

**SABİT GÖRÜNTÜLERDE GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ İLE ORMAN
YANGINI TESPİTİ**

VELİ BURAK ÇELEN

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ
TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ARALIK 2012

ANKARA

Fen Bilimleri Enstitü onayı

Prof. Dr. Ünver KAYNAK

Müdür

Bu tezin Yüksek Lisans derecesinin tüm gereksinimlerini sağladığını onaylarım.

Doç. Dr. Erdoğan DOĞDU

Anabilim Dalı Başkanı

Veli Burak Çelen tarafından hazırlanan SABİT GÖRÜNTÜLERDE GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ İLE ORMAN YANGINI TESPİTİ adlı bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Yrd. Doç. Dr. Fatih DEMİRCİ

Tez Danışmanı

Tez Jüri Üyeleri

Başkan : Yrd. Doç. Dr. A. Murat Özbayoğlu

Üye : Yrd. Doç. Dr. Fatih DEMİRCİ

Üye : Yrd. Doç. Dr. Ali Cafer Gürbüz

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada orijinal olmayan her türlü kaynağa eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Veli Burak ÇELEN

Üniversitesi : TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi
Enstitüsü : Fen Bilimleri
Anabilim Dalı : Bilgisayar Mühendisliği
Tez Danışmanı : Yrd. Doç. Dr. M. Fatih Demirci
Tez Türü ve Tarihi : Yüksek Lisans – Aralık 2012

Veli Burak ÇELEN

SABİT GÖRÜNTÜLERDE GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ İLE ORMAN YANGINI TESPİTİ

ÖZET

Son istatistiklere göre [1] her yıl ortalama Dünya’da 5 milyon, Avrupa’da 550 bin, Türkiye’de ise 10 bin hektar alan, orman yangınlarında zarar görmektedir. Orman yangınları ile mücadelede erken uyarı, hızlı ve etkin müdahale çok önemlidir. Bizim çözümümüz orman yangınlarının insansız hava araçları ile tespit ve takip edilmesidir. Birçok insansız hava aracı (İHA) orman alanı üzerinde uçacak ve bir yangın olduğunda otomatik olarak tespit edip merkeze haber verecektir. İHA’lar üzerinde kamera ve bilgisayar sistemi bulunacaktır. Bu tezde hareketli platformlar üzerine kurulacak kameralı sistemler için geliştirilen orman yangınlarını bilgisayarlı görü teknikleri ile tespit yöntemi anlatılmaktadır. Burada en büyük problem kameranın hareketli, işlem gücünün az olmasıdır. Sunulan çalışmada amaç; orman yangınlarını en iyi modelleyen renk uzaylarının, özneliklerin ve sınıflandırıcıların seçilmesidir. Yapılan işler sırası ile; veritabanındaki görüntülerde yangın ve duman bölgelerinin el ile işaretlenmesi, her bir görüntünün 7 farklı renk uzayına dönüştürülmesi ve renk kanallarının histogramlarının oluşturulması, histogramların normalize edilmesi ve benzer değerlerin gruplanarak taramalı tabloların (look-up table) oluşturulmasından oluşur. Taramalı tablodaki bilgiler her bir renk kanalı için değer aralığı ve yangın olma olasılığından oluşur. Görüntünün (x, y) noktasındaki pikselin yangın ve duman olma olasılığı her bir kanalının yangın/duman olma olasılığının çarpılması ile hesaplanır. Yangın ve duman bölgeleri işaretlendikten sonra, her bir görüntünün her bir renk kanalı ve yangın ve duman için 5 tane öznelik çıkartılır. Bu 5 öznelik; ortalama olasılık değeri, ortalama kenar pürüzlülüğü, toplam piksel sayısı, toplam alan sayısı ve ortalama varyansdır. Her bir görüntü 70 boyutlu öznelik vektörü ile temsil edilir. Çok boyutluluğun sistemin başarımını düşürmesinden dolayı çeşitli öznelik seçme yöntemleri uygulanmıştır. Bunlar Temel Bileşenler Analizi, K-ortalama ve bağlı entropidir. En iyi öznelikler seçildikten sonra sınıflandırma işlemi uygulanmıştır. Sunulan çalışmada çeşitli sınıflandırıcıların başarımları değerlendirilmiştir. Bu sınıflandırıcılar Destek Vektör Makineleri, K En Yakın Komşu, Yapay Sinir Ağları ve Algılayıcıdır. Sistemin başarımı 3 test ile ölçülmüştür.

Bunlar en iyi renk uzayının bulunması, en iyi öznitelik setinin bulunması ve en iyi sınıflandırıcının bulunmasıdır.

Anahtar Kelimeler: İstatistiksel Yangın ve Duman Tespiti, Görüntü işleme, Örüntü Tanıma

University : TOBB Economics and Technology University
Institute : Institute of Natural and Applied Sciences
Science Programme : Computer Engineering
Supervisor : Assistant Professor Dr. M. Fatih Demirci
Degree Awarded and Date : M.Sc. – December 2012

Veli Burak Çelen

**FOREST FIRE DETECTION IN STILL IMAGES USING IMAGE
PROCESSING TECHNIQUES**

ABSTRACT

According to recent statistics [1], about 5 million hectares of land in the world and about 550 thousand hectares of land in Europe have been damaged every year by forest fire. Both efficient and effective detection methods for forest fire are therefore necessary for several aspects. Our solution for detecting and tracing forest fire is through unmanned air vehicles (UAV). Generally, UAVs fly over the forest area and automatically detect the forest fire and give the alarm. There is a camera and computer system on the mobile platform. At this thesis we proposed a solution for detecting the forest fire by using image processing techniques on the UAV. The major problem of detecting forest fire on mobile platforms is the unavailability of using motion information and low processing power. The purpose of the proposed study is to select the most suitable color space, features and classifiers for the fire classification. Works, respectively, database imaging fire and smoke region manually marking, 7 different color space conversions, creating histogram and create the lookup table, which denotes the likelihood of each pixel belonging to fire. Based on this information, we mark potential fire regions. Given a set of potential fire regions, we then generate the following features: the average likelihood values, number of pixels, boundary roughness, and variance. The feature set of the image then includes these 5 features: the average likelihood, the average boundary roughness and the average variance for all marked fire regions, the total number of fire pixels and the total number of potential fire regions in the image. Each image is represented by a 70-dimensional feature vector. Because of the curse of dimensionality we use some feature selection algorithm which are principal component analysis, K-means and relative entropy. After selecting the best features, they are applied to the classification process. Finally, the input image is classified as either fire or non-fire through various classification methods, such as SVM, K-Nearest Neighbor, and Neural Networks.

Keywords: Statistical Fire and Smoke Detection, Image Processing, Pattern recognition

TEŐEKKÜR

Çalıőmalarım boyunca deęerli yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren hocam Yrd. Doç. Dr. M. Fatih Demirci ile birlikte Doç. Dr. Bülent Tavlı, kıymetli tecrübelerinden faydalandığım TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi ailesine ve öğretim üyelerine, her konuda desteklerini esirgemeyen ailem ve arkadaşlarım özellikle Barıő Meriç ve Recep Tuęci'ye teőekkürü bir borç bilirim.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

| | |
|--------------------------------------------------------------|----|
| 1. GİRİŞ | 15 |
| 2. LİTERATÜR ÖZETİ | 24 |
| 3. SUNULAN ÇALIŞMA | 30 |
| 3.1. Özet | 30 |
| 3.2. İşlem Adımları | 33 |
| 3.2.1. Renk Uzayı Dönüştürme | 33 |
| 3.2.2. Histogram Oluşturma | 38 |
| 3.2.3. Taramalı Tablo Oluşturma | 41 |
| 3.2.4. Potansiyel Yangın ve Duman Bölgelerinin İşaretlenmesi | 43 |
| 3.2.5. Öznitelik Vektörü | 45 |
| 3.2.5.1 Ortalama Olasılık Değeri | 49 |
| 3.2.5.2 Ortalama Yüzey Pürüzlülüğü | 50 |
| 3.2.5.3 Toplam Piksel Sayısı | 51 |
| 3.2.5.4 Toplam Alan Sayısı | 51 |
| 3.2.5.5 Ortalama Varyans | 52 |
| 3.2.6. Öznitelik Seçimi | 53 |
| 3.2.6.1 Temel Bileşenler Analizi | 53 |
| 3.2.6.2 K-Ortalama | 54 |
| 3.2.6.3 Bağlı Entropi | 55 |
| 3.2.7. Sınıflandırma | 55 |
| 3.2.7.1 Destek Vektör Makineleri | 56 |
| 3.2.7.2 Yapay Sinir Ağları | 56 |
| 3.2.7.3 Algılayıcı | 57 |
| 4. DENEYSEL SONUÇLAR | 58 |
| 4.1. Amaç | 58 |
| 4.2. Veri Kümesi | 58 |
| 4.3. Değerlendirme Kriterleri | 61 |

| | | |
|------|--------------------------------------------------------|----|
| 4.4. | Yangın ve Dumanı En İyi Modelleyen Renk Uzayı | 62 |
| 4.5. | Yangını özetleyen en iyi öznitelik alt kümesini bulmak | 67 |
| 4.6. | Yangını en iyi sınıflandıran sınıflandırıcıyı bulmak | 71 |
| 5. | SONUÇ | 74 |
| | KAYNAKLAR | 77 |
| | ÖZGEÇMİŞ | 81 |

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

| Çizelge | Sayfa |
|-------------------------------------------------------------------------------|--------------|
| Çizelge 3.1 : Görüntü (3.12) öznitelik vektörü ve değerleri | 43 |
| Çizelge 4.1. Renk Uzayları yangın bulma başarımları karşılaştırması | 59 |
| Çizelge 4.2. Renk Uzayları duman bulma başarımları karşılaştırması | 60 |
| Çizelge 4.3. Bağlı bileşen analizi uygulanmadan önce yangın bulma başarımları | 61 |
| Çizelge 4.4. Bağlı bileşen analizi uygulandıktan yangın bulma başarımları | 62 |
| Çizelge 4.5. Özniteliklerin Bağlı Entropi metoduna göre sıralanmış hali | 63 |
| Çizelge 4.6. Öznitelik seçme yöntemi ve sınıflandırıcı ikilisinin sonuçları | 66 |

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

| Şekil | Sayfa |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------|
| Şekil 2.1. (a) alev renginde t-shirt giyen çocuk, (b) seçili bölge için uzaysal dalgacık katsayıları [41] | 26 |
| Şekil 2.2. (a) alev (b) seçili bölge için uzaysal dalgacık katsayıları [41] | 26 |
| Şekil 2.3. Alev rengine sahip trafik işaretinin varyans bilgisi kullanılarak yangın bölgesi olmadığına karar verilmesi [5] | 27 |
| Şekil 2.4. Yangın ve onu içine alan iç bükey [5] 28 | |
| Şekil 3.1: a: orijinal resim b: Yangın bölgeleri işaretlenmiş resim c: Duman bölgeleri işaretlenmiş resim | 29 |
| Şekil 3.2: Sistem özeti | 31 |
| Şekil 3.3: RGB renk uzayı | 32 |
| Şekil 3.4: RGB renk uzayında R kanalının yangın histogramı | 36 |
| Şekil 3.5: RGB renk uzayında G kanalının yangın histogramı | 36 |
| Şekil 3.6: RGB renk uzayında B kanalının yangın histogramı | 36 |
| Şekil 3.7: RGB renk uzayında R kanalının duman histogramı | 37 |
| Şekil 3.8: RGB renk uzayında G kanalının duman histogramı | 37 |
| Şekil 3.9: RGB renk uzayında B kanalının duman histogramı | 38 |
| Şekil 3.10: RGB renk uzayında sırası ile R,G,B kanallarının yangın için taramalı tabloları | 40 |
| Şekil 3.11: Alfanın değişimine göre toplam doğrunun değişimi. Kesikli çizgiler bağlı bileşen analizi yapılmadan önce, düz çizgiler bağlı bileşen analizi yapıldıktan sonra | 42 |
| Şekil 3.12: Öznitelikleri çıkartılan örnek bir resim | 43 |
| Şekil 3.13: Yangının parlaklık değeri siyahtan kırmızıya ve iç kesimlerde sarıya değişmektedir. Duman ise her tarafa aynı görünmektedir. | 49 |
| Şekil 4.1: İşaretlenmiş ve işaretlenmemiş yangın görüntüsü | 55 |
| Şekil 4.2: Örnek veritabanı görüntüleri | 56 |

| | |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Şekil 4.3: Yangın bölgeleri işaretli örnek veritabanı görüntüleri | 56 |
| Şekil 4.4: Duman bölgeleri işaretli örnek veritabanı görüntüleri | 57 |
| Şekil 4.5. Üst sıradaki görüntüler CIE L*a*b* alt sıradaki görüntüler CIE L*u*v* renk uzayına aittir. | 60 |
| Şekil 4.6. Alfanın değişimine göre TP'in değişimi görülmektedir. Düz çizgiler bağlı bileşen analizi yapılmış, kesikli çizgiler ise bağlı bileşen analizi yapılmamış sonuçları göstermektedir | 62 |
| Şekil 4.7. Öznitelik seçim yöntemi ve sınıflandırıcıya göre en iyi 3 sonuç | 68 |

KISALTMALAR

Kısaltmalar Açıklama

| | |
|--------------|-----------------------------------------------|
| İHA | İnsansız Hava Aracı |
| CCD | Charge Coupled Device |
| AVHRR | Advanced Very High Resolution Radiometer |
| MODIS | Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer |
| km | Kilometre |
| RGB | red green blue |
| AR | Auto Regressive |
| PCA | Temel Bileşenler Analizi |
| DVM | Destek Vektör Makinaları |
| YSA | Yapay Sinir Ağları |
| DP | Doğru Pozitif |
| YP | Yanlış Pozitif |
| DN | Doğru Negatif |
| YN | Yanlış Negatif |
| TD | Toplam Doğru |
| TY | Toplam Yanlış |
| K-NN | K En Yakın Komşu |

SEMBOL LİSTESİ

Bu çalışmada kullanılmış olan simgeler açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

| Simgeler | Açıklama |
|-------------------|------------------------------------------------------|
| R(x, y) | x,y konumundaki pikselin kırmızı kanalındaki değeri |
| G(x, y) | x,y konumundaki pikselin yeşil kanalındaki değeri |
| B(x, y) | x,y konumundaki pikselin mavi kanalındaki değeri |
| Rmean | Kırmızı kanalı ortalaması |
| RT | Kırmızı kanalı esik değeri |
| L*(x, y) | x,y konumundaki pikselin L kanalındaki değeri |
| a*(x, y) | x,y konumundaki pikselin a kanalındaki değeri |
| b*(x, y) | x,y konumundaki pikselin b kanalındaki değeri |
| P(x, y) | x ve y kanallarındaki değere göre olasılık değeri |
| L*mean | L kanalı ortalaması |
| a*mean | a kanalı ortalaması |
| Ps | yangının çevresi |
| Pchs | yangını içine alan en küçük dışbükey örtünün çevresi |
| var(X) | Varyans |
| E(X) | Öklit mesafesi |

BÖLÜM 1

1. GİRİŞ

Son istatistiklere göre [1] Her yıl ortalama Dünya’da 5 milyon, Avrupa’da 550 bin, Türkiye’de ise 10 bin hektar alan, orman yangınlarında zarar görmektedir. Dünyada ve ülkemizde ormanları tehdit eden en önemli unsurlardan birisi de orman yangınlarıdır. Akdeniz iklim kuşağında orman yangınları, ormanı olan ülkelerin karşılaşıcağı kaçınılmaz bir sonuçtur. Ülkemizde en fazla yangın çıktığı 0-400 m. rakımda makilik ve ormanlık alan bulunmaktadır. Ormanlarımızın %60’ına tekabül eden 12 milyon hektarlık kısmı yangına çok hassas bölgede yer almaktadır. Orman yangınları sonucunda vahşi yaşam zarar görür, maddi kayıplar oluşur, çevre zarar görür ve karbon emisyonu olur.

Şu anda ormanlar 776 adet orman gözetleme kulesi ile gözetlenmektedir. Burada 2 vardiya çalışan işçiler ormanları izlemektedir. Tubitak, Orman Genel Müdürlüğü ve Bilkent Üniversitesi ortak çalışması ile bu kulelerde çalışanlara yardımcı olmak amacıyla kamera sistemleriyle donatılmıştır. Sabit kameralar ile ormanlar 24 saat izlenmektedir. Yangın tespitinde yangının renk ve hareket bilgisi kullanılmaktadır [7]. Bu sistemin dezavantajı kameranın sabit olması ve kurulum ve bakımının zor olmasıdır. Yaz aylarında orman yangınlarının sık görüldüğü saatlerde 2 kişiden oluşan 700 motorize ekip ormanları taramaktadır. Şekil 1.1’de örnek bir gözetleme kulesi ve kamera sistemi görünmektedir.



Şekil 1.1. Orman gözetleme kuleleri ve kamera sistemi.Orman ve Su İşleri
Bakanlığı'dan alınmıştır

İnsan ile ormanların taranmasının zorluğundan ve maliyetinden dolayı bu alanda çeşitli teknolojiler geliştirilmiştir. Burada önemli olan yangın ile mücadele eden ekiplere olabildiğince erken yangını haber vermek. Orman ve Su İşleri Bakanlığı ile yaptığımız görüşmelerde yangını erken bildirmek kadar yangın sırasında yangın hakkında bilgi vermenin de önemli olduğunu söylediler. Şu anda orman yangınlarını tespit etmek için çeşitli teknolojiler kullanılmaktadır. Bunlar; CCD ve Kızıl ötesi kameralar ile ormanları izlemek, uydu sistemleri, kablosuz sensör ağları ve insansız hava araçlarıdır.

CCD ve Kızıl ötesi kameralar kuleler üzerine konularak ormanlar 24 saat boyunca taranmaktadır. Üzerlerinde çalışan algoritmalar ile bu kameralar yangın olduğunda merkeze haber vermektedirler. Aynı zamanda bu kameralardan gelen görüntüler anlık olarak merkezden izlenebilmektedir. Kameralar kulelere sabit olarak yerleştirilmektedir. Görüş alanları kısıtlıdır. Türkiye'deki ormanların çoğu dağlık alanlarda olduğu için bu bölgelere kurulum yapmak ve iyi bir görüş alanı ayarlamak zordur. Bu kameralar hava değişimine, ışık koşullarına ve rüzgara çok duyarlıdırlar. Sistemin görüş alanı yetersizliği ve diğer teknik özellikleri ile maliyeti göz önüne alındığında bu gözetim sistemlerinin büyük orman alanlarını gözetlemek için her zaman uygun olmayacağı görülür.

Orman yangınlarını tespit etmek için kullanılacak diğer sistemlerden biri uydu sistemleri ve görüntüleridir. Mevcut uydu sistemleri iki farklı uydu kullanmaktadır. Bunlar 1998 yılında fırlatılan Gelişmiş Çok Yüksek Çözünürlüklü Radyometre (Advanced Very High Resolution Radiometer – AVHRR) ve 1999 yılında fırlatılan Orta Çözünürlük Görüntüleme Spektrometre (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer - MODIS) [49]. Uydular Dünya'nın görüntüsünün tamamını 1 ila 2 günde verirler. Orman yangınına erken tespit etmek için bu süre çok uzundur. Uydu görüntülerinde çözünürlük 0.1 hektardır ve konumlandırma 1 km hassasiyet ile

yapılır. Bu deęerler orman yangını tespiti için kabul edilebilir sınırlarda deęildir. Uydu sistemleri tek bir ormana odaklanırsalar iyi sonuçlar vermektedir fakat bu da çeşitli teknik sebeplerden dolayı günümüzde mümkün deęildir.

