

Evrişimli Sinir Ağı ile Uzaktan Algılamada Hiperspektral Görüntülerin Sınıflandırılması

Classification of Hyperspectral Images in Remote Sensing with Convolutional Neural Network

Ali Gündüz^{1*}, Zeynep Orman¹

¹İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 34320, İstanbul/Türkiye.

ARAŞTIRMA MAKALESİ

*Sorumlu yazar:

Ali Gündüz
ali.gunduz@iuc.edu.tr

doi: 10.48123/rsgis.1344194

Yayın süreci

Geliş tarihi: 16.08.2023
Kabul tarihi: 27.12.2023
Basım tarihi: 28.03.2024

Özet

Makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemleri, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında yüksek bir performans sergileyerek, görüntülerin daha hassas ve etkin bir şekilde sınıflandırılmasına olanak tanımaktadır. Bu çalışmada, hiperspektral görüntü sınıflandırması için 1-D ve 2-D evrişimli sinir ağları teknolojilerinin birleşimini kullanan bir yaklaşım önerilmektedir. Önerilen modelde veri ön işleme olarak temel bileşen analizi kullanılmıştır ve devamında elde edilen veri, mekansal ve spektral olmak üzere ikiye ayrılmıştır. İki güçlü ağ yapısının birleştirilmesi, hiperspektral görüntülerin karmaşıklığını yönetme ve daha etkili ve düşük kaynak tüketimli bir sınıflandırma yeteneği sunmuştur. Hibrit olarak kullanılan evrişimli sinir ağı katmanlarının çıktılarını birleştirdikten sonra dikkat mekanizması kullanılarak modelin sınıflandırma başarısı artırılmıştır. Aşırı öğrenme sorununun çözümü için bir dizi bırakma ve normalizasyon katmanları kullanımının yanı sıra ideal öğrenme oranı değeri 0,001 olarak belirlenmiştir. Önerilen modelin performansı, Indian Pines, Pavia Üniversitesi ve Salinas veri kümelerinde denenmiş ve kappa doğruluk değerleri sırasıyla yaklaşık olarak %97, %99, %99 olarak ölçülmüştür. Önerilen modelin sınıflandırma doğruluğunun, literatürde öne çıkan yöntemlerle elde edilen sonuçlara göre daha üstün olduğu gösterilmiştir.

Anahtar kelimeler: Hiperspektral görüntü, Hiperspektral görüntü sınıflandırması, Evrişimli sinir ağları, Dikkat mekanizması, Uzaktan algılama

Abstract

Machine learning and deep learning methods exhibit high performance in classifying hyperspectral images, enabling more accurate and efficient classification of the images. In this study, an approach is proposed that utilizes a combination of 1-D and 2-D convolutional neural networks (CNN) technologies for the classification of hyperspectral images. In the proposed model, principal component analysis is used for data preprocessing, and the obtained data is divided into spatial and spectral parts. The proposed model utilizes a combination of 1-D and 2-D CNN technologies. The integration of two powerful network structures has provided the ability to manage the complexity of hyperspectral images and offer a more effective classification capability with lower resource consumption. After combining the outputs of the hybrid CNN layers, the classification success is increased with an attention mechanism. For the solution of the overfitting problem, in addition to the use of a series of dropout and normalization layers, the ideal learning rate value is determined as 0.001. The performance of the proposed model was tested on the Indian Pines, University of Pavia, and Salinas datasets, and the kappa accuracy values were measured as approximately 97%, 99%, and 99%, respectively. The suggested model was compared with well-known approaches introduced in recent years, and it demonstrated superior performance in terms of classification accuracy.

Keywords: Hyperspectral image, Hyperspectral image classification, Convolutional neural networks, Attention mechanism, Remote sensing

1. Giriş

Hiperspektral görüntüleme, modern çağın en ileri ve etkileyici uzaktan algılama teknolojilerinden bir tanesidir. Bu teknoloji, elektromanyetik spektrumun geniş bir aralığını kapsayarak, her bir pikselde yüzden fazla spektral bant içeren görüntüler oluşturabilmektedir. Bu sayede, hiperspektral görüntüler, nesnelerin ve malzemelerin özelliklerini daha derinlemesine analiz edebilme potansiyeli barındırmaktadır (Goetz vd., 1985).

Hiperspektral görüntüler, çoğunlukla uzaktan algılama uygulamalarında tercih edilir ve bu görüntülerin elde edilmesi, çeşitli sensör ve ekipmanların kullanımı ile mümkün hale gelir. Bu sensörler, uydular, İnsansız Hava Araçları (İHA) veya hava taşıtları gibi farklı platformlarda konumlandırılabilir. İleri düzey optik ve algılama teknolojileri aracılığıyla, bu sensörler yeryüzü üzerinde geniş bir elektromanyetik spektrumda yüksek çözünürlüklü görüntüler elde eder. Elde edilen görüntüler, detaylı spektral özellik analizleri için yüzlerce spektral bant içerir, bu sayede çeşitli materyaller ve nesnelerin spektral karakteristikleri detaylıca incelenebilir. Ancak, hiperspektral görüntü veri setlerinin oluşturulması ve işlenmesi, beraberinde bazı teknik zorlukları ve sınırlılıkları getirir. Öncelikle, bu tür veri setlerinin elde edilmesi genellikle yüksek maliyetli ve zaman alıcıdır. Hiperspektral sensörlerin yüksek maliyeti, bu teknolojiyi kamu ve özel sektör için büyük bir yatırım kılar, bu da verilerin etkili bir şekilde işlenmesi ihtiyacını doğurur.

Hiperspektral görüntü sınıflandırması, bu teknolojinin evriminin başlangıcından beri merkezi bir araştırma odak noktası olmuştur. 2000'li yılların başlarına kadar, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılması ve analizi önemli bir zorluk olarak kalmıştır. Bu zorlukların üstesinden gelmek için, araştırmacılar, hiperspektral görüntüleri analiz etmek ve anlamlı bilgiler elde etmek için çeşitli teknikler ve yaklaşımlar geliştirmiştir.

Başlangıçta, pikselleri sınıflandırmak için istatistiksel ve spektral özellik tabanlı yaklaşımlar kullanılmıştır. piksel tabanlı yaklaşımlar, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında kullanılan bir metodolojidir. Bu yaklaşım, her bir pikselin spektral imzasını, yani farklı dalga boylarında ışığı nasıl emdiği veya yansıttığı üzerine dayanır. Her tür nesne veya materyal, kendi benzersiz spektral imzasına sahip olduğundan, bu özelliklerin analizi, görüntülerdeki pikselleri birbirinden ayırmak için kullanılabilir. Bunlar içerisinde, en çok bilinen ve uygulanan yöntemler maksimum olabilirlik (Maximum Likelihood) ve minimum uzaklık (Minimum Distance) sınıflandırıcılarıdır (Landgrebe, 2002). Bu metodolojiler genellikle, önceden belirlenmiş bir eğitim kümesi üzerinde çalışarak her bir sınıfın dağılımını modeller. Bu klasik yaklaşımlar, hiperspektral görüntü analizinde önemli bir adımı temsil ederek yüksek boyutlu verinin karmaşıklığını işlemek için önemli bir temel oluşturmuştur. Bu alanda gerçekleştirilen ilk sınıflandırma çalışmaları, süregelen araştırma ve geliştirmenin temelini atmıştır.

Ancak, geleneksel yöntemler, hiperspektral veri kümelerinin yüksek boyutlu karmaşıklığı ve iç içe geçmiş sınıfların varlığı gibi zorluklarla baş etmekte yetersiz kalmıştır. 2000'li yılların başlarından itibaren, makine öğrenmesi algoritmaları, özellikle destek vektör makineleri (DVM) ve yapay sinir ağları (YSA) hiperspektral görüntü sınıflandırmasında yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır (Ahmad vd., 2021). Bu yöntemler, daha karmaşık ve yüksek boyutlu veri kümelerinin sınıflandırılması konusunda önemli bir ilerleme sağlamıştır. Bu algoritmalar, model karmaşıklığı ve genelleştirme kapasitesi konusunda, veri kümelerinin sınıflandırılmasında daha etkili bir yaklaşım sunar.

