

AFET YÖNETİMİNDE OPTİK GÖRÜNTÜLER İÇİN DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ VE GAUSSIAN KARIŞIM MODELLERİ TABANLI YENİ BİR DEĞİŞİM SAPTAMA YAKLAŞIMI

Ümit Haluk ATASEVER (ORCID: 0000-0002-3011-9868)*

Harita Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, Türkiye

Geliş / Received: 04.05.2017
Kabul / Accepted: 09.10.2017

ÖZ

Orman yangını, taşkın gibi felaketler hem ülkemizin hem de dünyanın en önemli problemleri arasındadır. Afet sonrası alansal rehabilitasyon işlemlerinin hızla yapılabilmesi için zarar gören alanların hızlı ve yüksek doğrulukla belirlenebilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada, optik görüntüler için tasarlanmış, yangın ve sel gibi afetler sonrasında hasar gören alanların tespit edilmesine yönelik dalgacık dönüşümü ve Gaussian karışım modelleri temelli yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Sunulan yaklaşımın ilk aşamasında, afet öncesi ve sonrasına ait görüntülerin standart ve logaritmik fark görüntüleri hesaplanır. İkinci aşamada standart fark görüntüsüne medyan filtre, logaritmik fark görüntüsüne wiener filtre uygulanır. Ardından bu görüntüler dalgacık dönüşümü ile birleştirilir. Son aşamada ise birleştirilmiş görüntü Gaussian karışım modelleri ile kümelendir ve böylelikle afet nedeniyle zarar gören alanlar tespit edilmiş olur. Yaklaşımın etkinliği gerçek afetler neticesinde ortaya çıkan Sardinia ve Mexico veri setleri kullanılarak irdelenmiştir. Önerilen yaklaşımın performansı toplam hata ve toplam hata oranı kriterlerine ek olarak ortalama karesel hata, tepe gürültü sinyal oranı, yapısal benzerlik indeksi ve evrensel kalite indeksi metrikleri ile incelenmiş ve başarısı ortaya koyulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Afet, Değişim Saptama, Dalgacık Dönüşümü, Gaussian Karışım Modelleri

A NEW CHANGE DETECTION APPROACH BASED ON WAVELET TRANSFORMATION AND GAUSSIAN MIXTURE MODELS FOR OPTICAL IMAGERY IN DISASTER MANAGEMENT

ABSTRACT

Disasters such as forest fires and floods are among most important problems of both our country and the world. In order to be able to perform rapid rehabilitation processes after disaster, damaged areas should be determined with high accuracy quickly. In this study, a new approach, designed for optical images, based on wavelet transform and Gaussian mixture models is proposed for detection of damaged areas after disasters such as fire and flood. In the first step of the presented approach, standard and logarithmic difference images from images belonging before and after disaster are calculated. Second, median filter to standard difference image and wiener filter to logarithmic difference image are applied, respectively. After that, these images are fused with wavelet transformation. Lastly, fused image is clustered with Gaussian mixture models and thus the areas damaged by the disasters are identified. The effectiveness of the approach was explored using Sardinia and Mexico data sets resulting from real disasters. The performance of the proposed approach has been investigated and its success has been shown with the mean squared error, peak signal to noise ratio, structural similarity index and universal quality index metrics, in addition to the total error and total error rate criteria.

Keywords: Disaster, Change Detection, Wavelet Transformation, Gaussian Mixture Models

*Corresponding author / Sorumlu yazar. Tel.: +90 544 343 28 05; e-mail / e-posta: uhatasever@erciyes.edu.tr

1. GİRİŞ

Orman yangını, sel, su baskını gibi afetler, hem ülkemizin hem de yeryüzünün tamamının karşılaştığı en önemli problemlerdendir [1]. Afet öncesi büyük ölçüde önlemler alınsa da ortaya çıkması muhtemel tahribatın tamamı engellenememektedir. Yerel veya merkezi yönetimlerin ortaya çıkan tahribatı giderebilmesi, tahribatın büyüklüğünün hızlı olarak belirlenmesine bağlıdır [2]. Bu amaçla kullanılacak araçların başında sinoptik görüş yeteneği, düzenli, nitelikli ve çok kanallı veri üretebilme kabiliyetinden dolayı uzaktan algılama gelmektedir. Afet nedeniyle zarar gören alanların tespitinde temel veri kaynağı olarak çok kanallı uydu görüntülerini kullanan değişim saptama teknikleri tercih edilmektedir [3-9]. Değişim saptama genellikle kontrollü ve kontrolüz olmak üzere iki ana başlık altında incelenebilir [4]. Ancak kontrollü değişim saptama uygulamalarında hem eğitim alanlarına ihtiyaç duyulması hem de kontrollü sınıflandırma tekniklerinin farklı ve uzmanlık gerektiren parametre ayarlamaları nedeniyle, kontrolsüz değişim saptama teknikleri daha avantajlı hale gelmektedir [8, 10-13]. Kontrolsüz değişim saptama yaklaşımlarının büyük bir çoğunluğu öznitelik bilgilerinin hesaplanması ve kümeleme olmak üzere iki aşamadan oluşur. Dolayısıyla her bir aşama, önerilen yaklaşımın etkinliği bakımından oldukça önemlidir. Çelik ve ark. 2009 ve 2010 yıllarında yaptığı çalışmalarda farklı afet durumlarında kullanılacak kontrolsüz değişim saptama teknikleri önermişlerdir [10, 11, 14]. Mishra ve ark. 2012 yılında orman yangını neticesinde oluşan tahribatın önerdikleri kontrolsüz değişim yaklaşımı ile belirlenebileceğini göstermişlerdir [15]. Ghosh ve ark. 2011 yılında yaptıkları çalışmalarda geliştirdikleri kontrolsüz değişim yaklaşımı ile hem yangın hem de su taşkını neticesinde ortaya çıkan tahribatın otomatik olarak belirlenebileceğini göstermişlerdir [16].

