

ARAZİ ÖRTÜSÜ HARİTALARININ ÜRETİLMESİNDE YERYÜZÜ ÖZELLİKLERİNİN SINIFLANDIRMA DOĞRULUĞUNA ETKİLERİNİN İNCELENMESİ: TRABZON ÖRNEĞİ

İ. Çölkesen*, T. Kavzoğlu

Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü, Jeodezi ve Fotogrametri Müh. Bölümü, 41400 Gebze-Kocaeli
(icolkesen@gyte.edu.tr, kavzoglu@gyte.edu.tr)

ANAHTAR SÖZCÜKLER: Arazi örtüsü, Sınıflandırma, Tematik harita, Yükseklik, Eğim, Bakı, Destek vektör makineleri

ÖZET:

Arazi örtüsü veya arazi kullanımını gösteren tematik haritaların üretilmesini içeren uygulamaların büyük bir çoğunluğunda uzaktan algılanmış görüntülerin kullanılması söz konusudur. Uydu görüntülerinin sınıflandırılması söz konusu haritaların üretilmesinde en yaygın kullanılan yöntemdir. Sınıflandırmaya esas olan veri setinin özellikleri ve sınıflandırmada kullanılacak yöntem üretilen tematik haritaların doğruluğunu etkileyen iki temel unsurdur. Yeryüzündeki objelerin birbirlerinden ayırt edilerek sınıflandırılmasında kullanılacak veri seti olarak salt uydu görüntüsü olabileceği gibi birkaç görüntünün birleştirildiği ya da uydu görüntüsünün çeşitli bant kombinasyonlarının veri setine ilave edildiği veri setleri kullanılabilir. Literatürde, görüntü üzerindeki objelerin ayırt edilebilirliğini artırılması amacıyla uydu görüntülerinin yer yüzey özellikleri (yükseklik, eğim, bakı) ile bir arada değerlendirildiği sınırlı sayıda çalışma da mevcuttur. Bu çalışmada, Trabzon ili içerisinde belirlenen çalışma alanına ait genel arazi örtüsünün tespit edilmesinde temel veri seti olarak 2010 tarihinde algılanmış EO-ALI görüntüsü kullanılmıştır. Söz konusu uydu görüntüsü ile birlikte yeryüzü özelliklerinin sınıflandırma doğruluğu üzerindeki etkilerinin incelenmesi amacıyla çalışma bölgesine ait yükseklik, eğim, bakı ve NDVI haritaları değerlendirmeye alınmıştır. Yüzey özelliklerinin sınıflandırma doğruluğuna etkisinin belirlenmesi amacıyla, her bir özellik uydu görüntüsüne ayrı ayrı ilave edilerek sınıflandırma sonuçları analiz edilmiştir. Oluşturulan veri setlerinin sınıflandırılmasında destek vektör makineleri, karar ağaçları ve en yakın komşuluk metodları kullanılmıştır. Yüzey özelliklerinin sınıflandırma doğruluğu üzerindeki etkisinin tespit edilmesinde genel doğruluklar ve Kappa değerleri dikkate alınmıştır. Hesaplanan genel doğruluklar arasındaki farkların istatistiksel olarak anlamlılığı Z istatistiksel testi kullanılarak analiz edilmiştir. Çalışma sonucu elde edilen bulgular, uydu görüntüleri yardımıyla arazi örtüsü veya kullanımının tespiti probleminde yeryüzü özelliklerinin de dikkate alınmasının sınıflandırma doğruluğuna olumlu etkisi olabileceğini göstermektedir.

1. GİRİŞ

Uzaktan algılama teknolojilerinin temel ürünü olan uydu görüntüleri yeryüzü ile ilgili önemli bilgilerin elde edilmesinde başvurulan önemli bir kaynak durumundadır. Uzaktan algılanmış görüntülerin analizi ile çalışma amacına uygun olarak büyük veya küçük ölçekli tematik haritaları üretilmektedir. Söz konusu haritaların üretilmesinde en sık kullanılan yöntem uydu görüntülerinin sınıflandırmasıdır. Sınıflandırma sonucu üretilen tematik haritanın doğru ve güncel olması çalışma sonuçlarını direkt olarak etkileyebilecek niteliktedir. Literatürde, sınıflandırmaya esas olan veri setinin ve sınıflandırılmada kullanılan yöntemin tematik harita doğruluğuna etki eden temel unsurlar arasında olduğu vurgulanmaktadır (Foody, 2006; Kavzoğlu, 2009; Gartzia, 2013).

