

Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi

Araştırma Makalesi

Gölge Tespitinde Kullanılan Bayes Sınıflandırma, Otsu Bölütleme ve Histogram Dağılımı Yöntemlerinin Karşılaştırılması

Burcu KIR SAVAŞ ^a, Sümeyya İLKİN ^a, Selin HANGİŞİ ^a, Suhap ŞAHİN ^{a,*}

^a Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Kocaeli Üniversitesi, Kocaeli, TÜRKİYE * Sorumlu yazarın e-post adresi: suhapsahin@kocaeli.edu.tr

ÖZET

Günümüzde akıllı telefonların kullanımının artması, herkesin bu cihazları rahatlıkla edinebileceği bir teknoloji haline getirmektedir. Bu artışa paralel olarak mobil cihazların kameraları kullanılarak geliştirilen uygulamalara gösterilen ilgi artmaktadır.

Nesne tespiti gibi uygulamalarda, arka plan üzerinde ışık koşullarına bağlı olarak gölgeler meydana gelmektedir. Bu durum nesnenin arka plandan ayırt edilmesini zorlaştırmaktadır. Görüntü üzerindeki gölgeler, piksel değerleri tespit edilirken hatalı değerler alınması gibi problemlere neden olmaktadır. Genel olarak uygulamalardaki başarımın artırılması için; ilk olarak görüntüler üzerinde meydana gelen gölgelerin başarılı şekilde tespit edilmesi ve ikinci olarak da görüntüdeki diğer verilerden bu gölgelerin ayırt edilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada literatürde önerilen gölge tespit yöntemlerinden Bayes Sınıflandırma Yöntemi, Otsu Bölütleme Yöntemi ve Histogram Dağılımı Yöntemi incelenerek görüntü seti üzerinde test edilmiştir. Elde edilen test sonuçları her uygulama için karşılaştırma yapılarak algoritmaların gölge tespitindeki başarım oranları çalışmada sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Gölge Tespiti, Bayes Sınıflandırma, Otsu Bölütleme, Histogram Dağılımı.

Comparison of Bayesian Classification, Otsu Segmentation and Histogram Distribution Methods Used in Shadow Detection

ABSTRACT

The rise in the use of mobile phones in today's world makes it easier for everybody to have that technology. Similarly, the attention on the applications using mobile devices' cameras has been increasing.

In the realized applications, shadows occur in the background depending on the light conditions, which makes it difficult to distinguish the object from the background. The shadows on the image lead to problems like getting wrong values while identifying pixel values. In order to increase the success of the applications, the first step is to recognize the shadows on the images and the second is to distinguish these shadows from the other data on the

Geliş: 08/04/2016, Düzeltme: 13/02/2017, Kabul: 18/02/2017 345

image. In this study, Bayesian Classification Method, suggested in the literature, Otsu Segmentation Method and Histogram Distribution Method were analyzed and tested on the images. The results were compared and their success rates of shadow detection are presented in the paper.

Keywords: Shadow Detection, Bayesian Classification, Otsu Segmentation, Histogram Distribution.

I. Giriş

Grüntülerde bulunan gölgeler nesne tanıma/görüntü bölütleme işlemlerini büyük ölçüde etkilediğinden dolayı görüntü işleme çalışmalarında nesnelerin sınıflandırılması zor bir işlemdir [1]. Genel olarak görüntüler üzerinde oluşan gölgeler; hareketli ve hareketsiz nesnelerin kendi oluşturdukları gölgeler ve ışık kaynaklı oluşan gölgeler olmak üzere iki farklı şekilde oluşmaktadır [2]. Oluşan her iki tip gölge de görüntü üzerinde nesnelerin ayrıştırılma işlemlerini büyük ölçüde etkilemektedir.

Nesneler arka plandan farklı özelliklere sahip oldukları için görüntüde ön plan olarak ayrıştırılabilmektedir. Fakat hem gölgeler hem de hareketli nesneler aynı devinimsel özellikleri gösterdikleri için gölgeler nesneleri çarpık hareketli geometrik şekle sokmaktadır. Hatta bazı durumlarda nesneler üzerinde kayba ya da ilgili nesnenin diğer nesnelerle birleşmesine sebebiyet vermektedir [3]. Dolayısıyla nesnelerin arka plandan ayrıştırılma işleminde hatalı sonuçlar elde edilmektedir. Arka plan gölgeli kısımdaki piksel yoğunluğu gölgesiz kısımdaki piksel yoğunluğundan daha düşük olmaktadır. Bu sebeple nesnelerin gerçek değerlerinin elde edilebilmesi için görüntü üzerindeki gölgeli kısımların tespit edilmesi gerekmektedir [4].