Son yıllarda, derin öğrenme tekniklerinin hiperspektral görüntü sınıflandırması alanında kullanılması büyük bir ilgi görmüştür (Benediktsson vd., 2019). Bu teknikler, çok katmanlı yapay sinir ağları kullanarak karmaşık özellik hiyerarşilerini öğrenme yeteneği ile ön plana çıkmaktadır. Bu, hiperspektral veri kümelerinin karmaşıklığını ve yüksek boyutluluğunu daha iyi işlemek için bir potansiyel sunmaktadır (Benediktsson vd., 2019). Bununla birlikte, derin öğrenme modellerinin eğitilmesi, genellikle büyük miktarda veri ve hesaplama kaynağı gerektirir, bu da mevcut zorluklardan biridir.

2000'lerin başından beri, derin öğrenme algoritmalarıyla ilişkili birçok görüntü işleme tekniği hiperspektral veri sınıflandırmasında uygulanmıştır. Bu çalışmalar arasında öne çıkan ilgili çalışmalar aşağıda özetlenmiştir.

Örnekleme için çekirdek yöntemler kullanarak yüksek boyutlu özellik alanlarında marjı maksimize eden DVM, hiperspektral verilerin sınıflandırılması için kullanılmıştır DVM tabanlı sınıflandırma yöntemleri, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında uzun süre boyunca en gelişmiş yöntemler arasındaki yerini korumuştur (Melgani & Bruzzone, 2004).

Spektral modeller yalnızca 1-D spektral bilgiyi giriş olarak kullanır. Aşırı öğrenme sorununu azaltmak ve genelleştirme kapasitesini artırmak için 1x1 evrişimli çekirdekleri ve geliştirilmiş bırakma oranları olan bir evrişimli sinir ağı (ESA) yapısı Yu vd. (2017) tarafından önerilmiştir. Ağın parametrelerini daha da azaltmak için, tamamen bağlı bir katman global ortalama havuzlama katmanı ile değiştirilir. 1-D spektral vektörü, 2-D özellik matrisine dönüştürerek ve 1x1 ve 3x3 evrişim katmanlarından oluşan bileşik katmanları birleştiren bir yapı, Hiperspektral görüntü (Hiperspektral Image - HSI) bantları arasındaki yüksek korelasyonu azaltırken özellik yeniden kullanma yeteneğini elde edebilmiştir. Yu vd. (2017) tarafından önerilen modele benzer şekilde, Li vd. (2012), ağın eğitim parametrelerini düşürürken yüksek boyutlu özellikleri çıkarmak için global ortalama havuzlama katmanını kullanmıştır. Mekansal modeller yalnızca mekansal bilgileri dikkate alır ve orijinal HSI verilerinin boyutsallığını azaltmak için spektral alan üzerinde boyut azaltma yöntemleri kullanır.

Örneğin Li vd. (2018), sadece mekansal bilgi içeren ilk temel bileşeni ayıklamak için temel bileşen analizi (TBA) kullanmıştır ve elde edilen mekansal bilgiyi sınıflandırmak için ESA kullanmıştır. Benzer şekilde, Haut vd. (2019) bir temel bileşen katmanı ile mekansal tabanlı bir 2D-ESA kullanmıştır. Bununla birlikte, oldukça benzer spektral özelliklere sahip sınırlı eğitim örnekleri, derin öğrenme modellerini aşırı öğrenmeye eğilimli hale getirir. Chen vd. (2017), sınırlı eğitim örnekleri nedeniyle aşırı öğrenme sorununun üstesinden gelmek için Gabor filtreleme tekniğini 2D-ESA ile birleştirmiştir. Gabor filtreleme, fazla öğrenme sorununu etkili bir şekilde azaltan kenarlar ve dokular dahil olmak üzere mekansal özellikleri çıkarır. Makantasis vd. (2015), hiperspektral veriyi üç kanallı bir tensöre yansıtmak için TBA kullanmıştır ve daha sonra standart bir 2D-ESA mimarisi kullanarak sınıflandırmayı gerçekleştirmiştir.

Spektral-mekansal hiperspektral görüntü sınıflandırması, hem mekansal özellikleri hem de spektral özellikleri dikkate alır. Hiperspektral verilerin sınıflandırılmasında hem mekansal hem spektral özelliklerin kullanılmasının büyük avantajları vardır. Her iki tür bilginin kullanılması, verinin daha kapsamlı bir şekilde analiz edilmesini sağlar. Hem spektral hem de mekansal bilgileri kullanan modeller genellikle daha yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahiptir (Ahmad vd., 2021). Mimaride sırayla evrişimler ve boyut indirgeme işlemleri gerçekleştirilir. Belirli bir pikselin hem mekansal hem de spektral komşuluklarını göz önünde bulunduran, yani bir 3D yamanın girdi olarak alındığı bir ESA, Hamida vd. (2018) tarafından yapılan çalışmada tanıtılmıştır. İlk katmanlar, $1 \times 1 \times n$ boyutlu çekirdek kullanarak spektral boyutu azalttıktan sonra $k \times k \times 1$ boyutlu çekirdekler kullanılarak mekansal boyut azaltılmıştır. Sonunda, iki tam bağlantılı katman nihai sınıflandırma adımını gerçekleştirir. Roy vd. (2020) tarafından önerilen HybridSN isimli modelde bir 2D-ESA ve 3D-ESA birleştirilmiştir. Bu bağlamda, 3D-ESA ilk olarak spektral-mekansal özellikleri çıkarır ve bu özellikler daha sonra 2D-ESA kullanılarak işlenir. HybridSN, kullanılan parametre sayısı yüksek olması sebebiyle yüksek kaynak tüketimi gerektirmesine karşın yüksek sınıflandırma başarısıyla dikkat çekmektedir.

Markov Rastgele Alan modeli mekansal ve spektral özellikleri birleştirerek hiperspektral veri sınıflandırması için kullanılmıştır (Tarabalka vd., 2010; Li vd., 2011). Hem spektral hem de mekansal bilgiyi eşzamanlı olarak kullanmayı sağlayan verimli bir derin 3D-ESA modeli, Paoletti vd. (2018) tarafından hiperspektral görüntü sınıflandırma için önerilmiştir. Jiao vd. (2017), yüksek mekansal çeşitliliğe sahip görüntülerden ayırıcı özellikler öğrenebilen, hiperspektral görüntü sınıflandırma için derin, çok ölçekli spektral-mekansal özellik çıkarımı yaklaşımını önermiştir. Bu yaklaşım, mekansal bilgiyi çıkarmak için Tam Konvolüsyonel Ağ kullanır ve ardından, bu özellikler, ağırlıklı bir birleştirme stratejisi kullanarak spektral bilgiyle birleştirilir. Son olarak, bu birleştirilmiş özellikler üzerinde piksel bazında sınıflandırma gerçekleştirilir. Derin Evrişimli Sinir Ağları, evrişim katmanları ve alt örnekleme katmanlarından oluşan ve görüntü sınıflandırması gibi görevlerde üstün performans sağlayabilen bir derin öğrenme mimarisidir. Bu mimari, el yazısı karakterleri ve trafik işaretlerinin tanınması gibi alanlarda en gelişmiş performanslardan birini elde etmiştir (Chen vd., 2014). Evrişimli Sinir Ağı mimarisinde, Hubel ve Wiesel (1962) tarafından sunulan biyolojik görsel sistemden ilham alınmıştır. ESA mimarisi iki ana bölüme ayrılabilir: Birincisi Özellik Çıkarma ağı, diğeryse ilk aşamada çıkarılan özellik haritalarına dayalı bir sınıflandırmadır. Tam bağlantılı katmanlar ve bir SoftMax aktivasyon fonksiyonundan oluşan sınıflandırma aşaması, FE aşamasında çıkarılan özellik haritalarına dayanarak, giriş görüntüsünün belirli bir sınıfa ait olma olasılığını verir. Tam bağlantılı katman, önceki katmandaki her nöronu mevcut katmandaki her nörona bağlar. Lin vd. (2013) ve Gao vd. (2018), tam bağlantılı katmanın, global ortalama havuzlama katmanı kullanılarak göz ardı edilebileceğini öne sürmüştür. Softmax genellikle sınıflandırma görevleri için kullanılır (Zhao vd., 2017; Alhichri vd., 2018). Ancak, birçok çalışma bu amaçla DVM'yi kullanmıştır (Md Noor vd., 2017; Leng vd., 2016).

Hiperspektral görüntü sınıflandırmasında dikkat modülü, modelin giriş verilerindeki en alakalı özelliklere odaklanması için kullanılan bir mekanizmadır. Bir dikkat modülünü kullanmanın amacı, modelin yüksek boyutlu hiperspektral verilerden önemli bilgileri öğrenmesini ve çıkarmasını kolaylaştırarak hiperspektral görüntü sınıflandırma modelinin performansını iyileştirmektir.

