapattığı görülmektedir. Tablo 4.7 ve Tablo 4.8'deki sonuçlara göre, BERT'e göre daha küçük boyutlu olan ALBERT modelinin BERT modeline alternatif olacak sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir.

**Tablo 4.7** Pavia Üniversitesi sahnesi için geleneksel, derin öğrenme, BERT-tabanlı (*segment gömme vektörü olmadan*) modellerin performans karşılaştırmaları tablosu

Sınıflandırıcı Tipi	Metotlar	Sonuçlar (%)				
Geleneksel Sınıflandırıcılar	k-EYK	71,45				
	SVM	72,14				
	RF	68,97				
DL-tabanlı Sınıflandırıcılar	1D ESA	74,87				
	2D ESA	86,22				
BERT-tabanlı Sınıflandırıcılar (SGV olmadan)	ALBERT	Kodlayıcı Sayısı	Pencere Boyutları			
		3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	
	ALBERT	1	68,77	72,57	77,44	84,83
		3	72,60	76,54	81,14	85,13
		5	78,27	79,39	82,52	90,77
		9	74,92	80,89	87,27	86,52
		12	80,99	81,79	89,07	89,15
	BERT	1	70,76	73,01	78,00	82,20
		3	71,59	83,06	87,07	88,76
		5	73,75	85,21	87,16	89,21
		9	79,64	86,49	90,31	93,94
		12	78,47	87,13	88,71	88,86

**Tablo 4.8** Indian Pines sahnesi için geleneksel, derin öğrenme, BERT-tabanlı (*segment gömme vektörü olmadan*) modellerin performans karşılaştırmaları tablosu

Sınıflandırıcı Tipi	Metotlar	Sonuçlar (%)				
Geleneksel Sınıflandırıcılar	k-EYK	71,45				
	SVM	72,14				
	RF	68,97				
DL-tabanlı Sınıflandırıcılar	1D ESA	74,87				
	2D ESA	86,22				
BERT-tabanlı Sınıflandırıcılar (SGV olmadan)	ALBERT	Kodlayıcı Sayısı	Pencere Boyutları			
		3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	
	ALBERT	1	74,22	76,39	80,28	81,08
		3	77,26	83,24	85,63	87,53
		5	81,06	84,06	88,50	87,07
		9	82,85	84,86	84,28	89,41
		12	78,84	87,81	83,23	86,82
	BERT	1	71,80	76,94	79,6	83,85
		3	80,69	87,45	88,24	89,85
		5	84,77	89,31	89,86	90,58
		9	88,21	89,41	91,37	91,83
		12	88,29	89,59	93,84	93,46

İkinci performans çalışmasında, BERT-tabanlı modeller kendi aralarında çalışmanın yeniliklerinden olan segment gömme vektörleri ile birlikte kıyaslanmıştır. Sonuçlar Pavia Üniversitesi ve Indian Pines için sırasıyla Tablo 4.9 ve Tablo 4.10 ile gösterilmiştir.

Sonuçlar incelendiğinde, segment gömme bilgisine sahip BERT-tabanlı modellerin daha yüksek performans gösterdiği görülmektedir. Ayrıca benzer süperpiksellerin birleştirildiği HyperSLIC-DBSCAN ile en yüksek performans elde edilmiştir. ALBERT modelinde, kodlayıcı sayısı ve pencere boyutu arttıkça sınıflandırma doğruluğunun arttığı görülmektedir. Tablo 4.9 ve Tablo 4.10 sonuçları incelendiğinde, modellere segment bilgilerinin dahil edilmesiyle ALBERT’in sınıflandırma performansı açısından BERT’e yaklaştığı ve en az onun kadar uygun bir model haline geldiği görülmektedir.

Tablo 4.9, Pavia Üniversitesi veri kümesi için elde edilen sonuçları göstermektedir. Indian Pines veri kümesinin sonuçları Tablo 4.10 içinde gösterilmektedir. Sonuçlar incelendiğinde, segment gömme bilgisine sahip BERT tabanlı modellerin daha yüksek performans gösterdiği görülmektedir. Ayrıca, benzer süperpikselleri birleştiren HyperSLIC-DBSCAN kullanılarak en iyi performans elde edilmiştir. ALBERT modelinde kodlayıcı sayısı ve pencere boyutu büyüdükçe sınıflandırma doğruluğu artar. Table 4.9 ve 4.10’deki sonuçlar incelendiğinde, modellere segment bilgilerinin dahil edilmesiyle ALBERT’in sınıflandırma performansı açısından BERT’e yaklaştığı ve BERT kadar uygun bir model haline geldiği görülmektedir.

**Tablo 4.9** Pavia Üniversitesi sahnesi için sonuçlar: (a) ALBERT ve (b) BERT modeli

Kodlayıcı Sayısı	(a) ALBERT											
	SGV olmadan				SGV ile (HyperSLIC)				SGV ile (HyperSLIC-DBCAN)			
	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9
1	68,77	72,57	77,44	84,83	97,37	98,23	98,85	99,04	97,70	98,76	99,24	99,49
3	72,6	76,54	81,14	85,13	96,96	97,77	98,58	99,03	97,62	99,18	99,27	99,48
5	78,27	79,39	82,52	90,77	96,24	96,90	98,38	98,67	97,84	99,07	99,36	99,54
9	74,92	80,89	87,27	86,52	95,57	97,10	97,95	98,79	98,43	99,01	99,47	99,50
12	80,99	81,79	89,07	89,15	96,38	96,40	97,75	98,59	98,62	99,03	99,23	99,42

Kodlayıcı Sayısı	(b) BERT											
	SGV olmadan				SGV ile (HyperSLIC)				SGV ile (HyperSLIC-DBCAN)			
	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9
1	70,76	73,01	78,00	82,20	97,48	98,19	99,38	99,37	97,83	99,06	99,1	99,35
3	71,59	83,06	87,07	88,76	96,49	98,21	98,41	99,21	98,05	99,11	99,44	99,68
5	73,75	85,21	87,16	89,21	95,21	98,38	98,28	98,76	97,88	99,31	99,39	99,71
9	79,64	86,49	90,31	93,94	96,45	97,47	98,22	99,17	98,41	99,13	99,30	99,50
12	78,47	87,13	88,71	88,86	95,40	97,32	97,78	98,98	97,92	99,11	99,33	99,47

Tablo 4.11, ALBERT ve BERT modellerinin eğitim sürelerini saniye cinsinden göstermektedir. Modellere “girdi gömmeleri”, “pozisyon gömmeleri” ve “segment gömmeleri” girdileri toplanarak girdi olarak verilmektedir. Girdiden segment gömmelerini eklemenin veya çıkarmanın girdi boyutu üzerinde hiçbir etkisi olmadığından, eğitim süresi segment gömmelerinden etkilenmez. Tablo 4.11 de yer alan değerler incelendiğinde, encoder sayısına bağlı olarak eğitim süresi artmaktadır. Encoder sayısı arttıkça ALBERT modelinin BERT modelinden daha hızlı olduğu görülmektedir. 12 encoder olduğu durumda BERT modelinin eğitim süresi ALBERT modeline göre iki kat uzun sürmüştür. Benzer şekilde pencere boyutunun artması,

**Tablo 4.10** Indian Pines sahnesi için sonuçlar: (a) ALBERT ve (b) BERT model

Kodlayıcı Sayısı	(a) ALBERT											
	SGV olmadan				SGV ile (HyperSLIC)				SGV ile (HyperSLIC-DBCAN)			
	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9
1	74,22	76,39	80,28	81,08	97,42	98,06	98,68	98,00	97,58	98,38	98,26	98,46
3	77,26	83,24	85,63	87,53	98,15	98,79	98,87	99,02	97,68	98,76	98,74	98,67
5	81,06	84,06	88,50	87,07	98,10	99,20	99,03	99,02	98,02	98,72	98,96	98,80
9	82,85	84,86	84,28	89,41	98,27	99,31	99,17	99,09	98,09	98,71	99,03	98,77
12	78,84	87,81	83,23	86,82	97,24	98,77	98,72	98,66	98,23	98,90	99,03	99,04