Literatürde, farklı gölge tespit yöntemleri bulunmaktadır [5,6,7,8,9]. Luo vd. [6] HIS renk modeli ve RGB renk modelinde gölgelerin dört renk özellikleri üzerinde durmuşlar ve daha sonra Otsu bölütleme yöntemi kullanılarak aday gölge görüntüleri elde etmişlerdir. Görüntü üzerinde morfolojik yöntemler kullanarak görüntüdeki gölge kısımları belirlemişlerdir. Sonuçlar gölge algılamada önerilen yöntemin etkinliğini göstermiştir. Benedek vd. [7] mekansal istatistiklere dayalı ön plan tespiti için zamansal istatistik bilgileri yerine mekansal renk bilgilerinden yararlanmışlardır. Komşu piksel değerlerinin yeni bir tanım vermesi arka plan veya gölge-renkli nesne parçalarının tespitine bağlıdır. Çalışmada Markov rastgele alan modeli, ayırma doğruluğunu artırmak için kullanılmıştır. Zhang vd. [8] gölge tespit için metin bölgelerinde histogram eşleştirme kullanmış ve gölgelerin silinmesi için renk modeli iyileştirme işleminden yararlanmışlardır. Bu işlemler sonucunda iyi bir performans elde edilmiştir. An vd. [9] nesneleri tespit ve takip etmek için arka plan pikselleri bölütlemede MoG (Mixture of Gaussian) kullanmışlardır. Arka plan modeli ve mevcut çerçeve arasındaki farkı kullanarak ön plan pikselleri hesaplanmıştır. Nesnelerin tespiti işlemi için, histogram bilgileri ile Kalman filtresi kullanmışlardır. Önerilen yöntemde renk histogramı ile nesnelere karşılık gelen hareket kestirimleri hesaplanmıştır. Bu işlemler sonucunda iyi bir performans elde edilmiştir.

Bu çalışmada literatür taraması sonucunda gölge tespiti için başarılı sonuçlar verdiği tespit edilen; Bayes sınıflandırma, Otsu bölütleme ve Histogram dağılımı yöntemlerinin karşılaştırılması yapılmakta ve aralarından en efektif sonucu veren yöntemin tespit edilmesi amaçlanmaktadır.

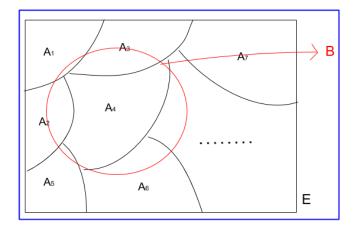
Makalenin ikinci bölümünde gölge tespitinde kullanılan yöntemler ve gölge tespiti, üçüncü bölümünde deneysel çalışma ve dördüncü bölümünde sonuç ve gelecek çalışmalar kısımları bulunmaktadır.

II. GÖLGE TESPİTİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER VE GÖLGE TESPİTİ

Gölgeler doğal sahnelerde görülen fiziksel olgulardır [10]. Diğer bir ifade ile saydam olmayan bir cisim tarafından ışığın engellenmesi ile ışıklı yerde oluşan karanlık ta denilmektedir [11]. Özellikle son yıllarda görüntü işleme yöntemleri kullanılarak; yüz tanıma, parmak izi tanıma, plaka tanıma vb. pek çok uygulama geliştirilmeye başlanmıştır. Gölgeler kullanılan görüntüler üzerinde hatalı sonuçlar alınmasına sebep olmaktadır. Bu tür uygulamalarda daha iyi sonuçlar elde edilebilmesi için gölgelerin giderilmesi işlemleri önem kazanmaktadır. Görüntüdeki gölgeler üzerinde işlemler için pek çok yöntem önerilmektedir. Bu işlemlerde ilk olarak gölge tespit işleminin yapılması gerekmektedir. Bu çalışmada Bayes sınıflandırma yöntemi, Otsu bölütleme yöntemi ve Histogram dağılımı yöntemi kullanılarak gölge tespiti işlemi gerçekleştirilmiştir. Her bir yaklaşım için aynı veri seti kullanılarak testler gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçların karşılaştırmalı değerlendirilmesi yapılmıştır.

