

# SPEKTRAL BAND VE BİTKİ İNDEKSİ SEÇİMİNİN ÜRÜN DESENİ SINIFLANDIRMA DOĞRULUĞUNA ETKİSİ: KARŞILAŞTIRMALI ANALİZ

M. Ustuner <sup>a</sup>, F.B. Şanlı <sup>a</sup>, S. Abdikan <sup>b</sup>

<sup>a</sup> Yıldız Teknik Üniversitesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 34220 Esenler, İstanbul - (mustuner, fbalik)@yildiz.edu.tr

<sup>b</sup> Bülent Ecevit Üniversitesi, Geomatik Mühendisliği Bölümü, 67100 Merkez, Zonguldak – sabdikan@beun.edu.tr

**ANAHTAR KELİMELER:** Sınıflandırma, RapidEye, Destek Vektör Makineleri, Ürün Deseni, Bitki İndeksi, Tarım

## ÖZET:

Nüfus artışı ve kuraklık ile birlikte artan gıda talebi, tarıma dayalı ekonomisi olan ülkelerde tarımsal üretimin artması yönünde baskı oluşturmaktadır. Bu nedenle doğal kaynakların (orman, su, tarım vb.) korunması ve sürdürülebilir yönetimi ülkeler için kritik öneme sahiptir. Yüksek çözünürlüklü yer gözlem uydularındaki hızlı gelişim ile birlikte uzaktan algılama, doğal kaynakların sürdürülebilir yönetiminde vazgeçilmez bir araç haline gelmiştir. Sınıflandırma, uydu görüntülerinden bilgi elde etmek amacıyla kullanılan en yaygın yöntemlerden birisidir ve üretilecek bilginin güvenilirliği, sınıflandırma doğruluğu ile ilişkilidir. Bu nedenle araştırmacılar için hala ilgi konusudur. Ege bölgesi içinde yer alan çalışma alanında, entansif tarımın yapıldığı araziler yer almaktadır. Bu çalışma ile kırmızı-kenar spektral bandı ve Normalize Edilmiş Fark Kırmızı-Kenar İndeksinin (Normalized Difference Red Edge Index-NDRE) sınıflandırma doğruluğuna olan etkisinin üç farklı sınıflandırma yöntemi ile araştırılması amaçlanmıştır. Bantların sınıflandırma doğruluğuna etkisinin araştırılması amacıyla, altı bandın (5 spektral bant ve NDRE bandı) farklı sayı ve diziliminden oluşan dört farklı veri seti hazırlanmıştır. Uydu görüntülerinin sınıflandırması işleminde, en çok benzerlik (maximum likelihood), en kısa mesafe (minimum distance) ve destek vektör makineleri (support vector machines) yöntemleri kullanılmıştır. Hata matrisleri yardımıyla sınıflandırılmış görüntülerin doğruluk analizi yapılmıştır. Tüm veri setlerinde destek vektör makineleri en yüksek sınıflandırma doğruluklarını (%92, %96, %96, %95-toplam doğruluk-) elde etmiştir. Aynı eğitim/test verisi kullanılmasına rağmen sınıflandırma algoritmaları spektral bantlara farklı hassasiyet göstermiştir. Yapılan tüm analizler karşılaştırmalı olarak incelendiğinde, destek vektör makineleri yöntemi kullanılarak sınıflandırma doğruluğundaki artışın kırmızı kenar bandı ve NDRE için %4, bu iki bandın birlikte kullanılması için ise %3 olduğu sonucuna varılmıştır.