Kodlayıcı Sayısı	(b) BERT											
	SGV olmadan				SGV ile (HyperSLIC)				SGV ile (HyperSLIC-DBCAN)			
	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9
1	71,80	76,94	79,6	83,85	97,88	98,55	98,62	98,35	97,65	98,21	98,2	98,41
3	80,69	87,45	88,24	89,85	97,83	98,73	98,89	98,90	97,70	98,86	98,87	98,65
5	84,77	89,31	89,86	90,58	98,02	98,92	99,04	98,98	97,98	98,84	98,84	98,87
9	88,21	89,41	91,37	91,83	97,96	98,99	99,12	98,93	97,98	98,89	99,10	98,77
12	88,29	89,59	93,84	93,46	98,15	99,00	99,08	99,04	98,07	99,03	99,09	98,87

girdi matrisinin boyutunu artırdığından eğitim süresi uzamaktadır.  $9 \times 9$  pencere boyutundaki girdiyi alan tek encoderlı ALBERT modeli  $3 \times 3$  pencere boyutundakine göre yaklaşık 1.3 kat uzun sürmektedir. BERT modelinde ise yaklaşık 1.55 kat uzun sürmektedir.

**Tablo 4.11** BERT ve ALBERT modellerinin saniye cinsinden eğitim süreleri

Model	Kodlayıcı Sayısı	Pencere Boyutları			
		3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9
ALBERT	1	61,3490	61,8960	70,2936	78,9229
	3	63,9576	74,6000	82,2978	99,4119
	5	74,4665	87,1518	95,1250	110,8282
	9	93,6424	106,8354	124,7600	144,2895
	12	108,7457	125,9785	145,7421	168,0942
BERT	1	57,6171	68,7566	76,2690	89,7089
	3	96,3254	111,2403	123,1069	143,4226
	5	128,1130	144,9758	164,2984	190,5928
	9	176,2533	196,4983	224,5711	264,3342
	12	216,6586	240,2638	275,5349	326,4110

#### 4.4 Değerlendirme

Bu bölümde, uzamsal bilgi elde edildikten sonra spektral bilgi ile birlikte sınıflandırıcıya girdi olarak verilmiş, sınıflandırıcının gerekli ilişkiyi öğrenmesi beklenmiştir. Bu amaçla üç farklı deney yapılmıştır:

İlk deneyde, uzamsal bilgi kernel yaklaşımı kullanılarak sınıflandırıcıya iletilmiştir. BCO yönteminden elde edilen uzamsal bilgi kernel tabanlı yaklaşımlarda başarılı olan DVM ve KAÖM sınıflandırıcılarına girdi olarak verilmiştir. Önerilen yöntemde, spektral

bilgi ve uzamsal bilgi farklı oranlarda kompozit kernel olarak birleştirildiğinden; uzamsal bilginin önemi tablolara net şekilde yansımıştır. Uzamsal bilginin yüksek oranlı olduğu testlerde, başarımlar daha yüksek çıkmıştır.

İkinci deneyde, hiperspektral görüntülerin sınıflandırma sonuçlarını geliştirmek için öz uzaydaki yerel kovaryans matrisleri ve ESA yöntemleri birleştirilmiştir. Yerel uzamsal benzerlik ilişkilerin kullanımı için farklı alt küpler kullanılarak doğrusal ve doğrusal olmayan öz uzaylarda iki boyutlu kovaryans matrisleri elde edilmiştir. İki-boyutlu ESA kullanıldığından, sınıflandırıcının ayırt etme kabiliyetini artırmak için kovaryans matrisleri kullanılmıştır. Önerilen yaklaşımda spektral ve uzamsal bilgiyi birleştirmek, sonuçlarla deneysel olarak kanıtlandığı gibi, diğer sınıflandırıcılara kıyasla oldukça iyi bir performans göstermektedir.

Üçüncü deneyde, BERT-tabanlı modellerin başarımları incelenmiştir. Segment gömme vektörlerinin hiperspektral sahnelerde kullanımı ile literatüre farklı bir yaklaşım kazandırılmıştır. Bu çalışmayı önemli kılan diğer özellik ise, uzamsal bilginin elde edilen bölütleme haritasındaki küme bilgisi kullanılarak eklenmesidir. Diğer bir deyişle, sınıflandırıcıya spektral imza dışında komşu piksellerin ait oldukları süperpikselli temsil eden sayı girdi olarak verilmiştir. Piksellerin uzamsal benzerliklerinin dahi girdi olarak verilmesi tablolara yüksek başarımlar olarak yansımıştır.

Genel olarak bakıldığında, sınıflandırıcı öncesi uzamsal bilgi kullanımı benzer şekilde kullanılan diğer sınıflandırıcılara göre daha yüksek başarımlar elde edilmesini sağlamaktadır. Burada kullanılan sınıflandırıcının da önemi büyüktür. Sınıflandırıcının, uzamsal bilgiyi öğrenebilecek yapıda olması, spektral-uzamsal bilginin doğru değerlendirilmesini sağlamaktadır. Yapılan deneylerde, uzamsal bilginin başarımlara olan katkıları net şekilde görülmektedir. Hatta BERT-tabanlı modellerde pikselin ait olduğu süperpiksel numarası bile yüksek doğruluklu öğrenmenin önünü açmıştır.

# 5

## SONUÇ VE ÖNERİLER

---

Yüzlerce banttandır oluşan hiperspektral görüntüler, doğaları gereği çeşitli sorunları beraberinde getirmektedir. Piksel başına düşen alanın büyüklüğü, güneş ışıklarının açısı bu sorunların başında gelmektedir. Bunlara ek olarak verilerin etiketlenmesinin zorluğu da etiketli veri sayısını sınırlı kılmaktadır. Tüm bu durumlar, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında sonuçları etkilemektedir.

Literatürde, ilk zamanlarda sadece spektral imzaların kullanıldığı çalışmalar yapılmış ve bu çalışmalar neticesinde RBF tabanlı DVM algoritmasının en iyi sonuçları verdiği gözlemlenmiştir. Bu tez çalışmasında DVM algoritmasına alternatif olabilecek, paralelleştirilebilen, eğitim süreci kolay, matris çarpımlarına dayanan aşırı öğrenme makineleri yöntemi ve türevleri önerilmiştir. Yapılan deneyler, AÖM algoritması ve türevlerinin RBF tabanlı DVM'ye alternatif olabileceğini göstermiştir. Alternatif olmasının ötesinde, pratik kullanımıyla tercih edilebilir olduğu tablolarla sunulmuştur.

Uzamsal bilgi kullanımının kaçınılmaz olduğu sınıflandırma işlemlerinde, bölütleme yaklaşımlarının önemi yapılan deneylerle ortaya konulmuştur. Bu anlamda süperpiksel yaklaşımları, BCO ve DKM algoritmaları kullanılmıştır. Tüm bu yaklaşımlar sınıflandırma başarımını artırdığı görülmüştür; ancak SLIC algoritmasının sağladığı kolaylık ve gösterdiği başarı bu tez kapsamında tercih edilmesini sağlamıştır. SLIC algoritması doğası gereği hiperspektral görüntülere uygun olmadığından, matematiksel temelleri hiperspektral görüntüler için yeniden düzenlenerek HyperSLIC algoritması literatüre kazandırılmıştır. SLIC ve HyperSLIC algoritmalarıyla elde edilen süperpikseller DBSCAN algoritması yardımıyla birleştirilerek daha büyük ve homojen bölgelerin oluşması sağlanmıştır. Bu homojenlikte süperpiksel benzerlikleri için evrensel görüntü kalite indeksi kullanılmıştır. SLIC-DBSCAN ve HyperSLIC-DBSCAN algoritmalarıyla sınıflandırmada daha yüksek başarımlar elde edilmiştir.