A. BAYES SINIFLANDIRMA İLE GÖLGE TESPİTİ

Bayes koşullu olasılıklara dayandırılan bir sınıflandırma algoritmasıdır [12]. Rastgele seçilen verinin hangi sınıfa ve hangi olasılıkla ait olduğunu belirten bir sınıflandırıcı olarak bilinmektedir [13]. Bu sınıflandırma, koşullu olasılık ilkelerine göre tanımlanmış bir dizi hesaplama ile çalışmaktadır. Bu şekilde verilerin sınıfını tespit etmeyi amaçlamaktadır. Bayes teoremi aşağıdaki Şekil 1, Eşt. 1 ve Eşt. 2 ile ifade edilmektedir.



Sekil 1. Görüntü Kümesi

$$(A_i \cap A_j) = \emptyset \quad , \qquad i \neq j$$

$$P\left(\frac{A_i}{\Box}B\right) = \frac{P\left(\frac{B}{A_i}\right).\ P(A_i)}{\sum_{i=1}^k P\left(\frac{B}{A_i}\right).\ P(A_i)}$$
(2)

Burada $P\left(\frac{A_i}{B}\right)$, B verisinin Ai sınıfına ait olma koşullu olasılığını, $P\left(\frac{B}{A_i}\right)$ sınıf olabilirliğini

(likelihood), $P(A_i)$ sınıf önsel (prior) olasılıklarını ve $\sum_{i=1}^{\kappa} P\left(\frac{B}{A_i}\right)$. $P(A_i)$ kanıtı (evidence) vermektedir. Kanıt hesaplaması son sınıf olasılıkları hesaplanırken ortak olacağı için hesaplamaya dahil edilmeyebilir. Önsel olasılık Bayes teoremine öznellik katmaktadır.

Bayes sınıflandırmasında eldeki verileri sınıflandırmak için bir karar kuralının belirlenmesi gerekmektedir [14]. Çalışmada gölge tespiti için kullanılan karar kuralında ilk olarak her piksel değerinin olasılık yoğunluk fonksiyon değerleri hesaplanmaktadır. Daha sonra hesaplanan bu değerlerin görüntüdeki renk yoğunluğunun ortalama değeri için hesaplanan olasılık yoğunluk fonksiyon değerinden yüksek bir olasılığa sahip olup olmaması durumundan çıkarım yapılmaktadır. Son olarak incelenen karakteristiklere göre modelleme yapılmaktadır. Eldeki görüntü R,G,B olmak üzere üç kanallı olarak incelediğinde, her kanal için görüntüde olasılık yoğunluk fonksiyon değerleri hesaplanmakta ve buna bağlı olarak ortalama değerler elde edilmektedir. Bu ortalama değerlerin üç kanal için aynı anda gerçekleşme olasılığı istenilen koşulu oluşturmaktadır. Bu işlem Eşt. 3, Eşt. 4 ve Eşt. 5 ile ifade edilmektedir.

$$P(R|RGB) = \left(\frac{\mu_r}{\mu_r + \mu_g + \mu_b}\right) \tag{3}$$

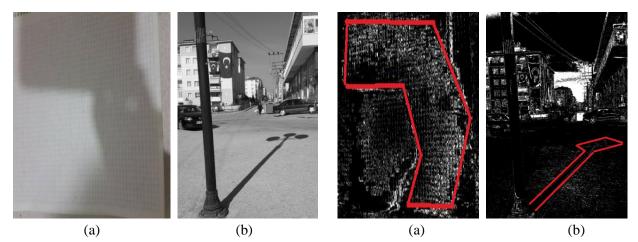
$$P(G|RGB) = \left(\frac{\mu_g}{\mu_r + \mu_g + \mu_b}\right) \tag{4}$$

$$P(B|RGB) = \left(\frac{\mu_b}{\mu_r + \mu_g + \mu_b}\right) \tag{5}$$

Burada P(R|RGB), P(G|RGB), P(B|RGB) R,G,B renk kanallarının koşullu olasılık yoğunluk fonksiyon değerlerini, μ_r , μ_g , μ_b her bir renk kanalı için ortalama değeri temsil etmektedir. Elde edilen renk kanallarının olasılık yoğunluk fonksiyon değerleri kullanılarak koşul tespiti işlemi Eşt. 6 ile ifade edilmektedir.

