Çarpıcıdan Bağımsız Ortak Fark Matrisi Kullanarak Video ve Görüntü İşleme

Multiplier Free Co-Difference Matrix for Image and Video Processing

A. Enis Çetin, Kaan Duman, Hakan Tuna, Abdulkadir Eryıldırım

Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü
Bilkent Üniversitesi
{enis,kduman,tuna,aeryildirim}@ee.bilkent.edu.tr

Özetçe

Bu bildiride gerçel sayılar üzerinde yarı grup kuran yeni bir işletmen tanımlayarak elde edilen bir bölge betimleyicisi ile hareketli obje takibi, yüz sezimi, plaka bulma, bölge betimleme için kullanılabilecek hızlı bir algoritma sunuyoruz. Bu yeni işletmen hiçbir çarpma gerektirmez. Bu işletmeni kullanarak, imge bölgelerini nitelendiren ve ortak fark adı verilen bir matris tanımlıyoruz. Plaka bulma uygulamasında ortak fark matrislerını plaka bölgelerinden kestirip, bunları bir veritabanında saklıyoruz. Plaka bölgelerini gerçek zamanlı videoda tanımlamak için ilk önce videodaki hareketli bölgeleri taşıyan imgeleri belirliyoruz, sonra hareketli bölgelerin içinde ya da bütün resim içinde plaka büyüklüğündeki bölgelerin ortak ayrık matrislerini veritabanındaki plaka ortak ayrık matrisleriyle karşılaştırarak bölge içinde plaka olup olmadığını belirliyoruz

Abstract

In this paper, we propose a new image feature extraction method. We define a matrix called co-difference matrix for a given region. This matrix can be computed without performing any multiplications. The operator that we use forms a semi-group on real numbers. The co-difference based feature extraction method can be used in other image and video processing applications such as object tracking, face detection,and lisence plate detection. Experimental results for lisence plate detection is presented.

1. Betimleme

1.1 Giriş ve Eski Çalışmalar:

Ortak değişinti (covariance) matrislerini kullanarak imge betimleme birçok imge ve video uygulamalarında kullanılmaktadır [1]-[4], [8]. Tüzel ve Porikli yeni bir imge betimleyicisi olarak ortak değişinti matrisini tanıtmış ve ortak değişinti metodunun örüntü tanıma (texture recognition) probleminde önceki yaklaşımlardan daha iyi sonuçlar verdiğini göstermişti. Buna rağmen, ortak değişinti değerlerinin hesaplanmasındaki çok sayıda çarpımdan dolayı ortak değişinti matrisini hesaplamanın yükü diğer yöntemlerle kıyaslandığında göre çok daha yüksektir.

I bir videonun iki boyutlu imge çerçevesini ve J_i de imgedeki J bölgesinin i'nci pikselini göstersin. Her bir piksel için, i'nci pikselin etrafındaki piksellerden d boyutlu bir öznitelik vektörü (z) hesaplanmıştır. Öznitelik vektörü z_i, kırmızı, yeşil ve mavi yeğinlik değerlerini, yatay ve dikey türevleri, ikinci türevleri, z_i deki denk gelen dalgacık katsayılarını, yatay ve dikey piksel yerlerini, vb. barındırabilir. J bölgesinin ayrık ortak matrisi şöyle tanımlanmıştır:

$$C_J = 1/(n-1) \sum_{i=1}^{n} (z_i - m_J) \times (z_i - m_J)^T \qquad (1)$$

burada m_J J bölgesindeki z_i öznitelik vektörünün ortalaması ve n de J bölgesindeki toplam piksel sayısıdır.

Tuzel ve Porikli yüz sezimi için d = 9 boyutsal öznitelik vektörünü aşağıdaki gibi tanımlamıştır:

$$z_i = [\ x_i \quad y_i \quad r_i \ g_i \ b_i \quad |\partial Jx_i| \ |\partial Jy_i| \ |\partial^2 Jx_i| \ |\partial^2 Jy_i|\ ]^T \qquad (2)$$

burada x_i ve y_i i'nci pikselin yatay ve dikey konumları, r_i, g_i, ve b_i pikselin sırasıyla kırmızı, yeşil ve mavi renk değerleri, ∂Jx_i ve ∂Jy_i pikselin gri ölçek değerinin sırasıyla yatay ve dikey birinci derece türevleri, $\partial^2 Jx_i$ ve $\partial^2 Jy_i$ ise ikinci derece sırasıyla yatay ve dikey türevleridir. Bu örnekte, ortak ayrık matris dxd lik bir matristir ve bu matrisi hesaplamak için gerekli çarpım sayısı (nxd)/2dir. 2. Denklemdeki öznitelik vektöründeki yatay ve dikey türevleri hiçbir çarpım gerektirmeyen Lagrange dalgacıklarıyla [7] değiştirebiliriz.

