



Türk Doğa ve Fen Dergisi Turkish Journal of Nature and Science

<http://www.bingol.edu.tr/dergiler/turk-doga-ve-fen-dergisi.aspx>



Renkli görüntülerde kenar yönelimlerini belirlemek için iyileştirilmiş yöntem

Nuh Alpaslan*¹

Özet

Yönlü gradyan eş-oluşum histogramı (co-occurrence histograms of oriented gradients, CoHOG), bilgisayar görmesi ve görüntü işleme uygulamalarında nesnelere algılamak için en çok kullanılan özellik tanımlayıcılarından biridir. Kenar yönelimlerinin belirlenmesinde geleneksel yöntemler çift açı sunumu (ÇAS) yönteminden yararlanmaktadır. Bu yöntem sistem performansını dikkate değer oranda etkilemektedir. Bu yöntemin en önemli dezavantajı renk bilgisini ihmal etmesidir. Bu çalışmada, ÇAS yöntemi yerine renkli gradyan yöntemi kullanımı ile CoHOG yönteminin dezavantajını ortadan kaldıran yeni bir öznelik çıkarma yöntemi önerilmiştir.

Bu çalışmada önerilen yöntem iki önemli katkı sağlamaktadır. Birincisi, öznelik vektör boyutunu artırmadan daha yüksek sınıflandırma başarısı elde edilmesidir. İkincisi, öznelik çıkarma işlemini daha kısa sürede gerçekleştirmesidir. Bu nedenle, önerilen yöntem gerçek zamanlı uygulamalar için uygundur. Elde edilen sonuçlar önerilen yöntemin zaman ve sınıflandırma başarısı açısından üstünlüğünü açıkça ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler: Yapay sinir ağları, CoHOG – renkli gradyan - nesne sınıflandırma

An enhanced method for determining edge orientations in color images

Abstract

In this work, a novel feature extraction method, which eliminates the disadvantage of CoHOG (co-occurrence histograms of oriented gradients) is proposed. Double angle representation (DAR) method is used to determine edge orientations in conventional methods. DAR method is quite important in determining feature quality. However, the DAR method has some drawbacks. By using color gradient method instead of DAR method can eliminate these drawbacks.

The proposed method in this work has two contributions. The one is without increasing feature dimension, provides higher classification accuracy. The second is that, performing the feature extraction process in a shorter time. Therefore, the proposed method is convenient for real-time applications. Obtained results clearly reveal the superiority of the proposed method in terms of time and accuracy.

Keywords: Artificial neural networks, CoHOG, color gradient, object classification

1. Giriş

Nesne tanıma, bilgisayar görmesindeki önemli yüksek seviyeli problemlerden biridir. Görüntülerdeki ışık değişimi ve gürültü gibi olumsuz durumlar nesne tanıma ve özellik çıkarımı işlemlerinin başarısını olumsuz yönde etkilemektedir. Etkin bir özellik çıkarım algoritması ile görüntü tanıma ve yüksek bir doğruluk oranı ile sınıflandırma mümkün olmaktadır. Bu sebeple özellik çıkarım işlemi oldukça önem kazanmaktadır. Son yıllarda oldukça popüler olan yönlü gradyan histogramı (HOG) algoritması literatürde sıklıkla kullanılmaktadır. HOG, Shashua ve diğerleri [1] tarafından yaya tanımda kullanılacak betimleyiciler olarak önerilmiştir. Bu yöntemin amacı imgeyi lokal histogramlar olarak ifade etmektir. Bu histogramlar, görüntünün gradyan yönelimlerinin belirli ofset değerlerindeki tekrar sayılarını içermektedir. Dalal ve

Triggs [2] bu tanımlayıcıları başarılı bir şekilde insan tanıma problemine uygulamışlardır. Bu basit ama etkin öznelik çıkarma yöntemi, başarılı uygulamalarından ötürü literatürde yoğun bir ilgi kazanmış ve bilgisayar görmesinde farklı problemler üzerinde kendisine geniş bir kullanım alanı bulmuştur. Özellikle yüz tanıma ve karakter tanıma uygulamalarında oldukça yoğun bir şekilde kullanılmıştır [3]–[6]. Pang ve diğerleri [7] görüntülerde insan bulmak için HOG tabanlı bir yöntem geliştirmişlerdir. Yaptıkları çalışmada görüntüler üzerinde bir nesne bulma penceresi gezdirerek görüntünün giriş pikselleri HOG özellik vektörlerine dönüştürülmüştür. Elde edilen bu özellik vektörleri destek vektör makinesi (DVM) ile sınıflandırarak etkili bir insan tanıma algoritması geliştirilmiştir. Déniz ve diğerleri [8] HOG yöntemini kullanarak etkin bir yüz tanıma algoritması geliştirmişlerdir. Liam ve diğerleri [9] amiloid durumunun sınıflandırılması için HOG algoritmasını kullanan bir yöntem geliştirmişlerdir. Gerçek zamanlı uygulamalarda çalışma hızı oldukça önemli olduğundan,

