



POLİTEKNİK DERGİSİ

JOURNAL of POLYTECHNIC

ISSN: 1302-0900 (PRINT), ISSN: 2147-9429 (ONLINE)

URL: <http://dergipark.gov.tr/politeknik>

Trafik ışığı tespiti yapan bir sürücü güvenlik destek sistemi

A driver safety support system which detects traffic lights

Yazar(lar) (Author(s)): Çağlar KILIKÇIER¹, Ersen YILMAZ²

ORCID¹: 0000-0001-7933-1643

ORCID²: 0000-0002-6620-655X

Bu makaleye şu şekilde atıfta bulunabilirsiniz (To cite to this article): Kılıkçier Ç. ve Yılmaz E., “Trafik ışığı tespiti yapan bir sürücü güvenlik destek sistemi”, *Politeknik Dergisi*, 21(2): 419-426, (2018).

Erişim linki (To link to this article): <http://dergipark.gov.tr/politeknik/archive>

DOI: 10.2339/politeknik.389606

Trafik Işığ ı Tespiti Yapan Bir Sürücü Güvenlik Destek Sistemi

Araştırma Makalesi / Research Article

Çağlar KILIKÇIER^{1*}, Ersen YILMAZ¹

¹Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Müh. Bölümü, Uludağ Üniversitesi, Türkiye

(Geliş/Received : 09.06.2017 ; Kabul/Accepted : 08.09.2017)

ÖZ

Sürücü güvenlik destek sistemleri (SGDS) sayesinde trafik kazası sayıları azaltılabilmektedir. Bu çalışmada, trafik ışıklarını bularak sürücüyü uyararak bir sürücü güvenlik destek sistemi önerilmiştir. Önerilen SGDS sadece görsel bilgilerle çalışmakta ve trafik ışığı tespiti yapmaktadır. Sistem ilk olarak alınan imgeleri gri ölçekli imgelere dönüştürerek Otsu kriterine göre çok seviyeli eşiklemeye tabi tutmaktadır. Eşiklenmiş olan imgeler için sırasıyla bağlı bileşen analizi ve parça analizi yapılarak trafik ışığı olabilecek ilgi duyulan bölgeler bulunmaktadır. Bulunan bu bölgelerden renk bilgisini de içeren özellik vektörleri çıkartılmaktadır. Son olarak, Destek Vektör Makinesi (DVM) ile ilgi duyulan bölgelerin trafik ışığı olup olmadığına karar verilmektedir. Önerilen SGDS'nin başarımı şehir ortamından elde edilmiş imgeler üzerinde incelenmiştir.

Anahtar Kelimeler: DVM, çok seviyeli eşikleme, pso, trafik ışığı.

A Driver Safety Support System Which Detects Traffic Lights

ABSTRACT

The number of traffic accidents can be decreased through driver safety support systems (DSSS). In this study, a driver safety support system is proposed in which the driver is warned by finding traffic lights. The proposed DSSS works on only visual information and detects traffic lights. The system primarily transforms the received images into gray scale images and subject them to multi-level thresholding with Otsu criteria. The regions of interest which can be traffic lights are found for the thresholded images by using connected component analysis and blob analysis, respectively. Feature vectors including the color information are extracted from the founded regions. Finally, it is decided if the regions of interest are traffic lights by using support vector machines (SVM). The performance of the proposed DSSS is examined on

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Sürücüler yorgunluk veya dikkat dağılması sebebiyle trafik ışıklarını kaçırabilmektedir. Trafik ışıklarına uyulmaması ciddi kazalara sebep olmaktadır. Bunu engelleyebilmek için sürücülerin trafik ışıklarının varlığına karşı dikkatini çekmek gerekmektedir.

Trafik ışıklarının tespitine dayalı çalışmalar son dönemde yoğun ilgi görmektedir. Moises ve arkadaşları [1], gelişmiş sürücü destek sistemi (SDS) için bulanık öbekleme metoduyla bölütleme yaparak trafik ışıklarını ve mesafelerini bulan bir sistem önermiştir. Guo ve arkadaşları [2], otonom sürüş için HSV (renk, doygunluk ve parlaklık) renk uzayı, histogram temelli gradyan ile özellik çıkarma ve DVM metodlarını bir arada kullanarak trafik ışıklarını bulmaya çalışmıştır. Mark ve arkadaşları [3], SDS için öğrenme tabanlı bir sistem önermişlerdir. Nathaniel ve arkadaşları [4], önceden haritalanmış trafik ışıklarından ve farklı sensor bilgilerinden yararlanarak renkli parça analizi ile trafik ışıklarını tespit etmiştir.

Bu çalışmada trafik ışığı tespitine yönelik bir SGDS önerilmiştir [5]. Önerilen SGDS'nin görsel olarak ideal

olmayan ortamlarda ve koşullarda kullanılabilmesi hedeflenmiştir. Bu sebeple trafik ışıklarının tespiti için düşük çözünürlüklü imgelerden oluşan açık bir veri [6] seti kullanılmıştır. Seçilen veri seti şehir trafiğinin yoğun olduğu gündüz saatlerinde çekilen imgelerden oluşmaktadır. Veri setindeki imgelerde trafik ışıklarının arka planlarında farklı özellikte nesnelere bulunmaktadır. Bu sayede gerçekçi koşullar altında imgeler üzerindeki bozucu etkilerin dinamik olarak değiştiği ve tespit edilemediği durumları barındıran görsel bir veri seti kullanılmıştır.

