

RENKSEL VE DOKUSAL ÖZELLİKLER KULLANILARAK ALEV VE ALEV OLMAYAN GÖRÜNTÜ KESİTLERİNİN SINIFLANDIRILMASI

Buket TOPTAŞ¹, Davut HANBAY²

¹Bandırma Onyedi Eylül Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri
Fakültesi, 10200, Bandırma, Balıkesir,

² İnönü Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Malatya

btoptas@bandirma.edu.tr

ÖZET

Orman yangınları, ekolojik dengeyi olumsuz yönde etkileyen bir afet türüdür. Orman yangınlarının olumsuz etkilerini azaltmak için yangının yapısının iyi bilinmesi gerekir. Bu çalışmada, orman yangın görüntülerinden elde edilen renksel ve dokusal özellikler kullanılarak alev görüntüleri sınıflandırılmıştır. Yapılan çalışmada alev ve alev olmayan 3100 adet görüntü kesiti üzerinde incelemeler gerçekleştirilmiştir. Renk özelliklerinin belirlenmesinde RGB renk uzayı kullanılmıştır. Dokusal özelliklerin belirlenmesinde ise Laws'ın Doku Enerji Ölçümleri ve Gri Seviye Eş Oluşum Matrisinden gelen doku özellikleri kullanılmıştır. Alev ve alev olmayan kesitlerden öznelikler çıkarıldıktan sonra, Destek Vektör Makineleri ve Yapay Sinir Ağları ile sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma başarısı Destek Vektör Makineleri ile %95, Yapay Sinir Ağları ile %96 olarak belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Alev, Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi, Laws Doku Enerji Ölçümleri, Sınıflandırıcılar.

CLASSIFICATION OF FLAME AND NON-FLAME IMAGES PARTITION USING COLOR AND TEXTURAL FEATURES

ABSTRACT

Forest fires are a kind of disasters that affect the ecological balance negatively. The structure of the fire must be well known in order to reduce the adverse effects of forest fires. In this study, flame images were classified using color and textural features which were obtained from forest fire images. In the conducted study, 3100 flame and non-flame images partition were examined. The RGB color space was used to determine the color features. To determine the textural features, the Laws textural energy measurements and Gray Level Co-occurrence Matrix were used. After extracting the features

from the flame and non-flame images partitions, they were classified with Support Vector Machines and Artificial Neural Networks. Classification success rates were determined as 95% with Support Vector Machines and 96% with Artificial Neural Network

Keywords: Flame, GLCM, Laws texture energy measure, SVM, ANN

1. GİRİŞ

Ormanlar, ekolojik dengeyi sağlayan ve birçok canlı türünün yaşam alanını oluşturan alanlardır. Her yıl farklı sebeplerle ortaya çıkan orman yangınları atmosfere zararlı gazlar salmakta ve birçok canlı türünün yok olmasına sebep olmaktadır. Ormanlarda meydana gelen yangınların etkisini azaltmak için yangının erken tespit edilmesi gerekmektedir. Literatürde yangının tespit edilmesi ve doku özelliklerinin incelenmesi üzerinde [1-6] birçok çalışma bulunmaktadır. B.Toptaş ve arkadaşları [7], HSI renk uzayında filtre oluşturarak video görüntüleri üzerinde alevi tespit etmeye çalışmışlardır. D.Y.T. Chino ve arkadaşları [8], renk ve doku analizi yaparak yangın alevini tespit etmeye çalışmışlardır. Sándor Fazekas ve Dmitry Chetverikov [9], optik akış özelliklerini kullanarak dinamik dokular üzerinde çalışma yapmışlardır.

Bu çalışmada, orman yangın görüntüleri kullanılarak alev ve alev olmayan görüntü kesitleri oluşturulmuştur. Oluşturulan veri seti 1550 adet alev ve 1550 adet alev olmayan görüntülerden oluşmaktadır. Bu kesitler kullanılarak renk ve doku özellikleri çıkarılmıştır. RGB renk uzayına ait üç kanalın her biri için üç özellik çıkarılmış ve toplam 9 adet özellikle renk özellikleri elde edilmiştir. Doku özelliklerinde ise, Laws'ın Doku Enerji Ölçüm yöntemi kullanılarak 6 adet özellik ve Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi (GSEM) kullanılarak 9 adet doku özelliği ile elde edilmiştir. Her bir görüntü için toplamda 24 adet özellikten oluşan bir özellik vektörü oluşturulmuştur. Elde edilen bu özellik vektörü için, Destek Vektör Makineleri (DVM) ve Yapay Sinir Ağları (YSA) kullanılmış ve sınıflandırma başarısı ölçülmüştür.

