HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN OTO-KODLAYICI DERİN ÖĞRENME İLE SINIFLANDIRILMASI

Mehmet Akif GÜNEN¹, Ümit Haluk ATASEVER², Erkan BEŞDOK³

¹Araş.Gör., Erciyes Üniversitesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 38039, Talas, Kayseri, akif@erciyes.edu.tr

²Dr.Öğr.Üyesi., Erciyes Üniversitesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 38039, Talas, Kayseri, uhatasever@erciyes.edu.tr

³Prof.Dr., Erciyes Üniversitesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 38039, Talas, Kayseri, ebesdok@erciyes.edu.tr

ÖZET

Yapay sinir ağları makine öğrenimi alanındaki birçok problemde sıklıkla kullanılmaktadır. Yapay sinir ağları ilk ortaya çıktıklarında donanım yetersizliği sebebiyle çok fazla ilgi görememiş olsa da günümüzde GPU teknolojisindeki önemli gelişmeler sayesinde birçok farklı disiplin tarafından kullanılmaktadır. Örüntü tanıma, medikal uygulamalar, ses tanıma, otonom sürüş ve görüntü sınıflandırma gibi geniş bir yelpazede makine öğrenimi uygulamaları yapılmaktadır. Bütün bu çalışma alanlarının hepsinin ortak problemi verinin ne şekilde temsil edildiğine bağlı olarak değişen performanslarıdır. Bundan dolayı veriyi en iyi şekilde temsil edecek özniteliklerin çıkartılarak daha iyi sınıflandırma performansı sağlanabilmektedir. Derin öğrenme yöntemleri herhangi bir veri ön işleme yapmadan veriyi en iyi temsil eden öznitelikleri çıkartır. Yığılanmış Autoencoder yapısı giriş verisinden yeni öznitelik bilgisi üreten Oto-Kodlayıcılardan (OK) oluşur. OKlar giriş verisini gizli katmanlardan geçirerek özyinelemeli olarak farklı bir şekilde temsil edilmesini sağlarlar. Problemlerin tipine bağlı olarak bir veya birden fazla OKlar birbiri arkasına bağlanabilir. OK ile işlenen verinin sınıflandırılması için kullanılan ve mantıksal regresyonun genişletilmiş bir formu olan Softmax, Yığılanmış Autoencoder yapısının son adımı olarak kullanılabilir. Bu çalışmada, çalışma alanı olarak AVIRIS sensörü ile elde edilen 16 farklı sınıf etiket değerine sahip, 200 bantlı Indian Pines ve 7 farklı sınıf etiket değerine sahip Salinas-A veri seti kullanılmıştır. Çalışma kapsamında iki katmanlı Yığılanmış Oto-Kodlayıcı yapısı kullanılarak rastgele belirlenen test alanındaki sınıflandırma doğruluğunu en fazla yapan parametre (Saklı katman sayıları, epok sayıları, transfer fonksiyonları) değerleri araştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar kendi içinde değerlendirildikten sonra Destek Vektör Makineleri, Karar ağaçları, Diskriminant Analizi, k-En Yakın Komşuluk, Torbalama-Karar Ağaçları ve Rastgele Alt Uzak k-En Yakın Komşuluk yöntemleri ile elde edilen test doğruluğu ile karşılaştırılmıştır. Derin öğrenme yapısı donanıma bağlı olarak oldukça yavaş çalışmasından dolayı parametre belirleme işlemi oldukça zordur. Buna karşın GPU teknolojisindeki hızlı gelişmeler bu durumu tersine çevirmektedir. Yapılan deneysel çalışmalar sonucunda Yığılanmış Oto-Kodlayıcı tekniğinin diğer yöntemlerden daha başarılı sonuçlar elde ettiği görülmüştür.