Bu veri seti literatürde çok sayıda çalışmada kullanılmaktadır [7-12]. Spot ışığı bulma ve uyarlanabilir trafik ışığı şablonuna dayanan bir trafik ışığı tanıma sistemi [7,8] çalışmalarında sunulmuştur. Siogkas ve arkadaşları Lab renk uzayında iyileştirmeler yaparak radial simetriye dayanan bir yaklaşımı trafik ışıklarının tespitinde kullanmışlardır [9]. Wang ve arkadaşları [10], morfolojik işlemler ve şekilsel özelliklerle imgeleri filtrelemiş ve şablon eşlemeyle dayalı bir yöntem önermişlerdir. [11]'de Haltakov ve arkadaşları semantik bölütlemeye dayanan ve renk ile geometrik özellikler yardımıyla sınıflandırma yapan bir yöntemi trafik ışıklarının tespitinde kullanmışlardır. Jensen ve

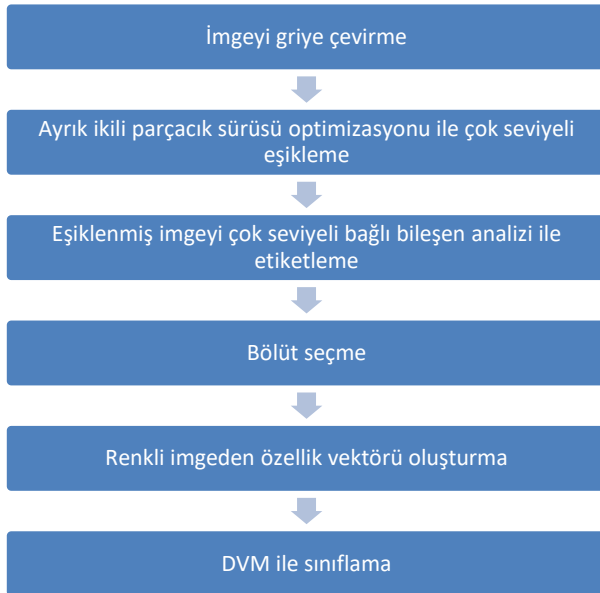
*Sorumlu Yazar (Corresponding Author)
e-posta : caglar@uludag.edu.tr

arkadaşları ise ilgili literatürü detaylı biçimde özetleyen bir inceleme çalışmasını [12]'de sunmuşlardır.

Önerilen SGDS trafik ışıklarını bulma işlemini, imgeleri bölütledikten sonra belirli ölçütleri sağlayan bölütlerin trafik ışığı olup olmadığını sınıflandırıcı yardımcıyla kontrol ederek gerçekleştirmektedir. SGDS'nin başarımı şehir ortamından alınan düşük çözünürlüklü imgeler üzerinde benzetim çalışmaları ile incelenmiştir.

2. YÖNTEM (METHOD)

Önerilen SGDS'nin işlem adımları Şekil 1'de verilmiştir. Öncelikle imgeler gri ölçekli imgelere dönüştürülerek Otsu kriterine göre çok seviyeli eşiklemeye tabi tutulmaktadır. Eşiklenmiş olan imgeler üzerinde bağlı bileşen analizi ve parça analizi yöntemleri kullanılarak ilgi duyulan bölgeler bulunmaktadır. Bulunan bu bölgelerden renk bilgisini de içeren özellik vektörleri çıkartılmaktadır. Son olarak, Destek Vektör Makinesi (DVM) ile ilgi duyulan bölgelerin trafik ışığı olup olmadığına karar verilmektedir.



Şekil 1. SGDS akış diyagramı (DSSS flowchart)

2.1 Veriseti (Dataset)

Önerilen SGDS'nin başarım incelemesinde Robotics Centre of Mines ParisTech'te yayınlanan Traffic Lighs Recognition (TLR) Urban Sequence 2 veri seti kullanılmıştır [6]. Veri setindeki imgeler sekiz bitlik RGB olarak 640x480 çözünürlükte kaydedilmiştir. İmgeler şehir içi trafikte ve gün ışığında insanlar, araçlar, ağaçlar ile ışıklı tabelalarının bulunduğu karmaşık ortamlarda kaydedilmiştir. İmgelerde trafik ışıklarına benzer araç fren lambaları ile farklı ışık kaynakları bulunmaktadır. İmgelerin sahip olduğu özellikler şehir içi trafiğini gerçekçi bir biçimde yansıttığından ve literatürde benzer çalışmalar tarafından da sıklıkla tercih edildiğinden bu çalışmada da kullanılmasına karar verilmiştir.

2.2 Çok Seviyeli Eşikleme (Multi-Level Thresholding)

Kullanılan veri setindeki imgelerin arka planları karmaşık ve farklı sayıda nesnelere oluştuğundan dolayı tek seviyeli eşikleme iyi sonuçlar vermemektedir. Daha iyi sonuçlar alabilmek için önerilen SGDS'de Otsu metoduna dayalı çok seviyeli eşikleme kullanılmıştır [13].