Kablosuz sensör aęları, ormanın içerisine yerleřtirilen küçük, az enerji tüketen ve düşük maliyetli cihazlar ile ortamın sıcaklık, nem ve basınç gibi bilgilerini alarak kablosuz aęlar ile merkeze bildiren sistemlerdir. Bu bilgiler ışığında yangının olup olmadığı anlaşılabilir aynı zamanda yangın sırasında da bilgiler toplanarak yangın hakkında kestirimlerde bulunabilir. Kablosuz sensör aęlarında en büyük problem enerjidir. Bunun haricinde bu cihazların ormanın içine yerleřtirilmesi, bakımının yapılması, vahři hayvanlardan ve hava olaylarından korunması sıkıntıdır. Bunun yanında orman yangınları incelendiğinde yangın ile birlikte oluşan dumanın yukarı doğru gittięi görülmektedir.

Bizim çözümümüz insansız hava araçları ile orman bölgelerinin taranmasıdır. Bir çok İHA ormanlık alanın üzerinde dolaşacaktır ve yangınları tespit edip merkeze haber verecektir. Bu sistemin avantajları: Daha geniş alanların daha hızlı taranması, yangın tespiti doğrulandıktan sonra uçaklar takip moduna geçip ve yangın etrafında uçarak yangın hakkında ekiplere bilgi sağlamaları, yangının simülasyonunu yer istasyonunda yapabilmeleri, uçakların insanların ve elektrięin gidemedięi alanlarda çalışabilmeleri, yangın tespiti için gerekli maliyeti ve yangınlardan dolayı oluşan maddi kaybı azaltmalarıdır.

Bu tezde hareketli platformlar üzerine kurulacak kameralı sistemler için geliştirilen orman yangınlarını bilgisayarlı görü teknikleri ile tespit yöntemi anlatılmaktadır.

Literatürde bu alandaki çalışmaların çoęu yangının hareket bilgisini kullanmaktadır. Görüntüler bir veya daha çok sabit kameradan alınmaktadır. Bu sistemlerden çoęu örnek olarak [10][11][12], ardışık görüntülerdeki potansiyel yangın piksellerinin deęişim bilgisini kullanmaktadır. Toreyin ve arkadaşları [7] videoda yangın tespiti için yangının renk, hareket ve frekans bilgisini kullanan bir sistem tasarlamışlardır. Videodaki her bir görüntü için bir önceki görüntü ile arasındaki deęişen pikseller

hesaplanmış ve bu deęişimin frekansının 10 hertz olup olmadığına bakılmıştır. Yangını tespit edebilmek için Hidden Markov Modeller kullanılmıştır.

Hareket bilgisi kullanılarak iyi sonuçlar elde edilebilse bile bu sistemler kameraların görüş açıları dışındaki yangınları tespit edememektedir.

[13] te İHA odaklı orman yangını tespiti algoritması sunulmuştur. Heterojen İHA'lar kural tabanlı teknikleri kullanarak yangın bölgelerini tespit etmekte ve konumlandırmaktadırlar. Kızıl ötesi ve görsel görüntüler yangın tespiti için, gps ve diğer sensörler coğrafi konumlandırma için kullanılmıştır. Kızıl ötesi resimlerdeki yangın bölütleme işlemi eşikleme yöntemi ile gerçekleşir ve kural tanımlı sistem görsel görüntülerdeki bölütlemeye adapte edilir. Bu çalışmadaki yangın pikselleri karakteristięi, kırmızı bileşenin yoğunluk deęerini ve kırmızı bileşenin yeşil ve mavi bileşene oranını içerir. Bu sistemin bizim sistemden üstünlüğü, kızıl ötesi kameralar kullanmasıdır. Türkiye’de kızıl ötesi kameralara ulaşım zorluğu ve pahalılığı dolayısı ile biz piyasada kolaylıkla bulunabilecek RGB formatında görüntü veren kameraları kullandık. Başarımı artırmak için kural tabanlı yöntemler yerine olasılık tabanlı yöntemler ve sınıflandırma gibi çeşitli örüntü tanıma yöntemleri kullandık.

Hareketli platformlardaki ana problem yangının hareket bilgisinin kullanılmayışıdır. Hareket bilgisi kullanılmadığında yangın ile aynı renk ve şekilde olan cisimlerin yangın olarak sınıflandırılmasına sebep olmaktadır. Ek olarak, ışık durumlarındaki hızlı deęişiklik ve kısa zamanlı olan yangın ile duman görünürlüğü hareketli sistemlerde ortaya çıkan diğer problemlerdir. Işık deęişimi yangının rengini deęiştirdięi için tespiti zorlaştırmaktadır. Her ışık durumunda çalışan bir sistem yapıldığında yangın pikselleri doğru tespit edilmektedir fakat bu seferde yangın olmayan piksellerde yangın olarak tespit edilebilmektedir. Olasılık tabanlı sistemlerde sistemin günün farklı saatlerine göre eğitilmesi sağlanabilir. Bu tezde bu çalışma yapılmamıştır. Yangın tespitinde önemli olan yangının daha başlangıç aşamasındayken tespit edilebilmesidir. Bu yüzden çok küçük boyutlardaki yangınların tespit edilmesi gerekmektedir. Yangın pikselleri bazı görüntülerde 3 – 5 piksel büyüklüğünde olabilmektedir.

Bu çalışmada orman yangınlarının tespiti için bir yapı öneriyoruz. Bizim yapımız hareket bilgisinin olmadığı yerlerde de kabul edilebilirdir. Görüntü işleme sistemlerinde genel yaklaşım; öncelikle renkli görüntülerin siyah beyaz (0 1) haline dönüştürülmesi ardından bu siyah beyaz görüntü üzerinden şekil tanımlamalarının yapılması şeklindedir. Yangın tespit sisteminin temelinde yangın bölgelerinin, yangının renk bilgisi kullanılarak ayrıştırılması vardır. Bu aşamanın başarımı sistemin genel başarımını yüksek oranda etkilemektedir. Bu yüzden yangın piksellerini en iyi modelleyen renk bilgisinin bulunması gerekmektedir. Biz, bunu kural tabanlı olarak tanımlamak yerine sistemin kendisinin öğrenmesini istedik. Bunun için sisteme yangın ve duman bölgeleri işaretlenmiş görüntüler ve orijinallerini verdik. Sistem görüntüleri 7 farklı renk uzayına dönüştürdü ve her renk uzayında yangın piksellerinin hangi renk değerlerinde yoğunlaştığını bulmaya çalıştı ve test için ayırdığı görüntüleri kullanarak her bir renk uzayının başarımını ölçtü. Artık elimizde siyah beyaz görüntüler bulunmaktadır. Yangını hangi öznitelikler ile temsil edebileceğimizi düşündük ve 5 tane öznitelikte karar kıldık. Bunlar; ortalama olasılık değeri, ortalama yüzey pürüzlülüğü, toplam piksel sayısı, toplam alan sayısı ve varyans değeridir. Duman ve yangın için 7 renk uzayı, 5 öznitelik oluşturuldu. Elimizde 70 adet öznitelik oldu. Çok boyutluluğun lanetinden dolayı sistemin bu 70 öznitelikliğini azaltmasını istedik. Burada 3 farklı öznitelik indirgeme algoritması kullanılmıştır. Bunların başarımları sınıflandırıcı sabit tutularak ölçülmüştür. Burada öznitelik indirgeme algoritmaları bir öznitelik alt kümesi seçmiştir. Kümedeki en uygun eleman sayısı deneysel olarak seçilmiştir. Elimizde en iyi öznitelik alt yapısı olduktan sonra en iyi sınıflandırıcıyı bulmaya çalıştık. Bunu içinde 4 farklı sınıflandırıcıyı test ettik ve görüntüleri yangın var ya da yok diye ayırt etmesini sağladık.

Literatürde bu alanda çeşitli çalışmalar bulunmaktadır. Bilgisayarlı görü ile yangın tespitinde yangının renk, şekil ve hareket özniteliklerinden yararlanılmaktadır. Bu çalışmada, hareket mobil platformlar için uygulanabilir olmadığından biz renk ve şekil bilgisine odaklanacağız. Renk bilgisini kullanan sistemler genellikle yangın piksellerinin değerlerinin belli bir aralıkta yoğunlaştığı bilgisini kullanmaktadır.

[2]'de sunulan algoritmaya göre (x,y) konumunda olan P pikseli aşağıdaki kural sağlandığında yangın pikseli olarak sınıflandırılmıştır.

$$R(x, y) > R_{\text{mean}} \quad (1.1)$$

$$R(x, y) > G(x, y) > B(x, y), \quad (1.2)$$

Burada R_{mean} görüntünün kırmızı değeri ortalamasını ve $R(x,y)$, $G(x,y)$ ve $B(x,y)$ verileri de P pikselindeki sırasıyla kırmızı, yeşil ve mavi değerlerini göstermektedir.

[3]'te yazarlar yangın piksellerini RGB renk uzayında tespit etmek için kural tabanlı farklı bir sistem sunmuşlardır. Kısmen aşağıdaki kurallar tanımlanmıştır.

$$\textbf{Rule 1} : R(x, y) > R_T$$

$$\textbf{Rule 2} : R(x, y) \geq G(x, y) > B(x, y)$$

$$\textbf{Rule 3} : S \geq ((255 - R(x, y)) * S_T / R_T)$$

if (Rule 1) **and** (Rule 2) **and** (Rule 3)

Fire Pixel

Else

Non Fire Pixel

(1.3)

end if

Burada $R(x, y)$, $G(x, y)$ ve $B(x, y)$ sırası ile (x, y) konumundaki pikselin Kırmızı, Yeşil ve Mavi renk bilgisini göstermektedir. S satürasyonu S_T ve R_T ise bunlar için belirlenen eşik değerini belirtmektedir.

Orman yangınındaki yangının çıkardığı renkler ile petrol yangınındaki yangının çıkardığı renkler birbirinden farklıdır. Orman yangının gündüz çıkardığı renk ile gece çıkardığı renk farklıdır. Kural tabanlı sistemler ile bütün bunları modellemek çok zordur. Bizim çalışmamızda sistemin hangi tür yangını tespit etmesini istiyorsanız

ona uygun yangınları sisteme öğreterek sistemin başarımını artırabilirsiniz. Eger elinizde veri kümesi yoksa olan görüntüler ile eğitim yapabilirsiniz.

Philip ve arkadaşları [4] numaralı bildiride yangın piksellerinin RGB renk uzayı kullanılarak tanınması için taramalı tablo (look up table) kullanmıştır. Sistem eğitim verilerinden renk bilgilerinin gauss dağılım ile yumuşatılmış histogramlarını çıkartmakta ve bunlardan taramalı tablolar oluşturmaktadır.

Her piksel için taramalı tablolara bakmakta ve olasılığı belli bir eşik değerinin üstünde ise yangın pikseli olarak sınıflandırmaktadır. RGB uzayının kullanılması yerine, [5] yangın piksellerinin tespiti için CIE L*a*b* renk uzayını kullanır.

$$\textbf{Rule 1} : L^*(x, y) \geq L^*_{\text{mean}}$$

$$\textbf{Rule 2} : a^*(x, y) \geq a^*_{\text{mean}}$$

$$\textbf{Rule 3} : b^*(x, y) \geq b^*_{\text{mean}}$$

$$\textbf{Rule 4} : b^*(x, y) \geq a^*(x, y)$$

$$\textbf{Rule 5} : P(L^*(x, y), a^*(x, y), b^*(x, y)) \geq \alpha$$

if (Rule 1) **and** (Rule 2) **and** (Rule 3) **and** (Rule 4) **and** (Rule 5)

Fire Pixel

Else

Non Fire Pixel

(1.4)

end if

Burada $L^*(x, y)$, $a^*(x, y)$, $b^*(x, y)$ sırası ile pikselin (x, y) konumundaki pikselin CIE L*a*b* renk uzayındaki L^* , a^* ve b^* değerleridir. L^*_{mean} , a^*_{mean} , b^*_{mean} görüntüde o kanaldaki renk değerlerinin ortalamasıdır. $P(L^*, a^*, b^*) = P(L^*, a^*)P(L^*, b^*)P(a^*, b^*)$. Burada olasılıklar daha önce eğitim verisi ile oluşturulan taramalı tablo değerlerinden okunarak elde edilmiştir. Eğer pikselin renk değerlerinin olasılıklarının çarpımı belirlenen α değerinden küçük ise o piksel yangın pikseli değildir.

Bu çalışmada sadece CIE L*a*b* uzayındadır. Bizim çalışmamızda 7 farklı renk uzayı kullanılmaktadır. Bu renk uzayları arasından en başarılısını sistem seçmektedir. Bizim çalışmamızda yangını piksel bazlı sınıflandırmada en başarılı renk uzayı CIE L*a*b* olmasına rağmen yangın tespitinde en başarılı renk uzayı CIE L*u*v'dur. Bizim çalışmamızda yangın tespitinde duman pikselleri de göz önüne alınmıştır. Bazı yangınlarda sadece duman pikselleri görünmektedir. Bu çalışmada yangının şekil bilgisi kullanılmamaktadır. Öznitelikler çıkartılıp sınıflandırma yapılmamıştır.

Bazı alternatif yangın algılama algoritmaları uzay alanında çalışmak yerine frekans alanında çalışmaktadırlar. [14]'deki çalışmada video dosyalarındaki yangın bölgelerini uzaysal, zamansal ve frekans alanındaki modellerini çıkarmışlardır. Yangın bölgeleri ilk olarak frekans ve uzay modellerine göre tespit edilir. Potansiyel yangın bölgelerinin sınırları Fourier katsayıları olarak ifade edilir ve auto regressive (AR) parametrelerinin tahmin edilmesi için kullanılır. Fourier katsayıları ve AR parametreleri sınıflandırıcıya verilen öznitelik vektörünü oluştururlar.

Görüntünün uzay alanına dönüştürülmesi masraflı bir işdir. İnsansız hava araçlarında ağırlık ve elektrik kullanımı önemlidir. Yapılan sistemin performanslı çalışması daha küçük bilgisayarların kullanılmasına ve daha az elektrik tüketilmesine olanak verir. Sistem hareketli olduğu için sürekli görüntü almaktadır. Bu görüntülerinde alındıkları anda işlenmesi önemlidir. Bu sebeple kurulan sistemlerin gerçek zamanlı çalışması gerekmektedir.

Şekil bilgisini kullanan sistemler genellikle yangın piksellerinin dağınıklık bilgisini kullanırlar. [5] numaralı bildirideki çalışmada yangın bölgesini renk bilgisine göre çıkardıktan sonra onun alan ve yüzey büyüklüğü, kenar pürüzlülüğü, asimetri gibi özniteliklerini çıkartıp Bayes sınıflandırıcısına vererek bir sınıflandırma yapmaktadırlar.

Bu çalışmada tek bir renk uzayı için ve sadece yangın için öznitelikler çıkartılmaktadır. Tek bir sınıflandırıcı kullanılmaktadır. Sistem sabit görüntüler için değil hareketli görüntüler için tasarlanmıştır.

Yangın piksellerinin bulunmasının yangın tespitinde önemli bir adım olmasına rağmen, sistemin veriminin artırılması için yangın ve duman piksellerinin tespit edilmesi göz önünde bulundurulabilir. bu çalışmada 7 farklı renk uzayı olan RGB, CIE L*a*b*, CIE L*u*v, CIE XYZ, HLS, HSV, YCrCb uzaylarında yangın ve duman piksellerini göz önüne alan bir orman yangını tespit sistemi sunuyoruz. Önceki çalışmalar gibi tek bir renk uzayına odaklanmak yerine çeşitli renk uzaylarının kullanılmasının sebebi orman yangını tespiti için en uygun renk uzayının araştırılmasıdır. Her bir renk uzayı için birkaç öznitelik çıkarıyoruz ve PCA, K-Means ve İlişkisel Entropi gibi çeşitli öznitelik seçimi algoritmaları kullanarak en iyi özniteliği belirliyoruz[9]. Son olarak giriş görüntüsü yangın veya yangın değil olarak sınıflandırılır. Bu sınıflandırma için Destek Vektör Makineleri, K en yakın komşu ve sinir ağları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Deney sonuçları göstermektedir ki %90 üzerindeki doğru sınıflandırma oranı, en iyi seçilmiş öznitelik uygun sınıflandırıcı ile kullanıldığında elde edilmiştir.

2. LİTERATÜR ÖZETİ

Literatürde bu alanda çeşitli çalışmalar bulunmaktadır fakat bunlar sınırlıdır. Görüntü işleme teknikleri ile yangın bulma algoritmalarının alması gereken daha çok yol vardır. Bunun yanında mevcut çalışmalar umut vericidir. Bizim çalışmamızda da olduğu gibi yangın tespitinde %90 üzerinde tespit oranları bulunmaktadır. Literatür özeti bölümünde çalışmalarımıza da temel oluşturan bu çalışmalar ayrıntılı olarak incelenmiştir ve üzerinde tartışılmıştır.

Renk algılama görüntüde yangın tespiti yöntemlerinde ilk kullanılan yöntemdir ve hala da en geçerli ve popüler yöntem olarak kullanılmaktadır. Yangın tespit yöntemlerin çoğu renk tabanlı yöntemleri kullanmaktadır. Bunlardan çoğu RGB renk uzayında çalışmaktadır. Bazen HSV/HSI renk uzaylarını RGB ile birlikte ya da ayrı ayrı kullanırlar [29,30]. Genel olarak RGB kullanılmasının sebebi duman piksellerinde kanal değerlerinin birbirine yakın olması yani gri renk kırmızı, yeşil ve mavinin eşit oranda karıştırılması ile oluşturulur ve yangın tespitinde kırmızı ve sarı renklerin kolayca ayırt edilebiliyor olmasıdır. Bu çalışmalarda kural tabanlı yöntemler kullanılmaktadır. Kural tabanlı yöntemlerde çeşitli kurallar tanımlanmıştır ve piksel eğer bu kuralları sağlıyorsa yangın pikseli olarak işaretlenir. İstatistiksel yöntemlerde en çok kullanılan yöntem, gaus dağılımı ile yumuşatılmış renk histogramları [28], istatistiksel olarak oluşturulmuş renk modelleri [33], harmanlama (blending) yöntemi [44]. Renk tabanlı yöntemlerde RGB renk uzayı yerine YCrCb ya da CIE $L^*a^*b^*$ gibi parlaklık bilgisini renk bilgisinden ayıran renk uzayları kullanılmaya başlanmıştır [5,33,40]. Bu sayede sistemler ışık değişimlerine daha az duyarlı hale gelmişlerdir. Renk tabanlı yöntemler incelendiğinde iyi sonuçlar verdiği görülmektedir fakat renk tabanlı yöntemler renge, sıklığa, ışık koşullarının değişimine, pozlandırmaya çok hassastırlar. Bu yüzden gerçek dünya problemlerinde kabul edilebilir görülüyorlar. Bütün çalışmalar ilk iş olarak renk tabanlı tanımayı kullanırlar. Bu yüzden renk tabanlı tanıma önemlidir. [46,47] numaralı çalışmada

yangın ve duman piksellerini modellemede en iyi renk uzayının hangisi olduğu üzerine çalışılmıştır.