Bu çalışmada öznitelik bilgilerinin elde edilmesinde medyan ve wiener filtre ile dalgacık dönüşümü tabanlı görüntü birleştirme kullanılmıştır. Bu sayede farklı nitelikte bilgi içeren filtrelenmiş öznitelik matrisleri (görüntüleri) tek bir bandla temsil edilebilir hale gelmiştir. Ardından birleştirilmiş görüntü Gaussian karışım modelleri ile değişen ve değişmeyen (zarar gören ve görmeyen) alanları belirlemek için iki sınıfa kümelendir. Gaussian karışım modellerinin, Kmeans ve Fuzzy c-means gibi tekniklere nazaran daha etkin bit teknik olduğu farklı araştırmacılar tarafından belirtilmiştir [17-20]. Gaussian karışım modelleri kümelenecek veriye, küme sayısı kadar normal dağılım modeli uydurmaktadır. Kontrolsüz değişim saptama tekniklerinin performanslarının incelenmesi için toplam hata ve toplam hata oranı en sık tercih edilen metriklerden olmuştur [10-13, 15]. Bu çalışmada, bu kriterlere ek olarak ortalama karesel hata, tepe gürültü sinyal oranı, yapısal benzerlik indeksi ve evrensel kalite indeksinde kullanılmıştır. Gerçek veri setleri olan Sardinia ve Mexico kullanılarak yapılan analizler, önerilen yaklaşımın oldukça başarılı sonuçlar ürettiğini ortaya koymuştur.

2. GAUSSIAN KARIŞIM MODELLERİ

Gaussian karışım modelleri, çok değişkenli Gauss dağılımını temel alan olasılıksal bir modeldir. Konuşma tanıma, bulanık görüntü segmentasyonu, görüntü kümeleme gibi birçok farklı kullanım alanına sahiptir. Temel olarak bir Gaussian karışım modeli K adet Gauss fonksiyonunun ağırlıklı toplamları olarak ifade edilir. Gaussian karışım modeli temelde Eşitlik 1'deki gibi gösterilir [17, 18]:

$$p(x | \lambda) = \sum_{i=1}^M w_i \cdot g(x | \mu_i, cov_i) \quad (1)$$

Burada x değeri D boyutlu sürekli-değerli veri vektörüdür. w_i ($i=1,2,3,\dots,M$) değerleri karışım ağırlıklarıdır ve $g(x | \mu_i, cov_i)$ ise Gaussian fonksiyonları gösterir. Her bir Gaussian fonksiyon Eşitlik 2'de olduğu gibi tanımlanmıştır [21].

$$g(x | \mu_i, cov_i) = \frac{1}{(2 \cdot \pi)^{\frac{D}{2}} |cov_i|^{0.5}} e^{\{-0.5 \cdot (x - \mu_i)^T cov_i^{-1} (x - \mu_i)\}} \quad (2)$$

Eşitlikte μ_i ortalama vektörü, cov_i kovaryans matrisidir. Karışım ağırlıkları $\sum_{i=1}^K w_i = 1$ değerini sağlar. Gaussian karışım modeli, kümeleme için kullanıldığında K değeri küme sayısına eşit olmalıdır. Gaussian karışım modeli parametrelerinin belirlenmesi için en büyük olasılık tabanlı parametre hesaplama yöntemi (Maximum Likelihood), veya en büyük A Posteriori (MAP) parametre tahmini yöntemlerinden biri kullanılabilir [21].

AFET YÖNETİMİNDE OPTİK GÖRÜNTÜLER İÇİN DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ VE GAUSSIAN KARIŞIM MODELLERİ TABANLI YENİ BİR DEĞİŞİM SAPTAMA YAKLAŞIMI

3. GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME VE GAUSSIAN KARIŞIM MODELLERİ TABANLI YENİ BİR DEĞİŞİM SAPTAMA YAKLAŞIMI

Önerilen yaklaşım uygulanmadan önce afetten dolayı zarar gören alanların tespit edilebilmesi için uygun bant tercih edilmelidir. Farklı zamanlara ait bu görüntüler birbirine kaydedilmeli veya eğer gerekliyse radyometrik düzeltmeler yapılmalıdır. Önerilen yaklaşımın ilk aşamasında, farklı zamanlara ait görüntülerden sırasıyla Eşitlik 3 ve Eşitlik 4 kullanılarak standart fark görüntüsü ve logaritmik fark görüntüsü hesaplanır.

