

## Gradyan temelli şekil bölütleme ve tanıma

**Abdulkerim ÇAPAR\***, **Muhittin GÖKMEN**

*İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Programı, 34469, Ayazağa, İstanbul*

### Özet

*Bu çalışmada, aktif çevrit nesne bölütleyici yöntemlerle birlikte kullanılacak yeni bir eşzamanlı şekil betimleme ve tanıma sistemi önerilmiştir. Aktif çevrit bölütleyici olarak Hızlı Yürüme (Fast Marching) algoritması kullanılmış, Hızlı Yürüme metodu için yeni bir hız işlevi tanımlanmış, ayrıca çevriti nesne sınırlarından geçtiği sırada durdurmayı amaçlayan özgün yaklaşımlar önerilmiştir. Çalışmanın en önemli katkılarından birisi yeni ortaya atılan Gradyan Temelli Şekil Betimleyicisi (GTŞB) dir (Çapar vd., 2009). GTŞB, aktif çevrit bölütleyicilerinin yapısına uygun, sınır tabanlı, hem ikili hem de gri-seviyeli görüntülerle rahatça kullanılacak başarılı bir şekil betimleyicidir. GTŞB nin araç plaka karakter veritabanı, MPEG-7 şekil veritabanı, Kimia şekil veritabanı gibi farklı şekil veritabanlarında elde ettiği başarılar diğer çok bilinen sınır tabanlı betimleyicilerle de karşılaştırılarak verilmiştir. Elde edilen sonuçlar GTŞB nin tüm veritabanlarında diğer yöntemlere göre daha başarılı olduğunu işaret etmektedir. Çalışmada ortaya atılan bir diğer önemli yaklaşım da Hızlı Yürüme çevritinin nesne sınırına yaklaşırken örneklenerek şeklin birden fazla defa betimlenmesine olanak veren yeni sınıflandırıcı yapıdır. Bu yaklaşım nesne tanımayı bir denemede sonuçlandıran geleneksel yöntemlerin bu sınırlamasını aşarak aynı nesneyi birçok kez tanıma olanağı sunmaktadır. Bu tanıma sonuçlarının tümleştirilmesiyle tek tanımaya göre daha yüksek başarılar elde edildiği çalışmanın ilgili bölümlerinde gösterilmektedir. Bu çalışmada görüntüde bulunan nesnelere bölütlerken aynı zamanda betimleyebilen tümleşik bir yöntem önerilmiştir.*

**Anahtar Kelimeler:** *Şekil betimleyici, Fourier dönüşümü, hızlı yürüme, yönlendirilebilir süzgeçler.*

\*Yazışmaların yapılacağı yazar: Abdulkerim ÇAPAR. [capar@itu.edu.tr](mailto:capar@itu.edu.tr); Tel: (212) 285 6055.

Bu makale, birinci yazar tarafından İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Programında tamamlanmış olan "Gradyan temelli betimleyiciler ve şekil güdümlü hızlı yürüme tekniğiyle nesne bölütleme ve sınıflandırma" adlı doktora tezinden hazırlanmıştır. Makale metni 04.06.2010 tarihinde dergiye ulaşmış, 17.06.2010 tarihinde basım kararı alınmıştır. Makale ile ilgili tartışmalar 31.08.2011 tarihine kadar dergiye gönderilmelidir.

Bu makaleye "Çapar, A., Gökmen, M., (2011) 'Gradyan temelli şekil bölütleme ve tanıma', İTÜ Dergisi/D Mühendislik, 10: 3, 15-26" şeklinde atıf yapabilirsiniz.

## Gradient-based object segmentation and recognition

### Extended abstract

We proposed a gradient based shape description and recognition methodology to use with active contour based object segmentation systems. We selected Fast Marching method which is an active contour segmentation technique is assigned for object detection and segmentation. We proposed a new speed function using first and second order intensity derivatives. In order to obtain the shapes properly, the evolving front is asked to be stopped near real object boundaries. Nevertheless, it is impossible for ordinary Fast Marching systems because of the non-zero speed functions. One of the contributions of the thesis is providing a new FM contour stopping algorithm. The proposed algorithm uses first and second order derivatives of local image intensities to determine whether an evolving node should stop or not. The proposed system is capable for both segmentation and identification of shapes simultaneously. Since we utilized an active contour based segmentation approach for detecting objects, we need a contour based shape descriptor. In this work, we proposed a contour-based shape description scheme, named Gradient Based Shape Descriptor (GBSD), using some rotated gradient filter responses along the object boundary.