Eşik bulma işlemi için imgenin histogramının ortalaması, olasılıkları ve varyansları kullanılmıştır. Bu sayede eşik seviyelerini bulan denklem için önceden belirlenmiş eğitici parametrelere veya optimizasyona ihtiyaç duyulmamaktadır. Seçilen eşik seviyelerinin uygunluğu (1) denkleminde verilen λ ile bulunur. Hesaplanan λ değerini maksimum yapan eşik seviyeleri eşikleme için seçilir.

$$\lambda = \frac{(\omega_0\sigma_0^2 + \dots + \omega_n\sigma_n^2 + \dots + \omega_{ses}\sigma_{ses}^2)}{(\omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \dots + \omega_n(\mu_n - \mu_T)^2 + \dots + \omega_{ses}(\mu_{ses} - \mu_T)^2)} \quad (1)$$

Olası tüm eşik seviyesi aralıkları için μ ve σ değerleri denklem takımı (2) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$p_i = \frac{i \text{ değerine sahip piksel sayısı}}{\text{imgedeki bütün piksellerin sayısı}} \quad (1. \text{ eşik seviyesi} - 1)$$

$$\mu_0 = \sum_{i=0}^{(n+1) \text{ eşik seviyesi} - 1} \frac{i p_i}{\omega_0}$$

$$\mu_n = \sum_{i=n \text{ eşik seviyesi}}^{255} \frac{i p_i}{\omega_n}$$

$$\mu_{ses} = \sum_{i=son \text{ eşik seviyesi}}^{255} \frac{i p_i}{\omega_{ses}} \quad (2)$$

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{255} i p_i$$

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=0}^{(1 \text{ eşik seviyesi})} \frac{(i - \mu_0)^2 p_i}{\omega_0}$$

$$\sigma_n^2 = \sum_{i=n \text{ eşik seviyesi}}^{(n \text{ eşik seviyesi} - 1)} \frac{(i - \mu_n)^2 p_i}{\omega_n}$$

$$\sigma_{ses}^2 = \sum_{i=son \text{ eşik seviyesi}}^{255} \frac{(i - \mu_{ses})^2 p_i}{\omega_{ses}}$$

En uygun eşik seviyelerini bulabilmek için denklem (1) tüm çoklu seviye grupları için hesaplanmalıdır. Bu problemin çözümü için eşik seviyelerinin belirlenmesinde tüm eşik seviyesi grupları denenmelidir, bu durum hesaplama yükünü oldukça artırmaktadır. Hesaplama yükünün azaltılması amacıyla, eşik seviyelerinin belirlenmesinde Chander'in önerdiği çok seviyeli eşikleme metoduna dayanan [14] tekrarsız parçacık sürüsü yaklaşımı kullanılmaktadır.

Chander'in metodunda eşik seviyeleri belirlenirken yeni eşikler teker teker aranmaktadır. Bulunan farklı sayıda

eşiğe sahip eşik seviye grupları içerisinde en iyisi seçilmektedir. Fakat, bu metotta Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO) algoritmasındaki parçacıkların ve iterasyon sayısına göre denenebilecek olası tüm eşik değerler denememektedir.

Çalışmada, daha az iterasyon ve parçacık ile daha fazla çözüm uzayının tarandığı Parçacık-Tekrarsız Ayrık İkili PSO temelli bir yaklaşımın [15] çok seviyeli durumu kullanılmıştır.

2.3 Parçacık Sürüsü Optimizasyonu

(Particle Swarm Optimization)

Parçacık sürüsü algoritması Eberhart ve Kennedy tarafından reel sayılar uzayında bir optimizasyon tekniği olarak önerilmiştir [16]. PSO algoritmasında çözüm uzayında rasgele atanan parçacıklar optimize edilmek istenen fonksiyonda en iyi sonucu veren noktaya doğru ilerlemektedir. İlerleme iki çeşit hareketle tanımlanmıştır; ilki parçacıkların kendi tecrübelerine ve diğeri ise sürünün tecrübelerine dayanmaktadır. Parçacıkların hızı (3) denklemi ile yer değiştirmesi ise (4) denklemi ile hesaplanır:

$$v_i^t = v_i^{t-1} + c_1 * rand * (ps_i - x_i) + c_2 * rand * (ps_g - x_i) \quad (3)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (4)$$

Burada c_1 katsayısı ps_i parçacığının daha önceki kendi en iyi konumundan elde edeceği tecrübelerinden ne ölçüde faydalanacağını belirler. Global uygun değer olarak adlandırılan ps_g ise optimize edilmek istenen fonksiyonda en iyi sonucu veren konum bilgisidir. Bu konumun parçacıkların hızına katkısı c_2 katsayısı ile ayarlanır. Herhangi bir parçacığın yeni hızı hesaplanırken o parçacığın eski hızı da hesaba katılarak (4) numaralı denklemde kullanılır. c_1 katsayısından daha büyük c_2 katsayısı hareketin sürüdeki en iyi parçacığa doğru olmasına neden olurken tersi durumda parçacığın kendi eski en iyi konumuna doğru gitmesine neden olur. $rand$, sıfır ile bir aralığında rasgele değer üreten bir fonksiyondur. Parçacığın hızı v_i^t hesaplandıktan sonra denklem (4)'de parçacığın eski konumu olan x_i^{t-1} ile toplanarak parçacığın yeni konumu hesaplanır. Bu işlemler belirli bir döngü boyunca veya optimize edilmek istenen fonksiyonda parçacıkların iyileşmesi son bulana kadar tekrarlanır ve ps_g aranan en uygun değeri verir.