Çalışmanın organizasyonu şu şekildedir: İkinci bölümde kullanılan yöntemler hakkında teorik bilgiler verilmektedir. Üçüncü bölümde, önerilen çalışma anlatılmaktadır. Son bölümde ise deneysel sonuçlar verilmiştir.

2. KULLANILAN YÖNTEMLER

2.1. Renk Bilgisi

Renk, ışığın farklı dalga boylarında nesnelere üzerindeki yansımalarıdır. Renkler, farklı özelliklerde (renk özü, parlaklık, doygunluk gibi) bir araya gelerek renk uzaylarını oluşturur. Renk uzayları, üç boyutlu olup farklı matematiksel hesaplamalara sahiptir. RGB renk uzayı, sırası ile kırmızı, yeşil ve mavinin renk kanallarından oluşan bir renk uzayıdır. RGB renk uzayının üç kanallı görüntü üzerinde

farklı dağılımlara sahiptir. Bu üç kanalın görüntü üzerinde uygulanan farklı hesaplamaları, görüntünün renk dokusu hakkında bilgi edinilmesini sağlayabilir.

2.2. Laws'ın Doku Enerji Ölçümleri

Doku özellikleri üretmek için Laws tarafından geliştirilmiştir bir yöntemdir. Laws, doku türlerini anlamak için bir enerji maskesi geliştirmiştir. Geliştirilen maskeler, bir veya iki boyutlu maskelerdir. Bu maskeler çeşitli filtreler oluşturabilmek için birbirleri ile evrişim edilir. Evrişim işlemi sonucunda, bir görüntüden birden çok özellik çıkarılabilir[10].

Laws, doku enerji ölçümlerinde kullanılan maske türlerinden biri 5x5 boyutlu enerji maskeleridir. Bu maskeler Denklem (1-4)'de verildiği gibidir.

$$L5 = [1 \quad 4 \quad 6 \quad 4 \quad 1] \quad (1)$$

$$E5 = [-1 \quad 2 \quad 0 \quad 2 \quad 1] \quad (2)$$

$$S5 = [-1 \quad 0 \quad 2 \quad 0 \quad -1] \quad (3)$$

$$R5 = [1 \quad -4 \quad 6 \quad -4 \quad 1] \quad (4)$$

Denklem (1-4)'de verilen ifadelerde vektörlerin isimleri aslında amaçlarını açıklamaktadır. L5 maskesi gri seviye yoğunlukları algılamak içindir. E5 maskesi kenarları algılamak içindir, S5 maskesi lekeleri algılayabilmek ve R5 maskesi dalgalanmaları algılayabilmek için oluşturulmuştur. İki boyutlu evrişim maskelerini elde etmek için, vektör çiftlerin her birinin birbiri ile çarpılması gerekir. İki boyutlu evrişim maskesinin oluşturulmasının matematiksel örneği Denklem (5)'de verilmiştir.

$$E5L5 = \begin{bmatrix} -1 \\ -2 \\ 0 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} \times [1 \quad 4 \quad 6 \quad 4 \quad 1] = \begin{bmatrix} -1 & -4 & -6 & -4 & -1 \\ -2 & -8 & -12 & -8 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 8 & 12 & 8 & 2 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

L5, E5, S5 ve R5 vektör çiftlerinin her biri birbiri ile çarpılırsa sonuçta 16 adet iki boyutlu evrişim maskeleri oluşur. Oluşan bu maskeler Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1 dört satır ve dört sütundan oluşmaktadır. L5, E5, S5 ve R5 maske çiftleri ile satır ve sütunlar oluşturulmuştur. Satır ve sütunların birleşimi ile de maskeler ortaya çıkmıştır.

Tablo 1'de verilen iki boyutlu maskeler içinde simetrik olanlar birleştirilir ve simetrik olmayanlar ise ayrı alınır. Sonuçta Tablo 2'de ifade edilen 9 adet iki boyutlu maske elde edilmiş olur.