Uydu görüntüleri üzerinden arazi örtüsü veya kullanımının haritalanması uzaktan algılama verilerinin en yaygın kullanıldığı uygulama alanıdır. Bazı durumlarda, sadece uydu görüntüsü kullanılarak yeryüzündeki objeler birbirinden ayırt edilememekte ve hatalı sınıflandırma sonuçları söz konusu olmaktadır. Görüntü üzerindeki objelerin ayırt edilebilirliğini artırarak yüksek sınıflandırma doğruluğu elde etmek amacıyla görüntüler ile birlikte yer yüzey karakteristikleri, yardımcı veriler olarak kullanılmaktadır (Edenius et al., 2003; Wright and Gallant, 2007). Bunlar arasında en sık kullanılanı, özellikle uydu görüntüsü üzerindeki bitki örtüsünün diğer arazi örtüsü

tiplerinden ayırt edilmesine olanak sağlayan normalleştirilmiş bitki fark indeksidir (NDVI). NDVI Eşitlik 1'de gösterildiği üzere elektromanyetik spektrumun yakın kızılötesi bandı (NIR) ile görünür kırmızı bandı (RED) farkının toplamına bölümü olarak ifade edilmektedir (Reed et al., 1994). Na et al. (2010), Landsat TM görüntüsü ile NDVI ve ilk temel bileşeni entegre etmiş ve sınıflandırma sonucunun önemli derecede arttığı sonucuna varmışlardır.

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

Uydu görüntüleri ile birlikte kullanılan diğer önemli yardımcı veri ise sayısal yükseklik modeli yardımıyla üretilen yükseklik, eğim ve bakı gibi arazi yüzeyinin özelliklerini temsil eden temel veri katmanlarıdır (Benblidia et al., 2001; Gercek, 2004; Wang et al., 2010). Shresta and Eiumnoh (1997), Landsat TM görüntüsünün sınıflandırılması probleminde yardımcı veri olarak sayısal yükseklik modeli kullanımının sınıflandırma doğruluğunu önemli derecede artırdığını ifade etmişlerdir. Xiaodong et al. (2009), NDVI, eğim, toprak tipi yardımcı veriler ile TM görüntüsünü entegre ederken, Kumar et al. (2011), Landsat ETM+ görüntüsü ile birlikte sayısal yükseklik modeli, eğim, bakı, NDVI, doku, kontrast gibi birçok yardımcı veriyi dikkate almış ve sınıflandırma doğruluğu üzerine pozitif etkisi olduğunu dikkat çekmişlerdir.

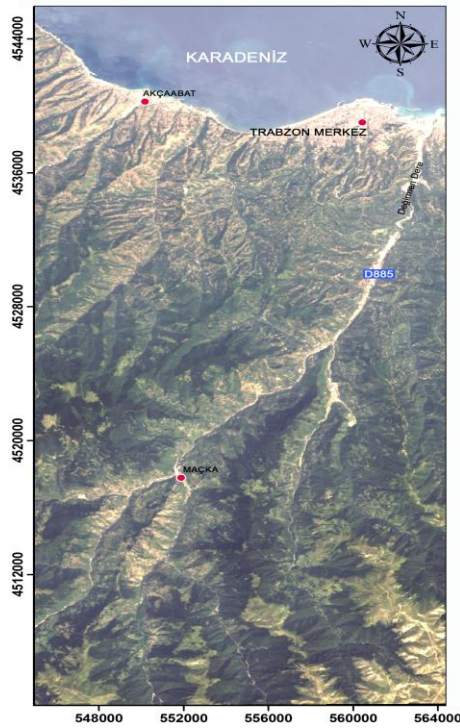
Bu çalışma da 2010 tarihli EO-ALI görüntüsü ile tematik harita üretilmesi probleminde, sınıflandırma doğruluğunun artırılması

* Tel: 0.262.605.1808

amacıyla NDVI, yükseklik, eğim ve bakı haritaları yardımcı veri olarak dikkate alınmıştır. Sınıflandırma işleminde destek vektör makineleri (DVM), karar ağaçları (KA) ve en yakın komşuluk (EYK) metotları kullanılmıştır. Yardımcı verilerin sınıflandırma doğruluğuna etkilerinin incelenmesinde genel sınıflandırma doğrulukları ve Kappa değerleri kullanılmıştır. Bu temel karşılaştırma analizine ilave olarak genel doğruluklar arasındaki farkların istatistiksel olarak anlamlılığı Z istatistiksel testi kullanılarak analiz edilmiştir.