Uzamsal bilginin sınıflandırıcı sonrasında kullanılması, son-işlem yaklaşımını doğurduğundan sınıflandırma haritası ile bölütleme haritalarının birleştirilmesi

için küresel çoğulcu oylama yaklaşımı kullanılmıştır; ancak bu yaklaşımın büyük bölgelerde daha başarılı olduğu görüldüğünden, yerel çoğulcu oylama yaklaşımı önerilmiştir. Yerel çözüm daha başarılı olmasına karşın, performans anlamında tercih edilebilir olmamıştır.

Tez kapsamında, uzamsal bilginin sınıflandırıcı öncesinde kullanılabilmesi durumundaki sonuçlar da incelenmiştir. Bu doğrultuda, uzamsal bilginin doğru şekilde elde edilmesi, sınıflandırıcının başarımını artırmakta olduğu görülmüştür. Ayrıca, sınıflandırıcı tercihi de önemli bir etken olmuştur. Bu anlamda, komşuluk pencereleri ve HyperSLIC bölütleme yöntemleri kullanılmıştır. Kompozit yaklaşımlar, yerel kovaryans matrisleri ile ESA başarılı sonuçlar vermiştir. İki-boyutlu ESA modellerinin girdi olarak görüntü kabul etmesi, hiperspektral sahneler için dezavantajlı bir durum iken bu tez çalışmasında gerekli olan girdiler sağlandığında yüksek sonuçların alındığı gösterilmiştir.

Tezin literatürü yakaladığı önemli kısımlardan biri BERT-tabanlı modellerin kullanılması olmuştur. BERT-tabanlı modeller elde edilen başarıları yukarılara çekmiştir. Bu tez kapsamında, girdi olarak segment gömme vektörlerinin verilmesi tez çalışmasını yeni kılan özelliklerden biridir. BERT-tabanlı modeller geleneksel ve diğer derin öğrenme yaklaşımlarına göre daha yüksek sonuçlar vermiştir. BERT ve ALBERT modelleri kendi içlerinde kıyaslanmış, bu anlamda ALBERT modelinin zaman açısından BERT modelinden daha iyi olduğu, sonuç performansı açısından ise BERT modeline yaklaşabildiği görülmüştür.

Yapılan tüm deneyler; uzamsal bilginin varlığının, sistemin neresinde olduğundan bağımsız olarak, sınıflandırma başarımını artırdığı gözlemlenmiştir. Sınırlı sayıda etiketli veri olması, çalışmalarda eğiticiyiz öğrenme yaklaşımlarına itmesi bölütleme yaklaşımlarının başarıma önemli katkılarda bulunmasını sağlamıştır. Uzamsal bilgi kullanımı, sadece spektral bilgi kullanılarak elde edilen sınıflandırma haritalarındaki gürültülerin giderilmesini sağlamışlardır. Benzer şekilde, uzamsal bilgi kullanımı uzamsal çözünürlükten kaynaklanan ve güneş ışınlarının açısından kaynaklanan sıkıntıları en aza indirmiştir.

Sonuç olarak, bu tez kapsamında uzamsal ve spektral bilginin ileri ve güncel tekniklerle değerlendirilmesi, bunun sonucunda sınıflandırma başarımına etkileri incelenmiştir. Uzamsal bilginin önemi vurgulanırken, ileri tekniklerin avantajlarından bahsedilmiştir. Hiperspektral görüntülere uygun olmayan algoritmalar, hiperspektral görüntülere uygun olacak şekilde düzenlenerek daha kullanışlı hale getirilmiştir. BERT-tabanlı modeller, uzamsal bilgiyi sadece segment bilgisi desteğiyle öğrenecek bir sınıflandırıcı olarak yapılan çalışmalar arasında farklı bir yere oturmuştur.

- 
- [1] G. P. Hughes, "On the mean accuracy of statistical pattern recognizers," *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 14, no. 1, pp. 55–63, 1968.
- [2] D. Landgrebe, "Information extraction principles and methods for multispectral and hyperspectral image data," *Information processing for remote sensing*, vol. 82, pp. 3–38, 1999.
- [3] J. Ham, Y. Chen, M. M. Crawford, J. Ghosh, "Investigation of the random forest framework for classification of hyperspectral data," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 43, no. 3, pp. 492–501, 2005.
- [4] M. Dalponte, H. O. Orka, T. Gobakken, D. Gianelle, E. Næsset, "Tree species classification in boreal forests with hyperspectral data," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 51, no. 5, pp. 2632–2645, 2013.
- [5] E. Arzuaga-Cruz, L. O. Jimenez-Rodriguez, M. Velez-Reyes, "Unsupervised feature extraction and band subset selection techniques based on relative entropy criteria for hyperspectral data analysis," in *Proceedings of SPIE*, vol. 5093, 2003, pp. 462–473.
- [6] F. Ratle, G. Camps-Valls, J. Weston, "Semisupervised neural networks for efficient hyperspectral image classification," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 48, no. 5, pp. 2271–2282, 2010.
- [7] S. Kawaguchi, R. Nishii, "Hyperspectral image classification by bootstrap adaboost with random decision stumps," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 45, no. 11, pp. 3845–3851, 2007.
- [8] F. Melgani, L. Bruzzone, "Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 42, no. 8, pp. 1778–1790, 2004.
- [9] Y. Chen, N. M. Nasrabadi, T. D. Tran, "Hyperspectral image classification via kernel sparse representation," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 51, no. 1, pp. 217–231, 2013.
- [10] A. Castrodad, Z. Xing, J. B. Greer, E. Bosch, L. Carin, G. Sapiro, "Learning discriminative sparse representations for modeling, source separation, and mapping of hyperspectral imagery," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 49, no. 11, pp. 4263–4281, 2011.
- [11] J. Li, J. M. Bioucas-Dias, A. Plaza, "Hyperspectral image segmentation using a new bayesian approach with active learning," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 49, no. 10, pp. 3947–3960, 2011.