$$Img_{SD} = |Img_2 - Img_1| \tag{3}$$

$$Img_{LR} = \left| \log \frac{Img_2 + 1}{Img_1 + 1} \right| = |\log(Img_2 + 1) - \log(Img_1 + 1)| \tag{4}$$

Eşitlik 3 ve 4’de Img_1 ve Img_2 , sırasıyla çalışma bölgesine ait afet öncesi ve sonrası optik görüntüler; Img_{SD} standart fark görüntüsü; Img_{LR} ise logaritmik fark görüntüsüdür. Fark görüntülerinin elde edilmesinden sonra filtreler uygulanır. Bazı çalışmalarda medyan ve wiener filtrelerinin uygulanmasının yaklaşımın etkinliğini arttırdığı gösterilmiştir [3, 5, 22]. Bu nedenle filtreleme aşamasında, standart fark görüntüsüne medyan filtre (Eşitlik 5) ve logaritmik fark görüntüsüne (Eşitlik 6) ise wiener filtre uygulanır:

$$Img_M = medF(Img_{SD}) \tag{5}$$

$$Img_W = wienerF(Img_{LR}) \tag{6}$$

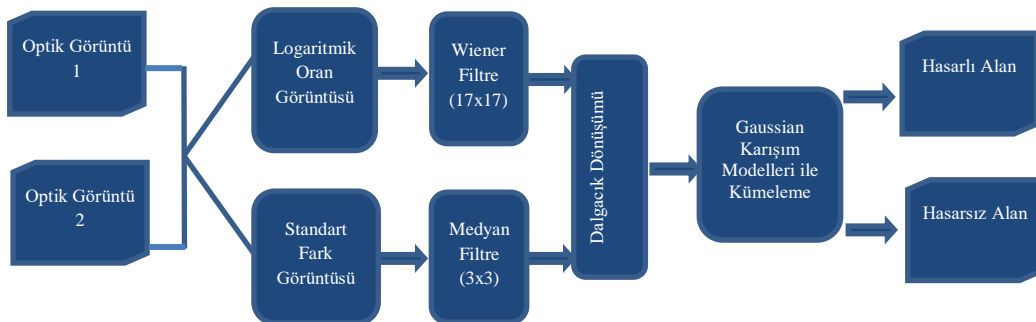
Eşitlik 5’te $medF$ 3x3 pencere büyüklüğündeki medyan filtre fonksiyonu, Img_M medyan filtre uygulanmış görüntü; Eşitlik 6’da $wienerF$ 17x17 pencere büyüklüğünde wiener filtre fonksiyonu ve Img_W ise wiener filtre uygulanmış görüntüdür. Tercih edilen filtre boyutları bir çok deney neticesinde optimum değerlerler olarak belirlenmiştir.

Üçüncü aşamada ise filtrelenmiş görüntüler dalgacık dönüşümü ile birleştirilir. Ancak bu adımda, kümeleme aşamasından en iyi performansın alınabilmesi için dalgacık dönüşüm parametrelerinin çalışma için uygun olarak seçilmesi gerekmektedir. Bu çalışma kapsamında yapılan testlerde hem Sardinia hem de Mexico veri seti için Tablo 1’de verilen parametrelerin en başarılı değerleri ürettiği gözlemlenmiştir.

Tablo 1. Dalgacık dönüşümü için kullanılan parametreler

Dalgacık Ailesi (Wavelet Family)	Düzyey (Level)	Yaklaşma (Approximations)	Detaylar (Details)
Daubechies 8 (db8)	3	Maksimum	Ortalama

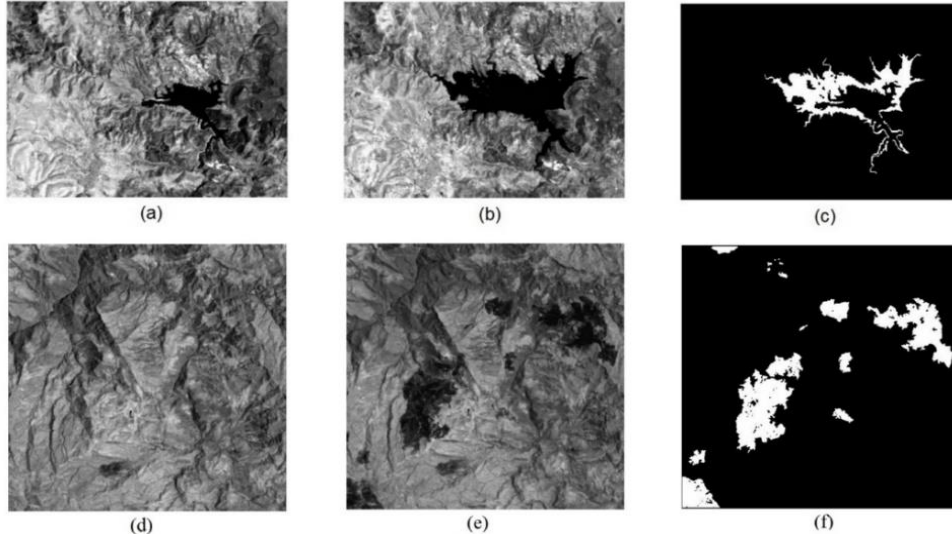
Fark görüntülerinin birleştirilmesinin ardından, elde edilen öznetelik uzayı Gaussian karışım modelleri kullanılarak kümelendir. Kümeleme neticesinde değişen ve değişmeyen alanları temsil eden iki sınıf oluşur. Değişen etiketini alan pikseller afet nedeniyle zarar gören alanlar olarak tanımlanmış olur. Sunulan yaklaşımın temel adımları Şekil 1’de verilmiştir.



