



Detection of forest fire in Menderes district using a superpixel segmentation based search method

Ali Can Karaca* , Mehmet Kemal Güllü 

Kocaeli University, Engineering Faculty, Department of Electronics and Telecommunication Engineering, 41380, İzmit Kocaeli, Turkey

Highlights:

- Analysis of Menderes forest fire in 2017
- Usage of Sentinel-2A satellite data
- High detection accuracy for burnt areas

Keywords:

- Forest fires
- Sentinel-2 satellite
- Superpixel segmentation
- Damage assessment

Article Info:

Research Article
Received: 09.10.2017
Accepted: 14.07.2018

DOI:

10.17341/gazimmfd.460503

Graphical/Tabular Abstract

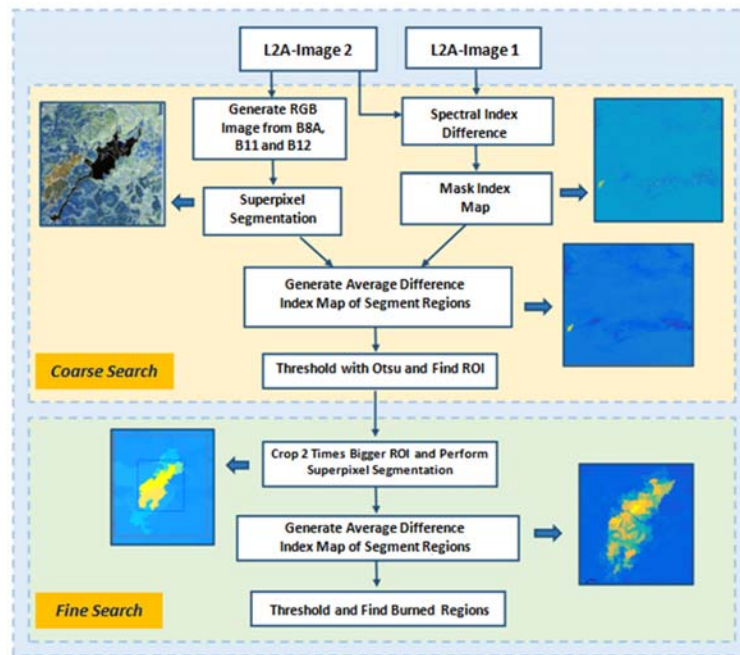


Figure A. Scheme of the proposed method

Correspondence:

Author: Ali Can Karaca
e-mail:
alican.karaca@kocaeli.edu.tr
phone: +90 262 303 3391

Purpose: In this work, detection of forest fire regions are investigated using multispectral images which are acquired by Sentinel-2A satellite. A novel method with coarse-to-fine search strategy is proposed. Firstly, forest fire regions are coarsely detected, and detailed regions are detected efficiently using a fine search step.

Theory and Methods:

The proposed method consists of two main steps. In the first step, B8A, B11 and B12 spectral band images are concatenated and false color image is generated. Then, superpixel segmentation is performed from this image. Spectral index maps are obtained by using two multitemporal images. Afterwards, averages of spectral index map is calculated over superpixels. After thresholding of the map, coarse search is completed. In the second step, detected region is cropped with 2 times bigger window and similar procedure is performed as in coarse region. Finally, after thresholding with Otsu method, burned regions are obtained.

Results:

Performances of the proposed method are compared with traditional spectral index based methods using ROC curves. In the experiments, two images of Sentinel-2 satellite are used for evaluation. Additionally, we used different spectral indices for the usage of our algorithm. Selection of the superpixel number is also discussed inside the paper.

Conclusion:

It is seen that the proposed method gives the best detection performances than other traditional methods. The proposed method provides lower false positive ratios under higher true positive ratios.



Menderes ilçesindeki orman yangınının süperpiksel bölütleme temelli arama yöntemiyle tespiti

Ali Can Karaca* , Mehmet Kemal Güllü 

Kocaeli Üniversitesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği, Kocaeli, 41100, Türkiye

Ö N E Ç İ K A N L A R

- 2017'deki Menderes orman yangınının analizi
- Sentinel-2A uydusu verilerinin kullanımı
- Yanan bölgelerin yüksek başarımla tespiti

Makale Bilgileri

Araştırma Makalesi
Geliş: 09.10.2017
Kabul: 14.07.2018

DOI:

10.17341/gazimmfd.460503

Anahtar Kelimeler:

Orman yangınları,
sentinel-2 uydusu,
süperpiksel bölütleme,
hasar tespiti

ÖZET

Orman yangınları ülkemizde en çok etkilenilen doğal afetlerden birisidir. Türkiye Cumhuriyeti Orman ve Su İşleri Bakanlığı'nın ormancılık istatistiklerine göre sadece 2016 yılında toplam 3188 adet orman yangını meydana gelmiştir [1]. Oluşan her orman yangınından sonra hasar gören bölgelerin tespiti, arazi yönetimi ve hızlı planlama açısından önem taşımaktadır. Bu konuda uzaktan algılama teknolojileri oldukça popüler bir konu haline gelmiştir. Bu çalışmada, Sentinel-2A uydusu üzerinden alınan multispektral görüntüler kullanılarak yangın bölgesinin tespiti incelenmektedir. Yangın bölgesinin tespiti için klasik spektral indekslerin kullanımı değerlendirilmektedir. Bunun yanında, kabadan inceye arama stratejisi içeren özgün bir yaklaşım önerilmektedir. Önerilen yöntemde önce yangın bölgeleri kabaca bulunmakta daha sonra da bulunan bölgeler içerisinde ince arama adımı ile hassas tespit yapılmaktadır. Uzamsal ve spektral bilgiyi birlikte değerlendirebilmek için her iki adımda da süperpiksel temelli bir yaklaşım kullanılmaktadır. Önerilen yöntem ve diğer yöntemlere ait deneysel sonuçlar 1 Temmuz 2017'de İzmir-Menderes bölgesinde gerçekleşen yangın için elde edilmiştir [2]. Elde edilen sonuçlar alıcı işlem karakteristikleri üzerinden karşılaştırılmıştır ve önerilen yöntemin diğer yöntemlerden daha iyi tespit performansı sağladığı gösterilmiştir.

Detection of forest fire in Menderes district using a superpixel segmentation based search method

H I G H L I G H T S

- Analysis of Menderes forest fire in 2017
- Usage of Sentinel-2A satellite data
- High detection accuracy for burnt areas

Article Info

Research Article
Received: 09.10.2017
Accepted: 14.07.2018

DOI:

10.17341/gazimmfd.460503

Keywords:

Forest fires,
Sentinel-2 satellite,
superpixel segmentation,
damage assessment

ABSTRACT

Forest fires are one of the most affected natural disasters in our country. According to the forest statistics shared by the Ministry of Forestry and Water Management of Republic of Turkey, 3188 forest fires are occurred just in 2016 [1]. After each forest fire, detection of affected regions is crucial with regard to land management and fast planning. In this respect, remote sensing technologies have become a popular topic. In this work, detection of forest fire regions are investigated using multispectral images which are acquired by Sentinel-2A satellite. For the detection of forest fire regions, classical spectral indices are used. Additionally, a novel method with coarse-to-fine search strategy is proposed. Firstly, forest fire regions are coarsely detected, and detailed regions are detected efficiently using a fine search step. In order to evaluate spatial and spectral information together, a superpixel segmentation based approach is used for both coarse and fine search step. The experimental results of proposed method and other methods are obtained for the forest fire located in İzmir-Menderes region in 1 July 2017 [2]. Obtained results are compared using receiver operating characteristics and the proposed method is found to provide better detection performance than the other methods in the literature.

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Uzaktan algılama tekniği, pasif ve aktif algılayıcı sistemler arayıcılığıyla yeryüzü hakkında ayrıntılı bilgi edinmeyi sağlamaktadır [3]. Geniş alanların görüntülenebilmesi, verilere hızlı bir şekilde ulaşılabilmesi, güvenilir olması ve verilerin pek çok malzemeye ait karakteristiği ölçülebilmesi sayesinde uzaktan algılama teknolojileri günümüzde oldukça popüler hale gelmiştir. Çeşitli uzaktan algılama teknolojileri ile yer, hava veya uydu platformlarından elde edilen veriler kullanılarak arazilerde minerallerin haritalandırılması [4], bölgenin kuraklık analizi [5], hedef tespiti [6], binaların otomatik tespiti [7] ve yol bölgelerinin bulunması [8] gibi farklı konularda uygulamalar yapılabilmektedir. Ülkemizde yaz aylarında özellikle Akdeniz ve Ege Bölgeleri'nde çok yüksek değerlere ulaşan sıcaklıklar düşük nem ile birlikte orman alanları açısından büyük bir tehlike oluşturmaktadır. Türkiye Cumhuriyeti Orman ve Su İşleri Bakanlığı'nın ormancılık istatistiklerine göre 2016 yılında toplam 3188 adet orman yangını olmuş olup bunların çoğunun ihmal kaynaklı oluştuğu değerlendirilmiştir [1]. Bu yangınlar rüzgârın da etkisiyle kısa sürede büyük hasarlara yol açabilmektedir. Orman yangınlarının önlenmesi, tespiti, izlenmesi ve oluşan hasarın analiz edilmesi oldukça önemli hale gelmektedir.

Orman yangınları ile ilgili çalışmalar incelendiğinde farklı stratejilerle tespit çalışmalarının yapıldığı görülmüştür [9]. Bunlardan ilki gözlem kuleleri üzerine yerleştirilen video kamera, kızıl ötesi kamera, kızıl ötesi spektrometre ve lazer uzaklık algılayıcı sistemleri ile yangınların tespitidir. Bu konuda örnek uygulamalardan birisi Alman Uzay Enstitüsü (DLR)'nin FireWatch ürünüdür [10]. Bu ürün 10-40 km uzaklık bölgesinde yangın bölgesini tespit edebilecek şekilde çalışmakta olup hâlihazırda Almanya'da 178 kulede kullanılmaktadır. Tespit için 360° dönebilen her 4-6 dakikada 10 derece adımlarla çevreyi tarayan bir görüntüleme sistemi kullanılmaktadır. Her bölgenin çevresel görünüşünün farklı olması ve tek bir sistemin kısıtlı bir alanı tarayabilmesi bu sistemin dezavantajlarıdır [11]. Tespit yöntemlerinden bir diğeri, kablosuz algılayıcı ağları ile yangın tespit sistemleridir [12, 13]. Bu sistemler, gözlem yapılacak bölgeye rastgele veya eşit aralıkla yerleştirilen çok sayıda kablosuz algılayıcı sisteminden oluşmaktadır. Kablosuz algılayıcı sistemleri bulunduğu bölgedeki nem ve sıcaklık gibi çeşitli bilgileri denetlemekte ve uyarı verebilmektedir. Bu tür sistemler özellikle başlangıç aşamasındaki yangınların hızlı bir biçimde tespiti için önem taşımaktadır. Tespit yöntemlerinin diğeri ise uydu temelli gözlem sistemleridir. Bu sistemler çok büyük bir görüntüleme alanı sayesinde diğerlerinden öne çıkmaktadır. Özellikle yangın sonrası hasar gören bölgenin belirlenmesi, yangın karakteristik özellikleri ve şiddetinin ölçülmesinde etkili bir teknik olmaktadır [14]. Uydu temelli uzaktan algılama teknolojilerinden çok bantlı (multispektral) görüntüleme yöntemi, yüksek uzamsal çözünürlüğü ve onlarca spektral bant görüntüsüne sahip olabilmesi nedeniyle yangın tespitinde sıklıkla kullanılmaktadır [15, 16]. Yangın

bölgesinin tespiti için genellikle farklı zamanlarda alınan aynı arazi bölgesine ait görüntüler çeşitli yöntemler üzerinden karşılaştırılmaktadır [14]. Tüm dünyada olduğu gibi Türkiye'de de orman yangınları gibi doğal afetler için çalışmalar devam etmektedir. Örneğin, Sakarya vd. [16] tarafından yayınlanan çalışmada milli uydumuz RASAT ile elde edilen görüntüler ile nesne sezme, sınıflandırma ve değişim sezme analizleri ile ilgili uygulamalara yer verilmiştir. Ayrıca, doğal afetlerin uzaktan algılama ile hızlı bir biçimde hasar analizinin yapılması konusunda TÜBİTAK tarafından Viskon-RS yazılımı geliştirilmiştir [17]. İlgili yazılımın T.C. Başbakanlık Afet ve Acil Durum Yönetimi Başkanlığı'nın (AFAD) kullanımına sunulduğu belirtilmiştir.