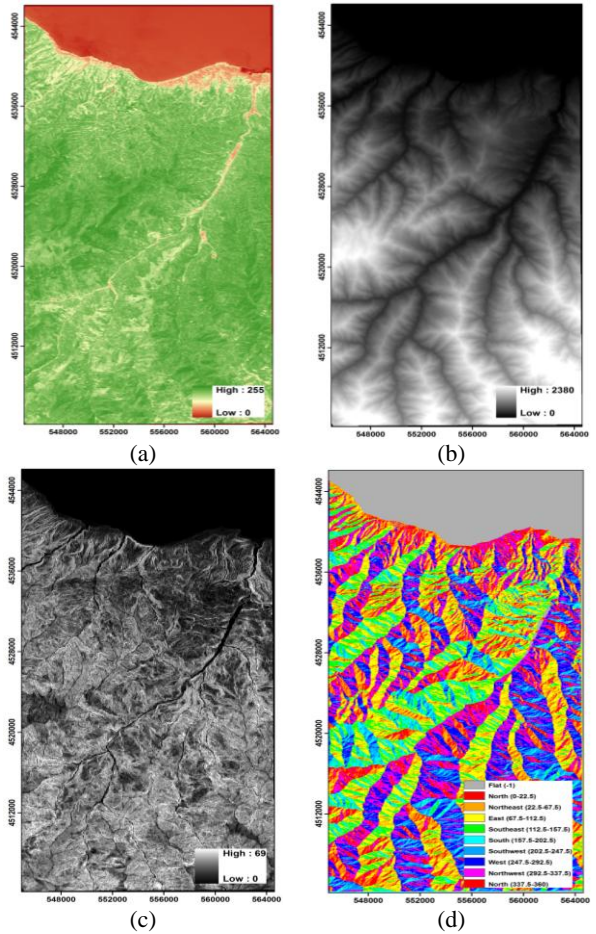
2. ÇALIŞMA ALANI VE KULLANILAN VERİ

Trabzon il sınırları içerisinde Şekil 1'de gösterilen yaklaşık 820 km² alan çalışma alanı olarak belirlenmiştir. Çalışma alanı kuzeyde Karadeniz, kuzeybatıda Akçaabat ilçesi, güneydoğusunda değirmen dere ve D885 karayolu, güneybatısında Maçka ilçesini içerisine almaktadır.



Şekil 1. Çalışma alanını gösteren EO-ALI görüntüsü.

Çalışma alanı olarak belirlenen bölgenin genel arazi kullanımı ve arazi örtüsünün belirlenmesi amacıyla 01.09.2010 tarihinde kaydedilen 30m konumsal çözünürlüklü, 9 spektral banda sahip EO-ALI görüntüsü kullanılmıştır. Uygulama amacına uygun olarak yardımcı veri olarak çalışma alanını kapsayan NDVI, yükseklik, eğim ve bakı haritaları kullanılmıştır (Şekil 2). Uygulama alanındaki canlı bitki örtüsünü gösteren NDVI haritası (Şekil 2a) bölgeyi içerisine alan 2008 tarihli Landsat TM görüntüsünden faydalanılarak üretilmiştir. Eğim, yükseklik, bakı verilerin üretilmesinde 1/25.000 ölçekli topoğrafik haritalardan oluşturulan Sayısal Yükseklik Modelinden (SYM) faydalanılmıştır. SYM'den eğim, yükseklik ve bakı bilgisinin çıkarılması için ArcGIS 9.3.1 yazılımı kullanılmıştır. Şekil 2b'de görüleceği üzere çalışma alanında arazinin yükseklik değerlerinin 0-2380m arasında değiştiği görülmektedir. Bunun yanında arazideki eğim değerinin ise en yüksek 69° olduğu tespit edilmiştir (Şekil 2c). Uygulama alanındaki coğrafik yönleri gösteren bakı haritası da Şekil 2d'de gösterildiği üzere SYM verisinden elde edilmiştir.



Şekil 2. Uygulamada kullanılan (a) NDVI, (b) yükseklik, (c) eğim ve (d) bakı haritaları.

3. SINIFLANDIRMA İŞLEMİNDE KULLANILAN METOTLAR

3.1. Destek Vektör Makineleri Metodu

Destek vektör makineleri (DVM) uzaktan algılanmış görüntülerin sınıflandırılması problemini de içerisine alan birçok örüntü tanıma ve veri madenciliği uygulamalarında son yıllarda kullanılan etkili bir sınıflandırma metodudur (Huang et al., 2002; Mountrakis, 2011). DVM'nin temel çalışma prensibi genel olarak iki sınıfa ait verileri birbirinden en uygun şekilde ayıran bir optimum hiper düzlemin belirlenmesidir (Vapnik, 1995). Uzaktan algılanmış görüntülerin sınıflandırılması probleminde de olduğu gibi doğrusal olarak ayıramayan verilerin sınıflandırılmasında veri seti kernel fonksiyonları olarak bilinen doğrusal olmayan fonksiyonlar yardımıyla daha yüksek boyutlu bir uzayda görüntülenir. DVM'nin kullandığı bu fonksiyonlar doğrusal olmayan dönüşümler yapılabilmekte ve verilerin yüksek boyutta doğrusal olarak ayrılabilmesine imkan sağlamaktadır (Mathur and Foody, 2008). Literatürde birçok kernel fonksiyonu tanımlanmış olmasına rağmen, radyal tabanlı fonksiyon (RTF) problem çözümündeki etkinliği ve yüksek sınıflandırma doğruluğu üretmesi nedeniyle en çok tercih edilen kernel fonksiyonudur (Kavzoglu and Colkesen, 2009). Bu nedenle DVM'nin eğitimi sırasında optimum parametre değerlerinin belirlenerek sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmelidir.