GBSD can be applied to both binary and grayscale images. The proposed algorithm utilizes gradient based features which are extracted along the object boundaries. We use two-dimensional steerable G-Filters to obtain gradient information at different orientations and scales, and then aggregate the gradients into a shape signature. The signature derived from the rotated object is circularly shifted version of the signature derived from the original object. This property is called the circular-shifting rule. The shape descriptor is defined as the Fourier transform of the signature. We also provide a distance measure for the proposed descriptor by taking the circular-shifting rule into account. The performance of the proposed descriptor is evaluated over two databases; one containing digits taken from vehicle license plates and the other containing MPEG-7 Core Experiment and Kimia shape data set. The experiments show that the devised method outperforms other well-known Fourier-based shape descriptors such as centroid distance and boundary curvature.

When we combine the proposed shape descriptor GBSD with Fast Marching (FM) approach, we ob-

tain a descriptor vector for each FM evolving iteration. That means we have more than one feature vectors for a single shape. Besides, each vector will be able to be fed into a classifier to obtain different decisions. Each decision result can be threaded as a different source of information and a decision fusion process can be applied to get final decision. This is another contribution of the thesis.

The proposed system has following advantages comparing with other concurrent object segmentation-recognition approaches;

- In previous studies, the evolving front is always forced to have the prior shape. However, we stop the front near object boundaries.

- It is stated that, the proposed method does not work when the number of prior object classes is more than one (Paragios vd., 2002). However, our system is capable to segment and recognize different class of characters.

- Previous researchers obtained the shape statistics from the whole map of level set values; however we employ only the front itself for shape description.

- Previously proposed systems need high calculation power because they have two optimization stages, one is for minimization of image energies, and other is for minimizing shape similarity energies. On the other hand, our system has one optimization step for minimizing both energies.

- Misrecognitions mostly occur because of segmentation problems. An object cannot be easily recognized if we cannot extract it from the background properly. In this study, many segmentation results are employed as input of classifiers to reduce the segmentation effects on recognition.

- In traditional recognition systems only one recognition chance exists for a single object but we can obtain many decision results while the active contour is capturing the shape. We showed in Section 5.4 that voting among these results raises the recognition performance comparing with single decision cases.

- We have feedback mechanism between segmentation and description. This feedback provides better segmentation and recognition results.

**Keywords:** Shape descriptors, fourier, fast marching, steerable filters.

## Giriş

Bu çalışmada sınır tabanlı bir tümleşik nesne bölütleme ve tanıma sistemi önerilmiştir.

Bir nesne tanıma sistemi iki ana kısımdan oluşur: Bölütleme, Betimleme. Nesne bölütleme bölümünde, nesnelerin arka-alandan ayrıştırılarak yerinin bulunması ve sınırlarının belirlenmesi amaçlanır. Betimleme kısmında, nesnelere sınıflandırmaya yarayacak öznitelikler çıkarılır. Bu özniteliklerin, dönme, yer-değiştirme, ölçekleme gibi etkenlere karşı değişimsiz olması beklenir.

