



Destek vektör makineleri ve NDVI kullanarak pamuk ekili alanların tespiti: Harran ovası örneği

Hatice Çatal Reis*¹, Gülsena Yılandıcı¹

¹Gümüşhane Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölüm, Gümüşhane, Türkiye

Anahtar Kelimeler:

Destek Vektör Makineleri (DVM)
Zamansal Değişim
NDVI
Landsat
Sınıflandırma
Pamuk

ÖZ

Uzaktan algılama doğal ve yapay kaynakların planlanması ve yönetilmesinde etkin bir şekilde görev alır. Özellikle tarım ve bitki örtüsü uygulamalarında yüksek doğrulukla sonuçlar üretmektedir. Arazi kullanımıyla ilgili detaylı bilgiler, bir ülkenin ekonomik ve tarımsal yapılandırması/reformu için önemli altlıklardır. Bu çalışmada, Landsat uydu görüntüleri kullanılarak pamuk ekili alanlarının zamansal değişimi incelenmiştir. Çalışma alanı Harran Ovası, Şanlıurfa olarak seçilmiştir. Landsat 2000, 2005, 2010, 2015, 2019 yıllarına ait uydu görüntüleri kullanılarak Destek Vektör Makineleri (DVM) ve Normalize Edilmiş Fark Bitki Örtüsü İndeksi (NDVI) ile sınıflandırma yapılmıştır. Genel sınıflandırma doğrulukları yıllara göre sırasıyla %98.34, %97.75, %99.79, %95.43, %96.99 olarak hesaplanmıştır. DVM ile elde edilen sonuçlarda pamuk ekili alanlar; 2000'de 306.740 dekar, 2005'te 771.330 dekar, 2010'da 1.012.930 dekar, 2015'te 902.760 dekar, 2019'da ise 1.319.400 dekar olarak hesaplanmıştır. NDVI ile alanlar; 2000'de 331.890 dekar, 2005'te 804.700 dekar, 2010'da 968.260 dekar, 2015'te 870.690 dekar, 2019'da ise 1.288.020 dekar olarak bulunmuştur. NDVI ile DVM sonuçları alansal olarak ilişkilendirilerek karşılaştırma yapılmıştır. Tarımsal ürünlerin tespit edilmesi ve ürün miktarının zamansal değişiminin izlenmesi, hem bölgesel hem de ülkenin çıkarları doğrultusunda fayda sağlamaktadır. Tarım alanlarının sürdürülebilir ve yönetilebilir olması tarımsal planlamayı kolaylaştıracaktır.

Determination of cotton planted areas using support vector machines and NDVI: a case study of Harran plain

Keywords:

Support Vector Machines (SVM)
Temporal Change
NDVI
Landsat
Classification
Cotton

ABSTRACT

Remote sensing is actively involved in the planning and management of natural and artificial resources. It gives high precision results especially in agriculture and vegetation applications. Detailed information on land use is an important basis for a country's economic and agricultural structuring/reform. In this study, temporal changes of cotton cultivated areas were examined by using Landsat satellite images. The study area was selected as Harran Plain, Şanlıurfa. Landsat 2000, 2005, 2010, 2015, 2019 satellite images are classified by Support Vector Machines (DVM) and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). General classification accuracy was calculated as 98.34%, 97.75%, 99.79%, 95.43%, and 96.99% respectively. The results obtained with SVM; the cultivated area was calculated as 306.740 decares in 2000, 771.330 decares in 2005, 1.012.930 decares in 2010, 902.760 decares in 2015 and 1.319.400 decares in 2019. Areas found with NDVI; it is 331.890 decares in 2000, 804.700 decares in 2005, 968.260 decares in 2010, 870.690 decares in 2015 and 1.288.020 decares in 2019. NDVI and SVM results were correlated and analyzed. Detecting agricultural products with high accuracy and monitoring the change of product amount in time is beneficial for both regional and national interests. Sustainable and manageable agricultural areas will facilitate agricultural planning.

*Sorumlu Yazar

(hatal@gumushane.edu.tr) ORCID ID 0000-0003-2696-2446
(gulsenaylnc@gmail.com) ORCID ID 0000-0001-7895-0506

Kaynak Göster(APA);

ÇATAL REİS, H., YILANCI, G. (2020). Destek vektör makineleri ve NDVI kullanarak pamuk ekili alanların tespiti: Harran ovası örneği. Türkiye Uzaktan Algılama Dergisi, 2 (1), 29-40. Retrieved from <https://dergipark.org.tr/tr/pub/tuzal/issue/52699/653286>

Araştırma Makalesi
DOI: XXXXXXXXXXXXX

Geliş Tarihi: 30/11/2019; Kabul Tarihi: 09/01/2020

1. GİRİŞ

Uzaktan Algılama (UA) teknolojinin gelişmesine paralel olarak uygulama alanını genişletmektedir. Arazi kullanımı ve arazi örtüsü değişimi uydu görüntüleri yardımıyla ile yakından gözlemlenip analiz edilebilmektedir (Karimulla ve Raja, 2016). Uzaktan Algılama yardımıyla etkin sürdürülebilir tarım ve çevre planlamasının yapılması, ekosistemin korunması, iklim değişikliğinin takibi, bitki örtüsünün belirlenmesi/değişimi, bitki gelişiminin takibi, tarımsal ürün veriminin tahmini kolaylıkla yapılabilmektedir (Willers ve ark., 2012; Li ve Chen, 2014; Yang ve ark., 2016; Zewdie ve ark., 2017; Hassan ve ark., 2018; Gündoğdu ve Bantchina, 2018).

Ülkemizde yaklaşık olarak 750 bin hektar alanda pamuk tarımı/ekimi yapılmakta ve yılda 850 bin ton lif (2,1 milyon ton) pamuk üretilmektedir (Mermer ve ark., 2012). Başlıca pamuk üretimi Harran ovası, Çukurova, Antalya ve Ege bölgesinin bazı illerde yapılmaktadır.

Bu çalışmada, Landsat uydu görüntüleri kullanılarak Harran ovası, Şanlıurfa'ya ait pamuk ekili alanın değişimi ve analizinin yapılması amaçlanmıştır. Çalışma alanında tarımsal arazi dağılımı pamuk, buğday, arpa, mısır ve soya olarak bilinmektedir. Temel arazi örtüsü/kullanım için 4 sınıf oluşturulmuştur. Bu sınıflar; pamuk ekili alanlar, yerleşim alanları, nadas araziler ve çıplak araziler olarak tanımlanmıştır. Arazi sınıflandırmada son zamanlarda etkin olarak kullanılan Destek Vektör Makineleri (DVM) algoritması seçilmiştir (Zheng ve ark., 2015). Bu parametrik olmayan istatistiksel öğrenmeye dayalı algoritma iki sınıfa ait pikselleri birbirinden optimum düzeyde ayırabilen bir hiper düzlemin belirlenmesi temeline dayanmaktadır (Vapnik, 1995; Çölkesen ve ark., 2015).

Çalışmada, uydu görüntülerine DVM Algoritmasının yanı sıra Normalize Edilmiş Fark Bitki Örtüsü İndeksi (NDVI)'de uygulanarak pamuk eşik değeri hesaplanmış ve alansal karşılaştırma yapılmıştır.

2. YÖNTEM

2.1. Çalışma Alanı

Çalışma bölgesi olarak, Türkiye'nin en önemli tarım alanlarından biri olan Şanlıurfa'nın Harran ovasında seçilmiştir. Harran ovası 37°19'03" ve 37°20'39" kuzey enlemi ile 39°16'32" ve 39°19'43" doğu boylamı arasında yer almaktadır (Şekil 1). Toplam çalışma alanı 4114843 dekadardır.