HSI sınıflandırması için Wang vd. (2021), olasılık temelli bir komşuluk birleştirme dikkat ağı önermiştir. Dong vd. (2019), çalışmalarında HSI'deki bant fazlalığını ve gürültüyü azaltmak amacıyla geleneksel ESA yapısına bir dikkat modülü ekleyerek hiperspektral görüntü sınıflandırma için yeni bir mimari ortaya atmıştır. Fang vd. (2019), spektral düzlemde dikkat mekanizması olan yeni bir uçtan uca 3-D yoğun evrişim ağı önermiştir. Önerilen yaklaşım, farklı ölçeklerde eşzamanlı olarak spektral ve mekansal özellikleri yakalamak için 3-D evrişimler kullanır ve tüm 3-D özellik haritalarını yoğun bir şekilde birbirine bağlar. Spektral özelliklerin ayırt edilebilirliğini artırmak için de bir spektral düzlemde dikkat mekanizması eklenmiştir, bu da eğitilmiş modellerin sınıflandırma performansını artırır. Hang vd. (2020), hiperspektral görüntülerin spektral-mekansal sınıflandırılması için dikkat destekli bir ESA modeli önermiştir. Sırasıyla spektral ve mekansal sınıflandırmalar için bir spektral dikkat alt ağı ve bir mekansal dikkat alt ağı kullanılması önerilmiştir. ESA, mekansal ve spektral özellikleri belirleme yeteneğinin yüksek olması nedeniyle diğer yaklaşımlara göre bir avantaja sahiptir ve HSI sınıflandırması alanında önemli bir yaklaşımdır. Ön işleme aşaması, sınıflandırma modellerinin doğruluğunda hayati derecede önemli bir rol oynar ve TBA, HSI sınıflandırma modellerinde sıkça kullanılan bir ön işleme yöntemidir. TBA, görüntünün doğrusal olmayan özelliklerini ortadan kaldırır. Tek başına 2-D ESA, spektral boyutlardan ayırt edici özellik haritaları çıkaramaz. Benzer şekilde, 3-D ESA, hesaplama açısından daha karmaşıktır ve sınıflandırma başarısı da tek başına yeterli seviyelere çıkamamaktadır.

Hiperspektral görüntülerin mekansal kısmı için 2-D-ESA ve spektral kısmı için ise 1-D-ESA'nın birlikte kullanılması, spektral ve mekansal özellik haritalarından tam olarak yararlanabilmeleri için maksimum sınıflandırma başarısını sağlar.

Bu çalışmada ortaya konulan modelin literatürdeki çalışmalardan farklı olarak ön plana çıkan özellikleri aşağıda özetlenmiştir:

- 1-D ve 2-D ESA kullanılarak, mekansal ve spektral kısımları ayrı ayrı işleyerek iki farklı bilgi türünden maksimum verim alınmıştır.
- Düşük parametre sayısına sahip bir model oluşturulmuştur. Bu da yüksek boyutlu hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasındaki performans problemleri için önemlidir.
- Mekansal ve spektral özellikler ayrı ayrı işlendikten sonra dikkat mekanizması kullanılarak sınıflandırma performansı artırılmıştır.

2. Materyal ve Metot

2.1 Veri Kümeleri

Hiperspektral görüntü sınıflandırma veri kümeleri, diğer görüntü sınıflandırma veri kümelerine göre daha sınırlı sayıdadır. Bu kısmen, hiperspektral verilerin toplanması için özel sensörler ve hava platformlarına ihtiyaç duyulması, bu sürecin zorlukları ve maliyetiyle ilgilidir. Bununla birlikte, sınırlı veri kümesi, hiperspektral görüntü sınıflandırma algoritmalarının ve tekniklerinin geliştirilmesini engellemez. Araştırmacılar, hiperspektral görüntü sınıflandırmasının doğruluğunu artırmak için yeni yöntemler keşfetmeye devam etmektedirler.

Sınırlı sayıdaki veri kümelerine rağmen, bu veri kümeleri birçok araştırma makalesinde kullanılmaktadır ve hiperspektral görüntü sınıflandırmasında son teknolojiyi iletmede önemli bir rol oynamaktadır. Ayrıca, yeni hiperspektral görüntü veri kümeleri periyodik olarak geliştirilmekte ve yayınlanmaktadır. Bu çalışmada kullanılan veri kümeleri aşağıdaki gibidir:

Indian Pines (Indian Pines - IP): AVIRIS sensörü tarafından Indiana, ABD'deki bir tarım alanı üzerinde toplanmıştır ve 145x145 piksel ile 224 spektral bant içerir.

Pavia Üniversitesi (Pavia University - PU): ROSIS sensörü tarafından Pavia, İtalya'daki bir kentsel alan üzerinde toplanmıştır ve 610x340 piksel ile 103 spektral bant içerir.

Salinas (Salinas - SA): AVIRIS sensörü tarafından Kaliforniya, Salinas Vadisi'ndeki bir tarım alanı üzerinde toplanmıştır ve 512x217 piksel ile 204 spektral bant içerir.

Tablo 1'de, bu çalışmada kullanılan veri kümeleri verilmiştir. Tabloda kullanılan veri kümelerinin hangi yılda elde edildiği, hangi sensör tarafından elde edildiği, boyutları, çözünürlüğü, spektral menzili, bant sayısı ve sınıf sayısı verilmiştir.

Tablo 1. IP, SA, PU veri kümelerinin özellikleri

No.	Indian Pines	Salinas	Pavia Üniversitesi
Yıl	1992	-	2003
Sensörler	AVIRIS	AVIRIS	RODIS
Boyut	145x145	512x217	610x340
Mekansal	20	3.7	1.3
Spektral Menzil (nm)	400 ~ 2500	-	430 ~ 860
Bant	200	204	103
Kategori Sayısı	16	16	9

Çalışmalarda kullanılan IP, PU ve SA veri kümelerinin arazi örtüsü sınıfları Tablo 2'de sırasıyla gösterilmiştir. IP veri kümesi, hiperspektral görüntü sınıflandırma algoritmalarının geliştirilmesi ve performansının değerlendirilmesi için bir performans metriği olarak sıklıkla kullanılmaktadır. Veri kümesi, sınırlı sayıda örnekleme verisine sahip olmasına rağmen, farklı sınıfların spektral özelliklerini ve mekansal dağılımlarını temsil etmektedir. Bu nedenle, IP veri kümesi, hiperspektral görüntü sınıflandırma çalışmalarında yaygın bir şekilde kullanılan bir örnekleme haline gelmiştir. IP veri kümesindeki 10249 pikselin 2000 tanesi eğitim için her bir sınıftan rastgele olarak seçilmiştir. Geri kalan 8249 piksel test amacıyla kullanılmıştır. PU veri kümesinde 42776 pikselin 6844 tanesi eğitim için her bir sınıftan rastgele olarak seçilmiştir. Geri kalan 35932 piksel test amacıyla kullanılmıştır. SA veri kümesinde toplam 54129 pikselin 9743 tanesi eğitim için her bir sınıftan rastgele olarak seçilmiştir. Geri kalan 44386 piksel test amacıyla kullanılmıştır.

Tablo 2. Sırasıyla IP, PU ve SA veri kümelerinin arazi örtüsü sınıfları

Sınıf No.	Sınıf Adı	Sınıf No.	Sınıf İsmi	Sınıf No.	Sınıf İsmi
1	Mısır-İşlenmemiş	1	Asfalt	1	Brokoli Yeşil Yabani Otlar 1
2	Mısır-Az İşlenmiş	2	Çayırlar	2	Brokoli Yeşil Yabani Otlar 2
3	Mısır	3	Çakıl	3	Nadas
4	Çayır/Mera	4	Ağaçlar	4	Kaba Sürülmüş Tarla
5	Çim/Ağaçlar	5	Metal Levhalar	5	Düzensiz Sürülmüş Nadas
6	Saman	6	Çıplak Toprak	6	Anız Tarlası
7	Soya Fasulyesi-İşlenmemiş	7	Bitüm	7	Kereviz
8	Soya Fasulyesi-Az İşlenmiş	8	Tuğlalar	8	Budanmamış Asma
9	Temiz Soya Fasulyesi	9	Gölgeler	9	Gelişen Bağ Toprağı
10	Buğday			10	Solgun Mısır-Yeşil Yabani Otlar
11	Ormanlar			11	4 Yapraklı Romen Marulu
12	Binalar-Çim-Ağaçlar-Yollar			12	5 Yapraklı Romen Marulu
13	Taş-Çelik Kuleler			13	6 Yapraklı Romen Marulu
14	Alfalfa			14	7 Yapraklı Romen Marulu
15	Biçilmiş Çayır/Mera			15	Eğitimsiz Bağ
16	Yulaf			16	Dikey Trellis Bağ

Yukarıda bahsedilen ve bu çalışmada kullanılan veri kümeleri hiperspektral görüntü sınıflandırma alanında yaygın olarak kullanılan açık veri kümeleridir (https://www.ehu.es/ccwintco/index.php/Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes).