3.2. Karar Ağaçları Metodu

Matematiksel olarak kolay anlaşılabilen yapısı ve işlem çözümündeki hızı nedeniyle literatürde son yıllarda birçok veri madenciliği ve örüntü tanıma uygulamalarında tercih edilen karar ağaçları uzaktan algılama alanında da kullanımı kabul gören bir metottur (Jia et al., 2011; Huth et al., 2012). Karar ağaçları (KA) uydu görüntüsünün sınıflandırılması işleminde, problemi çok aşamalı bir hale getirerek basit bir karar verme işlemi gerçekleştirir (Safavian and Landgrebe, 1991; Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010). Bir karar ağacının temel yapısı düğüm, dal ve yapraklardan oluşmaktadır. Bu ağaç yapısında, uydu görüntüsünün her bir bandı bir düğüm tarafından temsil edilir. Ağaçta en son kısım yaprak en üst kısım ise kök olarak adlandırılır. Kök ve yapraklar arasında kalan kısımlar ise dal olarak ifade edilir (Quinlan, 1993). Ağaç yapısının en son kısmını oluşturan yapraklar ise model tarafından tahmin edilen arazi örtüsü sınıflarına karşılık gelmektedir. Eğitim verileri ve bu verilere ait arazi örtüsü sınıfını temsil eden öznelik bilgilerinden yararlanılarak oluşturulacak KA yapısında temel düşünce verilere ilişkin bir dizi sorular sorulması ve elde edilen cevaplar doğrultusunda karar kuralları oluşturulmasıdır. Ağacın ilk düğümü olan kök düğümünde verilerin sınıflandırılması ve ağaç yapısının oluşturulması için sorular sorulmaya başlanır ve dalları olmayan düğümler ya da yapraklara gelene kadar bu işlem devam eder (Pal and Mather, 2003).

3.3. En Yakın Komşuluk Metodu

Bu yöntem, sınıfları belli olan bir örnek kümesindeki piksel değerlerinden yararlanarak, örneğe katılacak yeni bir pikselin hangi sınıfa ait olduğunu belirlemek amacıyla kullanılır. Bu algoritmalar eğitim verisinden en çok bezeyen tek bir örneği bulmak için uzaklık fonksiyonları kullanırlar. Bulunan örnek yeni bir örneğin sınıflandırılması için kullanılır (Hart, 1968; Gates, 1972). En yakın komşuluk (EYK) algoritması öznelik değeri bilinmeyen bir piksele en yakın eğitim pikselinin bulunmasında Öklit uzaklığını kullanmaktadır. Bu durumda test pikseli için öznelik değeri belirlenen eğitim pikseline ait öznelik değeri olarak atanır.

4. UYGULAMA

Çalışma alanında yapılan ön çalışmalar neticesinde bölgenin arazi örtüsü ve kullanımını (AÖ/AK) temsil eden yedi temel sınıfın (su, geniş yapraklı orman, iğne yapraklı orman, kayalık, karışık tarımsal alanlar, kentsel doku ve çayır/mera alanları) mevcut olduğu tespit edilmiştir. Çalışma amacına uygun olarak EO-ALI görüntüsü ile yardımcı veriler (NDVI, yükseklik, eğim ve bakı haritaları) birleştirilerek sınıflandırmaya esas olacak 13 bantlı veri seti oluşturulmuştur. Sınıflandırılma ve karşılaştırma analizlerinde kullanılmak üzere söz konusu yedi AÖ/AK sınıfını temsil eden örnekleme alanları multispektral veri seti üzerinden tespit edilmiştir. Örnekleme alanlarından yararlanılarak MATLAB yazılımında hazırlanan bir program ile rastgele örnekleme prensibinden hareketle eğitim ve test verileri oluşturulmuştur. Hesaplanan sınıflandırma doğruluklarının karşılaştırılmasında objektifliğin sağlanması amacıyla eğitim ve test veri setleri belirlenirken eşit sayıda örnek belirlenmiştir. Sonuç olarak eğitim verisi olarak 2.800 piksel (her bir sınıf için 400 piksel), test verisi olarak toplam 2.100 piksel (her bir sınıf için 300 piksel) seçilmiştir.