Tasarlanan SDGS'de tekrarsız Ayrık İkili PSO temelli bir yaklaşımın [15] çok seviyeli durumu kullanılmıştır.

2.4 Çok Seviyeli Bağlı Bileşen Analizi İle Etiketleme (Labeling With Multi-Level Connected Component Analysis)

İmgeler eşikleme metoduyla bölütlere ayrıldıktan sonra hedef tanıma işlemlerinde kullanılabilmesi için bölütlerin etiketlenmesi gerekmektedir. Etiketleme işlemi için genellikle bağlı bileşen etiketleme metodu kullanılmaktadır. Bağlı bileşen ile ilgili çeşitli yaklaşımlar bulunmaktadır. Bu çeşitlilik bağlılık ölçütünün seçiminden kaynaklanmaktadır. Bağlı bileşen etiketlemesinde kullanılan genel yaklaşım Rosenfeld tarafından [17] önerilmiştir. Rosenfeld'in yaklaşımında

iki seviyeli imgede yer alan bir piksel bağlı olduğu komşu pikseller ile aynı olacak şekilde etiketlenmektedir. Bu işlem sonucunda imge içerisinde ayrı bulunan tüm bölgeler farklı bir etiketle komşuluk kurallarına göre etiketlenir. Etiketleme yapılırken imgedeki pikseller i satır, j sütun olmak üzere $a_{i,j}$ olarak adlandırılır. Etiketleme işleminden geçmiş pikseller $a'_{i,j}$ ile gösterilirler. Eğer $a_{i,j} = 1$ ise $a'_{i,j} = 1$, eğer $a_{i,j} = 0$ ve $a'_{i-1,j-1} = a'_{i-1,j} = a'_{i-1,j+1} = a'_{i,j-1} = 1$ ise v_k yeni kullanılmamış etiket olmak üzere $a'_{i,j} = v_k$, eğer $a_{i,j} = 0$ ve $a'_{i-1,j-1}, a'_{i-1,j}, a'_{i-1,j+1}, a'_{i,j-1}, 1$ veya herhangi bir v_k ise $a'_{i,j}$ en küçük v_k 'nin değerine eşit olur. Bu işlemden sonra birbirine komşu olan v_k etiketleri en küçük etikete göre tekrar etiketlenip sonuca ulaşılır. Böylece, imgedeki bütün alanlar bölütlenmekle kalmayıp etiketlenmektedir. Etiketleme işleminin iyileştirilebilmesi için imge türüne ve aranılan nesneye uygun bir şekilde komşuluk kuralları ve eşikleme metodu seçimi yapılabilir. Etiketleme çok seviyeli imgeler için de kullanılabilir [18]. Gri ve renkli imgeler için alfa veya epsilon delta bağlı bileşenleri adı altında farklı komşuluk kontrolü ölçütleri içeren bağlı bileşen analizi metotları bulunmaktadır [19-21].

Problemimizdeki gri renkli imgelerin etiketlenmesi için seçilen metot ile eşik seviyeleri arasında kalan alanlar bağımsız olarak [17] değerlendirilmektedir. Eşik seviyeleri arasında kalan alanlar için ikili etiketleme yapılmaktadır. Etiketleme işlemi tamamlandığında bölütlerle ilgili sınır, alan ve ebat bilgileri kolaylıkla elde edilebilmektedir.

2.5 Bölüt Seçme (Segment Selection)

Bölüt seçimi işlemi ile trafik ışığı olma olasılığı yüksek olan bölütlerin sınıflandırma algoritmasına iletilmesi ve trafik ışığı olmayan bölütlerin sınıflandırma algoritması tarafından gereksiz olarak deneme olasılığının azaltılması amaçlanmaktadır. Bölüt seçimi için boyut, şekil, doluluk oranı gibi farklı ölçütler bulunmakta ve her problem için farklı ölçütler kullanılmaktadır.

Raoul ve arkadaşları [8] trafik lambalarının tanınması ile ilgili yaptıkları çalışmalarında bölüt olarak en boy oranını, bölütün içinde boşluk olup olmadığı ve bölütün dış bükey olup olmadığını ölçüt olarak almışlardır.

Problemimiz için farklı bölüt seçme ölçütleri kullanılmıştır. Bu ölçütler bölüt boyutu, oranı ve pencere boyutuna göre kapladığı alandır. Bölütler seçilirken genişliği en ve boy olarak en az dört piksel ve en fazla on dokuz piksel olan bölütler seçilmiştir. En boy oranı sıfır nokta sekiz ile bir nokta iki aralığı dışındaki bölütler elenmiştir. Son olarak, bölütün kapladığı pencere alanının boyutuna oranının %50'den fazla olması şartı aranmıştır.