Hareket eden nesne tespiti yangın tespiti yöntemlerinde renk bilgisi kullanılmadan sonra en çok kullanılan bilgidir. Bu sayede rengi alev ve dumana benzeyen fakat hareket etmeyen nesnelere ya da alev ve duman gibi hareket etmeyen nesnelere yangın bölgesi olarak işaretlenmeyecektir. İşlenen çerçevede, yangından dolayı oluşan hareketi algılayabilmek için çeşitli hareket bölütleme algoritmaları kullanılır. Algılanan hareketin yangından dolayı mı yoksa başka bir nesne olduğunu algılamak için çeşitli işlemlerden geçirilmesi gerekir.

Hareket eden nesne tespiti için en etkili yöntem arka plan çıkarmasıdır (background subtraction) [31,32,34,40-42,44], zamansal fark alma (temporal differencing) [43] ve optik akıştır (optical flow) [37,45]. Arka plan çıkartılması yönteminde sabit bir kamera belli bir alanı sürekli tarar. Sistem ilk başta belli bir sürede arka plan görüntüsünü oluşturur ve bu aşamadan sonra gelen her görüntüden bu arka planı çıkartır. Burada arka plan bilgisinin zaman içinde güncellenmesi ve günün farklı saatlerinde farklı ışık koşullarında bile sistemin düzgün çalışabilmesi önemlidir. Zamansal fark alma yönteminde, ardışık iki gri seviyeli görüntü birbirinden çıkartılır. Çıkarma işleminden sonra görüntü ikili bir görüntü (binary image) haline getirilir. İkili görüntüler birbirlerine eklenerek bir görüntü oluşturulur. [43] numaralı çalışmada tünel içinde yangın tespit edilmeye çalışılmaktadır. Ardışık görüntüler birbirinden çıkartılıp eklenerek çok hızlı hareket eden araba gibi nesnelere görüntüden temizlenmesi, daha yavaş hareket eden duman gibi nesnelere görüntüde kalması hedeflenmiştir. Ardışık görüntüleri incelemek bize görüntülerdeki hareket hakkında iki boyutlu bir bilgi verir. Bu hareket bilgisini 3 boyutlu düzleme izdüşümü ile hareket nesnesini çıkartmak için optik akış yöntemi kullanılır. Bu 3 yöntem karşılaştırıldığında, optik akış yöntemi bize bütün bilgiyi vermektedir fakat optik akışı hesaplamak karmaşık ve maliyetli bir işlem olduğu için gerçek zamanlı uygulamalar için uygun değildir. Gerçek zamanlı kullanmak için özel donanımlara ihtiyaç vardır. Arka plan çıkarma yöntemi bize en düzgün şekilde ön planı vermektedir fakat manzara, ışık, hava gibi değişimlere çok hassastır. Zamansal fark alma yöntemi 2 veya 3 ardışık görüntünün birbirinden çıkartılması ile yapılır, arka

planın hızlı deęiřtięi ortamlar için uygundur fakat genel olarak hareket eden nesnelere çıkarmada başarısızdır. Genellikle çıkan görüntülerde nesnelere ortasında boşluklar bulunmaktadır. Her yöntemin avantajları ve dezavantajları bulunmaktadır. Çoęu çalışmada bu yöntemlerden bir veya bir kaçını bir arada kullanılmaktadır [48].

Hareket tespiti için dięer kullanılan yöntemler salınım tespiti (flicker detection) [30, 34, 35, 41], enerji analizidir [32, 40, 44]. İki yöntemde yangın ve dumanın zamansal deęişim bilgisini kullanılmaktadır. Salınım, yangın piksellerinin yanayan bir alev kenarında periyodik olarak zaman içinde görünüp kaybolmasıdır yani yangının titreşimidir. Yapılan deneyler göstermiştir ki alev 10 Hz'de salınım yapmaktadır. Bu frekans yanayan cisme ve yakıcı maddeye baęlı değildir [31,44]. Duman ise zamansal olarak deęişen bir şekilde salınım göstermektedir. Bu yüzden salınım tespiti duman için çok geçerli değildir. Dumanın zamansal deęişimini tespit etmek için enerji analizi kullanılır. Enerji analizi yapmak için hareket eden nesnelere tespit edildikten sonra bu hareket eden bölgenin ve bu bölgenin arka plandaki izdüşümünün kesikli dalgacık dönüşümü (Discrete Wavelet Transform DWT) yapılır. Eęer enerji seviyesi düşmüşse ve eşik deęerini geçmişse o bölge aday duman bölgesi olarak işaretlenir.

Alevin bir başka biricik özellięi de renklerinin sabit deęil daęılım göstermesidir. Yangın alevleri küçük bir alanda bir çok farklı renge sahiptir. Genel olarak dış kısımları kırmızı iç kısımları ise sarıdır. Uzaysal fark analizi (Spatial difference analysis) [30,41, 5,47] bu bilgiyi kullanmak için yapılır. Aralık filtresi (range filter) [30], uzaysal dalgacık analizi [41] ya da varyans deęişimi [5,47] görüntüde yangın ile yangın ile aynı renkte olan bölgeleri ayırmak için kullanılır. Uzaysal dalgacık analizinde hareket eden bölgeler tespit edildikten sonra bu bölgeler üzerinde dalgacık katsayıları hesaplanır. Yangın bölgelerinde dalgacık katsayılarında büyük deęişimler görülmektedir, yangın olmayan bölgelerde ise dalgacık katsayılarındaki deęişim azdır. Şekil 2.1 (a)'da alev rengine benzer renkte t-shirt giyen çocuk ve (b)'de seçili bölge için hesaplanmış uzaysal dalgacık katsayıları gözükmemektedir. Şekil 2.2. (a)'da bir aleve (b)'de seçili bölge için hesaplanmış uzaysal dalgacık katsayıları gözükmemektedir [41].

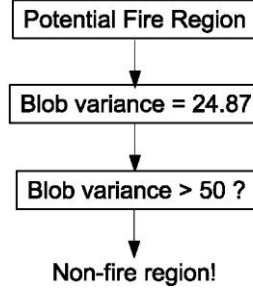


Şekil 2.1. (a) alev renginde t-shirt giyen çocuk, (b) seçili bölge için uzaysal dalgacık katsayıları [41]



Şekil 2.2. (a) alev (b) seçili bölge için uzaysal dalgacık katsayıları [41]

Varyans, bir serinin ortalaması etrafındaki dağılımını ifade eder. Bu sayede piksel değerlerindeki değişimi görebiliriz. Şekil 2.3’de alev rengine sahip bir trafik ışığının varyans bilgisi kullanılarak yangın bölgesi olmadığına karar verilmesine dair örnek vardır [5].



Şekil 2.3. Alev rengine sahip trafik işaretinin varyans bilgisi kullanılarak yangın bölgesi olmadığına karar verilmesi [5]

Duman ve yangının bir başka karakteristiği ise düzgün bir şekillerinin olmamasıdır. Bazı çalışmalarda, duman alanının boyutunun rastgeleliği [38], yüzey pürüzlülüğü [5,40,47] ve türbülans varyansı [30] kullanılır. İsimleri farklı olsa da bu yöntemlerin hepsinin sonuçları aynıdır. Türbülans varyansı, duman bölgesinin çapı ile alanın kara kökü arasındaki bağıntı ile bulunur. Yüzey pürüzlülüğü, yangın alanının çevresi ile o alanı içine alan en küçük içbükeyin çevresine oranı ile bulunur. Şekil 2.4’de bir yangın bölgesi ve onu içine alan en küçük içbükey alan gözükmemektedir [5].



Şekil 2.4. Yangın ve onu içine alan iç bükey [5]

Yangın tespiti ile direk alakalı olmasa da yangın tespit sistemlerinde genellikle süreci basitleştirmek ve başarımlı performansını artırmak için kullanılan 3 modül vardır. Bunlar; alt bloklara ayırma, eğitim ve gürültülerin temizlenmesi işlemleridir. Alt bloklara ayırma [32, 36, 44], filtreleme ve ölçüm bozukluklarını azaltır. Görüntü $n \times n$ 'lik alt bloklara ayrılır ve bu blokların büyüklüğü genelde 16×16 olur. Blok değerleri o bloktaki piksellerin ortalaması alınarak ile hesaplanır. Bu aşamadan sonra piksellerle çalışmak yerine bloklar ile çalışılır. Bu sayede görüntünün boyu azaltılmış olur. Bu da işlemlerin daha performanslı olmasını sağlar. Eğitim ise arka plan modelinin oluşturulması [32,42] ve yangın renk modelinin oluşturulması [28,42,47] için kullanılır. Arka planın oluşturulması hareket eden nesnelere tespit etmek için, yangının renk modelinin oluşturulması ise renk tabanlı yangın tespiti için kullanılır. Görüntülerin temizlenmesi işleminde ikili görüntü oluşturulduktan sonra medyan filtre gibi bir filtre ile görüntü üzerinde dolaşarak gürültülerin temizlenmesi işlemidir. Bu sayede tek başına duran pikseller temizlenir birbirine bağlı olan pikseller ise görüntüde kalır. Medyan filtrenin boyu manzaradan manzaraya değişiklik gösterir.

3. SUNULAN ÇALIŞMA

3.1.Özet

Tez çalışmasındaki temel motivasyon hareketli sistemler üzerine kurulacak sistemler ile orman yangınlarının bilgisayarlı görü teknikleri ile tespit edilmesidir. Genel olarak bilgisayarlı görü ile orman yangın tespit sistemlerinde yangın ve dumanın renk, şekil ve hareket bilgisini bir arada kullanan sistemler vardır. Hareketli sistemler için hareket bilgisini kullanmak mümkün değildir. Bunun sebebi yangının hareket bilgisi olarak 10 Hz'de salınım yapması ve arka plan görüntüsü değiştiğinde bunun duman ya da yangın olabileceği düşünülür. Hareketli sistemlerde 10 Hz'lik bir salınımı anlamak ve arka plan görüntüsü oluşturmak mümkün değildir. Hareket bilgisi olmadığı için biz bu çalışmamızda sadece renk ve şekil bilgisini kullandık. Sistemin özeti Şekil 3.2'de görülmektedir.

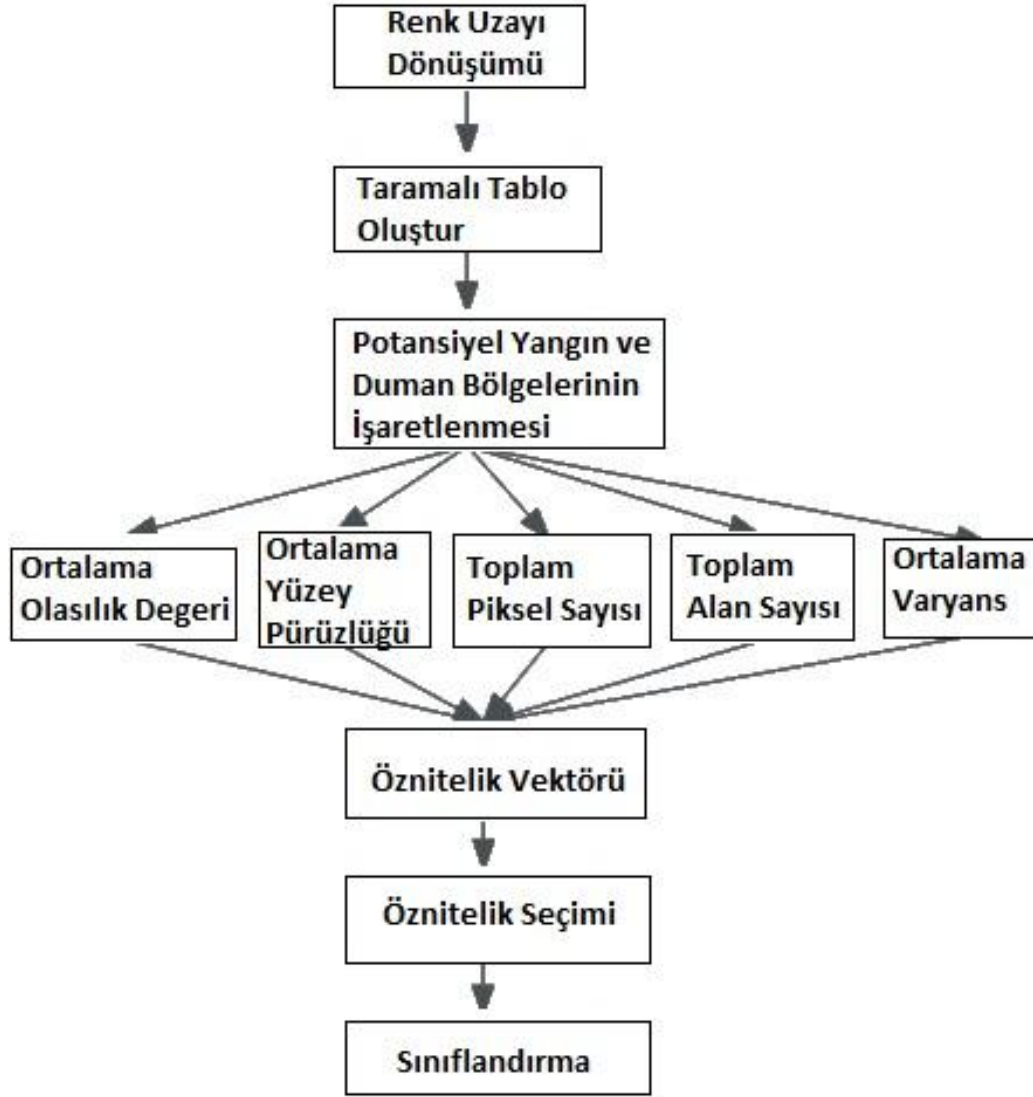
Projede ilk yapılan çalışma veritabanının oluşturulmasıdır. Bunun için internetten 529 adet orman yangını görüntüsü toplanmıştır. Görüntülerin orman yangınlarını iyi örnekleyebilmesi için çalı yangını, ağaç yangını, gündüz ve gece yangını, sadece duman ve sadece ateş görünen yangınların hepsinden veri tabanına konulmuştur. Yangın alanları öncelikle Chen ve arkadaşlarının [3] çalışması ile işaretlenmiştir ardından el yardımı ile düzeltilmiştir ve işaretli resim kaydedilmiştir. Duman alanları öncelikle Turgay Çelik ve arkadaşlarının [2] çalışması ile işaretlenmiştir ardından el yardımı ile düzeltilmiştir ve işaretli resim kaydedilmiştir. Bu sayede elimizde aynı resmin orijinal, yangın bölgeleri işaretli ve duman bölgeleri işaretli hali olmuştur. Örnek bir resim Şekil 3.1.



Şekil 3.1: a: orijinal resim b: Yangın bölgeleri işaretlenmiş resim c: Duman bölgeleri işaretlenmiş resim

Sisteme girdi olarak verilen bir resmin öznitelik vektörünü çıkartmak için şu adımlar yapılmıştır. Bu çalışmadaki motivasyonlarımızdan biri de yangın ve dumanı en iyi modelleyen renk uzaylarını bulmak olduğu için RGB formatında verilen bir görüntüyü 6 farklı renk uzayı dönüşümünü yaptık. RGB de dahil her bir renk uzayı için yangın ve duman bölgelerinin histogramları oluşturulmuştur. Histogramda x eksenini 0-255 renk değerlerini, y eksenini ise o renk değerinde kaç tane pikselin olduğunu göstermektedir. Öncelikle eğitim görüntüleri taranarak bu histogramlar oluşturulmuştur. Buradaki bir pin (240'ın değeri mesela) o renk uzayı için eğitim verilerinde kaç tane yangın/duman pikseline rastlandığı bilgisidir. RGB histogramının kırmızı kanalı için histogramının 240 numaralı pinindeki 10m değeri, eğitim verilerinde yangın piksellerinin 10m tanesinin kırmızı değeri 240 demektir. Histogramdaki değerler [0-1] aralığına normalize edilmiştir. Bu değerler her bir renk değerinin olasılığı olarak kullanılmıştır. Elimizde toplam $7*3*2 = 42$ tane histogram olmuştur. 7 renk uzayı, 3 kanal, yangın ve duman için histogramlar oluşturulmuştur. Bu histogramlardaki benzer değerler gruplanarak taramalı tablolar oluşturulmuştur. Taramalı tablodaki her bir satır renk aralığını ve o aralığın yangın/ duman olma olasılığı değerini tutmaktadır. Taramalı tablodaki veriler kullanılarak potansiyel yangın bölgeleri işaretlenmiştir. Görüntünün (x,y) konumundaki piksel değerinin her bir kanalındaki renk değeri alınıp ve taramalı tablodan o değer için yangın veya duman olma olasılığı alınmıştır. 3 kanalın olasılıkları çarpılmıştır ve eğer belli bir değerin üzerinde ise o piksel potansiyel yangın/ duman olarak işaretlenmiştir. Potansiyel yangın/ duman bölgeleri işaretlendikten sonra öznitelikler çıkarılmıştır. Sistemde 5 tane öznitelik kullanılmıştır. Bunlar ortalama olasılık değeri, ortalama yüzey

pürüzlülüğü, toplam piksel sayısı, toplam alan sayısı ve varyans değeri. Ortalama olasılık değeri; görüntüdeki yangın/duman bölgelerinin yangın/duman olma olasılıklarının ortalamasıdır. Ortalama yüzey pürüzlülüğü; görüntüdeki yangın bölgelerinin şekillerinin bozukluğunu belirtmektedir. Toplam piksel sayısı; görüntüdeki yangın piksellerinin toplamıdır. Toplam alan sayısı; yangın bölgelerinin kaç tane olduğudur. Varyans değeri; yangın piksellerinin değişimini vermektedir. Duman da yangın gibi bir görüntüde yangın olup olmadığını belirttiği için bu özniteliklerin hepsi duman içinde hesaplanmıştır. Öznitelikler 7 ayrı renk uzayı içinde hesaplandığından, her bir resim 70 boyutlu öznitelik vektörü ile temsil edildi. 70 boyutlu öznitelik vektörü kullanılarak bir sınıflandırma yapmak mümkündür fakat çok boyutluluğun dezavantajlarından dolayı bu sistemin başarımını düşürmektedir. Bu çalışmadaki motivasyonlarımızdan biri de yangını en iyi belirten öznitelik setini bulmak olduğundan çeşitli öznitelik indirgeme yöntemleri uyguladık. Bunlar Temel Bileşenler Analizi, K-ortalama ve bağlı entropi. Sistem başarımı farklı sayılardaki öznitelik seçimleri ile test edilmiştir. En son olarak seçilen öznitelikler sınıflandırıcılar ile sınıflara ayrılmıştır. Bu çalışmadaki motivasyonlarımızdan biri de en iyi sınıflandırıcıyı bulmak olduğundan sistem farklı sayılardaki sınıflandırıcılar ile test edilmiştir. Bunlar Destek Vektör Makineleri, K En Yakın Komşu, Yapay Sinir Ağları ve Algılayıcı.