¹ Bingöl Üniversitesi, Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 12000 Bingöl, Türkiye

*Sorumlu yazar E-posta: nalpaslan@bingol.edu.tr

video işleme uygulamalarında ihtiyaç duyulan düşük boyutlu öznelik vektörü elde edilmesinde de HOG yöntemi kullanılmıştır. HOG yöntemi temel alınarak literatürde birçok yöntem önerilmiştir. Bunlardan en önemlilerinden biri yönlü gradyan eş oluşum histogramı (CoHOG) algoritmasıdır. CoHOG güçlü bir bölge tanımlayıcısı olup piksel çiftleri arasındaki yönlü gradyanın eş oluşum frekanslarını ifade etmektedir [10]. Hanbay ve diğerleri [11], [12] ise CoHOG algoritmasını doku görüntülerinin sınıflandırılmasında kullanmışlardır.

Bu çalışmada CoHOG yönteminin dezavantajını ortadan kaldıran yeni bir yöntem önerilmiştir. Önerilen yöntem (cgCoHOG) ÇAS (çift açı sunumu) yöntemi yerine renkli gradyan (color gradient) kullanılmaktadır. Bu çalışmada önerilen yöntem iki önemli katkı sağlamaktadır. Birincisi, öznelik vektör boyutunu artırmadan daha yüksek sınıflandırma başarısı elde etmektedir. İkincisi, öznelik çıkarma işlemi daha kısa sürede gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar önerilen yöntemin zaman ve sınıflandırma başarısı açısından üstünlüğünü göstermektedir.

Makalenin ikinci bölümünde gradyan tabanlı özellik çıkarma yöntemleri olan CoHOG ve color - CoHOG metodları incelenmiştir. Bölüm 3'te önerilen yöntem detaylandırılmıştır. Dördüncü bölümde elde edilen deneysel sonuçlar sunulmuştur. Beşinci bölümde ise elde edilen deneysel sonuçlar değerlendirilmiştir.

2. İlgili Çalışmalar

2.1. CoHOG

Nesne tanıma problemi için önerilen gradyan yönelimi tabanlı öznelik tanımlayıcısı olan HOG yöntemi son zamanlarda oldukça popüler hale gelmiştir. Bu öznelik tanımlayıcısı yaya tanıma ve yüz tanıma gibi nesne tanıma problemlerine uygulanmıştır. Bununla beraber, HOG imgeyi tekli gradyan yönelimleri ile açıkladığından görüntünün karakteristiğini istenilen düzeyde ifade edememektedir. Bu nedenle gradyan yönelimleri arasındaki konumsal ilişkiyi gösteren CoHOG yöntemi önerilmiştir [10]. CoHOG, görüntüyü ikili gradyan çiftleri olarak açıkladığından nesneyi HOG'dan daha detaylı olarak ifade edebilmektedir [11,13].

CoHOG öznelik vektörü elde edilirken öncelikle renkli görüntüden gri seviyeli görüntü elde edilir ve gri seviyeli

görüntüden yatay (v) ve dikey (h) türev değerleri hesaplanır. Sonrasında yatay ve dikey türev değerlerini kullanarak gradyan yönelimleri (θ) elde edilir ve elde edilen her bir yönelim değeri $[0-360]$ derece aralığındaki 8 farklı açı değerinden biriyle etiketlenir. Son olarak elde edilen bu etiket matrisi kullanılarak eş oluşum matrisi elde edilir. Eş oluşum matrisi belirli bir ofsete bağlı olarak gradyan yönelimlerinin tekrar sayılarını göstermektedir. $m \times n$

boyutundaki imge ve (x, y) ofset değeri için eş oluşum matrisi matematiksel olarak denklem (1)'de görüldüğü üzere hesaplanmaktadır. Son olarak verilen imge $a \times b$ boyutunda dikdörtgensel alanlara bölünür ve her bir alan için ofset sayısı kadar hesaplanan eş oluşum matrisleri tek bir vektör haline getirilerek normalize edilir.