Hesaplama yükünü azaltmak için Tüzel ve Porikli tümlenik imge kavramını kullanmıştır. Buna rağmen, tümlenik imgeden ortak ayrık parametrelerin hesaplanması da çarpımları gerektirdiğinden yük hâlâ fazladır.

Bu makalede, biz hiçbir çarpım gerektirmeyen ortak ayrık matrisini tanıtıyoruz. Ek olarak, imge bölgelerinden öznitelik parametrelerini çıkarmak için hiçbir kayan nokta çarpımı yapmıyoruz.

1.2 Verilen Bir İmge Bölgesi İçin Ortak Fark Matrisi Hesabı

Yukarda olduğu gibi $z_i = [\ z_{i1} \quad z_{i2} \quad \ldots \ z_{id}]^T$, imgenin J bölgesindeki i'inci pikselin öznitelik vektörünü ifade etsin ve $m_J = [m_1 \ \ m_2 \ \ldots \ m_d]^T$ buna karşılık gelen ortalama vektörünü göstersin. dxd boyutundaki ortak fark matrisini aşağıdaki şekilde tanımlarız :

n

978-1-4244-4436-6/09/$25.00 ©2009 IEEE

$D_J = 1/(n-1) \sum_{i=1} (z_i - m_J)$ ◘ $(z_i - m_J)^T$ (3)

Bu tanımda, ◘ işletmeni, aşağıda gösterileceği gibi vektör-vektör çarpım işletmeninin yerini almaktadır :

$(z_i - m_J)$ ◘ $(z_i - m_J)^T = [\ (z_{ik} - m_k)$ □ $(z_{i\ell} - m_\ell)\ ]_{dxd}$

Burada □ işletmeni, temel olarak bir toplama işletmenidir fakat sonucun işareti çarpma işletmenindeki gibi davranmaktadır. İki gerçel sayı a ve b ε **R** verildiğinde, a□b aşağıdaki gibi tanımlanır :

a □ b = işaret$(a \cdot b)$ $(|a| + |b|)$

burada işaret$(a \cdot b) = (a \cdot b) / (|a| \cdot |b|)$. Ortak fark matrisi, asıl ortak değişinti matrisine benzer davranış göstermektedir. Bunun nedeni, z_i içindeki iki değişken birbiriyle pozitif (doğru) ilintili oldukça, ortak fark işlevinin asıl ortak değişinti eşitliğindeki gibi pozitif sonuçlar üretmesidir. Öbür yandan, sözkonusu iki değişken ters orantılı bir şekilde değişirse, değiştirilmiş ortak değişinti matrisi negatif sonuçlar verir.

Bir bölge için, ortak değişinti matrisini hesaplamanın hesaplama maliyeti, ortak değişinti işlevinden çok daha düşüktür. Çünkü 1. Eşitlikteki çarpma işletmeninin yerini aslen toplama işletmeni almıştır. Bu sebeple, 3. Eşitlik imgelerden çarpma yapmadan öznitelik çıkarma tasarımını betimler.
□ işletmeni bütünlük, birleşmelilik ve özdeşlik özelliklerini sağlar, yani bir monoid (birim öğe) işlevidir. Başka bir deyişle, gerçel sayılar üzerinde özdeşlik özelliği ile yarım grup oluşturur.