Şekil 3.2: Sistem özeti

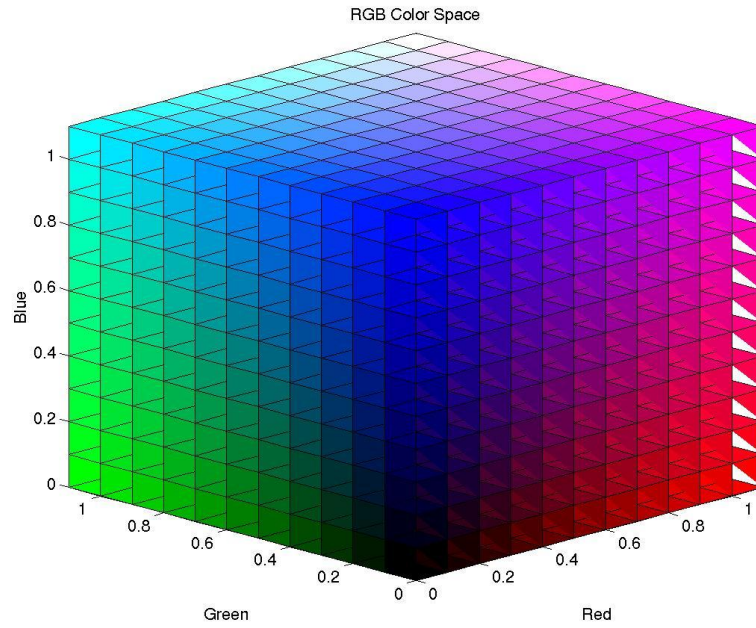
3.2.İşlem Adımları

3.2.1. Renk Uzayı Dönüştürme

Renk uzayı; renklerin birden çok değişken ile gösterildiği soyut matematiksel modellerdir. Genellikle 2 ya da 3 değişken ya da renk bileşenleri kullanılır. [22] Piyasada kullanılan kameraların çoğu RGB formatında görüntü üretmektedir. Başka

renk uzaylarında çalışılmak isteniyorsa eğer RGB renk formatı başka renk formatlarına dönüştürülmelidir. Bu tezde 7 farklı renk uzayı kullanılmıştır. Bunlar RGB, CIE L* a* b*, CIE L* u* v*, CIE XYZ, HLS, HSV ve YCrCb.

“RGB renk uzayı toplamalı renk karışımı yöntemiyle bir birim küpün içinde renkleri tanımlayacak şekilde tasarlanmıştır Şekil 3.3 RGB renk uzayı bilgisayar monitörleri, tarayıcılar ve katodik televizyon tüpleri gibi cihazlarda kullanılır.” [23]



Şekil 3.3: RGB renk uzayı.

<http://www.clear.rice.edu/elec301/Projects02/artSpy/color.html> adresinden alınmıştır

RGB renk uzayında her renk Kırmızı (Red), Yeşil (Green) ve Mavi (Blue)'nun karışımı olarak gösterilir.

Renk uzayı dönüşümü görüntüyü bir renk uzayından dönüşüm formüllerini kullanarak başka bir renk uzayına döndürme işlemidir. Renk uzayı dönüşümlerinde aşağıdaki formüller kullanılmıştır.[24]

RGB <-> CIE XYZ dönüşümü

$$\begin{array}{r}
X \quad 0,412453 \quad 0,357580 \quad 0,180423 \quad R \\
Y = 0,212671 \quad 0,715160 \quad 0,072169 \quad \times G \\
Z \quad 0,019334 \quad 0,119193 \quad 0,950227 \quad B
\end{array}$$

(3.1)

$$\begin{array}{r}
R \quad 3,240479 \quad -1,53715 \quad -0,498535 \quad X \\
G = 0,969256 \quad 1,875991 \quad 0,041556 \quad \times Y \\
B \quad 0,055648 \quad -0,204043 \quad 1,057311 \quad Z
\end{array}$$

(3.2)

RGB <-> YCrCb dönüşümü

$$Y = 0,299 \times R + 0,587 \times G + 0,114 \times B$$

(3.3)

$$Cr = (R - Y) \times 0,173 + \mathit{delta}$$

(3.4)

$$Cb = (B - Y) \times 0,564 + \mathit{delta}$$

(3.5)

$$R = Y + 1,403 \times (Cr - \mathit{delta})$$

(3.6)

$$G = Y - 0,344 \times (Cr - \mathit{delta}) - 0,714 \times (Cb - \mathit{delta})$$

(3.7)

$$B = Y + 1,773 \times (Cb - \mathit{delta})$$

(3.8)

$$\mathit{delta} = 128$$

(3.9)

RGB <-> HSV dönüşümü

$$V = \max(R, G, B)$$

(3.10)

$$S = \begin{cases} V - \frac{\min(R,G,B)}{V} & V \neq 0 \\ 0 & V = 0 \end{cases}$$

(3.11)

$$H = \begin{cases} 60 \times \frac{G-B}{S} & V = R \\ 120 + 60 \times \frac{(B-R)}{S} & V = G \\ 240 + 60 \times \frac{R-G}{S} & V = B \end{cases} \quad V = 255 \times V$$

(3.12)

$$S = 255 \times S$$

(3.13)

$$H = \frac{H}{2}$$

(3.14)

RGB <-> HLS dönüşümü

$$Vmax = \max(R, G, B)$$

(3.15)

$$Vmin = \min(R, G, B)$$

(3.16)

$$L = \frac{Vmax+Vmin}{2}$$

(3.17)

$$S = \begin{cases} \frac{Vmax-Vmin}{Vmax+Vmin} & L < 0,5 \\ \frac{Vmax-Vmin}{2-(Vmax+Vmin)} & L > 0,5 \end{cases}$$

(3.18)

$$H = \begin{cases} 60 \times \frac{G-B}{S} & Vmax = R \\ 120 + 60 \times \frac{(B-R)}{S} & Vmax = G \\ 240 + 60 \times \frac{R-G}{S} & Vmax = B \end{cases}$$

(3.19)

$$V = 255 \times V$$

(3.20)

$$S = 255 \times S$$

(3.21)

$$H = \frac{H}{2}$$

(3.22)

RGB <-> CIE L*a*b*

$$\begin{array}{r} X \\ Y \\ Z \end{array} = \begin{array}{ccc} 0,412453 & 0,357580 & 0,180423 \\ 0,212671 & 0,715160 & 0,072169 \\ 0,019334 & 0,119193 & 0,950227 \end{array} \times \begin{array}{l} R \\ G \\ B \end{array}$$

(3.23)

$$X = \frac{x}{0,950456}$$

(3.24)

$$Z = \frac{z}{1,088754}$$

(3.25)

$$L = \begin{cases} 116 \times \sqrt[3]{Y} - 16 & Y > 0,008856 \\ 903,3 \times Y & Y < 0,008856 \end{cases}$$

(3.26)

$$a = 500 \times (f(X) - f(Y)) + \text{delta}$$

(3.27)

$$b = 200 \times (f(Y) - f(Z)) + \text{delta}$$

(3.28)

$$f(t) = \begin{cases} \sqrt[3]{t} & t > 0,008856 \\ 7,787 \times t + \frac{16}{116} & t < 0,008856 \end{cases}$$

(3.29)

$$\text{delta} = 128$$

(3.30)

RGB <-> CIE l*u*v*

$$\begin{array}{r} X \\ Y \\ Z \end{array} = \begin{array}{ccc} 0,412453 & 0,357580 & 0,180423 \\ 0,212671 & 0,715160 & 0,072169 \\ 0,019334 & 0,119193 & 0,950227 \end{array} \times \begin{array}{l} R \\ G \\ B \end{array}$$

(3.31)

$$Y = \begin{cases} 116 \times \sqrt[3]{Y} & Y > 0,008856 \\ 903,3 \times Y & Y < 0,008856 \end{cases}$$

(3.32)

$$u' = 4 \times \frac{X}{X+15 \times Y+3 \times Z}$$

(3.33)

$$v' = 9 \times \frac{Y}{X+15 \times Y+3 \times Z}$$

(3.34)

$$u = 13 \times L \times (u' - 0,19793943)$$

(3.35)

$$v = 13 \times L \times (v' - 0,46831096)$$

(3.36)

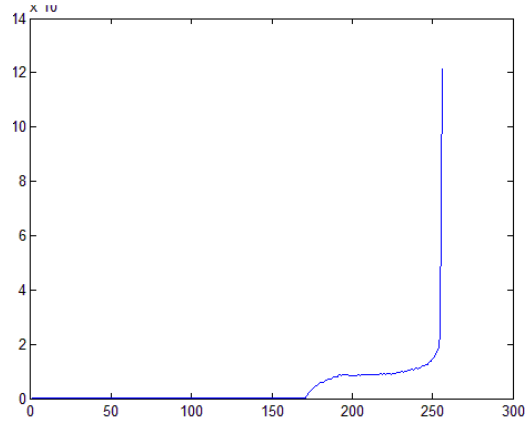
Dönüşümler sonucu elde edilen bütün değerler 0 ile 255 arasına çekilir.

3.2.2. Histogram Oluşturma

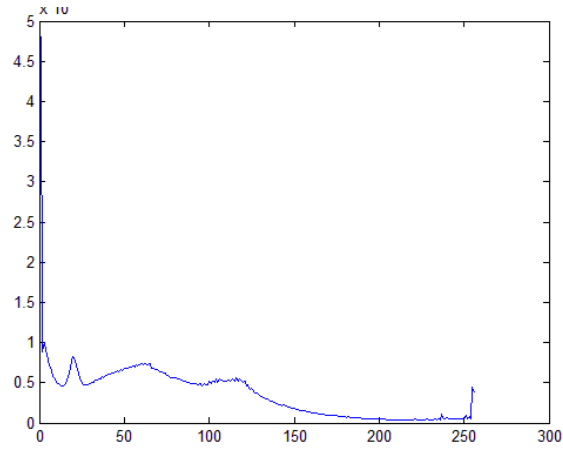
Kullanılan her bir renk uzayı için yangın ve duman piksellerinin renk değerlerinin tüm eğitim kümesinde bulunma sıklığı elde edilmiştir. Bu işlem literatürde histogram oluşturma olarak bilinmektedir.

Örnek olarak CIE L*a*b renk uzayının histogramını oluşturmak için veri tabanındaki her bir görüntünün orijinal, yangın bölgeleri işaretlenmiş ve duman bölgeleri işaretlenmiş hali okundu. İşaretli piksellerin orijinal görüntüdeki değerleri okunup her bir kanal değeri ilgili oluşturulan histogramda 1 artırıldı. Mesela CIE L*a*b* uzayında pikselin değeri (220,40,55) ise L kanalı histogramının 240, a kanalı histogramının 40, b kanalının histogramının 55 değerleri 1 artırıldı. Bu işlem bütün eğitim görüntüleri ve renk uzayları için yapıldı. Bu sayede her bir kanal için bir histogramımız oluşmuş oldu. Histogramın x eksenini [0-255] arasında renk değerleri, y eksenini ise o değerdeki toplam yangın/duman piksel sayısını göstermektedir.

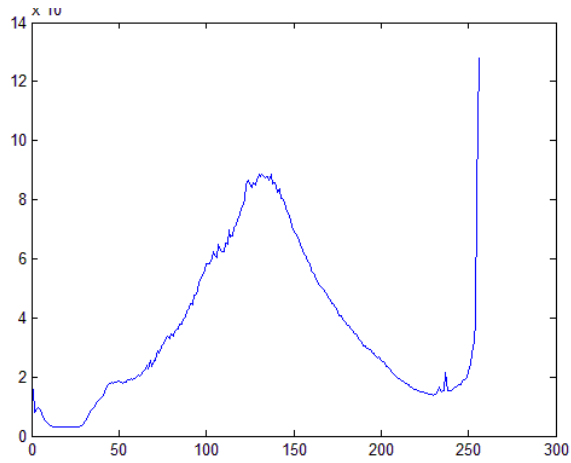
Bu işlemler sonucunda elimizde 7 farklı renk uzayı, 3 kanal, duman ve yangın için toplam 54 adet histogram bulunmaktadır. Şekil 3.4 3.5 ve 3.6'da RGB renk uzayı için sırası ile kırmızı yeşil ve mavi renk uzaylarının yangın histogramları görülmektedir. Şekil 3.7 3.8 ve 3.9'da RGB renk uzayı için sırası ile kırmızı yeşil ve mavi renk uzaylarının duman histogramları görülmektedir.



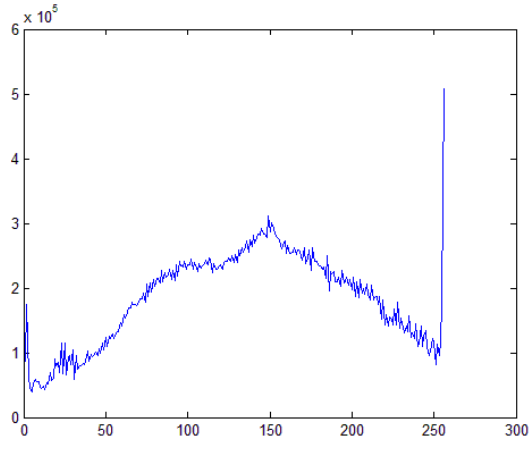
Şekil 3.4: RGB renk uzayında R kanalının yangın histogramı



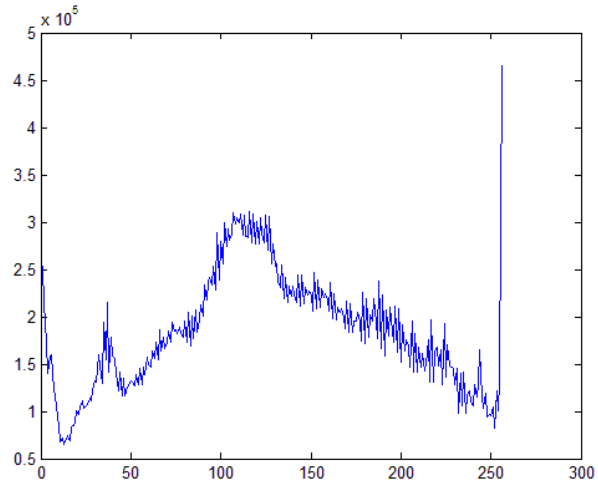
Şekil 3.5: RGB renk uzayında G kanalının yangın histogramı



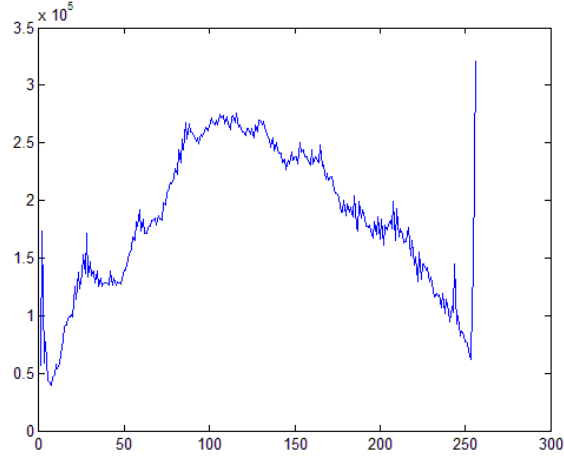
Şekil 3.6: RGB renk uzayında B kanalının yangın histogramı



Şekil 3.7: RGB renk uzayında R kanalının duman histogramı



Şekil 3.8: RGB renk uzayında G kanalının duman histogramı



Şekil 3.9: RGB renk uzayında B kanalının duman histogramı

3.2.3. Taramalı Tablo Oluşturma

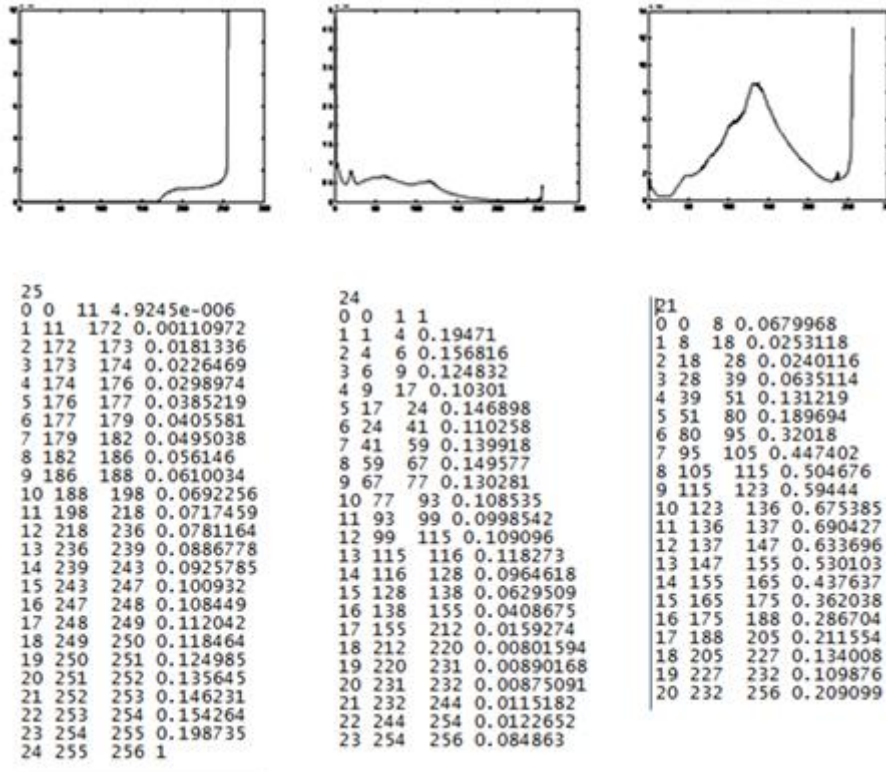
Taramalı tablo bir pikselin yangın/duman olma olasılığını göstermektedir. Oluşturulan histogramlardaki değerler 0 ve 1 aralığına normalize edilmiştir. Normalizasyon işleminde histogramın en yüksek değerine bölünerek sağlanmıştır. 0 ile 1 arasındaki değerler o parlaklık değerinin yangın/duman olma olasılığı olarak kabul edilmiştir. Buradaki değerler yangın/duman içinde görülme sıklıklarıdır. Sık görülen bir değerın yangın/duman olma olasılığı daha fazla olacağı için bu değerler direk olasılık değeri olarak kullanılmıştır.

İyi bir sonuç almak için benzer olasılığa sahip değerler gruplanmıştır. Gruplama hem ufak gürültülerin temizlenmesini sağlamıştır hem de taramalı tabloların hafızada daha az yer tutmasını sağlamıştır. Taramalı tablolarda 21 ile 27 arasında grup oluşturulmuştur. Yapılan denemeler sonucunda bu sayılardaki grup en iyi sonucu vermiştir.

Histogramları gruplandırmak için aşağıdaki algoritma kullanılmıştır. Burada amaç benzer değerleri gruplayıp, aykırılıkları ön plana çıkarmaktır. Şekil 3.10'da RGB

renk uzayı için sırası ile kırmızı, yeşil ve mavi renk kanalları için histogramlar ve altlarında taramalı tabloları görünmektedir.

1. Histogramları normalize et
2. while (lookupSize > MAX_LOOKUP_SIZE || lookupSize < MIN_LOOKUP_SIZE)
3. $i \leftarrow 0$
 - 3.1. while ($i < 256$)
 - 3.1.1. $\text{histYThreshold} \leftarrow \text{histYThreshold} + \text{stepSize}$
 - 3.1.2. while ($\text{hist}[i] \leq \text{histYThreshold}$)
 - 3.1.2.1. $\text{prob} \leftarrow \text{prob} + \text{hist}[i]$
 - 3.1.2.2. $i++$
 - 3.1.2.3. $\text{maxRange}++$
 - 3.1.3. $\text{prob} \leftarrow \text{prob} / (\text{maxRange} - \text{minRange})$
 - 3.1.4. $\text{lookupTable}[\text{lookupSize}][0] \leftarrow \text{minRange}$
 - 3.1.5. $\text{lookupTable}[\text{lookupSize}][1] \leftarrow \text{maxRange}$
 - 3.1.6. $\text{lookupTable}[\text{lookupSize}][2] \leftarrow \text{prob}$
 - 3.1.7. $\text{minRange} \leftarrow \text{maxRange}$
 - 3.1.8. $\text{lookupSize}++$
 - 3.1.9. $\text{prob} \leftarrow 0$
 - 3.2. if $\text{lookupSize} \geq \text{MAX_LOOKUP_SIZE}$
 - 3.2.1. $\text{stepSize} \leftarrow \text{stepSize} + \text{rangeStepSize}$
 - 3.3. else
 - 3.3.1. $\text{stepSize} \leftarrow \text{stepSize} - \text{rangeStepSize}$



Şekil 3.10: RGB renk uzayında sırası ile R,G,B kanallarının yangın için taramalı tabloları

3.2.4. Potansiyel Yangın ve Duman Bölgelerinin İşaretlenmesi

Yangın ve duman piksellerinin parlaklık değerleri belli bir değer aralığında toplanmıştır. Mevcut olan çoğu yangın tespit sistemi bu bilgiyi kullanmaktadır fakat mevcut çalışmalar sadece tek bir renk uzayını ve kural tabanlı sistemler kullanmışlardır.