2.6. Destek Vektör Makinesi (Dvm) İle Sınıflandırma (Classification With Support Vector Machine (Svm))

Bölüt seçimi işlemi ile muhtemel trafik ışıkları belirlendikten karar vermek için DVM sınıflandırıcısı kullanılmaktadır. DVM yapısına (5) bakıldığında çıkış

olarak iki değerin elde edilebileceği görülmektedir. Vapnik tarafından önerilmiş [22] olan DVM yöntemi farklı metotlarla birleştirilerek ikiden fazla sınıfın olduğu durumlar için de sınıflama amacıyla kullanılabilir. Denklem (5)'de x_i eğitim örneğini yani destek vektörlerini ve $K(x, x_i)$ çekirdek fonksiyonunu belirtmekte ve y_i ise destek vektörlerin sınıf bilgisini içermektedir. Sınıfların sınırlarının ötelenmesi işlemi ise b katsayısı ile gerçekleştirilmektedir.

$$f(x) = \text{sign}[\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x, x_i) + b] \quad (5)$$

DVM yardımıyla örnekler yeni bir boyut eksenine taşınırlar, bu işlem sonucunda yeni boyuttaki eksenin pozitif tarafı bir sınıfı negatif tarafı ise diğer sınıfı ifade etmektedir.

Örneklerin yeni boyuttaki konumuna eşlenmesi işlemi belirleyen temel öğeler, eğitim için kullanılan örnekler yani x_i destek vektörleri, $K(x, x_i)$ çekirdek fonksiyonu ve α_i katsayılarıdır. Destek vektörleri için seçilen örneklerin örnek uzayın genelini temsil etmeleri işleme işlemi açısından önemlidir. Çekirdek fonksiyonu olarak Mercer koşulunu sağlaması şartıyla herhangi bir fonksiyon seçilebilir [22]. Genellikle lineer (6), polinom (7) veya Gauss radial baz fonksiyonlarından (RBF) (8) biri çekirdek fonksiyon olarak seçilmektedir.

$$K(x, x_i) = x * x_i \quad (6)$$

$$K(x, x_i) = ((x \cdot x_i) + 1)^d \quad (7)$$

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{(x-x_i)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

Lineer fonksiyonların yetersiz kaldığı durumlarda polinomlar veya iç içe kümelenmiş grupları bile ayırabilen radial baz fonksiyonları kullanılmaktadır. Gerekli durumlarda farklı fonksiyonlar birleştirilerek Mercer koşullarını sağlaması şartıyla çoklu çekirdek fonksiyonları kullanılabilir. α_i Lagrange katsayılarının bulunması konveks bir optimizasyon problemidir (9) ve bu işlem için farklı metotlar kullanılabilir.

$$\begin{aligned} \max_{\alpha_i} &= \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ &\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq c \end{aligned} \quad (9)$$

Doğru sınıflandırmaların yapılabilmesi için (9) denklemini maksimum yapan ve belirtilen sınır koşullarına uyan α_i katsayıları bulunmalıdır. Denklemdaki c katsayısı eğitim hatasını sınırlamaya yarar.

Suyken (9) denklemini çözmek yerine bu problemi en küçük kareler yöntemi ile lineer bir denklem takımı çözmeye indirgemeyi önermiştir [23]. Katsayılar en küçük kareler yöntemiyle denklem (10) ile hesaplanmaktadır. Denklemdaki I birim matris ve Y destek vektörlerinin sınıf bilgisi matrisidir.

$$\begin{bmatrix} 0 & Y^T \\ Y & y_i y_j K(x_i, x_j) + c^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \rightarrow 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

DVM sınıflandırma başarısı sadece seçilen çekirdek fonksiyonu ve eğitim örneklerine bağlı değildir. DVM başarımı çekirdek fonksiyonunun parametreleri ve c hata katsayısının seçiminden etkilenmektedir.

3. BULGULAR (RESULTS)

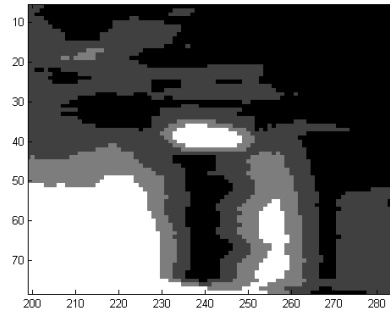
Sekiz bitlik gri tonlu bir imgede ton sayısı $n=256$ 'dır. Gri tonlu bir imgeye normal çok seviyeli eşikleme metodu uygulanırsa denklem (1)'in $n + (n * (n - 1)) + (n * (n - 1) * (n - 2)) + \dots + (n * (n - 1) * (n - 2) * \dots * 1)$ defa hesaplanması gerekmektedir. 1 ile 5 seviye arasındaki bütün durumları kontrol etmek için denklem takımı (1)'in 10^{12} defa hesaplanması gerekmektedir.

Kullandığımız metotta denklem (1)'in $n + (n - 1) + (n - 2) + \dots + 1$ defa çözülmesini yeterlidir. Benzer şekilde 1 ile 5 seviye arasındaki bütün durumları kontrol etmek için denklem takımı (1)'in 1265 defa çözülmesi yeterlidir. Bu metot sayesinde gereken işlem basamakları önemli ölçüde azaltılmaktadır. Fakat bulunan her eşik seviyesi daha önceki bulunan eşik seviyeleri dikkate alınarak arandığından, tüm eşik seviyeleri aynı anda dikkate alınmamaktadır. Yapılan aramada en iyi eşik seviyelerinin bulunacağı garantilenememekte fakat optimuma yakın değerler elde edilmektedir.