2.2 Veri Ön İşleme

Veri ön işleme, hiperspektral verilerin yönetilebilir ve anlamlı hale getirilmesinde kritik bir rol oynar. Hiperspektral veriler, büyük miktarda bant içerdiği için, boyut indirgeme teknikleri oldukça önemlidir. Bu, genellikle Öz Sıralı Kümeleme, Temel Bileşen Analizi veya Bağımsız Bileşen Analizi gibi yöntemler kullanılarak gerçekleştirilir.

TBA hiperspektral görüntülerde boyut azaltma için yaygın olarak kullanılan bir tekniktir. TBA, veri kümesindeki en fazla varyansı açıklayan temel bileşenleri belirleyerek veriyi daha düşük boyutlu bir kümeye dönüştürür. Elde edilen temel bileşenler, sınıfları daha iyi temsil eden öznelikler bulundurur. TBA çok boyutlu bir veri kümesini daha az boyutlu bir veri kümesine indirgeme prosedürüdür. Bu çalışmada kullanılan hiperspektral görüntülere uygulanan veri ön işleme adımları şu şekildedir:

Verinin Yüklenmesi: İlgili veri kümesi yüklenir. Veri kümesi ve etiketler iki ayrı değişkene atanır.

Temel Bileşen Analizi Uygulanması: Bu, veri boyutunu azaltmaya yardımcı olur. Bu değer veri kümesinin boyutunu ve spektral katman sayısına göre farklılık gösterebilmektedir.

Verinin Hazırlanması: Boyutu azaltılan veri bir takım işlemlerden geçirilir. Bu işlemler aşağıdaki adımları içerir:

- *Küp Çıkarımı:* Hiperspektral görüntülerden belirli boyutlarda küpler çıkarılır. Bu küplerin boyutları küçüldükçe daha detaylı ve başarılı sonuçlar alınabilmektedir. Ancak aynı zamanda bu hiperspektral verilerin büyüklüğü göz önüne alındığında dikkatli karar verilmesi gereken bir değerdir. Bu çalışmada sınıflandırma sonuçları ve kaynak tüketimini dengeleyecek en uygun değer 27x27 olarak belirlenmiştir.
- *Normalizasyon:* Elde edilen veri kümesi, verinin en büyük değeriyle bölünerek 0-1 aralığına normalleştirilir.
- *Verinin spektral ve mekansal bileşenlere ayrılması:* Spektral bileşenler, küplerin tüm piksellerinin spektral bantları boyunca ortalamasını alarak bulunur. Mekansal bileşenler, orijinal görüntü verisi ile aynıdır.

Eğitim ve test setlerine bölünmesi: Son olarak, veri eğitim ve test setlerine bölünür.

2.3 Evrişimli Sinir Ağları ve Dikkat Mekanizması

Evrişimli sinir ağı, genellikle görüntü sınıflandırma, görüntü işleme ve doğal dil işleme gibi alanlarda kullanılan bir tür derin öğrenme modelidir. ESA'lar, çok boyutlu verileri giriş verisi olarak işleyebilecek şekilde tasarlanmıştır. ESA'ların bu özelliği hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında ESA yapısının kullanılmasının avantajlarından bir tanesidir. ESA, evrişim katmanları, havuzlama katmanları ve tam bağlantılı katmanlar olmak üzere 3 temel katmandan oluşur. Bu çalışmada önerilen modelde spektral ve mekansal bilginin işlenmesi için 1-D ve 2-D ESA kullanılarak hibrit bir yapı önerilmiştir.

Dikkat mekanizması, derin öğrenme modellerine, öğrenme sürecinde hangi bilgilere odaklanmaları gerektiğini belirleme yeteneği kazandırmak için kullanılan bir tekniktir. Dikkat mekanizması, bir dizi skor hesaplar (bu skorlar genellikle giriş dizisi üzerinde bir softmax aktivasyon fonksiyonu kullanılarak hesaplanır), ve bu skorlar, modelin giriş dizisindeki her öğeye ne kadar 'dikkat etmesi' gerektiğini belirler.

Modelin spektral ve mekansal katmanlarından elde edilen çıktılar birleştirme modülünde bir araya getirilir. Bu işlem her iki modülden gelen özellik vektörlerinin bir araya getirilmesini sağlar. Bir araya getirilen özellik vektörleri çıktısı bir yoğun katmana girdi olarak verilir. Aktivasyon fonksiyonu olarak 'tanh' kullanılır. Sonra dikkat ağırlıklarını hesaplamak için 'softmax' fonksiyonu kullanılır. Softmax aktivasyonu, çıktılar arasında bir olasılık dağılımı oluşturur, bu da modelin hangi özelliklere dikkat etmesi gerektiğini belirler. Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu (tanh) denklem 1'de gösterilmiştir:

$$\tanh(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{e^x + e^{-x}} \quad (1)$$

Bu fonksiyon -1 ile 1 arasında bir çıktı verir ve bu nedenle genellikle sinir ağlarında kullanılır. Bu çalışmada kullanılan dikkat mekanizması 3 ana adımdan oluşur:

Skor Hesaplama: Her bir girişe bir skor atanır. Skor bir öğrenilebilir ağırlık matrisi ile girişin çarpımı olarak hesaplanır. Skor hesaplama formülü denklem 2'de gösterilmiştir:

$$Skor(t) = v^t * \tanh(W_1 * h_t + W_2 * s_{t-1}) \quad (2)$$

Bu formülde h_t mevcut girdi, s_{t-1} önceki durum, v , W_1 , W_2 öğrenilebilir ağırlıklar ve \tanh aktivasyon fonksiyonudur.

Softmax: Skorlar bir softmax fonksiyonuna sokulur, böylece skorlar olasılıklara dönüşür. Bu, dikkat ağırlıkları olarak adlandırılır. Denklem 3'te softmax fonksiyonunun genel formülü verilmiştir.

$$da = \frac{e^{Skor(t)}}{\sum e^{Skor(t)}} \quad (3)$$

Bu formülde 'da' dikkat ağırlığıdır.

Ağırlıklı Toplam Hesaplama: Her bir giriş, ilgili dikkat ağırlığı ile çarpılır ve sonra ağırlıklı girişler toplanır. Bu toplam, girişlerin ağırlıklı bir kombinasyonunu oluşturur ve dikkat mekanizmasının çıktısını oluşturur. Bu yapı 4 numaralı denklemde formülize edilmiştir.

$$Çıktı = \sum (da * h_t) \quad (4)$$

Burada 'da' dikkat ağırlığıdır, h_t ise t sayılı giriş değeridir.

Dikkat Ağırlıklarının Uygulanması: Daha sonra, dikkat ağırlıkları özellik vektörleri ile çarpılır. Bu, modelin belirli adımlara daha fazla "dikkat etmesini" sağlar, çünkü bu adımlar daha büyük bir ağırlığa sahip olacaktır. Dikkat mekanizması uygulanmış çıktı, bir dizi yoğun katman ve sönümlenme katmanı tarafından işlenir.

2.4 Çalışma Kapsamında Önerilen Model

Yüzlerce hatta binlerce olabilen spektral bantları hem verimli hem az kaynak tüketerek işleyebilmek için spektral kısımda 1-D ESA kullanılmıştır. 1-D ESA'lar, hiperspektral görüntülerin spektral bantlarının özelliklerini tanımlayabilir. ESA'lar, bir hiperspektral görüntünün spektral özelliklerini çıkarabilir ve bu özellikler genellikle nesne türünün tanımlanmasında yardımcı olur. Her bir görüntüyü bir dizi spektral bant olarak ele almak, verinin daha hızlı işlenmesini sağlar. 1-D ESA'lar, bu veriyi hızlı ve verimli bir şekilde işleyebilir ve bu da genel işlem süresini azaltır. 1-D ESA'lar, 2-D veya 3-D ESA'lardan daha az parametreye sahip olma eğilimindedir. Bu, modelin daha hızlı eğitilmesine ve daha az hesaplama kaynağı kullanılmasına yardımcı olur. Hiperspektral görüntüler gibi yüksek boyutlu veri setlerinde derin öğrenme modelinin daha az parametre kullanması önemli bir ölçüttür.