Şekil 1. Önerilen yaklaşımın temel adımları

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Önerilen yaklaşımın etkinliğini irdeleyebilmek için daha önce birçok değişim saptama çalışmasında kullanılan optik görüntülerden oluşan Sardinia ve Mexico veri setleri kullanılmıştır [4, 12, 15, 16, 22]. Veri setleri birbirine kaydedilmiş ve histogramlarının incelenmesi neticesinde radyometrik düzeltme yapılmasına gerek duyulmamıştır. Veri setlerinde, afet öncesi, afet sonrası ve yer gerçeği görüntüsü olmak üzere toplam üç görüntü bulunmaktadır. Yer gerçeği görüntüsü afet nedeniyle zarar gören alanın tam tahribatını içermektedir. Bu sayede, önerilen ve karşılaştırma için kullanılan tekniklerin etkinliğini gerçek anlamda irdelemek mümkün olmaktadır. Sardinia ve Mexico veri setleri Şekil 2’de gösterilmiştir. Yapılan testler için görüntülere ait yakın kızılötesi bantlar kullanılmıştır. Önerilen yaklaşımın etkinliği iki farklı deneysel uygulamayla ortaya koyulmuştur. İlk deneysel uygulamada önerilen yaklaşım farklı metotlarla kıyaslanmıştır. Karşılaştırma kriteri olarak toplam hata ve toplam hata oranı değerleri kullanılmıştır. İkinci deneysel uygulamada ise önerilen yaklaşım ortalama karesel hata (MSE), tepe gürültü sinyal oranı (PSNR) ölçütlerine ek olarak, görüntülerinin birbirlerine benzerliklerini kıyaslamak için kullanılan yapısal benzerlik indeksi (SSIM) ve evrensel görüntü kalite indeksi (UIQI) kullanılarak PCA-Kmeans tekniği ile kıyaslanmıştır.



Şekil 2. Çalışmada kullanılan veri setlerine ait görseller: (a) Sardinia Eylül 1995, (b) Sardinia Eylül 1996, (c) Sardinia veri seti yer gerçeği, (d) Mexico Nisan 2000, (e) Mexico Mayıs 2002 ve (f) Mexico veri seti yer gerçeği

4.1. Deneysel Uygulama için Kullanılan Metrikler

4.1.1. Ortalama Karesel Hata (MSE)

Ortalama karesel hata değeri; gerçek değerler ile bir model tarafından hesaplanan değerler arasındaki ortalama hatayı hesaplamak için kullanılan ve oldukça sık tercih edilen bir fonksiyondur. MSE Eşitlik 7 ile hesaplanır:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x - y)^2 \quad (7)$$

Eşitlikte x ve y karşılaştırılacak görüntüler, n ise görüntüdeki piksel sayısıdır [23].

4.1.2. Tepe Gürültü Sinyal Oranı (PSNR)

Tepe gürültü sinyal oranı, orijinal görüntü ve bir model veya algoritmanın sonucu olarak ortaya çıkan görüntü arasındaki benzerliği ölçmek için kullanılan bir metriktir. PSNR değerinin görece büyük olması genelde karşılaştırılan görüntünün, orijinal görüntüye benzediği anlamına gelir. Temel PSNR fonksiyonu Eşitlik 8’de verilmiştir [23]:

AFET YÖNETİMİNDE OPTİK GÖRÜNTÜLER İÇİN DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ VE GAUSSIAN KARIŞIM MODELLERİ TABANLI YENİ BİR DEĞİŞİM SAPTAMA YAKLAŞIMI

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{I_{max}^2}{MSE} \right) \tag{8}$$

Eşitlikte I_{max} , görüntüdeki piksellerin alabileceği en büyük olası değeridir. Örneğin bu değer, 8 bitlik bir görüntü için 255'tir.

4.1.3. Yapısal Benzerlik İndeksi (SSIM)

Yapısal benzerlik indeksi, iki görüntü arasındaki benzerliği ölçmek için geliştirilmiş bir metriktir. Bu indeksin insan görsel algısı bakımından PSNR ve MSE değerlerine göre daha geçerli olduğu bilinmektedir. SSIM temelde üç görüntü karşılaştırma ölçütü üzerine geliştirilmiş bir fonksiyondur. Bu ölçütler x ve y karşılaştırılacak görüntüler olmak üzere parlaklık (Eşitlik 9), kontrast (Eşitlik 10) ve yapı (Eşitlik 11) şeklindedir. Daha sonra Eşitlik 12 ile yapısal benzerlik indeks değeri üretilir [24].