Şekil 1. Çalışma alanı

2.2. Veri Seti ve Görüntü İşleme

Uygulamada, temmuz ve ağustos aylarına ait Landsat-5(2005/Temmuz-2010/Ağustos), Landsat-7 (2000/Temmuz) ve Landsat-8 (2015/Temmuz-2019/Temmuz) uydu görüntüleri kullanılmıştır. Çalışmanın amacına yönelik olarak görüntüler seçilirken arazideki ürünlerin ekim ve hasat zamanlarına dikkat edilmiştir. Özellikle temmuz ayına ait görüntülerin seçilmesinin nedeni, arpa, buğday, çavdar gibi ürünlerin bu aylarda hasat edilmiş olması ya da maksimum olgunlaşma seviyesine erişmiş olmasıdır. Böylece hasat vakti çoğunlukla sonbahar olan pamuk alanlarının daha doğru bir biçimde ayırt edilmesi sağlanmıştır. Landsat-8 verisi 11 Şubat 2013'ten beri kullanılmaktadır. Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) ve Thermal Infrared Sensor (TIRS) olmak üzere iki sensör ile algılama yapmaktadır (URL 1). Çalışmada kullanılan uydu görüntülerinin özellikleri Tablo 1, Tablo 2 ve Tablo 3'te detaylı şekilde gösterilmiştir.

Tablo 1. Landsat-8 uydu görüntüsü özellikleri (URL 1)

Sensör	Spektral Bant	Dalga Boyu (µm)	Çözünürlük (m)
OLI	Kıyı/Aerosol	0.43-0.45	30
OLI	Mavi	0.45-0.51	30
OLI	Yeşil	0.53-0.59	30
OLI	Kırmızı	0.64-0.67	30
OLI	NIR	0.85-0.88	30
OLI	SWIR1	1.57-1.65	30
OLI	SWIR 2	2.11-2.29	30
OLI	Pankromatik	0.50-0.68	15
OLI	Sirrus	1.36-1.38	30
TIRS	TIRS 1	10.60-11.19	100*30
TIRS	TIRS 2	11.50-12.51	100*30

Tablo 2. Landsat-7 uydu görüntüsü özellikleri (URL 2)

Sensör	Spektral Bant	Dalga Boyu (µm)	Çözünürlük (m)
ETM+	Mavi	0.45-0.52	30
ETM+	Yeşil	0.52-0.60	30
ETM+	Kırmızı	0.63-0.69	30
ETM+	NIR	0.77-0.90	30
ETM+	SWIR 1	1.55-1.75	30
ETM+	Termal	10.40-12.50	60*30
ETM+	SWIR 2	2.09-2.35	30
ETM+	Pankromatik	0.52-0.90	15

Tablo 3. Landsat-5 uydu görüntüsü özellikleri (URL 1)

Sensör	Spektral Bant	Dalga Boyu (µm)	Çözünürlük (m)
TM	Mavi	0.45-0.52	30
TM	Yeşil	0.52-0.60	30
TM	Kırmızı	0.63-0.69	30
TM	NIR	0.76-0.90	30
TM	SWIR1	1.55-1.75	30
TM	Termal	10.40-12.50	120
TM	SWIR 2	2.08-2.35	30

Uygulamada pamuk alanlarının belirlenmesi ve değişiminde;

1. Vejetasyon İndeksi (NDVI)

2. Destek Vektör Makineleri (DVM)

kullanılmıştır.

Metodolojide bu algoritmalar doğrultusunda oluşturulmuştur. Bu çalışmada, görüntü işleme adımlarında CAD ve GIS paket yazılımları kullanılmıştır. ArcMap 10.3 yazılımı (deneme versiyonu) uydu görüntülerinin hazırlanmasında ve NDVI uygulanmasında; ENVI 5.3 yazılımı (deneme versiyonu) eğitim verilerinin oluşturulması ve DVM'nin uygulanmasında kullanılmıştır.

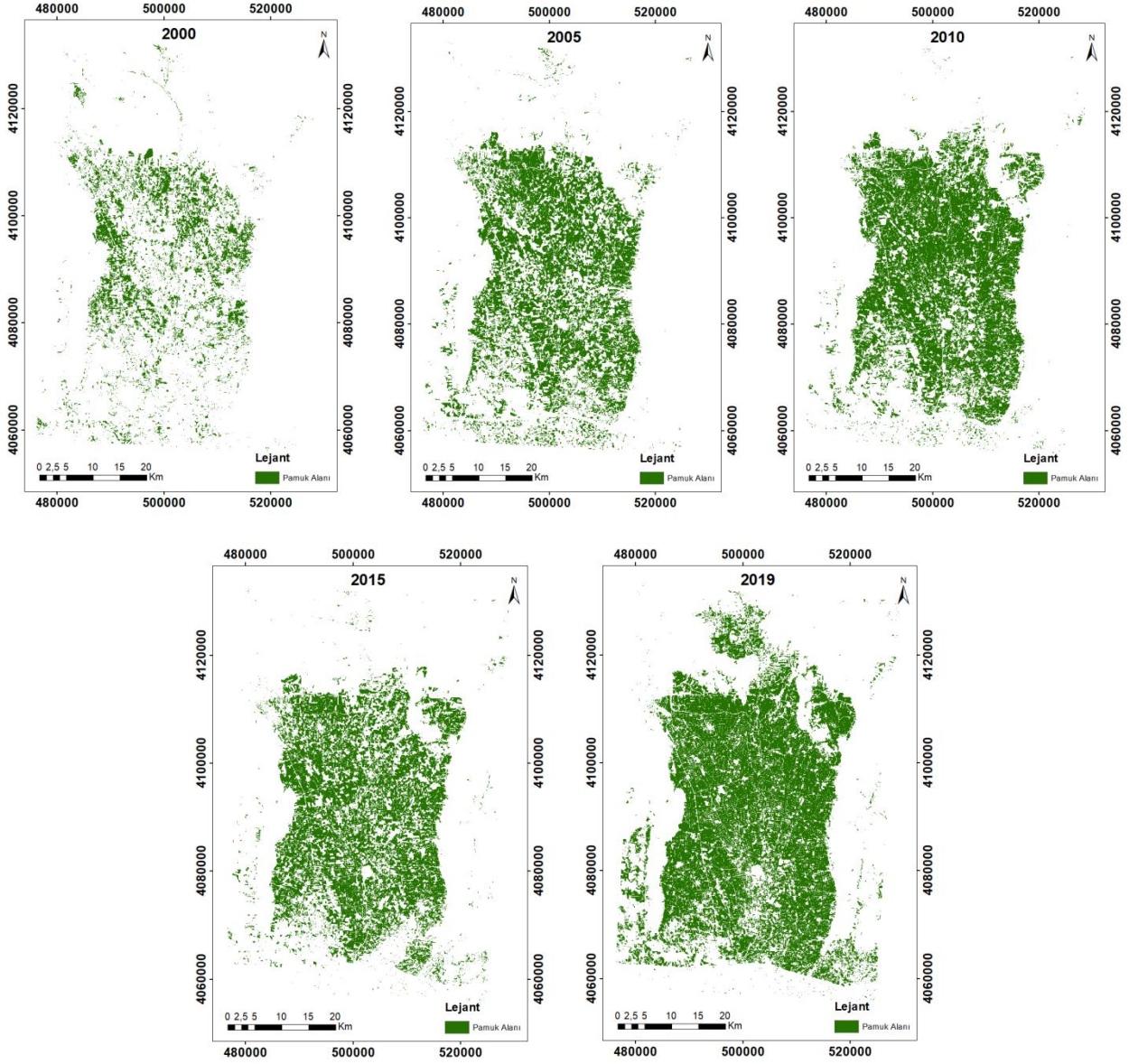
2.3. Normalize Edilmiş Fark Bitki Örtüsü İndeksi