İki bölgenin benzerliği, ortak fark matrislerinin genelleştirilmiş özdeğerleri kullanılarak hesaplanır. J1 ve J2 iki imgenin birbirleri ile karşılaştırılacak bölgelerini göstersin. D1 ve D2 bunlara karşılık gelen ortak fark matrisi olsun. Ortak değişinti matrislerini karşılaştırmak için Forstner ve Moonen tarafından University of Stuttgard'ın kamuya açık bir teknik raporunda önerilen bir ölçü, iki ortak fark matrisinin benzemezliğini karşılaştırmak için aşağıdaki şekilde uyarlanmıştır :

$\rho(D1,D2) = \sqrt{\sum_i \ln^2 \lambda_i}$ (4)

burada λ_i, $i=1,...,d$, D1 ve D2 matrislerinin genelleştirilmiş özdeğerleridir ve aşağıdaki eşitliği sağlarlar :

$\lambda_i D1\, v_i - D2\, v_i = 0 \qquad i = 1,..., d$ (5)

Yukarıda v_i genelleştirilmiş özdeğerdir.
Başka bir ölçü ise iki D1 ve D2 matrisinin düzenli özdeğerlerinin hesaplanmasıdır. ν_i ve μ_i sırasıyla D1 ve D2 matrislerinin özdeğerlerini göstersin. Öyleyse, iki matris arasındaki uzaklık
$dist(D1,D2) = \sqrt{\sum_i (\nu_i - \mu_i)^2}$ (6)
şeklinde de tanımlanabilir.

İmge içindeki ya da videodaki iki farklı J1 ve J2 bölgesi, dist(D1,D2) bir eşik değerinden düşük olduğu zaman birbirine benzer kabul edilir.

2. İmge Bölgesinden Lagrange Dalgacıkları Kullanarak Öznitelik Çıkarma

J, bir video çerçevesinde yürüyen bir bölge ya da yürüyen bir bölgenin üst kısmı olsun. Verilen bu J bölgesinde i. piksel icin kullanılan 9 boyutlu öznitelik vektörü aşağıdaki gibidir.

$z_i = [\ f(x_i,y_i)\ \ I_i\ \ r_i\ \ g_i\ \ b_i\ \ \ |W_1x_i|\ \ |W_1y_i|\ \ |W_2x_i|\ \ |W_2y_i|\ ]^T$

x_i ve y_i, i. pikselin yatay ve dikey konumlarını gösterir. f(.) bir işlev, r_i, g_i, ve b_i sırasıyla pikselin kırmızı, yeşil ve mavi renk değerlerine karşılık gelir. I_i pikselin gri ölçeğinde parlaklık değeri, W_1 ve W_2, birinci ve ikinci dereceden Lagrange ayrık dönüşümü işletmenleridir. (daha fazla bilgi için Kim, Ansari ve Çetin'in Lagrange ayrık dalgacık dönüşümü ile ilgili makalesine bakılabilir.) İlk önce Lagrange ayrık dalgacık dönüşümünü ve onun çarpansız uygulamasını gözden geçireceğiz. Daha sonra konum işlevinin f(.) bizim yöntemimizde nasıl tanımlandığından bahsedeceğiz.

İki boyutlu bir bölgenin ya da bir boyutlu bir sinyalin Lagrance ayrık dalgacık dönüşümü(LADD), çarpma işlemi yapılmadan hesaplanabilir. 3.seviye bir boyutlu LADD alçak geçiren süzgeç aşağıdaki gibidir.

$h[n] = \{ ¼, ½, ¼ \}$

Buna karşılık gelen yüksek geçiren süzgeç ise aşağıdaki gibidir.

$g[n] = \{- ¼, ½, - ¼\}$

Böylece, bu süzgeçlerle evrişim, ikili sayı sisteminde sadece kaydırma işlemleriyle, çarpma işlemine gerek olmadan gerçekleştirilebilir. Bilgisayar ve mikroişlemci programlarken, ikili sayı sisteminde işlemler tek basamak seviyesinde yapılabilir. Birçok mikroişlemcide ve sayısal sinyal işlemcilerinde ikili sayı işlemleri çarpma ve bölme işlemlerinden çok daha hızlı yapılır. C ve C++ programlama dillerinde, n>>p ikili sayı sisteminde basamakları p konum sağa iter. Eğer n ikiye tümleyen işaretli bir sayı ise, işaret basamağı daha yüksek seviyelere doğru kayar, örneğin 4>>2, 1 e eşittir.

1 boyutlu dikey(yatay) LADD hesaplaması sırasında, görüntü sütunları(satırları) yukarıdaki süzgeç çifti kullanılarak işlenir. Örnek olarak i. pikselin gri ölçekteki parkaklık değeri $I_i = I(x_i,y_i)$ olsun. Bu piksele karşılık gelen "undecimated" yatay Lagrange dalgacık dönüşümü katsayısı aşağıdaki gibidir.