**KEY WORDS:** Classification, RapidEye, Support Vector Machines, Crop Type, Vegetation Indices, Agriculture

## ABSTRACT:

Due to high population growth and droughts hence increasing food necessity, it pushes the countries having agricultural-based economy to increase the agricultural productivity. Therefore the protection and sustainable management of natural resources are critical important for countries. With the rapid development of high resolution earth observation satellites, remote sensing is a must for the natural resources management. Image classification is one of the most common method to derive information from the images and the reliability of the information gathered from the images is up to the classification accuracy Therefore it is still an interest of researchers. The study area is located in Aegean region of Turkey and comprised of intensive cultivation areas. In this study, the impact of rededge spectral band and NDRE (Normalized Difference Red Edge Index) index on classification accuracy via three different supervised classifiers has been investigated. For this purpose, four different datasets comprising the different numbers and permutations of RapidEye's five spectral bands and NDRE have been created here. Support Vector Machines (SVM) , Maximum Likelihood and Minimum Distance have been implemented here as classifiers. The accuracy of the classified images has been carried out through error matrix. In all datasets, Support vector machines obtained highest classification accuracy as 92%, 96%, 96% and 95%. Even though the same training/testing dataset have been used for all the classification, each classifier has shown different sensitivity for spectral bands and datasets. When all the results analysed comparatively, the increase on SVM image classification accuracy when NDRE or rededge included individually is 4% however is 3% when NDRE and rededge included dually.

## 1. GİRİŞ

Küresel iklim değişikliği, nüfus artışı ve artan kuraklık ile birlikte gıdaya olan ihtiyaç artmakta buna bağlı olarak ta dünyadaki doğal kaynaklar giderek önem kazanmaktadır. Ulusal ölçekte gıda talebinin karşılanması, tarım alanlarının etkin ve doğru planlanması ile ilişkilidir. İklim değişikliği ve artan kuraklık, tarımsal ürünlerin gelişimi ve verimliliğini olumsuz yönde etkilemekte dolaylı olarak gıda ürünlerinde fiyat artışına neden olmaktadır. Tarıma dayalı ekonomiye sahip ülkelerde, tarımsal üretimin artması ve gıda ürünlerindeki fiyat dengesinin sağlanması amacıyla tarımsal üretim alanlarının etkin ve doğru planlanması kritik öneme sahiptir (Forkour vd., 2014; Kim ve

Yeom, 2015). Ayrıca ülkemiz için Avrupa Birliği sürecinde uygulanan ortak tarım politikalarına uyumu kolaylaştırmaktadır.

Uzaktan algılama teknolojisi, aynı coğrafi alana ait farklı zamansal, mekânsal ve spektral çözünürlüğe sahip görüntüler sağlaması nedeniyle, tarım arazilerinin hızlı ve etkin bir şekilde izlenmesi ve doğru planlanmasında önemli avantajlar sağlamakta özellikle de son yıllarda sıklıkla kullanılmaktadır. Arazi örtüsü hakkında hızlı, güvenilir, güncel bilgiye duyulan ihtiyaç ve yeryüzündeki hızlı değişim, ülkeleri yeni algılayıcılara sahip yer gözlem uydusu tasarımına yöneltmiştir. Landsat-8 (2013), Worldview-3 (2014), ve Sentinel-1A (2014) son yıllarda atılan yer gözlem uydularına örnek olarak verilebilir.

Uydu görüntülerinin sınıflandırılması ve analizi, uzaktan algılamada bilgi çıkarımı amacıyla kullanılan en yaygın yöntemlerden birisidir (Gong, 2003). Sınıflandırılmış görüntüden elde edilecek bilginin doğruluğu ve güvenilirliği sınıflandırma doğruluğu ile ilişkilidir. O nedenle, uydu görüntülerinin sınıflandırılması amacıyla yapılan çalışmalar hala devam etmekte olup araştırmacılar için ilgi ve araştırma konusu olarak güncelliğini korumaktadır. Uzaktan algılamada, uydu görüntülerinin sınıflandırılması amacıyla bugüne kadar çeşitli sınıflandırma algoritmaları kullanılmıştır. Sınıflandırma doğruluğu seçilen algoritma ve kullanılan uydu görüntüsüne bağlı olarak uygun spektral bant seçimi, eğitim ve test verilerinin istatistiksel dağılımı, mekânsal çözünürlük, yardımcı verilerin kullanımı vb. bileşenlere bağlıdır (Lu ve Weng, 2007).