Tablo 1. Vektörlerin birleştirilmiş hali

	L5	E5	S5	R5
L5	L5L5	L5E5	L5S5	L5R5
E5	E5L5	E5E5	E5S5	E5R5
S5	S5L5	S5E5	S5S5	S5R5
R5	R5L5	R5E5	R5S5	R5R5

Tablo 2’de L5L5 değerinin olmamasının sebebi, bu maskenin tüm değerlerinin toplamının sıfırdan farklı çıkmasıdır. L5L5 maskesi, görüntünün yoğunluk değerini değiştirmemesi için hesaplamalarda kullanılmaz.

Tablo 2. Seçilen 9 adet iki boyutlu maske

L5E5/E5L5	E5S5/S5E5	S5S5
L5S5/S5L5	E5R5/R5E5	E5E5
L5R5/R5L5	R5S5/S5R5	R5R5

2.3. Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi

GSEM görüntü dokularına ait istatistiksel özellik çıkarma yöntemlerinden biridir. GSEM’de ilk önce gri seviyeye dönüştürülen görüntü için eş oluşum matrisi oluşturulur. Bu matrisin oluşturulması için komşu piksellere ait pencere boyutu, gri seviyelerin sayısı, açı ve yön bilgilerinin bilinmesi gerekmektedir.

1	6	4	5	1	0	1	1	0	0	1
2	3	1	3	2	0	0	2	0	1	0
4	1	2	5	3	1	0	0	0	0	0
6	5	2	3	4	1	0	0	0	1	0
				5	0	1	0	0	0	0
				6	0	0	0	1	1	0

Şekil 1. GSEM örnek matrisi

Şekil 1’de bir görüntü matrisi ve bu görüntü matrisine ait eş oluşum matrisinin oluşturulması gösterilmektedir[4]. Eş oluşum matrisinin açı bilgisi için 0° , 45° , 90° ve 135° bilgisi kullanılırken, uzaklık bilgisi için 1 ve 2 değerleri kullanılmaktadır.

Şekil 1’de 4x4’lük bir görüntü matrisi verilmiştir. Bu görüntü matrisi içerisindeki en büyük değer 6 olduğu için eş oluşum matrisi 6x6 boyutunda oluşturulmuştur. Görüntünün (1,1)’inci pikselinden (1,2)’inci pikseline geçen değer görüntü içerisinde sadece bir adet bulunduğu için eş oluşum matrisinin (1,6)’ıncı pikselinin değeri 1 olmuştur. Bu örnekte de ifade edildiği gibi, eş oluşum matrisinde görüntü içerisindeki gri değerlerin tekrar sayısı yazılmaktadır.

GSEM matrisi oluşturulduktan sonra bu matris kullanılarak görüntü üzerinde dokuya ait birçok öznelik çıkarılır. Bu özneliklerin bazıları Tablo 3’de ifade edilmiştir.

Tablo 3. GSEM Öznelikleri

Öznelik	Hesaplama İfadesi
Enerji Ölçümü	$Enrj = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p(i, j)^2$
Zıtlık Ölçümü	$Knrst = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i - j)^2 p(i, j)$
Homojenlik	$Hom = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{p(i, j)}{1 + i - j }$
Korelasyon Ölçümü	$Korr = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \left[\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K ij p(i, j) - \mu_x \mu_y \right]$
Karelerin Toplamı	$Kare_top = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i - \mu_f)^2 p(i, j)$
Fark Momentlerinin Tersisi	$Fark_momnt = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j)$
Toplam Ortalama	$Top_ort = \sum_{k=1}^{2K} k p_{x+y}(k)$
Toplam Entropi	$Top_entrp = - \sum_{k=1}^{2K} p_{x+y}(k) \log_2 [p_{x+y}(k)]$
Toplam Varyans	$Top_var = \sum_{k=1}^{2K} (k - Top_ort)^2 p_{x+y}(k)$

Tablo3’de verilen parametrelerin birkaçını şöyle açıklayabiliriz:

Enerji, görüntü sabit olduğunda maksimum seviyenin eşitlik ölçüsüdür.

Zıtlık, tüm görüntü üzerinde piksel ve komşuluğunun arasındaki yoğunluk ölçümüdür. Sabit görüntülerde zıtlık 0’dır.

Homojenlik, Eş oluşum matrisinin dağılımının uzaysal yakınlığını göstermektedir.

Korelasyon Ölçümü, gri seviyenin doğrusal bağımlılıklarını temsil eder. Hesaplama ifadesinde verilen σ parametresi standart sapma değerini, μ parametresi ortalama değeri vermektedir.