Bu vejetasyon indeksi spektral bantların sahip olduğu farklı yansıma değerlerinin doğrusal kombinasyonları veya oranlarını içeren matematiksel dönüşümler olarak tanımlanabilir (Çölkesen ve ark., 2015; Campbell ve Wynne, 2011). Normalleştirilmiş Fark Bitki İndeksi -1 ile +1 arasında değer almaktadır. Yeşil bitki örtüsünün

yoğun olduğu alanlarda bu değer +1'e yaklaşırken, su ve kar olan alanlarda ise bu değer eksiye doğru yönelmektedir. Çıplak toprak ve zayıf bitki örtüsü durumunda ise sifıra yakın NDVI değeri almaktadır (Hatfield ve ark., 1985; Yi ve ark., 2013; Gündoğdu ve Bantchina, 2018).

$$NDVI = (NIR - Red) / (NIR + Red) \quad (1)$$

Çalışma alanını kapsayan 2000, 2005, 2010, 2015 ve 2019 yıllarına ait Landsat uydu görüntüsünden NDVI değerleri hesaplanarak alansal değişim haritaları çıkarılmıştır (Şekil 2). Çalışmada ayrıca pamuk dışındaki parsellerde ekili buğday, arpa, mısır, soya ürünlerinin verimleri ile NDVI değerleri arasında istatistiksel bir ilişkinin olup olmadığı araştırılmıştır.

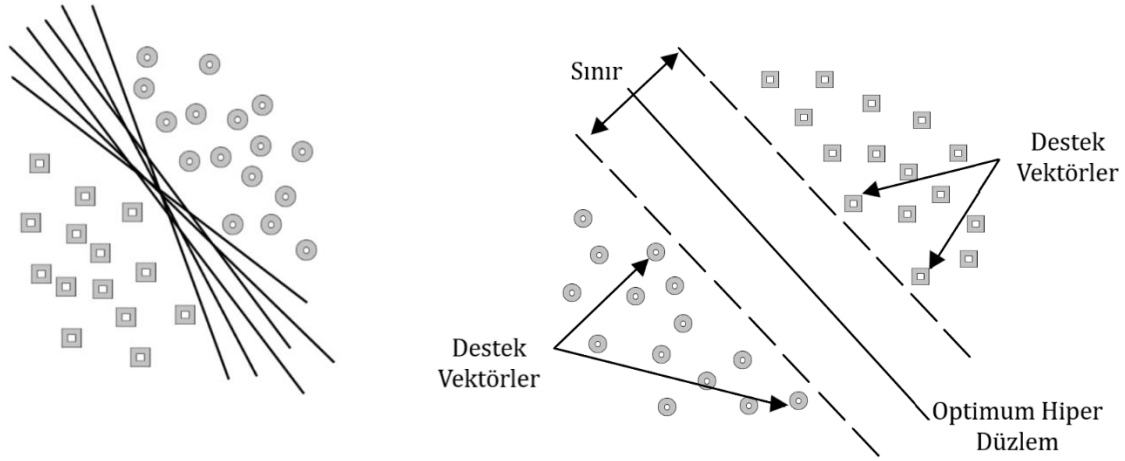


Şekil 2. 2000-2019 yıllarına ait NDVI ile elde edilmiş pamuk ekili alanlar değişim haritası

2.4. Destek Vektör Makineleri

Destek vektör makineleri algoritması sınıflandırma problemleri için, Vladimir Vapnik ve arkadaşları tarafından geliştirilen istatistiksel öğrenme teorisine dayalı parametrik olmayan bir

sınıflandırma yöntemidir (Vapnik, 1995). Bu yöntem nesne tanıma, el yazısı tanımlama, metin sınıflandırmaları gibi bir çok alanda kullanılmaktadır (Joachims, 1998; Heisele ve ark., 2003; Liu ve ark., 2003; Hong ve ark., 2008).



Şekil 3. Doğrusal olarak ayrılabilen veriler için hiper düzlemler (a), Optimum hiper düzlem ve destek vektörleri (b) (Kavzoğlu ve Çölkesen; 2009)

DVM, eğitim verisi üzerinde örnekleme yaparak diğer veriler üzerinde tahmin etme ve genelleştirme temeline dayalı bir makine öğrenmesidir (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2009; Song ve ark., 2012). İlk olarak iki sınıflı doğrusal verilerin sınıflandırılmasını hedefleyen DVM, dünya üzerindeki problemlerde yetersiz kalınca ilerleyen dönemlerde çok sınıflı ve doğrusal olmayan verilerin sınıflandırılması için geliştirilmiştir (Cortes ve Vapnik, 1995; Mathur ve Foody, 2008).

İki sınıfa ait verileri birbirinden ayıran bu yöntem etkin bir sınıflandırma yapabilmek için en iyi karar fonksiyonu (hiper düzlemi) belirlemeyi amaçlamaktadır (Vapnik, 2000). İki sınıfa sahip verilerin sınıflandırılmasında önemli olan sınıflandırmayı sağlayan sonsuz tane hiper düzlem içinden en etkin ayrımı yapan hiper düzlemler belirlenmesidir (Şekil 3.a). Bu hiper düzlemler belirlenirken yapısal risk minimizasyonu ilkesi kullanılarak iki hiper düzlem arası sınır mesafesi maksimum hale getirilir (Vapnik, 1995; Cortes ve Vapnik, 1995). Sonuçta Şekil 3.b'de görüldüğü üzere düzlem ile sınıfların düzleme en yakın noktaları (destek vektörleri) arası uzaklığı maksimum hale getiren optimum hiper düzlem elde edilmiş olur (Vapnik, 1995; Huang ve ark., 2002).

2.4.1. Doğrusal olarak ayrılabilen DVM

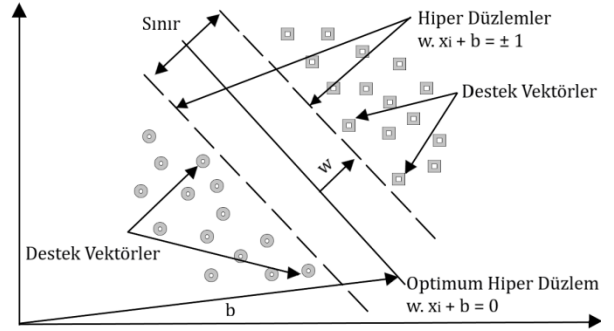
Doğrusal olarak dağılmış olduğu durumda olan iki sınıfın, eğitim verisi kullanılarak elde edilen bir karar fonksiyonu yardımıyla birbirinden ayrılabilirdiği durumdur. N tane örneklem barındıran $\{x_i, y_i\}$ ($i=1, \dots, n$) şeklindeki bir eğitim veri seti, $y \in \{-1, +1\}$ biçiminde sınıf etiketleri oluşturularak sınıflandırılabilir. Burada $x \in \mathbb{R}^N$ olup N boyutlu bir uzayı temsil etmektedir (Osuna ve ark., 1997; Huang ve ark., 2002; Song ve ark., 2012).

Bir hiper düzlem $w \cdot x_i + b = 0$ olarak gösterilebilir (Melgani ve Bruzzone, 2004). İki sınıflı doğrusal ayrılabilen veriler için, hiper düzlemler:

$$w \cdot x_i + b \geq +1, \text{ her } y = +1 \text{ için} \quad (2)$$

$$w \cdot x_i + b \leq -1, \text{ her } y = -1 \text{ için} \quad (3)$$

şeklinde (Karimi ve ark., 2019). Burada x_i hiper düzlem üzerindeki noktayı, w hiper düzlemin normalini (ağırlık vektörü), b ise hiper düzlemin orijine olan uzaklığını (eğilim değeri) ifade etmektedir (Cortes ve Vapnik, 1995; Huang ve ark., 2002).