Makine öğrenme algoritmalarından olan Destek Vektör Makineleri (DVM) üstün sınıflandırma kabiliyeti nedeniyle arazi kullanımı/örtüsü sınıflandırmalarında, özellikle de ürün deseni (crop pattern) sınıflandırma işleminde son yıllarda sıklıkla kullanılmakta ve başarılı sonuçlar vermektedir (Löw vd., 2013). Az sayıda eğitim verisi ile yüksek boyutlu verilerin sınıflandırılması işleminde başarılı sonuçlar vermesi nedeniyle tercih edilen bir yöntemdir (Pal ve Foody, 2010).

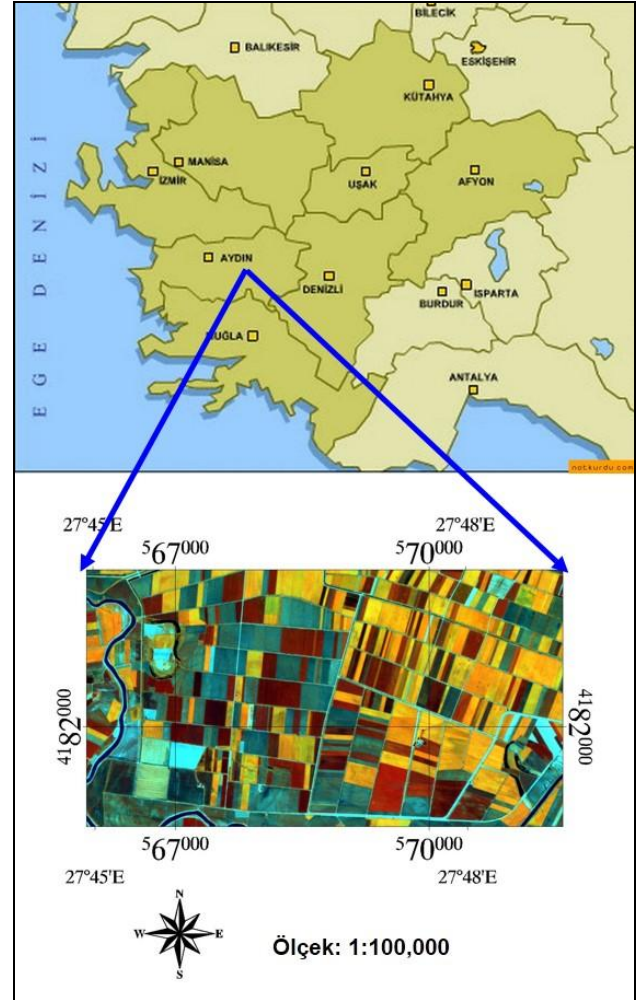
Sınıflandırma doğruluğunu artırmak ya da başka bir deyişle arazi kullanımı sınıflarının birbirinden ayırt edilebilirliğini artırmak amacıyla çeşitli yöntemler uygulanmakta ve ek veriler kullanılmaktadır. Doku filtreleri (oluşum ve eş-oluşum tabanlı doku filtreleri) yardımıyla elde edilmiş ek bantlar, mevcut spektral bantlar kullanılarak elde edilmiş bitki indeksleri ve Sayısal Yükseklik Modeli (SYM) verileri bu ek veriler arasında sayılabilir ve sınıflandırma doğruluğunu artırmak amacıyla sıklıkla kullanılmaktadır (Song vd., 2014; Kim ve Yeom, 2015). Ayrıca görüntü birleştirme (image fusion) işlemi de sınıflandırma doğruluğunu artırmak amacıyla kullanılan yöntemler arasındadır (Forkour vd., 2014).