Karelerin Toplamında, μ_f parametresi, görüntünün gri seviyelerinin ortalamasını ifade etmektedir.

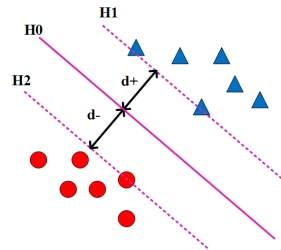
2.4. Destek Vektör Makineleri

DVM, Vapnik tarafından geliştirilen bir sınıflandırıcıdır[11]. Pozitif ve negatif iki sınıfı birbirinden ayırmak için en iyi hiper-düzlemi bulmaya çalışır. Denklem(6)'da ifade edildiği gibi hiper bir düzlemde farklı iki grubun doğru bir şekilde sınıflandırılması sağlanır.

$$w \cdot x + b \quad (6)$$

Burada, w hiper-düzlemde sıfır olmayan ağırlık vektörüdür, x hiper-düzlemde herhangi bir nokta ve b sabit olarak tanımlanır.

DVM, düşük boyutta bulunan giriş uzayını yüksek boyutlu bir uzaya doğrusal olmayan yöntemlerle taşıyan bir dönüşüm sergiler. Şekil 2'de DVM'de iki sınıflı veri setini ayıran farklı düzlemler verilmiştir.



Şekil 2. İki grubu ayıran farklı düzlemler

DVM'de ayırıcı sınırın her iki sınıfa da maksimum uzaklıkta olması gerekir. Şekil 2'de verilen kesikli çizgiler hiper düzlemleri göstermektedir.

$$H1 \text{ düzlemi: } w \cdot x_i + b = +1$$

$$H2 \text{ düzlemi: } w \cdot x_i + b = -1$$

$$H0 \text{ düzlemi: } w \cdot x_i + b = 0$$

H1 ve H2 düzlemleri Destek Vektör tipleridir. H0 ise ortadaki ayırıcıdır. Şekil 2'de verilen $d+$ parametresi, en yakın pozitif noktaya olan en kısa mesafeyi, $d-$ parametresi ise en yakın negatif noktaya olan en kısa mesafeyi belirtmektedir.

2.5. Yapay Sinir Ağları

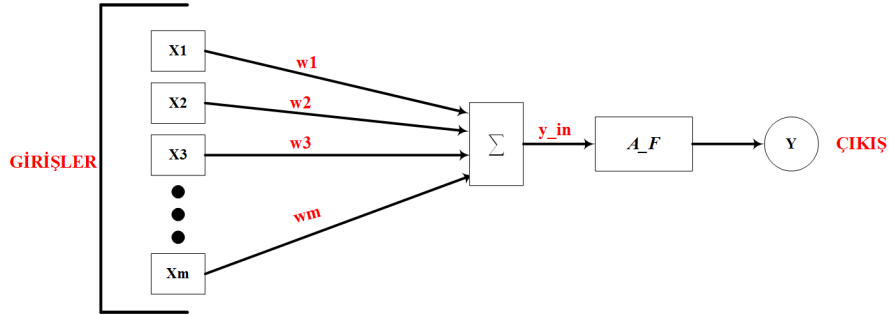
YSA, sinir sisteminden esinlenerek geliştirilmiş bir sınıflandırıcı modelidir. Biyolojik sinir sisteminde, çok sayıda sinir hücresi bulunmaktadır. Bu hücrelerin her biri, benzer hücelere bağlanarak karmaşık bir ağ yapısı oluşturur. Her hücre bağlı olduğu diğer tüm hücelere sinyal gönderir. Şekil 3’de YSA yapını anlatan genel bir görüntü verilmiştir[12].

Şekil 3’e göre YSA’da ağ girişi Denklem(7)’de ifade edildiği gibi hesaplanır.

$$y_{in} = x_1w_1 + x_2w_2 + x_3w_3 + \dots + x_mw_m \quad (7)$$

Çıkış değerini elde etmek için Denklem(8)’de ifade edildiği gibi ağ girişi üzerinde aktivasyon fonksiyonu uygulanır.