Kural tabanlı sistemlerde yangın pikselinin parlaklık değerinin belli bir değerden büyük ya da küçük olmadığı, birbirlerine göre büyüklük küçüklükleri örnek olarak kırmızı kanalındaki parlaklık değerinin yeşil ve mavi kanalındaki rengin parlaklık değerinden büyük olması gibi. Olasılık tabanlı sistemler ise eski verileri kullanarak onlardaki verilerin rastlanma sıklığına bakarak olasılık değerleri çıkartırlar. Bizim sistemimiz olasılık tabanlı bir sistemdir.

Yangın tespiti yapmak için ilk olarak hangi renk uzayında çalışılacaksa görüntünün o renk uzayı dönüşümünün yapılması gerekmektedir. Görüntünün (x, y) noktasındaki pikselin kanal0, kanal1 ve kanal2 renk değerleri için yangın olma olasılığı (1) numaralı formüle göre hesaplanır.

$$P(k_0, k_1, k_2) = P(k_0) * P(k_1) * P(K_2) \quad (3.37)$$

Burada P(k0), P(k1) ve P(k2) pikselleri sırası ile kanal0, kanal1 ve kanal2 değerleri için taramalı tablolardan alınan olasılık değerleridir. Her renk uzayı ve kanalı kendi taramalı tablosundan veriyi almaktadır. Bu şekilde her piksel için yangın olma olasılığı hesaplanmış olur. Olasılık değeri [0 1] arasında değişmektedir ve olasılık ne kadar 1'e yakın olursa pikselin yangın olma ihtimali o kadar artar.

Aşağıdaki formüle göre pikselin yangın pikseli olup olmadığına karar verilir.

$$P(k_0, k_1, k_2) = P(k_0) * P(k_1) * P(K_2) \geq \alpha \quad (3.38)$$

Eğer olasılık değeri α 'dan büyük ise piksel yangın pikselidir.

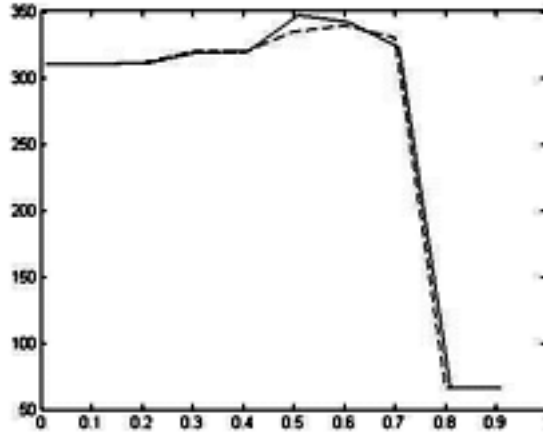
Burada α değeri her renk uzayı için değişmektedir. En iyi α değerini seçmek için eğitim görüntüleri kullanılmaktadır. Eğitim görüntüleri üzerinde α değerinin [0 1] arasındaki değişiminde doğru ve yanlış sınıflandırılan piksel oranları hesaplanmaktadır. Kullanım alanına göre α değeri doğru sınıflandırmayı maksimum veya yanlış sınıflandırmayı minimum yapacak bir değer seçilebilir. Bu çalışmada doğru sınıflandırmayı maksimum yapan alfa değeri seçilmiştir.

Aynı işlemler duman pikselleri için de yapılmıştır.

Bir görüntüde tek piksellik yangın olmayacağı düşünülerek görüntü üzerinde bağlı bileşen analizi yapıldı. (x,y) konumundaki bir piksel yangın pikseli olarak

sınıflandırılmış ve 8 komşuluğundaki hiç bir piksel yangın pikseli olarak sınıflandırılmamış ise (x,y) konumundaki piksel yangın olmayan piksel olarak sınıflandırılır.

Bu analiz sistemin başarımını arttırmıştır. Çalıştığımız görüntüler orman yangını görüntüsü ve genel olarak havadan çekilen görüntüler olduğu için bağlı piksel sayısı 2 ile sınıflı tutulmuştur. Eğer bağlı en az 2 piksel var ise yangın pikseli olarak sınıflandırılmıştır. Şekil 3.11’de alfanın değişime göre toplam doğrunun değişimi görülmektedir. Bu şekilde bağlı bileşen analizinin sistemin başarımına pozitif katkıda bulunduğu görülmektedir.



Şekil 3.11: Alfanın değişimine göre toplam doğrunun değişimi. Kesikli çizgiler bağlı bileşen analizi yapılmadan önce, düz çizgiler bağlı bileşen analizi yapıldıktan sonra

3.2.5. Öznitelik Vektörü

Potansiyel yangın ve duman pikselleri belirlendikten sonra bu piksellerin üzerinden çeşitli öznitelikler çıkartılıyor. Hareketli platformlar için hareket bilgisi kullanılmadığı için öznitelikler yangının renk ve şekil bilgisi kullanılarak çıkartılmıştır. Yangının çok belirgin bir renk değeri bulunmasına rağmen yangın ve dumanın belli bir şekli bulunmamaktadır, parçalı bir yapıdadır.

Yangın ve duman için 5'er tane öznelik çıkartılmıştır. Bunlar; ortalama olasılık değeri, ortalama yüzey pürüzlülüğü, toplam piksel sayısı, toplam alan sayısı, ortalama varyansdır. Öznelikler aşağıda ayrıntılı olarak anlatılmıştır. Öznelikler 7 farklı renk uzayı için ayrı ayrı çıkartılmıştır. $7 \times 5 \times 2 = 70$ 'den toplamda 70 adet öznelik bulunmaktadır. Öznelik vektörünün büyüklüğü 70'dir. Şekil 3.12'de örnek bir resim ve Çizelge 3.1'de öznelik isimleri ve değerleri verilmiştir.



Şekil 3.12: Öznelikleri çıkartılan örnek bir resim

Çizelge 3.1 : Görüntü (3.12) öznelik vektörü ve değerleri

| | |
|--------------------------------------------|--------|
| CIE L*a*b* Yangın Ortalama Olasılık Değeri | 0,6783 |
| CIE L*a*b* Yangın Piksel Sayısı | 248 |
| CIE L*a*b* Yangın Alan Sayısı | 8 |
| CIE L*a*b* Yangın Yüzey Pürüzlülüğü | 0 |
| CIE L*a*b* Yangın Ortalama Varyans | 0,0014 |

| | |
|--------------------------------------------|-----------|
| CIE L*a*b* Duman Ortalama Olasılık Deęeri | 0,0682 |
| CIE L*a*b* Duman Piksel Sayısı | 1499 |
| CIE L*a*b* Duman Alan Sayısı | 11 |
| CIE L*a*b* Duman Yüzey Pürüzlülüęü | 0 |
| CIE L*a*b* Duman Ortalama Varyans | 0,0003 |
| CIE L*u*v* Yangın Ortalama Olasılık Deęeri | 0 |
| CIE L*u*v* Yangın Piksel Sayısı | 0 |
| CIE L*u*v* Yangın Alan Sayısı | 0 |
| CIE L*u*v* Yangın Yüzey Pürüzlülüęü | 0 |
| CIE L*u*v* Yangın Ortalama Varyans | 0 |
| CIE L*u*v* Duman Ortalama Olasılık Deęeri | 0,0009 |
| CIE L*u*v* Duman Piksel Sayısı | 2190 |
| CIE L*u*v* Duman Alan Sayısı | 3 |
| CIE L*u*v* Duman Yüzey Pürüzlülüęü | 35,9522 |
| CIE XYZ Duman Ortalama Varyans | 0,0000007 |
| CIE XYZ Yangın Ortalama Olasılık Deęeri | 0,2487 |
| CIE XYZ Yangın Piksel Sayısı | 1850 |
| CIE XYZ Yangın Alan Sayısı | 53 |
| CIE XYZ Yangın Yüzey Pürüzlülüęü | 0 |
| CIE XYZ Yangın Ortalama Varyans | 0,00073 |
| CIE XYZ Duman Ortalama Olasılık Deęeri | 0,2494 |
| CIE XYZ Duman Piksel Sayısı | 10614 |
| CIE XYZ Duman Alan Sayısı | 15 |
| CIE XYZ Duman Yüzey Pürüzlülüęü | 0 |
| CIE XYZ Duman Ortalama Varyans | 0,0193 |
| HSL Yangın Ortalama Olasılık Deęeri | 0,0411 |

| | |
|-------------------------------------|----------|
| HSL Yangın Piksel Sayısı | 29904 |
| HSL Yangın Alan Sayısı | 50 |
| HSL Yangın Yüzey Pürüzlülüğü | 0 |
| HSL Yangın Ortalama Varyans | 0,0066 |
| HSL Duman Ortalama Olasılık Değeri | 0,1414 |
| HSL Duman Piksel Sayısı | 2303 |
| HSL Duman Alan Sayısı | 23 |
| HSL Duman Yüzey Pürüzlülüğü | 0 |
| HSL Duman Ortalama Varyans | 0,0018 |
| HSV Yangın Ortalama Olasılık Değeri | 0 |
| HSV Yangın Piksel Sayısı | 0 |
| HSV Yangın Alan Sayısı | 0 |
| HSV Yangın Yüzey Pürüzlülüğü | 0 |
| HSV Yangın Ortalama Varyans | 0 |
| HSV Duman Ortalama Olasılık Değeri | 0,0781 |
| HSV Duman Piksel Sayısı | 969 |
| HSV Duman Alan Sayısı | 18 |
| HSV Duman Yüzey Pürüzlülüğü | 924,71 |
| HSV Duman Ortalama Varyans | 0,00062 |
| RGB Yangın Ortalama Olasılık Değeri | 0,0495 |
| RGB Yangın Piksel Sayısı | 196 |
| RGB Yangın Alan Sayısı | 6 |
| RGB Yangın Yüzey Pürüzlülüğü | 0 |
| RGB Yangın Ortalama Varyans | 0,000071 |
| RGB Duman Ortalama Olasılık Değeri | 0,2262 |
| RGB Duman Piksel Sayısı | 39790 |

| | |
|---------------------------------------|---------|
| RGB Duman Alan Sayısı | 97 |
| RGB Duman Yüzey Pürüzlülüğü | 0 |
| RGB Duman Ortalama Varyans | 0,00031 |
| YCrCb Yangın Ortalama Olasılık Değeri | 0,4197 |
| YCrCb Yangın Piksel Sayısı | 1739 |
| YCrCb Yangın Alan Sayısı | 39 |
| YCrCb Yangın Yüzey Pürüzlülüğü | 0 |
| YCrCb Yangın Ortalama Varyans | 0,0036 |
| YCrCb Duman Ortalama Olasılık Değeri | 0,2114 |
| YCrCb Duman Piksel Sayısı | 72 |
| YCrCb Duman Alan Sayısı | 4 |
| YCrCb Duman Yüzey Pürüzlülüğü | 0 |
| YCrCb Duman Ortalama Varyans | 0,0004 |

Öznitelik vektöründeki değerlerin normalizasyon işleminden geçirilmesi gerekmektedir. Veriler aynı uzaya yerleştirildiğinde birbirinden alakasız veriler olması sistemin başarımını etkilemektedir. Burada olasılık değeri 0 ile 1 arasında olacağı için ona normalizasyon işlemi uygulanmamıştır. Diğer 4 öznitelik; ortalama yüzey pürüzlülüğü, toplam piksel sayısı, toplam alan sayısı, ortalama varyans için normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Normalizasyon değerleri eğitim verileri kullanılarak çıkartılmıştır. Test verileri bu değerler kullanılarak normalize edilmiştir.

3.2.5.1 Ortalama Olasılık Değeri

Yangın bölgesi olarak işaretlenen alanların yangına ne kadar benzediğini belirtmek için kullanılan bir özniteliktir.

Bölgeler işaretlenirken alfa değerinden büyük olan alanlar yangın bölgesi olarak işaretlenmişti. Görüntünün tamamında alfadan büyük olan değerlerin toplamının, toplama katılan piksel sayısına oranı ise bize ortalama olasılık değerini vermektedir. Bu öznelik sayesinde bölgelerin yangına bezerlik kuvveti ölçülmüş olur. Ortalama olasılık değeri 1'e ne kadar yakınsa görüntüdeki bölgenin yangın olma ihtimali o kadar yüksektir.

Aynı işlem duman pikselleri içinde yapılmıştır.

3.2.5.2 Ortalama Yüzey Pürüzlülüğü

C liu ve arkadaşları [14] yangının şeklini fourier dönüşümleri ile tanımlamışlardır. Bu yöntemdeki dezavantaj fourier dönüşümlerinin çok masraflı işlem olmasıdır. Fourier şekilleri tanımlamak için etkin bir araç olmasına rağmen yangının tam bir şekli olmadığı için çok elzem değildir. Yangınların temel karakteristikleri yüzeylerinin pürüzlü olmasıdır. Yangını çevresinde girinti ve çıkıntılar vardır. Bu bilgiyi bir öznelik olarak kullanmak için yüzey pürüzlülüğü hesaplanmıştır. Yüzey pürüzlülüğünü bir öznelik olarak kullanmak için yangın bölgesini içine alan en küçük dışbükey örtünün çevresi ile yangının çevresinin oranı kullanılabilir.

Her bir işaretli alan için bu öznelik şu formüle göre hesaplanmaktadır:

$$Pürüzlükül = P_s / P_{chs} \quad (3.39)$$

Burada P_s yangının çevresi, P_{chs} ise yangını içine alan en küçük dışbükey örtünün çevresidir. Çevreyi hesaplamak için [15] gösterilen yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemde basit olarak yatay ve dikey piksellerin sayısı ile çapraz piksellerinin sayısının $2^{1/2}$ katı toplanarak hesaplanır.

Bütün işaretli alanların yüzey pürüzlülüğü hesaplandıktan sonra ortalaması alınmaktadır.

Aynı işlem duman bölgeleri içinde yapılmaktadır.

3.2.5.3 Toplam Piksel Sayısı

Bir görüntüde ne kadar çok yangın pikseli varsa o görüntüde yangın olma ihtimali o kadar çoktur. Bu varsayımdan yola çıkarak toplam piksel sayısı bir öznitelik olarak belirlenmiştir. Toplam piksel sayısı eşik değerinden büyük olan piksellerin sayılması ile bulunmuştur. Veri tabanındaki görüntüler farklı boyutlarda olduğu için toplam piksel sayısı normalize edilmiştir. Normalize işleminde piksel sayısı görüntüdeki toplam piksel sayısına bölünmüştür.

Aynı işlem duman pikselleri içinde yapılmaktadır.

3.2.5.4 Toplam Alan Sayısı

Yangınların yayılışı incelendiğinde yangınların tek bir noktadan çıktığı ve buradan büyüyerek ilerlediği bilinmektedir. Bu yüzden bir görüntüdeki yangınlar genel olarak birbirine bağlıdır. Bu varsayımdan yola çıkarak toplam yangın alan sayısını bir öznitelik olarak ekledik.

Toplam alan sayısını bulmak için, potansiyel yangın bölgeleri işaretlendikten sonra bağlı bileşen analizi yapılarak kaç tane birbirinden ayrı bileşen olduğunu saydık

Aynı işlem duman bölgeleri içinde yapılmaktadır.

3.2.5.5 Ortalama Varyans

Yangının parlaklık değeri siyahtan kırmızıya ve iç kesimlerinde sarıya değişmektedir. Dumanın ise her tarafta aynı gözükmemektedir. Yangın alevleri çok küçük bir alanda bir sürü değişik renkten oluşur aynı şeyi duman için söylemek zordur. Bu bilgi sayesinde alev ile aynı renge sahip fakat değişkenlik göstermeyen nesnelere eleayabiliriz. Bu teknik alev için iyi çalışsa da duman için o kadar iyi çalışmamaktadır. Şekil 3.13’de yangın örnekleri bulunmaktadır.



Şekil 3.13: Yangının parlaklık değeri siyahtan kırmızıya ve iç kesimlerde sarıya değişmektedir. Duman ise her tarafta aynı görünmemektedir.

Varyans, bir serinin ortalaması etrafındaki dağılımını ifade eder. [25] Burada seri olarak bir yangın veya duman alanındaki piksel değerleri alınmıştır. Değişkenin beklenen değeri $\mu = E(X)$ olmak üzere, varyans şöyle tanımlanır: [16]

$$var(X) = E((X - \mu)^2) \quad (3.40)$$

3.2.6. Öznitelik Seçimi

Öznitelik çıkarımı adımıında her bir renk uzayı için toplam 10 adet (5 tanesi yangın, 5 tanesi duman) öznitelik üretildi. 7 tane renk uzayı olduğu için 70 boyutlu bir öznitelik vektörümüz oluştu. Sınıflandırma işlemlerinde öznitelik artıkça boyut artar boyut artıkça hacim üssel şekilde artar eldeki veri sabit sayıda olduğu için veri seyrekleşmeye başlar. İstatistiksel verinin önemli olduğu yerlerde bu büyük problemlere yol açar. Örüntü tanıma işlemleri de istatistiksel verilere ihtiyaç duyduğu için bu durum, örüntü tanıma uygulamaları için de sıkıntılıdır. Buna çok boyutluluğun laneti denir. [17] Çok boyutlu veriler üzerinde çeşitli işlemler uygulayarak fazla bilgi kaybetmeden boyut indirgemesi yapılabilir. Bu çalışmada boyut indirgemek için 3 farklı yöntem kullanılmıştır. Bunlar Temel Bileşenler Analizi, K-ortalama, bağlı entropi. Kullanılan yöntemler aşağıda ayrıntılı olarak anlatılmıştır.

Bu tezdeki temel motivasyonlardan biri de yangını en iyi modelleyen özniteliklerin seçilmesidir. Bu yüzden öznitelik seçimi önemli bir adımı oluşturmaktadır. Tek bir öznitelik indirgeyici kullanmak yerine birden çok öznitelik indirgeme algoritması denedik ve bunlardan en iyi sonucu vereni seçtik. Öznitelik seçim işlemi eğitim verileri üzerinden yapılmıştır test verileri üzerine uygulanıp başarımlar ölçülmüştür. Öznitelik indirgeyiciler birbirleri ile karşılaştırılırken, sınıflandırıcı sabit tutulmuştur, öznitelik indirgeyici ve alt öznitelik boyutu değişken tutulmuştur. En iyi alt öznitelik kümesi boyutu deneysel yollar ile bulunmuştur.