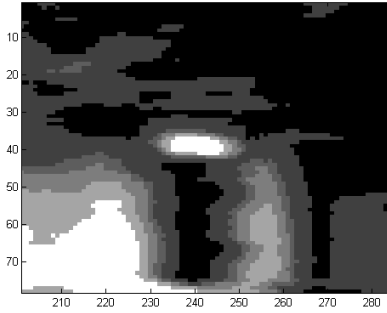
Bulunan seviye değerleri ile histogram aralıklarına göre komşuluk analizi yapıldığında 3 veya daha fazla eşikleme seviyesinden itibaren trafik ışıklarının bulunmaya başlandığı görülmüştür. Ancak 6 ve üstü seviye kullanıldığında trafik ışıklarının kendi içinde farklı seviyelere parçalandığı ve bölüt sayısında anlamsız bir artış olduğu görülmüştür. Seviye sayısının 5 olarak tutulduğunda bulanık resimlerde bile trafik ışıklarının sınırlarının arka plandan ayrılarak etiketlenildiği gözlemlenmiştir. Şekil 2'de bulanık bir imge için farklı sayıda seviyelerle çok seviyeli eşikleme işlemi sonucunda elde edilen bölütler gösterilmektedir



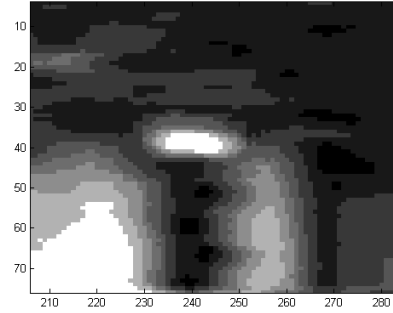
Orijinal resim



3 eşik seviyesi



5 eşik seviyesi



7 eşik seviyesi

Şekil 2. Sol üst: orijinal resim (ilgilenilen bölge sarı kutu içinde), sağ üst: 3 seviye için, sol alt: 5 seviye için, sağ alt: 7 seviye için eşikleme örneği (top left: original image (region of interest in yellow box), top right: for 3 levels, bottom left: for 5 levels, bottom right: thresholding sample for 7 levels)

Seviye sayısı 3 için trafik ışığı bulunabilmekte fakat sınırları doğru olarak yakalanamamaktadır. Seviye sayısı 5 olduğunda ise bulanık sınırlar daha kolay ayrılabilir. 7 seviyeli eşikleme için trafik ışığının bulunması açısından bir iyileşme gözlenmemiştir, imgede aşırı bölütlenme oluşmuştur.

Etiketlenmiş bölütler seçilirken eni ile boyu, bunların oranı ve boyutlarına göre kapladığı alan dikkate alınarak sadece muhtemel trafik ışıklarının olduğu alanların bulunmasına çalışılmıştır. Bulunan bu alanlar test ve eğitim için kullanılan 1110 imgede, imge başına ortalama 53 tanedir. Bulunan bölütlerin merkezi hesaplanarak 17x17 piksel boyutundaki kareler, renk bilgisi de kullanılarak (RGB) 867x1 uzunluklu vektörlere dönüştürülmüştür. Oluşturulan bu vektörler DVM için test ve eğitim amaçlı olarak kullanılmıştır.

555 imge DVM'in eğitilmesi için kullanılmıştır. Veri setinden imgeler 20'den başlayarak 11100'üncü imgeye kadar 20'şer aralıklı olacak şekilde seçilmiştir.

En küçük kareler DVM için farklı çekirdek fonksiyonları (Linear, polinom ve RBF) eğitim örneklerini %100 başarı oranı ile sınıflayabilmiştir. Fakat aşırı model (over fitting) öğrenmesinin gerçekleştiği gözlemlenmiştir. Bu sebeple farklı çekirdek fonksiyonları ve parametreleri denenmiş ve sonuç olarak RBF çekirdeğinin parametreleri sayesinde aşırı öğrenme karşısında daha gürbüz olduğu görülmüştür. RBF çekirdeğindeki σ parametresi ile modelin aşırı öğrenmesi kontrol

edilebilmiştir. Bu parametrenin 5 'ten büyük alınması durumunda tip 1 hatasının oluştuğu ve 20'den küçük alınması durumunda ise tip 2 hatasının arttığı gözlenmiştir.

DVM için kullanılan RBF çekirdeğinin σ parametresi 7 olarak alınmıştır. DVM'in başarımı 555 test imgesi için incelenmiştir. Başarım sonucu Çizelge 1'de verilmiştir.

Çizelge 1. DVM sınıflandırıcı için hata matrisi (Confusion matrix for SVM classification)

	Trafik ışığı değil	Trafik ışığı
	DVM ile Bulunan↓	
Trafik ışığı Değil	Gerçek→ 29217	5 (tip1 hata)
Trafik ışığı	Gerçek→ 87 (tip2 hata)	206

Test imgeleri için DVM'in başarımı %99,69 olarak gerçekleşmiştir. Sistem bir bütün olarak ele alınıp Charette'nin [8] önerdiği kriterler kullanıldığında, var olan trafik ışıklarının bulunma oranının %65,8 olduğu görülmektedir. 38 trafik ışığından 25 adeti doğru olarak bulunmuş, 2 adet nesne ise hatalı biçimde trafik ışığı olarak algılanmıştır. Doğru olarak bulunan trafik ışıkları şekil 3'te verilmiş ve ışıklar yeşil kutular içerisine alınmıştır.