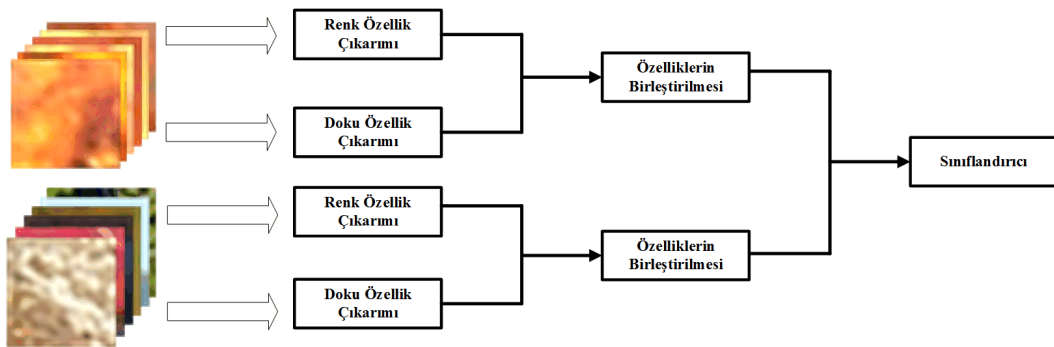
$$Y = A_F(y_{in}) \quad (8)$$



Şekil 3. YSA genel yapısı

3. ÖNERİLEN ÇALIŞMA

Veri setinde bulunan 1550 adet yangın ve 1550 adet yangın olmayan kesitlere ait renk ve doku özellikleri çıkarılmıştır. Çıkarılan özelliklerin sınıflandırma başarısı DVM ve YSA kullanarak ölçülmüştür. Bu çalışmaya ait akış şeması Şekil 4’de verildiği gibidir.



Şekil 4. Akış Şeması

Veri seti içerisinde bulunan alev ve alev olmayan görüntü kesitlerinden alınan bir örnek görüntü Şekil 5’de verilmiştir.



Şekil 5. Alev ve alev olmayan görüntü kesiti

3.1. Renk Özelliklerinin Çıkarılması

RGB renk uzayında bulunan alev ve alev olmayan görüntü kesitleri için renk özellikleri çıkarılmıştır. RGB renk uzayındaki her renk kanalı için ortalama, standart sapma ve eğrilik (çarpıklık) hesaplamaları yapılmıştır. Bu renk özellikleri renk dağılımını ifade etmede başarılı sonuçlar verdiği için tercih edilmiştir. Her renk kanalı için ortalama ve eğrilik değerleri sırası ile Denklem (9-11) arasında ifade edildiği gibi hesaplanmıştır. Şekil 5'deki örnek görüntüler için renk özellik sonuçları Tablo 4'de verilmiştir.

$$ort = \mu = \frac{1}{256} \sum_{j=1}^{256} I(j, 1) \quad (9)$$

$$s. sapma = \sigma = \sqrt{\left(\frac{1}{256} \sum_{j=1}^{256} (I(j, 1) - \mu)^2 \right)} \quad (10)$$

$$egrilik = s = \sqrt[3]{\frac{1}{256} \sum_{j=1}^{256} (I(j, 1) - \mu)^3} \quad (11)$$

Renk özelliklerinde, her renk kanalı için 3 özellik çıkarılmış olup toplamda üç kanal için 9 özellik elde edilmiştir.

Tablo 4. Renk özellik sonuçları

	R_ort	G_ort	B_ort	R_std	G_std	B_std	R_egr	G_egr	B_egr
Alev	253	173	100	2.58	18.47	13.88	-1.99	-0.32	-0.71
Alev Değil	180	225	254	5.03	3.69	0.92	0.74	0.82	-2.11

Tablo 4, dokuz sütun ve iki satırdan oluşmaktadır. Alev ve alev olmayan görüntülere ait her renk kanalının ortalama, standart sapma ve eğrilik değerleri hesaplanmıştır. Ortalama, piksellerin renk kanallarına göre dağılım bilgisini vermektedir. Alev görüntüleri kırmızı renk tonlarında olduğu için kırmızı kanal(R) diğer renk kanallarına (G ve B) oranla daha yüksek bir ortalama değere sahip olmuştur.

Standart sapma değişken değerlerinin ortalama etrafındaki yayılmasını temsil eden bir yayılma ölçütüdür. Standart sapma küçüldükçe piksellerin renk kanallarındaki homojenliği(benzerliği) artar. Alev görüntülerinde kırmızı renk yoğunlukta olduğu için kırmızı renk kanalının (R) standart sapma değeri diğer renk kanallarına oranla düşüktür.