- [12] W. Di, M. M. Crawford, "View generation for multiview maximum disagreement based active learning for hyperspectral image classification," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 50, no. 5, pp. 1942–1954, 2012.
- [13] J. Li, J. M. Bioucas-Dias, A. Plaza, "Spectral-spatial classification of hyperspectral data using loopy belief propagation and active learning," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 51, no. 2, pp. 844–856, 2013.
- [14] G. Camps-Valls, L. Bruzzone, "Kernel-based methods for hyperspectral image classification," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 43, no. 6, pp. 1351–1362, 2005.
- [15] M. Fauvel, J. Chanussot, J. A. Benediktsson, "Evaluation of kernels for multiclass classification of hyperspectral remote sensing data," in *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2006. ICASSP 2006 Proceedings. 2006 IEEE International Conference on*, IEEE, vol. 2, 2006, pp. II–II.
- [16] M. Fauvel, "Spectral and spatial methods for the classification of urban remote sensing data," Ph.D. dissertation, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG; Université d'Islande, 2007.
- [17] Y. Tarabalka, J. Chanussot, J. A. Benediktsson, J. Angulo, M. Fauvel, "Segmentation and classification of hyperspectral data using watershed," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International*, IEEE, vol. 3, 2008, pp. III–652.
- [18] A. N. Evans, X. U. Liu, "A morphological gradient approach to color edge detection," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 15, no. 6, pp. 1454–1463, 2006.
- [19] Y. Tarabalka, J. Chanussot, J. A. Benediktsson, "Classification based marker selection for watershed transform of hyperspectral images," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2009 IEEE International, IGARSS 2009*, IEEE, vol. 3, 2009, pp. III–105.
- [20] Y. Tarabalka, J. C. Tilton, J. A. Benediktsson, J. Chanussot, "Marker-based hierarchical segm. and classification approach for hyperspectral imagery," in *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2011 IEEE International Conference on*, IEEE, 2011, pp. 1089–1092.
- [21] Y. Tarabalka, J. Chanussot, J. A. Benediktsson, "Classification of hyperspectral images using automatic marker selection and minimum spanning forest," in *Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing, 2009. WHISPERS'09. First Workshop on*, IEEE, 2009, pp. 1–4.
- [22] J. Stawiaski, "Mathematical morphology and graphs: Application to interactive medical image segmentation," Ph.D. dissertation, École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2008.
- [23] Y. Tarabalka, J. A. Benediktsson, J. Chanussot, J. C. Tilton, "A multiple classifier approach for spectral-spatial classification of hyperspectral data," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2010 IEEE International*, IEEE, 2010, pp. 1410–1413.

- [24] B. Zhang, S. Li, C. Wu, L. Gao, W. Zhang, M. Peng, "A neighbourhood-constrained k-means approach to classify very high spatial resolution hyperspectral imagery," *Remote Sensing Letters*, vol. 4, no. 2, pp. 161–170, 2013.
- [25] N. L. Kazanskiy, P. G. Serafimovich, E. A. Zimichev, "Spectral-spatial classification of hyperspectral images with k-means++ partitional clustering," in *Optical Technologies for Telecommunications 2014*, International Society for Optics and Photonics, 2015, pp. 95330M–95330M.
- [26] Y. Zhang, K. Liu, Y. Dong, K. Wu, X. Hu, "Semisupervised classification based on slic segmentation for hyperspectral image," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 17, no. 8, pp. 1440–1444, 2019.
- [27] P. Zhao, S. Zhou, Y. Yang, Y. Hu, "Classification method of hyperspectral remote sensing image based on slic and active learning," *Computer Engineering & Applications*, vol. 3, 2017.
- [28] F. Xie, Q. Gao, C. Jin, F. Zhao, "Hyperspectral image classification based on superpixel pooling convolutional neural network with transfer learning," *Remote Sensing*, vol. 13, no. 5, p. 930, 2021.
- [29] J. Bai *et al.*, "Hyperspectral image classification based on superpixel feature subdivision and adaptive graph structure," *IEEE Transaction on Geoscience Remote Sensing*, vol. 60, pp. 1–15, 2022.
- [30] C. Zhao, B. Qin, S. Feng, W. Zhu, "Multiple superpixel graphs learning based on adaptive multiscale segmentation for hyperspectral image classification," *Remote Sensing*, vol. 14, no. 3, p. 681, 2022.
- [31] L. Fang, S. Li, W. Duan, J. Ren, J. A. Benediktsson, "Classification of hyperspectral images by exploiting spectral–spatial information of superpixel via multiple kernels," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 53, no. 12, pp. 6663–6674, 2015.
- [32] C. Chen, W. Li, H. Su, K. Liu, "Spectral-spatial classification of hyperspectral image based on kernel extreme learning machine," *Remote Sensing*, vol. 6, no. 6, pp. 5795–5814, 2014.
- [33] W. Li, C. Chen, H. Su, Q. Du, "Local binary patterns and extreme learning machine for hyperspectral imagery classification," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 53, no. 7, pp. 3681–3693, 2015.
- [34] Y. Chen, Z. Lin, X. Zhao, G. Wang, Y. Gu, "Deep learning-based classification of hyperspectral data," *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, vol. 7, no. 6, pp. 2094–2107, 2014.
- [35] W. Hu, Y. Huang, L. Wei, F. Zhang, H. Li, "Deep convolutional neural networks for hyperspectral image classification," *Journal of Sensors*, vol. 2015, 2015.
- [36] J. M. Haut, M. E. Paoletti, J. Plaza, J. Li, A. Plaza, "Active learning with convolutional neural networks for hyperspectral image classification using a new bayesian approach," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 56, no. 11, pp. 6440–6461, 2018.
- [37] X. Yang, Y. Ye, X. Li, R. Y. Lau, X. Zhang, X. Huang, "Hyperspectral image classification with deep learning models," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 56, no. 9, pp. 5408–5423, 2018.

- [38] A. Romero, C. Gatta, G. Camps-Valls, “Unsupervised deep feature extraction for remote sensing image classification,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 54, no. 3, pp. 1349–1362, 2015.
- [39] Y. Chen, H. Jiang, C. Li, X. Jia, P. Ghamisi, “Deep feature extraction and classification of hyperspectral images based on convolutional neural networks,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 54, no. 10, pp. 6232–6251, 2016.
- [40] J. Lin, R. Ward, Z. J. Wang, “Deep transfer learning for hyperspectral image classification,” in *IEEE 2018 20th International Workshop on Multimedia Signal Processing, MMSP’18*, 2018, pp. 1–5.
- [41] L. Zhu, Y. Chen, P. Ghamisi, J. A. Benediktsson, “Generative adversarial networks for hyperspectral image classification,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 56, no. 9, pp. 5046–5063, 2018.
- [42] Y. Zhan, D. Hu, Y. Wang, X. Yu, “Semisupervised hyperspectral image classification based on generative adversarial networks,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 15, no. 2, pp. 212–216, 2017.
- [43] L. Mou, P. Ghamisi, X. X. Zhu, “Deep recurrent neural networks for hyperspectral image classification,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 55, no. 7, pp. 3639–3655, 2017.
- [44] H. Wu, S. Prasad, “Convolutional recurrent neural networks for hyperspectral data classification,” *Remote Sensing*, vol. 9, no. 3, p. 298, 2017.
- [45] L. Yuan *et al.*, “Tokens-to-token vit: Training vision transformers from scratch on imagenet,” in *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 2021, pp. 558–567.
- [46] A. Dosovitskiy *et al.*, “An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale,” *arXiv preprint arXiv:2010.11929*, 2020.
- [47] L. H. Li, M. Yatskar, D. Yin, C.-J. Hsieh, K.-W. Chang, “Visualbert: A simple and performant baseline for vision and language,” *arXiv preprint arXiv:1908.03557*, 2019.
- [48] N. Carion, F. Massa, G. Synnaeve, N. Usunier, A. Kirillov, S. Zagoruyko, “End-to-end object detection with transformers,” in *European conference on computer vision*, Springer, 2020, pp. 213–229.
- [49] R. Hang, Q. Liu, D. Hong, P. Ghamisi, “Cascaded recurrent neural networks for hyperspectral image classification,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019.
- [50] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, C.-K. Siew, “Extreme learning machine: Theory and applications,” *Neurocomputing*, vol. 70, no. 1, pp. 489–501, 2006.
- [51] G.-B. Huang, H. Zhou, X. Ding, R. Zhang, “Extreme learning machine for regression and multiclass classification,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 42, no. 2, pp. 513–529, 2012.