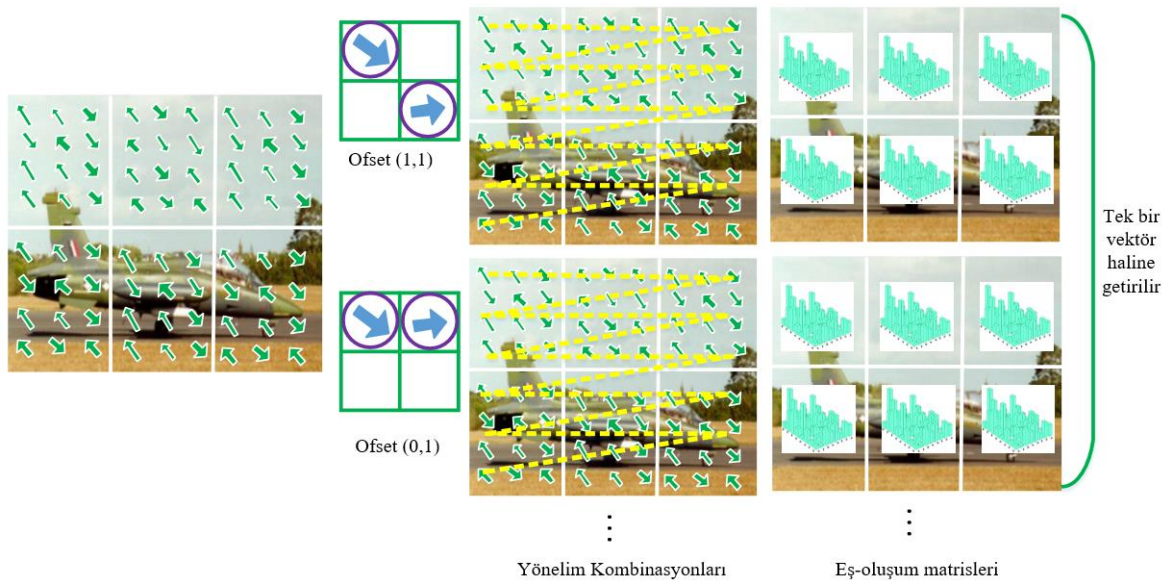
$$C_{i,j} = \sum_{p=0}^{n-1} \sum_{q=0}^{m-1} \begin{cases} 1 & \text{Eger } I(p,q) = i \text{ ve } I(p+x,q+y) = j \\ 0 & \text{Değilse} \end{cases} \quad (1)$$

I gradyan yönelim matrisini i ve j ise gradyan yönelimlerinin konumunu göstermektedir. İmgeye ait gradyan yönelimleri denklem (2)'daki gibi hesaplanır [13].

$$\theta = \arctan \frac{v}{h} \quad (2)$$

2.2. Color - CoHOG

CoHOG yöntemi gri seviyeli görüntü üzerinden öznelik vektörü elde etmektedir. Bununla beraber, renkli görüntünün gri seviyeye dönüşümü sırasında önemli bilgi kaybı meydana gelmektedir. Color-CoHOG yöntemi, CoHOG yönteminin türevi olarak görüntü renk bilgisini de hesaba katarak öznelik vektörü elde etmektedir. Color-CoHOG öznelik vektörü elde edilirken öncelikle renkli görüntü Kırmızı, Yeşil, Mavi kanallarına ayrılır. Sonrasında her renk kanalı için yatay ve dikey türev değerleri ve gradyan yönelimleri elde edilir. Ortalama gradyan yönelimleri ÇAS yöntemi ile hesaplanır. Daha sonra hesaplanan gradyan yönelimleri dört farklı açı aralığında etiketlenir. RGB görüntü ise 17 farklı renk aralığına etiketlenerek renk etiket matrisi oluşturulur. Son olarak her bir ofset için aynı renk aralığında olanlar ve olmayanlar olmak üzere iki farklı eş oluşum matrisi hesaplanır.



Şekil 1. CoHOG genel yapısı

Renkli görüntülerde kenar yönelimlerinin hesaplanması oldukça önemlidir [14]. Bu konuyla alakalı literatürde birçok çalışma bulunmaktadır [15]–[17]. Bu yöntemde uygun hesapsal maliyeti ve tutarlı sonuçlarından ötürü ÇAS yöntemi kullanılmıştır [18]. Hesapsal kolaylık için renk uzayı 17'e kuantanize edilir. Renk etiketleri karşılaştırılır.