Anahtar Sözcükler: derin öğrenme, hiperspektral görüntüler, Oto-Kodlayıcı, sınıflandırma

ABSTRACT

CLASSIFICATION OF HYPERSPECTRAL IMAGES WITH AUTOENCODER DEEP LEARNING

Artificial neural networks are frequently used in many problems in the field of machine learning. Although artificial neural networks have not shown much interest due to lack of hardware when they first appeared, they are now being used by many different disciplines due to significant improvements in GPU technology. A wide range of machine learning applications such as pattern recognition, medical applications, speech recognition, autonomous driving and image classification are being implemented. The common problem of all of these workspaces is their varying performance, depending on how the data is represented. Therefore, better classification performance can be achieved by extracting the attributes that best represent the data. Deep learning methods extract the best representations of the data without pre-processing any data. The stacked Autoencoder structure consists of Autoencoder (AE) which generates new attribute information from the input data. The AEs pass input data through hidden layers, allowing them to be recursively represented in a different way. Depending on the type of problems, one or more AEs can be connected one after the other. Softmax, an extended form of logical regression used for the classification of AE-processed data, can be used as the last step of the stacked Autoencoder structure. In this study, "Indian Pines" with 16 different class label values and "Salinas" data set with 7 different class label values obtained with AVIRIS sensor were used as the study area. In the study, the parameters (hidden layer numbers, epoch numbers, and transfer functions) that maximize the classification accuracy of the randomly determined test were investigated using the two-layer Stacked Autoencoder structure. After the obtained results are evaluated in themselves, they are compared with the test accuracy obtained by Support Vector Machines, Decision Trees, Discriminant Analysis, k-Nearest Neighborhood, Bagging-Decision Trees and Random Subspace k-Nearest Neighborhood methods. Due to the fact that the deep learning structure works quite slowly depending on the equipment, parameter setting is very difficult. However, the rapid development on GPU technology is reversing this situation. Experimental studies have shown that the Stacked Autoencoder technique is more successful than the other methods.

Keywords: deep learning, hyperspectral images, Autoencoder, classification

1. GİRİŞ

Hiperspektral görüntü işleme yöntemi son yıllarda oldukça popüler bir konudur. Yeryüzü hakkında bilgi elde etmek için çeşitli sayıda sensörlerle donatılmış çok fazla sayıda hiperspektral uzaktan algılama uyduları vardır. Elektromanyetik spektrumda görünür bölge ile kızılötesi bölge arasında kalan alanın algılanmasında hiperspektral görüntüleme sistemleri kullanılmaktadır. Klasik algılama sistemlerine göre daha fazla bant sayısı içerirler ve bundan dolayı da daha dar bant genişliklerine sahiptirler. Birbirinden bağımsız farklı disiplinler tarafından çeşitli amaçlarla kullanılmakta olan hiperspektral görüntüler uzaktan algılama, tarım, askeri amaç, doğal felaket tespitleri ve bölgesel planlamalarda kullanılmaktadır. Özellikle yeryüzü kullanım türlerinin belirlenmesi, madencilik uygulamaları, jeolojik çalışmalar için farklı spektral aralıklarda yüksek bant sayısına sahip görüntüler etkili olmaktadır. Hiperspektral veriler yüksek boyutlarından dolayı işlenebilir hâle gelmesi için ön-işlemden geçirilebilirler (Ergül, 2013). Çizelge 1’de günümüzde sıklıkla kullanılan bazı Hiperspektral algılama sistemlerinin taşıyıcı platformları, kamera spektral aralığı, bant sayısı ve algılayıcıları verilmiştir (Ergül, 2013; Varshney ve Arora, 2004). Yüksek boyuttaki veriler bant azaltımı veya özellik seçimi yapılarak daha kolay işlenebilir hâle getirilebilirler. Bu işlemler veriyi temsil eden öz bilginin kalmasını sağlarken fazla bilgilerin de kullanılmamasını sağlar. Bu sebepten dolayı kullanılan veri setinde herhangi bir ön işlem yapılamamıştır. Güneşten gelen ışınlar değişik karakteristik yüzeylerde farklı dalga boylarında ve aralıktaki yansıma yaparak pasif görüntüleme sistemi olan Hiperspektral görüntüleme aygıtlarınca yakalanırlar. Multispektral ve geniş bant görüntüleme sistemlerine göre daha dar bant genişliğine ve daha fazla bant sayısına sahip olan Hiperspektral görüntüleme sistemleri sayesinde farklı yansıma özelliğine sahip nesnelerin tespit edilmesinde işlem yükü bakımından daha fazla olsa da sınıflandırma başarısı göz önüne alındığında daha etkili sonuç ürettiği görülmektedir (Atasever vd., 2018). Şekil 1’de Elektromanyetik spektrum üzerinde algılama sistemlerinin gösterimi yapılmıştır.

Şekil 1. Çeşitli Algılama Sistemlerinin Elektromanyetik Spektrum Üzerinde Gösterimi.