Şekil 4. Doğrusal ayrılabilen DVM (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2009)

Bu eşitlik bir tek eşitlik haline getirilirse:

$$y_i (w \cdot x_i + b) - 1 \geq 0, \quad x_i \in \{-1, +1\} \text{ ve } i = 1, \dots, n. \quad (4)$$

şeklinde olur (Cortes ve Vapnik, 1995). Bu durumda hipotez uzayı ise $f_{w,b} = \text{sign}(w \cdot x + b)$ şeklinde tanımlanabilmektedir (Osuna ve ark., 1997). Şekil 4'te görüldüğü üzere optimum hiper düzleme paralel ve destek vektör noktalarıyla sınırlanarak belirlenen hiper düzlemlerin sınır genişliği $2/\|w\|$ olarak ifade edilmektedir (Song ve ark., 2012). Doğrusal olarak ayrılabilen verilerde maksimum sınırlanmalarını yapan en iyi hiper düzlem $\|w\|^2$ 'nin minimum olduğu düzlem olduğu kabul edilir (Song ve ark., 2012). Bu ifade Eşitlik 4'e bağlı kalarak:

$$\min \left[\frac{1}{2} \|w\|^2 \right] \quad (5)$$

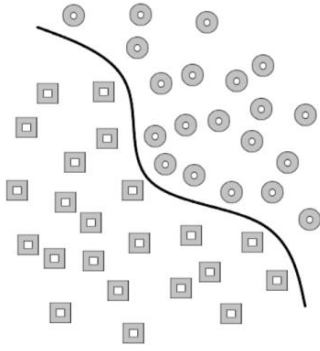
şeklinde minimum hale getirilmiş ve en uygun hiper düzlem elde edilmiş olur (Osuna ve ark., 1997). Eşitlik 5'in çözümü için ise Lagrange fonksiyonları kullanılarak karar fonksiyonu:

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot y_i(x \cdot x_i) + b \right) \quad (6)$$

şeklinde elde edilmiş olur (Osuna ve ark., 1997). Burada; n destek vektör sayısını, λ_i pozitif Lagrange çarpanlarını, y sınıf etiketlerini, x N boyutlu bir uzayı, b eğilim değerini ifade etmektedir.

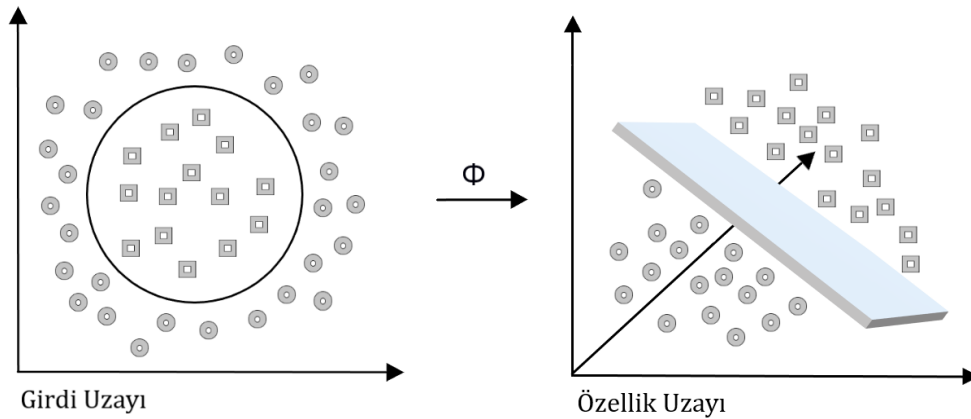
2.4.2. Doğrusal olarak ayrılabilen DVM

Uydu görüntülerinin sınıflandırılmasında sınıflar hiper düzlem ile doğrusal olarak ayrılabilir. Böyle durumlar için doğrusal olmayan bir çizgiye ihtiyaç duyulmaktadır (Şekil 5).



Şekil 5. Doğrusal olarak ayrılabilen iki sınıf (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2009)

Doğrusal ayrılama probleminin çözümü ξ (slack) yapay değişkeninin Eşitlik 4'e eklenmesiyle yapılabilmektedir (Şekil 6) (Cortes ve Vapnik, 1995; Huang ve ark., 2002). ξ pozitif değerler almaktadır ve sınıflandırma hatalarını ifade etmektedir (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2009).

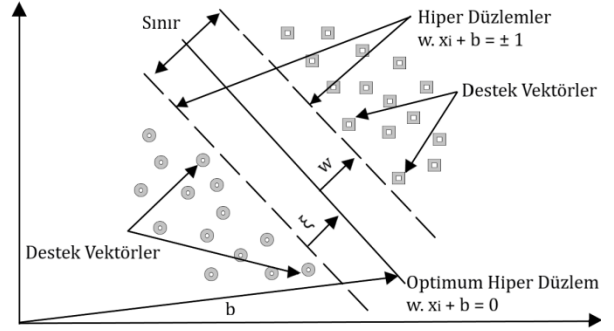


Şekil 7. Kernel fonksiyonları yardımıyla yüksek boyutlu uzayda sınıflandırma (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2009)

Eşitlik 4 yeniden düzenlenirse:

$$y_i (w \cdot x_i + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \quad (7)$$

elde edilmiş olur.



Şekil 6. Doğrusal Ayrılabilen DVM (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2009)

Doğrusal ayrımının yapılamadığı durumlarda DVM algoritması, sınırı maksimize eden ve hatalı sınıflandırmaları minimum hale getiren ($0 < C < \infty$) aralığında olan bir C düzenleme parametresi ile çalışmaktadır (Cortes ve Vapnik, 1995). Böyle bir durumda ise Eşitlik 5 ifadesine $C \sum_{i=1}^n \xi_i$ şartının eklenmesi gerekmektedir. C, Lagrange çarpanlarının alabileceği maksimum değeri göstermektedir. Yani ξ_i 'nin büyük değerler alması durumunda oluşan çözümlere $(1/2) \|w\|^2$ minimum koşulunu uygulamaktadır (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2009). Doğrusal ayrılabilen verilerin optimizasyon problemi:

$$\min \left[\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \right] \quad (8)$$

şeklinde (Keerthi ve Lin, 2003).

Hiper düzlem doğrusal eşitliklerle ifade edilemediğinde veriler Şekil 7'de görüldüğü gibi Kernel fonksiyonları yardımıyla özellik uzayına çıkarılarak sınıflandırılabilir (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2009).

Şekil 7’teki Kernel fonksiyonları ile DVM uygulanması sonucu karar fonksiyonu:

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot y_i \cdot \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) + b \right) \quad (9)$$

şeklinde olur (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2009).

Geleneksel öğrenme metotlarına kıyasla DVM; başarılı sonuçlar üretebilmesi, karmaşık sınırları modelleyebilmesi, yüksek boyutlu az sayıda veri üzerinde çalışabilmesi gibi avantajları bakımından sıklıkla kullanılmaya başlanmıştır (Montero ve

Moser, 2005; Mountrakis ve ark., 2011). Ayrıca DVM geleneksel makine öğrenme yöntemleri, yapay sinir ağları gibi diğer algoritmalara kıyasla düşük yakınsama oranı, daha az eğitim verisi, daha az genelleme oranı ve yerel minimuma takılma gibi problemler bakımından daha avantajlı olduğu söylenebilir (Lu ve ark., 2002; Mountrakis ve ark., 2011).