Color-CoHOG yönteminin öznelilik vektör boyutu $2 \times m \times n \times d^2$ dir. d etiketlenen açı aralığı sayısını, m resmin kaç bölgeye ayrıldığını, n ise ofset sayısını ifade etmektedir. CoHOG yöntemi yalnızca doku bilgisini hesaba katarken color-CoHOG yöntemi, önplan arkaplan ayırımı yaptığı için, hem doku hem şekil bilgisini hesaba katmaktadır.

3. Önerilen Yöntem

Bu bölümde, önerilen öznelilik çıkarma yöntemi detaylı olarak anlatılacaktır. Önerilen yöntemde kullanılan renkli gradyan ve geleneksel yöntemlerde kullanılan ÇAS yönteminin nasıl hesaplandığından, avantaj ve dezavantajlarından bahsedilecektir. Renkli görüntülerde gradyan yöneliminin belirlenmesi önemli bir problemidir ve bu konuda birçok çalışma yapılmıştır [15]–[17]. Geleneksel yöntemler renkli imgedeki gradyan yönelimlerini hesaplamak için ÇAS yöntemini kullanmaktadır. Bu çalışmada önerilen özellik çıkarma yöntemi renkli gradyan yöntemini kullanmaktadır. Yöntemler arasındaki farkı daha iyi anlamak için bu iki yöntem detaylı olarak anlatılacaktır.

3.1. Çift Açı Sunumu

ÇAS yönteminde θ ve $\theta+180$ gradyan yönelimleri aynı θ ve $\theta+90$ ortogonal gradyan yönelimleri zıt yönlerdedir. Böylece farklı renk kanallarındaki gradyan yönelimlerin ortalamalarının alınması uygun olmaktadır. Sonuç olarak $0-180$ derece arasındaki gradyan yönelimlerini elde edilir. Böylece θ ve $\theta+180$ gradyan yönelimleri arasında fark bulunmamaktadır.

Görüntü gradyanı ∇f ve lokal yönelimi $\beta = \beta(x, y)$ olmak üzere çift açı sunumu yöntemi matematiksel olarak denklem (3), (4), (5), (6) 'da görülmektedir [18].

$$\nabla f = \begin{pmatrix} f_x \\ f_y \end{pmatrix} \equiv \begin{pmatrix} \cos \beta \\ \sin \beta \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{pmatrix} f_x \\ f_y \end{pmatrix} = \mp \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \begin{pmatrix} \cos \beta \\ \sin \beta \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$\begin{cases} f_x^2 = (f_x^2 + f_y^2) \cos^2 \beta \\ f_y^2 = (f_x^2 + f_y^2) \sin^2 \beta \end{cases} \Leftrightarrow f_x \sin \beta = \pm f_y \cos \beta \quad (5)$$

$$\beta = \frac{1}{2} \arg z \quad (6)$$

Z karmaşık bir sayıdır ve tanımlayıcıyı ifade etmektedir. $\text{Arg}z$ argümanı baskın gradyan yönelimini,

$|z|$ gradyan büyüklüğü ise gradyan yöneliminin kesinliği yada enerjisini göstermektedir.

ÇAS yönteminin reel ve kompleks eksen arasındaki dönüşüm esnasındaki zaman kaybı, gradyan değişimlerini daha az ifade edebilme ve matematiksel karmaşıklık gibi dezavantajları bulunmaktadır. Bu nedenle ÇAS yöntemi gerçek zamanlı uygulamalar için uygun değildir. Bu çalışmada önerilen yöntemde, ÇAS yöntemi yerine renkli gradyan yöntemi kullanılmaktadır.

3.2 Renkli Gradyan

Renkli görüntülerde gradyan yöneliminin hesaplanması oldukça önemlidir ve bu konuyla alakalı literatürde birçok çalışma bulunmaktadır [15]–[17]. Geleneksel yöntemler renkli görüntüde gradyan yönelimlerini belirlemek için ÇAS yönteminden yararlanmaktadır. Bu çalışmada önerilen özellik çıkarma yöntemi renkli gradyan yöntemini kullanmaktadır.

Renkli gradyan [14] yöntemi renk bilgisinin tüm avantajlarını kullanmakta ve uygun hesaplama maliyeti ile tutarlı sonuçlar vermektedir.