Mekansal bilgi, görüntünün genel yapısı ve objelerin birbirine olan konumunu temsil eder. Mekansal bilginin işlenmesi konusunda, ESA genellikle öne çıkar. ESA, yerel özelliklerin çıkarılması ve daha yüksek seviyeli özelliklerin oluşturulması için oldukça uygundur. Ayrıca, yerel mekansal ilişkilerde veri kaybını minimumda tutarken, yüksek boyutlu verilerin boyutunu azaltabilme yetenekleri, hiperspektral görüntülerin işlenmesi açısından çok önemli bir özelliktir. Mekansal modülün işlenmesinde ise önerilen modelde 2-D ESA kullanılmıştır.

Birinci 2-D ESA katmanı: Girdi olarak alınan mekansal veri, 2-D ESA katmanına girdi olarak verilir. Katman 32 filtre kullanır, her filtrenin boyutu 3x3'tür ve doğrultulmuş lineer birim (DLB) aktivasyon fonksiyonu kullanılır.

DLB aktivasyon fonksiyonunun matematiksel formülü 5 numaralı denklemde gösterilmiştir:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (5)$$

Bu formül, eğer x pozitifse x' 'in kendisini, eğer x negatifse 0'ı döndürür. Bu, ReLU'nun en önemli özelliği olan 'doğrultma' işlemini gerçekleştirir, yani negatif değerler 0'a çekilir.

DLB aktivasyon fonksiyonu, özellikle derin öğrenme modellerinde kullanılır çünkü doğrusallığı ve hesaplama verimliliği sayesinde modelin eğitim sürecini hızlandırır.

İkinci 2-D ESA katmanı: Bir önceki evrişim katmanının çıktısı, 2D-ESA katmanına girdi olarak verilir. Katman 64 filtre kullanır, her filtrenin boyutu 3×3 'tür ve DLB aktivasyon fonksiyonu kullanılır.

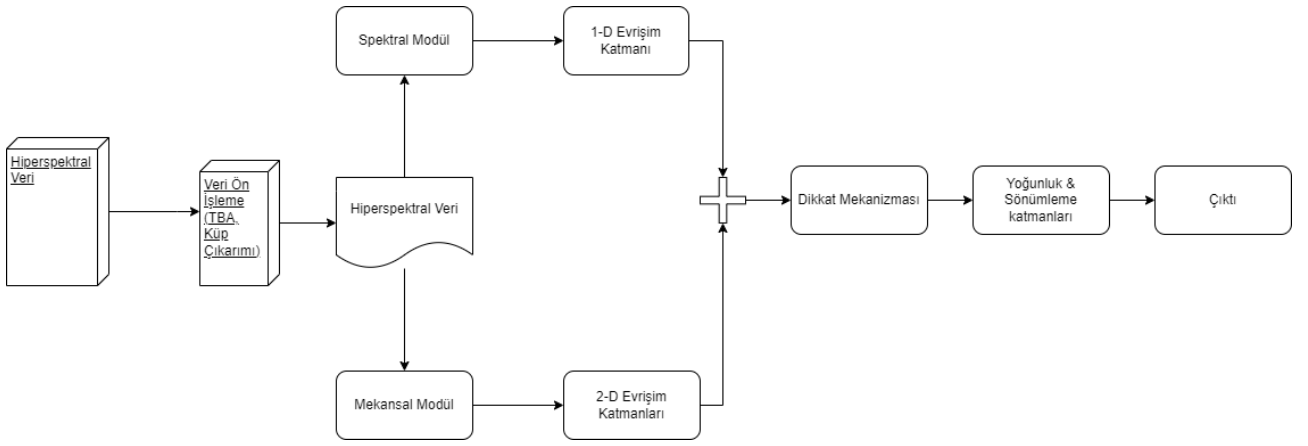
Bu aşamalar sonucunda, mekansal modül, hiperspektral görüntülerin mekansal özelliklerini çıkarır ve bu özelliklerin birleşimini sağlar. Bu bileşenler daha sonra spektral modülün çıktısıyla birleştirilir.

İlk yoğun katman 512 nöron içerir ve DLB aktivasyon fonksiyonunu kullanır. Bu katmandan elde edilen çıktı, aşırı öğrenmenin önlenmesi için bırakma katmanına sokulur. %40 oranda nöronları "kapatır", yani bu nöronların ağırlıklarını geçici olarak sıfırlar. Bırakma katmanının değerinin normalde kullanılan %50 değerinden %40'a çekilmesinin başlıca sebebi daha hızlı eğitim ve daha az bilgi kaybıdır. Daha az nöronun kapatılması, daha az bilginin yok olması demektir ve ayrıca daha az işlem ve kaynak tüketimi sağlar. %40 değeri bir çok veri kümesinde çeşitli değerlerin kullanıldıktan sonra en verimli değer olarak belirlenmiştir.

Bu işlem, ikinci yoğun katman ve bırakma katmanı ile tekrarlanır. İkinci yoğun tabaka 256 nöron içerir.

Son olarak, modelin çıktı katmanı bir yoğun katmandır ve çıktı boyutuna karşılık gelen sayıda nöron içerir. Çıktı boyutu veri kümesinden veri kümesine değişiklik göstermektedir. Bu katmanda softmax aktivasyon fonksiyonu kullanılır.

Şekil 1'de önerilen modelin genel yapısı gösterilmiştir.



Şekil 1. Önerilen modelin genel yapısı

Bu model, spektral ve mekansal girdileri alır ve çıktı olarak sınıflandırma sonuçlarını verir. Her iki modülün çıktılarının birleştirilmesi, modelin hem spektral hem de mekansal bilgileri eşzamanlı olarak işlemesini ve hiperspektral görüntülerin daha kapsamlı bir analizini sağlar. Bu, modelin genel sınıflandırma performansını iyileştirir.

3. Deneysel Sonuçlar

Önerilen modelin hiperspektral veri kümeleri üzerindeki çalışma detayları, test verileri, test sırasında kullanılan metrikler ve test sonuçları incelenmiştir. Bu çalışmada, 27×27 'lik mekansal bölümler, ele alınan 3 veri kümesi için ağırlıklı olarak kullanılmıştır. Deneysel epokların sayısı 100 ve öğrenme oranı değeri 0,001 olarak belirlenmiştir. Kayıp fonksiyonu 0,06 olarak seçilmiştir. Ayrıca, yapılan deneylerde optimizasyon yöntemi olarak Adam Optimizasyon Algoritması kullanılmıştır. Karşılaştırma için son yıllarda yoğun ilgi gören derin öğrenme tabanlı HSI sınıflandırma yöntemleri seçilmiştir. Nicel analiz için F1 puanı (F1 Score), genel doğruluk (OA), ortalama doğruluk (AA) ve Kappa katsayısı olmak üzere aşağıda tanımlanan dört değerlendirme metriği kullanılmıştır:

F1 Puanı: F1 puanı, bir sınıflandırma modelinin performansını ölçen bir metriktir. F1 puanı, hassasiyet (precision) ve geri çağırma (recall) değerlerinin harmonik ortalamasını temsil eder. 6 numaralı denklemde F1 puanının denklemi verilmiştir:

$$F1 = 2 * (h * g) / (h + g) \quad (6)$$

Formüldeki h , doğruluğu; g ise doğru tahmin edilen örnekleri gösterir. $F1$ değeri 0'dan 1'e kadar değişir; 1 mükemmel sonucu, 0 ise en düşük sonucu ifade eder. $F1$ değeri arttıkça, modelin kategorilendirme yeteneği de artar.

Genel Doğruluk: Bu metrik, bir modelin tüm tahminlerinin ne kadar doğru olduğunu gösterir. 7 numaralı denklemde genel doğruluk formülize edilmiştir:

$$OA = T/S \quad (7)$$

Bu formülde T doğru sınıflandırılan örnekleri temsil eder, S ise toplam örnek sayısını temsil eder.