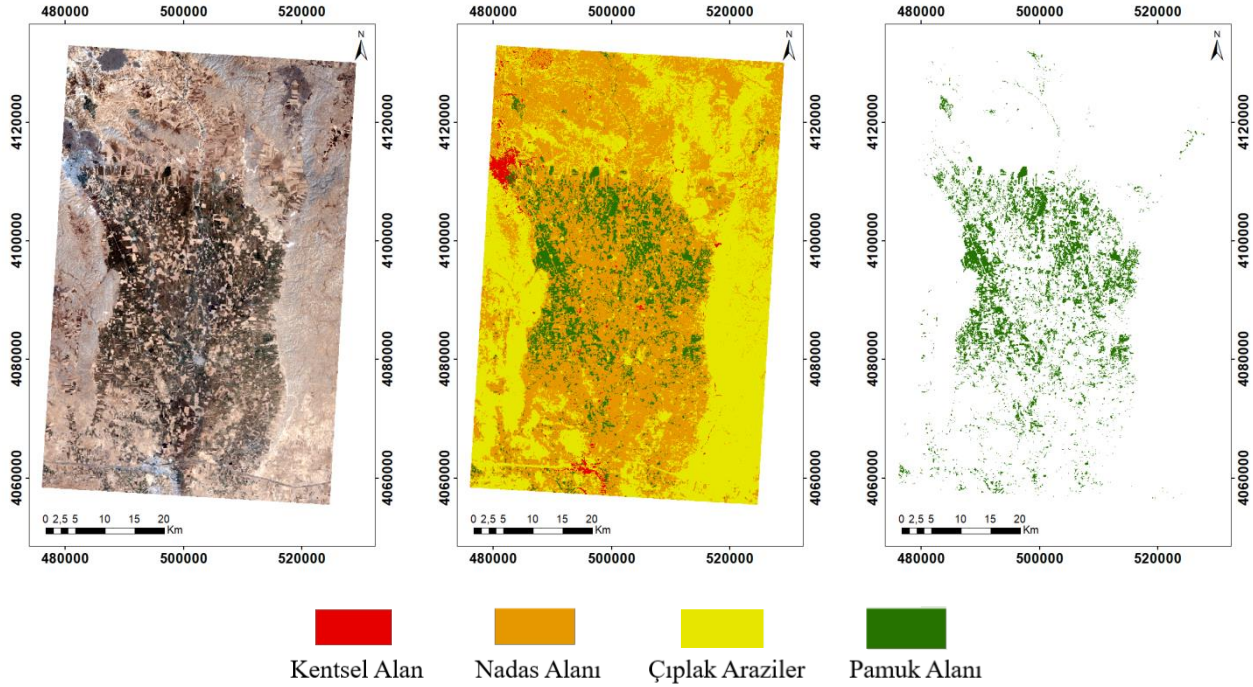
Tablo 4’te DVM’lerde kullanılan Kernel Fonksiyonları gösterilmiştir (Çölkesen ve Kavzoğlu, 2008).

Tablo 4. Kernel fonksiyon türleri

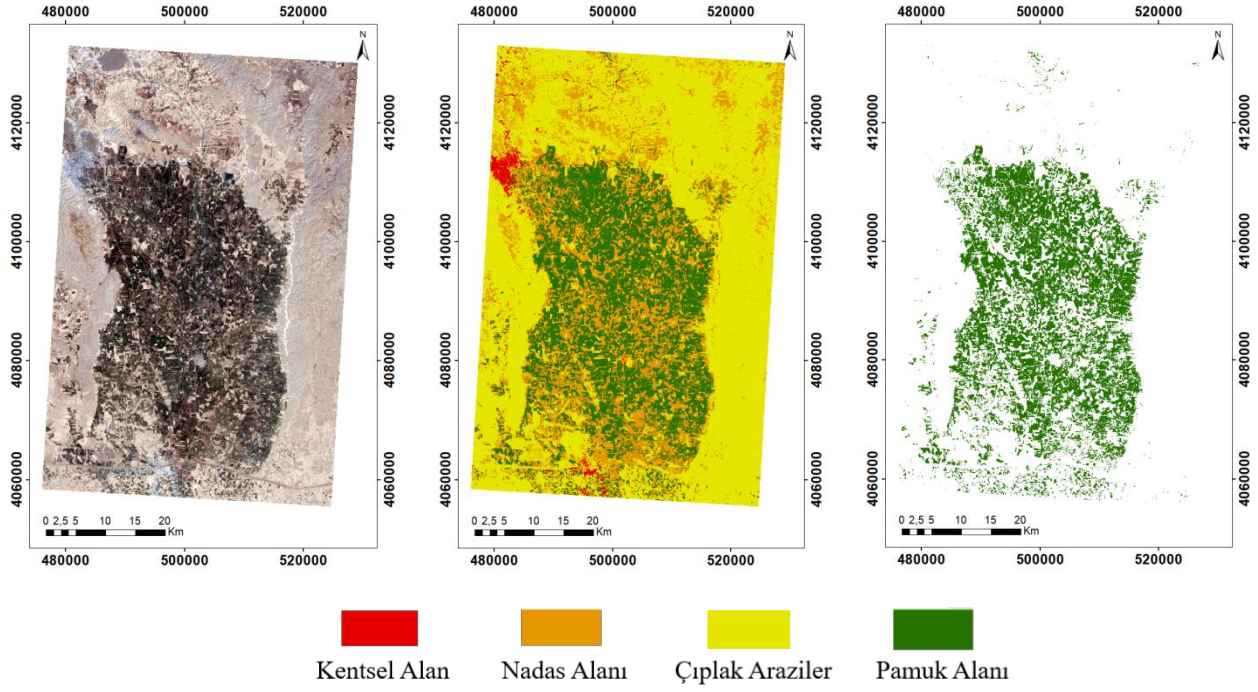
Kernel	Matematiksel İfade	Parametre
Doğrusal Kernel	$K(x, y) = x \cdot y$	–
Polinom Kerneli	$K(x, y) = ((x \cdot y) + 1)^d$	d: Polinom Derecesi
Radyal Tabanlı Fonksiyon	$K(x, y) = \exp(-\gamma \ x - x_i\ ^2)$	γ : Kernel Boyutu
Sigmoid Kerneli	$K(x, y) = \tanh(b(x \cdot y) + r)$	b, r: Kernel Parametreleri

Çalışmanın ikinci bölümünde Landsat R, G, B ve NIR bantları birleştirilip çalışma sınırına göre kesilmiştir. Landsat Görüntüleri Doğrusal bir hiper düzlemle sınıflandırılmayacağı için hazırlanan görüntüler sırasıyla, doğrusal olarak ayrılamayan DVM yöntemi ile sınıflandırılmıştır. Çalışmada, nadas alanı ve çıplak arazi sınıfları için oluşturulan örneklem setlerinde benzer spektral değerlere sahip pikseller bulunduğundan çakışma problemi daha