- [52] J. López-Fandiño, P. Quesada-Barriuso, D. B. Heras, F. Argüello, “Efficient elm-based techniques for the classification of hyperspectral remote sensing images on commodity gpus,” *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 8, no. 6, pp. 2884–2893, 2015, ISSN: 1939-1404.
- [53] D. Serre, *Matrices: Theory and applications*. 2002.
- [54] L. Breiman, “Bagging predictors,” *Machine learning*, vol. 24, no. 2, pp. 123–140, 1996.
- [55] A. Samat, P. Du, S. Liu, J. Li, L. Cheng, “E2LMs: Ensemble extreme learning machines for hyperspectral image classification,” *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, no. 4, pp. 1060–1069, 2014.
- [56] F. Pedregosa *et al.*, “Scikit-learn: Machine learning in Python,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp. 2825–2830, 2011.
- [57] J. Wang, C.-I. Chang, “Independent component analysis-based dimensionality reduction with applications in hyperspectral image anal.,” *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44, no. 6, pp. 1586–1600, 2006.
- [58] W. Huang, Y. Huang, H. Wang, Y. Liu, H. J. Shim, “Local binary patterns and superpixel-based multiple kernels for hyperspectral image classification,” *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 13, pp. 4550–4563, 2020.
- [59] Y. Zhang, X. Jiang, X. Wang, Z. Cai, “Spectral-spatial hyperspectral image classification with superpixel pattern and extreme learning machine,” *Remote Sensing*, vol. 11, no. 17, p. 1983, 2019.
- [60] X. Zhang, S. E. Chew, Z. Xu, N. D. Cahill, “Slic superpixels for efficient graph-based dimensionality reduction of hyperspectral imagery,” in *Algorithms and technologies for multispectral, hyperspectral, and ultraspectral imagery XXI*, SPIE, vol. 9472, 2015, pp. 92–105.
- [61] P. F. Felzenszwalb, D. P. Huttenlocher, “Efficient graph-based image segmentation,” *Int. J. of Comput. Vision*, vol. 59, no. 2, pp. 167–181, 2004, ISSN: 1573-1405.
- [62] A. Vedaldi, S. Soatto, “Quick shift and kernel methods for mode seeking,” in *10th European Conf. on Computer Vision, ECCV’08, Proc.* Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2008, pp. 705–718.
- [63] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, S. Susstrunk, “Slic superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods,” *IEEE Trans. on Pattern Anal. and Mach. Intell.*, vol. 34, no. 11, pp. 2274–2282, Nov. 2012, ISSN: 0162-8828.
- [64] P. Kovesi, *Image segmentation using slic superpixels and dbscan clustering*, <http://www.peterkovesi.com/projects/segmentation/index.html>, Accessed: 2017-04-22, 2013.
- [65] B. Fulkerson, A. Vedaldi, S. Soatto, “Class segmentation and object localization with superpixel neighborhoods,” in *IEEE 12th Int. Conf. on Comput. Vision*, 2009, pp. 670–677.

- [66] S. Wang, H. Lu, F. Yang, M.-H. Yang, “Superpixel tracking,” in *IEEE Int. Conf. on Comput. Vision (ICCV)*, 2011, pp. 1323–1330.
- [67] Z. Wang, A. C. Bovik, “A universal image quality index,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 9, no. 3, pp. 81–84, 2002.
- [68] A. R. Marçal, L. Castro, “Hierarchical clustering of multispectral images using combined spectral and spatial criteria,” *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, vol. 2, no. 1, pp. 59–63, 2005.
- [69] F. Van der Meer, “The effectiveness of spectral similarity measures for the analysis of hyperspectral imagery,” *International journal of applied earth observation and geoinformation*, vol. 8, no. 1, pp. 3–17, 2006.
- [70] R. Clark, G. Swayze, A. Gallagher, “Mapping minerals with imaging spectroscopy,” *US Geological Survey, Office of Mineral Resources Bulletin*, vol. 2039, pp. 141–150, 1993.
- [71] H. Li, Z. Ye, G. Xiao, “Hyperspectral image classification using spectral–spatial composite kernels discriminant analysis,” *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, vol. 8, no. 6, pp. 2341–2350, 2015.
- [72] G. Camps-Valls, L. Gomez-Chova, J. Munoz-Mari, J. Vila-Frances, J. Calpe-Maravilla, “Composite kernels for hyperspectral image classification,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 3, no. 1, pp. 93–97, 2006.
- [73] Y. Gu, T. Liu, X. Jia, J. Benediktsson, J. Chanussot, “Nonlinear multiple kernel learning with multiple-structure-element extended morphological profiles for hyperspectral image classification,” *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. PP, no. 99, pp. 1–13, 2016, ISSN: 0196-2892.
- [74] S. Shabbir, M. Ahmad, “Hyperspectral image classification–traditional to deep models: A survey for future prospects,” *arXiv preprint arXiv:2101.06116*, 2021.
- [75] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova, “Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding,” *arXiv preprint arXiv:1810.04805*, 2018.
- [76] J. He, L. Zhao, H. Yang, M. Zhang, W. Li, “Hsi-bert: Hyperspectral image classification using the bidirectional encoder representation from transformers,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019.
- [77] Z. Lan, M. Chen, S. Goodman, K. Gimpel, P. Sharma, R. Soricut, “Albert: A lite bert for self-supervised learning of language representations,” *arXiv preprint arXiv:1909.11942*, 2019.
- [78] D. Hong *et al.*, “Spectralformer: Rethinking hyperspectral image classification with transformers,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021.
- [79] X. He, Y. Chen, Z. Lin, “Spatial-spectral transformer for hyperspectral image classification,” *Remote Sensing*, vol. 13, no. 3, p. 498, 2021.
- [80] J. Diedrichsen, G. R. Ridgway, K. J. Friston, T. Wiestler, “Comparing the similarity and spatial structure of neural representations: A pattern-component model,” *Neuroimage*, vol. 55, no. 4, pp. 1665–1678, 2011.
- [81] P. Rajpurkar, J. Zhang, K. Lopyrev, P. Liang, “Squad: 100,000+ questions for machine comprehension of text,” *arXiv preprint arXiv:1606.05250*, 2016.

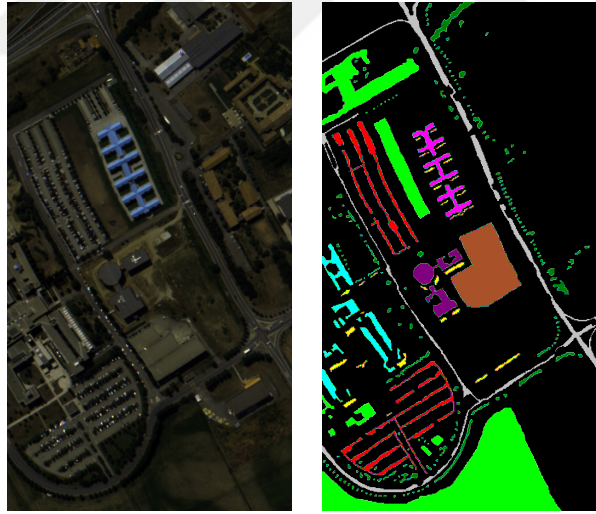
- [82] J. L. Ba, J. R. Kiros, G. E. Hinton, “Layer normalization,” *arXiv preprint arXiv:1607.06450*, 2016.
- [83] B. Rasti *et al.*, “Feature extraction for hyperspectral imagery: The evolution from shallow to deep: Overview and toolbox,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, vol. 8, no. 4, pp. 60–88, 2020.
- [84] J. A. Richards, J. Richards, *Remote sensing digital image analysis*. Springer, 1999, vol. 3.



Bu bölümde tez çalışması sırasında kullanılan veri kümelerinden bahsedilmektedir.