Uydu görüntülerinin orman yangınları için kullanımında üç farklı uygulama öne çıkmaktadır. Bunlar yangın sırasında yanmakta olan (aktif) bölgenin belirlenmesi [18, 19], yangın sonrası yangından etkilenen bölgelerin otomatik tespiti [20, 21] ve yanma şiddetinin ölçülmesidir [14], [22-26]. Murphy vd. [18] tarafından önerilen yöntemde yüksek mekânsal çözünürlüğe sahip Landsat 8 uydusundan elde edilen verilerin 870, 1610 ve 2200 nm dalga boylarındaki oranları kullanılarak aktif bölgeler bulabilmektedir. Ek olarak, Ononye vd. [19] tarafından yayınlanan çalışmada normalize edilmiş yangın oranı (Normalized Burn Ratio, NBR) spektral indeksi üzerinden aktif bölgenin tespiti yapılmıştır. Spektral indeksler sadece aktif bölgenin tespitinde değil, yangın sonrası oluşan hasarın değerlendirilmesinde de verimli bir yöntemdir [22-26]. Burada yangın sonrası arazide başta bitki örtüsü olmak üzere diğer yanan tüm malzemelerin spektrumunda bir değişim oluşturduğu varsayılarak farklı bilgileri basit bir biçimde ölçülebilen spektral indekslere başvurulmaktadır. Literatürde kullanılan başlıca spektral indeksler normalize edilmiş fark bitki örtüsü indeksi (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI), yeşil normalize edilmiş fark bitki örtüsü indeksi (GNDVI), yangın arazi indeksi (Burn Area Index, BAI) ve NBR'dir [22-26]. Bunun haricinde Miller vd. [24] ve Parks vd. [25] tarafından yapılan uygulamalarda yangın şiddetini daha iyi ölçülebilen yeni metrikler tanımlanmıştır. Genellikle kullanılan tüm bu spektral indeksler yangın öncesi ve yangın sonrası elde edilen veriler için hesaplanıp, görüntüler arasındaki farklara göre hasar gören bölge ve hasar şiddeti bulunabilmektedir [26]. Yanmış bölgeye ait bir piksel bilindiğinde, uzamsal komşuluklarındaki piksellerin de yanmış veya yanmak üzere olduğu söylenebilir. Özellikle multispektral görüntüler gibi uzamsal çözünürlüğün yüksek olduğu görüntülerde bu durum daha da öne çıkmaktadır. Fakat yukarıda belirtilen spektral indeksler bu bilgiyi kullanmamaktadır ve her bir piksel ayrı değerlendirilir prensibiyle, birbirinden bağımsız olarak yanma derecesini değerlendirmektedir. Her piksel ayrı ayrı değerlendirildiğinde ise gürültü, kalibrasyon farklılığı ve diğer faktörlerden kaynaklı bazı bölgeler de yangın alanlarına dahil olabilmektedir. Bu ilişkiyi kullanmak amacıyla literatürdeki değişim tespiti yaklaşımları süperpiksel temelli yöntemlere yönelmiştir [27-31]. Örneğin, Huang vd. [27] tarafından önerilen yöntemde

bölgesel özdeğişinti özelliklerini süperpikseller üzerinden kullanarak sentetik açıklıklı radar görüntülerinde değişim tespiti uygulanmıştır. Başka bir çalışmada, GF-1 ve WorldView uydularından alınan multispektral görüntülerde öncelikle süperpikseller üzerinden değişim öznelik vektörleri belirlenmiştir [28]. Sonrasında bu vektörler üzerinden kesin hasar görmüş bölgeler belirlenmekte ve ilgili bölgeler üzerinden yapay sinir ağlarıyla model eğitilmektedir. Son olarak eğitilen modele tüm öznelikler uygulanarak sınıflandırma sağlanmaktadır. Bu çalışmada, 1 Temmuz 2017 tarihinde öğlen saatlerinde İzmir'in Menderes ilçesinde gerçekleşen yangın incelenmektedir [2]. Çalışmada yangın bölgesinin otomatik ve başarılı bir biçimde bulunabilmesi için süperpiksel bölütleme temelli özgün bir yaklaşım önerilmektedir. Yaklaşım iki aşamalı olup kabadan inceye bir arama işlemi sunmaktadır. İlk adımda yangın bölgesi kabaca belirlenmekte, sonrasında ise kabaca belirlenen bölgelerin etrafında tekrar arama yaparak tespit sonucu iyileştirilmektedir. Bu sayede giriş görüntüsü ne kadar büyük olursa olsun yangın bölgesine doğru hedef alan küçültülerek arama bölgesi daraltılmaktadır. Daraltılan hedef alan içerisinde daha az yanlış pozitif oranıyla tespit işlemi gerçekleştirilmektedir.

2. ÇALIŞMA ALANI VE ALAN VERİSİ (STUDY AREA AND FIELD DATA)

Bu çalışma, İzmir ili Menderes ilçesinde 01.07.2017 tarihinde çıkan yangın sonrasında hasar gören bölgenin tespitini amaçlamaktadır. İstatistiklere göre yaklaşık 1000 hektarlık orman alanını yok eden bu yangın 4 günde kontrol altına alınabilmiştir [2]. Yangında başta zeytin, badem ve armut ağaçlarının bulunduğu yaklaşık 200 dönümlük tarım arazisi zarar görmüştür.

Yangın bölgesinin incelenmesi için AVHRR, MODIS, SPOT-VEGETATION ve LANDSAT gibi pek çok uydu sistemi hâlihazırda kullanılmaktadır [32]. Bunlardan MODIS uydusu 250-1000 metre uzamsal çözünürlüğünde günlük veriler üretebilmektedir. Ancak amaç yangından hasar gören bölgenin hassas bir şekilde ölçülmesi olduğunda uzamsal çözünürlükler önem kazanmaktadır. LANDSAT uyduları 15-30 metre uzamsal çözünürlükleri ile görüntüler elde edebilmektedir. Bununla birlikte tekrar ziyaret etme süresi 16 gündür. Avrupa Uzay Ajansı'nın (ESA) 23 Temmuz 2015'te fırlattığı Sentinel-2 uydusu ile spektral bantlara göre farklılaşacak şekilde uzamsal çözünürlükleri 10, 20 ve 60 metre olmaktadır. Tekrar ziyaret etme süresi ekvator civarında yaklaşık 5 gündür [33]. Sentinel-2A uydusuyla elde edilen verilerde toplam farklı 13 spektral bant bulunmaktadır ve ilgili bantlar Tablo 1'de

paylaşmıştır. Bu bantlar görünür bölge, yakın kızılötesi (VNIR) bölgesi ve kısa dalga kızıl ötesi (SWIR) aralığını kapsamaktadır. Görüntü alımı sırasında yaklaşık 290 km'lik bir alanı tarayarak kaydetmektedir. Bu çalışmada, daha yüksek uzamsal çözünürlük sunabilmesinden dolayı Sentinel-2A üzerinden alınan multispektral görüntüler kullanılmıştır.

Tablo 1. Sentinel-2A uydusunun spektral bant özellikleri
(Spectral band properties of Sentinel-2A)

Bant İsmi	Merkez Dalgaboyu (nm)	Uzamsal Çözünürlük (m)	Spektral Genişlik (nm)
B1	443	60	20
B2	490	10	65
B3	560	10	35
B4	665	10	30
B5	705	20	15
B6	740	20	15
B7	783	20	20
B8	842	10	115
B8A	865	20	20
B9	945	60	20
B10	1380	60	30
B11	1610	20	90
B12	2190	20	180

Yangın bölgesini içine alan Sentinel-2A verileri incelendiğinde Şekil 1(a)'da paylaşılan çalışma alanına sahip görüntülerin bulunduğu görülmüştür. Yangın öncesi için 22 Haziran 2017'de alınan multispektral görüntü, yangın sonrası için ise 12 Temmuz 2017'de alınan radyometrik ve geometrik doğrulaması yapılmış seviye 1C (L1C) multispektral görüntüleri kullanılmıştır. Kullanılan verilerin isimleri Tablo 2'de paylaşılmıştır. Ayrıca, yangın öncesi alınan verinin renklendirilmiş görüntüsü Şekil 1(b)'de paylaşılmış olup görüntüde yangın bölgesi kırmızı çerçeve içerisinde gösterilmiştir. Çalışmadaki amaç yangın bölgesinin otomatik tespiti olduğu için görüntünün yangın olan kısmı kırılmadan alınan verinin tamamı üzerinden analiz yapılacaktır.