Verilen bir görüntüde aradığımız nesnelere birisinin olup olmadığını, varsa yerini bulmak için nesne bölütleme yöntemlerini kullanırız. Bu yöntemler, bölge ve çevrit tabanlı olarak iki bölümde incelenebilir. Bölge tabanlı yöntemler, görüntü üzerindeki renk ve desen bilgisini kullanarak nesnelerin yerlerini resim içerisinde bulmaya çalışırlar (Kim vd., 2002). Sınır tabanlı yöntemler ise nesnelerin sadece sınır bölgelerine bağlı bilgileri kullanarak bölütleme yaparlar. Sınır tabanlı bölütleme yöntemlerinden en çok kullanılan Aktif Çevrit Modelleridir (AÇM). AÇM çalışmaları 1997 yılında Kass vd., (1987) ortaya attığı yılan (snake) modeli ile başlamıştır. Yılan modelleri, nesne sınırlarının parçalı sürekli ve pürüzsüz olduğu varsayımına dayanarak bu sınırlara yapışmaya çalışırlar (Terzopoulos, 2003). Herhangi bir yerde ilklendirilen çevritin deformasyonlara uğratılarak istenilen nesne sınırlarına gelerek durması beklenir. Bir yılan çevriti, tanımlı bir fonksiyonla modellenemediği ve hareketli noktalarla parametrik temsil gerektiği için keskin köşeleri, sivri uçları ve birden çok nesneyi aynı anda modelleme yeteneğine sahip değildir (Kulkarni ve Chatterji, 2002). Yılan modellerinde çevrit tek parçadır ve birleşme ve ayrılma özellikleri yoktur, ayrıca gürültü duyarlı ve oldukça yavaştır. Bu sebeplerden dolayı, hareketli çevritleri modellemek için “düzey kümeleri (Level Set)” yöntemi Osher ve Sethian tarafından 1988 yılında ortaya atılmıştır. Bu çalışmada özel bir düzey kümeleri çeşidi olan Hızlı Yürüme (Fast Marching) (Osher ve Sethian, 1988) yöntemi kullanılmıştır. Düzey kümeleri yöntemleri hakkında geniş bilgi 2. Bölümde verilmiştir.

Nesne tanımlamanın diğer aşaması şekil betimlemesidir. Şekil betimleme ve temsili örüntü tanıma ve bilgisayarlı görü sistemlerinin önemli aşamalıdır. Zang ve Lu (2004) şekil tanıma problemini çözen modelleri sınır tabanlı ve bölge tabanlı olarak iki bölüme ayırmıştır. Sınır ve bölge tabanlı yöntemler de şeklin tümünden ya da parçalara ayrılarak betimlenmesine göre ikişer bölüme ayrılmıştır. Bu çalışmada sınır tabanlı bir şekil betimleyiciye ihtiyaç duyulmaktadır. Bu amaçla nesne sınırı boyunca döndürülmüş gradyan süzgeç cevaplarını kullanarak şekil betimleme yapabilen yeni bir betimleyici olan Gradyan Temelli Şekil Betimleyici (GTŞB) ortaya atılmıştır. GTŞB, oluşan süzgeç cevaplarını şekil imza vektörüne dönüştürerek Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD) ile şekli betimleme vektörünü hesaplar. AFD kullanarak şekil betimleme yapan birçok sınır tabanlı yöntem vardır. Zhang ve Lu (2005) bu AFD kullanan yöntemler üzerine çalışmaları yapmış ve bizim için önem arz eden şu sonuca ulaşmıştır: Merkez uzaklığı (centroid distance) ve alan fonksiyonu bu yöntemler içinde en başarılılarıdır. Çalışmamızda, GTŞB ile çok bilinen sınır tabanlı betimleyiciler farklı veri kümelerinde karşılaştırılmış ve GTŞB nin diğerlerine göre daha başarılı olduğu gösterilmiştir.

Bu çalışmada, Hızlı Yürüme yönteminin elde ettiği sınır çevritleri boyunca GTŞB ile şekil betimleme yapan bir yöntem önerilmiştir. Bu yöntem bölütleme ve sınıflandırmayı etkileşimli bir şekilde eşzamanlı yapmaktadır. Önerilen yöntem sınıflandırma için sadece sonuç çevritini kullanmak yerine birden fazla çevritten elde edilen betimleyicileri karar tümleştirme ile birleştirme yolunu seçmiştir. Deneysel çalışmalarda, tek bir çevrit yerine birden fazla çevrit kullanımının tanıma başarısını artırdığı gösterilmiştir.