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \tag{9}$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \tag{10}$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \tag{11}$$

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma \tag{12}$$

Eşitliklerde μ_x , x görüntüsünün ortalaması; μ_y , y görüntüsünün ortalaması; σ_x^2 , x görüntüsünün varyansı; σ_y^2 , y görüntüsünün varyansı; σ_{xy} , x ve y 'nin kovaryansıdır. α , β ve γ değerleri üç SSIM değerinin hesaplanması sırasında üç ölçütün etki düzeyini tanımlamak için kullanılır. Bu çalışmada hepsi 1 olarak alınmıştır. C_1 , C_2 ve C_3 sırasıyla Eşitlik 13, 14 ve 15 ile hesaplanır.

$$C_1 = (0.01 \cdot L)^2 \tag{13}$$

$$C_2 = (0.03 \cdot L)^2 \tag{14}$$

$$C_3 = C_2 / 2 \tag{15}$$

Eşitlik 5 ve 6'da L görüntünün dinamik aralığıdır [24].

4.1.4. Evrensel Görüntü Kalite İndeksi (UIQI)

Yapısal benzerlik indeksinin de temelini oluşturan bu indeks, ondan farklı olarak korelasyon kaybı, parlaklık bozulması ve kontrast bozulmasının kombinasyonu şeklinde hesaplanır. Evrensel görüntü kalite indeksi Eşitlik 16'da sunulmuştur:

$$UIQI(x, y) = \left(\frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x\sigma_y} \right) \cdot \left(\frac{2\mu_x\mu_y}{\mu_x^2 + \mu_y^2} \right) \cdot \left(\frac{2\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \right) \tag{16}$$

Eşitliklerde μ_x , x görüntüsünün ortalaması; μ_y , y görüntüsünün ortalaması; σ_x^2 , x görüntüsünün varyansı; σ_y^2 , y görüntüsünün varyansı; σ_{xy} , x ve y 'nin kovaryansıdır. Eşitlikte ilk bileşen görüntüler arasındaki korelasyon değerini, ikinci bileşen parlaklık bakımından benzerliğini son bileşen ise kontrast benzerliğini ölçmektedir [25].

4.2. Deneysel Uygulama-I

Bu bölümde önerilen yaklaşımın etkinliği hem Sardinia hem de Mexico veri setleri kullanarak farklı kontrolsüz değişim saptama teknikleri ile kıyaslanarak irdelenmiştir. Bu amaçla önerilen yaklaşım HCM, PCA-FCM ve PCA-Kmeans teknikleri ile kıyaslanmıştır. Objektif bir kıyaslama için uygulamada aşağıdaki kantitatif metrikler kullanılmıştır:

- a-) Toplam Hata: Yanlış kategorilenmiş piksellerin toplam adedi
- b-) Toplam Hata Oranı: Toplam Hata değerinin görüntüdeki tüm piksel sayısına oranı.

4.2.1. Sardini Veri Seti ile Uygulama

Sardinia veri seti İtalya'nın Sardinia Adası'ndaki Mulargia gölüne ait Landsat 5(TM) görüntülerinden oluşmaktadır. Sardinia veri setinde 1995, 1996 yıllarına ait görüntülerle birlikte yer gerçeği görüntüsü bulunmaktadır. Bu veri seti belirtilen tarihler arasında Mulargia Gölü'nün taşması ve çevresinin etkilenmesi sonucu oluşan değişim nedeniyle ortaya çıkmıştır. Görüntülerin boyutu 300x412 pikseldir. Elde edilen kantitatif bulgular karşılaştırmalı olarak Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2 incelendiğinde, önerilen yaklaşım toplam hata ve toplam hata oranı olarak sırasıyla 2045 ve 1.65 değerlerini üretmiştir. Elde edilen bu değerler, karşılaştırılan teknikler arasında belirgin olarak en iyi değerlerdir.

Tablo 2. Sardinia veri setine ilişkin kantitatif sonuçlar

Kullanılan Yöntem	Toplam Hata	Toplam Hata Oranı
HCM	4408	3,56
PCA-FCM	2607	2,10
PCA-Kmeans	2435	1,97
Sunulan Yaklaşım	2045	1,65

4.2.2. Mexico Veri Seti ile Uygulama

İlk uygulamanın ikinci deneysel çalışması, Mexico veri seti ile gerçekleştirilmiştir. Mexico veri seti, Meksika'da bir bölgeden alınmış Nisan 2000 ve Mayıs 2002 tarihlerine ait Landsat 7 ETM+ görüntüleri ile bir yer gerçeği görüntüsünden oluşmaktadır. Bu tarihler arasında bir yangın neticesinde oldukça geniş bir alandaki bitki örtüsü yok olmuştur. Görüntülerinin boyutu ise 512x512 pikseldir. Tablo 3'de gösterildiği gibi, sunulan yaklaşım en iyi değişim saptama doğruluğunu elde etmiştir. Sonuçlara göre, önerilen yaklaşım yanmış alanların tespiti için rahatlıkla kullanılabilir olduğu görülmüştür.