Hiperspektral görüntüleri çeşitli sınıflandırma teknikleri kullanılarak yorumlanabilir. Sınıflandırma kontrollü veya kontrolsüz olarak yapılabilir. Sınıflandırma problemini gerçekleştirmek için literatürde Destek Vektör Makineleri, Karar ağaçları, Diskriminant Analizi, k-En Yakın Komşuluk, Torbalama-Karar Ağaçları, yöntemleri, yapay sinir ağları, meta-sezgisel yöntemler (Akgün vd., 2004; Çivicioğlu vd., 2016; Friedl ve Brodley, 1997; Teke ve Sakarya, 2013; Varshney ve Arora, 2004) gibi sınıflandırma yöntemleri ile K-Ortalamlar, Bulanık C-Ortalamlar, Markov Rastgele Alanlar (Cohen vd., 1991; Hung vd., 2011) yöntemi gibi kümeleme yöntemleri vardır. Son yıllarda GPU teknolojisindeki ilerleme ile birlikte derin öğrenme ağları (DÖA) da sivil kullanıcılar tarafından oldukça yoğun olarak kullanılmaktadır. Özellikle kompleks sınıflandırma problemlerin çözümü için kullanılan derin öğrenme ağları, öznetelik boyutunun yüksek olduğu hiperspektral görüntülerde de etkili sonuçlar üretmektedir (Liu vd., 2017). Sınıflandırma problemlerinde, Oto-Kodlayıcı derin öğrenme ağları veriden yeni öznetelikler üreterek veriyi daha iyi temsil etmektedir (Ma vd., 2016).

Çizelge 1. Sıklıkla kullanılan hiperspektral sistemler ve özellikleri.

Hava Aracı	Algılayıcıları	Bant Sayısı	Spektral Aralık
AAHS (Advanced Airborne Hyperspectral Imaging Sensors)	STI Industries	288	0.4–0.8 μm
AHI (Airborne Hyperspectral Imager)	University of Hawaii R&D	210	7.9–11.5 μm

TRWIS III	TRW Corporation	384	0.3–2.5 μm
AVIRIS (Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer)	NASA Jet Propulsion Lab.	224	0.4–2.5 μm
COMPASS	Army Night Vision and Electronic Sensors Directorate (NVESD)	384	0.4–2.35 μm
HYDICE (Hyperspectral Digital Imagery Collection Experiment)	Naval Research Lab	210	0.4–2.5 μm
OMIS	SITP	128	0.4–12.5 μm
ARCHER (Airborne Real-time Cueing Hyperspectral Enhanced Reconnaissance)	NovaSol Corp Civil Air Patrol	512	0.5–1.1 μm

Bu çalışmada, önerilen bir yöntemin kalitesini test etmek için yer gerçeklik referansı mevcut veri setine ihtiyaç duyulduğundan dolayı Salinas-A ve Indian Pines Hiperspektral veri setleri kullanılmıştır. Veri seti Oto-Kodlayıcı derin öğrenme ile sınıflandırılmıştır. En iyi sınıf doğruluğuna sahip parametreler kullanılarak yapılan sınıflandırma sonucu, Destek Vektör Makineleri, Karar ağaçları, Diskriminant Analizi, k-En Yakın Komşuluk, Torbalama-Karar Ağaçları ve Alt Uzay k-En Yakın Komşuluk yöntemleri ile ayrıca karşılaştırılmıştır.

2.DERİN ÖĞRENME YAPISI

Makine öğreniminin bir çeşidi olan derin öğrenme; boyut azaltma, özellik çıkartma ve veri dönüşümü için doğrusal olmayan işlemler uygulamaktadır. Katman yapısında, sıralı her katman kendinden önceki çıktıyı kendisine girdi olarak kullanır (Sainath vd., 2012). Bu çalışmada oto-kodlayıcı derin öğrenme yapısı ve bu yapı ile birlikte çalışan softmax katmanı hiperspektral görüntünün sınıflandırılması için kullanılmıştır.