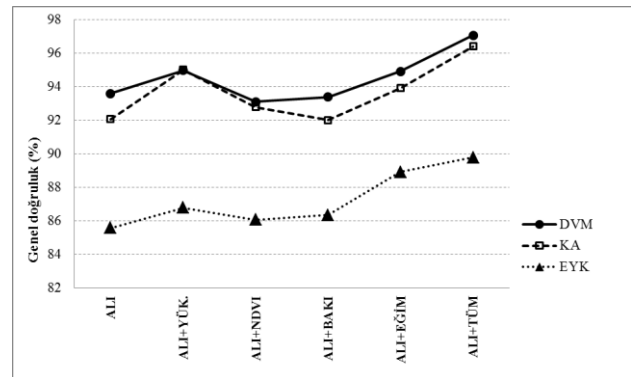
Uygulamada öncelikle yardımcı verilerin her birinin sınıflandırma doğruluğuna etkisi ayrı ayrı incelenmiştir. Her bir sınıflandırma metodu için eğitim verileri kullanılarak modeller

oluşturulmuştur. DVM ile sınıflandırmaya esas model oluşumunda kullanıcı tarafından belirlenmesi gereken parametreler çapraz-geçerlilik yaklaşımı ile her bir veri seti için ayrı ayrı tespit edilmiştir. Oluşturulan modellerin test verine uygulanması sonucunda elde edilen genel sınıflandırma doğrulukları ve Kappa değerleri Tablo 1'de gösterilmiştir. Tablodan da görüleceği üzere DVM ve KA metotları ile tüm veri setleri için EYK metodundan yaklaşık %8 daha doğru sınıflandırma sonuçları elde edilmiştir. DVM ve KA metotlarının sınıflandırma performansları birbirleri ile paralellik gösterdiği görülmektedir. Sınıflandırma sonuçları incelendiğinde, DVM, KA ve EYK metotları için en yüksek sınıflandırma doğruluklarının uygulamada dikkate alınan tüm yardımcı verilerin ALI görüntüsü ile beraber kullanıldığı veri seti için elde edildiği belirlenmiştir.

Tablo 1. Sınıflandırma sonucu elde edilen genel doğruluklar ve Kappa değerleri.

Veri Seti	DVM		KA		EYK	
	GD(%)	Kappa	GD(%)	Kappa	GD(%)	Kappa
ALI	93.57	0.925	92.05	0.907	85.57	0.832
ALI+YÜK.	94.95	0.941	95.00	0.942	86.76	0.846
ALI+NDVI	93.10	0.919	92.76	0.916	86.05	0.837
ALI+BAKİ	93.38	0.923	92.00	0.907	86.33	0.841
ALI+EĞİM	94.91	0.941	93.91	0.929	88.91	0.871
ALI+TÜM	97.05	0.966	96.39	0.958	89.76	0.881

Sınıflandırmada kullanılan yardımcı verilerin sınıflandırma performanslarına etkileri analiz edildiğinde özellikle yükseklik ve eğim verileri ayrı ayrı ALI görüntüsüne eklendiğinde DVM ve KA ağacı metotları için performansında yaklaşık %1,5'lik bir artış olduğu, EYK metodunun performansında ise %3,3'lük bir iyileşme olduğu görülmüştür (Şekil 3). Diğer taraftan NDVI ve bakı verilerinin DVM'nin sınıflandırma performansını düşürürken, KA ve EYK metotlarının performansında ise oldukça az bir artış meydana getirdiği tespit edilmiştir. Şekil incelendiğinde, uygulamada dikkate alınan yardımcı verilerin tamamının uydu görüntüsü ile birlikte kullanıldığında metotların performansında %4'lük bir artış olduğu görülmektedir.



Şekil 3. Farklı sayıda bant kombinasyonları için sınıflandırma performanslarındaki değişimler.

Sınıflandırma doğruluklarının karşılaştırılmasının yanı sıra hesaplanan genel doğruluklar arasındaki farklılıkların

anlamlılığı Z testi kullanılarak analiz edilmiştir. Z testi sınıflandırma sonucu elde edilen Kappa değerlerinin karşılaştırılması amacıyla kullanılan istatistiksel bir testtir. İki farklı sınıflandırma yöntemi veya iki farklı eğitim seti için elde edilen genel sınıflandırma doğruluğu arasındaki farkın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığının tespitinde hesaplanan Kappa değerlerinin karşılaştırılması esasına dayanmaktadır (Foody, 2004). Z istatistik değeri aşağıdaki şekilde hesaplanarak Kappa değerleri arasındaki farkın anlamlılığı test edilir.

$$Z = \frac{K_1 - K_2}{\sqrt{\sigma(K_1) + \sigma(K_2)}} \quad (2)$$

Bu eşitlikte K_1 ve K_2 karşılaştırılan iki Kappa değerini $\sigma(K_1)$ ve $\sigma(K_2)$ ise Kappa değerleri için hesaplanan varyans değerlerini ifade etmektedir. Hesaplanan Z değeri %95 güven aralığındaki $Z=1.96$ kritik değerinden büyük olduğunda iki sınıflandırma sonucu arasındaki farkın istatistiksel olarak anlamlı olduğu söylenebilir. Bu durum iki bağımsız Kappa değerinin istatistiksel olarak farklı olduğunu, dolayısıyla iki sınıflandırıcıya ait performansların birbirinden farklı olduğunu göstermektedir.