3.2.6.1 Temel Bileşenler Analizi

Temel bileşenler analizinin amacı muhtemel ilişkili birtakım değişkenleri doğrusal olarak ilişkisiz (temel bileşen) değişkenlere çevirmektir. Bu dönüşüm ilk temel bileşenin, en geniş değişime sahip olacağı şekilde ve ikinci temel bileşenin ikinci en

geniş deęişime sahip olacaęı şekilde uygulanır. Böylece temel bileşenlerin sayısı orijinal deęişkenlerden az olur. Bu sebepten temel bileşenler analizi boyut düşürmek için kullanılır. [26] Bu çalışmada 70 boyutlu öznitelik vektörümüzün boyutunu düşük boyutlu uzaylara bölmek için temel bileşenler analizini kullandık. Temel bileşenler analizi en önemli öznitelikleri daha düşük boyutta göstermemizi sağlar.

Temel bileşenler analizi yardımı ile bir olayın gerçekleşmesinde seçilen faktörlerin hangilerinin ne kadar etkide bulunduğu kestirilebilir. Yangın görüntüsündeki etkili olan özniteliklerin tespiti için temel bileşenler analizine giren özniteliklerin deęişimlerden sıyrılması ile doğrudan etkilenmeleri ayrı ayrı incelenebilir. Böylece hangi özniteliğin diğerlerinden ne kadar daha ayırt edilebilir olduğu bilgisine ulaşılabilir. Özetle temel bileşenler analizi bize yangın durumundan etkilenen özniteliklerden en ayırt edilebilenleri sıralamakla birlikte öznitelik boyutunu azaltır.

3.2.6.2 K-Ortalama

Bu seçme yönteminde öznitelik vektörünün boyutunu ikiye düşürüyoruz. Öznitelik seçiminin temel amacı girdi verisinin yangın ve yangın olmayan şeklinde en iyi ayıran öznitelik gruplarını bulmaktır. Öncelikle bu amaca uygun olan ikili öznitelikleri bulmamız gerekir. K-means öbekleme ile iki boyutlu uzayda verilerin ne kadar iyi ayrıldıklarını görürüz.

K-means algoritmasında temel olarak 2 tane öznitelik seçilir ve eğitim kümesindeki veriler uzaya yerleştirilir. Uzayın x eksenini bir öznitelik y eksenini diğer öznitelik olacak şekilde. Sonrasında K-Means ile öbekleme yapılır oluşan öbeklerde entropi [27] hesaplanır. Her bir öbekte ne kadar doğru ve yanlış sınıflandırmaların yapıldığına bakılır. Burada amaç aynı verilerin bir arada gruplanması ve merkezlerinin birbirinden uzak olması. Bütün ikililer $\binom{70}{2}$ için bu deęerler hesaplanır. Bu hesaplamadan sonra öncelikle entropiye, entropisi eşit olanlarda da merkez uzaklıklarına göre bir sıralama yapılır. Elimizde sıralı öznitelik ikilileri

bulunmaktadır. Bu ikililerdeki özniteliklerden her biri farklı olacak şekilde, öz nitelik alt kümesinin eleman sayısı kadarı seçilir.

Burada K 2 seçilmiştir. Bunun sebebi oluşan grafikleri göz ile rahat bir şekilde görebilmektir.

3.2.6.3 Bağlı Entropi

Bu çalışmada Kullback – Leibler Divergence metodunu öznitelik seçimi için kullandık. Bu metot girdi dağılımlarındaki logaritmik farka dayanır. [8] de yazar detayları göstermiştir.

Rastgele bir değişkenin entropisi o rastgele değişkenin belirsizliğinin ölçüsüdür. Bu ölçü rastgele değişkeni tanımlamak için gereken ortalama bilgidir.

Bağlı entropi iki dağılım arasındaki mesafedir. Bağlı entropi q dağılımının, p dağılımı gerçek olduğunda gerçekleşeceğinin varsayımındaki verimsizliği gösterir. Çıkarılan öznitelik boyutunu azaltmak için Bağlı entropinin yüksek olması belirleyicidir. iki özneliğin Bağlı entropisi yüksek ise belirsizlikten dolayı iki datasetin ayırımına yardımcı olacağından ayrılması kolay bir öznitelik adayı olarak ortaya çıkar. Bu durumda elde ettiğimiz öznitelikleri Bağlı entropiye göre sıralayarak en verimli öznitelikleri sıralayıp belirlediğimiz miktarı verime göre seçerek daha düşük boyutlu öznitelikler elde edebiliriz.

3.2.7. Sınıflandırma

Öznitelik işlemi tamamlandıktan sonra son işlem olan sınıflandırma işlemi uygulanmıştır. Sınıflandırma eğitim ve gözlem yolu ile veriyi çeşitli sınıflardan hangisine ait olduğunu bulma işlemidir. Sistem eğitim verileri ile eğitilir ve test verilerinin hangi sınıfa ait olduğuna karar vermesi istenir. Eğitim sırasında verilerin

öznitelik vektörü girdi olarak verilir ve sistem o öznitelik vektörü ile hangi çıktının üretilmesi gerektiğini bilir. Bu şekilde kendini eğitir ve yeni gelen veriyi önceki bilgilerinin ışığında hangi sınıfa ait olduğuna karar verir. Eğitim verileri uzayı ne kadar iyi örneklerse sistemin başarımı o kadar artar.

Sunulan çalışmadaki problem 2 sınıflı bir problemdir. Amaç verileri yangın var ya da yangın yok diye sınıflandırabilmektir.

Bu tezdeki temel motivasyonlarımızdan biri de orman yangınlarını en iyi sınıflandıran sınıflandırıcıyı bulmaktır. Bu yüzden literatürdeki çeşitli algoritmalar denenmiştir. Bu sınıflandırıcılar: Destek Vektör Makineleri, K En Yakın Komşu, Yapay Sinir Ağları, Algılayıcı. Sınıflandırıcılar test edilirken öznitelik indirgeyiciler sabit tutulmuştur. Bu sayede sadece sınıflandırıcının sistemin başarımına etkisi ölçülmüştür.

3.2.7.1 Destek Vektör Makineleri

Destek Vektör Makineleri (DVM) uzayı 2 sınıfa ayırmak için sınıfların birbirine en yakın noktaların tam ortasından geçen ayırıcı yüzeyi bularak sınıflar arasındaki mesafeyi maksimum yapmaya çalışır. Sunulan çalışmada eğitim verileri ve N adet öznitelik ikilisi kullanılarak N adet DVM yapılmıştır. N sayısı çeşitli testlerden sonra 10 olarak belirlenmiştir. Test verileri N adet DVM e sokularak her bir veri için her bir sınıflandırıcıdan sonuç üretilmiştir. Her DVM veri için oy kullanmıştır ve veri en çok oyu aldığı sınıfa ait olduğuna karar verilmiştir.

3.2.7.2 Yapay Sinir Ağları

İleri beslemeli Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağları uzayı doğrusal olmayan bir şekilde hiper yüzeylere böler. İleri beslemeli yapay sinir ağlarında nöronlar arasında yönlü

döngü olmayan ağlardır. Geri yayımlı yapay sinir ağlarında her iterasyondan sonra oluşan hatalara göre nöronların katsayıları düzenlenmektedir. Sunulan çalışmada yapay sinir ağlarını (YSA) beslemek için eğitim verileri kullanılmıştır. Sistemdeki YSA 1 giriş katmanı, 1 gizli katman ve 1 çıkış katmanından oluşmaktadır. Gizli katmanda 8 nöron bulunmaktadır. Gizli katmanın aktivasyon fonksiyonu hiperbolik tanjant sigmoid ve çıkış katmanında aktivasyon fonksiyonu doğrusaldır. Çıktılar [-1 1] aralığında bulunmaktadır. Negatif olanlar 1. Sınıfa pozitif olanlar 2. Sınıfa ait olmaktadır. Bunun için step fonksiyonu kullanılmıştır. Geri beslemeli ağlarda çıkış katmanında step fonksiyonu kullanılmamasından dolayı çıktı üzerine ayrıca uygulanmıştır. Eğitim verileri ile eğitilen YSA test verileri ile test edilmiştir.

3.2.7.3 Algılayıcı

Algılayıcı algoritmalar öğreticili bir sınıflandırıcı algoritmasıdır. Uzayı doğrusal olarak 2 sınıfa ayırır. Sunulan çalışmada kullanılan algılayıcı step fonksiyonu kullanan, online olarak öğrenen bir perceptrondur. Algılayıcı için YSA'da kullanılan öznitelikler ile aynı öznitelikler kullanılmıştır.

4. DENEYSEL SONUÇLAR

4.1. Amaç

Bu tezdeki temel motivasyonumuz orman yangınlarını hareketli platformlar üzerinde tespit edebilen bir sistem geliştirmektir. Burada amaç sisteme sonradan verilen görüntülerde yangın var ya da yok diyebilmesidir. Bunun için sistemin önce bir eğitim sürecinden sonra da test sürecinden geçmesi gerekmektedir. Eğitim süresince sisteme veriler sonuçlarıyla beraber, test süresinde ise sonuçları verilmeden girilmiştir. Test süresince ürettiği sonuçlar karşılaştırılarak başarımlar ölçülmüştür.

Bu tezde temelde 3 motivasyonumuz vardı. Bunlar:

1. Yangın ve dumanı en iyi modelleyen renk uzaylarını bulmak
2. Yangını özetleyen en iyi öznitelik kümesini bulmak
3. Yangını sınıflandıran en iyi sınıflandırıcıyı bulmak

4.2. Veri Kümesi

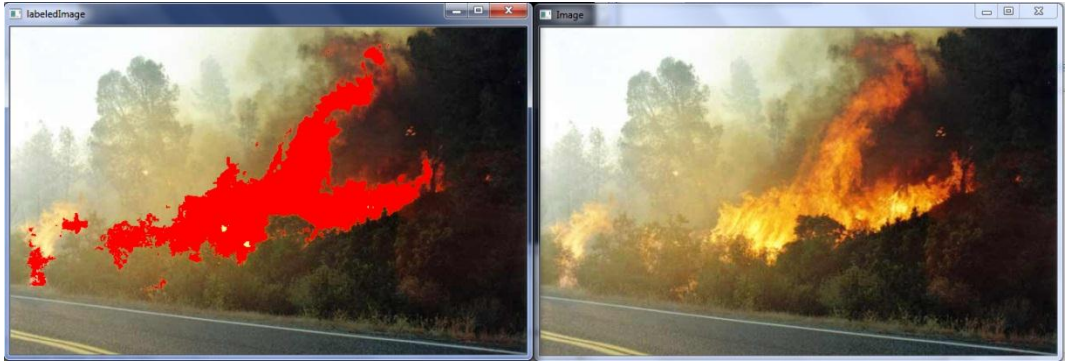
Veritabanı oluşturulurken internetten toplanan 529 orman görüntüsü kullanılmıştır. Bu görüntüler farklı boyutlarda, pozlandırma modlarında ve günün farklı saatlerinde alınmış görüntülerdir. Yangın görüntülerinin gece ve gündüze dağılımı gerçek orman yangınlarının gece ve gündüze dağılımı ile aynıdır. Bu da yaklaşık olarak %12 civarındadır. Bazı görüntülerde sadece yangın bazı görüntülerde ise sadece duman vardır. Bir görüntüde sadece duman ya da sadece yangın olsa bile bu görüntülerde orman yangını var olarak kabul edilmiştir. Sistemin sadece teki olduğundaki başarımları da önemsenmiştir.

Veritabanında bulunan görüntülerin dağılımı şu şekildedir.

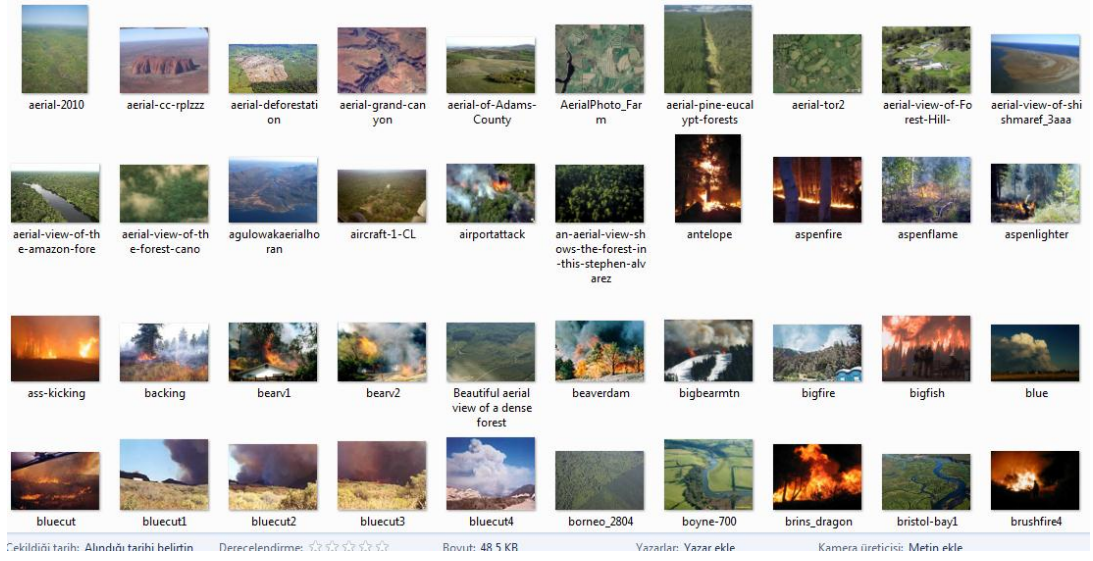
1. 164 yangın olmayan görüntü
2. 365 yangın görüntüsü
 - a. 67 görüntüde sadece yangın
 - b. 55 görüntüde sadece duman
 - c. 254 görüntüde hem yangın hem duman bulunmaktadır.

Veri tabanındaki her bir görüntüde yangın ve duman bölgeleri işaretlenmiştir. Her bir görüntünün 3 farklı kopyası tutulmaktadır. Bunlar orijinal hali, yangın ve duman bölgeleri işaretlenmiş halleridir. Şekil 4.2 de veri tabanından örnek görüntüler, Şekil 4.3 de yangın ve Şekil 4.4’de duman bölgeleri işaretlenmiş hallerini görebilirsiniz. Yangın ve duman bölgelerinin işaretlenmesinde öncelikle literatürde bilinen bir algoritma ile işaretlenmiş daha sonra el ile yanlışlıklar düzeltilmiştir.

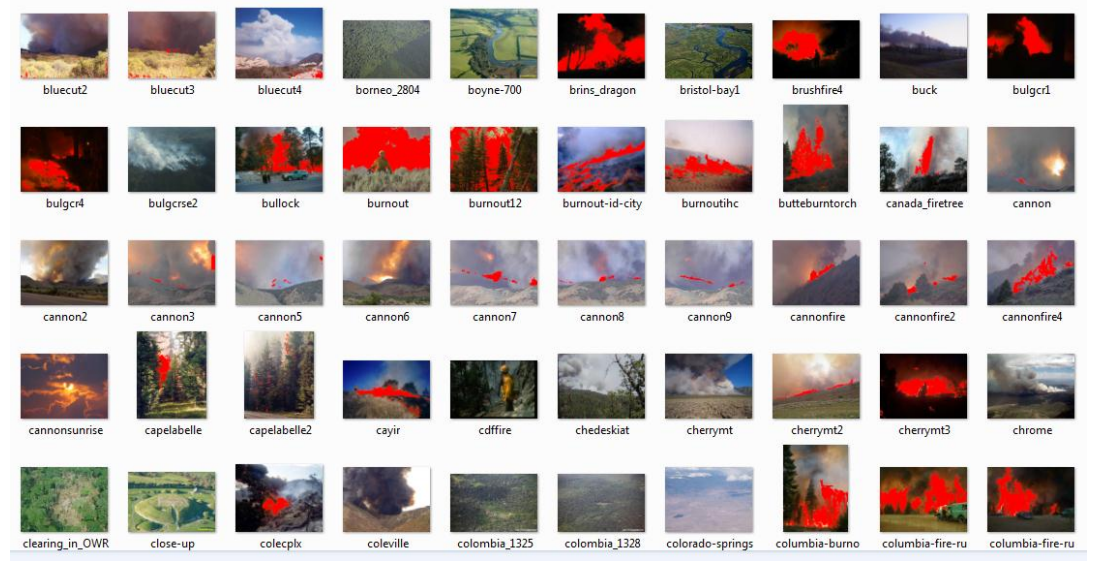
Şekil 4.1’de programdan örnek bir çıktı görmekteyiz. Sol tarafta işaretlenmemiş, sağ tarafta ise işaretlenmemiş görüntü bulunmaktadır. Sol taraftaki görüntü üzerinde yanlış işaretlemeler bulunmaktadır. Bunlar el yardımı ile program sayesinde düzeltilmektedir.



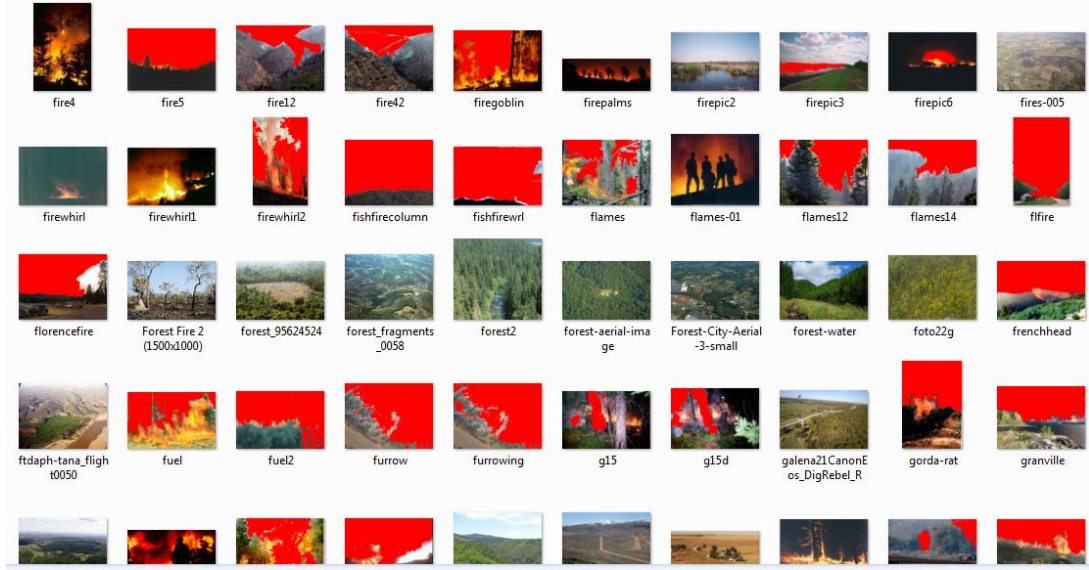
Şekil 4.1: İşaretlenmiş ve işaretlenmemiş yangın görüntüsü



Şekil 4.2: Örnek veritabanı görüntüleri



Şekil 4.3: Yangın bölgeleri işaretli örnek veritabanı görüntüleri



Şekil 4.4: Duman bölgeleri işaretli örnek veritabanı görüntüleri

Deneyle sırasında veritabanınının %50'si eğitim için %50'si test için ayrılmıştır. Bunun yanında 5'li çapraz doğrulama (5 fold corss validation) ve 10'lu çapraz doğrulama (10 fold cross validation) [18]yapılmıştır. K çapraz doğrulama; veritabanı V, rastgele olarak K adet eşit alt kümeye ayrılır. Bu parçalardan K-1 tanesi eğitim için 1 tanesi test için kullanılır. Bu işlem K kere tekrar edilir ve her tekrarda alt kümelerden farklı bir tanesi test için kullanılır. Doğruluk bu K tekrarın ortalaması ile ölçülür.