## A.1 Pavia Üniversite Bölgesi, İtalya (Pavia University)

ROSIS-03 (Reflective Optics System Image Spectrometer) optik algılayıcısı tarafından algılanan bu veri kümesi İtalya'nın Pavia şehrinde yer alan üniversite sahnesini içermektedir. 115 bant içeren ve  $0.43\mu m - 0.86\mu m$  bant aralığında algılanan bu hiperspektral sahne DLR (the German Aerospace Agency) tarafından elde edilmiştir. Bantlardan 12 tanesi çeşitli gürültülerden ötürü silinmiş ve 103 bant olacak şekilde sunulmuştur.



(a) Veri kümesinin üç bandı ile oluşturulmuş yapay renkli görüntü

(b) Etiketlenmiş Pikseller

Şekil A.1 Pavia Üniversitesi sahnesi

1.3m uzamsal çözünürlüklü, 610 satır, 340 sütun pikselinden ve 103 banttan oluşan bu veri kümesi dokuz sınıf içeren etiketli bir veridir. Sahne içerisinde asfalt, çimen, çakıl, ağaç, metal tabaka, toprak, katran, tuğla, gölge sınıfları bulunmaktadır. Veri kümesindeki piksellerden 3921 tanesi eğitim ve 42776 tanesi test verisi olarak etiketlenmiştir. Literatürdeki çalışmalarda hazır olarak gelen eğitim-test bilgilerinin doğrudan kullanılmasının yanında 42776 test piksel bilgisi üzerinden eğitim-test

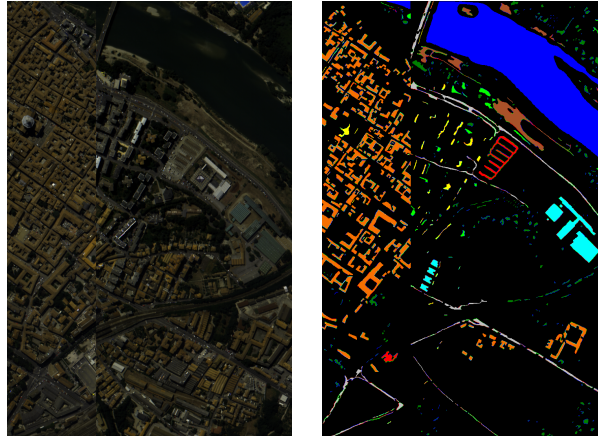
kümeleri oluşturulabilmektedir. Şekil A.1, Pavia Üniversitesi hiperspektral sahnesi için elde edilmiş yapay renkli görüntü, etiketlenmiş pikselleri göstermektedir. Tablo A.1 ise veri kümesi için paylaşılmış eğitim ve test verilerinin miktarı ile Şekil A.1'deki renklere karşılık gelen sınıfları göstermektedir.

**Tablo A.1** Pavia Üniversitesi sahnesi eğitim ve test verisi bilgileri

Pavia Üniversitesi			
Numara	Sınıf	Eğitim Veri Sayısı	Test Veri Sayısı
1	Asfalt	548	6631
2	Çimen	540	18649
3	Çakıl	392	2099
4	Ağaç	524	3064
5	Metal Tabaka	265	1345
6	Toprak	532	5029
7	Katran	375	1330
8	Tuğla	514	3682
9	Gölge	231	947
<b>Toplam</b>		<b>3921</b>	<b>42776</b>

## A.2 Pavia Şehir Merkezi, İtalya (Pavia Center)

ROSIS-03 (Reflective Optics System Image Spectrometer) optik algılayıcısı tarafından algılanan bu veri kümesi İtalya'nın Pavia şehrinin üzerinde çekilmiştir. 115 bant içeren ve  $0.43\mu\text{m} - 0.86\mu\text{m}$  bant aralığında algılanan bu hiperspektral verinin 13 bantı çeşitli gürültülerden ötürü temizlenmiş ve 102 bant olacak şekilde sunulmuştur.



(a) Veri kümesinin üç bantı ile oluşturulmuş yapay renkli görüntü

(b) Etiketlenmiş Pikseller

**Şekil A.2** Pavia Center sahnesi

1.3m uzamsal çözünürlüklü, 1096 satır, 715 sütun pikselinden ve 102 banttan oluşan bu veri kümesi dokuz sınıf içeren etiketli bir veridir. Sahne içerisinde su, ağaç, çimen, tuğla, toprak, asfalt, katran, kiremit, gölge sınıfları bulunmakla birlikte toplamda

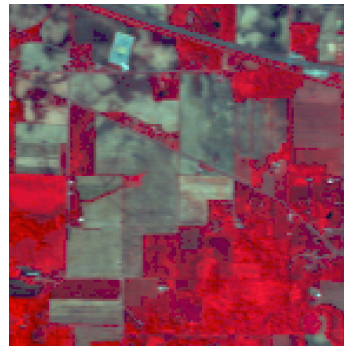
148.152 işaretlenmiş veri içermektedir. Şekil A.2, Pavia Center hiperspektral sahnesi için elde edilmiş yapay renkli görüntü ve işaretlenmiş verileri göstermektedir. Tablo A.2 ise veri kümesindeki işaretlenmiş verilerinin miktarı ile Şekil A.2'teki renklere karşılık gelen sınıfları göstermektedir.

**Tablo A.2** Pavia Center sahnesi eğitim ve test verisi bilgileri

Pavia Center		
Numara	Sınıf	Veri Sayısı
1	Su	65971
2	Ağaç	7598
3	Çimen	3090
4	Tuğla	2685
5	Toprak	6584
6	Asfalt	9248
7	Katran	7287
8	Kiremit	42826
9	Gölge	2863
<b>Toplam</b>		148152

### A.3 Indian Pines

AVIRIS Indian Pines hiperspektral görüntüsü uzaktan algılama alanında oldukça yoğun olarak kullanılan kesin referans bilgisine sahip bir veri kümesidir. Indian Pines hiperspektral sahnesi, 1992'de kuzeybatı Indiana eyaletinde  $0.4\mu m - 2.5\mu m$  bant aralığında 224 bant olarak çekilmiştir. Çeşitli gürültülerden ötürü 24 bant silinmiş ve 200 bant olarak sunulmuştur.



(a) Veri kümesinin üç bantı ile oluşturulmuş yapay renkli görüntü



(b) Etiketlenmiş Pikseller

**Şekil A.3** Indian Pines sahnesi

20m uzamsal çözünürlüklü, 145 satır, 145 sütun pikselinden ve 200 banttan oluşan bu veri kümesi 16 sınıf içermektedir. Sahne içerisinde yonca, mısır, mısır-işlenmemiş toprak, mısır-az işlenmiş toprak, çayır / otlak, çayır / ağaç, çayır / biçilmiş otlak, saman, yulaf, soya fasulyesi, soya fasulyesi – işlenmemiş toprak, soya fasulyesi – az işlenmiş toprak, buğday, ormanlık alan, binalar-çayır-ağaç, taş-çelik kuleler sınıfları

bulunmakla birlikte toplamda 10.249 işaretlenmiş veri içermektedir. Şekil A.3, Indian Pines hiperspektral sahnesi için elde edilmiş yapay renkli görüntü ve işaretlenmiş verileri göstermektedir. Tablo A.3 ise veri kümesindeki işaretlenmiş verilerin miktarı ile Şekil A.3'teki renklere karşılık gelen sınıfları göstermektedir.