2.1. Oto-Kodlayıcı

Oto-Kodlayıcılar görüntü ve sinyal işleme konularında boyut düşürme, gürültü giderme ve sınıflandırma işlemlerinde başarılı sonuçlar üretmektedir (Kim, 2014; Le, 2015; Vincent vd., 2008). Oto-Kodlayıcılar, veri eğitiminde kendi ürettikleri verileri tekrar kendi öğrenen öz-öğrenimli bir modeldir. Oto-Kodlayıcılar enkoder ve dekoder olmak üzere iki yapıdan oluşur. Temel olarak enkoder aşamasında veri bir transfer fonksiyonu ile kendisinden farklı boyutta yeni bir veriye dönüştürülür. Tıpkı insan beyni gibi veri daha az veri ile temsil edilebilir veya daha az veriden daha fazla veri üretilebilir. Oto-Kodlayıcı yapısında enkoderin giriş verileri ile gizli katmandan gelen çıkış verisi arasındaki ilişkiyi L enkoder yapısındaki gizli katman sayısı ve giriş vektörü $y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_K]^T$ olmak üzere giriş-çıkış ilişkisi Eşitlik 1’de verilmiştir.

$$d = f(y; w, b) \quad (1)$$

Burada; $b = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_L]^T$, $w = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_L]^T$ enkoder yapısının çıkış vektörlerine etkiyen iç parametrelerdir. Dekoder aşamasında değiştirilen veri transfer fonksiyonu yardımıyla kendisiyle aynı boyutta yeni bir veriye dönüştürülür. Bu işlemler gizli katmanlar aracılığıyla yapılır ve problem türüne göre değişkenlik göstermektedir. Enkoder yapısından çıkan çıkış vektörü dekoder yapısının giriş vektörünü oluşturmaktadır. Dekoder yapısında da istenilen sayıda gizli katman seçerek enkoder yapısında olduğu gibi çıkışa bir transfer fonksiyonu ile aktarılır. Bu fonksiyon eşitlik 2’de verilmiştir.

$$\hat{y} = f(d; \hat{w}, \hat{b}) \quad (2)$$

Burada; $\hat{b} = [\hat{b}_1 \ \hat{b}_2 \ \dots \ \hat{b}_K]^T$, $\hat{w} = [\hat{w}_1 \ \hat{w}_2 \ \dots \ \hat{w}_K]^T$ dekoder yapısının çıkış vektörlerine etkiyen iç parametrelerdir. Özetle, oto-kodlayıcı yapısında giriş ve çıkış arasındaki ilişki $\hat{y} = h(w, b, \hat{w}, \hat{b}; y)$ şeklindedir. Şekil 2’de oto-kodlayıcının enkoder ve dekoder yapısı gösterilmiştir.

Şekil 2. Enkoder ve Dekoder Yapısı.

Oto-Kodlayıcının iç parametreleri (w, b) otokodlayıcının gizli katmanları ile çıkış arasındaki ağırlık ve bias değerlerini, sistem girişi y , sistem çıkışı ise $g_{w,b}(y)$ olmak üzere sistem eğitimi bu parametrelerin optimize edilmesi ile gerçekleştirilir.

$i = \{1, 2, \dots, M\}$ olmak üzere, $e_i = \|y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\|$ hata kriteri giriş ve çıkış verileri arasındaki farkı ifade eder. Burada $\{y^1, y^2, \dots, y^M\}$ giriş verisini, M örneklem sayısını belirtmektedir.

Oto-kodlayıcı yapısının toplam karesel ortalama hatasını Eşitlik 3'te gösterilmiştir. λ aşırı öğrenmenin önlenmesi için kullanılan düzenleyici terimidir.

$$E_{err} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M e_i^2 + \frac{\lambda}{2} \left(\sum_{j=1}^L \|w_j\| + \sum_{j=1}^K \|\hat{w}_j\| \right) \quad (3)$$

$\hat{\rho}_j$ ortalama aktivasyon değeri Eşitlik 4'te verilmiştir. ρ değeri ise kullanıcılar tarafından belirlenen seyreklik parametresidir.

$$\hat{\rho}_j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M f_j(y^{(i)}) \quad (4)$$

Kullback-Leibler yakınsama iki dağılımın birbirine göre ne kadar değiştiğini ölçmek için kullanılmaktadır. Sparsity düzenleyicisi gizli katmandaki çıktının seyrekliğini kısıtlamaya çalışır. Kullback-Leibler yakınsama sparsity düzenleyici olarak kullanılabilmekte ya da kullanıcılar tarafından belirlenebilmektedir. Burada β ifadesi seyreklik düzeltme katsayısı olarak ifade edilir (Møller, 1993; Olshausen ve Field, 1997). Eşitlik 5'te Kullback-Leibler yakınsama ifadesi verilmiştir.