Sınıflandırma sonucu elde edilen Kappa değerleri ve varyansları kullanılarak hesaplanan istatistik test sonuçları Tablo 2'de verilmiştir. Tablo incelendiğinde DVM ve KA metotları için hesaplanan sınıflandırma doğrulukları ile EYK metodu için hesaplanan doğruluklar arasındaki farklar tüm durumlar için istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Bu durum DVM ve KA metotlarının EYK metoduna göre daha doğru sonuçlar ürettiğini destekler niteliktedir. Diğer taraftan, DVM ve KA metotlarının performansları karşılaştırıldığında yardımcı verilerin her birinin ayrı ayrı değerlendirildiği tüm durumlarda iki metot arasındaki doğruluk farklarının istatistiksel olarak anlamsız olduğu, dolayısıyla istatistiksel aynı performansı gösterdikleri ifade edilebilir.

Tablo 2. Sınıflandırma metotlarının performans analizinde hesaplanan Z test değerleri.

	DVM vs. KA	DVM vs. EYK	KA vs. EYK
ALI	1.969	9.871	7.936
ALI+YÜK.	0.876	9.595	10.433
ALI+NDVI	0.833	10.136	9.324
ALI+BAKI	0.196	9.980	9.788
ALI+EĞİM	0.843	8.744	7.925
ALI+TÜM	1.248	11.769	10.621

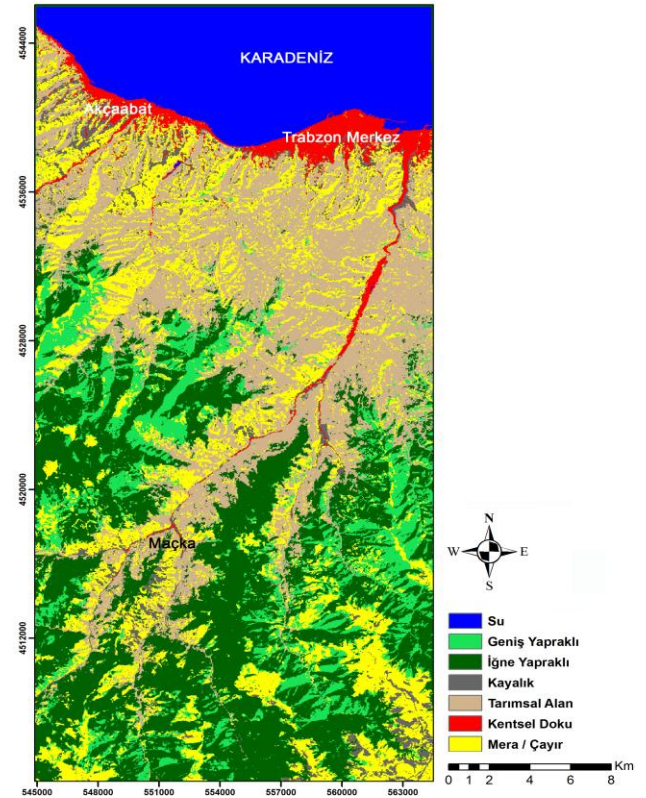
Uygulamada kullanılan kendi içerisindeki performansları istatistiksel olarak analiz edildiğinde analiz edildiğinde NDVI ve bakı verilerinin tek başlarına sınıflandırma metotların sınıflandırma performansında anlamlı değişimler ortaya çıkarmadığı tespit edilmiştir (Tablo 3). Yükseklik ve eğim verilerinin uydu görüntüsü ile beraber sınıflandırma doğruluklarında ortaya çıkan artışların istatistiksel olarak anlamlı değişimler olduğu, dolayısıyla sınıflandırma performansına pozitif etkilerinin olduğu görülmüştür. Buna ilave olarak yardımcı verilerin tümünün kullanıldığı veri seti için tüm metotlarla hesaplanan yaklaşık %4'lük artışın da Z test verilerine göre istatistiksel olarak anlamlı bir fark olduğu

belirlenmiştir. Elde edilen tüm istatistiksel bulgular genel doğrulukların karşılaştırılması sonucu elde edilen sonuçları destekler niteliktedir.

Tablo 3. Yardımcı verilerin sınıflandırma performansına etkilerinin incelenmesi için hesaplanan Z test değerleri.