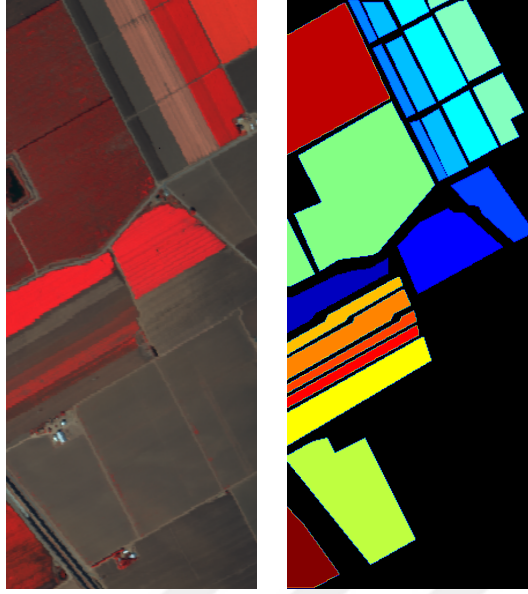
**Tablo A.3** Indian Pines sahnesi eğitim ve test verisi bilgileri

Indian Pines		
Numara	Sınıf	Veri Sayısı
1	Yonca	46
2	Mısır – işlenmemiş toprak	1428
3	Mısır – az işlenmiş toprak	830
4	Mısır	237
5	Çayır / otlak	483
6	Çayır / ağaç	730
7	Çayır / biçilmiş otlak	28
8	Saman	478
9	Yulaf	20
10	Soya fasulyesi – işlenmemiş toprak	972
11	Soya fasulyesi – az işlenmiş toprak	2455
12	Soya fasulyesi	593
13	Buğday	205
14	Ormanlık alan	1265
15	Binalar-çayır-ağaç	386
16	Taş-çelik kuleler	93
<b>Toplam</b>		10249

#### A.4 Salinas

Salinas hiperspektral görüntüsü, 1998 yılında California'nın Salinas Vadisi bölgesinde AVIRIS optik algılayıcısıyla çekilmiştir. Salinas hiperspektral sahnesi,  $0.4\mu m - 2.5\mu m$  bant aralığında 224 bant olarak çekilmiştir. Çeşitli gürültülerden ötürü 20 bant silinmiş ve 204 bant olarak sunulmuştur.

3.7m uzamsal çözünürlüklü, 512 satır, 217 sütun pikselinden ve 200 banttan oluşan bu veri kümesi 16 sınıf içermektedir. Sahne içerisinde brokoli-yeşil-otlar-1, brokoli-yeşil-otlar-2, nadas, nadas-kaba-pulluk, nadas-pürüzsüz, anız, kereviz, yabani-Üzüm, bağ-toprağı, mısır-yaşlanmış-yeşil-otlar, roman-marulu-4wk, roman-marulu-5wk, roman-marulu-6wk, roman-marulu-7wk, yabani-Üzümbağı, üzümbağı-dikey-kafes, sınıfları bulunmakla birlikte toplamda 51.637 işaretlenmiş veri içermektedir. Şekil A.4, Salinas hiperspektral sahnesi için elde edilmiş yapay renkli görüntü, işaretlenmiş verileri göstermektedir. Veri kümesindeki işaretlenmiş verilerin miktarı ile renklere karşılık gelen sınıflar Çizelge-A.4 ile gösterilmiştir.



(a) Veri kümesinin üç bandı ile oluşturulmuş yapay renkli görüntü

(b) Etiketlenmiş Pikseller

Şekil A.4 Salinas sahnesi

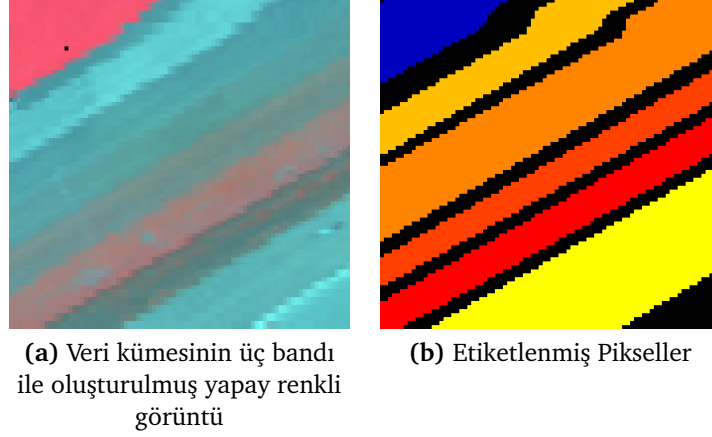
Tablo A.4 Salinas sahnesi eğitim ve test verisi bilgileri

Indian Pines		
Numara	Sınıf	Veri Sayısı
1	Brokoli-yeşil-otlar-1	2009
2	Brokoli-yeşil-otlar-2	3726
3	Nadas	1976
4	Nadas-kaba-pulluk	1394
5	Nadas-pürüzsüz	2678
6	Anız	3959
7	Kereviz	3579
8	Yabani-Üzüm	11271
9	Bağ-toprağı	6203
10	Mısır-yaşlanmış-yeşil-otlar	3278
11	Roman-marulu-4wk	1068
12	Roman-marulu-5wk	1927
13	Roman-marulu-6wk	916
14	Roman-marulu-7wk	1070
15	Yabani-Üzümbağı	7268
16	Üzümbağı-dikey-kafes	1807
<b>Toplam</b>		<b>54129</b>

## A.5 Salinas-A

Salinas hiperspektral görüntüsü, 1998 yılında California'nın Salinas Vadisi bölgesinde AVIRIS optik algılayıcısıyla çekilmiştir. Salinas hiperspektral sahnesi,  $0.4\mu m - 2.5\mu m$  bant aralığında 224 bant olarak çekilmiştir. Çeşitli gürültülerden ötürü 20 bant

silinmiş ve 204 bant olarak sunulmuştur. Salinas-A ise, Salinas sahnesinin küçük bir alt sahnesidir.



**Şekil A.5** Salinas-A sahnesi

Salinas sahnesi içerisinde [591 – 676, 158 – 240] aralığındaki  $86 \times 83$  piksellik matris Salinas-A sahnesini oluşturmaktadır ve 6 adet sınıf içermektedir. Sahne içerisinde brokoli-yeşil-otlar, mısır-yaşlanmış-yeşil-otlar, roman-marulu-4wk, roman-marulu-5wk, roman-marulu-6wk, roman-marulu-7wk sınıfları bulunmakla birlikte toplamda 8020 işaretlenmiş veri içermektedir. Şekil A.5, Salinas hiperspektral sahnesi için elde edilmiş yapay renkli görüntü, işaretlenmiş verileri göstermektedir. Veri kümesindeki işaretlenmiş verilerin miktarı ile renklere karşılık gelen sınıflar Tablo A.5 ile gösterilmiştir.

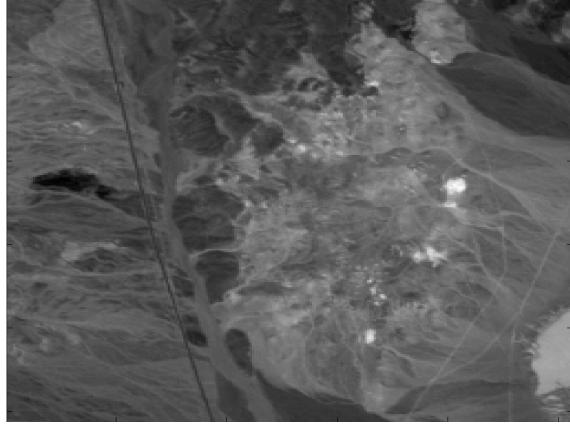
**Tablo A.5** Salinas-A sahnesi eğitim ve test verisi bilgileri

Salinas-A			
Numara	Sınıf	Eğitim Veri Sayısı	Test Veri Sayısı
1	Brokoli-yeşil-otlar	195	391
2	Mısır-yaşlanmış-yeşil-otlar	671	1343
3	Roman-marulu-4wk	308	616
4	Roman-marulu-5wk	762	1525
5	Roman-marulu-6wk	337	674
6	Roman-marulu-7wk	399	799
<b>Toplam</b>		2672	5348

## A.6 Cuprite S4

Cuprite S4 hiperspektral sahnesi; NASA tarafından 1997'de Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) algılayıcı sistemiyle Cuprite-Nevada bölgesinden elde edilmiştir. Sahne orijinalinde 224 spektral bant içermekteyken, atmosferik gürültülerden arındırıldıktan sonra 198 banta düşürülmüştür. Kullanılan sahne 256 satır/sahne ve 256 piksel/satır içermektedir.