$$KL(\rho \square \hat{\rho}_j) = \beta \rho \log \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1 - \rho) \log \frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j} \quad (5)$$

2.2. Softmax

Aralarında sebep-sonuç ilişkisi bulunan iki veya daha fazla değişken arasında ilişki kurularak, kurulan bu ilişki ile yapılan çalışma hakkında tahmin veya kestirim yapmak için regresyon analizlerine ihtiyaç duyarız. Regresyon analizi ile bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi, bu ilişkiler arasındaki gücü, ne tür bir ilişki olduğunu vs. belirlemeye çalışırız. Lineer fonksiyonlarla giriş değerlerine karşılık gelen sürekli kesiksiz değişkenlerin tahminini lineer regresyon yöntemi ile yapılabilir. Ancak kesikli değişkenlerin tahmin edilmesinde lineer regresyon yetersiz kalmaktadır. Lojistik regresyon karar verme sürecinde kullanılan sınıflandırma yöntemidir ve sonucun olasılığını modeller. Multinomial veya log-lineer regresyon olarak literatürde geçen softmax regresyonu lojistik regresyonun genelleştirilmiş hâlidir. Softmaxta değişkenlerde bağımlı değişkeni oluşturan terimler bağımsız olmalıdır ve aralarında bir sıralama bulunması zorunlu değildir. Oto-kodlayıcı yapısında softmax sınıflandırma amacı ile kullanılmaktadır (Yüksel vd., 2018).

2.3. Bütün Ağın Optimize Edilmesi

Oto-kodlayıcılar kullanılarak oluşturulan Derin Öğrenme Ağlarında ilk olarak 1. Gizli katman kullanılarak giriş verisi çıktı olarak kullanılarak ilk eğitim yapılır. Daha sonra buradan elde edilen veri ikinci bir oto-kodlayıcı yapısı ile tekrar eğitilir. Elde edilen bu çıkış verisi Softmax katmanında sınıflandırılır. Elde edilen bütün sistem daha sonra birbirine

şekildeki gibi bağlanır. Birbirine bağlanan bütün yapı Fine Tuning işlemi ile son kez optimize edilir. Bu yığılmış oto-kodlayıcı yapısının şematik gösterimi Şekil 3'te gösterilmiştir.

Şekil 3. Yığılmış Oto-Kodlayıcı Yapısı.

3. VERİ SETLERİ VE DENEYSEL UYGULAMALAR

Oto-kodlayıcı yapısının performansını ölçmek için Salinas-A ve Indian Pines veri setleri kullanılmıştır. Bu veri setlerin hem yer gerçeği bilgisinin olması hem de daha önce birçok çalışmada temel veri kaynağı olması nedeniyle bu çalışma için uygun olduklarına karar verilmiştir. Indian Pines veri seti Kuzey Batı Indiana test alanından AVIRIS sensörü ile elde edilmiştir. Görüntü 200 banda sahiptir ve 145x145 piksel büyüklüğündedir. Görüntüde 16 ayrı sınıf bulunmaktadır. Indian pines veri setine ilişkin görsel Şekil 4 ve sınıf bilgileri ise Çizelge 2’de verilmiştir.

Şekil 4. Indian Pines Hiperspektral Uydu Görüntüsü

Salinas-A veri seti ise Salinas veri setinin küçük bir parçasından oluşmaktadır. Bu veri seti Kaliforniya Salinas vadisinden AVIRIS sensörü ile elde edilen görüntülerden oluşmaktadır. 224 banda sahip veri seti 86x83 piksel çözünürlüğündedir. Salinas-A veri setine ilişkin sınıf bilgileri Çizelge 3’te verilmiştir.

Çizelge 2. Indian Pines Veri Seti Örneklem Dağılımı.

Sınıf No	Sınıf	Örneklem Adedi (piksel)	Sınıf No	Sınıf	Örneklem Adedi (piksel)
1	Yonca	46	9	Yulaf	20
2	Mısır-No till	1428	10	Soya-Notill	972
3	Mısır-Min till	830	11	Soya-Mintill	2455
4	Mısır	237	12	Soya	593
5	Çim ve mera	483	13	Buğday	205
6	Çim ve ağaçlar	730	14	Orman	1265
7	Biçilmiş, çim ve mera	28	15	Binalar, çim, ağaçlar ve sürücüler	386
8	Saman	478	16	Kaya, çelik yapı ve kuleler	93

Çizelge 3. Salinas-A Veri Seti Örneklem Dağılımı.