Tablo 3. Mexico veri setine ilişkin kantitatif sonuçlar

Kullanılan Yöntem	Toplam Hata	Toplam Hata Oranı
PCA-FCM	4737	1,80
PCA-Kmeans	4686	1,78
HCM	4172	1,59
Sunulan Yaklaşım	3735	1,42

4.3. Deneysel Uygulama-II

Bu bölümde, önerilen yaklaşım, değişim saptama çalışmalarında oldukça sık tercih edilen PCA-Kmeans tekniğiyle detaylı olarak kıyaslanmıştır. Ortalama karesel hata (MSE), tepe gürültü sinyal oranı (PSNR) ölçütlerine ek olarak, görüntülerinin birbirlerine benzerliklerini kıyaslamak için kullanılan yapısal benzerlik indeksi (SSIM) ve evrensel görüntü kalite indeksi (UIQI) önerilen yaklaşımın PCA-Kmeans'e karşı etkinliğini yorumlayabilmek için kullanılmıştır.

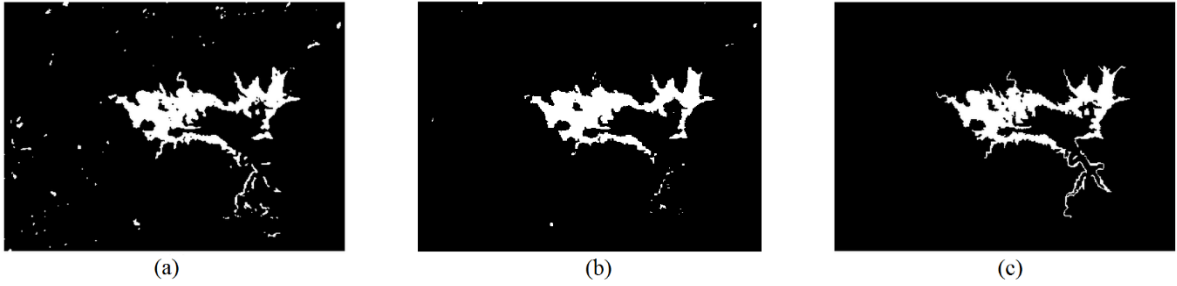
İkinci deneysel çalışmanın ilk uygulaması Sardinia veri seti için gerçekleştirilmiştir. PCA-Kmeans ve önerilen yaklaşıma ilişkin değişim saptama haritaları Şekil 3'de sunulmuştur. Şekil 3 dikkatlice incelendiğinde, bu

AFET YÖNETİMİNDE OPTİK GÖRÜNTÜLER İÇİN DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ VE GAUSSIAN KARIŞIM MODELLERİ TABANLI YENİ BİR DEĞİŞİM SAPTAMA YAKLAŞIMI

çalışma kapsamında önerilen yaklaşımın elde ettiği değişim saptama haritasının, diğer tekniğe nazaran yer gerçeği görüntüsüne daha benzediği görülmektedir. Önerilen ve PCA-Kmeans tekniğine ilişkin kantitatif bulgular Tablo 4’de sunulmuştur. Önerilen yaklaşımın MSE, PSNR SSIM ve UIQI değerleri sırasıyla 0,0165, 17,8133, 0,9098 ve 0,9164 olarak hesaplanmıştır. Elde edilen ölçütler PCA-Kmeans ile kıyaslandığında, sunulan yaklaşımın çok daha başarılı olduğu görülmektedir.

Tablo 4. Sardinia veri seti için önerilen yaklaşım ve PCA-Kmeans tekniğine ait kantitatif bulgular

Yöntem	MSE	PSNR	SSIM	UIQI
PCA-Kmeans	0,0197	17,0552	0,8694	0,8780
Sunulan Yaklaşım	0,0165	17,8133	0,9098	0,9164

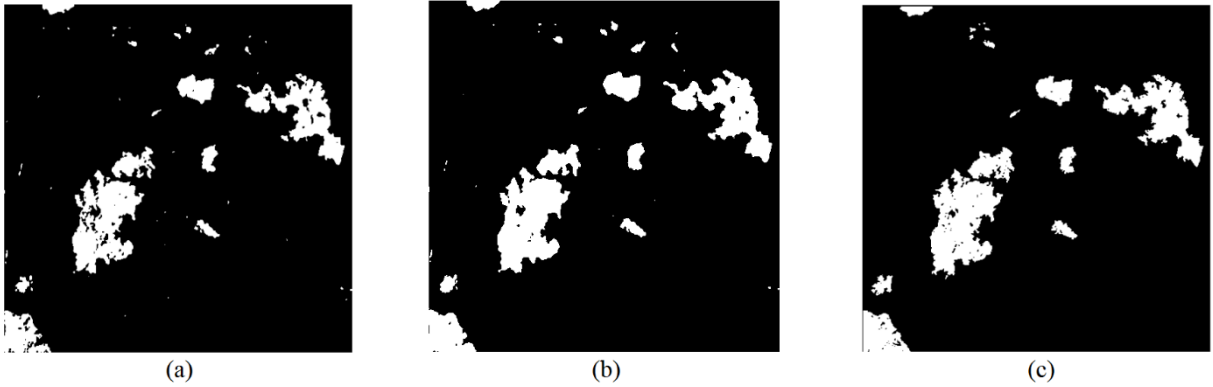


Şekil 3. Sardinia veri seti için değişim saptama haritaları: (a) PCA-Kmeans, (b) Önerilen yaklaşım, (c) Yer gerçeği