$$P_{i,j} = P(R|RGB) * P(G|RGB) * P(B|RGB)$$
(6)

Burada Pi,j i. satır j. sütundaki piksele ait koşullu olasılık değerini temsil etmektedir. Şekil 2 (a) (b)'de orijinal görüntü ve Şekil 3 (a) (b)'de Bayes sınıflandırma yöntemi ile gölge tespiti gösterilmektedir.



Şekil 2(a) (b). Orijinal görüntü

Şekil 3(a) (b). Bayes sınıflandırma yöntemi ile gölge tespiti

Algoritma 1: Bayes sınıflandırma ile gölge tespiti

A .l 1	Her renk kanalı için histogram değerleri elde edilir.				
Adım 1	$h(r_k) = n_k$				
	Her kanal için ortalama yoğunluk değeri hesaplanır.				
Adım 2	$\sum_{i=0}^{n} i. x(i)$				
	$\mu = \frac{\sum_{i=0}^{n} i. x(i)}{\sum_{i=0}^{n-1} x(i)}$				
Her kanal için ortalama yoğunluk değerinin olma olasılığı ayrı hesaplanır.					
Adım 3	$P(R RGB) = \left(\frac{\mu_r}{\mu_r + \mu_g + \mu_b}\right)$				
	$P(G RGB) = \left(\frac{\mu_g}{\mu_r + \mu_g + \mu_b}\right)$				
	$P(B RGB) = \left(\frac{\mu_b}{\mu_r + \mu_g + \mu_b}\right)$				
A 3 4	Üç kanalın aynı anda ortalama değere sahip olma olasılığı hesaplanır.				
Adım 4	$P_{r,g,b} = \left(\frac{\mu_r}{\mu_r + \mu_g + \mu_b}\right) * \left(\frac{\mu_g}{\mu_r + \mu_g + \mu_b}\right) * \left(\frac{\mu_b}{\mu_r + \mu_g + \mu_b}\right)$				
	Her piksel için Bayes formülasyonu ile seçilen piksel değerinin olasılık yoğunluk değeri hesaplanır.				
Adım 5	$P_{i,j} = \left(\frac{h_r}{h_r + h_g + h_b}\right) * \left(\frac{h_g}{h_r + h_g + h_b}\right) * \left(\frac{h_b}{h_r + h_g + h_b}\right)$				
Adım 6	Adım 5 ten elden elde edilen sonuç ile Adım 4 ten elde edilen değerler karşılaştırılır.				
	Adım 5 deki değer Adım 4 teki değerden büyük ise gölge, küçük ise gölge olmayan alan olarak				
	sınıflandırılır.				

B.OTSU BÖLÜTLEME YÖNTEMİNDE İLE GÖLGE TESPİTİ

Otsu yönteminde gri seviye görüntüler üzerinde çalışmakta ve sadece renklerin görüntü üzerinde bulunma sıklığına bakmaktadır [15]. Gölgeyi daha iyi belirlemek ve daha kolay bir şekilde incelemek için bölütleme yöntemi sıklıkla kullanılmaktadır. Otsu yönteminde, en iyi eşik değerinin belirlenmesi için ön ve arka plan piksellerine ilişkin ağırlıkları belirlenmiş sınıf içi varyans değerinin minimize

edilmesiyle gerçeklenmektedir. Sınıf içi varyans değerinin minimize eden değer sınıflar arası varyans değerini maksimize etmektedir [16].

Varyans hesaplaması Eşt. 7 kullanılarak hesaplanmaktadır [17].