Sınıf Etiketi	Sınıf	Örneklem Adedi (piksel)
0	Diğer Pikseller	1790
1	Brokoli (Yeşil Ot)	391
2	Mısır (Yeşil Ot)	1343
3	Romaine Cinsi Marul (4 wk)	616
4	Romaine Cinsi Marul (5 wk)	1525
5	Romaine Cinsi Marul (6 wk)	674
6	Romaine Cinsi Marul (7 wk)	799

3.1 Deneysel Uygulamalar

Derin öğrenme metotlarından Oto-Kodlayıcıların Hiperspektral uydu görüntülerindeki performansını ölçebilmek için Karar Ağaçları, Destek Vektör Makinesi, Diskriminant Analizi, k-En Yakın Komşuluk ile grup (ensemble) tekniklerinden Torbalama-Karar Ağaçları ve Rastgele Alt Uzay k-En Yakın Komşuluk(k-NN) teknikleri kullanılarak başarı kıyaslaması yapılmıştır. Çizelge 4'te iki veri seti içinde kıyaslamada kullanılan sınıflandırma tekniklerinin parametreleri verilmiştir. Parametrelerin belirlenmesinin ardından veri setleri ile simülasyonlar tamamlanmıştır. Simülasyonlar neticesinde elde başarı ölçütleri Salinas-A veri seti için Çizelge 5'te; Indian Pines veri seti için Çizelge 6'da verilmiştir. Salinas-A verisinden elde edilen Çizelge 5 incelendiğinde Oto-Kodlayıcının eğitim doğruluğunun k-NN ve Alt uzay k-NN metotlarına göre daha başarılı olmasına rağmen; test verisinin doğruluğu ve kappa katsayısı bakımında daha iyi değerler elde etmiş olması modelin sınıflandırma sürecinde veriyi daha iyi genellediğini ortaya çıkarmaktadır. Çizelge 5'e ek olarak test verinin hata matrisi Şekil 5'te verilmiştir. Matris incelendiğinde Oto-Kodlayıcının tüm sınıflar için oldukça iyi bir sınıflandırma başarısı gösterdiği görülmektedir. Çizelge 6'da verilmiş olan Indian Pines veri setine ait bulgulara Oto-Kodlayıcının eğitim doğruluğunun %100 ve test doğruluğunun ise sınıflandırma teknikleri içinde en iyi değer olan %90.37 olduğu görülmüştür. Indian Pines veri setinin test pikselleri için hata matrisi Şekil 6'da verilmiştir. Hata matrisi incelendiğinde sınıflandırma doğruluklarının %75 ile % 99,5 arasında değiştiği görülmektedir. Buradan, Oto-Kodlayıcının sınıflandırma sürecinden genelleme kabiliyetinin oldukça iyi olduğunu çıkarılmaktadır. Ancak Indian Pines veri setinde sınıf sayısı oldukça fazla olması nedeniyle kappa katsayısı hesaplanamamıştır.

Çizelge 4. Sınıflandırma Tekniklerinin Parametreleri.

Oto-Kodlayıcı	Saklı Katman Sayısı:30, Epok:2000, Encoder Transfer Fonksiyonu: Purelin, Decoder Transfer Fonksiyonu: Logsig, L2 Ağırlık Düzenlemesi Değeri :0.01, Sparsity Oranı:0.08, Sparsity Düzenleme Değeri=12
Karar Ağaçları	Bölünme Kriteri: Gini İndeksi, Maksimum Bölünme Sayısı:20
Diskriminant Analizi Analizi	Diskriminant Tipi: Lineer, Gama Katsayısı: 0
Destek Vektör Makinesi	Çekirdek Fonksiyonu: Gaussian, Kernel Ölçeği: 5, Çoklu sınıflandırma: Bire karşı bir
K-En Yakın Komşuluk	Uzaklık Kriteri: Öklid, Arama Metodu: KD-Tree
Torbalama-Karar Ağaçları	Maksimum Bölünme Sayısı:100, Öğrenme Döngüsü Sayısı :30
Rastgele At Uzay k-NN	Öğrenme Döngüsü Sayısı :30, Alt Uzay Sayısı : <i>Öznitelik Sayısı/2</i>

Çizelge 5. Salinas-A Veri Seti İçin Elde Edilen Doğruluk Değerleri.