Bu sahneye ait örnek bir bant görüntüsü Şekil A.6'de gösterilmektedir. Bunun yanı sıra veriye ait herhangi bir yer-referans (ground-truth) bilgisi de bulunmamaktadır.



**Şekil A.6** Cuprite S4 sahnesi yapay görüntüsü

Ancak, USGS (U.S. Geological Survey) tarafından oluşturulmuş ilgili sahaya ait mineral spektral imza bilgileri kütüphanesi bulunmaktadır. Bu imza bilgileri incelenerek sahnede toplam 11 sınıf bulunduğu varsayılarak deneysel benzetimler gerçekleştirilmiştir.

Bu bölümde, hiperspektral görüntü sınıflandırma çalışmalarının değerlendirilmesinde kullanılan başarı ölçütlerinden bahsedilmektedir [84].

### B.1 Doğruluk Matrisi

*Doğruluk matrisi (confusion matrix)*; eğitici öğrenme problemlerinde, geliştirilen yöntemin test verileri üzerinde bulduğu sonuçların doğruluklarını gösteren matristir.

**Tablo B.1** Doğruluk matrisi

		Tahmin Değerleri			
		$C_1$	$C_2$	$\dots$	$C_M$
Gerçek Değerler	$C_1$	$N_1$			
	$C_2$		$N_2$		
	$\vdots$			$\ddots$	
	$C_M$				$N_M$

Tablo B.1, temsili bir doğruluk matrisini göstermektedir. Temsil edilen veride  $M$  adet farklı sınıf bulunmaktadır.  $N_1, N_2, \dots, N_M$  ise her bir sınıf  $C_i, 1 \leq i \leq M$  için önerilen yöntemin doğru olarak sonuçlandığı verilerin sayısını göstermektedir. Örneğin;  $N_1$ , gerçekte  $C_1$  olup önerilen yöntemin de  $C_1$  olarak sonuç verdiği test verilerinin sayısını göstermektedir.

Matris üzerindeki  $i, 1 \leq i \leq M$  numaralı satırdaki sayıların toplamı  $T_i$ , test veri kümesinde  $C_i$  sınıfına ait kaç örnek olduğunu göstermektedir. Bu durumda test veri kümesindeki örnek sayısı  $T_1 + T_2 + \dots + T_M = T$  olarak ifade edilebilir. Ayrıca matris üzerindeki  $j, 1 \leq j \leq M$  numaralı sütundaki sayıların toplamı  $K_j$  ise, önerilen yöntemin kaç örnek için  $C_j$  sınıfına ait sonuç verdiğini göstermektedir. Benzer şekilde  $K_1 + K_2 + \dots + K_M = T$  olmaktadır.

## B.2 Genel Başarı

*Genel başarı (overall accuracy)*, önerilen yöntem sonucunda test verilerindeki örneklerin ne kadarının (yüzde kaçının) doğru olduğunu göstermektedir.

$$\text{Genel Başarı} = \frac{\sum_{i=1}^M N_i}{T} \times 100 \quad (\text{B.1})$$

## B.3 Ortalama Başarı

*Ortalama başarı (average accuracy)*, önerilen yöntemin sınıflar bazındaki başarılarının ortalamasını göstermektedir.  $i$  numaralı sınıf için başarı  $\frac{N_i}{T_i}$  olarak ifade edilmektedir.

$$\text{Ortalama Başarı} = \frac{\sum_{i=1}^M \frac{N_i}{T_i}}{M} \quad (\text{B.2})$$

## B.4 Kappa Katsayısı

*Kappa katsayısı ( $\kappa$ )*; istatistiksel olarak, sınıflandırma sonucunun gerçek sonuçlar ile olan uyumunu göstermektedir.

$$\kappa = \frac{m_o - m_c}{1 - m_c} = 1 - \frac{1 - m_o}{1 - m_c} \quad (\text{B.3})$$

Kappa katsayısı, matematiksel olarak Denklem-B.3 ile ifade edilir. Buradaki  $m_o$  genel başarıyı diğer bir deyişle uyuşmaların toplam sayısını,  $m_c$  ise uyuşmanın şans eseri ortaya çıkma olasılığını göstermektedir. Burada  $m_c$ , şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$m_c = \sum_{i=1}^M \left( \frac{T_i}{T} \times \frac{K_i}{T} \right) = \frac{\sum_{i=1}^M T_i \times K_i}{T^2} \quad (\text{B.4})$$

Kappa katsayısı  $[0 - 1]$  aralığında sonuçlar üretmektedir. Üretilen sonuçlara göre çıkarılabilecek anlamlar Tablo B.2 ile gösterilmiştir.

**Tablo B.2** Kappa katsayısının yorum aralıkları

	Yorum
$< 0$	Herhangi bir uyum yoktur
$0,01 - 0,20$	Önemsiz derecede uyumlu
$0,21 - 0,40$	Orta derecede uyumlu
$0,41 - 0,60$	Büyük çoğunlukla uyumlu
$0,61 - 0,80$	Önemli derecede uyumlu
$0,81 - 1,00$	Neredeyse mükemmel uyumlu

### Makale

1. I. O. Sigirci, G. Bilgin, “A modified SLIC-based superpixel segmentation for hyperspectral images”, *J. of the Fac. of Eng. and Archit. of Gazi Univ.*, 2022, vol. 38, no. 1, pp. 399 - 408. DOI: <https://doi.org/10.17341/gazimmfd.835846>
2. I. O. Sigirci, G. Bilgin, “Spectral–spatial classification of hyperspectral images using BERT-based methods with HyperSLIC segment embeddings”, *IEEE Access*, 202x (Accepted)

### Konferans Bildirisi

1. I. O. Sigirci, H. Ozgur, G. Bilgin, “Feature extraction with bidirectional encoder representations from transformers in hyperspectral images”, *Signal Process. and Commun. Appl. Conf. (SIU)*, IEEE, 2020, pp. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/SIU49456.2020.9302204>
2. I. O. Sigirci, G. Bilgin, “Hyperspectral image classification using reduced extreme learning machine”, *Int. Conf. on Comput. Sci. and Eng. (UBMK)*, IEEE, 2018, pp. 372–375. DOI: <https://doi.org/10.1109/UBMK.2018.8566604>
3. I. O. Sigirci, G. Bilgin, “Hyperspectral image classification using fuzzy c-means based composite kernel approach”, *Signal Process. and Commun. Appl. Conf. (SIU)*, IEEE, 2017, pp. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/SIU.2017.7960407>
4. I. O. Sigirci, G. Bilgin, “Hyperspectral image classification using spatial features extracted by fuzzy c-means and dirichlet mixture model”, *Signal Process. and Commun. Appl. Conf. (SIU)*, IEEE, 2016, pp. 897–900. DOI: <https://doi.org/10.1109/SIU.2016.7495885>
5. I. O. Sigirci, G. Bilgin, “Hyperspectral image segmentation using the dirichlet mixture models”, *Signal Process. and Commun. Appl. Conf. (SIU)*, IEEE, 2014, pp. 983–986. DOI: <https://doi.org/10.1109/SIU.2014.6830396>

### Proje

1. Parallel Computing System with GPUs of High Dimensional Signals and Images, YTU-BAP Project, Researcher, Project Number: 2014–04–01–KAP01.