3. ÖNERİLEN YÖNTEM (PROPOSED METHOD)

Yangın sonrası hasar gören bölgeyi bulmak için önerilen yöntem üç aşamadan oluşmaktadır ve adımları Şekil 2'de verilmiştir. İlk aşamada, Sentinel-2A uydusundan alınan yangın öncesi ve sonrasına ait L1C multispektral görüntülerine atmosferik düzeltme uygulanmaktadır. Burada uydudan alınan görüntüler içerisindeki atmosfer kaynaklı

Tablo 2. Kullanılan görüntülerin özellikleri (Features of the images used)

	Görüntü Alım Zamanı	Dosya İsmi
Yangın Öncesi	22.06.2017 09:00:21	S2A_MSIL1C_20170622T090021_N0205_R007_T35SNC_20170622T090154
Yangın Sonrası	12.07.2017 09:00:21	S2A_MSIL1C_20170712T090021_N0205_R007_T35SNC_20170712T090405



Şekil 1. a) Çalışma alanı b) Yangın öncesi alınan görüntü ((a) Study area (b) RGB image captured after fire)

etkileri giderilerek görüntüler iyileştirilmektedir. İkinci aşamada atmosferik düzeltme işlemiyle seviye 2A (L2A) görüntüsüne dönüştürülen görüntülerde göl ve nehir gibi sulak alanların ve bulut bölgelerinin tespiti yapılmaktadır. Bu adım, sulak arazi ve bulut bölgelerindeki olası hatalı yangın algılanması durumlarını maskeleyerek azaltmaktadır. Son adımda ise maskelenen görüntüler üzerinden süperpiksel temelli yangın tespit algoritması koşturulmaktadır. Bahsi geçen algoritma öncelikle yangın bölgesini kabaca belirleyerek diğer bölgeleri çıkartıp, belirlenen bölgelerin etrafında tekrar arama yaparak tespit sonucunu iyileştirmektedir.

3.1. Atmosferik Düzeltme İşlemi (Atmospheric Correction Process)

Sentinel-2A uydusundan alınan ve araştırmacılara açık şekilde paylaşılan L1C multispektral görüntüleri radyometrik ve geometrik olarak düzeltilmiş halde gelmektedir. Uydunun atmosfer üzerinden görüntü almasından dolayı görüntü üzerinde su buharı, bulut bölgesi ve bulut kaynaklı gölge bölgeleri içeren farklı tür etkiler oluşabilmektedir. Bununla birlikte, görüntünün tamamında yüzey yansımaya değerleri atmosferden etkilenmekte ve bölgelere ait spektral imzalar atmosfere bağlı olarak değişebilmektedir. Tüm bu etkilerden kurtulabilmek için verilere atmosferik düzeltme işleminin uygulanması gerekmektedir. Bu işlem için ESA'nın yazılımı olan SNAP programı [34] ve Sen2Cor (Sentinel to Correction) eklentisi kullanılmıştır [34]. SNAP (SeNtinel's Application Platform) programı, ESA'nın araştırmacılara dünya gözlem verilerini incelemesi için sunduğu bir yazılımdır ve <http://step.esa.int/main/download/> linkinden ücretsiz bir şekilde indirilebilir. Bu yazılımla, tüm Sentinel uydularına ait görüntüler açılabilen, incelenebilmekte ve Sen2Cor eklentisi kurulduğunda atmosferik düzeltme işlemi uygulanabilmektedir.

Sen2Cor eklentisi ile yapılan işlem üç ardışık adımdan oluşmaktadır. İlk aşamada, L1C görüntüsü üzerinde sahne sınıflandırması yapılarak bulut bölgeleri, bulutların oluşturduğu gölgeler, buz ve kar bölgeleri gibi bölgeler elde

edilmektedir. Sonrasında görüntüdeki piksellere ait su buharı ve aerosol optik kalınlığı bilgileri elde edilmektedir. Tüm bu bilgilerle birlikte ışınımsal transfer modeli oluşturularak L1C görüntüsü L2A görüntüsüne dönüştürülmektedir. İşlem sonunda L2A görüntüsünün yanında ilk aşama sonucunda oluşturulan sahnenin sınıflandırma haritası da elde edilmektedir.



Şekil 2. Önerilen yöntemin şeması (Scheme of the proposed method)

3.2. Sulak Bölge ve Bulut Bölgesinin Maskelenmesi (Masking of Wetland and Cloud Region)

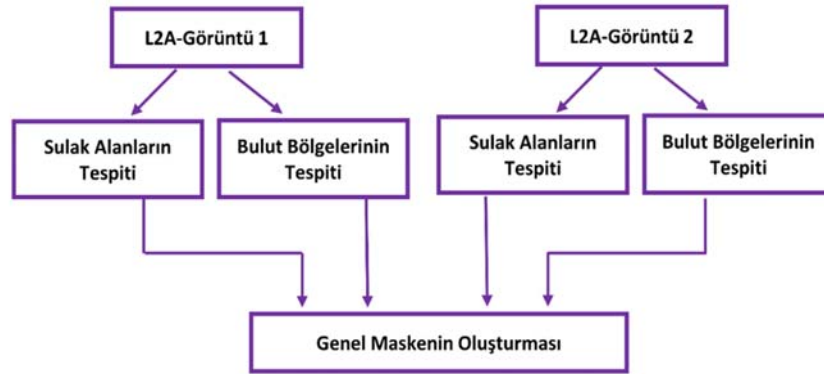
Şekil 1(b)'de paylaşılan yangın öncesi görüntü incelendiğinde içerisinde bulut bölgelerinin bulunduğu ve bu bölgelerin altındaki alanların görünürliğini ciddi derecede değiştirdiği görülmüştür. Görüntü çiftinden herhangi birinde bulut benzeri yapılar olması bölgede bir değişim etkisi yarattığından, yangın bölgesi tespiti başarımını düşürmektedir. Bu durum da tespit sonrasındaki yanlış alarm oranını arttırmaktadır. Roberts vd. [19] tarafından önerilen çalışmada ön işlem olarak bulutların tespit edilerek bu bilginin kullanılması önerilmektedir. Bunun haricinde yangın sadece karasal bölgede oluşacağından sulak alanların tespit edilerek bu bölgelerin de değerlendirme dışı

birakılması yanlış alarm oranını azaltacaktır. Bu çalışmada, tüm bu bilgilerden yola çıkarak bir ön işlem adımı olarak sulak alanların ve bulut bölgelerinin maskelenmesi önerilmektedir. Önerilen ön işleme ait akış şeması Şekil 3’de paylaşılmıştır. Bu çalışmada, atmosferik düzeltme adımı bulutlu bölgelerin bulunması için Sen2Cor eklentisi ile üretilen sınıflandırma haritasında bulut bölgeleri, buzlu/karlı bölgeler ve gölge içeren bölgelere ait etiketler bulunmaktadır. Ayrıca, bulut bölgelerini de kategorize ederek olasılıklarına göre yüksek, orta ve düşük olasılıklı olarak sınıflandırmaktadır. Bu çalışmada, Sen2Cor işlemi sonucunda elde edilen yüksek olasılıklı bulut bölgelerine ait tespit haritası değerlendirilerek bulut maskesi oluşturulmaktadır. Bulutların sınır bölgelerindeki piksellerin de gölge vb. etkilerden dolayı hataya yol açabileceği düşünüldüğünden, bulut maskesi morfolojik işlemlerle genişletilmiştir. Genişletmek amacıyla 11 piksel yarıçapında disk yapısıyla yayma (dilation) işlemi kullanılmaktadır. Sulak bölgelerin tespiti için literatürde normalize fark su indeksi (NDWI), NDWI2 ve modifiye edilmiş NDWI (MNDWI) gibi su indeksleri kullanılmıştır. Yangın öncesi ve sonrası elde edilen görüntülerde gerek doğru tespit gerekse bölgelerin tutarlı olması sebebiyle NDWI2 indeksi kullanılmaktadır. Tespit sonrasında elde edilen bölgeler 15 x 15 boyutunda bir ortanca süzgeç ile filtrelenerek nihai sulak

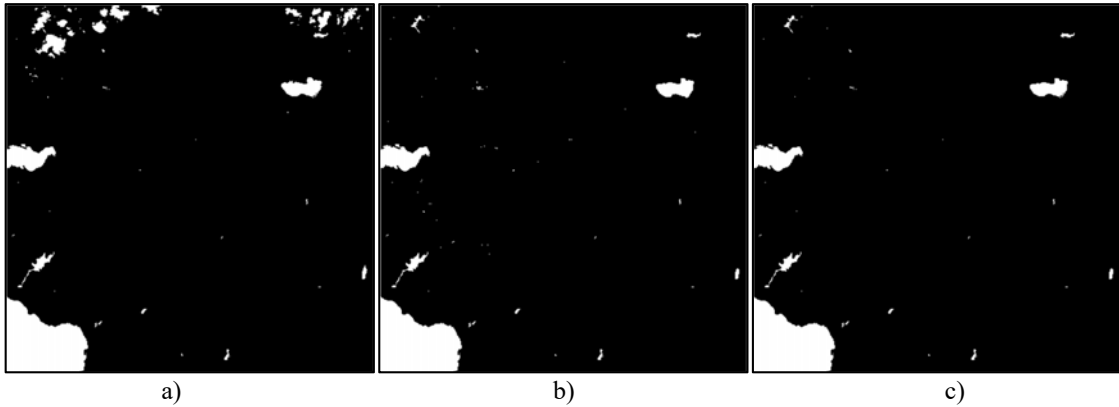
alanlar tespit edilmektedir. Her multispektral görüntü için bulut tespiti ve sulak bölgeler ayrı ayrı tespit edildikten sonra toplam dört farklı maske oluşmaktadır. Bu maskelerin bilgilerinin kaynaştırılması amacıyla ikili imgeler üzerinden çalışan mantıksal operatörler kullanılmıştır. Şekil 4(a) ve Şekil 4(b)’de yangın öncesi ve yangın sonrası görüntülere ait sulak arazi maskeleri verilmiştir. Geometrik olarak eşleşen iki görüntüde sulak arazi bölgesinin piksel piksel eşleşecektir. Buradan yola çıkılarak elde edilen iki maske mantıksal VE (AND) işlemiyle birleştirilerek sonuç sulak arazi haritası oluşturulmaktadır. Yangın öncesi ve sonrasında elde edilen bulut bölgelerine ait ikili görüntüler ise Şekil 5(a) ve Şekil 5(b)’de verilmiştir. Bulut bölgelerinde ise mantıksal VEYA (OR) işlemiyle sonuçlar birleştirilerek sonuç bulut bölgesi oluşturulmaktadır. Kullanılan görüntülerde bulut bölgeleri ilk görüntüde yoğunlukta olduğundan nihai haritayı büyük ölçüde belirlediği söylenebilir. Son olarak, bulut bölgeleri ve sulak alanlara ait elde edilen genel maskeler mantıksal VEYA operatörüyle birleştirilerek kullanılmayacak pikseller belirlenmektedir.