Özellikle tarım alanlarının izlenmesi ve tespitinde, klorofile duyarlı olmaları sebebiyle yakın kızılötesi (YKÖ) veya kırmızı-kenar (KK) spektral bantları ve bu bantlardan elde edilmiş bitki indeksleri sıklıkla tercih edilmekte ve başarılı sonuçlar vermektedir (Eitel vd., 2011; Kim ve Yeom, 2015; Kross vd., 2015).

Bu çalışmada kırmızı-kenar ve yakın kızılötesi spektral bantları bünyesinde barındırması ve özellikle de son yıllarda tarım alanlarının izlenmesi ve tespitinde tatminkâr sonuçlar vermesi nedeniyle RapidEye uydu görüntüsü kullanılmıştır. Çalışma kapsamında kırmızı-kenar spektral bantı ve Normalize Edilmiş Fark Kırmızı-kenar İndeksinin (Normalized Difference Red Edge Index-NDRE) sınıflandırma doğruluğuna olan etkisinin üç farklı sınıflandırma yöntemi ile araştırılması amaçlanmıştır. Ayrıca her bir sınıflandırma yönteminin kırmızı-kenar bantı ve Normalize Edilmiş Fark Kırmızı-Kenar İndeksinin olan hassasiyeti sınıflandırma yöntemleri kullanılarak karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Bantların sınıflandırma doğruluğuna etkisinin araştırılması amacıyla, altı bantın (5 spektral bant ve NDRE bantı) farklı sayı ve diziliminden oluşan dört farklı veri seti oluşturulmuştur. Uydu görüntülerinin sınıflandırması işleminde, en çok benzerlik (maximum likelihood), en kısa mesafe (minimum distance) ve destek vektör makineleri (support vector machines) yöntemleri kullanılmıştır.

## 2. ÇALIŞMA ALANI

Ege bölgesi içinde yer alan çalışma alanında, entansif tarımın yapıldığı araziler yer almaktadır. Çalışma alanında, mısır (I. ve II. ürün), pamuk (iyi, orta, zayıf), toprak (ıslak, nemli, kuru) ve su yüzeyi olmak üzere 9 farklı sınıf belirlenmiştir. Tarıma elverişli iklimi ve verimli toprak yapısı nedeniyle bölgede tarım önemli bir geçin kaynağıdır ve nüfusun çoğunluğu geçimini tarımdan sağlamaktadır.



Şekil 1. Çalışma Alanı

## 3. MATERYAL VE YÖNTEM

### 3.1 Kullanılan Veriler

Mekânsal çözünürlüğü 5 metre olan RapidEye uydu görüntüsü beş spektral (mavi, kırmızı, yeşil, kırmızı-kenar ve yakın kızılötesi) banda sahiptir ve radyometrik çözünürlüğü 16 bittir. 2008 yılında alman RapidEye şirketi tarafından uzaya fırlatılmıştır. RapidEye 2011 yılında Kanada Blackbridge şirketi tarafından satın alınmıştır. RapidEye uydu görüntüsü kırmızı-kenar bantını bünyesinde barındıran ilk yüksek çözünürlüklü uydu görüntüsüdür (Blackbridge, 2013). Çalışma kapsamında Seviye 3A (ortorektifiye görüntü) RapidEye verisi kullanılmıştır. Çalışma alanında uydu görüntülerinin elde edilme tarihi ile eş zamanlı olarak arazi çalışması gerçekleştirilmiş ve yersel veri toplanmıştır. RapidEye uydusunun devamı olan RapidEye+ uydusunun 2019 yılında uzaya fırlatılması planlanmaktadır.

### 3.2 Uydu Görüntülerinin Sınıflandırılması

Uydu görüntülerinin sınıflandırılması, görüntüdeki her bir pikselin arazi örtüsü sınıflarından herhangi birine atanması ya da o sınıfa ait piksel olarak tanımlanması olarak ele alınabilir. Arazi örtüsü hakkında öncül bilgiye sahip olma durumuna göre sınıflandırma işlemi temel olarak kontrollü ve kontrolsüz olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Eğer arazi örtüsü hakkında öncül bilgi (eğitim verisi) mevcut ise kontrollü sınıflandırma tercih edilmektedir (Mather ve Koch, 2011).