4.3. Değerlendirme Kriterleri

Sistemin başarıımı 4 farklı kritere göre ölçülmüştür. Bunlar [9]:

1. Doğruluk (Accuracy), deney sonucu alınan verinin, gerçek-kabul edilmiş değerlere yakınlığıdır.[19]
2. Kesinlik (Precision), deney sonuçlarının birbirleri ile benzerliğidir.[19]
3. Geri çağırma (Recall), yüksek geri çağırma oranı, algoritmanın ilgili sonuçların çoğunu döndürmesi demektir. [20]

4. Özgüllük (Specificity), Negatif değerlerin hangi oranda doğru olarak sınıflandırıldığını gösterir. [21]

$$\text{Dogruluk} = \frac{DP+DN}{DP+DN+YP+YN} \quad (4.1)$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{DP}{DP+YP} \quad (4.2)$$

$$\text{Geri Çağırma} = \frac{DP}{DP+DN} \quad (4.3)$$

$$\text{Özgüllük} = \frac{DN}{DP+YP} \quad (4.4)$$

Burada Doğru Pozitif – DP (True Positive), Yanlış Pozitif – YP (False Positive), Doğru Negatif – DN (True Negative), Yanlış Negatif – YN (False Negative).

4.4. Yangın ve Dumanı En İyi Modelleyen Renk Uzayı

Her bir renk uzayını karşılaştırıp en iyi renk uzayını seçmek için piksel tabanlı bir karşılaştırma yapılmıştır. Görüntü üzerinde 3.2.4. numaralı bölümde anlatılan yöntem ile yangın pikselleri bulunmuştur. Bu bulunan pikseller, el ile işaretlenen pikseller ile karşılaştırılarak başarımlar ölçülmüştür. Formüldeki alfa değeri 0-1 aralığındaki değerler için 0,00001 oranında artırılarak denenmiştir ve doğruluk ve kesinlik değerini maksimum yapan değer seçilmiştir.

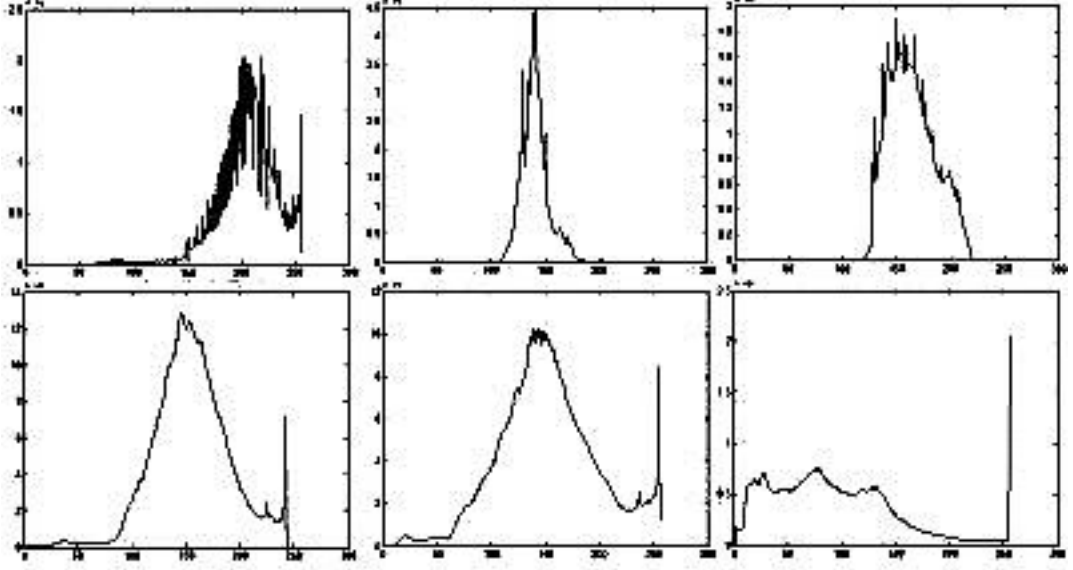
Çizelge 4.1’de yangın piksellerini bulma başarımları renk uzaylarına göre verilmiştir.

Çizelge 4.1. Renk Uzayları yangın bulma başarımları karşılaştırması

| Renk Uzayı | Doğruluk | Geri Çağırma | Kesinlik | Özgüllük |
|------------|----------|--------------|----------|----------|
| CIE L*a*b* | 0,92 | 0,95 | 0,94 | 0,75 |
| CIE L*u*v* | 0,82 | 0,99 | 0,82 | 0,03 |
| CIE XYZ | 0,84 | 0,99 | 0,84 | 0,13 |
| HLS | 0,87 | 0,87 | 0,97 | 0,89 |
| HSV | 0,87 | 0,99 | 0,87 | 0,33 |
| RGB | 0,86 | 0,98 | 0,87 | 0,31 |
| YCrCb | 0,90 | 0,96 | 0,92 | 0,62 |
| Other M. | 0,73 | 0,63 | 0,79 | 0,83 |

Çizelge 4.1'den anlaşılacağı gibi önerilen yöntem, kural tabanlı önceki çalışmadan çoğu başarımlarında daha iyi sonuç vermiştir. Bu sonuçlara bakarak yangın piksellerini en iyi modelleyen renk uzaylarının CIE L*a*b* ve YCrCb olduğunu söyleyebiliriz. Yine sonuçlara bakarak yangın piksellerini en kötü modelleyen renk uzaylarının CIE L*u*v* ve CIE XYZ olduğunu söyleyebiliriz.

Bunun sebebi Şekil 4.5'e bakarak daha iyi anlaşılabilir. Şekil 4.5'de CIE L*a*b* ve CIE L*u*v* renk uzaylarına ait histogramlar verilmiştir. Burada histogramları incelediğimizde CIE L*a*b* renk uzayına ait histogramların normal dağılıma daha yakın olduğu ve dağılım varyanslarının küçük olduğu görülmektedir. Bu da bize CIE L*a*b* renk uzayındaki renk kanallarının yangın piksellerini daha iyi modellediğini gösterir. CIE L*a*b* uzayında yangın pikselleri belli bir alana sıkışmıştır. Bu da belli değerler için yüksek olasılık belli değerler için ise düşük olasılık demektir. CIE L*u*v* renk uzayında ise dağılım normal dağılımdan uzaklaşmıştır ve dağılımın varyansı daha büyüktür. Bu yüzden gelen bütün piksel değerleri için birbirine benzer sonuçlar üretecektir.



Şekil 4.5. Üst sıradaki görüntüler CIE L*a*b* alt sıradaki görüntüler CIE L*u*v* renk uzayına aittir.

Aynı işlemler duman bulma içinde yapılmıştır ve Çizelge 4.2’de duman piksellerini bulma başarımları sonuçları verilmiştir.

Çizelge 4.2. Renk Uzayları duman bulma başarımları karşılaştırması

| Renk Uzayı | Doğruluk | Geri Çağırma | Kesinlik | Özgüllük |
|------------|----------|--------------|----------|----------|
| CIE L*a*b* | 0,58 | 0,97 | 0,58 | 0,04 |
| CIE L*u*v* | 0,68 | 0,86 | 0,68 | 0,4 |
| CIE XYZ | 0,68 | 0,68 | 0,74 | 0,68 |
| HLS | 0,63 | 0,82 | 0,64 | 0,36 |
| HSV | 0,62 | 0,75 | 0,64 | 0,4 |
| RGB | 0,58 | 0,98 | 0,58 | 0,04 |
| YCrCb | 0,62 | 0,84 | 0,62 | 0,31 |

Bu sonuçlara bakarak duman piksellerini en iyi modelleyen renk uzaylarının CIE L*u*v* ve CIE XYZ olduğunu söyleyebiliriz. Yine sonuçlara bakarak yangın

piksellerini en kötü modelleyen renk uzaylarının CIE L*a*b* ve RGB olduğunu söyleyebiliriz.

Bu sonuçlara bakarak renk bilgisinin, yangın tespitinde duman tespitinden daha iyi olduğunu söyleyebiliriz. Yangının belirli bir renk aralığı olmasına rağmen, duman genel olarak şeffaf ve bulut rengine yakındır.

Bağlı bileşen analizinin sistemin başarımını artırıp artırmadığını test etmek için yangın piksellerini bulma başarımı, normal ve bağlı bileşen analizi yapıldıktan sonraki sonuçları verilmiştir. Başarım kriteri olarak 6 farklı kriter belirlenmiştir. Bunlar Doğru Pozitif – DP (True Positive), Yanlış Pozitif – YP (False Positive), Doğru Negatif – DN (True Negative), Yanlış Negatif – YN (False Negative), Toplam Doğru – TD (Total True) ve Toplam Yanlış-TY (Total Negative)'dir

Çizelge 4.3'de bağlı bileşen analizi uygulanmadan önceki sonuçlar, Çizelge 4.4'de ise bağlı bileşen analizi uygulandıktan sonraki sonuçlar verilmiştir. Alfa değeri toplam doğruyu en fazla yapan değer seçilmiştir.

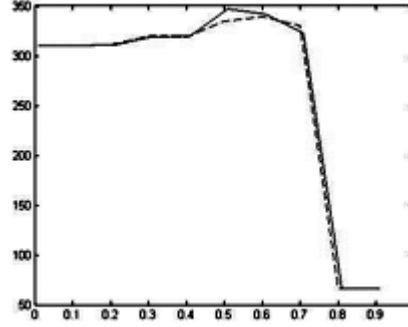
Çizelge 4.3. Bağlı bileşen analizi uygulanmadan önce yangın bulma başarımı

| Renk Uzayı | DP | YP | DN | YN | TD | TY | α |
|------------|------|------|------|-------|------|------|----------|
| RGB | 0,98 | 0,71 | 0,28 | 0,01 | 0,86 | 0,13 | 0,02 |
| CIE L*a*b* | 0,92 | 0,19 | 0,80 | 0,07 | 0,90 | 0,09 | 0,6 |
| CIE L*u*v* | 1 | 0,98 | 0,01 | 0 | 0,82 | 0,17 | 0,2 |
| CIE XYZ | 0,99 | 0,87 | 0,12 | 0,003 | 0,84 | 0,15 | 0,2 |
| HSV | 0,99 | 0,71 | 0,28 | 0,00 | 0,86 | 0,13 | 0,08 |
| HLS | 0,86 | 0,13 | 0,86 | 0,13 | 0,86 | 0,13 | 0,01 |
| YCrCb | 0,96 | 0,37 | 0,62 | 0,03 | 0,90 | 0,09 | 0,32 |

Çizelge 4.4. Bağlı bileşen analizi uygulandıktan yangın bulma başarımı

| Renk Uzayı | DP | YP | DN | YN | TD | TY | α |
|------------|------|------|------|-------|------|------|----------|
| RGB | 0,98 | 0,68 | 0,31 | 0,01 | 0,86 | 0,13 | 0,002 |
| CIE L*a*b* | 0,95 | 0,25 | 0,75 | 0,07 | 0,92 | 0,07 | 0,5 |
| CIE L*u*v* | 1 | 0,98 | 0,01 | 0 | 0,82 | 0,17 | 0,2 |
| CIE XYZ | 0,99 | 0,86 | 0,13 | 0,003 | 0,84 | 0,15 | 0,2 |
| HSV | 0,99 | 0,66 | 0,33 | 0,006 | 0,87 | 0,12 | 0,008 |
| HLS | 0,87 | 0,1 | 0,9 | 0,12 | 0,87 | 0,12 | 0,01 |
| YCrCb | 0,96 | 0,37 | 0,62 | 0,03 | 0,90 | 0,09 | 0,32 |

Çizelge 4.4. incelendiğinde bağılı bileşen analizi yapmanın sistemin genel başarımı üzerine çok az etki ettiği düşünülmektedir. Aşağıdaki Şekil 4.6 incelendiğinde bağılı bileşen analizinin toplam doğru üzerine nasıl etki ettiği görülmektedir. Bağılı bileşen analizinin sistemin güvenilirliğini arttırdığını söyleyebiliriz.



Şekil 4.6. Alfa'nın değişimine göre TP'nin değişimi görülmektedir. Düz çizgiler bağılı bileşen analizi yapılmış, kesikli çizgiler ise bağılı bileşen analizi yapılmamış sonuçları göstermektedir.

4.5. Yangını özetleyen en iyi öznitelik alt kümesini bulmak

Sistemde 3 farklı öznitelik seçim algoritması vardır. Bunlar Temel Bileşenler Analizi, K Means ve Bağılı Entropi. En iyi öznitelik seçim algoritmasını bulmak için sınıflandırıcıyı sabit tuttuk ve sistem başarımını farklı algoritmalar için denedim. Yaptığımız testler sonucunda Bağılı Entropi en iyi sonucu verdi. Aşağıda Bağılı Entropi sonucu özniteliklerin sıralanmasını görüyorsunuz.

Çizelge 4.5. Özniteliklerin Bağılı Entropi metoduna göre sıralanmış hali

| |
|--------------------------------------------|
| CIE L*u*v* Yangın Yüzey Pürüzlülüğü |
| CIE L*u*v* Yangın Ortalama Olasılık Değeri |
| CIE L*u*v* Yangın Alan Sayısı |

| |
|-------------------------------------|
| CIE L*u*v* Yangın Ortalama Varyans |
| RGB Yangın Yüzey Pürüzlülüğü |
| CIE L*u*v* Yangın Piksel Sayısı |
| HSV Yangın Ortalama Varyans |
| RGB Duman Alan Sayısı |
| HSV Yangın Piksel Sayısı |
| CIE L*a*b* Yangın Alan Sayısı |
| CIE L*u*v* Duman Ortalama Varyans |
| CIE XYZ Duman Piksel Sayısı |
| YCrCb Duman Alan Sayısı |
| RGB Duman Piksel Sayısı |
| HSV Yangın Alan Sayısı |
| CIE L*u*v* BoundaryRoughnessSmoke |
| YCrCb Duman Piksel Sayısı |
| CIE L*u*v* Duman Alan Sayısı |
| HSLYangın Piksel Sayısı |
| CIE L*u*v* Duman Piksel Sayısı |
| CIE XYZ Yangın Alan Sayısı |
| CIE L*a*b* Yangın Piksel Sayısı |
| HSLYangın Alan Sayısı |
| HSLYangın Ortalama Varyans |
| RGB Duman Yüzey Pürüzlülüğü |
| CIE XYZ Duman Alan Sayısı |
| RGB Yangın Alan Sayısı |
| HSL Yangın Ortalama Olasılık Değeri |
| HSV Yangın Ortalama Olasılık Değeri |

| |
|--------------------------------------------|
| YCrCb Yangın Ortalama Olasılık Deęeri |
| HSV Duman Piksel Sayısı |
| HSV Yangın Yüzey Pürüzlülüęü |
| HSL Duman Piksel Sayısı |
| CIE L*u*v* Duman Ortalama Olasılık Deęeri |
| HSL Yangın Yüzey Pürüzlülüęü |
| YCrCb Yangın Ortalama Varyans |
| RGB Yangın Piksel Sayısı |
| RGB Yangın Ortalama Olasılık Deęeri |
| CIE L*a*b* Duman Alan Sayısı |
| CIE XYZ Yangın Ortalama Varyans |
| HSV Duman Alan Sayısı |
| CIE XYZ Yangın Ortalama Olasılık Deęeri |
| RGB Duman Ortalama Olasılık Deęeri |
| CIE XYZ Duman Yüzey Pürüzlülüęü |
| HSL Duman Ortalama Olasılık Deęeri |
| HSV Duman Ortalama Olasılık Deęeri |
| CIE XYZ Duman Ortalama Varyans |
| YCrCb Duman Yüzey Pürüzlülüęü |
| CIE L*a*b* Duman Yüzey Pürüzlülüęü |
| RGB Yangın Ortalama Varyans |
| CIE XYZ Yangın Yüzey Pürüzlülüęü |
| CIE L*a*b* Yangın Yüzey Pürüzlülüęü |
| HSL Duman Ortalama Varyans |
| CIE L*a*b* Yangın Ortalama Olasılık Deęeri |
| CIE L*a*b* Yangın Ortalama Varyans |

| |
|-------------------------------------------|
| CIE L*a*b* Duman Piksel Sayısı |
| CIE XYZ Duman Ortalama Olasılık Deęeri |
| HSV Duman Ortalama Varyans |
| HSL Duman Yüzey Pürüzlülüęü |
| RGB Duman Ortalama Varyans |
| YCrCb Yangın Alan Sayısı |
| HSL Duman Alan Sayısı |
| YCrCb Duman Ortalama Varyans |
| CIE L*a*b* Duman Ortalama Varyans |
| CIE L*a*b* Duman Ortalama Olasılık Deęeri |
| YCrCb Yangın Piksel Sayısı |
| YCrCb Yangın Yüzey Pürüzlülüęü |
| CIE XYZ Yangın Piksel Sayısı |
| YCrCb Duman Ortalama Olasılık Deęeri |
| HSV Duman Yüzey Pürüzlülüęü |

Çizelge 4.5’de gördüğümüz gibi CIE l*u*v* yangın piksellerini ayırmadaki başarısızlığına rağmen en iyi öznelikler bu renk uzayından çıkmıştır. Bunun sebebi CIE l*u*v* renk uzayının kesinliğinin yüksek, özgüllüğünün düşük olmasıdır. Diğer renk uzaylarının potansiyel yangın ve duman bölgelerini işaretlerken kullanılan alfa sınır değerleri değiştirilerek daha iyi sonuçlar vermesi sağlanabilir.

Çizelge 4.5’den gördüğümüz gibi yangın ile ilgili öznelikler daha ayırt edicidir. Bunun sebebi yangının daha belirgin özneliklerinin olması. Yangını rengi, şekli, bu tezde kullanılsa da hareketi belirgin özelliklere sahiptir. Duman ile yangın tespit sistemleri genel olarak dumanın hareketinden yola çıkarlar. Uzaktan gören sistemlerde yangından önce duman görülür. Bizim sistemimizde hareket bilgisini kullanmak mümkün olmadığından duman iyi bir ayrıştırıcı olmamıştır.

Çizelge 4.5’den gördüğümüz gibi hem yangın hem de duman için en iyi öznelikler yüzey pürüzlülüğü ve piksel sayısıdır.