Deneysel çalışmanın ikinci uygulaması Mexico veri seti ile gerçekleştirilmiştir. Şekil 4’te verilmiş olan değişim saptama haritaları incelendiğinde, sunulan yaklaşımın görsel olarak daha başarılı bir harita ürettiği görülmektedir. Mexico veri setine ilişkin kantitatif bulgular ise Tablo 5’de verilmiştir. Önerilen yaklaşıma ait MSE, PSNR, SSIM ve UIQI değerleri sırasıyla 0,0142, 18,4625, 0,9190 ve 0,9308 olarak hesaplanmıştır. Tablo 5’e göre önerilen yaklaşım tüm kriterler için en iyi değerleri üretmiştir.

Tablo 5. Sardinia veri seti için önerilen yaklaşım ve PCA-Kmeans tekniğine ait kantitatif bulgular

Yöntem	MSE	PSNR	SSIM	UIQI
PCA-Kmeans	0,0179	17,4774	0,9115	0,9221
Sunulan Yaklaşım	0,0142	18,4625	0,9197	0,9308



Şekil 4. Mexico veri seti için değişim saptama haritaları: (a) PCA-Kmeans, (b) Önerilen yaklaşım, (c) Yer gerçeği

5. SONUÇLAR

Uzaktan algılama birçok farklı bilim dalının en önemli veri kaynaklarından biridir. Özellikle afet sonrası meydana gelen alansal tahribatların hızlı biçimde giderilebilmesi için yerel veya merkezi yönetimlerin yapacakları planlama, onarım veya rehabilitasyon çalışmaları amacıyla kullanılacak en uygun araçlardır. Kontrolsüz değişim saptama ise özellikle en hızlı biçimde doğal afetler nedeniyle ortaya çıkan alansal hasarın boyutlarının doğru belirlenebilmesi için oldukça önemlidir. Bu çalışmada özellikle orman yangını ve sel gibi doğal afetler nedeniyle zarar gören alanların otomatik tespitine yönelik yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Dalgacık dönüşümü ve Gaussian karışım modelleri bazlı bu yöntem, iki farklı veri seti ve iki ayrı deneysel uygulama ile birlikte irdelenmiştir. Dalgacık dönüşümü ile medyan ve wiener filtre uygulanmış fark görüntülerinin, kümeleme performansını arttıracak bilgi içeriğinin ortak bir öznelik görüntüsünde temsil edilmesi sağlanmıştır. Kümeleme aşamasından ise Gaussian karışım modelleri ile hasar gören ve görmeyen pikseller belirlenmiştir. İlk deneysel uygulamada, veri setlerindeki yer gerçeği görüntüler kullanılarak yanlış kategorilenmiş piksel sayısı ve oranı bakımından farklı tekniklere göre başarısı kıyaslanmıştır. İkinci deneysel uygulamada ise kontrolsüz değişim saptama tekniklerinden PCA-Kmeans ile detaylı olarak karşılaştırılmıştır. MSE, PSNR ölçütlerine ek olarak; yer gerçeği görüntüsüne yapısal olarak benzerliği irdelene amacıyla kullanılabilen SSIM indeksi ve UIQI değerleri de kullanılarak geliştirilen yaklaşımın etkinliği ortaya koyulmuştur. Bu sayede yerel veya merkezi yönetimlerin, hızlı karar verebilmelerine yardım edebilecek, yüksek doğruluklu, kullanımı kolay bir yaklaşım ortaya çıkmıştır. Daha başarılı kontrolsüz değişim yaklaşımlarının ortaya çıkması için farklı özellik çıkartım teknikleri ile daha etkin kümeleme veya segmentasyon teknikleri kullanılabilir.