Ortalama Doğruluk: Ortalama doğruluk, her sınıf için doğruluk oranını hesaplar ve bu değerlerin ortalamasını alır. 8 numaralı denklemde ortalama doğruluk formülize edilmiştir:

$$AA = \frac{1}{C} * \sum_{i=1}^C \frac{T_i}{S_i} \quad (8)$$

8 numaralı denklemde, C , toplam sınıf sayısını, T_i , i. sınıfın doğru sınıflandırılan örneklerinin sayısını, S_i , i sayılı sınıfa ait toplam örnek sayısını temsil etmektedir.

Kappa Katsayısı: kategorik maddelerin değerlendirilmesinde iki gözlemci arasındaki uyumu ölçen istatistik. 9 numaralı denklemde kappa katsayısının denklemi verilmiştir:

$$\kappa = (P_o - P_e) / (1 - P_e) \quad (9)$$

Bu bağlamda,

- P_o , iki değerlendirici arasında tespit edilen uyum yüzdesidir.
- P_e , rastgele seçim sonucunda olması muhtemel olan uyum oranını belirtir.

Bu çalışmanın performansını test etmek ve karşılaştırmak adına, son yıllarda yapılan başlıca çalışmalarda kullanılan DVM, 2D-ESA, 3D-ESA ve HybridSN yöntemleri dikkate alınmıştır ve deneysel sonuçları karşılaştırmak için kullanılmıştır. Karşılaştırma yapılan modeller şunlardır; Hiperspektral Uzaktan Algılama Görüntülerinin DVM ile Sınıflandırılması (Melgani ve Bruzzone, 2004), DVM, Hiperspektral Veri Sınıflandırması için Konvolüsyonel Sinir Ağları ile Derin Gözetimli Öğrenme (Makantasis vd. 2015) (2D-ESA), Uzaktan Algılama Görüntü Sınıflandırması için 3-D Derin Öğrenme Yaklaşımı (Hamida vd. 2018) (3D-ESA), Hiperspektral görüntü sınıflandırması için 3-D,2-D ESA özellik hiyerarşisini keşfetme (Roy vd. 2020) (HybridSN).

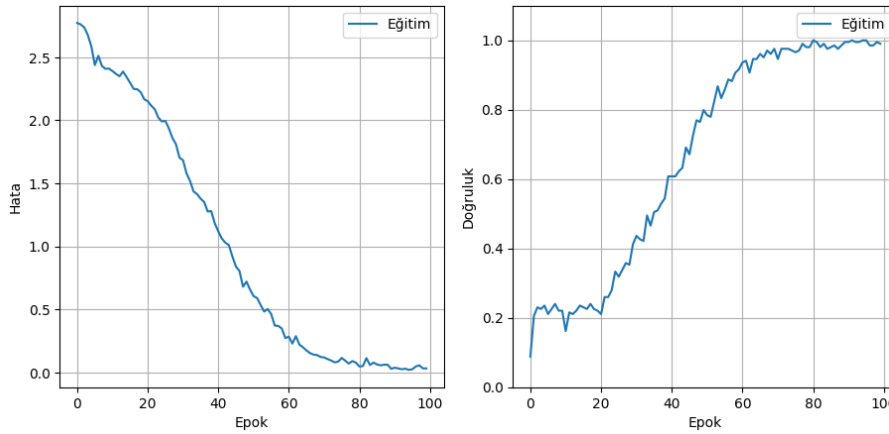
Karşılaştırma yapılan çalışmalar DVM hariç, ESA yapısına dayalıdır ve üç temel HSI veri kümesi olan IP, PU ve SA veri kümesi üzerinde değerlendirilmiştir. Bu karşılaştırma, önerilen modelin popüler derin öğrenme metodlarıyla karşılaştırılması için yapılmıştır. Karşılaştırma yapılan modellerin eğitim oranı %20 olarak belirlenmiştir. Dağıtılmış eğitim ve test örneklerine yönelik elde edilen sınıflandırma başarıları IP, PU ve SA veri kümelerinde karşılaştırılmıştır. Sırasıyla Tablo 3, 4 ve 5'te karşılaştırma sonuçları gösterilmiştir. Bu çalışmada önerilen modelin sonuçları, F1 skoru, OA, AA ve kappa (κ) doğruluk oranları kullanılarak karşılaştırılmıştır. Her bir arazi sınıfı için F1 skorları ayrı ayrı verilmiştir.

Tablo 3. IP veri kümesi için F1 skorları karşılaştırma sonuçları

Sınıf	DVM	2D-ESA	3D-ESA	HybridSN	Önerilen Model
1	88.0	73.64	48.18	85.05	93.67
2	80.0	83.12	85.12	94.73	95.49
3	69.55	81.98	77.22	97.85	97.08
4	48.48	46.39	85.11	93.80	96.91
5	87.23	89.11	80.28	99.69	97.00
6	96.33	95.02	89.81	98.96	98.51
7	50.0	0.0	0.0	75.20	88.89
8	100.0	99.96	95.96	99.84	99.89
9	50.0	26.66	77.78	72.88	96.97
10	76.54	77.44	77.9	98.13	94.77
11	87.7	89.4	82.73	98.88	98.20
12	77.3	87.72	82.64	97.19	96.33
13	97.5	95.28	89.72	98.13	98.15
14	91.38	98.84	98.32	99.10	99.22
15	80.81	82.02	55.17	99.42	93.04
16	97.73	80.0	82.5	88.92	97.04
OA	77.8	92.99	93.8	97.09	97.19
AA	86.12	92.98	92.68	96.82	96.32
K (x100)	72.06	90.98	91.69	94.96	96.80

Tablo 3'te IP veri kümesi için önerilen modelin diğer modeller ile karşılaştırılması yapılmıştır ve her bir arazi sınıfı için ayrı ayrı F1 skorları dahil olmak üzere, OA, AA ve kappa doğruluk oranları verilmiştir. Tablo 3'te sunulan karşılaştırmalarda bazı arazi sınıflarında çok düşük ortalamalar alındığı görülmektedir. Bunun en belirgin örneği 7 numaralı arazi sınıfı olan 'Soya Fasülyesi-İşlenmemiş' arazi sınıfıdır. Bunun temel sebebi bu veri kümesinde söz konusu arazi sınıfının etiketli veri sayısının diğer sınıflara göre çok düşük olmasıdır. IP veri kümesi için önerilen model, karşılaştırılan modellere göre çok daha iyi bir sınıflandırma performansı sağlamıştır.

Şekil 2'de IP veri kümesi için önerilen modelin eğitimi sırasında epoklara göre hata ve doğruluk grafikleri verilmiştir. %20'lik bir eğitim oranıyla modelin IP veri kümesinde doğruluk oranı yaklaşık 60 epokta %90'ın üzerinde doğruluk değerlerine ulaşmıştır.



Şekil 2. IP veri kümesi için epoklara göre hata ve doğruluk grafikleri

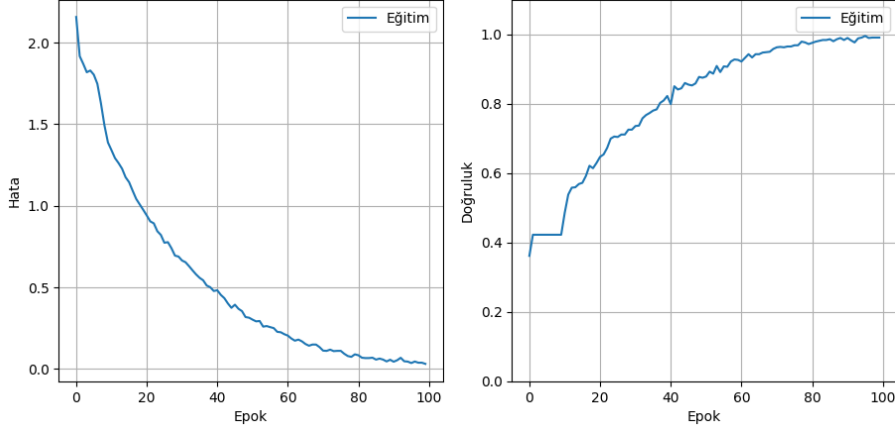
Tablo 4'te PU veri kümesinde karşılaştırmalı sonuçlar verilmiştir. Bu veri kümesinde, oluşturulan model, sırasıyla %99.78, %99.63 ve %99.71 olan en yüksek ortalama, genel ve kapa (κ) doğruluk değerleri ile diğer yöntemlerden daha yüksek bir başarı oranına sahiptir.