3.3. Tespit Algoritması (Detection Algorithm)

Yangında hasar gören bölgelerin bulunması amacıyla farklı spektral indekslerin yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bununla birlikte hasar gören bir alanın uzamsal



Şekil 3. Sulak alanlar ve bulut bölgeleri için maske oluşturulması (Mask generation for water areas and cloud regions)



Şekil 4. Sulak arazi maskesi a) Yangın öncesi b) Yangın sonrası c) Sonuç haritası
(Mask of water regions (a) Before fire (b) After fire (c) Result map)

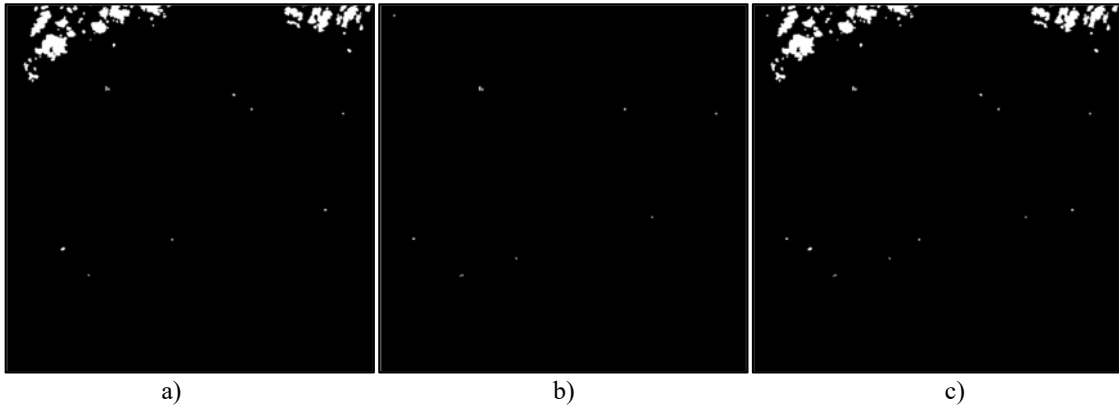
komşuluklarındaki piksellerin de yanmış veya yanmak üzere olduğu söylenebilir. Buradan yola çıkarak bu çalışmada uzamsal komşuluk ve spektral indeks bilgilerinin birleştirilerek yangın bölgesinin tespiti amaçlanmaktadır.

Önerilen yöntemle ait akış şeması Şekil 6'da verilmiştir. Yöntem kaba arama (coarse search) ve ince arama (fine search) olmak üzere iki kısımdan oluşmaktadır. İlk kısımdaki kaba arama adımında öncelikle yangın sonrası görüntü süperpiksel bölütleme yöntemiyle eşit büyüklükteki kümeler ayrılmaktadır. Sonrasında bu kümeler üzerinden yangın bölgesi kabaca tespit edilmekte ve arama bölgesi daraltılmaktadır. İkinci kısımda ise daraltılan bölge içerisinde ince arama ile tekrar süperpiksel bölütleme işlemi

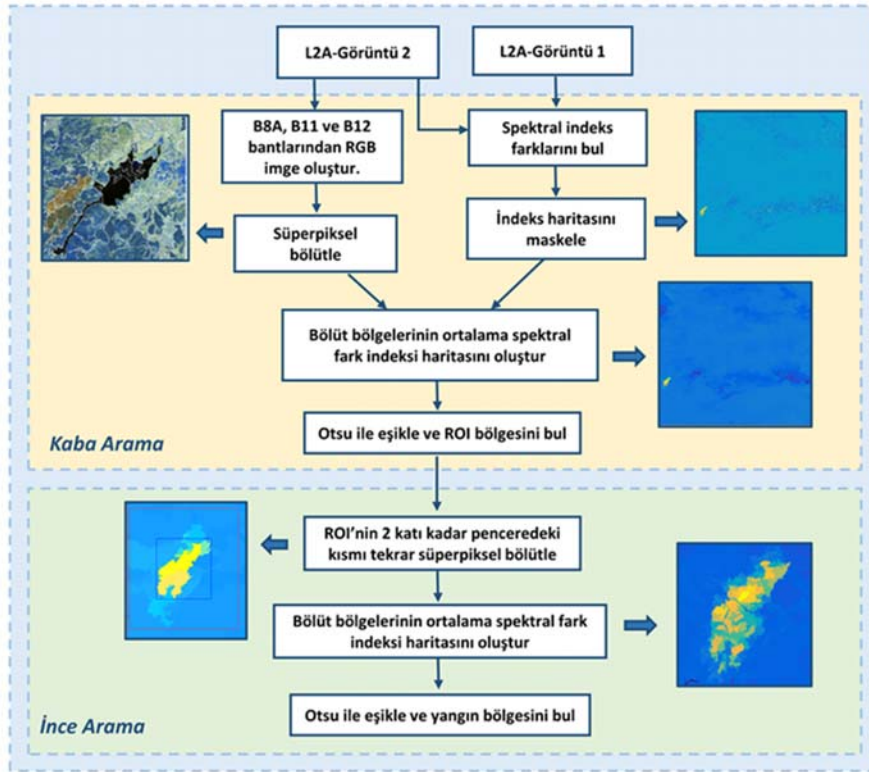
uygulanarak sınır bölgelerdeki doğruluk artırılmaktadır ve hasar gören bölge hassas bir biçimde tespit edilmektedir. Önerilen yöntemle uydu görüntüleri ne kadar büyük bir çözünürlükte olursa olsun ilgilenilen alana (Region Of Interest, ROI) yoğunlaşarak diğer bölgelerdeki yanlış alarm oranları azaltılabilmektedir.

3.3.1. Kaba arama (Rough search)

Kaba arama adımında atmosferik düzeltme uygulanmış L2A görüntüleri arasında farklı spektral indekslerle indeks haritaları oluşturulmaktadır. Bu kısım pek çok yangın tespiti algoritmasında temel olarak kullanılmaktadır. Kullanılabilecek spektral indeksler NDVI, GNDVI,



Şekil 5. Bulut bölgesi maskesi a) Yangın öncesi b) Yangın sonrası c) Sonuç haritası (Mask of cloud regions (a) Before fire (b) After fire (c) Result map)



Şekil 6. Önerilen yangın tespiti yöntemine ait akış şeması (Flow chart for the proposed fire detection method)

NDVIreIn, NBR, RBR ve BAI indeksleri olup bunların hesaplanması için değerlendirilecek eşitlikler Tablo 3'te verilmiştir. Yangın olup olmaması ise yangın öncesi ve sonrasında spektral indekslerin farkları alınarak bulunabilmektedir. RBR hariç diğer spektral indeksler Tablo 3'deki eşitlikler üzerinden indeks farkları kullanılarak hesaplanmaktadır. RBR spektral indeksi ise NBR üzerine kurulmuş olduğundan önce yangın öncesi ve sonrası NBR indeks haritaları oluşturulmakta, sonra yangın öncesi NBR'ye NBR_1 bölünerek değerleri hesaplanmaktadır. Herhangi bir spektral indeks üzerinden fark haritaları hesaplandıktan sonra bulut bölgeleri ve sulak alanlar elemana çarpılarak maskelenmektedir. Bu durum ilgili alanların indeks etkisini sınırlamaktadır.

Kaba arama adımında spektral indekslerin farkları üzerinden hesaplanan haritalara uzamsal bilgiyi de dâhil etmek için süperpiksel bölütleme kullanılmaktadır. Süperpiksel bölütleme tüm imgeyi benzer renk, ışıklılık ve doku bilgilerine göre küçük yamalar şeklinde bölütlere ayırmaktadır. Bu sayede aynı karakteristiğe sahip pikselleri işlemek yerine o grubu temsil eden süperpikselleri değerlendirmek başarılı ve çalışma süresi açısından avantaj haline gelebilmektedir.

Önerilen yöntemde süperpiksel bölütleme kullanılmasının sebebi, spektral indekslerini komşuluk bilgilerini de dahil ederek hesaplamaktır. Buradaki kritik nokta belirlenen süperpiksellerin kenar bölgelerine olabildiğince iyi bir şekilde oturması ve birbirine yakın büyüklükte parçalardan oluşmasıdır. Bu sayede, birbirine yakın renk değerlerine sahip olan bölgeler birbirine karışmamaktadır. Bu bölgeler üzerinden ortalama spektral indeks hesabı yapıldığında bölüt içerisinde yüksek indekse sahip birkaç piksel bulunduğu bunlar elenebilmektedir ve hatalı algılamalar azaltılabilmektedir.

Süperpiksel temelli bölütleme için çizge ve gradyen temelli pek çok farklı yaklaşım kullanılmaktadır [35]. Bu yöntemler arasında gradyen temelli bir yöntem olan SLIC (Simple Linear Iterative Clustering) yönteminin kenarlara uyma,

bölütleme süresi ve bölütleme başarımlarının daha yüksek bir performansa sahip olduğu belirtilmiştir [35]. Bu sebeple, bu çalışmada süperpiksel bölütleme için SLIC yöntemi kullanılmaktadır.

SLIC yöntemine ait algoritma Algoritma 1'de paylaşılmıştır [35]. Yöntemde ilk aşamada renk uzayı dönüşümü ile RGB değerleri CIELAB değerlerine dönüştürülmektedir. İkinci aşamada, küme merkezlerinin ilklendirilmesi için adım aralığı (S) hesaplanmaktadır. Burada S terimi, toplam piksel sayısı N olmak üzere $S = \sqrt{\frac{N}{SP}}$ ifadesiyle bulunmaktadır.

Herhangi bir k kümesine ait küme merkezi C_k , CIELAB renk uzayı değerleri ile piksel konumu değerlerinin arka arkaya eklenmesi ile oluşan bir vektör şeklinde ifade edilmektedir.

Küme merkezleri ilklendirilmesi sonrasında her küme için küme merkezleri 3×3 komşuluk içerisinde en düşük gradyen pozisyonuna taşınarak kenar bölgesi üzerine denk gelme olasılığı azaltılmaktadır. Buradaki her bir bölüt bir süperpiksel bölgesini temsil etmektedir. Sonraki adımda k -ortalamlar (k -means) algoritmasındaki gibi yinelemeli olarak en uygun süperpikseller bulunmaya çalışılmaktadır. Her bir iterasyonda önce tüm süperpikseller için süperpiksele ait merkez konumunun etrafında $2S \times 2S$ genişliğinde bir alan belirlenmektedir. Bu alan içerisinde kalan pikseller ile küme merkezleri arasında Eş. (1)'de verilen uzaklık hesabı yapılmaktadır. Uzaklık değeri (D), renk farkları (u_r) ile uzamsal konumların farklarının u_p ağırlıklandırılması ile hesaplanmaktadır. Renk farkları, CIELAB değerleri arasındaki Öklid mesafesi olarak tanımlanmıştır. Burada, K parametresi süperpiksel bütünlük derecesi parametresi olarak isimlendirilmektedir. Uzaklık hesabı sonrasında en düşük uzaklığa sahip küme etiketi seçilerek piksellerin küme değerleri güncellenmektedir. Sonrasında yeni küme etiketleri üzerinden küme merkezleri güncellenmektedir. Bu işlem, küme merkezleri değişmeyene veya maksimum iterasyon sayısına ulaşılan kadar devam etmektedir. Algoritma 1 sona erdiğinde süperpiksel haritası elde edilmektedir.