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^{N} (\mathbf{x}_i - \overline{\mathbf{x}_i})^2 \Pr(\mathbf{x}_i)$$
(7)

Burada σ 2 varyans değeri, $(\mathbf{x}_i - \overline{\mathbf{x}_i})^2$ ağırlıklı ortalama değeri, ise xi (i. indisteki x) olasılık fonksiyonunu temsil etmektedir. Sınıf içi varyans değeri Eşt. 8 kullanılarak hesaplanmaktadır [17].

$$\sigma_{G}^{2} = \sum_{i=0}^{N-1} \left(i - \mu_{G} \right)^{2} P_{i}$$
 (8)

Burada $\sigma_{\mathbf{c}}^{2}$ sınıf içi varyans değerini, $\mu_{\mathbf{c}}$ sınıf içi piksellerin ortalama yoğunluğunu ve i değerinin olasılığını vermektedir. Sınıflar arası varyans değeri Eşt. 9 kullanılarak hesaplanmaktadır [17].

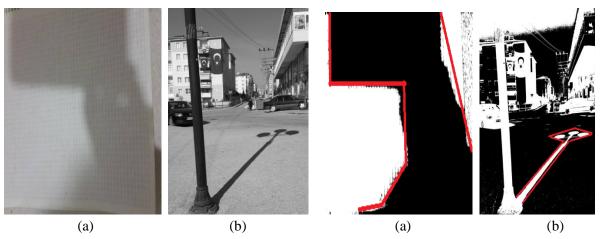
$$\sigma_{B}^{2} = P_{1} \left(\mu_{1} - \mu_{G} \right)^{2} + P_{2} \left(\mu_{2} - \mu_{G} \right)^{2}$$
(9)

Burada σ_B^2 sınıflar arası varyans değerini, μ_1 ilk sınıfın ve μ_2 ikinci sınıfın piksel yoğunluğunu vermektedir [17].

Otsu yönteminde, eşik belirleme adımına geçmeden önce, renklerin görüntü üzerinde var olma sayısına bakıldığı için renk histogramı hesaplanmaktadır. Tüm hesaplamalar elde edilen histogram üzerinden yapılmaktadır. Eşikleme işlemi, sabit bir eşik değeri üzerinden yapıldığında, görüntüler arasında renk tonu yoğunluğunda farklılık oluştuğu durumlarda hataya neden olmaktadır. Bu hatayı azaltmak için dinamik bir eşik değeri kullanılması önerilmektedir [18].

Çalışmada dinamik eşik belirleme yöntemlerinden biri olan Otsu metodu, görüntüdeki renk tonu yoğunluğunu kullanarak eşik değeri belirlemektedir. Işık yoğunluğu düşük olan alanlar sezgisel olarak daha yoğun bir renk tonu değerine sahip olmaktadır. Böylece Otsu metodu ile yapılan eşikleme sonucunda renk tonu yoğunluk değerlerine göre gölgeli bölgenin ayrıştırılması yapılmaktadır.

Sınıflar arası varyans değerinin hesaplanması daha az işlem yükü gerektirmektedir. Dolayısıyla eşik değeri seçiminde önce sınıflar arası varyansın maksimum değeri değerlendirilmektedir. Belirlenen eşik değerine göre görüntü üzerinde arka plan ve ön plan ayrımı yapılmaktadır. Şekil 2 (a)(b)'de orijinal görüntü ve Şekil 4 (a)(b)'de Otsu bölütleme yöntemi ile gölge tespiti gösterilmektedir.