	Oto-Kodlayıcı	Karar Ağaçları	Diskriminant Analizi	DVM	k-NN	Torbalama-Karar Ağaçları	Alt Uzay k-NN
Eğitim Doğruluğu	%93.46	% 82.27	%83.31	%93.14	%97.72	%91.74	%97.72
Test Doğruluğu	% 89.86	%82.48	%82.77	%87.25	%86.13	%88.14	%87.62
Kappa Katsayısı	0.8771	0.7896	0.7944	0.8541	0.8315	0.8591	0.8459

Hata Matrisi									
Çıktı Sınıflar	1	425 19.9%	3 0.1%	11 0.5%	21 1.0%	23 1.1%	24 1.1%	14 0.7%	81.6% 18.4%
	2	7 0.3%	111 5.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	94.1% 5.9%
	3	16 0.7%	0 0.0%	380 17.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	96.0% 4.0%
	4	13 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	152 7.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	92.1% 7.9%
	5	21 1.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	438 20.5%	0 0.0%	0 0.0%	95.4% 4.6%
	6	29 1.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	182 8.5%	0 0.0%	86.3% 13.7%
	7	35 1.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	236 11.0%	87.1% 12.9%
	77.8% 22.2%	97.4% 2.6%	97.2% 2.8%	87.9% 12.1%	95.0% 5.0%	88.3% 11.7%	94.4% 5.6%	89.9% 10.1%	
Gerçek Sınıflar									

Şekil 5. Salinas-A Veri Setinin Test Pikselleri İçin Elde Edilen Hata Matrisi.

Çizelge 6. Indian Pines Veri seti İçin Elde Edilen Doğruluk Değerleri.

	Oto-Kodlayıcı	Karar ağaçları	Diskriminant Analizi	DVM	k-NN	Torbalama-Karar Ağaçları	Alt Uzay k-NN
Eğitim Doğruluğu	%100	%58.22	%81.57	%99.98	%100	%78.14	%100
Test Doğruluğu	% 90.37	% 57.07	%79.28	%86.79	%75.05	%74.27	%82.69

Hata Matrisi																
Çıktı Sınıfları	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
	15 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%
	0 0.0%	386 12.6%	7 0.2%	5 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	8 0.3%	35 1.1%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%
	0 0.0%	7 0.2%	213 6.9%	13 0.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	17 0.6%	5 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	0 0.0%	1 0.0%	8 0.3%	55 1.8%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	2 0.1%	130 4.2%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.1%	3 0.1%	0 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	206 6.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	8 0.3%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	145 4.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 0.2%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	0 0.0%	11 0.4%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	262 8.5%	24 0.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	0 0.0%	28 0.9%	12 0.4%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	22 0.7%	646 21.0%	7 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	0 0.0%	2 0.1%	9 0.3%	2 0.1%	2 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 0.2%	143 4.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	50 1.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	385 12.5%	16 0.5%	0 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.1%	3 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	12 0.4%	106 3.4%	0 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	23 0.7%	85.8% 4.2%
	93.8% 6.3%	88.5% 11.5%	85.2% 14.8%	70.5% 29.5%	93.5% 6.5%	98.6% 1.4%	88.9% 11.1%	98.0% 2.0%	100% 0.0%	88.8% 11.2%	88.3% 11.7%	91.7% 8.3%	100% 0.0%	96.3% 3.7%	84.1% 15.9%	92.0% 8.0%
																90.4% 9.6%
	Gerçek Sınıflar															

Şekil 6. Indian Pines Veri setinin Test Pikselleri İçin Elde Edilen Hata Matrisi.