Eğrilik, yüksek değerler düşük değerlerden daha yaygın olursa ya da düşük değerler yüksek değerlerden daha yaygın olursa sağlanır. Başka bir deyişle, eğrilik normal dağılımda simetriğin bozulma derecesidir. Bu bilgiler doğrultusunda, Alev görüntüleri için dağılım sola uzun kuyruklu olduğu için negatif eğrilik bulunmaktadır.

3.2. Doku Özelliklerinin Çıkarılması

Doku özellikleri, görüntüler hakkında anlamlı bilgiler içerirler. Bu bilgiler, görüntü de var olan nesnelerin ayırt edilmesi için kullanılabilirler.

Laws'ın Doku Enerji Yöntemi: Laws'ın doku özelliği çıkarma yönteminde her görüntüye ait 9 enerji ölçümü oluşturulur. Bu çalışmada dokuz enerji matrisinden L5R5/R5L5 ve RR değerleri her görüntü için kullanılmıştır. Kullanılan bu enerji matrisleri ile her görüntüye ait ortalama, standart sapma ve mutlak ortalama değerlerinin hesaplanması için sırası ile Denklem (12-14)'de ifade edilen eşitlikler kullanılır.

$$\mu_{laws} = \frac{\sum_N kp}{N} \quad (12)$$

$$\sigma_{laws} = \frac{\sum_N abs(kp)}{N} \quad (13)$$

$$abs_{\mu} = \sqrt{\frac{\sum_N (kp - \mu)^2}{N}} \quad (14)$$

Burada, kp parametresi, komşu piksellerin değerlerini göstermektedir. N değeri ise kullanılan pencere boyutunu vermektedir.

Görüntü pikselleri üzerinde istenilen 5x5 boyutunda maskeler kullanılmıştır. Elde edilen görüntüler üzerinde istatistiksel değerleri hesaplamak için Denklem (12-14)'de verilen özellikler oluşturulmuş olup toplamda iki enerji görüntüsü için 6 özellik elde edilmiştir. Şekil 5'de verilen örnek görüntülere ait Laws doku özellik sonuçları Tablo 5'de verilmiştir.

Tablo 5. Laws doku özellik sonuçları

	Ortalama (L5R5/R5L5)	S.sapma (L5R5/R5L5)	M.Ortalama (L5R5/R5L5)	Ortalama (RR)	S.sapma (RR)	M.Ortalama (RR)
Alev	223.30	285.76	2.23	0.01	39.13	30.30
Alev Değil	0.39	56.66	44.16	9.68	20.25	16.46

Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi: Doku özelliği çıkarmak için kullanılmıştır. Bölüm 2’de verilen 9 adet GSEM doku özelliği Şekil 5’deki örnek görüntüler üzerinde hesaplanmıştır. Hesaplama sonuçları Tablo 6’da verilmiştir.

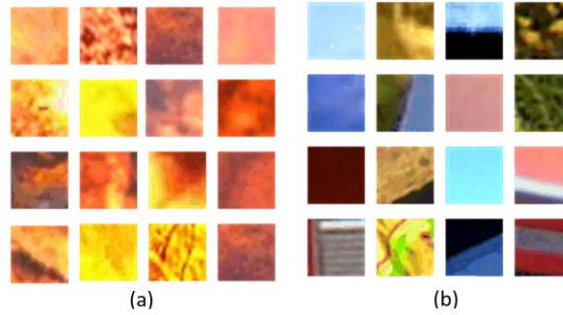
Tablo.6. GSEM hesaplama sonuçları

	Alev	Alev Değil
Enerji	0.33	0.91
Kontrast	0.18	0.03
Homojenlik	0.90	.98
Korelasyon Ölçümü	0.35	-0.09
Karelerin Toplamı	41.15	49.17
Fark Momentlerin Tersisi	0.99	0.98
Toplam Ortalama	12.85	14.05
Toplam Entropi	1.18	0.20
Toplam Varyans	1.37	191

Tablo 6, dokuz satır ve iki sütundan oluşmaktadır. İlk sütun alev görüntülerine ait bilgileri, ikinci sütun alev olmayan görüntülere ait bilgileri içermektedir. Burada enerji ve entropi değerleri ters orantılıdır. Entropi, görüntünün karmaşıklığını ölçen istatistiksel bir özellik iken enerji dokulardaki bozuklukları ölçer.