$W_1x_i = -¼\ I(x_{i-1}, y_i) + ½\ I(x_i, y_i) - ¼\ I(x_{i+1}, y_i)$

Benzer şekilde bu piksele karşılık gelen dikey Lagrance dalgacık dönüşüm katsayısı da aşağıdaki şekilde tanımlanmıştır.

$W_1y_i = -¼\ I(x_i, y_{i-1}) + ½\ I(x_i, y_i) - ¼\ I(x_i, y_{i+1})$

Şekil 1 de yüksek geçiren g süzgeçinin çıktısı görünüyor. "Decimated" Lagrange dalgacık dönüşüm katsayıları aşağı örnekleme işleminden sonra elde edilmiştir. Hem "decimated", hem de "undecimated" dalgacık dönüşümleri öznitelik vektöründe kullanılabilir. İkinci seviye dalgacık dönüşüm katsayıları W_2x_i and W_2y_i , sırasıyla imgenin satır ve sütunlarının ikinci seviye süzgeçleme işleminden geçirilmesiyle elde edilmiştir.

Ayrık dalgacık dönüşümünü temel alan W_1x_i , W_1y_i , W_2x_i, ve W_2y_i öznitelik katsayılarını hesaplamada 3.seviye Lagrange süzgeçleri yerine daha yüksek seviyede Lagrange süzgeçleri de kullanılabilir. 7. seviye Lagrange süzgeçleri tamsayı aritmetiği ve tamsayı çarpımı gerektirir. Süzgecin dürtü yanıtları aşağıdaki gibidir.

h[n] = { -1/32, 0, 9/32, ½, 9/32, 0, -1/32}

g[n] = { 1/32, 0, -9/32, ½, -9/32, 0, 1/32}

Yukarıdaki süzgeçleri aşağıda görüldüğü gibi değiştirebiliriz.

hm[n] = { -1/32, 1/32, 8/32, ½, 8/32, 1/32, -1/32}

gm[n] = { 1/32, -1/32, -8/32, ½, -8/32, -1/32, 1/32}

böylece uygulama çarpma işlemi gerektirmeden gerçekleştirilebilir hale gelir. 32 ile bölme işlemi ikili sayı sisteminde basmakların 4 kere sağa kaydırılması demektir.

Öznitelik vektöründeki bir diğer parametre olan konum işlevi f(.) Porikli ve Tuzel tarafından 11/305,427, 2005 numaralı Amerika Patentinde de tanımlanan 2 boyutlu özdeşlik işletmeni, ya da bazı kamuya açık makalelerde tanımlanan dairesel koordinat parametreleri olarak seçilmiştir. İmge bölgesi J, Şekil 1 de görüldüğü gibi R_n isminde N tane alt bölgeye bölünür, ve bölgenin piksellerine aşağıdaki şekilde bir değer atanır.

$$f(x,y) = n, \text{ if } (x,y) \text{ in } R_n \quad n=1,2,...,N$$

Bunun en büyük avantajı ölçek değişmezliğidir. Eğer öznitelik vektöründe, Porikli ve Tuzel'in kullandığı gibi gerçek konum parametreleri (x ve y değerleri) kullanılmış olsaydı, x ve y değerlerinin değişintisi farklı boyuttaki bölgeler için farklı olurdu, ve bu özniteliklere denk gelen satır ve sütun değerlerini standartlaştırmak gerekecekti.

Bu yöntem ve sistem, yüz bölgelerinin yerlerini bulmaya sadece videoda değil, sabit imgelerde de kullanılabilir. Sabit bir imge örtüşen parçalara bölünür, her bölgenin ayrık fark işlevi hesaplanır ve vertiabanındaki yüz imgelerinin ayrık fark matrisleriyle karşılaştırılır. Denklem 6 da tanımlanan fark işlevi, video çerçevesi ya da sabit imgedeki bir bölge için, eğer bir eşik değerinin altındaysa, o bölge aday bölge olarak sezimlendi kabul edilir.