Şekil 2 (a) (b). Orijinal görüntü

Şekil 4 (a) (b). Otsu bölütleme yöntemi ile gölge tespiti

Algoritma 2: Otsu bölütleme ile gölge tespiti

A al 1	Görüntü gri seviyeye dönüştürülür.
Adım 1	$h(r_k) = n_k$
Adım 2	Elde edilen gri seviye görüntünün histogramı çıkartılır.
	Histogramdaki her indis değeri eşik değeri kabul edilerek eşikten öncesi ve eşikten sonrası olarak
	ikiye ayrılır. Bu ayrıma göre eşikten öncesi için ağırlık, ortalama ve varyans değerleri hesaplanır.
Adım 3	$W_{\downarrow}(b) = (\sum_{\downarrow} (i=0)^{\dagger} n \stackrel{\text{\tiny def}}{=} x(i)) / (\sum_{\downarrow} (i=0)^{\dagger} 255 \stackrel{\text{\tiny def}}{=} [[i,x(i)]]), [\mu]_{\downarrow} b = (\sum_{\downarrow} (i=0)^{\dagger} n \stackrel{\text{\tiny def}}{=} [[i,x(i)]])$
	$\mu_f = \frac{\sum_{i=n}^{255} i \cdot x(i)}{\sum_{i=n}^{255} x(i)}, \sigma_f^2 = \frac{\sum_{i=n}^{255} (i - \mu_i)^2 * x(i)}{\sum_{i=n}^{255} x(i)}$
	Elde edilen veriler doğrultusunda sınıf içi varyans ve sınıflar arası varyans hesaplanır.
Adım 4	Simif $i\mathbf{c}i \ varyans = W_b * \sigma_b^2 + W_f * \sigma_f^2$
	Siniflar arası varyans = $W_b * W_f * (\mu_b - \mu_f)^2$
Adım 5	Sınıflar arası varyansı en büyük olan dolayısıyla sınıf içi varyansı da en küçük olan değer eşik
	değeri olarak belirlenir.

C.HİSTOGRAM DAĞILIMI İLE GÖLGE TESPİTİ

Histogram, piksel yoğunluk değerlerini ifade etmekte ve Eşt. 10'da gösterilmektedir. Histogram dağılım grafiği, sayısal bir görüntü içerisinde her bir renk değerinden kaç adet olduğunu göstermektedir ve bu grafik görüntü analizi işlemlerinde sıklıkla kullanılmaktadır. Görüntünün yoğunluğu ve kontrastı hakkındaki bilgiye histogram grafiği kullanılarak erişilebilmektedir [9]. Görüntülerin histogram grafiği analiz edildiğinde, gölge içeren görüntünün grafiğinde bazı ton değerlerinde ani yükseliş ya da düşüş olduğu gözlemlenmektedir [19]. Bu ani değişimlerin olduğu aralıklar sınıflandırılmakta ve gölge alanı olarak tespit edilebilmektedir [20].

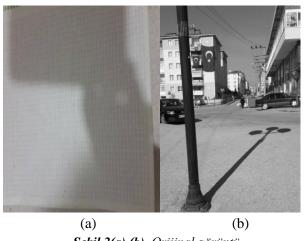
$$h(r_k) = n_k \tag{10}$$

Burada r_k [0,G] aralığındaki k. yoğunluk değerini, n_k k. yoğunluk değerinin görüntüdeki sayısını ifade etmektedir.

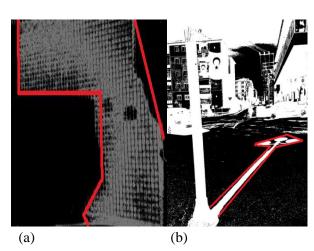
Çalışmada, histogram grafiğindeki ani değişim aralıklarının hesaplanması için, her indis değerinin kendinden önceki indis değerinden farkının bulunduğu bir dizi oluşturulmakta ve bu dizideki maksimum ve minimum değerler tespit edilmektedir. Bu değerler kullanılarak görüntüdeki gölge olabilecek alanların tespiti yapılabilmektedir. Bu işlem Eşt. 11'de gösterilmektedir.

$$f(k) = x_k - x_{k-1} \tag{11}$$

Burada f(k) histogram fark dizisini, xk görüntü dizisini temsil etmektedir. Şekil 2 (a) (b)'de orijinal görüntü ve Şekil 5 (a) (b)'de histogram dağılımı ile gölge tespiti gösterilmektedir.



Şekil 2(a) (b). Orijinal görüntü



Şekil 5 (a) (b). Histogram dağılımı ile gölge tespiti

Algoritma 3: Histogram dağılımı ile gölge tespiti

Adım 1	Görüntü griye çevrilir.
	y = (r * 0.2126) + (g * 0.7152) + (b *= 0.0722)
Adım 2	Elde edilen gri seviye görüntünün histogramı çıkartılır.
	$h(r_k) = n_k$
Adım 3	Histogramın her ton değeri için bir önceki değerle arasındaki fark bulunarak fark dizisi
	oluşturulur.
	f(i) = x(i) - x(i-1)
Adım 4	Bu fark dizisindeki minimum ve maksimum fark değerleri sıçrama bölgesi olarak kabul edilir.
	$[\min(f),\max(f)]$
Adım 5	Sıçrama bölgesi olarak kabul edilen noktaların renk ton değerleri gölge bölgesi olarak kabul
	edilir.
	$(G \mid [\min(f), \max(f)])$
Adım 6	Gölge olarak kabul edilen renk ton değerleri siyah, kalan renk ton değerleri beyaz renk
	yapılarak gölgeli bölgelerin ayırımları yapılır.
	$G \Rightarrow (0,0,0), G' \Rightarrow (255,255,255)$