KAYNAKLAR

- [1] VAN WESTEN, C.J., 3.10 Remote Sensing and GIS for Natural Hazards Assessment and Disaster Risk Management A2 - Shroder, John F, in Treatise on Geomorphology, ed San Diego, pp. 259-298 Academic Press, 2013.
- [2] HUYCK, C., VERRUCCI, E., BEVINGTON, J., Chapter 1 - Remote Sensing for Disaster Response: A Rapid, Image-Based Perspective A2 - Shroder, John F, in Earthquake Hazard, Risk and Disasters, Wyss, M., Ed., ed Boston, pp. 1-24 Academic Press, 2014.
- [3] ATASEVER, U.H., CIVICIOGLU, P., BESDOK, E., OZKAN, C., "A New Unsupervised Change Detection Approach Based on DWT Image Fusion And Backtracking Search Optimization Algorithm for Optical Remote Sensing Data", Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., XL-7: 15-18, 2014.
- [4] ATASEVER, U.H., KESIKOGLU, M.H., OZKAN, C., "A New Artificial Intelligence Optimization Method for Pca Based Unsupervised Change Detection of Remote Sensing Image Data", Neural Network World, 26(2): 141-154, 2016.
- [5] ZHENG, Y., ZHANG, X., HOU, B., LIU, G., "Using Combined Difference Image and K-Means Clustering for SAR Image Change Detection", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 11(3): 691-695, 2014.
- [6] SUBUDHI, B.N., BOVOLO, F., GHOSH, A., BRUZZONE, L., "Spatio-Contextual Fuzzy Clustering with Markov Random Field Model for Change Detection in Remotely Sensed Images", Optics & Laser Technology, 57: 284-292, 2014.
- [7] HUANG, X., FRIEDL, M.A., "Distance Metric-Based Forest Cover Change Detection Using MODIS Time Series", International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 29: 78-92, 2014.
- [8] MA, W., JIAO, L., GONG, M., LI, C., "Image Change Detection Based on An Improved Rough Fuzzy C-Means Clustering Algorithm", International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 5(3): 369-377, 2013.
- [9] HE, X., "Change Detection for Map Updating with Classification Posterior Probability of HJ Image and TM Image", Image and Data Fusion (ISIDF), 2011 International Symposium on, pp. 1-3, 2011.
- [10] CELIK, T., "Change Detection in Satellite Images Using a Genetic Algorithm Approach", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 7(2): 386-390, 2010.
- [11] CELIK, T., "Multiscale Change Detection in Multitemporal Satellite Images", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 6 (4): 820-824, 2009.
- [12] HAO, M., ZHANG, H., SHI, W., DENG, K., "Unsupervised Change Detection Using Fuzzy C-Means and MRF From Remotely Sensed Images", Remote Sensing Letters, 4(12): 1185-1194, 2013.
- [13] GONG, M., ZHOU, Z., MA, J., "Change Detection in Synthetic Aperture Radar Images based on Image Fusion and Fuzzy Clustering", IEEE Transactions on Image Processing, 21(4): 2141-2151, 2012.
- [14] CELIK, T., "Unsupervised Change Detection in Satellite Images Using Principal Component Analysis and K-Means Clustering", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 6(4): 772-776, 2009.

AFET YÖNETİMİNDE OPTİK GÖRÜNTÜLER İÇİN DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ VE GAUSSIAN KARIŞIM MODELLERİ TABANLI YENİ BİR DEĞİŞİM SAPTAMA YAKLAŞIMI

- [15] MISHRA, N.S., GHOSH, S., GHOSH, A., "Fuzzy clustering algorithms incorporating local information for change detection in remotely sensed images", *Applied Soft Computing*, 12(8): 2683-2692, 2012.
- [16] GHOSH, A., MISHRA, N. S., GHOSH, S., "Fuzzy Clustering Algorithms for Unsupervised Change Detection in Remote Sensing Images", *Information Sciences*, 181(4): 699-715, 2011.
- [17] HOU, Y., SUN, X., LUN, X., LAN, J., "Gaussian Mixture Model Segmentation Algorithm for Remote Sensing Image", 2010 International Conference on Machine Vision and Human-machine Interface, pp. 275-278, 2010.
- [18] LIU, X. Y., LIAO, Z. W., WANG, Z. S., CHEN, W. F., "Gaussian Mixture Models Clustering Using Markov Random Field for Multispectral Remote Sensing Images", 2006 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, pp. 4155-4159, 2006.
- [19] NEAGOE, V. E., CHIRILA-BERBENTE, V., "Improved Gaussian Mixture Model with Expectation-Maximization for Clustering of Remote Sensing Imagery", 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), pp. 3063-3065, 2016.
- [20] ZHAO, B., ZHONG, Y., MA, A., ZHANG, L., "A Spatial Gaussian Mixture Model for Optical Remote Sensing Image Clustering", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9 (12): 5748-5759, 2016.
- [21] REYNOLDS, D.A., QUATIERI, T.F., DUNN, R.B., "Speaker Verification Using Adapted Gaussian Mixture Models", *Digital Signal Processing*, 10(1): 19-41, 2000.
- [22] ATASEVER, U.H., "A New Unsupervised Change Detection Approach with Hybrid Clustering for Detecting The Areal Damage After Natural Disaster", *Fresenius Environmental Bulletin*, 26(6): 3891-3896, 2017.
- [23] HORE, A., ZIOU, D., "Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM", 2010 20th International Conference on Pattern Recognition, pp. 2366-2369, 2010.
- [24] ZHOU, W., BOVIK, A.C., SHEIKH, H.R., SIMONCELLI, E.P., "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity", *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4): 600-612, 2004.
- [25] ZHOU, W., BOVIK, A.C., "A Universal Image Quality Index", *IEEE Signal Processing Letters*, 9 (3): 81-84, 2002.