Renkli imgenin yatay (u) ve dikey (v) gradyan değerleri denklem (7)'deki gibi hesaplanmaktadır [14].

$$\begin{cases} u = \frac{\partial R}{\partial x} r + \frac{\partial G}{\partial x} g + \frac{\partial B}{\partial x} b \\ v = \frac{\partial R}{\partial y} r + \frac{\partial G}{\partial y} g + \frac{\partial B}{\partial y} b \end{cases} \quad (7)$$

Burada, $\frac{\partial R}{\partial x}$, $\frac{\partial G}{\partial x}$, $\frac{\partial B}{\partial x}$ ve $\frac{\partial R}{\partial y}$, $\frac{\partial G}{\partial y}$, $\frac{\partial B}{\partial y}$ sırasıyla R , G ve B renk kanallarındaki yatay ve dikey gradyan değerlerini ifade etmektedir. İkincil yatay (g_{xx}) ikincil dikey (g_{yy}) ve çapraz (g_{xy}) gradyan değerleri denklem (8)'deki gibi tanımlanmaktadır [14].

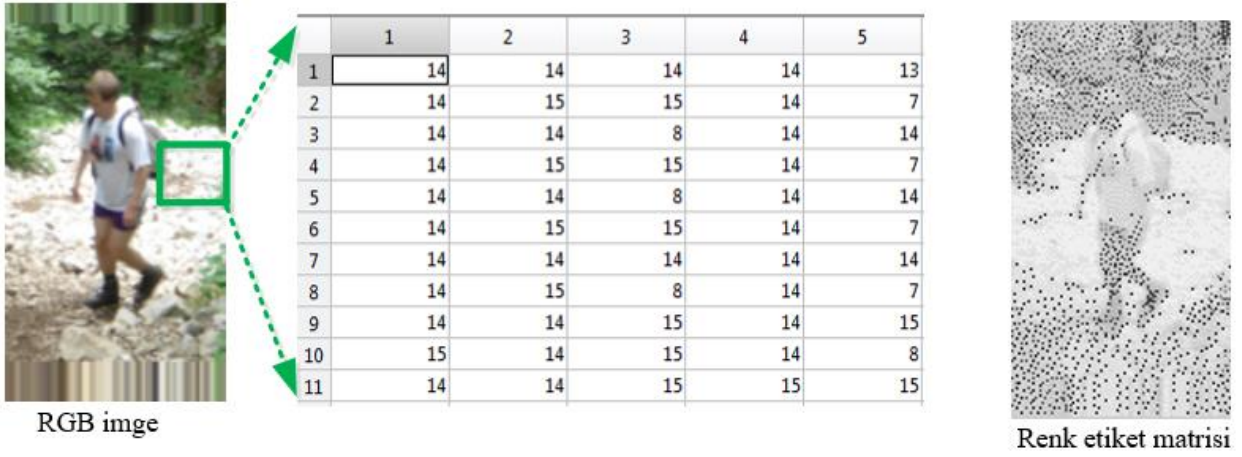
$$\begin{cases} g_{xx} = u \cdot u = u^T u = \left| \frac{\partial R}{\partial x} \right|^2 + \left| \frac{\partial G}{\partial x} \right|^2 + \left| \frac{\partial B}{\partial x} \right|^2 \\ g_{yy} = v \cdot v = v^T v = \left| \frac{\partial R}{\partial y} \right|^2 + \left| \frac{\partial G}{\partial y} \right|^2 + \left| \frac{\partial B}{\partial y} \right|^2 \\ g_{xy} = u \cdot v = u^T v = \left| \frac{\partial R}{\partial x} \right| \left| \frac{\partial R}{\partial y} \right| + \left| \frac{\partial G}{\partial x} \right| \left| \frac{\partial G}{\partial y} \right| + \left| \frac{\partial B}{\partial x} \right| \left| \frac{\partial B}{\partial y} \right| \end{cases} \quad (8)$$

Bu değerler kullanılarak renkli gradyan yönelimi (θ) denklem (9)'deki gibi hesaplanmaktadır [14].