## Düzey kümeleri (Level Set) yöntemi

Düzey kümeleri yöntemi 1987 yılında Osher ve Sethian (1988) tarafından ortaya atılmıştır. Düzey kümeleri yöntemlerinin sıvı akışkanlar dinamiğinden sinema filmlerinde özel efektlere, grafikten görselleştirmeye, bilgisayarla görüden görüntü işlemeye kadar birçok alanda uygulanması vardır (Osher, 2003). Bir çeşit biçim değişik-

tirebilir (deformable) model olan bu yöntem topoloji koruma ve hızlı şekil değiştirme özellikleri ile iyi bir şekil modelleyicidir. Katı (Lagrangian) formülasyonlar kullanan Yılan modellerinin aksine, Düzey kümeleri modelleri sıvı (Eulerian) formülasyonlar kullanırlar. Düzey kümeleri yöntemleri açık bir  $\Omega$  bölgesini çevreleyen  $C(t)$  çevritinin  $F$  hızına bağlı hareketini modeller. Osher ve Sethian (1988) bu hareketli çevriti daha yüksek dereceli bir  $\phi(x,t)$  işlevinin sıfır değerini aldığı düzey kümeleri ile ifade etmişlerdir.

$$\begin{aligned}\phi(x,t) &= -d & x \in \Omega \\ \phi(x,t) &= +d & x \notin \Omega \\ \phi(x,t) &= 0 & x \in C(t)\end{aligned}\quad (1)$$

Burada  $d$ ,  $x$  noktasının  $C(t)$  ye uzaklığını göstermektedir. Artı (+) ve eksi (-) işaretler noktanın içeride ya da dışarıda olduğunu anlatır.

Düzey kümeleri yöntemi için hareket denklemi, hareketli çevritin  $\phi(x,t)$  işlevinin sıfır düzey kümesiyle modellenmesiyle türetilmiştir.

$$\begin{aligned}\phi(x(t),t) &= 0 \\ \phi_t + \nabla(\phi(x(t),t)) \dot{x}(t) &= 0 \\ \phi_t + \vec{F} |\nabla \phi| &= 0\end{aligned}\quad (2)$$

Burada  $\vec{F}$ , çevritin hızını temsil etmektedir. Hızın sadece çevrit normal doğrultusundaki bileşeni gerekli olduğundan Denklem 2 aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F_N |\nabla \phi| = 0 \quad (3)$$

### Hızlı yürüme (HY) yöntemi

Hızlı Yürüme yöntemi, düzey kümeleri yöntemlerinin bazı kısıtlarla hızlandırılmış bir sürümüdür. Hızlı yürüme yöntemlerinde hareketli çevrit tek yönlü hareket eder ve  $\vec{F}$  hız değerleri işaret değiştirmezler. Hızlı Yürüme algoritması, çevritin herhangi bir görüntü elemanını sadece bir

kez ziyaret etmesini garanti eder. Bu durumda, çevritin pozisyonu, çevritin  $(x, y)$  noktasından geçiş zamanı  $T(x, y)$  ile gösterilebilir. Bu geçiş zamanları çevritin yer değiştirmesi ve hızını kullanarak aşağıdaki gibi temsil edilebilir.

$$|\nabla T| F = 1 \quad (4)$$

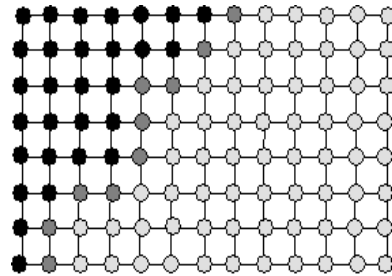
Bu eşitlik, çevritin geçiş zamanı türevinin, hızıyla ters orantılı olduğunu göstermektedir. Bu durumda çevritin istenilen bölgelerde yavaşlatılması ya da durdurulması için  $F$  hız değerleri kullanılabilir. Denklem 4 ün iki boyutlu ızgara üzerindeki çözümü (Sethian, 1996) da gösterilmiştir.

$$\begin{aligned}[\max(D_{ij}^{-x}T, 0)^2 + \min(D_{ij}^{+x}T, 0)^2 + \\ \max(D_{ij}^{-y}T, 0)^2 + \min(D_{ij}^{+y}T, 0)^2] = \frac{1}{F_{ij}^2}\end{aligned}\quad (5)$$