Kontrollü sınıflandırma işlemi, parametrik ya da parametrik olmayan algoritmalarla gerçekleştirilir. Parametrik algoritmalar eğitim verisini oluşturan örnek piksellerin istatistiksel dağılımını (örn: gauss dağılımı) dikkate alırken, parametrik olmayan yöntemlerde ise veriye ilişkin herhangi bir dağılım kabulü yapılmaz (Mather ve Koch, 2011).

Özellikle son yıllarda uzaktan algılama görüntülerinin sınıflandırılması amacıyla geleneksel ve topluluk makine öğrenme algoritmaları (destek vektör makineleri, adaboost vb.) sıklıkla kullanılmakta ve başarılı sonuçlar vermektedir (Mahesh, 2012).

Bu çalışma kapsamında, uydu görüntülerinin sınıflandırması işleminde, parametrik sınıflandırma algoritmalarından en çok benzerlik (EÇB) ve en kısa mesafe (EKM) sınıflandırma yöntemleri, parametrik olmayan sınıflandırma algoritmalarından ise destek vektör makineleri yöntemi kullanılmıştır.

Destek vektör makineleri sınıflandırma yönteminde Radyal Tabanlı Fonksiyon kerneli kullanılmıştır. Sınıflandırma işlemi için kernel fonksiyonuna ait optimum parametre çiftinin belirlenmesi gerekmektedir. Radyal Tabanlı Fonksiyon kerneli için belirlenmesi gereken C (cost) ve kernel boyutu ( $\sigma$ ) olmak üzere 2 adet parametre vardır. Optimum parametreler C parametresi ve kernel boyutu için sırası ile 100 ve 0,2 olarak belirlenmiştir.

İstatistiksel öğrenme teorisine dayalı parametrik olmayan bir kontrollü sınıflandırma yöntemi olan Destek vektör makineleri, az sayıda eğitim verisi ile yüksek sınıflandırma performansına erişebilme yeteneği dolayısıyla uzaktan algılama görüntülerinin sınıflandırılması işleminde sıklıkla kullanılmaktadır (Pal ve Foody, 2010). Ayrıca ürün deseni ile ilgili yapılan çalışmalarda da başarılı sonuçlar vermektedir. Geleneksel sınıflandırma yöntemlerinden birisi olan ve sınıflandırma ile ilgili çalışmalarda çoğunlukla tercih edilen En Çok Benzerlik sınıflandırma yöntemi de bu çalışma kapsamında kullanılmıştır.

### 4. SPEKTRAL ANALİZLER

Spektral bantların sınıflandırma doğruluğuna etkisinin araştırılması amacıyla, altı bantın (5 spektral bant ve NDRE bandı) farklı sayı ve diziliminden oluşan dört farklı veri seti oluşturulmuştur.

Spektral Band	Veriseti			
	A	B	C	D
Mavi	✓	✓	✓	✓
Yeşil	✓	✓	✓	✓
Kırmızı	✓	✓	✓	✓
Kırmızı Kenar	✗	✓	✗	✓
Yakın Kızılötesi	✓	✓	✓	✓
NDRE	✗	✗	✓	✓

Tablo 1. Farklı veri setleri

Kullanılan bitki indeksi Normalize Edilmiş Fark kırmızı-kenar İndeksinin (Normalized Difference Red Edge Index-NDRE) matematiksel ifadesi aşağıdaki gibidir.

$$NDRE = \frac{(YKÖ - KK)}{(YKÖ + KK)}$$

### 5. DOĞRULUK ANALİZİ

Hata matrisleri yardımıyla sınıflandırılmış görüntülerin doğruluk analizi yapılmıştır. Tüm veri setlerinde destek vektör makineleri en yüksek sınıflandırma doğruluklarını (%92, %96, %96, %95-toplam doğruluk-) elde etmiştir (Tablo2). Veri setlerine ilişkin bant dizilimleri Tablo 1'de görülmektedir.