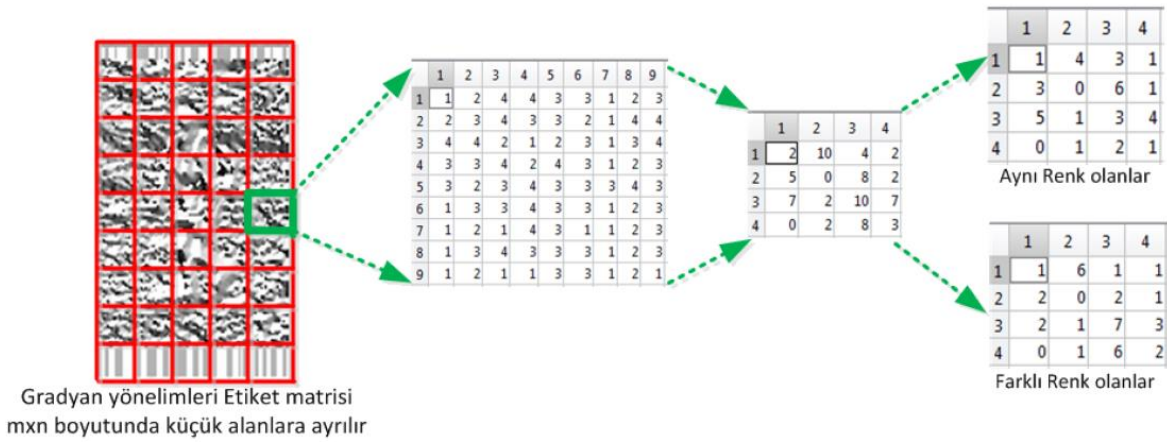
$$\theta(x, y) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left[\frac{2 * g_{xy}}{g_{xx} - g_{yy}} \right] \quad (9)$$

Bu çalışmada önerilen yöntem, kenar yönelimlerinin belirlenmesinde ÇAS yöntemi yerine renkli gradyan yöntemini kullanmaktadır. Color-CoHOG yönteminin yerine önerilen yöntem cgCoHOG olarak adlandırılmıştır.

cgCoHOG yönteminde kenar yönelimleri hesaplandıktan sonra ortalama gradyan yönelimleri eşit olarak 4 farklı duruma etiketlenir. Sonrasında etiketlenen bu gradyan yönelimleri ön plan arka plan ayırımı için kullanılan renk eşleştirmede kullanılmaktadır.



Şekil 2. Renk etiket matrisinin elde edilmesi



Şekil 3. Her bir ofset için 2 farklı eş-oluşum matrisi elde edilmesi

Ön plan, arka plan ayrımı nesnenin şeklinin belirlenmesinde önemlidir. Ortalama gradyan yönelimleri hesaplandıktan sonra, verilen bir ofsetteki piksel çiftlerinin renk eşleşmesi sonuçları kullanılır. Öncelikle, Y-Cb-Cr uzayı Şekil 2’de görüldüğü gibi 17’e kuantize edilir. Farklı objelere ait piksel çiftlerinin aynı renk olma ihtimalleri azalan yönde, aynı objeye ait piksel çiftlerinin aynı renk olma ihtimali muhtemeldir. Ardından, Şekil 3’de görüldüğü gibi her bir ofset değeri için aynı renk olan ve olmayan olmak üzere 2 farklı eş oluşum matrisi hesaplanır.

Bu çalışmada önerilen cgCoHOG öznelik tanımlayıcısı color-CoHOG yöntemiyle aynı sayıda öznelik vektörü elde etmektedir. Ancak önerilen yöntem ile aynı sayıda öznelik vektörü daha kısa sürede elde edilmekte ve daha yüksek sınıflandırma başarısı sağlanmaktadır. ÇAS yöntemi yerine renkli gradyan yöntemi kullanımı bu yöntemin hem gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılabilirliğini artırmış hem de daha yüksek sınıflandırma başarısı elde edilmesini sağlamıştır.

4. Deneysel Sonuçlar

Bu çalışmada önerilen yöntemin etkinliğini anlayabilmek amacıyla önerilen yöntemin sınıflandırma doğruluğu ve zaman bakımından geleneksel yöntemlerle (CoHOG, Color-CoHOG) karşılaştırılmıştır. Bütün sonuçlar ileri beslemeli bir yapay sinir ağı mimari yapısı, geriye yayılım öğrenme algoritması ve sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılarak hesaplanmıştır. Deneyler sırasında INRIA [19], Caltech256 [20], Caltech Cars, Caltech

Airplanes verisetleri kullanılmıştır. Caltech256 verisetinde, 4 sınıflı bir veri seti oluşturmak için, motosiklet, leopar, bonsai ve kol saati sınıfına ait imgeler alınmış ve bu veri seti Caltech4 olarak isimlendirilmiştir. Benzer şekilde, Caltech5 (motosiklet, yüz, tost makinesi, dürbün, araba), Caltech6 (uçak, kelebek, yelkenli, piyano, sırt çantası, satranç tahtası) veri setleri elde edilmiştir.