Burada  $D_{ij}^{-x}T = \frac{T_{i,j} - T_{i-1,j}}{\Delta x}$ ,  $D_{ij}^{+x}T = \frac{T_{i+1,j} - T_{i,j}}{\Delta x}$ ,  $D_{ij}^{-y}T = \frac{T_{i,j} - T_{i,j-1}}{\Delta y}$ ,  $D_{ij}^{+y}T = \frac{T_{i,j+1} - T_{i,j}}{\Delta y}$  ve  $F_{ij}$ ,  $(i, j)$  noktasındaki hız değeri olarak tanımlanmıştır.

### Hızlı yürüme algoritması

Hızlı yürüme algoritması, görüntüyü kartezyen bir ızgara şeklinde değerlendirir. Görüntü üzerindeki noktalar üç kısma ayrılmıştır. Çevritin üzerinden geçtiği noktalar *geçmiş* nokta (siyah), çevritin üzerinde olduğu noktalar *sıcak* nokta (gri), henüz uğranılmamış noktalar ise *uzak* nokta (beyaz) olarak tanımlanmıştır (Şekil 1).



Şekil 1. İki Boyutlu ızgara üzerinde özel noktalar

Hızlı yürüme algoritması aşağıdaki gibi özetlenebilir:

A. İlkendirme Safhası

- Çevriti ilklendirerek çevrit üzerindeki noktaları *geçmiş* nokta olarak işaretle. Zaman değerlerini sıfırla.  $T_{ij} = 0$
- Yürüme yönüne doğru çevritin komşu noktalarını *sıcak* nokta olarak işaretle.  $T_{ij} = 1 / F_{ij}$ .
- Diğer noktaları *uzak* nokta olarak işaretle.  $T_{ij} = \pm\infty$ .

B. Yürüme Safhası

- Döngüye başla: Sıcak noktalar içinde en düşük zaman değerine sahip noktayı bul ( $P$ ).
- $P$  noktasını sıcak nokta kümesinden çıkararak geçmiş nokta olarak işaretle.
- $P$  noktasının komşularını incele. Uzak noktaları sıcak nokta olarak işaretle.
- Bu komşu noktalar için yeni zaman değerlerini Denklem 5 e göre hesapla.
- Sıcak nokta kümesi boş değilse (a) ya git.

## Önerilen gradyan temelli şekil betimleyici (GTŞB)

Şekil tanıma, günümüzde bilgisayarla görü, örüntü yanıtı ve robotik sistemlerde büyük önem taşımaktadır. Karakter tanımadan parmak izi tanımaya, yüz tanımadan endüstriyel kalite kontrolüne kadar birçok uygulaması vardır (Costa ve Cesar, 2001). Bu çalışmada nesne sınırları boyunca gradyan tabanlı bir şekil betimleyici önerilerek şekil tanıma sistemi tasarlanmıştır.

Sınır tabanlı şekil tanıma sistemlerinde iki çeşit yol kullanılmaktadır. Uzamsal alanda çalışan birinci yaklaşımda şekiller birbirleriyle nokta nokta karşılaştırılarak şablon eşleme yapılır. Hausdorf uzaklığı (Huttenlocher vd., 1993) bu tür yaklaşımlar için bir örnektir. Belongie vd. (2002) ve Zhuowen ve Alan (2004) şekilleri nokta nokta eşleyen yöntemler önermiştir. İkinci tür

yaklaşımda ise nesnelere direkt karşılaştırılmak yerine öznitelik uzayına iz düşürüldükten sonra sınıflandırılırlar. Sınır tabanlı yaklaşımlarda öznitelikler, nesne sınırı boyunca yerel özellikler (şekil imzaları) kullanılarak hesaplanır. Merkez uzaklığı (centroid distance), yerel eğrilik (curvature) ve karmaşık konaçlar (complex coordinates) (Zhang ve Lu, 2003) çok kullanılan şekil imzalarından bazılarıdır. Bu şekil imza vektörlerinin ilgin dönüşümlere karşı duyarsızlığını sağlamak için Fourier ve Dalgacık (Wavelet) dönüşümleri kullanılır. Zhang ve Lu (2005) farklı şekil imzalarının şekil betimlemedeki başarılarını karşılaştırmış ve Merkez Uzaklığı imzasının en başarılı olduğunu göstermiştir.