3. Deneysel Çalışmalar ve Sonuçlar

Brodatz doku arşivinde, ayrık ortak fark matrisi ve Porikli'nin kullandığı ortak değişinti matrisi metotlarının K-en yakın komşu tekniği kullanılarak yapılmış sınıflandırma sonuçları aşağıdaki gibidir. (K = sınıflandırmada kullanılan en yakın komşu sayısı)

	K = 5	K = 10	K = 20
Ortak değişinti matrisi	%95.4	%95.8	%96.5
Ayrık ortak fark matrisi	%96.1	%97.3	%97.4

Öznitelik vektörü = $[I\ I_x\ I_y\ I_{xx}\ I_{yy}]$

Tablo 1: Önerilen ortak fark matrisi ve ortak değişinti matrisleri Brodatz doku arşivinde örüntü sınıflandırma probleminde (texture-classification problem) birbirlerine çok yakın sonuçlar vermektedir. Hatta önerilen metot seçilen örneklerde biraz daha iyi sonuç vermiştir. Önerilen metot çarpma yapmadan gerçeklenebileceği için hesap yükü açısından avantajlıdır.

Plaka Tanıma Deneyleri: Arabam.com'dan elde edilen plaka arşivinin Porikli'nin kullandığı ortak değişinti matrisi ve ayrık fark matrisi metotlarının 3 katmanlı bir sinir ağıyla sınıflandırılması sonuçları aşağıdaki gibidir.

Arşivde kullanılan imge bilgileri

	Pozitif örnek sayısı	Negatif örnek sayısı
Eğitim arşivi	99	120
Sınama arşivi	90	120

Sonuçlar

	Başarı Yüzdesi
Ortak değişinti matrisi	% 93.8
Ayrık ortak fark matrisi	%94.7

Öznitelik vektörü = $[x\ y\ I\ I_x\ I_y\ I_{xx}\ I_{yy}]$

x ve y, pikselin x ve y yönündeki [0 1] aralığına örneklenmiş koordinat değerleri, I parlaklık değeri, I_x ve I_y parlaklık değerinin x ve y yönündeki 1. dereceden, I_{xx} ve I_{yy} parlaklık değerinin x ve y yönündeki 2. dereceden türevlerine karşılık gelir.

Tablo 2: Önerilen ortak fark matrisi ve ortak değişinti matrisleri Plaka tanıma probleminde örüntü birbirlerine çok yakın sonuçlar vermektedir. Hatta önerilen metot seçilen örneklerde biraz daha iyi sonuç vermiştir. Önerilen ortak fark matrisi çarpma yapmadan gerçeklenebileceği için hesap yükü açısından avantajlıdır.

4. Kaynakça

[1] F. M. Porikli, O. Tuzel - US Patent App. 11/305,427, 2005, “Method for constructing covariance matrices from data features”.

[2] Fatih Porikli, Oncel Tuzel, Peter Meer, "Covariance Tracking using Model Update Based on Lie Algebra," pp.728-735, 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Volume 1 (CVPR'06), 2006

[3] Porikli, F., Tuzel, O., "Fast Construction of Covariance Matrices for Arbitrary Size Image Windows", IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), ISSN: 1522-4880, pp.1581-1584, October 2006.

[4] Oncel Tuzel, Fatih Porikli, Peter Meer, "Human Detection via Classification on Riemannian Manifolds," pp.1-8, 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2007.

[5] Stauffer, C., Grimson, 1999. Adaptive background mixture models for real-time tracking. In: Proc. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 246–252

[6] R. Collins, A. Lipton and T. Kanade, "A System for Video Surveillance and Monitoring," in Proc. American Nuclear Society (ANS) Eighth International Topical Meeting on Robotics and Remote Systems, Pittsburgh, PA, April 25-29, 1999

[7] C. W. Kim, R Ansari, A. E. Cetin, “A class of linear-phase regular biorthogonal wavelets, in IEEE Proc. Of International Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, page(s): 673-676, vol.4, 1992.

[8] Yanwei Pang, Yuan Yuan, and Xuelong Li, Gabor-Based Region Covariance Matrices for Face Recognition, IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 18, No. 7, pp. 989-993, JULY 2008.

[9] W. Forstner and B.Moonen, “A metric for covariance matrices,” Geodesy Geoinform., Stuttgart Univ., Stuttgart, Germany, Tech. Rep., 1999.

[10] M. Turkan, B. Dulek, I. Onaran, A. E. Cetin, Human face detection in video using edge projections, Proc. SPIE, Vol. 6246, 624607 (2006); DOI:10.1117/12.666704

Şekil 1: İki katlı bir boyutlu ayrık-dalgacık ayrışımı. : Zamanda ayrık alçak geçiren süzgeç h ve yüksek geçiren süzgeç g Lagrange süzgeçleridir.