	DVM	KA	EYK
ALI vs. YÜK.	2.093	4.919	2.40
ALI vs. NDVI.	0.493	1.630	0.214
ALI vs. BAKI	0.147	1.920	0.035
ALI vs. EĞİM	2.146	3.270	3.255
ALI vs. TÜM	6.461	7.176	4.395

Elde edilen modeller içerisinde en yüksek sınıflandırma doğruluğunun elde edildiği DVM modelinin ALI uydu görüntüsü ve tüm yardımcı verilerin bir arada kullanıldığı veri setine uygulandığında üretilen tematik harita Şekil 4'de gösterilmiştir. Tematik harita incelendiğinde çalışma alanının şehirleşmenin özellikle kıyı bölgelerinde ve ana karayolları boyunca artış gösterdiği belirlenmiştir. Çalışma alanındaki bitki örtüsü dağılımı incelendiğinde, denizden uzaklaştıkça çalışma alanının güney kesimine doğru yükseklik artışına paralel olarak yoğunlaştığı görülmektedir.



Şekil 4. EO-ALI uydu görüntüsü ve yardımcı verilerin destek vektör makineleri metoduyla sınıflandırılması sonucu üretilen tematik harita.

5. SONUÇLAR

Uzaktan algılanmış görüntülerin sınıflandırılması yardımıyla tematik harita üretimi uzaktan algılama teknolojilerinin en yoğun kullanıldığı uygulama alanlarındandır. Sınıflandırma

işleminin esası yeryüzündeki objelerin birbirlerinden ayırt edilmesi ve önceden belirlenen bir arazi örtüsü sınıfına atanması işlemine dayanmaktadır. Sınıflandırma işlemi ile üretilen tematik haritaların doğruluğu genel olarak kullanılan yöntem ve veri seti ile ilişkilidir. Sınıflandırmada kullanılacak uydu görüntüsünün sahip olduğu özellikler özellikle birbirine çok yakın spektral özelliğe sahip arazi örtüsü veya arazi kullanım tiplerinin olduğu durumlarda yeterli olmayabilir. Bu durumlarda objelerin birbirinden ayırt edilebilirliğinin artırılması amacıyla uydu görüntüleri ile birlikte yardımcı verilerin kullanımına ihtiyaç duyulmaktadır.

Bu çalışmada 2010 yılında görüntülenen EO-ALI uydu görüntüsü kullanılarak Trabzon ili içerisinde belirlenen çalışma alanına ait arazi örtüsü ve arazi kullanımı haritasının üretilmesi problemi ele alınmıştır. Sınıflandırma doğruluğunu iyileştirmek ve çalışma alanında tespit edilen yedi arazi örtüsü sınıfı arasındaki ayırt edilebilirliğin artırılması amacıyla NDVI, yükseklik, eğim ve baki haritaları yardımcı veri olarak dikkate alınmıştır. Veri setlerinin sınıflandırılmasında literatürde kullanılan popüler metotlardan destek vektör makineleri (DVM) ve karar ağaçları (KA) metotlarına ek olarak geleneksel metotlardan en yakın komşuluk (EYK) metodu uygulamada kullanılmıştır.

Çalışmada kullanılan yöntemlerin performansları analiz edildiğinde DVM ve KA metotlarının EYK metoduna göre yaklaşık %8 daha doğru sonuçlar ürettiği bulunmuştur. Bunun yanında DVM ve KA metotlarının birbirlerine paralel sınıflandırma performansına sahip oldukları sonucuna ulaşılmıştır. Çalışma sonucunda, dikkate alınan yardımcı verilerden özellikle eğim ve yükseklik verilerinin uydu görüntüsü ile birlikte ayrı ayrı değerlendirildiğinde yöntemlerin sınıflandırma performansında pozitif değişimler olduğu görülmüştür. NDVI ve baki verilerinin tek başlarına sınıflandırma doğruluğunu etkilemedikleri ancak diğer yardımcı veriler ile birlikte dikkate alındıklarında tüm yöntemlerin sınıflandırma performansını %4' kadar arttırdıkları tespit edilmiştir. Çalışma sonucu elde edilen bulgular, uydu görüntüleri yardımıyla arazi örtüsü veya kullanımının tespiti probleminde yeryüzü özelliklerinin de dikkate alınmasının sınıflandırma doğruluğuna olumlu etkisi olabileceğini göstermektedir.

KAYNAKLAR

Benblidia, N., Lahoche, F., Herlin, I., 2001. Use of topographic information to improve a land cover classification image preliminary results. *Proceedings of the 2001 International Conference on Image Processing (ICIP2001)*, October 7-10, Thessaloniki, Greece.

Edenius, L., Vencatasawmy, C.P., Sandstrom, P., & Dahlberg, U., 2003. Combining satellite imagery and ancillary data to map snowbed vegetation important to reindeer Rangifer tarandus. *Arctic Antarctic and Alpine Research*, 35(2), pp. 150-157.