Bu çalışmada şekil imzaları nesne sınırı boyunca gezdirilen döndürülmüş (steerable) G-süzgeçlerinin (Gökmen ve Jain, 1997) cevaplarından elde edilmiştir. Şekil imzalarından betimleyicileri oluşturmak için Ayrık Fourier Dönüşümü kullanılmıştır. Yokono ve Poggio (2004) farklı yönelimlerde ve ölçeklerde Gauss gradyan süzgeçlerinde şekil üzerinde gezdirerek tanıma işlevini gerçekleştiren bölgesel bir betimleyici tasarlamıştır. Döndürülmüş (steerable) süzgeç çekirdekleri görüntü üzerindeki özel bölgelerin (kenar, köşe, çizgi, vb.) saptanmasında kullanılmaktadır (Freeman ve Adelson, 1991) (Ballard ve Wixson, 1993), (Talleux vd., 1998), (Li ve Shawe-Taylor, 2005).

## Döndürülmüş gradyan süzgeç cevapları ile şekil imzası bulma

Süzgeçleri üzerinde gezdireceğimiz nesne sınırları Hızlı Yürüme çevritinden elde edilmiştir. Nesne sınır noktaları  $(x_i, y_i)$  saat yönünde izlenerek  $N$  uzunluklu  $\Gamma$  vektörü oluşturulur.

$$\Gamma = \{[x_i, y_i]; i = 1, 2, 3, \dots, N\} \quad (6)$$

Her sınır noktası için  $\theta$  kadar dönmüş gradyan süzgeç cevabı  $D^\theta$  aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$D^\theta(I, x_i, y_i) = (I * G^\theta)(x_i, y_i) \quad (7)$$

$G^\theta$  süzgeç çekirdeği  $G^{\theta=0}$  cinsinden bulunabilir;

$$G^\theta(x', y') = G^{\theta=0}(x, y)$$

$$[x', y']^T = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} [x, y] \quad (8)$$

Nesne sınırı boyunca  $M$  farklı açıda döndürülmüş süzgeç cevapları kullanılarak  $F(\Gamma)$  matrisi oluşturulur;

$$F(\Gamma) = \begin{bmatrix} D^{\theta_0}(x_1, y_1) & \dots & D^{\theta_{M-1}}(x_1, y_1) \\ D^{\theta_0}(x_2, y_2) & \dots & D^{\theta_{M-1}}(x_2, y_2) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ D^{\theta_0}(x_N, y_N) & \dots & D^{\theta_{M-1}}(x_N, y_N) \end{bmatrix} \quad (9)$$

Nesne  $\alpha$  kadar döndürüldüğünde  $F(\Gamma)$  matrisinin kolonları dönüşün yönüne göre sağa ya da sola doğru kayar. Dönüş açısı  $\pi/M$  in tam katı olduğunda bu özellik mükemmel kaydırma özelliği olarak adlandırılmıştır. Açının  $\pi/M$  in tam katı olmadığı durumlar için yeterli sayıda filtre kullanıldığında dönmüş nesneden oluşturulan süzgeç cevabı matrisi ile kaydırılmış süzgeç cevabı matrisi arasındaki farkın ihmal edilebilir olduğu (Çapar vd., 2009) da gösterilmiştir.

**Ayrık Fourier dönüşümü ile şekil betimleme**  
Denklem 9 da tanımlanan şekil imza matrisinden şekil betimleyicilerini bulmak için Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD) kullanılmıştır.  $f_m(n), n=1, 2, \dots, N, \theta_m$  ile döndürülmüş süzgeç cevap vektörünü göstermek üzere,  $k$ . şekil betimleyicisi  $z_m^k$  aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$z_m^k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} f_m(n) \exp\left(\frac{-j2\pi kn}{N}\right) \quad (10)$$

Bir şekil betimleyicinin ilgin dönüşümlere (affine transformation) karşı değişimsiz olması istenir. Ölçeklemeye karşı değişimsizlik betimleyici elemanları  $z_m^{k=0}$  a bölerek sağlanır. Dönmeye karşı değişimsizlik için hesaplanan Fourier katsayılarının sadece genlikleri kullanılarak faz bilgileri ihmal edilir.