Şekil 3. Doğru olarak bulunan trafik ışığı örnekleri (Samples for rightly detected traffic lights)



Şekil 4. Yakalanamayan trafik ışığı örnekleri (Samples for missed traffic lights)



Şekil 5. Yanlış bulunan nesnelere örnekler (Wrongly detected objects)

Şekil 4 ise yakalanamayan trafik ışıklarına ait örnekleri göstermektedir. Sol taraftaki resimde soldaki trafik ışığı, sağdaki resimde ise yeşil ışık bulunamamıştır. Bu tip imgelerde örneklerin yakalanamamış olmasının başlıca

sebepleri olarak imgelerin bulanık veya trafik ışığı boyutlarının standart dışı olmaları söylenebilir.

Önerilen SGDS'nin trafik ışıklarını tespit ederken kullanıcıları gereksiz yere uyarma olasılığının azaltmak

amacıyla metotların düşük tip 2 hatadan ziyade düşük tip 1 hataya sahip olmasına çalışılmıştır. Bu sayede tasarlanan sistem ile 555 test imgesi içinde sadece 2 nesne yanlışlıkla trafik ışığı olarak bulunmuştur. Yanlış bulunan bu nesnelere bir iş aracına ait turuncu ikaz lambalarıdır, Şekil 5.

Sonuç olarak tasarlanan sistem düşük yanlış uyarı oranına sahip olup sürücüyü gereksiz olarak uyarma olasılığı azdır. Bunun karşılığında trafik ışıklarının bulunması gecikmektedir. Test amaçlı örnekler saniye başına 1 resim alınarak değerlendirilmiştir. Test için saniye başına daha fazla örnek alınması durumunda trafik ışıklarının bulunması oranında artma görülecektir.

Önerilen metodun değerlendirmesinde veri kümesinin 20'de biri kullanılmıştır. Veri kümesinin tamamının kullanılması durumunda trafik ışığını kaçırma oranı azalacak ve anma oranı artacaktır.

Önerilen SGDS ile aynı veri setini kullanan çalışmaların, [7-9], başarımlarını karşılaştırmaları Çizelge 2'de sunulmuştur.

Çizelge 2. Kullanılan veri seti için başarımların sonuçları
(Performance results for the dataset used in the study)

Metot	Kesinlik	Anma
Önerilen	%95.00	%65.80
[8]	%90.48	%95.00
[7]	%75.00	%44.00
[9]	%61.22	%93.75

Başarımların sonuçları için [8]'de önerilen kriterler kullanılmıştır. Buna göre trafik ışıkları görüntüledikleri zaman diliminde bir kez yakalandığında doğru bulunmuş olarak sayılmıştır. [8]'de önerilen metotta spot ışığı bulma, şekil analizi ile şablon eşleme ve zamansal eşleme yöntemleri kullanılmıştır. [7]'de önerilen metotta ise Adaboost yöntemi kullanılmıştır. [9]'da ise renk, simetri ve zaman-uzamsal yöntemler kullanılmıştır.

4. SONUÇLAR (CONCLUSIONS)

Bu çalışmada, trafik ışıklarını bularak sürücüyü uyararak bir sürücü güvenlik destek sistemi önerilmiştir. Önerilen sistemde imgeler gri ölçeklemeyle eşiklenmektedir. Eşiklenen imgeler üzerinde bağlı bileşen ve parça analizi ile ilgi duyulan bölgeler çıkarılmakta ve bu bölgelerde de DVM yardımıyla trafik ışıklarının varlığı kontrol edilmektedir. Metodun başarımlarını şehir içinde çekilmiş görüntülerden oluşan açık erişim bir data seti kullanılarak incelenmiştir. Ayrıca, önerilen sistemin başarımlarını aynı veri setini kullanan diğer metotlarla karşılaştırılmıştır. Önerilen metodun trafik ışıklarını bulmadaki kesinliğinin diğer metotlardan daha iyi olduğu görülmüştür. Benzer şekilde trafik ışıklarını bulma oranı da saniye başına taranan imge sayısının artırılmasıyla yükseltilebilir. Yapılan deneysel çalışmalara ve karşılaştırma sonuçlarına dayanarak, bu çalışmada önerilen SGDS'nin yoğun şehir trafiğinde bile başarılı sonuçlar verebileceği görülmüştür.

SEMBOLLER (SYMBOLS)

λ	Eşik seviyesi uygunluk parametresi katsayısı
ω_n	Piksel değerinin n. eşik seviyeleri aralığında bulunma olasılığı,
ω_{ses}	Piksel değerinin son eşik seviyesinden sonrabulunma olasılığı
p_i	İmgedeki bir pikselin i değerini alma olasılığı
μ_n	n. eşik seviyeleri aralığında bulunan piksellerin ortalaması
μ_{ses}	Son eşik seviyesinden sonra bulunan piksellerin ortalaması
μ_T	İmgedeki tüm piksellerin ortalama değeri
σ_n^2	n. eşik seviyeleri aralığında bulunan piksellerin varyansı
σ_{ses}^2	Son eşik seviyesinden sonra bulunan piksellerin varyansı
v_i^t	i. parçacığın güncel hızı
v_i^{t-1}	i. parçacığın eski hızı
c_i	Öğrenme katsayısı
ps_i	i. parçacığın bulunmuş olduğu en iyi konum
ps_g	Tüm parçacıklar dahilinde bulunmuş olan en iyi konum
x_i^t	i. Parçacığın konum bilgisi
$a_{i,j}$	İmgenin i. satır ve j. sütunundaki piksel
$a'_{i,j}$	İmgenin i. satır ve j. sütunundaki etiketleme işleminden geçmiş piksel
v_k	Etiket numarası
x_i	DVM eğitim örneği
$K(x, x_i)$	DVM çekirdek fonksiyonu
y_i	Eğitim örneklerinin sınıf bilgisi
N	Kullanılan eğitim örneklerinin sayısı
α_i	Eğitim örneklerinin ağırlık katsayısı
b	Yanlılık parametresi
I	Birim matris