Tablo 3. Çalışmada kullanılan spektral indeksler (Spectral indexes used in the study)

Spektral İndeks	Eşitlik	Spektral indeks farkları
NDVI	$\frac{B8A - B4}{B8A + B4}$	$fNDVI = NDVI_1 - NDVI_2$
GNDVI	$\frac{B8A - B3}{B8A + B3}$	$fGNDVI = GNDVI_1 - GNDVI_2$
NDVIreIn	$\frac{B8A - B5}{B8A + B5}$	$fNDVIreIn = NDVIreIn_1 - NDVIreIn_2$
NBR	$\frac{B8A - B12}{B8A + B12}$	$fNBR = NBR_1 - NBR_2$
RBR	-	$RBR = \frac{fNBR}{NBR_1 + 1.001}$
BAI	$\frac{1}{(0.1 - B4)^2 + (0.06 - B8)^2}$	$fBAI = BAI_1 - BAI_2$

$$\begin{aligned}
 u_r &= \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2}, \\
 u_p &= \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \\
 D &= \sqrt{u_r^2 + K^2 \left(\frac{u_p}{S} \right)^2}
 \end{aligned} \quad (1)$$

Algoritma 1. SLIC Süperpiksel Bölütleme Yöntemi

Parametreler: SP ve K // Sırasıyla süperpiksel sayısı ve bütünlük derecesini göstermektedir.

/* Adım 1: Renk uzayı değiştirme */

- Görüntüyü RGB renk uzayından CIELAB renk uzayına taşı.

/* Adım 2: Küme merkezlerini ilklendirme */

- Küme merkezleri $C_k = [l_k \ a_k \ b_k \ x_k \ y_k]$ 'yı S adımlarıyla örnekleyerek ilklendir.
- Küme merkezlerini 3×3 'lük komşulukdaki en düşük gradyen pozisyonuna kaydır.

/* Adım 3: En uygun kümelerin bulunması */

- Her k kümesinin merkezi etrafında $2S \times 2S$ 'lik alan belirle.
- Belirlenen alandaki piksellerin CIELAB ve konum değerleri ile küme merkezleri arasındaki uzaklık mesafesini (D) Eş. 1'deki denklemi kullanarak hesapla.
- Her piksel için en düşük uzaklığa sahip kümenin etiketini ata.
- Yeni küme merkezlerini ve yeni merkezlerin bir önceki yinelemedeki merkezlerle farkını E hesapla.
- Hata değeri E sifıra yakınsayana veya maksimum iterasyon sayısına erişilene kadar devam et.

SLIC süperpiksel bölütleme işlemi standart olarak 3 kanallı RGB imgelere uygulanmaktadır. Çalışmada multispektral görüntüler kullanıldığından bu görüntülerin yangın tespitine uygulanması için yangın sonrası multispektral görüntünün B8A, B11 ve B12 bant görüntüleri kullanılmaktadır. Bahsi geçen bant görüntüleri kızılötesi bölgede olduğundan yangın bölgesini bölütlenmesinin doğru yapılabilmesini sağlamaktadır.

Algoritma 1'de görüldüğü gibi SLIC yönteminin bütünlük derecesi K ve süperpiksel sayısı SP olmak üzere iki farklı parametresi bulunmaktadır. Burada, bütünlük derecesi parametresinin olabildiğince düşük seçilerek kenarlara uyumluluğun artırılması, yangın bölgesinin daha hassas bulunmasına katkı sağlamaktadır. Süperpiksel sayısının büyük bir değer olarak belirlenmesi ise yöntemin genel başarımına olumlu bir etki oluşturmaktadır. Bu parametrenin seçimi ile ilgili yorumlar deneysel çalışmalar kısmında ayrıntılı bir biçimde verilmiştir.

Süperpiksel bölütleme işlemi tamamlandıktan sonra her bir süperpiksel sınırları içerisinde kalan bölgenin ortalama spektral indeks farklılıkları hesaplanmaktadır. Bu şekilde tüm süperpikseller için o süperpikselin yangın olma durumuyla ilgili ortalama bir bilgi oluşturulmaktadır. Spektral indeks farklılıkları sonrasında elde edilen haritada yangın bölgesini bulunabilmesi için bir eşik değeri ile eşikleme yapılması ve ikili imgeye dönüştürülmesi gerekmektedir. Burada kullanıcıdan bağımsız ve otomatik eşik belirlemek için Otsu tarafından geliştirilen algoritma kullanılmaktadır [36].

Eşikleme işleminde görüntüdeki pikseller bir eşik değeriyle kıyaslanarak eşikten büyük olanlar ve küçük-eşit olanlar şeklinde iki farklı sınıf oluştururlar. Görüntüdeki piksel değerlerinin dağılımına ait toplam varyans σ_T^2 , bu sınıfların sınıf-İçi varyansları σ_w^2 ile sınıflararası varyansların σ_B^2 toplamı şeklinde Eş. 2'deki gibi ifade edilebilir. Toplam varyansın sabit olduğu düşünüldüğünde en uygun eşik belirlemek için sınıf-İçi varyansı en küçükleyen veya sınıflar-arası varyansı en büyükleyen eşik değerinin bulunarak en uygun eşik belirlenebilmektedir. Bu mantıktan yola çıkarak Otsu yöntemi sırayla farklı eşik değerleri denemekte ve denediği her değer sonrasında sınıflar-arası varyansı hesaplamaktadır. Sınıflar-arası varyansı en büyük yapan eşik değeri uygun eşik olarak belirlenmektedir. Yöntemle ilgili detaylı bilgilere [36]'de paylaşılmıştır.

$$\sigma_T^2 = \sigma_w^2 + \sigma_B^2 \quad (2)$$

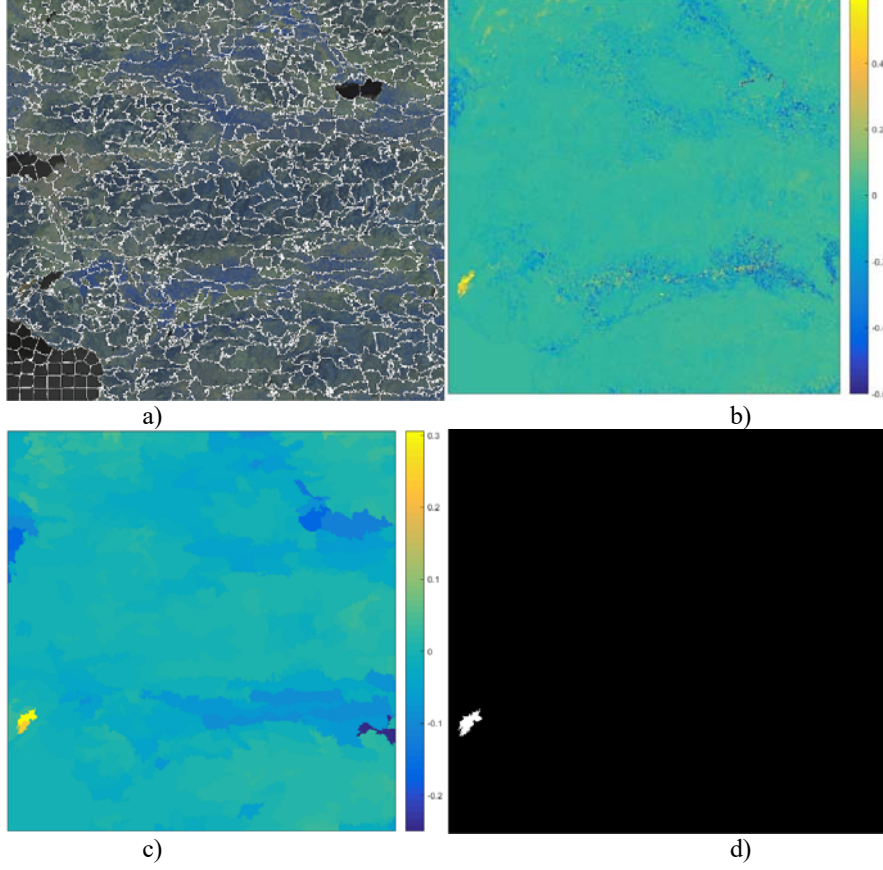
Süperpiksel bölütleme parametreleri SP = 1000 ve K = 2 olarak seçildiğinde kaba arama sırasında elde edilen sonuçlar Şekil 7'de paylaşılmıştır. Bu kısımda spektral indeks olarak RBR kullanılmıştır. Şekil 7(b)'de standart spektral indeks sonuçlarını göstermekte olup indeks değerlerinin yangın olmayan bölgelerde de yüksek değerler aldığı görülmektedir. Süperpiksel bölgelerindeki ortalama spektral indeks değerlerine ait harita Şekil 7(c)'de verilmiştir. Bu haritada standart spektral indeks haritasındaki yangın olmayan bölgelerdeki indeks değerlerinin azaldığı ve bu sayede karışımların giderildiği görülmektedir. Şekil 7(d)'de verilen eşikleme sonrasında elde edilen görüntüde ise yangın bölgesinin bulunduğu fakat bölgeye ait ince detayların kaybolduğu görülmektedir. İnce detayları bulabilmek için ince arama aşaması uygulanmaktadır.

3.3.2. İnce arama (Slim search)

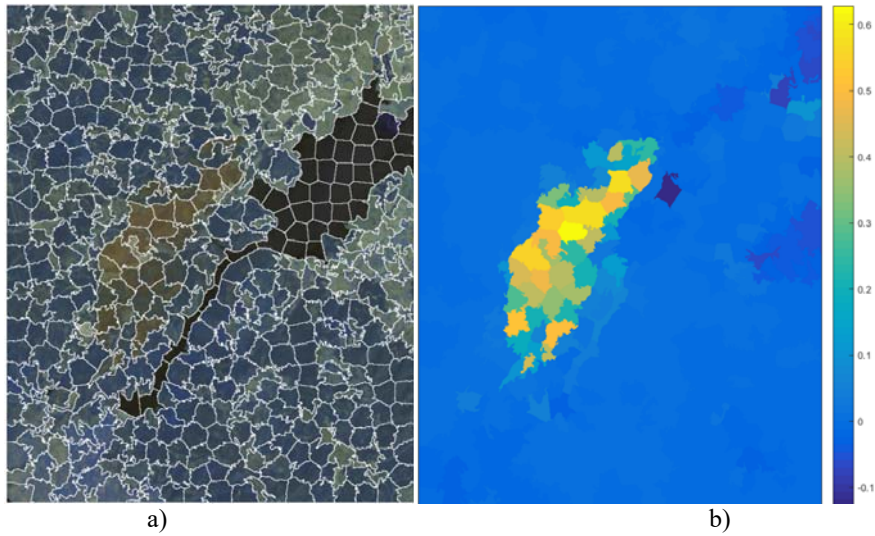
İnce arama adımında yangın olarak tespit edilen bölgelerin her biri için minimum çevreleyen dikdörtgen bölgesi tespit edilmektedir. Bu tespit sonucunun kabaca yapıldığı varsayıldığı için bu çalışmada ilgili dikdörtgenin etrafında 2 katlık bir bölge ROI olarak belirlenmiştir. Belirlenen ROI bölgesi için kaba arama kısmındaki gibi süperpiksel bölütleme haritaları elde edilmektedir. Bu adımda tanımlanan süperpiksel sayısı kaba aramada tanımlanandan farklı seçilebilir. Sonrasında benzer olarak her süperpiksel için ortalama spektral indeks farklılıkları hesaplanmaktadır.