Sınıflandırma başarısının değerlendirilmesinde kullanılan yaygın ölçüt doğruluk (Accuracy), anma (Recall) ve kesinlik (Precision) değerleridir. Bu çalışmada önerilen yöntemin sınıflandırma başarısının değerlendirilmesinde doğruluk (Accuracy) ölçütü kullanılmıştır. Doğruluk (Accuracy) popülasyondaki doğru sonuçların tüm sonuçlara oranını göstermektedir ve denklem (10)’deki gibi hesaplanmaktadır.

$$p_c = \frac{(Olumlu Pozitif (ON) + Olumlu Negatif (ON))}{(OP + ON + Olumsuz Pozitif + Olumsuz Negatif)} \quad (10)$$

İlk olarak yöntemlerin sınıflandırma başarılarını değerlendirmek için deneyler gerçekleştirilmiştir. Tablo 1 yöntemlerin farklı sınıf sayılarına sahip 6 farklı veri seti üzerindeki sınıflandırma performansları ifade etmektedir. Tablo 1 incelendiğinde önerilen yöntemin öznelik vektör boyutunu artırmadan color-CoHOG yönteminden daha yüksek sınıflandırma başarısı elde ettiği görülmektedir. Bununla beraber veri setindeki sınıf sayısındaki artışın algoritmanın doğruluk oranı arasındaki farkı artırdığı görülmektedir. Tüm veri setleri üzerinde sınıflandırma doğrulukları gözlemlendiğinde cgCoHOG yönteminin en

başarılı yöntem olduğu sonucuna varılmaktadır. cgCoHOG yöntemi renk bilgisinin tüm avantajlarını kullandığından ötürü geleneksel yöntemlere üstünlük sağlamaktadır.

Tablo 1. Algoritmaların doğruluk sonuçları (%)

Veri Seti	Sınıf	CoHog (%)	ColorCoHog (%)	CgCoHog (%)
Inria	2	92,716909	94,236859	95,820139
Cars	2	90,831557	92,750553	96,375267
Airplanes	2	86,138614	88,118812	90,594059
Caltech4	4	68,000000	70,000000	77,403846
Caltech5	5	69,711538	72,115385	74,000000
Caltech6	6	69,072165	71,649485	72,164948

Tablo 2 yöntemlerin öznelik vektörlerini elde etme süreleri (sn) görülmektedir. Tablo 2 incelendiğinde, renkli gradyan yöntemini kullanan önerilen yöntemin ÇAS yöntemini kullanan yöntemden daha etkili olduğu görülmektedir. Bu da çift açı sunumu yönteminin reel ve kompleks eksen arasındaki dönüşüm sırasındaki zaman kaybı ve matematiksel karmaşıklıktan kaynaklanmaktadır. Sonuç olarak, cgCoHOG yönteminin uygun hesaplama maliyeti nedeniyle zamansal olarak color CoHOG yönteminden daha etkin olduğu görülmektedir. Ayrıca, CoHOG yönteminin hesaplama maliyeti olarak color CoHOG, cgCoHOG yöntemlerinden daha iyi olduğu görülmektedir. Ancak, CoHOG yöntemi sınıflandırma başarısı açısından yeterli değildir. Bu açıdan önerilen yöntem uygun hesaplama maliyeti ile gerçek zamanlı uygulamalar için kullanımı uygundur.

Tablo 2. Algoritmaların öznelik çıkarma süreleri

Veri Seti	Sınıf	Sayı	CoHOG (sn)	Color CoHOG (sn)	cgCoHOG (sn)
Inria	2	3634	423,4280	471,5128	456,6182
Cars	2	1522	1075,8564	1214,4939	1185,6142
Airplanes	2	1930	872,2054	929,9497	899,0994
Caltech4	4	1155	245,4423	264,8402	260,3432
Caltech5	5	1607	487,0231	522,9420	516,9096
Caltech6	6	934	594,4886	647,6045	627,3770

4.Sonuçlar

Hız konusu yaya tanıma gibi gerçek zamanlı uygulamalarda oldukça önemli bir problemdir. Bu çalışmada, color-CoHOG öznelik çıkarma yönteminin dezavantajlarını ortadan kaldırarak yeni bir öznelik çıkarma yöntemi sunulmuştur. Önerilen yöntem, cgCoHOG olarak adlandırılmıştır. Önerilen yöntem, kenar yönelimlerinin belirlenmesinde ÇAS yönteminin yerine renkli gradyan yönteminden yararlanmaktadır.