Yöntemler	Veri seti			
	A	B	C	D
EÇB	%89,27	%89,27	%89,27	%84,18
DVM	%92,09	%96,05	%96,05	%95,48
EKM	%85,31	%90,40	%85,31	%90,40

Tablo 2. Sınıflandırma doğrulukları

Kırmızı-kenar bandı ve NDRE bitki indeksinin her bir sınıflandırma yöntemi için, hem tek başına hem de birlikte kullanılmalarının toplam sınıflandırma doğruluğuna etkisi araştırılmıştır (Tablo3-5).

Veri seti(B-A)= KK etkisi (%)	
EÇB	0,00
DVM	3,96
EKM	5,09

Tablo 3. KK bandının sınıflandırma doğruluğuna etkisi

Veri seti(C-A)= NDRE etkisi (%)	
EÇB	0,00
DVM	3,96
EKM	0,00

Tablo 4. NDRE indeksinin sınıflandırma doğruluğuna etkisi

En Çok Benzerlik yönteminde kırmızı kenar bandının ve NDRE indeksinin sınıflandırma doğruluğuna bireysel etkisi görülmez iken, birlikte kullanılmalarının negatif bir etkisi görülmektedir (Tablo 5).

NDRE ve kırmızı kenar bandının birlikte kullanımına EÇB ve EKM yöntemlerinin hassasiyeti eşittir fakat EÇB yönteminde sınıflandırma doğruluğunu düşürür iken EKM yönteminde ise aynı miktarda sınıflandırma doğruluğunu artırmaktadır.

Veri seti(C-A)= NDRE+KK etkisi (%)	
EÇB	-5,09
DVM	3,39
EKM	5,09

Tablo 5. NDRE indeksi ve KK bandının birlikte kullanımının etkisi

Bu azalmanın nedeni de sınıflandırma algoritmalarının aynı eğitim ve test verisi kullanılmasına rağmen spektral bantlara ve NDRE bitki indeksine olan hassasiyetlerinin farklı olmasıdır.

## 6. SONUÇLAR

Bu çalışmada, kırmızı kenar bandı ve NDRE bitki indeksinin ürün deseni tespitinde sınıflandırma doğruluğuna etkisi araştırılmış ve karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Kullanılan üç farklı sınıflandırma yöntemi için de tüm veri setlerinde %85'in üzerinde sınıflandırma doğruluğuna ulaşılmıştır. Destek vektör makineleri sınıflandırma yöntemi tüm veri setlerinde en yüksek doğruluğa sahip olmuştur (%92, %96, %96, %95). Ayrıca çalışmada parametrik ve parametrik olmayan kontrollü sınıflandırma yöntemlerinin ürün deseni sınıflandırmasındaki kullanılabilirliği karşılaştırmalı olarak analizi yapılmıştır.

KK ve YKÖ bantlarını bünyesinde barındırması nedeniyle sıklıkla kullanılan ve başarılı sonuçlar veren RapidEye uydu görüntüsünün ürün deseni tespitinde kullanılabilirliği makine öğrenme algoritmalarından DVM yöntemi ve diğer iki sınıflandırma yöntemi ile analiz edilmiştir. Çalışmamızda da başarılı sonuçlar vermiştir.