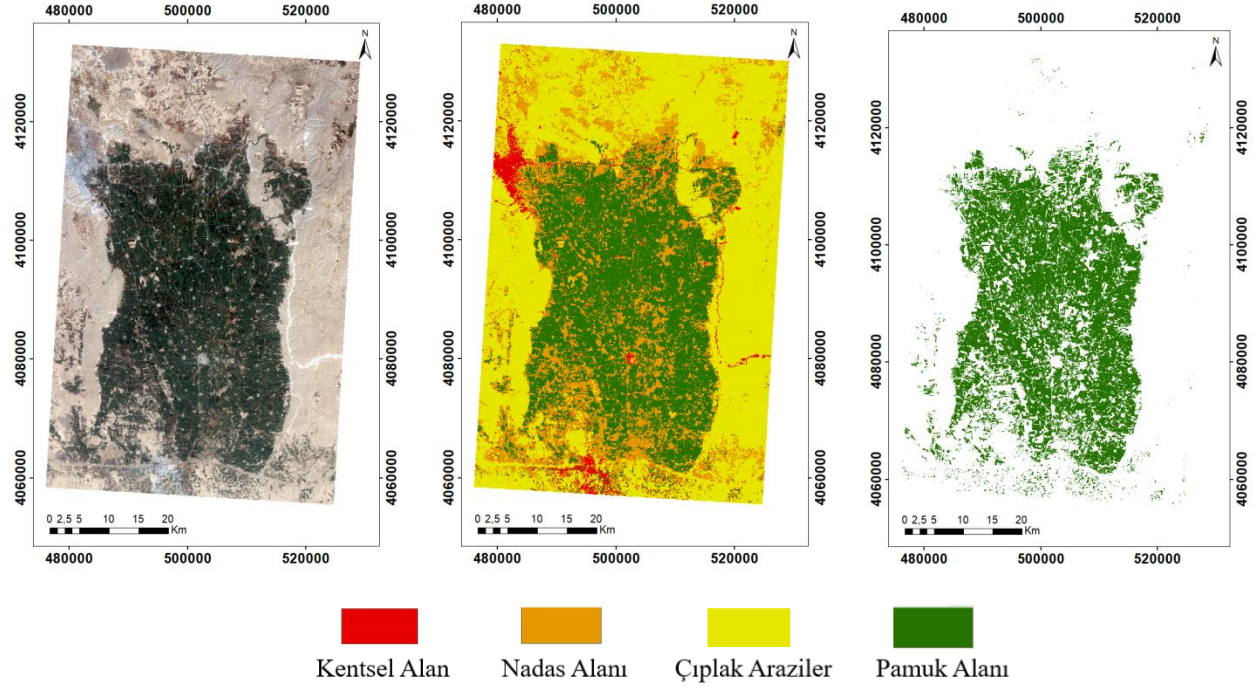
çok yaşanmıştır. Bu problemin çözümü aşamasında eğitim verilerinin yeteri kadar ve doğru bir biçimde seçilmesine özen gösterilmiştir. Sınıflandırmada oluşturulan arazi sınıfları; kentsel alan, nadas alanı, çıplak araziler ve pamuk alanı olarak tanımlanmıştır (Şekil 8, Şekil 9, Şekil 10, Şekil 11, Şekil 12). Oluşturulan örneklem setleri sırasıyla; 2000 yılı için 207, 214, 203, 211; 2005 yılı için 214, 213, 207, 214; 2010 yılı için 207, 219, 213, 222; 2015 yılı için 221, 224, 206, 211 ve son olarak 2019 yılı için 224, 219, 200, 222 adettir.



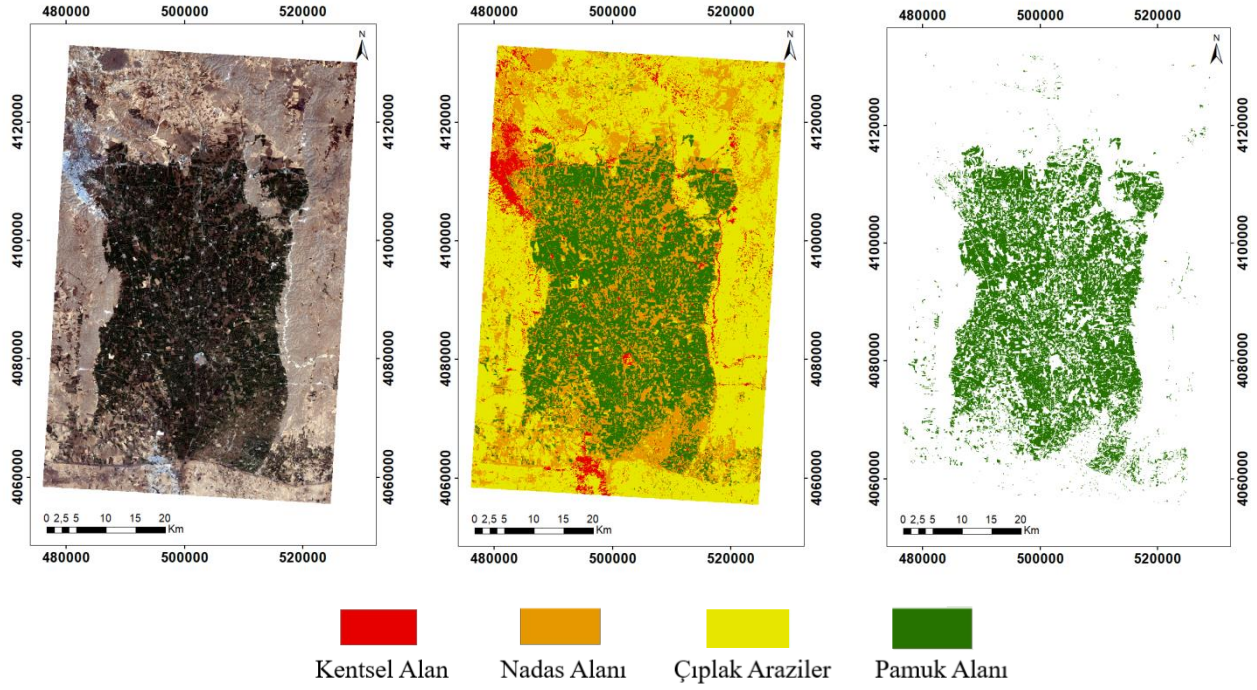
Şekil 8. 2000 yılı DVM sınıflandırması



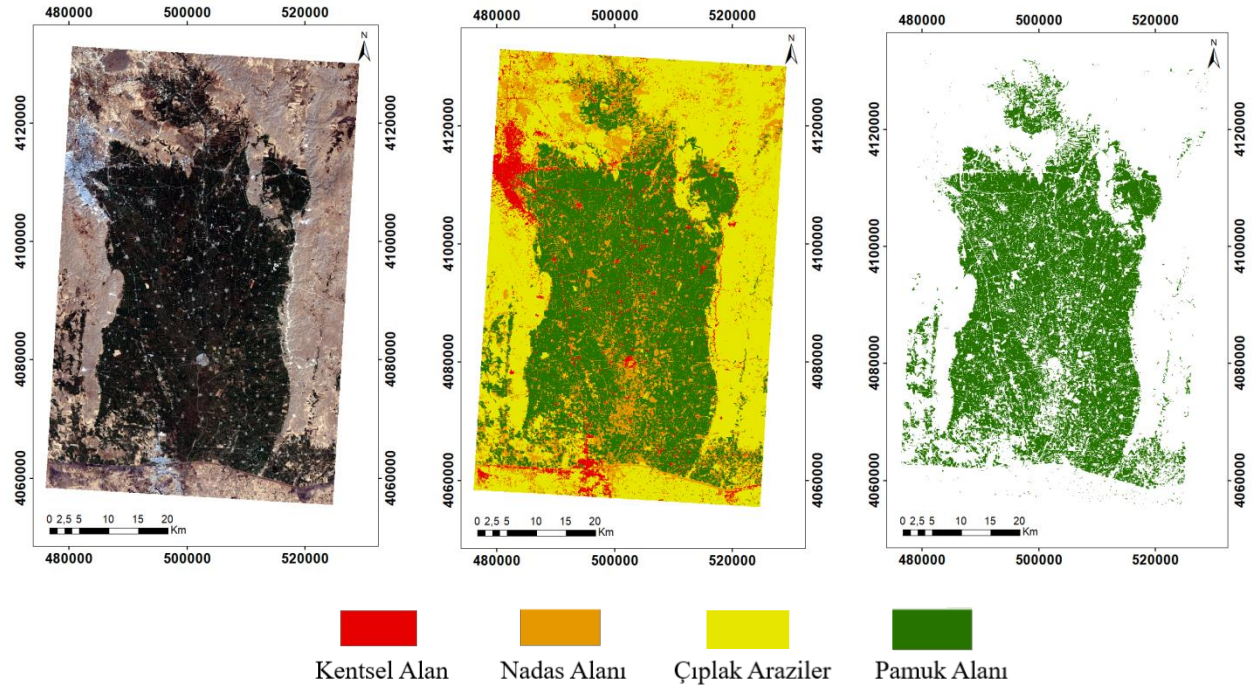
Şekil 9. 2005 yılı DVM sınıflandırması



Şekil 10. 2010 yılı DVM sınıflandırması



Şekil 11. 2015 yılı DVM sınıflandırması



Şekil 12. 2019 yılı DVM sınıflandırması

DVM parametrik olmayan yapısı ve uzaktan algılama ile elde edilmiş görüntülerin sınıflandırılmasında yüksek sınıflandırma doğruluğu/yetkinliği nedeniyle tercih edilmiştir.