Önerilen yöntem, ÇAS yönteminin sahip olduğu dezavantajları ortadan kaldırmakta ve iki önemli katkı sağlamaktadır. İlk olarak, aynı boyutta öznelik kullanarak daha yüksek sınıflandırma başarısı elde etmektedir. İkincisi, öznelik çıkarma işlemini daha kısa sürede gerçekleştirmesidir. Genel veri setleri üzerinde yapılan çalışmalar önerdiğimiz yöntemin nesne tanımda zaman ve sınıflandırma başarısı bakımından geleneksel yöntemlere üstünlüğünü göstermektedir.

Sonuç olarak bahsedilen bütün öznelik tanımlayıcıları incelendiğinde gerçek zamanlı uygulamalar için cgCoHOG yönteminin en uygun yöntem olduğu görülmektedir. Gelecekteki çalışmalarda yaya tanımda hem doğruluk hem de hız açısından iyileştirmeye ve böylece gerçek zamanlı

uygulamalar için yaya tanımda daha etkin yöntemlerin kullanılabileceğini umuyoruz.

Kaynaklar

- [1] A. Shashua, Y. Gdalyahu, and G. Hayun, "Pedestrian detection for driving assistance systems: single-frame classification and system level performance," in IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004, pp. 1–6.
- [2] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [3] B. Li and G. Huo, "Face recognition using locality sensitive histograms of oriented gradients," Opt. - Int. J. Light Electron Opt., vol. 127, no. 6, pp. 3489–3494, Mar. 2016.
- [4] W.-Y. Lee, K.-E. Ko, and K.-B. Sim, "Robust lip detection based on histogram of oriented gradient features and convolutional neural network under effects of light and background," Opt. - Int. J. Light Electron Opt., vol. 136, pp. 462–469, May 2017.
- [5] D. Sangeetha and P. Deepa, "A low-cost and high-performance architecture for robust human detection using histogram of edge oriented gradients," Microprocess. Microsyst., vol. 53, pp. 106–119, Aug. 2017.
- [6] N. Alpaslan, M. M. Turhan, and D. Hanbay, "Determining noise performance of co-occurrence GMuLBP on object detection task," in Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2013, vol. 9067.
- [7] Y. Pang, Y. Yuan, X. Li, and J. Pan, "Efficient HOG human detection," Signal Processing, vol. 91, no. 4, pp. 773–781, Apr. 2011.
- [8] O. Déniz, G. Bueno, J. Salido, and F. De la Torre, "Face recognition using Histograms of Oriented Gradients," Pattern Recognit. Lett., vol. 32, no. 12, pp. 1598–1603, Sep. 2011.
- [9] L. Cattell, G. Platsch, R. Pfeiffer, J. Declerck, J. A. Schnabel, and C. Hutton, "Classification of amyloid status using machine learning with histograms of oriented 3D gradients," NeuroImage Clin., vol. 12, pp. 990–1003, Feb. 2016.
- [10] T. Watanabe, S. Ito, and K. Yokoi, "Co-occurrence Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," Inf. Media Technol., vol. 5, no. 2, pp. 659–667, 2010.
- [11] K. Hanbay, N. Alpaslan, M. F. Talu, D. Hanbay, A. Karci, and A. F. Kocamaz, "Continuous rotation invariant features for gradient-based texture classification," Comput. Vis. Image Underst., vol. 132, 2015.
- [12] K. Hanbay, N. Alpaslan, M. F. Talu, and D. Hanbay, "Principal curvatures based rotation invariant algorithms for efficient texture classification," Neurocomputing, vol. 199, 2016.
- [13] N. Alpaslan, Gradyan Tabanlı Öznelik Çıkarma Yöntemlerine Yeni Yaklaşımlar. 2015.
- [14] S. Ito and S. Kubota, "Object Classification Using Heterogeneous Co-occurrence Features," Springer, Berlin, Heidelberg, 2010, pp. 701–714.
- [15] A. Koschan, "A Comparative Study On Color Edge Detection," in In Proceedings of the 2nd Asian Conference on Computer Vision, 1995, vol. 3, pp. 574–578.
- [16] M. A. Ruzon and C. Tomasi, "Color edge detection with the compass operator," in Proceedings. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision

- and Pattern Recognition, 1999, pp. 160–166.
- [17] P. Ott and M. Everingham, “Implicit color segmentation features for pedestrian and object detection,” in 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, 2009, pp. 723–730.
- [18] T. Albrecht et al., “Double Angle Representation,” in Encyclopedia of Biometrics, Boston, MA: Springer US, 2009, pp. 230–230.
- [19] N. Dalal, “Finding People in Images and Videos,” 2006.
- [20] G. Griffin, A. Holub, and P. Perona, “Caltech-256 Object Category Dataset,” California Institute of Technology, Mar. 2007.