III. DENEYSEL ÇALIŞMA

Çalışmada uygulanan yaklaşımlar "102 farklı" görüntü ile test edilmiştir. Test işleminde kullanılan görüntüler kendi oluşturduğumuz özel bir veri setinden alınmıştır. Test işlemi "İntel i5 2.53 GHz işlemci Xubuntu 14.04.4 LTS" versiyonu üzerinde, "Eclipse Mars.1" ide kullanılarak "Python" dilinde kodlanmıştır. Literatürde geçen çeşitli gölge tespiti çalışmalarının [9,10] değerlendirilmesinde genel ölçüt olarak başarım oranları ve algoritmanın çalışma süresi kullanılmaktadır. Yapılan çalışmada karşılaştırılması yapılan yöntemlerin başarım değerlendirilmeleri gölge tespit oranları ve ortalama yanıt verme süresi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Algoritmaların çalışma zamanları Tablo 1'de gösterilmiştir. Kullanılan yöntemlerin başarım oranları da Tablo 2'de verilmiştir.

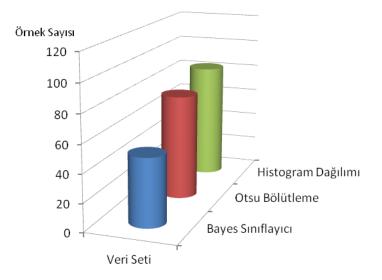
Tablo 1. Kullanılan yöntemlerin performans değerlendirmeleri

Kullanılan Yöntemler	Kullanılan Örnek Sayısı (Adet)	Ortalama Yanıt Verme Süresi (Sn.)	
Bayes Sınıflandırma	102	7,4709	
Otsu Bölütleme	102	13,8685	
Histogram Dağılımı	102	41,5818	

Tablo 2. Kullanılan yöntemlerin başarım oranları

Kullanılan Yöntemler	Bayes Sınıflandırma	Otsu Bölütleme	Histogram Dağılımı
Başarılı Örnek Sayısı	49	75	83
Kullanılan Örnek Sayısı	102	102	102

Aynı veri seti üzerinde sırasıyla test edilen, Bayes sınıflandırma yöntemi ile gölge tespiti işleminde elde edilen başarım oranı %49, Otsu bölütleme yöntemi ile gölge tespiti işleminde elde edilen başarım oranı %75 ve Histogram dağılımı yöntemi ile gölge tespiti işleminde elde edilen başarım oranı %83'tür. Kullanılan yöntemlerin başarım grafiği Şekil 6'da yer almaktadır.



Şekil 6. Kullanılan yöntemlerin başarım grafiği

IV. SONUÇ VE GELECEK ÇALIŞMALAR

Bayes Sınıflandırma Yöntemi, Otsu Bölütleme Yöntemi ve Histogram Dağılımı Yöntemi aynı örnek veri seti kullanılarak incelenmiştir. Yapılan testler sonucunda; sadece gölgenin ve görüntünün gri değerleri aynı aralıklarda yer aldığı durumlarda görüntüler üzerinde uygulanan histogram dağılımı yönteminin daha hatalı sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir. Bu gri değer aralıklarında yer alan görüntüler üzerinde en iyi sonucun Otsu bölütleme yöntemi kullanılarak elde edildiği belirlenmiştir. Bayes sınıflandırma yönteminde ise sonuçlar başlangıçta belirlenen koşul değerine bağlı olarak değişmektedir. Çalışmada ışığın geliş açısı, ışığın kırılma açısı ve nesnelerin bulunduğu ortamın test sonuçlarını etkilediği belirlenmiştir.