Sınıflandırma sonuçları incelendiğinde, sınıflandırma doğruluğunu etkileyen önemli parametrelerden biri olan uygun spektral bant seçiminin sınıflandırma doğruluğu üzerindeki etkisi açıkça görülmektedir ve kullanılan yöntemle ilgili olarak bazen sınıflandırma doğruluğunda azalmaya neden olmaktadır. NDRE bitki indeksi ve KK bandının bitlikte kullanımları DVM ve EKM yöntemleri için sınıflandırma doğruluğunu artırırken, EÇB yöntemi için sınıflandırma doğruluğunu düşürmektedir. Bu düşüşün nedeni de kullanılan eğitim/test verisine bağlı olarak sınıflandırma algoritmalarının spektral bantlara farklı hassasiyet göstermesidir. Bu sonuç ile uygun spektral bant seçiminin sınıflandırma işleminde önemi açıkça görülmektedir. NDRE bitki indeksinin sınıflandırma doğruluğuna katkısı incelenmek istendiğinde ise, sadece DVM yönteminde katkı sağladığı görülmektedir. Diğer iki yöntem için herhangi bir etki görülmemiştir. KK bandı ve NDRE bitki indeksinin DVM sınıflandırma doğruluğuna katkısı eşittir.

## TEŞEKKÜR

Yersel veri ve uydu görüntüsünün temini ve sonuçların yorumlanmasındaki desteklerinden dolayı Ege Üniversitesi Ziraat Fakültesi Toprak Bilimi ve Bitki Besleme Bölümü öğretim üyelerinden Prof. Dr. Yusuf Kurucu ve Dr. Müh. Mustafa Tolga Esetlili'ye teşekkür ederiz.

## KAYNAKLAR

Blackbridge (2013): Satellite Imagery Product Specifications (versiyon 6.0), [http://blackbridge.com/rapideye/upload/RE\\_Product\\_Specifications\\_ENG.pdf](http://blackbridge.com/rapideye/upload/RE_Product_Specifications_ENG.pdf) (erişim: 05 Nisan 2015)

Eitel, J.U.H., Vierling, L.A., Litvak, M.E., Long, D.S., Schulthess, U., Ager, A.A., Krofcheck, D.J., ve Stoscheck, L. (2011): 'Broadband, red-edge information from satellites improves early stress detection in a New Mexico conifer woodland', *Remote Sensing of Environment*, 115, (12), pp. 3640-3646

Forkuor, G., Conrad, C., Thiel, M., Ullmann, T., ve Zoungrana, E.(2014): 'Integration of Optical and Synthetic Aperture Radar Imagery for Improving Crop Mapping in Northwestern Benin, West Africa', *Remote Sensing*, 6, (7), pp. 6472-6499

Gong, P., 1997. *Remote Sensing and Image Analysis*, <http://nature.berkeley.edu/~penggong/textbook> (erişim: 05 Nisan 2015)

Kim, H.-O., ve Yeom, J.-M.(2015): 'Sensitivity of vegetation indices to spatial degradation of RapidEye imagery for paddy rice detection: a case study of South Korea', *GIScience & Remote Sensing*,52, (1), pp. 1-17

Kross, A., McNairn, H., Lapen, D., Sunohara, M., ve Champagne, C.(2015): 'Assessment of RapidEye vegetation indices for estimation of leaf area index and biomass in corn and soybean crops', *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*,34, (0), pp. 235-248

Löw, F., Michel, U., Dech, S., ve Conrad, C. (2013): 'Impact of feature selection on the accuracy and spatial uncertainty of per-field crop classification using Support Vector Machines', *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*,85, (0), pp. 102-119

Lu, D. ve Q. Weng (2007). "A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance." *International Journal of Remote Sensing* 28(5): 823-870

Mahesh, P. (2012). *Advanced algorithms for land use and cover classification Advances in Mapping from Remote Sensor Imagery* (pp. 69-90): CRC Press.

Mather, P.M. & Koch, M., 2011. *Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction*, Fourth Edition. Chichester, UK: Wiley-Blackwell, 504 pp

Pal, M., and Foody, G.M.(2010): 'Feature Selection for Classification of Hyperspectral Data by SVM', *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*,48, (5), pp. 2297-2307

Song, D.-X., Huang, C., Sexton, J. O., Channan, S., Feng, M., & Townshend, J. R (2014). Use of Landsat and Corona data for mapping forest cover change from the mid-1960s to 2000s: Case studies from the Eastern United States and Central Brazil. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*