Bu adımda bölge küçüldüğü için SLIC yöntemi tarafından belirlenen bölgeler daha hassas olmaktadır. Bu sayede daha hassas bir yaklaşımla ilgili bölge tekrar değerlendirilmektedir. Oluşan ortalama spektral indeks

farklılıkları tekrar Otsu yöntemiyle otomatik olarak eşiklenerek yangın bölgesi tespit edilmektedir. $SP = 1000$ ve spektral indeks RBR olarak seçildiğinde ince aramada içerisindeki adımlara ait sonuçlar Şekil 8'de paylaşılmıştır.



Şekil 7. Kaba aramadaki adımların sonuçları (a) Süperpiksel bölütleme sonucu (b) RBR indeks haritası (c) Süperpiksellerin ortalama indeks haritası (d) Otsu eşikleme sonucu (Results of coarse search step (a) Superpixel segmentation map (b) Map of RBR index (c) Average index map for superpixels (d) Otsu threshold result)



Şekil 8. İnce aramadaki adımların sonuçları (a) Süperpiksel bölütleme sonucu (b) Süperpiksellerin ortalama indeks haritası (Results of fine search step (a) Superpixel segmentation map (b) Average index map for superpixels)

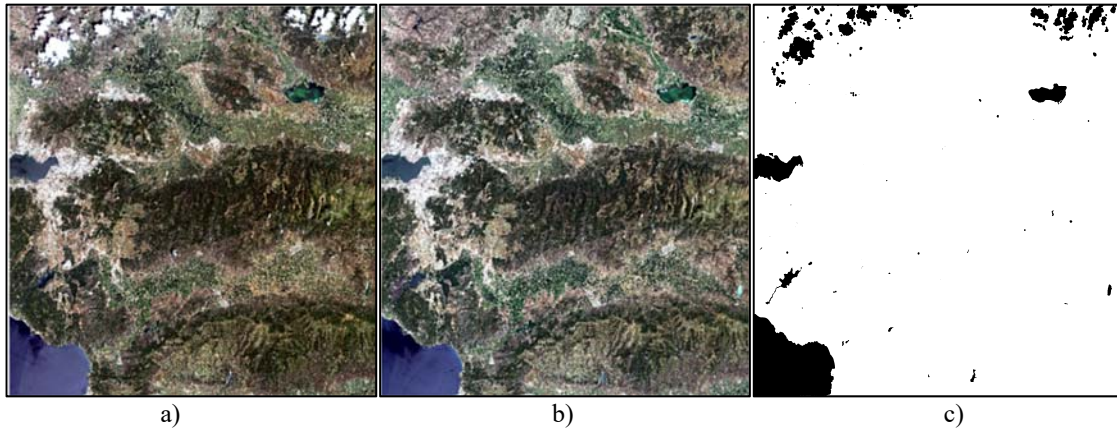
Şekil 8(a)'da elde edilen süperpiksel bölütleme sonuçlarında bölüt sınırlarının kenar bölgelerine iyi bir biçimde oturduğu görülmektedir. Her bir bölüt için yapılan spektral indeks hesabı sonrasında elde edilen yangın bölgesinin yüksek indeks değerleri ile etrafından ayrıştırılabildiği Şekil 8(b)'de gözlemlenmiştir. İnce arama adımındaki süperpiksel sayısı arttırıldığında yangın bölgesinde daha da hassas sonuçlar alabilmektedir.

4. DENEYSSEL SONUÇLAR (EXPERIMENTAL RESULTS)

Deneysel sonuçlar bölümü maskeleyme sonucu, yer doğrusu haritası, spektral indeks seçimi, kaba ve ince arama sırasında kullanılacak süperpiksel sayısının belirlenmesi ve genel karşılaştırma alt-bölümlerinden oluşmaktadır. Spektral indeks seçimi ve kaba ve ince arama adımındaki süperpiksel sayılarının belirlenmesi kısımlarında önerilen yöntem parametrelerinin en iyi şekilde belirlenerek uygun sonuçların elde edilmesi sağlanmıştır. Bulunan en iyi parametrelerle elde edilen sonuçlar ise literatürde sıkça kullanılan spektral indeksler üzerinden elde edilen sonuçlarla alıcı işletim karakteristikleri (ROC) eğrileri üzerinden karşılaştırılmıştır.

4.1. Maskeleyme Sonucu (Masking Result)

Yangın öncesi ve yangın sonrası L2A görüntülerinin renklendirilmiş görselleri Şekil 9(a) ve Şekil 9(b)'de paylaşılmıştır. Şekil 4'de görülebileceği gibi yangın öncesi görüntünün üst tarafında bulutlar bulunurken yangın sonrasında herhangi bir bulut bölgesine rastlanmamıştır. Bunun haricinde her iki görüntüde de deniz, nehir ve diğer sulak alanlar bulunmaktadır. Bu görüntüler üzerinden önerilen maske oluşturma işlemi yapıldığında sulak arazilere ve bulut bölgelerine ait genel maskeler Şekil 4(c) ve Şekil 5(c)'te paylaşılmıştı. Bu maskeler mantıksal VEYA işlemiyle birleştirilerek sonuç imgesinin mantıksal DEĞİL'i alındığında Şekil 9(c)'de paylaşılan genel maske elde edilmektedir. Haritadaki beyaz bölgeler tespit için önerilen bölgeleri göstermektedir. Genel maske incelendiğinde bölgedeki sulak alanların ve bulut bölgelerinin başarılı bir biçimde otomatik olarak bulunduğu görülmüştür.



Şekil 9. Sentinel-2A görüntüleri a) Yangın öncesi b) Yangın sonrası c) Maskeleyme haritası
(Images of Sentinel-2A a) Before fire b) After fire c) Mask map)

4.2. Yer Doğrusu Haritası (Location Map)

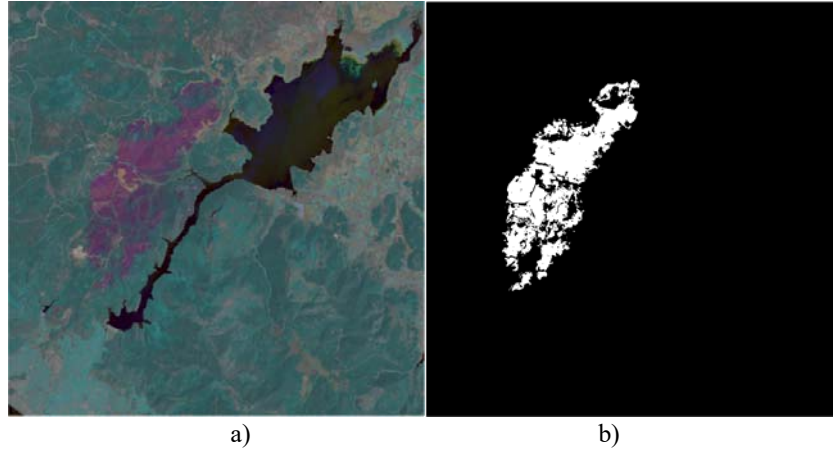
Nesnel bir değerlendirme yapabilmek için yangından hasar gören bölgeleri gösteren bir yer doğrusu haritası oluşturulmuştur. Yer doğrusunun oluşturulmasında Tablo 3'te indekslerce en çok kullanılan bant olan B8A bandına ait görüntü kullanılmıştır.

Yer doğrusu haritasının belirlenmesi amacıyla yangın öncesi ve yangın sonrası multispektral görüntülerin B8A isimli NIR bantları ile yangın sonrası B12 isimli SWIR bandı RGB formatlı kanallara atanarak yapay renklendirilmiştir. Yangın bölgesinin yapay renklendirilmiş görüntüsü ve oluşturulan yer doğrusu haritası Şekil 10'da paylaşılmıştır. Yer doğrusu oluşturulurken yapay renklendirilmiş görüntü üzerinde alandaki mor bölgeler takip edilerek elle işaretlenmiştir. Bölgeler işaretlenirken bölgedeki yolların ve diğer yapıların ağaçlık alanlara karışmaması için piksel piksel inceleme yapılmıştır. Şekil 10(b)'deki görselde beyaz bölgeler yangından hasar görmüş bölgeleri göstermektedir. Yaklaşık 1000 hektarlık bir alanın zarar gördüğü bilgisi verilen bu yangın ile ilgili bu çalışma kapsamında oluşturulan yer doğrusu haritasında da etiketlenen bölge yaklaşık 1000 hektardır.

Elde edilen yer doğrusu haritasının doğrulamasını yapmak amacıyla A. Nielsen vd. [37] tarafından önerilen MAD (Multivariate Alteration Detection) yönteminden faydalanılmıştır. İlgili yöntem MATLAB'da kodlanmış olup [38]'deki sitede paylaşılmıştır. Kullanılan görüntülerde ilgi alanı Şekil 10(a)'daki gibi belirlenerek küçültüldükten sonra yöntem giriş olarak uygulandığında işaretlenen yer doğrusu haritasıyla tutarlı bir değişim tespiti haritası oluşturduğu gözlemlenmiştir.

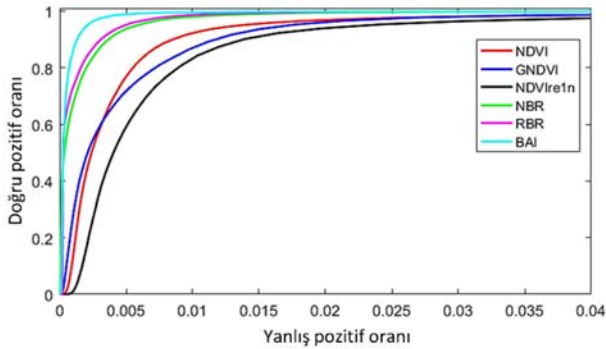
4.3. Spektral İndeks Seçimi (Spectral Index Selection)

Önerilen yöntemde kullanılacak olan spektral indeksin seçimi önemli bir konu olup tespit başarımını etkileyebilmektedir. Kullanılan spektral indeksin seçimi için öncelikle önerilen yöntemde olduğu gibi multispektral



Şekil 10. Yer doğrusu haritasının oluşturulması a) Yapay renklendirilmiş görüntü b) Yer doğrusu haritası
(Generation of groundtruth map (a) Pseudo color image (b) Groundtruth map)

görüntüler genel maske ile maskelenmektedir. Maskeleyen sonrası Tablo 3’de verilen indeksler ile değerlendirilerek maliyet haritaları oluşturulmaktadır. Spektral indeks farklılığı pozitif ve yüksek bölgeler yangından hasar gören bölge olma olasılığının yüksek olduğunu göstermektedir. Elde edilen maliyet haritaları ve yer doğrusu haritası kullanılarak elde edilen ROC eğrileri Şekil 11’de paylaşılmıştır.