3. SONUÇLAR

Landsat 2000, 2005, 2010, 2015, 2019 yıllarına ait uydu görüntüleri kullanılarak DVM yöntemi ile

pamuk ekili alanlar tespit edilmiştir. Burada pamuk ekili tarım arazisinin alansal değişimi yıllara göre hesaplanarak verilmiştir.

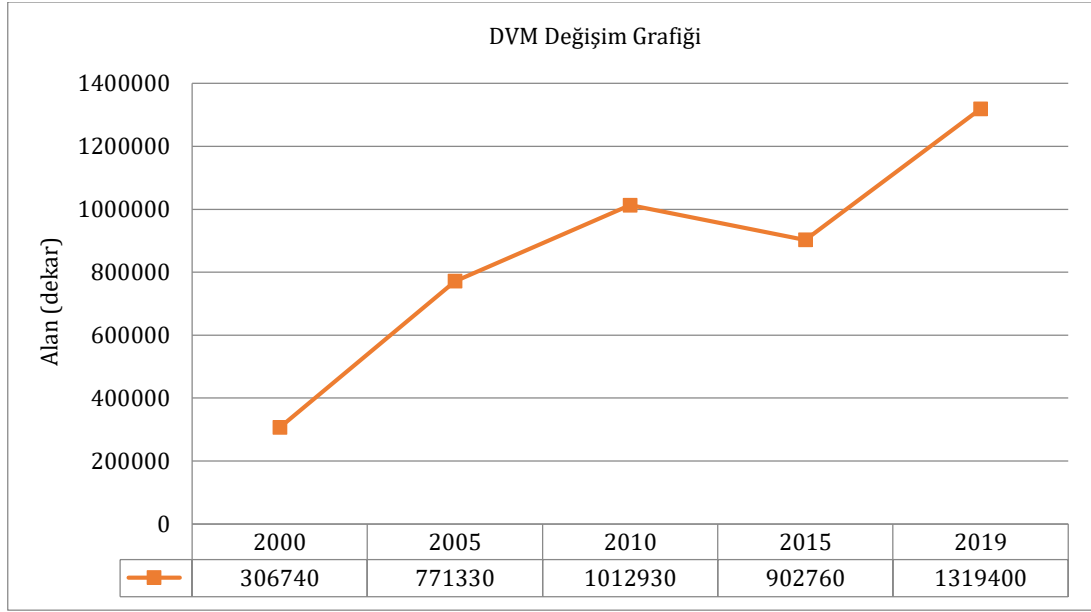
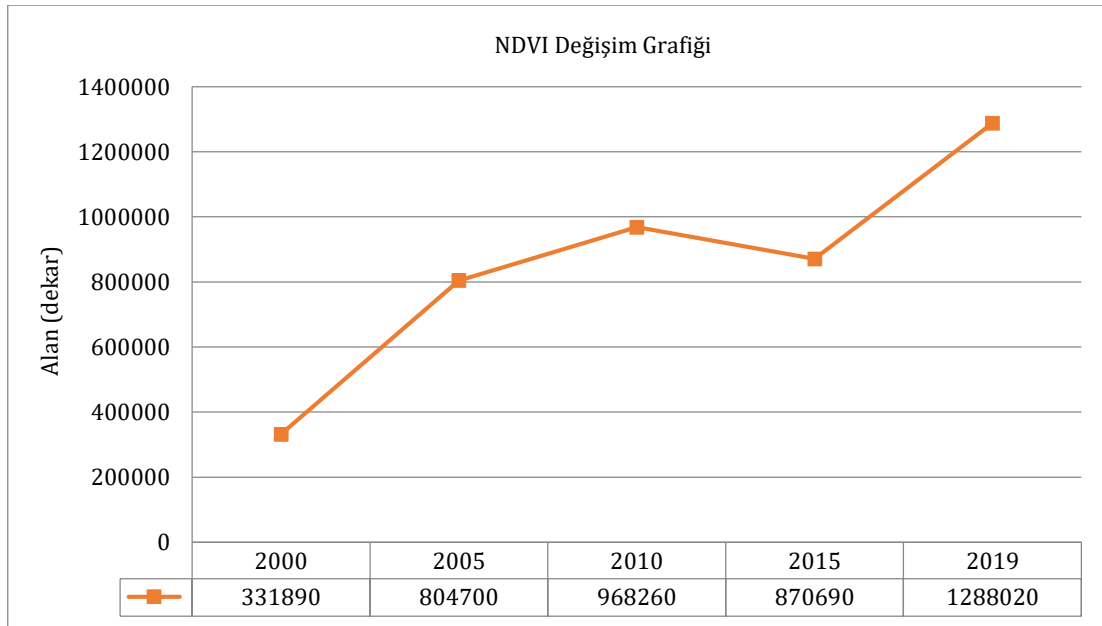
2000, 2005, 2010, 2015, 2019 yıllarına ait DVM doğruluğu sırasıyla %98.34, %97.75, %99.79, %95.43, %96.99 şeklinde elde edilmiş ve sınıflara ait genel doğruluk Tablo 5'te gösterilmiştir.

Tablo 5. DVM doğruluk analizi

Yıllar	Doğruluk Analizi			
	Pamuk	Yerleşim	Nadas	Çıplak Arazi
2000	%100.00	%98.19	%97.35	%98.59
2005	%100.00	%92.61	%98.36	%97.23
2010	%99.98	%98.43	%99.89	%99.91
2015	%100.00	%99.72	%90.72	%94.01
2019	%100.00	%97.31	%94.12	%96.36

Bitki örtüsü sınıflandırma işleminde, nesnelerin ilgili sınıf atanmasında vejetasyon indeksi kullanılmıştır. NDVI sonucu elde edilen pamuk ekili alan bilgileri 2000 yılı 331.890 dekar, 2005 yılı 804.700 dekar, 2010 yılı 968.260 dekar, 2015 yılı 870.690 dekar, 2019 yılı 1.288.020 dekar olarak hesaplanmıştır.

Şekil 13 ve Şekil 14'te DVM ve NDVI ile elde edilen pamuk alanlarının değişim grafiği gösterilmiştir.

**Şekil 13.** DVM pamuk alanı değişim grafiği**Şekil 14.** NDVI pamuk alanı değişim grafiği

Elde edilen tarımsal ürünlerin alansal değişimi, NDVI bilgileri ile doğrulanmıştır. DVM ve NDVI sonuçları paralellik göstermektedir (Şekil 13, Şekil 14). 2000 ve 2005 yıllarında NDVI, DVM'ye göre bir miktar daha fazla alan üretirken bu durum 2010, 2015, 2019 yıllarında DVM'nin daha fazla alan hesapladığını göstermektedir. 2015 yılı hariç pamuk ekili alan artış göstermektedir. Bu durum çiftçi kayıt defterleri ya da yüksek çözünürlüklü görüntülerle irdelenebilir. Uzaktan Algılama yöntemleri ile elde edilen zamansal değişim verileri ile ürün miktarı (ton/kg) ilişkilendirilerek analizleri kolaylıkla yapılabilmektedir.