Tablo 4. Pavia Üniversitesi veri kümesi için F1 skorları karşılaştırma sonuçları

Sınıf	DVM	2D-ESA	3D-ESA	HybridSN	Önerilen Model
1	82.23	93.40	85.66	97.58	99.89
2	65.81	96.84	95.88	98.80	99.93
3	66.72	65.48	68.11	96.06	99.32
4	97.77	95.55	97.02	97.39	98.76
5	99.37	98.03	98.90	100.0	99.96
6	91.62	80.52	68.85	99.70	99.99
7	87.36	89.29	73.09	99.91	100.00
8	90.46	94.50	95.21	96.41	99.53
9	93.71	95.80	93.54	99.57	99.76
OA	77.80	92.55	89.43	98.39	99.78
AA	86.12	89.94	86.25	97.83	99.63
K(x100)	72.06	89.90	85.61	98.38	99.71

Tablo 4'te benzer mekansal yapıya sahip arazi sınıflarındaki başarı oranlarının düşük çıktığı görülmektedir. PU veri kümesinde 2 ve 6 numaralı arazi sınıfları buna örnek olarak verilebilir. Buna rağmen, bu çalışmada önerilen model bu alanlarda %90 üzerinde sınıflandırma başarısına erişebilmiştir. Bu durum önerilen modelin benzer yapıdaki sınıfları birbirinden ayırt etme konusunda diğer yaklaşımlardan daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Şekil 3'te PU veri kümesi için önerilen modelin epoklara göre hata ve doğruluk grafikleri verilmiştir. IP veri kümesi gibi PU veri kümesinde de %90 civarında doğruluk oranlarına 60. epok civarı ulaşılmıştır. Bu durum hem modelin aşırı öğrenmeye karşı dayanıklı olduğunu hem de düşük oranda ve sayıda eğitim ile yüksek sınıflandırma başarısına çıkabildiğini göstermektedir.



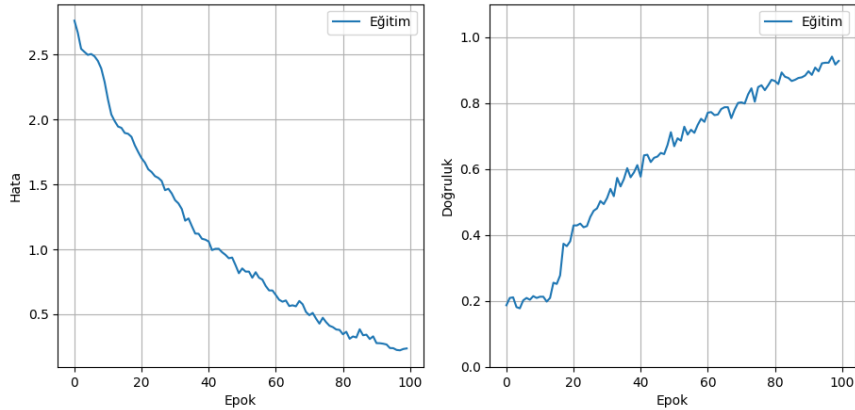
Şekil 3. PU veri kümesi için epoklara göre hata ve doğruluk grafikleri

Tablo 5’te Salinas veri kümesi için önerilen model ile diğer modellerin her bir arazi sınıfı için F1 skoru ve OA, AA ve kappa doğruluk oranları verilmiştir. Salinas veri kümesinin arazi sınıfları PU veri kümesindeki ‘Çayırılar’ ve ‘Çıplak Toprak’ arazi sınıflarının birbirine benzemesi gibi çok sayıda arazi sınıfının birbirine benzerlik gösterdiği bir veri kümesidir. Buna rağmen, bu çalışmada önerilen model %99'lara ulaşan doğruluk oranlarına çıkmayı başarmıştır.

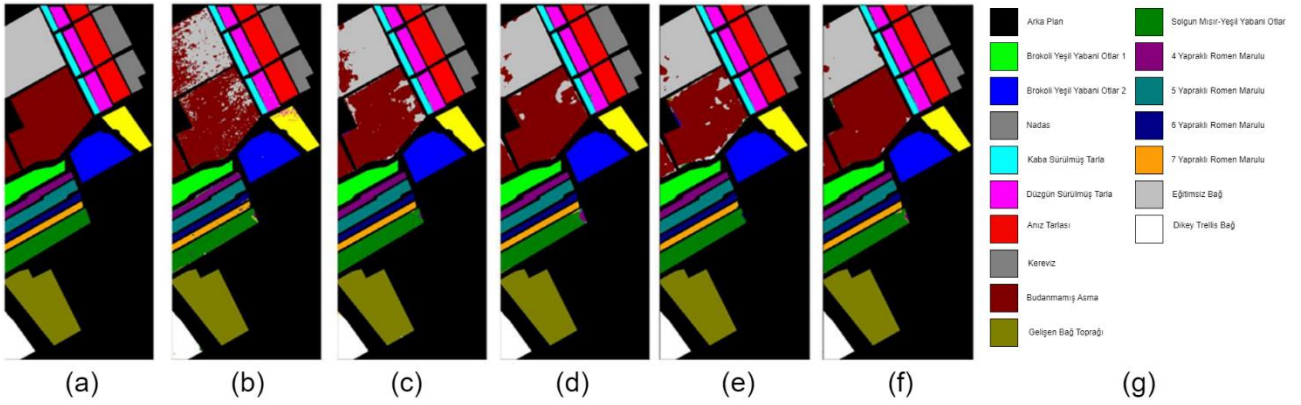
Tablo 5. Salinas veri kümesi için F1 skorları karşılaştırma sonuçları

Sınıf	DVM	2D-ESA	3D-ESA	HybridSN	Önerilen Model
1	82.34	100.0	99.99	100.0	100.00
2	83.36	99.99	99.97	100.0	100.00
3	99.80	99.91	99.91	99.87	100.00
4	98.96	99.61	99.50	99.65	99.76
5	98.77	98.67	99.69	99.47	99.88
6	97.90	99.97	99.99	99.83	100.00
7	77.43	99.96	100.0	100.0	100.00
8	60.30	90.43	92.83	95.11	100.00
9	76.77	99.43	100.0	100.0	100.00
10	61.29	99.72	98.64	99.47	100.00
11	80.55	99.99	100.0	100.0	100.00
12	79.92	99.74	99.94	100.0	100.00
13	70.88	99.84	99.98	99.95	100.00
14	100.0	98.92	99.89	99.50	100.00
15	96.41	92.71	95.10	96.77	99.99
16	81.45	99.60	99.89	99.94	100.00
OA	81.86	96.76	97.68	98.41	99.85
AA	84.31	96.39	97.41	98.23	99.97
K(x100)	80.43	98.66	99.08	99.35	99.98

Şekil 4’te SA veri kümesi için önerilen modelin epoklara göre hata ve doğruluk grafikleri verilmiştir. SA, ele alınan diğer veri kümelerine göre daha büyük ve iç içe geçmiş ve benzer özellikteki arazi sınıflarını barındıran daha karmaşık bir veri kümesidir. Bu veri kümesinin zorlu yapısına rağmen önerilen model %90 üzerinde bir sınıflandırma başarısı elde etmiştir.



Şekil 4. SA veri kümesi için epoklara göre hata ve doğruluk grafikleri



Şekil 7. Salinas veri kümesi için sınıflandırma haritası: a) zemin referansı, b) Destek Vektör Makinesi, c) 2-D ESA, d) 3-D ESA, e) HybridSN, f) önerilen model, g) renk kodları

Bu çalışmada önerilen model, spektral ve mekansal bilgileri ayrı ayrı işleyebilen ve her birine odaklanan özel dikkat mekanizmaları ile donatılmış az parametrelili bir hibrit ağıdır. Bu yapı, modelin, her bir veri kümesinin benzersiz karakteristiklerini daha etkili bir şekilde öğrenmesini sağlar. Önerilen mimarimiz, 1D-ESA ile spektral özellikleri ve 2D-ESA ile mekansal özellikleri ayrı ayrı ele alarak, spektral-mekansal özellik birlikteliğini derinlemesine öğrenir. Bu yaklaşım, DVM'nin karşılaştığı doğrusal ayrılabilirlik sınırlamalarının ötesine geçer ve karmaşık özellik ilişkilerini daha etkili bir şekilde modellememize olanak tanır. 2D-ESA ve 3D-ESA'ların aksine, modelimiz, azaltılmış hesaplama karmaşıklığına ve hızlı eğitim özelliklerine sahiptir, bu da onu büyük veri kümeleri üzerinde daha uygulanabilir kılar. HybridSN yöntemi, özellik hiyerarşisini birleştirirken, önerilen modelimiz, dikkat mekanizmaları aracılığıyla bu özellikler arasında seçicilik sağlar; bu da sadece en bilgilendirici özelliklerin kullanılmasına ve böylece daha yüksek sınıflandırma doğruluğuna yol açar. Sonuç olarak, önerilen model, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılması için mevcut yöntemler arasında, özellikle küçük nesne tanıma ve ayrıntılı sınıflandırma gerektiren durumlarda dikkate değer bir performans sunmaktadır.