Şekil 11. Farklı spektral indekslere ait ROC eğrileri (ROC curves for various spectral indices)

ROC eğrileri yorumlandığında NDVI, GNDVI ve NDVIre1n gibi bitki indeksleriyle yapılan tespitin yangın için özelleştirilmiş indekslerden daha düşük performanslı olduğu görülmektedir. Yangınla ilgili indekslerden de BAI’nin RBR ve NBR’den daha düşük yanlış pozitif oranıyla daha yüksek doğru pozitif oranı elde edebildiği gözlemlenmiştir. Tablo 3’deki BAI hesabına incelendiğinde B4 ve B8 bantlarına ait değerlerin sabitlerle olan farkının çarpmaya göre tersi olarak ifade edilmektedir. Bu durumda pek çok indeks değerlerinin önemli derecede düşük ve yüksek çıkabileceği net bir şekilde yorumlanabilir. Örnek olarak Şekil 11’de sonucu paylaşılan BAI haritasının minimum değeri -1.07×10^7 iken maksimum değeri 2.48×10^6 olmaktadır. Bu aykırı değerlerin (outlier) yöntemimiz üzerindeki etkisi incelenmiştir. Bu durumun kaba arama kısmı sonrasında Otsu yönteminin hatalı eşik belirleyerek normal durumda yangın bölgesinin etrafında

belirlenmesi gereken dikdörtgen çerçeve yerine görüntünün yarısını içine alacak bir dikdörtgen çerçeve belirlenmiştir. Sonuç olarak tespiti önemli ölçüde olumsuz etkilediği görülmüştür. Bu sebeple, diğer yangın bilgisi sağlayan spektral indekslerden RBR ve NBR yöntem için seçilmiştir.

4.4. Kaba Arama Adımındaki Süperpiksel Sayısının Belirlenmesi

(Determination of Superpixel Number in Rough Search Step)

Önerilen yöntemin kaba adımında seçilecek parametreler bütünlük derecesi parametresi K ve süperpiksel sayısı SPI ’dir. Bütünlük derecesi parametresi süperpikselin kenarlara uyma derecesini belirlediğinden, önerilen yöntem için bu parametrenin düşük seçilmesi önem taşımaktadır. Bu çalışmada, K değeri 1 olarak belirlenmiştir. Kaba arama adımında süperpiksel sayısının (SPI) yöntemle olan etkisini ve farklı spektral indekslerle ilişkisini incelemek için farklı durumlar için ROC eğrileri çizdirilmiş olup sonuçlar Şekil 8’de paylaşılmıştır. Şekil 12(a)’da süperpiksel sayısı 1000 ve 2500 seçildiğinde Şekil 12(b)’de ise süperpiksel sayısı 5000 ve 7500 seçildiğinde NBR ve RBR spektral indeksleri için elde edilen eğriler çizdirilmiştir.

ROC eğrileri incelendiğinde spektral indeks seçimi ve süperpiksel sayısının değişimi ROC eğrisine oldukça az bir miktarda etki ettiği görülmektedir. Bu da süperpiksel sayısı değişse de yangın bölgesinin yöntemde istenen şekilde kabaca bulunabildiğini göstermektedir. Ayrıca spektral indekslerden RBR indeksinin NBR’ye göre daha iyi başarımlı sağladığı görülmektedir. Bunun yanında, ROC eğrileri süperpiksel sayısı arttıkça küçük oranlarla iyileşme göstermektedir. Bu durum Şekil 10’daki 1000 ve 2500 değerleri için verilen eğrilerde görülebilir. Süperpiksel yönteminin süperpiksel sayısı ile artan işlem karmaşıklığı ve ROC eğrileri göz önünde bulundurularak bu çalışmada SPI değeri 5000 seçilmiştir. Yangın bölgesinin sulak arazilere veya bulut bölgelerine yakın bir kısımda kaldığı durumlarda kaba arama kısmındaki süperpiksel sayısının büyük değerlerde seçilmesi yöntemin avantajı olacaktır.

4.5. İnce Arama Adımındaki Süperpiksel Sayısının Belirlenmesi

(Determination of the Number of Superpixels in the Thin Search Step)

Kaba arama kısmında olduğu gibi ince aramada da süperpiksel sayısının başarıma etkisi sorgulanmaktadır. Bu adımda yukarıda belirtildiği gibi spektral indeks RBR ve kaba adım süperpiksel sayısı $SP1=5000$ olarak sabit tutulmuş ve 250, 500, 750, 1000, 1500 ve 2000 gibi farklı ince adım süperpiksel sayılarındaki ($SP2$) performanslar incelenmiştir. İlgili grafik Şekil 13'de verilmiştir. Kaba arama adımında bulunan bölgenin detaylı bulunması için bu adım çalışmaktadır. Bu adımda genel olarak süperpiksel sayısı arttıkça bölütlerin yangın bölgesine daha iyi oturduğu ve dolayısıyla daha başarılı sonuçlar sergilediği söylenebilir. Özellikle $SP2=250$ eğrisi incelendiğinde diğer eğrilerin oldukça altında kaldığı görülebilir. İnce arama aşaması için süperpiksel sayısı, işlemsel yük de göz önünde bulundurulurak, $SP2=1000$ seçilmiştir.

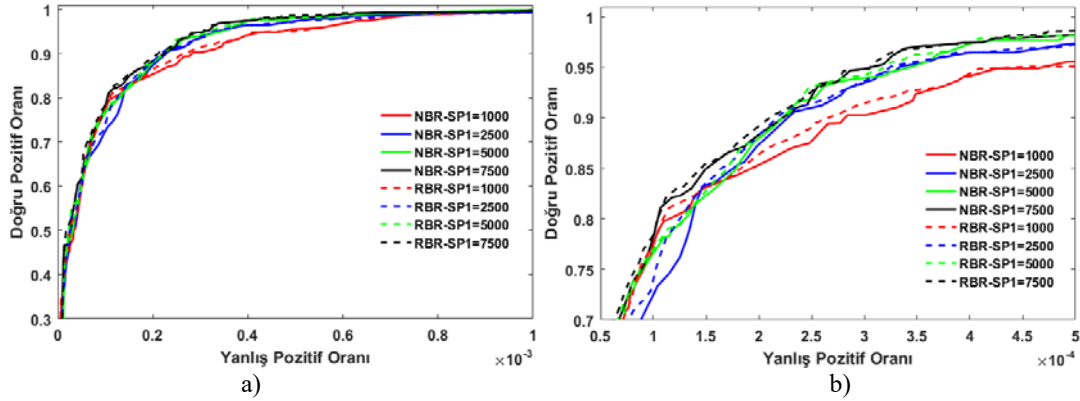
4.6. Genel Karşılaştırma (General Comparison)

Bu başlık altında sadece spektral indeks bilgilerini kullanarak yangın sonrası hasar bölgesini tespit eden

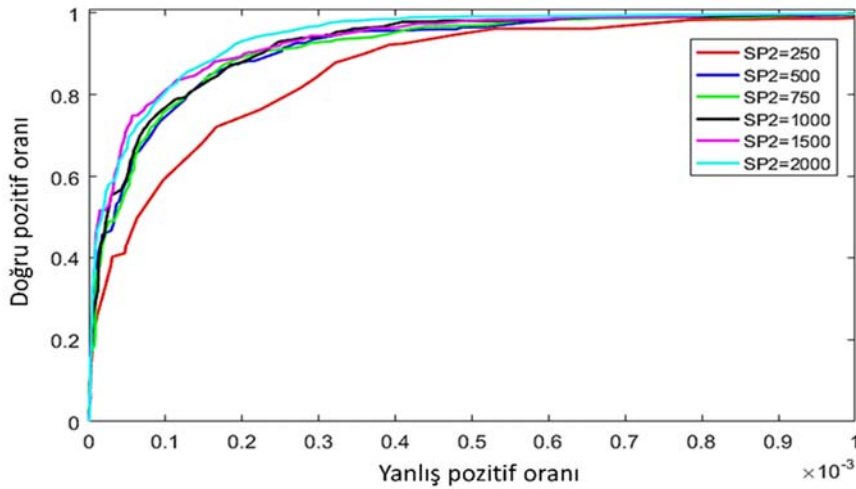
yöntemler ile süperpiksel bölütleme temeli önerilen yaklaşım karşılaştırılmaktadır. Maskeleme işlemi ön işlem olarak tüm yöntemlere uygulanmış olup ROC grafikleri Şekil 14'de paylaşılmıştır.

Önerilen yöntem kaba tespit sonrasında atılan bölgeler sayesinde yangının olmayıp fazladan bulunan (yanlış pozitif) pikselleri önemli derecede azaltmaktadır. Ayrıca, ince arama kısmında süperpiksel bölütleme kullanılması da yangın bölgelerinin daha yüksek doğru pozitif oranıyla bulunmasına katkı sağlamaktadır. Yöntem diğer spektral indekslerle ROC eğrileri üzerinden karşılaştırıldığında tespit performansını önemli derecede arttırdığı görülmektedir.

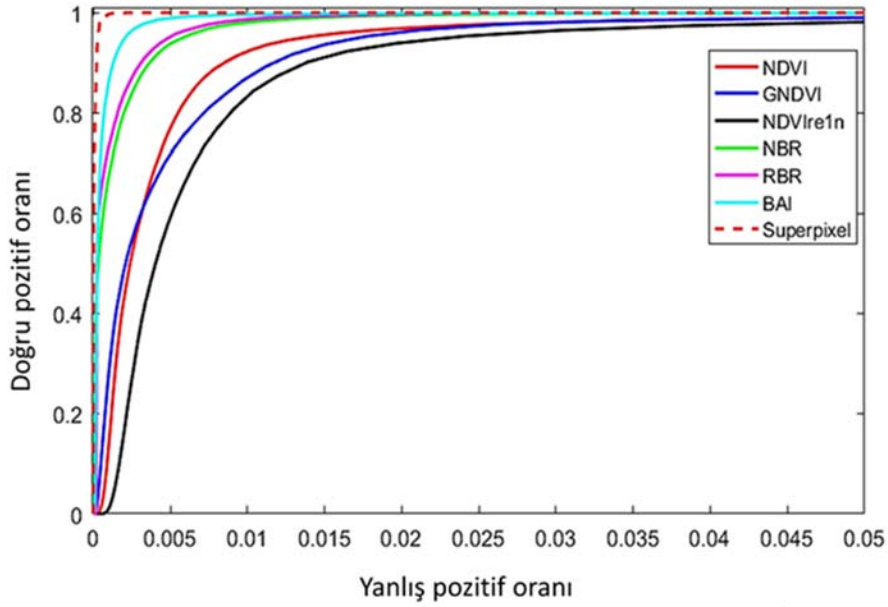
Çalışma süreleri incelendiğinde karşılaştırılan tüm yöntemlerde ön işlem olarak uygulanan maske oluşturma adımının yaklaşık 23 saniyede tamamlandığı görülmektedir. NDVI, GNDVI, NDVIre1n, NBR, RBR ve BAI indekslerinin bulunması temel matematiksel işlemler kullanılarak 4 saniye gibi kısa bir sürede yapılabilmektedir. Önerilen yöntem ise yaklaşık 138 saniye gibi bir sürede sonuç elde edebilmektedir. Bu sürenin % 90'ı kaba aramada yer alan bölüt bölgelerinin ortalama spektral farklarının hesaplanmasında harcanmaktadır. Tüm kodlama işlemleri



Şekil 12. Kaba arama adımında farklı süperpiksel sayıları ROC eğrileri a) Genel görünüm b) Yakın görünüm (ROC curves for various spectral indices in coarse search (a) General view (b) Magnified view)



Şekil 13. İnce arama adımında farklı süperpiksel sayıları ROC eğrileri (ROC curves for various spectral indices in fine search)



Şekil 14. Farklı spektral indekslere ait ROC eğrileri (ROC curves for various spectral indices)

MATLAB® programı üzerinde yapılmıştır. Ölçülen süreler 2.8 GHz hızındaki Intel Core i7-7700HQ işlemcili bir bilgisayar üzerinden elde edilmiştir.