4. SONUÇLAR

Hiperspektral görüntüler günümüzde oldukça geniş bir kullanım alanına sahiptir. Temelde madencilik ve jeoloji çalışmaları için kullanılan bu görüntüler; günümüzde ekoloji, tarım, arkeoloji ve gözlem gibi farklı amaçlar içinde kullanılmaktadır. Hiperspektral görüntülerde de Multispektral görüntülerde olduğu gibi temel tematik bilgi çıkartımı sınıflandırma yoluyla yapılmaktadır. Ancak bant sayısının çok fazla olması sınıflandırma performansını olumsuz biçimde etkilemektedir. Bu çalışmada, derin öğrenme yapılarından Oto-Kodlayıcının sınıflandırma performansı Salinas-A ve Indian Pines veri setleri kullanılarak irdelenmiştir. Deneysel çalışma sırasında altı farklı sınıflandırma tekniği de değerlendirmeye dahil edilerek objektif bir kıyaslama yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar Oto-Kodlayıcı tekniğinin her iki veri seti içinde karşılaştırma için kullanılan diğer sınıflandırma tekniklerinden daha başarılı olduğunu ortaya koymuştur.

KAYNAKLAR

Akgün, A., Eronat, A.H. ve Türk, N., 2004. Comparing different satellite image classification methods: An application in Ayvalik District, Western Turkey. *The 4th International Congress for Photogrammetry and Remote Sensing, Istanbul, Turkey*.

Atasever, Ü.H., Taşkanat, T., Günen, M.A. ve Beşdok, E., 2018. Investigation of the Effectiveness of Random Subspace Technique in Classifying Hyperspectral Satellite Images. *II. International Scientific and Vocational Studies Congress – Engineering and Natural Sciences*, Nevşehir, syf: 70

Cohen, F.S., Fan, Z. ve Patel, M.A., 1991. Classification of rotated and scaled textured images using Gaussian Markov random field models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*(2): 192-202.

Çivicioğlu, P., Günen, M.A., Karkın, A.E. ve Beşdok, E., 2016. Evrimsel Arama Algoritmaları Kaotik Doğası ve Geomatik Mühendisliğinde Kullanım Olanakları. *6. UZAKTAN ALGILAMA-CBS SEMPOZYUMU (UZAL-CBS 2016)*, Adana,Türkiye, syf: 80.

Ergül, U., 2013. Hiperspektral görüntülerde spektral ve uzamsal enformasyonun ortaklaşa kullanımı ile sınıflandırılması ve bölütlenmesi. YTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü.

- Friedl, M.A. ve Brodley, C.E.**, 1997. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote sensing of environment*, 61(3): 399-409.
- Hung, C.-C., Kulkarni, S. ve Kuo, B.-C.**, 2011. A new weighted fuzzy C-means clustering algorithm for remotely sensed image classification. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 5(3): 543-553.
- Kim, Y.**, 2014. Convolutional neural networks for sentence classification. *arXiv preprint arXiv:1408.5882*.
- Le, Q.V.**, 2015. A tutorial on deep learning part 2: autoencoders, convolutional neural networks and recurrent neural networks. *Google Brain*: 1-20.
- Liu, B., Wei, Y., Zhang, Y. ve Yang, Q.**, 2017. Deep neural networks for high dimension, low sample size data. *Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI-17*, syf: 2287-2293.
- Ma, X., Wang, H. ve Geng, J.**, 2016. Spectral-spatial classification of hyperspectral image based on deep auto-encoder. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(9): 4073-4085.
- Møller, M.F.**, 1993. A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural networks*, 6(4): 525-533.
- Olshausen, B.A. ve Field, D.J.**, 1997. Sparse coding with an overcomplete basis set: A strategy employed by V1? *Vision research*, 37(23): 3311-3325.
- Sainath, T.N., Kingsbury, B. ve Ramabhadran, B.**, 2012. Auto-encoder bottleneck features using deep belief networks. *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2012 IEEE International Conference on*, syf: 4153-4156.
- Teke, M. ve Sakarya, U.**, 2013. Classification on hyperspectral images using enhanced Fisher discriminant criterion. *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2013 21st*, syf: 1-4.
- Varshney, P.K. ve Arora, M.K.**, 2004. *Advanced image processing techniques for remotely sensed hyperspectral data*. Springer Science & Business Media.
- Vincent, P., Larochelle, H., Bengio, Y. ve Manzagol, P.-A.**, 2008. Extracting and composing robust features with denoising autoencoders. *Proceedings of the 25th international conference on Machine learning*, syf: 1096-1103.
- Yuksel, M.E., Basturk, N.S., Badem, H., Caliskan, A. ve Basturk, A.**, 2018. Classification of high resolution hyperspectral remote sensing data using deep neural networks. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 34(4): 2273-2285.