KAYNAKLAR (REFERENCES)

- [1] Diaz-Cabrera, M., Cerri, P., ve Medici, P., "Robust real-time traffic light detection and distance estimation using a single camera", *Expert Systems with Applications*, 42(8): 3911-3923, (2015).
- [2] Mu, G., Xinyu, Z., Deyi, L., Tianlei, Z., ve Lifeng, A., "Traffic light detection and recognition for autonomous vehicles", *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, 22(1): 50-56, (2015).
- [3] Philipsen, M. P., Jensen, M. B., Møgelmoose, A., Moeslund, T. B., ve Trivedi, M. M., "Traffic Light Detection: A Learning Algorithm and Evaluations on Challenging Dataset", *IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, Las Palmas, 2341-2345, (2015).

- [4] Fairfield, N., ve Urmson, C., "Traffic Light Mapping and Detection", *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Shanghai, 5421-5426, (2011).
- [5] Kılıkçier, Ç., "Hedef Tanıma Algoritmaları ve Bir DSP Kartı Üzerinde Gerçeklenmesi", **Yüksek Lisans Tezi**, Uludağ Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, (2012), (Danışman: E. Yılmaz).
- [6] www.lara.prd.fr/benchmarks/trafficlightsrecognition (Erişim Tarihi: 21. 08.2017).
- [7] Charette, R. d., ve Nashashibi, F., "Traffic Light Recognition using Image Processing Compared to Learning Processes", *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, St. Louis, 333-338, (2009).
- [8] Charette, R. d., ve Nashashibi, F., "Real Time Visual Traffic Lights Recognition Based on Spot Light Detection and Adaptive Traffic Lights Templates", *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Xian, Çin, 358-363, (2009).
- [9] Siogkas, G., Skodras, E., ve Dermetas, E., "Traffic Lights Detection in Adverse Conditions using Color, Symmetry and Spatiotemporal Information", *VISAPP-International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, Rome, 620-627, (2012).
- [10] Wang, C., Jin, T., Yang, M., Ve Wang, B., "Robust and Real-Time Traffic Lights Recognition in Complex Urban Environments", *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 4(6): 1383-1390, (2011).
- [11] Haltakov, V., Mayr, J., Unger, C., ve Ilic, S., "Semantic segmentation based traffic light detection at day and at night", *German Conference on Pattern Recognition*, Aachen, 446-457, (2015).
- [12] Jensen, M. B., Philipsen, M. P., Mogelmoose, A., Moeslund, T. B., ve Trivedi, M. M., "Vision for Looking at Traffic Lights: Issues, Survey, and Perspectives", *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 99: 1-16, (2016).
- [13] Otsu, N., "A threshold selection method from gray-level histograms", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 9(1): 62-66, (1979).
- [14] Chander, A., Chatterjee, A., ve Siarry, P., "A new social and momentum component adaptive PSO algorithm for image segmentation", *Expert System with Applications*, 38(5): 4998-5004, (2011).
- [15] Kılıkçier, Ç., ve Yılmaz, E., "İmge Eşiklemede Ayrık İkili PSO Temelli Yeni Bir Yaklaşım", *ELECO'2012 Elektrik - Elektronik Ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu*, Bursa, 590-593, (2012).
- [16] Kennedy, J., ve Eberhart, C. R., "A discrete binary version of the particle swarm algorithm", *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation*, Orlando, 4104-4108, (1997).
- [17] Rosenfeld, A., ve Pfaltz, J. L., "Sequential Operations in Digital Picture Processing", *Journal of the Association for Computing Machinery*, 13(4): 471-494, (1966).
- [18] Sonka, M., Hlavac, V., ve Boyle, R., "Image Processing, Analysis; and Machine Vision" Third Edition, Cengage Learning, Stamford, (2008).
- [19] Wang, Y., ve Bhattacharya, P., "A Theory of parameter-dependent connected components of gray images and segmentation", *International Conference on Image Processing*, Washington, DC, 69-72, (1995).
- [20] Westman, T., Harwood, D., Laitinen, T., ve Pietikainen, M., "Color Segmentation by Hierarchical Connected Component Analysis with image enhancement by symmetric neighborhood filter", *10th International Conference on Pattern Recognition*, Atlantic City, NJ, 796-802, (1990).
- [21] Soille, P., "Constrained Connectivity for Hierarchical Image Partitioning and Simplification", *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 30(7): 1132-1145, (2008).
- [22] Burges, C. J. C., "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition", *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(2): 121-167, (1998).
- [23] Suykens, J., ve Vandewalle, J., "Least Squares Support Vector Machine Classifiers", *Neural Processing Letters*, 9(3): 293-300, (1999).