4. VERİ SETİ

İnternet ortamından alınan çeşitli orman yangın görüntüleri üzerinde 25x25x3 boyutunda kesitler alınarak veri seti elde edilmiştir. Elde edilen veri seti içerisinde 1550 adet alev ve 1550 adet alev olmayan kesitler bulunmaktadır. Kesitlerin boyutunun küçük (25x25) olarak ayarlanması, doku özellik çıkarımında hızlı sonuç alınmasını sağlamıştır. Şekil 6’da veri setinde bulunan örnek alev ve alev olmayan kesitler verilmiştir.



Şekil 6. Veri setlerindeki örnek görüntüler

(a) Alev Kesitleri, (b) Alev Olmayan Kesitler

5. DENEYSEL SONUÇLAR

Veri setindeki görüntülerin R, G ve B kanallarından elde edilen 3 özellik sonucunda toplamda 9 adet özellik vektörü renk bilgisinden oluşturulmuştur. Doku özelliklerinde ise, Laws'ın doku özellik yönteminden 6, GSEM yönteminden 9 adet özellik olmak üzere toplamda 15 adet doku özelliği oluşturulmuştur. Alev ve alev olmayan görüntü kesitleri için toplamda 1x24 boyutlu özellik vektörü DVM ve YSA ile sınıflandırıcıya tabi tutulmuştur. Her iki sınıflandırıcı için de verilerin %60'ı test için %40'ı ise eğitim için kullanılmış ve DVM ile %95, YSA ile %96 sınıflandırma başarıları elde edilmiştir.

Bu çalışma ile alevin renk ve doku özelliklerinin sınıflandırma üzerinde etkisi gösterilmiştir. Ayrıca bu çalışmada, alevin renksel ve dokusal özelliklerine ait sayısal sonuçlar ilgili başlıklar altında tablolarla ifade edilmiştir. Bu sayısal sonuçların, alev tespiti yapacak diğer çalışmaların özellik seçim aşamasına katkı da bulunması amaçlanmıştır.

6. KAYNAKÇA

- [1] Y. Zhao, G. Tang, and M. Xu ,Hierarchical detection of wildfire flame video from pixel level to semantic level, Expert Systems with Applications, vol. 42, no. 8, pp. 4097–4104, 2015.
- [2] R. Chi, Z.-M. Lu, and Q.-G. Ji , Real-time multi-feature based fire flame detection in video, IET Image Processing, vol. 11, no. 1, pp. 31–37, 2017.
- [3] S. Garcia-Jimenez, A. Jurio, M. Pagola, L. De Miguel, E. Barrenechea, and H. Bustince , Forest fire detection: A fuzzy system approach based on overlap indices, Applied Soft Computing Journal, vol. 52, no. 11, pp. 834–842, 2017.
- [4] M. Toptaş and D. Hanbay , Smoke detection using texture and color analysis in videos, Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP), pp. 6-9, 2017.

- [5] X. B. Li, Y. Hua, and N. Xia ,Fire detecting technology based on dynamic textures, *Procedia Engineering*, vol. 52, pp. 186–195, 2013.
- [6] V. Vipin , Image Processing Based Forest Fire Detection, *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, vol. 2, no. 2, pp. 87–95, 2012.
- [7] B. Toptaş and D. Hanbay ,HSI Renk Uzayı Kullanarak Alev Tespiti, *Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP)*,pp. 1–5, 2017
- [8] D. Y. T. Chino, L. P. S. Avalhais, J. F. Rodrigues, and A. J. M. Traina , BoWFire: Detection of Fire in Still Images by Integrating Pixel Color and Texture Analysis, *Brazilian Symposium of Computer Graphic and Image Processing*, pp. 95–102, 2015
- [9] S. Fazekas and D. Chetverikov , Analysis and performance evaluation of optical flow features for dynamic texture recognition, *Image Commun.*, pp. 680–691, 2007.
- [10] K. Kamal, R. Qayyum, S. Mathavan, and T. Zafar ,Wood defects classification using laws texture energy measures and supervised learning approach, *Advanced Engineering Informatics*,vol. 34, pp. 125–135, 2017.
- [11] J. Zhao, Z. Zhang, S. Han, C. Qu, Z. Yuan, and D. Zhang,SVM based forest fire detection using static and dynamic features, *Computer Science and Information Systems*, vol. 8, no.3, pp. 821–841, 2011.
- [12] D. Hanbay, I. Turkoglu, and Y. Demir,Modeling switched circuits based on wavelet decomposition and neural networks,” *Journal of the Franklin Institute*, vol. 347, no. 3, pp. 607–617, 2010.