4.6. Yangını en iyi sınıflandıran sınıflandırıcıyı bulmak

Sistemi değerlendirmek için 4 farklı sınıflandırıcı kullanılmıştır. Bunlar Destek Vektör Makineleri, K En Yakın Komşu, Yapay Sinir Ağları, Algılayıcıdır. En iyi sınıflandırıcı sonuçları Çizelge 4.6’deki gibidir

Çizelge 4.6. Öznelik seçme yöntemi ve sınıflandırıcı ikilisinin deneysel sonuçları

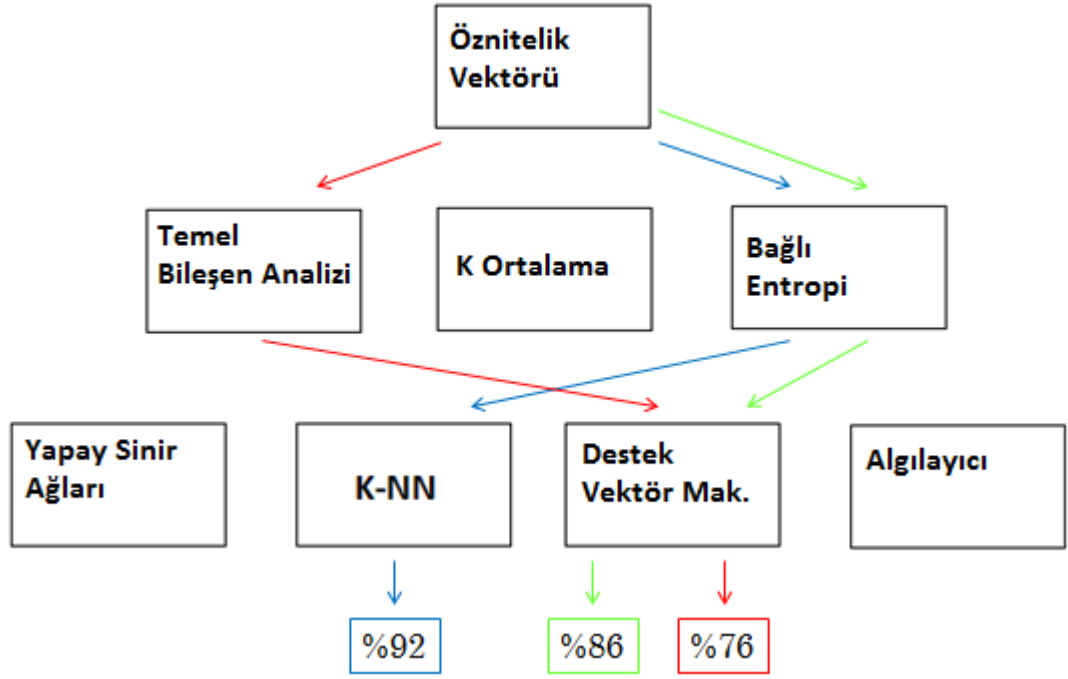
| Öznelik Seçme Yöntemi | Sınıflandırıcı | Öznelik Sayısı | Doğruluk |
|--------------------------|--------------------------|----------------|----------|
| Bağlı Entropi | K-NN (k = 1) | 16 | 0,92 |
| Bağlı Entropi | Destek Vektör Makineleri | 18 | 0,86 |
| Temel Bileşenler Analizi | Destek Vektör Makineleri | 16 | 0,76 |
| Temel Bileşenler Analizi | Destek Vektör Makineleri | 24 | 0,75 |
| Bağlı Entropi | Algılayıcı | 16 | 0,74 |

Sistemde Baęlı entropi ve 1 En Yakın Komşu kullanıldığında sistemin genel başarımı %90'ın üstüne çıkmıştır. En başarılı sonuçlar baęlı entropi ile elde edilmiştir.

K-NN'den sonra en iyi ayrıştırıcı Destek Vektör Makineleridir. Bu da bize verilerin uzayda düz bir düzlem ile ayrıştırılabildiğini göstermektedir. K en yakın komşu sınıflandırıcısı en iyi 1 için çalışması ve diğer ayrıştırıcılara göre daha iyi olması bize yangınların her birinin farklı bir örüntüsü olduğunu göstermektedir. Yangın olan ve olmayan örüntüler birbirleri ile iç içe geçtikleri için K-NN ayrıştırıcısı diğer ayrıştırıcılardan daha iyi sonuç vermektedir.

Uygun öznitelik sayısı deneysel yöntemler sonucunda bulunmuştur. Öznitelik seçme yöntemi ve sınıflandırıcı sabit kalmak sureti ile öznitelik sayısı değiştirilerek, en iyi öznitelik sayısı bulundu.

Çizelge 4.6.'daki veriler Şekil 4.7. sayesinde daha anlaşılır olmaktadır. Burada öznitelik çıkarımından sonra eęer Temel Bileşenler Analizi ve çıktıyı Destek Vektör Makinelerine sokarsak sonuçta %76 başarı elde etmekteyiz, eęer öznitelik vektörlerini önce baęlı entropiye sokup öznitelik sayısını 18'e düşürüp ardından Destek Vektör Makinelerine sokarsak %86 ve eęer öznitelik vektörlerini önce baęlı entropiye sokup öznitelik sayısını 16'ya düşürüp ardından K-NN sınıflandırıcısına sokarsak %92 başarı demektir.



Şekil 4.7. Öznitelik seçim yöntemi ve sınıflandırıcıya göre en iyi 3 sonuç

5. SONUÇ

Bu çalışmada orman yangınlarını tespit etmek için 7 farklı renk uzayında yangın ve duman piksellerini inceleyen bir sistem geliştirdik. Her bir görüntü 7 farklı renk uzayına çevrildi ve bunların yangın ve duman pikselleri bulunarak üzerinde çeşitli işlemler yapıldı. Her bir renk uzayı için 5 adet öznitelik çıkartılmıştır. Bunlar ortalama olasılık değeri, ortalama yüzey pürüzlülüğü, toplam piksel sayısı, toplam alan sayısı ve varyans değeridir. Oluşan özniteliklerden en iyi öznitelikleri seçmek için çeşitli öznitelik seçme algoritmaları kullanılmıştır. Bunlar Temel Bileşenler Analizi, K-Means ve Bağlı Entropidir. En sonunda girdi olarak verilen görüntü yangın var ya da yok diye sınıflandırılmıştır. Bunun için DVM, K-NN, Yapay Sinir Ağları ve Algılayıcılar kullanılmıştır. Sınıflandırma işlemi yapılmadan önce sistemin bir eğitim süreci olmuştur. Bu süreçte sisteme görüntüler verilmiş ve bu görüntülerde yangın olup olmadığı söylenmiştir. Sistem bu şekilde kendini eğitmiştir. Yapılan deneyler sonucunda sistemin başarımının %90'ın üzerinde olduğu görülmüştür.

Sunulan çalışmadaki motivasyonlardan biri 7 farklı renk uzayının yangın ve duman piksellerini modellemedeki başarıları ve bağlı bileşen analizinin yangın bulmada etkisini ölçmektir. Bunun için her bir renk uzayının her bir kanalının histogramı oluşturulmuş ve bu histograma göre olasılıklar oluşturulmuş. Her bir renk değerinin yangın olma olasılığı onu oluşturan kanallardaki renk değerlerinin çarpımı olarak hesaplanmıştır ve renk değerinin yangın olma olasılığı hesaplanmıştır. Belli bir eşik değerine göre pikseller yangın veya değil diye sınıflandırılmıştır. Bu yöntem istatistiksel bir yöntemdir. Yangın piksellerini tespit etmede %92 başarı sağlamıştır ama aynı başarıyı duman piksellerini tespit etmede gösterememiştir. Bunun sebebi duman piksellerinin belirgin karakteristiğinin olmamasıdır.

Sunulan çalışma sonucunda yangın piksellerini en iyi modelleyen renk uzaylarının CIE L*a*b* ve YCrCb olduğuna karar verilmiştir. Bağlı bileşen analizinin sistemin başarımına az da olsa iyi yönde katkı sağladığı görülmüştür.

Bu yöntem istatistiksel bir yöntemdir. İstatistiksel verinin oluşması için sistemin belirli bir eğitim aşamasından geçmesi gerekmektedir. Bu eğitim aşamasında sisteme öğretilen görüntülerin uzayı iyi örnekleme önemlidir. Orman yangını sonucu oluşan ateş ve dumanın rengi ile petrol yangını sonucu oluşan ateş ve dumanın rengi farklıdır. Sistemin kullanılacağı yere göre eğitilmesi önemlidir. İleride yapılacak çalışmalarda eğitim kümesi ile test kümesinin farklı yangın türleri olduğunda, sistemin başarımını nasıl etkilediğine dair deneyler yapılabilir.

Sunulan çalışma çok farklı eğitim kümeleri verilerek farklı problemleri çözmesi de sağlanabilir. Örneğin sistem insan teni tanımak için kullanılabilir. Öncelikle insan teni olan görüntüler ile bu görüntülerdeki insan tenleri işaretlenmiş görüntüler sisteme verilir. Yangın için kullanılan aynı algoritmalar, aynı öznitelikler insan teni içinde kullanılabilir. Bu şekilde insan tenini en iyi modelleyen renk uzayı, en iyi öznitelik seçme algoritması ve en iyi sınıflandırıcı bulunabilir. İnsan teninin hangi renk aralığında olduğu bulunabilir.

Sunulan çalışmadaki motivasyonlarımızdan biri en iyi öznitelik alt kümesini seçmektir. Bunun sebebi çok fazla özniteliğin sistemin başarımını olumsuz etkilemesinden dolayıdır. Sistemde bulunan 70 adet öznitelikten 16-18 tanesi seçilip sınıflandırma işlemi yapıldığında en iyi sonuçların alındığı görülmüştür. Bunun sebebi çok fazla boyut olduğunda uzayın hacminin çok büyük olması fakat yeterince veri olmadığı için sınıflandırma sırasında iyi düzeyde ayırım yapılamıyor. Buna çok boyutluluğun laneti denilmektedir. Yangını en iyi modelleyen renk uzayı CIE $l^*a^*b^*$ olmasına rağmen en iyi öznitelikler CIE $L^*u^*v^*$ 'dan çıkmıştır. Yangının dumana göre daha belirgin karakteristiği olduğu için en iyi öznitelikler ondan çıkmıştır.

Sunulan çalışmadaki motivasyonlardan biri de en iyi sınıflandırıcıyı bulmaktır. Bunun için öznitelik alt kümesi sabit tutulup farklı sınıflandırıcılar ile sistem test edilmiştir. Burada en iyi sınıflandırıcının K-NN olduğu görülmüştür. Ondan sonraki en iyi sınıflandırıcı ise DVM'lerdir. Bu sonuç yorumlandığında yangının tam olarak

belli bir örüntüsünün olmadığını anlayabiliriz. Eğer tam olarak sabit bir örüntüsü olsa idi belirli düzlemler ile ayrıştırılabilirdi.

Bundan sonra yapılacak çalışmalar; daha çok öznelik seçimi ve sınıflandırma algoritmasının uygulanması, yangın ve duman piksellerini işaretlemeye kullanılan alfa değerinin geri çağırma, keskinlik ve özgüllük gibi değerleri maksimum yaptığı durumlar için sistemin başarımının ölçülmesi, farklı uygulama alanları için sistemin kullanılması.

Yapılacak çalışmalar arasında insansız hava araçlarından alınan gerçek görüntüler ile sistemin test edilmesi bulunmaktadır.

Yapılan çalışmada orman yangınlarının hareketli kameralar ile algılanacağı düşünülerekten farklı görüntüler kullanılmıştır. Sonra yapılacak çalışmalarda kamera parametrelerinin sistemi nasıl etkileyeceğini görmek için sabit kamera ve bilinen parametreler ile çekip yapıp daha sistematik çalışmalar yapılacaktır.

KAYNAKLAR

- [1] FAO, 2006.Global Forest Assessment 2010.FAO forestry Food and Agriculture Organization of the UN, Rome, Italy.
- [2] T. Celik, H. Demirel, H. Ozkaramanli, M. Uyguuroglu, "Fire detection using statistical color model in video sequences", Journal of Visual Communication and Image Representation (2007) 176-185.
- [3] T. H. Chen, C. L. Kao and S. M. Chang, "An Intelligent Real-Time Fire-Detection Method Based on Video Processing,"in Proceedings of the IEEE 37th Annual (2003) International Carnahan Conference on Security Technology, pp. 104-111,2003.
- [4] W. Phillips III, M. Shah, and N. da Vitoria Lobo, "Flame Recognition in Video," in Proceedings of the Fifth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision., pp. 224-229, 2000.
- [5] T. Celik. "Fast and Efficient Method for Fire Detection Using Image Processing". ETRI Journal, Volume 32, Number 6, December 2010
- [6] P. V. K. Borges, E. Izquierdo, "A probabilistic approach for visionbased fire detection in videos," IEEE. Trans. On Circuits and Systems for Video Technology, vol. 20, pp. 721 - 731, may 2010.
- [7] B. U. Toreyin, A. E. Centin, "Online detection of fire in video," IEEE. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1 - 5, June 2007.
- [8] S. Kullback and R. A. Leibler, On Information and Sufficiency, Ann. Math. Statist. Volume 22, Number 1 (1951), 79-86.
- [9] D. Olson. Advanced data mining techniques. Springer Verlag, 2008
- [10] Y. Feiniu, "A fast accumulative motion orientation model based on integral image for video smoke detection", Pattern Recognition Letters, 2008:Vol.29, Issue 7, pp. 925-932.
- [11] Z. Xiong, R. Caballero, Hongcheng Wang, Alan M. Finn, Muhidin A. Lelic, and Pei-Yuan Peng, "Video-based Smoke Detection: Possibilities, Techniques, and Challenges", IFPA, Fire Suppression and Detection Research and Applications - A Technical Working Conference (SUPDET), Orlando, FL, 2007.

- [12] L. Merino, F. Caballero, J. R. M. de Dios, and A. Ollero, "Cooperative fire detection using unmanned aerial vehicles," in Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom., Apr. 2005, pp. 1884-1889.
- [13] L. Merino, F. Caballero, J. R. M. de Dios, and A. Ollero, "Cooperative fire detection using unmanned aerial vehicles," in Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom., Apr. 2005, pp. 1884-1889.
- [14] C. B. Liu and N. Ahuja, "Vision Based Fire Detection," in Proc. Of Int. Conf. on Pattern Recognition, ICPR '04, Vol. 4, 2004.
- [15] R.C. Gonzalez, and R.E. Woods, "Digital Image Processing" in Prentice Hall Upper Saddle River, Nj:.
- [16] M. Loeve, "Probability Theory", Graduate Texts in Mathematics, Volume 45, 4th edition, Springer-Verlag, 1977, p. 12.
- [17] R. E. Bellman; Rand Corporation (1957). Dynamic programming. Princeton University Press. ISBN 978-0-691-07951-6, Republished: Richard Ernest Bellman (2003). Dynamic Programming. Courier Dover Publications. ISBN 978-0-486-42809-3
- [18] R. Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection." In International joint Conference on artificial intelligence, vol. 14, pp. 1137-1145. Lawrence Erlbaum Associates Ltd, 1995.
- [19] J. R. Taylor (1999). An Introduction to Error Analysis: The Study of Uncertainties in Physical Measurements. University Science Books. pp. 128-129. ISBN 0-935702-75-X.
- [20] D. Powers "Evaluation: From Precision, Recall and F-Factor to ROC, Informedness, Markedness & Correlation". Journal of Machine Learning Technologies 2 (1): 37-63.
- [21] Walsh TJ, Garden JW, Gallacher B: Obliteration of retinal vein pulsations during elevation of cerebrospinal-fluid pressure. Amer J Ophthalmology 1969;67:954-6.
- [22] "Color Space", http://en.wikipedia.org/wiki/Color_space
- [23] Yılmaz, İ. "Renk Sistemleri, Renk Uzayları ve Dönüşümler, Selçuk Üniversitesi Jeodezi ve Fotogrametri Öğretiminde 30." Yıl Sempozyumu, Konya (2002).
- [24] A. Ford and A. Roberts, "Color space conversions," available at URL <http://www.wmin.ac.uk/ITRG/docs/coloreq/coloreq>

- [25] H. Scheffe,. "The analysis of variance." (1959).
- [26] I. Jolliffe, Principal component analysis. John Wiley & Sons, Ltd, 2005.
- [27] L. Devroye, G. László, and L. Gábor. A probabilistic theory of pattern recognition. Vol. 31. springer, 1996.
- [28] W. Phillips, M. Shah, N. da Vitoria Lobo, Flame recognition in video, Pattern recognition letters, 2002
- [29] T.-H. Chen, P.-H. Wu, and Y.-C. Chiou, An early fire-detection method based on image processing, ICIP, 2004
- [30] J. Ebert, J. Shipley, Computer vision based method for fire detection in color videos, International journal of imaging, 2009
- [31] Z. Xu, J. Xu, Automatic fire smoke detection based on image visual features, CIS, 2007
- [32] P. Piccinini, S. Calderara, R. Cucchiara, Reliable smoke detection system in the domains of image energy and color, ICIP, 2008
- [33] T. Çelik, H. Özkaramanl, H. Demirel, Fire and smoke detection without sensors, EUSIPCO, 2007
- [34] Z. Xiong, R. Caballero, H. Wang, A.M. Finn, M. A. Lelic, P.-Y. Peng, Video-based smoke detection: possibilities, techniques, and challenges, SUPDET, 2007
- [35] G. Marbach, M. Loepfe, T. Brupbacher, An image processing technique for fire detection in video images, Fire safety journal, 2006
- [36] R. Yasmin, Detection of smoke propagation direction using color video sequences, IJSC, 2009
- [37] F. Gomez-Rodriguez, B.C. Arrue, A. Ollero, Smoke monitoring and measurement using image processing - application to forest fires, Automatic target recognition conference, 2003
- [38] P. V. K. Borges, J. Mayer, E. Izquierdo, Efficient visual fire detection applied for video retrieval, EUSIPCO, 2008
- [39] C.B. Liu, N. Ahuja, Vision based fire detection, ICPR, 2004
- [40] B.U. Toreyin, Y. Dedeoglu, A.E. Cetin, Contour based smoke detection in video using wavelets, EUSIPCO, 2006
- [41] B.U. Toreyin, Y. Dedeoglu, U. GÜdükbay, A.E. Çetin, Computer vision based method for real-time fire and flame detection, Pattern recognition letters, 2006

- [42] T. Celik, H. Demirel, H. Ozkaramanli, M. Uyguroglu, Fire detection using statistical color model in video sequences, JVCIR, 2007
- [43] B. Lee, D.Han, Real-Time fire detection using camera sequence image in tunnel environment, ICIC, 2007
- [44] S. Calderara, P. Piccinini, R. Cucchiara, Smoke detection in video surveillance: a MoG model in the wavelet domain, ICVS, 2008
- [45] F. Gomez-Rodriguez, S. Pascual-Pena, B. Arrue, A. Ollero, Smoke detection using image processing, Forest fire research, 2002
- [46] V. B. Celen, M. F. Demirci. Yangın Tesbiti için Renk Uzaylarının Karşılaştırılması. 20th IEEE Signal Processing, Communications and Applications Conference. Fethiye, Turkey, April 18-20, 2012.
- [47] V.B. Celen and M. Fatih Demirci. Fire Detection in Different Color Models. The 16th International Conference on Image Processing, Computer Vision, & Pattern Recognition (IPCV'12). Las Vegas, Nevada, July 16-19, 2012.
- [48] S. Wei, C. Zhen, and D. Hua. "Motion Detection Based on Temporal Difference Method and Optical Flow field." Electronic Commerce and Security, 2009. ISECS'09. Second International Symposium on. Vol. 2. IEEE, 2009.
- [49] The Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) Web Page, <http://noaasis.noaa.gov/noaasis/ml/avhrr.html/>, Last accessed August 2010.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : Çelen, Veli Burak
Uyruğu : T.C.
Doğum tarihi ve yeri : 01.11.1986 Karaman
Medeni hali : Bekar
Telefon : 0 (312) 292 42 95
e-mail : vbcelen@etu.edu.tr

Eğitim

| Derece | Eğitim Birimi | Mezuniyet tarihi |
|--------|-----------------------------------|------------------|
| Lisans | Hacettepe Üniversitesi/Bilgisayar | 2009 |

İş Deneyimi

| Yıl | Yer | Görev |
|-----------|----------------------------------------|---------------------|
| 2010-2012 | TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi | Araştırma Görevlisi |

Yabancı Dil

İngilizce

Yayınlar

- [1] V. B. Celen, M. F. Demirci. Yangın Tesbiti için Renk Uzaylarının Karşılaştırılması. 20th IEEE Signal Processing, Communications and Applications Conference. Fethiye, Turkey, April 18-20, 2012.
- [2] V. B. Celen and M. F. Demirci. Fire Detection in Different Color Models. The 16th International Conference on Image Processing, Computer Vision, & Pattern Recognition (IPCV'12). Las Vegas, Nevada, July 16-19, 2012.