Sonuç olarak, elde edilen test sonuçları doğrultusunda görüntünün ortalama piksel yoğunluk değerleri baz alındığında Şekil 6'daki grafikte de gösterildiği gibi en efektif çözümü veren yaklaşım Histogram Dağılımı Yöntemi olarak tespit edilmiştir. Çalışma bir ön çalışma niteliğindedir. Elde edilen performans ve başarım değerlendirmesi sonucu ileriki çalışmalara ışık tutacağı düşünülmektedir. Histogram dağılımı yönteminin bir sonraki çalışmada gölge yumuşatma ve silme işlemlerinde kullanılması planlanmaktadır.

IV. KAYNAKLAR

- [1] Ç. Aytekin, and A. A. Alatan, *A novel shadow detection and restoration algorithm based on atmospheric phenomena*, **Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)**, (2010) 874 877.
- [2] A. Amato *Wide Area Surveillance* (2014) 23-47, Springer Berlin Heidelberg.
- [3] S. Zhu, G. Zhichao, M. Li. *EURASIP Journal on Image and Video Processing* **2012(1)** (2012) 1-15.
- [4] J. Tian, , S. Jing, and T. Yandong, *Tricolor attenuation model for shadow detection*, **Image Processing, IEEE Transactions on**, (2009) 2355-2363.
- [5] K. H. Salman, B. Mohammed, S. Ferdous, and T. Roberto, *Automatic Shadow Detection and Removal from a Single Image*, **Pattern Analysis and Machine Intelligence**, **IEEE Transactions on**, (2016), 431-446.
- [6] H. Luo, and S. Zhenfeng, A Shadow Detection Method from Urban High Resolution Remote Sensing Image Based on Color Features of Shadow, Information Science and Engineering (ISISE), 2012 International Symposium on, (2012) 48-51.
- [7] C. Benedek, S. Tamás, *Bayesian foreground and shadow detection in uncertain frame rate surveillance videos*, **Image Processing, IEEE Transactions on,** (2008) 608-621.

- [8] Z. Yali, Z. Yong, X. Pan, Y. Yule, Y. Xi, L. Yawei, Shadow removal of single texture region using histogram matching and color model recovery, In Signal Processing (ICSP) 12th International Conference on, (2014) 871-874.
- [9] M.S. An, K. Dae-Seong, *Motion estimation with histogram distribution for visual surveillance*, Wireless and Optical Communications Conference (WOCC), (2010) 1-4.
- [10] K. Deb, H.S. Ashraful, *Shadow Detection and Removal Based on YCbCr Color Space*, **Smart CR 4**, (2014) 23-33.
- [11] R. Mahajan, B. Abhijeet, A survey on shadow detection and removal based on single light source, Intelligent Systems and Control (ISCO), 2015 IEEE 9th International Conference on, (2015) 1-5.
- [12] M. Erten, Sınıflandırma Yöntemleri Kullanılarak İmza Biyometriğine Dayalı Kişi Tanıma Elektronik ve Bilgisayar Sistemleri Eğitimi, **Yüksek Lisans Tezi**, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Konya (2012).
- [13] S. Güney, *Karma Yapılı İkili Karar Ağacı Tabanlı Koku Tanıma Sistemi*, **Doktora Tezi**, KTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, (2013).
- [14] N. Çalış, *Karma Dağılım Modellerine Dayalı Ayrıştırma Analizi ve Sınıflandırma*, **Doktora Tezi**, Çukurova Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, (2011).
- [15] S. İlkin, A Mobile Optical Mark Reading Application, Yüksek Lisans Tez, Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, (2015).
- [16] D. Özkan, *Kamera Görüntülerinden Hareketli Hedef Tespiti*, **Yüksek Lisans Tezi**, Hacettepe Üniversitesi, (2011).
- [17] N. Otsu, A threshold selection method from gray-level histograms. Automatica, 11(285-296), (1975) 23-27.
- [18] H. Badem, Gpu-Accelerated İmage Processing Algorithms Using Fuzzy Logic, **Yüksek** Lisans Tezi, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Fen Bilimleri, (2012).
- [19] A. Kutalmış, *Human Activity Classification Using Spatio-Temporal Feature Relations*, A Thesis, Graduate School of Natural and Applied Sciences, Middle East Technical University, (2012).
- [20] F. Erciş, Comparision Of Histograms Of Oriented Optical Flow Based Action Recognition Methods, A Thesis, Graduate of Natural and Applied Sciences, Middle East Technical University, (2012).