Bölgenin en önemli tarım ürünü pamuktur. Pamuk bugün tekstilden kozmetiğe geniş bir yelpazede kullanılmaktadır. Pamuk ürün deseninin yüksek doğrulukla tespit edilmesi ve ürün miktarı/verimliliği bazında zamansal değişiminin izlenmesi, hem bölgesel hem de ülkenin çıkarları doğrultusunda tarım alanlarının etkin şekilde sürdürülebilir ve yönetilebilir olması için önem arz eder.

KAYNAKÇA

- Campbell, J.B., ve Wynne, R.H. (2011). Introduction to remote sensing (5th ed.), NewYork, USA: The Guilford Press.
- Cortes, C., ve Vapnik, V. (1995). Support vector machines. 1995 Kluwer Academic Publishers, Boston. Manufactured in the Netherlands, 20, 273-297.
- Çölkesen, İ., Kavzoğlu, T., & Yomralıoğlu, T. (2015). Uzaktan algılanmış görüntülerde optimum bantların seçiminde destek vektör makinelerinin kullanımı. TUFUAB VIII. Teknik Sempozyumu, 21-23 Mayıs 2015, Konya.
- Çölkesen, İ., ve Kavzoğlu, T. (2008). Destek vektör makineleri kullanarak arazi örtüsünün sınıflandırılması: Gebze örneği. 2. Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu, 13-16 Ekim 2008, 35-45, Kayseri.
- Gündoğdu, K.S., ve Bantchina, B.B. (2018). Landsat uydu görüntülerinden NDVI değer dağılımının parsel bazlı değerlendirilmesi, Uludağ Üniversitesi Ziraat Fakültesi çiftlik arazisi örneği, Bursa Uludağ Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi, 32(2), 45-53.
- Hassan, M.A., Yang, M., Rasheed, A., Yang, G., Reynolds, M., Xia, X., Xiao, Y., & He, Z. (2018). A rapid monitoring of NDVI across the wheat growth cycle for grain yield prediction using a multi-spectral UAV platform, Plant Science, In Press.
- Hatfield, J.L., Kanemasu, E.T., Asrar, G., Jackson, R.D., Pinter, P. J.Jr., Reginato R.J., & Disco, S.B. (1985). Leaf area estimates from spectral measurements over various planting dates of wheat. Int. J. Remote Sens. 6, 167-75.
- Heisele, B., Serre, T., Prentice, S., & Poggio, T. (2003). Hierarchical classification and feature reduction for fast face detection with support vector machines. Pattern Recognition, 36, 2007-2017.
- Hong, J., Min, J., Cho, U., & Cho, S. (2008). Fingerprint classification using one-vs-all support vector machines dynamically ordered with naïve bayes classifiers. Pattern Recognition, 41, 662-671.
- Huang, C., Davis, L.S., & Townshend, J.R.G. (2002). An assessment of support vector machines for land cover classification. International Journal Remote Sensing, 23(4), 725-749.
- Joachims, T. (1998). Text categorization with support vector machines: learning with many relevant features. In Proceedings of European Conference on Machine Learning, 21-23 April 1998, 137-142, Chemnitz, Germany.
- Karimi, F., Sultana, S., Babakan, A.S., & Suthaharan, S. (2019). An enhanced support vector machine model for urban expansion prediction. Computers Environment and Urban Systems, 75, 61-75.
- Karimulla, S., ve Raja, A.R. (2016). Tree crown delineation from high resolution satellite images. Indian Journal of Science and Technology, 9(S1), DOI: 10.17485/ijst/2016/v9iS1/107913.
- Kavzoğlu, T., ve Colkesen, I. (2009). A kernel functions Analysis for support vector machines for land cover classification. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 11, 352-359.
- Keerthi, S.S., ve Lin, C.J. (2003). Asymptotic behaviours of support vector machines with Gaussian kernel. Neural Computation, 15, 1667-1689.
- Liu, C., Nakashima, K., Sako, H., & Fujisawa, H. (2003). Handwritten digit recognition: benchmarking of state-of-the-art techniques. Pattern Recognition, 36, 2271-2285.
- Li, S., ve Chen, X. (2014). A new bare-soil index for rapid mapping developing areas using LANDSAT 8 data. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XL-4, 2014 ISPRS Technical Commission IV Symposium, 14 – 16 May 2014, Suzhou, China.

- Lu, W., Wang, W., Leung, A.T.Y., Lo, S., Yuen, R.K.K., Xu, Z., & Fan, H. (2002). Air pollutant parameter forecasting using support vector machines. IJCNN '02, Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks, 12-17 May 2002, 630-635.
- Mathur, A., ve Foody, G.M. (2008). Crop classification by support vector machine with intelligently selected training data for an operational application. *International Journal of Remote Sensing*, 29, 2227-2240.
- Melgani, F., ve Bruzzone, L. (2004). Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42 (8), 1778-1790.
- Mermer, A., Ünal, E., Doğan, H.M., M. Peşkircioğlu, M., Yıldız, H., Urla, Ö., Aydoğdu, M., Arpak, Ş., Yerdelen, A., Aydoğmuş, O., Güneş, N., & Göker, B. (2012). Bazı illerde pamuk ekim alanlarının uzaktan algılama yöntemleri ile belirlenmesi. *Tarla Bitkileri Merkez Araştırma Enstitüsü Dergisi*, 11(1-2), 120-131.
- Montero P., ve Moser, G. (2005). Partially supervised classification of remote sensing images through SVM-based probability density estimation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(3), 559-570.
- Mountrakis, G., Im, J., & Ogelo, C. (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66, 247-259.
- Osuna, E.E., Freund, R., & Girosi, F. (1997). Support vector machines: training and applications. Massachusetts Institute of Technology Artificial Intelligence Laboratory and Center for Biological and Computational Learning Department of Brain and Cognitive Sciences, A.I. Memo No: 1602, C.B.C.L Paper No: 144.
- Song, X., Duan, Z., & Jiang, X. (2012). Comparison of artificial neural networks and support vector machine classifiers for land cover classification in Northern China using a SPOT-5 HRG image. *International Journal of Remote Sensing*, 33(10), 3301-3320.
- Vapnik, V.N. (1995). *The nature of statistical learning theory*. New York, USA: Springer-Verlag.
- Vapnik, V.N. (2000). *The nature of statistical learning theory*, Second Edition. New York: Springer-Verlag.
- Willers, J.L., Wu, J., O'Hara, C., & Jenkins, J.N. (2012). A categorical, improper probability method for combining NDVI and LiDAR elevation information for potential cotton precision agricultural applications, *Computers and Electronics in Agriculture*, 82, 15-22.
- Yi, Q., Bao, A., Wang, Q., & Zhao, J. (2013). Estimation of leaf water content in cotton by means of hyperspectral indices. *Computers and Electronics in Agriculture*, 90, 144-151.
- Yang, C., Odvody, G.N., Thomasson, J.A., Isakeit, T., & Nichols, R.L. (2016). Change detection of cotton root rot infection over 10-year intervals using airborne multispectral imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 123, 154-162.
- Zewdie, W., Csaplovics, E., & Inostroza, L. (2017). Monitoring ecosystem dynamics in northwestern Ethiopia using NDVI and climate variables to assess long term trends in dryland vegetation variability. *Applied Geography*, 79, 167-178.
- Zheng, B., Myint, S.W., Thenkabail, P.S., & Aggarwal, R.M. (2015). A support vector machine to identify irrigated crop types using time-series Landsat NDVI data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 34, 103-112.
- URL1. <https://landsat.usgs.gov/what-are-band-designations-landsat-satellites>, Erişim Tarihi: 08.04.2019.
- URL2. <https://eos.com/landsat-7/>, Erişim Tarihi: 26.11.2019.