5. SONUÇLAR (CONCLUSIONS)

Bu çalışmada, 2017 yılının Temmuz ayı başında gerçekleşen İzmir-Menderes ilçesindeki yangın sonrasında hasar gören bölgelerin otomatik tespiti amaçlanmıştır. Tespit amacıyla Temmuz 2015'te fırlatılan Sentinel-2A uydusundan alınan görüntüler kullanılmıştır. Tespit için literatürdeki geleneksel yöntemlerin yanında iki aşamalı arama içeren süperpiksel temelli özgün bir yöntem önerilmiştir. Önerilen yöntemin en belirgin özelliklerinden biri kırılmamış (uydudan indirilen boyutlarda) otomatik olarak hasar bölgesini belirleyebilmesidir. Ayrıca, önerilen yöntemdeki kabadan inceye şeklinde iki adımlı arama sayesinde doğrudan yangın içeren bölgelere odaklanıp diğer bölgelerdeki yanlış pozitif oranını etkileyen piksellerin etkisi kaldırılmıştır. Literatüre paralel olarak sadece spektral indeks bilgileriyle değil süperpiksel bölütleme yardımıyla uzamsal komşuluk bilgilerini de kullanarak yangın bölgesinin tespiti sağlanmıştır. Önerilen yöntemle diğer yöntemler karşılaştırıldığında hasar gören bölgeyi daha düşük yanlış pozitif sayısında ve daha yüksek doğru pozitif sayısında tespit edebildiği görülmüştür.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

1. Türkiye Cumhuriyeti Orman ve Su İşleri Bakanlığı, Resmi istatistik portalı. <http://rip.ormansu.gov.tr/rip/AnaSayfa/metaveriler.aspx?sflang=tr> Erişim tarihi Ağustos 23, 2017.
2. TRT Haber, İzmir orman yangını, <http://www.trthaber.com/haber/gundem/izmirdeki-orman-yanginin-bilancosu-agir-oldu-323306.html> Erişim Tarihi 24 Ağustos, 2017.
3. Jensen J.R., Remote sensing of the environment: An earth resource perspective 2/e, Pearson Education, India, 2009.
4. Salles R. R., Filho C. R. S., Cudahy T., Vicente L. E., Hyperspectral remote sensing applied to uranium exploration: A case study at the Mary Kathleen metamorphic-hydrothermal U-REE deposit, NW, Queensland, Australia, Journal of Geochemical Exploration, 179 (9), 36-50, 2017.
5. Yılmaz M., Drought analysis of Konya Closed Basin with the use of TMPA satellite-based precipitation data Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 32 (2), 541-549, 2017.
6. Wan L., Zheng L., Huo H., Fang T., Affine invariant description and large-margin dimensionality reduction for target detection in optical remote sensing images, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 14 (7), 1116-1120, 2017.
7. Özcan A.H. ve Ünsalan C., Oylama ve morfolojik bölütleme ile bina tespiti, 24. Sinyal İşleme ve Haberleşme Uygulamaları Konferansı (SIU2016), 16-19 Mayıs, Zonguldak, Türkiye. 2016.
8. Zhou H., Kong H., Wei L., Creighton D., Nahavandi S., On detecting road regions in a single UAV image, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 18 (7), 1713-1722, 2017.
9. Mahdipour, E. ve Dadkhah, C., Automatic fire detection based on soft computing techniques: review from 2000 to 2010, Artificial Intelligence Review, 42 (4), 895-934, 2014.

10. FireWatch, An early warning system for forest fires, succesfully in the global use, <http://www.fire-watch.de/>, Erişim tarihi Ağustos 24, 2017.
11. Alkhatib A.A.A., A review on forest fire detection techniques, *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 10 (3), 1-12, 2014.
12. Garcia-Jimenez S., Jurio A., Pagola M., Miguel L. D., Barrenechea E., Bustince, H., Forest fire detection: A fuzzy system approach based on overlap indices, *Applied Soft Computing*, 52, 834-842, 2017.
13. Wenning B. L., Pesch D., Timm-Giel A., Görg C., Environmental monitoring aware routing: Making environmental sensor networks more robust, *Telecommunication Systems*, 43 (1), 3–11, 2010.
14. Van Wagtenonk, J. W., Root, R. R., Key, C. H., Comparison of AVIRIS and Landsat ETM+ detection capabilities for burn severity, *Remote Sensing of Environment*, 92 (3), 397-408, 2004.
15. Oumar Z., Fire scar mapping for disaster response in KwaZulu-Natal South Africa using Landsat 8 imagery, *South African Journal of Geomatics*, 4 (3), 309-316, 2015.
16. Sakarya U., Gürbüz S. Z., Demirkesen C., Deveci, H. S., Tankız, S., Öztoprak, F., Yılmaz, Ö., Atıl, İ., Arabacı, M. A., Akbaba, N., Mişe, Ö., Teke, M., Afet yönetiminde görüntü işleme uygulamalarının kısa bir incelemesi ve RASAT ile örnek uygulamalar, V. Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu (UZAL-CBS), 14-17 Ekim, İstanbul, Türkiye, 2014.
17. Kahraman F., İmamoğlu M., Özcan B.Y., Hüroğlu C., Alasağ, T., Gemici, Ö. F., Hocaoğlu M. A., Ateş, H. F., VİSKON-RS: Uzaktan algılama ile hızlı afet hasar analiz yazılımı, 23. Sinyal İşleme ve Haberleşme Uygulamaları Konferansı (SIU2015), 16-19 Mayıs, Malatya, Türkiye, 2015.
18. Murphy S.W., de Souza Filho C.R., Wright R., Sabatino, G., Pabon R.C., HOTMAP: Global hot target detection at moderate spatial resolution, *Remote Sensing of Environment*, 177, 78-88, 2016.
19. Ononye A.E., Vodacek A., Saber, E., Automated extraction of fire line parameters from multispectral infrared images. *Remote Sensing of Environment*, 108 (2), 179-188, 2007.
20. Roberts G. J., ve Wooster M. J., Fire detection and fire characterization over Africa using Meteosat SEVIRI, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46 (4), 1200-1218, 2008.
21. Aryal J., ve Louvet R., Quantifying bushfire mapping uncertainty using single and multi-scale approach: a case study from Tasmania, *GEOBIA 2016: Solutions and Synergies*, 14-16 Eylül, Twente, Hollanda, 2016.
22. Navarro G., Caballero I., Silva G., Parra P. C., Vázquez Á., Caldeira R., Evaluation of forest fire on Madeira Island using Sentinel-2A MSI imagery, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 58, 97-106, 2017.
23. Escuin S., Navarro, R., Fernandez, P., Fire severity assessment by using NBR (Normalized Burn Ratio) and NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) derived from LANDSAT TM/ETM images, *International Journal of Remote Sensing*, 29 (4), 1053-1073, 2008.
24. Miller J. D., Knapp, E. E., Key, C. H., Skinner, C. N., Isbell, C. J., Creasy, R. M., Sherlock, J. W., Calibration and validation of the relative differenced Normalized Burn Ratio (RdNBR) to three measures of fire severity in the Sierra Nevada and Klamath Mountains, California, USA, *Remote Sensing of Environment*, 113 (3), 645-656, 2009.
25. Parks, S. A., Dillon, G. K., Miller, C., A new metric for quantifying burn severity: the Relativized Burn Ratio, *Remote Sensing (MDPI)*, 6 (3), 1827-1844, 2014.
26. Fernández-Manso, A., Fernández-Manso, O., Quintano, C., SENTINEL-2A red-edge spectral indices suitability for discriminating burn severity, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 50, 170-175, 2016.
27. Huang, X., Yang, W., Xia, G.-S., Liao, M., Superpixel-based change detection in high resolution sar images using region covariance features, 8. International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images, 22-24 Haziran, Annecy, France, 2015.
28. Gong, M., Zhan, T., Zhang, P., Miao, Q., Superpixel-based difference representation learning for change detection in multispectral remote sensing images, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55 (5), 2658-2673, 2017
29. Wu, Z., Hu, Z., Fan, Q., Superpixel-based unsupervised change detection using multi-dimensional change vector analysis and SVM-based classification, 22. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing, Spatial Information Sciences, 25 Ağustos-1 Eylül, Melbourne, Australia, 2012.
30. Hao, M., Shi, W., Deng, K., Feng, Q., Superpixel-based active contour model for unsupervised change detection from satellite images, *International Journal of Remote Sensing*, 37 (18), 4276-4295, 2016.
31. Buzcu, İ. ve Alatan, A. A., Superpixel based unsupervised change detection of manmade targets on satellite images, 23. Sinyal İşleme ve Haberleşme Uygulamaları (SIU2015), 16-19 Mayıs, Malatya, Türkiye, 2015.
32. Verhegghen, A., Eva, H., Ceccherini, G., Achard, F., Gond, V., Gourlet-Fleury, S., Cerutti, P. O., The potential of sentinel satellites for burnt area mapping and monitoring in the Congo Basin forests, *Remote Sensing*, 8 (12), 986, 2016.
33. Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., Martimort, P., Meygret, A., Spotoo, F., Sy, O., Marchese, F., Meygret, A., Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services, *Remote Sensing of Environment*, 120, 25-36, 2012.
34. Sentinel Application Platform (SNAP), Avrupa Uzay Ajansı, <http://step.esa.int/main/toolboxes/snap/> Erişim tarihi: Ağustos 24, 2017.

35. Achanta, A., Shaji, A., Fua, P., Süsstrunk, S., SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods, *IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34 (11), 2274-2281, 2012.
36. Otsu, N., A threshold selection method from gray-level histograms, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 9, 62-66, 1979.
37. Nielsen A.A., Conradsen K., Simpson J.J., Multivariate Alteration Detection (MAD) and MAF post processing in multispectral, bi-temporal image data: new approaches to change detection studies, *Remote Sensing of Environment*, 64 (1), 1-19, 1998.
38. Nielsen A.A., Websitesi, Software, <http://www.imm.dtu.dk/~alan/software.html> Erişim Tarihi 9 Ekim, 2017.