4. Sonuç ve Değerlendirme

Hiperspektral görüntüler, bir nesne ya da sahnenin geniş bir dalga boyu spektrumunda çok sayıda spektral bandın elde edilmesi sonucu ortaya çıkan, üç boyutlu bir veri kümesi şeklinde tanımlanabilir. Bu 'çok boyutluluk', hiperspektral görüntüler ile gerçekleştirilen çeşitli uygulamalarda önemli bir rol oynar. Ancak, bu tür verilerin analizi ve işlenmesi büyük miktarda veri ve karmaşık algoritmalar gerektirdiği için oldukça zordur. Bu çalışmada, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında derin öğrenme yöntemlerinin etkinliğinin ve potansiyelinin gösterilmesi amaçlanmıştır. Son yıllarda popüler bir çalışma alanı olan hiperspektral görüntü sınıflandırma konusunda yaşanan mevcut zorluklardan yola çıkılarak hiperspektral verilerin spektral ve mekansal bölümlerini ayrı ayrı değerlendiren, 1-D ESA, 2-D ESA ve dikkat mekanizması içeren bir model önerilmiştir. Spektral ve mekansal özelliklerin ayrı ayrı ele alınması, hiperspektral görüntülerin daha doğru ve etkin bir şekilde sınıflandırılmasını sağlamıştır. Farklı özellikteki veri kümelerinden alınan tüm sonuçlarda sınıflandırma başarısı oranı %90'ların üzerinde seyretmiştir. Karşılaştırma için kullanılan başarımların metrikleri F1 skoru, OA, AA ve kappa katsayısıdır. Ayrıca, hiperspektral görüntülerdeki düşük etiketli veri oranı da göz önünde bulundurulup, önerilen modelin düşük eğitim oranlarıyla alınan sonuçları da değerlendirilmiştir.

Hiperspektral görüntülerin bant sayılarının, mekansal çözünürlüklerinin ve boyutlarının artacağı göz önünde bulundurulduğunda hiperspektral görüntü sınıflandırması alanında ileride yapılacak çalışmalarda sınıflandırma başarımların oranları kadar düşük kaynak tüketimi ve hızlı sınıflandırma gibi özelliklerin öneminin artacağı düşünülmektedir.

Kaynaklar

- Ahmad, M., Shabbir, S., Roy, S. K., Hong, D., Wu, X., Yao, J., ... Chanussot, J. (2021). Hyperspectral image classification—Traditional to deep models: A survey for future prospects. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15, 968–999.
- Alhichri, H., Alajlan, N., Bazi, Y., & Rabczuk, T. (2018). Multi-scale convolutional neural network for remote sensing scene classification. *Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Electro/Information Technology, Rochester, MI, USA*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/EIT.2018.8500107>.
- Chen, X., Xiang, S., Liu, C.-L., & Pan, C.-H. (2014). Vehicle Detection in Satellite Images by Hybrid Deep Convolutional Neural Networks. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(10), 1797–1801.

- Chen, Y., Zhu, L., Ghamisi, P., Jia, X., Li, G., & Tang, L. (2017). Hyperspectral images classification with Gabor filtering and convolutional neural network. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(12), 2355–2359.
- Dong, H., Zhang, L., & Zou, B. (2019). *Band attention convolutional networks for hyperspectral image classification*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.04379>
- Fang, B., Li, Y., Zhang, H., & Chan, J. C. W. (2019). Hyperspectral images classification based on dense convolutional networks with spectral-wise attention mechanism. *Remote Sensing*, 11(2), 159. <https://doi.org/10.3390/rs11020159>
- Gao, H., Yang, Y., Li, C., Zhou, H., & Qu, X. (2018). Joint alternate small convolution and feature reuse for hyperspectral image classification. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(9), 349. <https://doi.org/10.3390/ijgi7090349>
- Goetz, A. F., Vane, G., Solomon, J. E., & Rock, B. N. (1985). Imaging spectrometry for earth remote sensing. *Science*, 228(4704), 1147–1153.
- Hamida, A. B., Benoit, A., Lambert, P., & Amar, C. B. (2018). 3-d deep learning approach for remote sensing image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(8), 4420–4434.
- Hang, R., Li, Z., Liu, Q., Ghamisi, P., & Bhattacharyya, S. S. (2020). Hyperspectral image classification with attention-aided CNNs. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(3), 2281–2293.
- Haut, J. M., Paoletti, M. E., Plaza, J., Plaza, A., & Li, J. (2019). Hyperspectral image classification using random occlusion data augmentation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(11), 1751–1755.
- Hubel, D. H., & Wiesel, T. N. (1962). Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex. *The Journal of Physiology*, 160(1), 106–154.
- Jiao, L., Liang, M., Chen, H., Yang, S., Liu, H., & Cao, X. (2017). Deep fully convolutional network-based spatial distribution prediction for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(10), 5585–5599.
- Landgrebe, D. (2002). Hyperspectral image data analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, 19(1), 17–28.
- Leng, J., Li, T., Bai, G., Dong, Q., & Dong, H. (2016). Cube-CNN-SVM: a novel hyperspectral image classification method. *Proceedings of the 28th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), San Jose, CA, USA*, 1027–1034. <https://doi.org/10.1109/ICTAI.2016.0158>
- Li, J., Bioucas-Dias, J. M., & Plaza, A. (2011). Spectral–spatial hyperspectral image segmentation using subspace multinomial logistic regression and Markov random fields. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(3), 809–823.
- Li, J., Bioucas-Dias, J. M., & Plaza, A. (2012). Spectral–spatial classification of hyperspectral data using loopy belief propagation and active learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(2), 844–856.
- Li, J., Zhao, X., Li, Y., Du, Q., Xi, B., & Hu, J. (2018). Classification of hyperspectral imagery using a new fully convolutional neural network. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15(2), 292–296.
- Lin, M., Chen, Q., & Yan, S. (2013). *Network in network*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.4400>
- Makantasis, K., Karantzalos, K., Doulamis, A., & Doulamis, N. (2015). Deep supervised learning for hyperspectral data classification through convolutional neural networks. *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Milan, Italy*, 4959–4962. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2015.7326945>
- Md Noor, S. S., Ren, J., Marshall, S., & Michael, K. (2017). Hyperspectral image enhancement and mixture deep-learning classification of corneal epithelium injuries. *Sensors*, 17(11), 2644. <https://doi.org/10.3390/s17112644>
- Melgani, F., & Bruzzone, L. (2004). Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(8), 1778–1790.
- Paoletti, M. E., Haut, J. M., Plaza, J., & Plaza, A. (2018). A new deep convolutional neural network for fast hyperspectral image classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 145, 120–147.
- Roy, S. K., Krishna, G., Dubey, S. R., & Chaudhuri, B. B. (2020). HybridSN: Exploring 3-D-2-D CNN feature hierarchy for hyperspectral image classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(2), 277–281.
- Tarabalka, Y., Fauvel, M., Chanussot, J., & Benediktsson, J. A. (2010). SVM-and MRF-based method for accurate classification of hyperspectral images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 7(4), 736–740.
- Wang, Y., Song, T., Xie, Y., & Roy, S. K. (2021). A probabilistic neighbourhood pooling-based attention network for hyperspectral image classification. *Remote Sensing Letters*, 13(1), 65–75.
- Yu, S., Jia, S., & Xu, C. (2017). Convolutional neural networks for hyperspectral image classification. *Neurocomputing*, 219, 88–98.
- Zhao, W., Jiao, L., Ma, W., Zhao, J., Zhao, J., Liu, H., Cao, X., & Yang, S. (2017). Superpixel-based multiple local CNN for panchromatic and multispectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(7), 4141–4156.