Foody, G.M., 2004. Thematic map comparison: Evaluating the statistical significance of differences in classification accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 70(5), 627-633.

Foody, G.M., 2006. What is the difference between two maps? A remote sensor's view. *Journal of Geographical Systems*, 8(2), 119-130.

Gates, G.W., 1972. The Reduced Nearest Neighbor Rule. *IEEE Transactions on Information Theory*, 18(3), pp. 431-433.

Gartzia, M., Alados, C.L., Perez-Cabello, F., Bueno, C.G., 2013. Improving the Accuracy of Vegetation Classifications in Mountainous Areas A Case Study in the Spanish Central Pyrenees. *Mountain Research and Development*, 33(1), pp. 63-74.

Gercek, D., 2004. Improvement of image classification with the integration of topographical data. *Proceedings of the XXth ISPRS Congress*, 12-13 July, Istanbul, Turkey.

Hart, P.E., 1968. The Condensed Nearest Neighbor Rule. *IEEE Transactions on Information Theory*, 14(3), pp. 515-516.

Huang, C., Davis, L.S., Townshend, J.R.G., 2002. An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 23(4), pp. 725-749

Huth, J., Kuenzer, C., Wehrmann, T., Gebhardt, S., Tuan, V.Q., Dech, S., 2012. Land Cover and Land Use Classification with TWOPAC: towards Automated Processing for Pixel- and Object-Based Image Classification. *Remote Sensing*, 4(9), pp. 2530-2553.

Jia, K., Li, Q.Z., Tian, Y.C., Wu, B.F., 2011. A Review of Classification Methods of Remote Sensing Imagery. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 31(10), pp. 2618-2623.

Kavzoglu, T., 2009. Increasing the accuracy of neural network classification using refined training data. *Environmental Modelling & Software*, 24(7), pp. 850-858.

Kavzoglu, T., Colkesen, I., 2009. A kernel functions analysis for support vector machines for land cover classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 11(5), pp. 352-359.

Kavzoğlu, T., Çölkesen, İ., 2010. Karar ağaçları ile uydu görüntülerinin sınıflandırılması: Kocaeli örneği. *Harita Teknolojileri Elektronik Dergisi*, 2(1), pp. 36-45.

Kumar, U., Dasgupta, A., Mukhopadhyay, C., Ramachandra, T.V., 2011. Random Forest Algorithm with derived Geographical Layers for Improved Classification of Remote Sensing Data. *Proceedings of the INDICON 2011, Engineering Sustainable Solutions*, December 16-18, Hyderabad - India, pp. 1-6.

Mathur, A., Foody, G.M., 2008. Multiclass and binary SVM classification: Implications for training and classification users. *Ieee Geoscience and Remote Sensing Letters*, 5(2), 241-245.

Mountrakis, G., Im, J., Ogole, C., 2011. Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3), pp. 247-259.

Na, X., Zhang, S., Li, X., Yu, H. and Liu, C., 2010. Improved Land Cover Mapping using Random Forests Combined with Landsat Thematic mapper Imagery and Ancillary Geographic Data. *Photogrammetric Engineering Remote Sensing*, 76(7), pp. 833-840.

Pal M., Mather P.M., 2003. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote Sensing of Environment*, 86(4), pp. 554-565.

Quinlan J.R., 1993. *C4.5: Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 302 p.

Reed, B.C., Brown, J.F., Vanderzee, D., Loveland, T.R., Merchant, J.W., Ohlen, D.O., 1994. Measuring Phenological Variability from Satellite Imagery. *Journal of Vegetation Science*, 5(5), 703-714.

Safavian S.R., Landgrebe D., 1991. A survey of decision tree classifier methodology. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 21(3), pp. 660-674.

Shrestha, R. P. and A. Eiumnoh, 1997. Can DEM enhance the digital image classification? *Proceedings of the 17th Asian Conference on Remote Sensing, October 20-24*. Kuala Lumpur, Malaysia.

Vapnik, V.N., 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag, New York.

Wang, J., Chen, Y.Q., He, T., Lv, C.Y., Liu, A.X., 2010. Application of geographic image cognition approach in land type classification using Hyperion image: A case study in China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12(2), pp. 212-222.

Wright, C., Gallant, A., 2007. Improved wetland remote sensing in Yellowstone National Park using classification trees to combine TM imagery and ancillary environmental data. *Remote Sensing of Environment*, 107(4), pp. 582-605.

Xiaodong, N., Shuqing, Z., Huaiqing, Z., Xiaofeng, L., Chunyue, L., 2009. Integrating TM and ancillary geographical data with classification trees for land cover classification of marsh area, *Chinese Geographical Sciences*, 19(2), pp. 177-185.