$F(\Gamma)$  matrisinin kolonlarına AFD uygulandıktan sonra elde edilen öznitelik matrisi de mükemmel kaydırma özelliğini taşımaktadır (Çapar

vd., 2009). İki şeklin birbirine mesafesini belirlemek için bir uzaklık işlevi önerilmiştir.  $\alpha_m^k$  ve  $\beta_m^k$  iki öznitelik matrisi olsun, bu iki matris arasındaki uzaklık

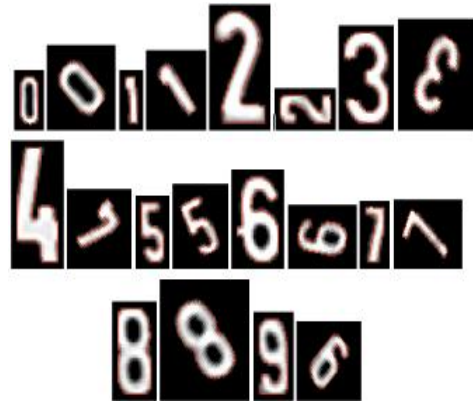
$$U(\tilde{\alpha}, \tilde{\beta}) = \min_{r \in \{0, \dots, M-1\}} \|\alpha_{(m+r) \bmod M}^k - \beta_m^k\| \quad (11)$$

şeklinde tanımlanmıştır. Bu çalışmada, Denklem 11 de tanımlanan uzaklık işlevi kullanılarak şablon eşleme yöntemi ile sınıflandırma yapılmıştır.

### GTŞB başarımlar testleri

Önerilen GTŞB yöntemi ( $\tilde{F}$ ) diğer çok bilinen sınır tabanlı şekil betimleyicilerle (Merkez uzaklığı (centroid distance), eğrilik (curvature), karmaşık konaçlar (complex coordinates)) karşılaştırılmıştır.

Yapılan ilk deneyde ITU araç plaka karakter veritabanı kullanılmıştır. Veritabanında 8321 adet gri-seviyeli plaka karakteri bulunmaktadır (Şekil 2). Karakter veritabanı üzerinde yöntemlerin tanıma başarımları farklı betimleyici boyutlarına ( $L$ ) göre Tablo 1 de karşılaştırılmıştır. GTŞB başarımları hesaplanırken değişik sayıda açıyla ( $M$ ) döndürülmüş süzgeçler kullanılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde  $M > 6$  ve  $L > 3$  için önerilen GTŞB'nin %99 un üzerinde başarıyı yakaladığı gözlenmektedir. Diğer yöntemler arasında en yüksek başarımın Karmaşık Konaçlar yönteminde  $L = 15$  için %93.66 ya ulaşabildiği gözlenmektedir.



Şekil 2. Plaka karakter veritabanından örnekler

Tablo 1. Araç Plaka Karakter veritabanı üzerindeki tanıma başarıları

Yöntem	Betimleyici Katsayı sayısı (L)					
	15	10	7	5	3	2
Merkez uzaklığı	90.2	90.1	84.5	76.1	59.9	52.9
Eğrilik	89.5	88.9	88.4	85.4	67.5	55.3
Karmaşık Konaçlar	93.6	89.3	91.5	73.2	50.4	35.9
$\tilde{F}(M=2)$	57.4	54.0	47.6	45.0	32.5	24.0
$\tilde{F}(M=3)$	82.7	81.4	76.8	73.4	59.3	42.6
$\tilde{F}(M=4)$	91.7	89.5	86.1	82.2	67.7	54.4
$\tilde{F}(M=5)$	96.1	95.6	93.6	90.3	81.8	71.4
$\tilde{F}(M=6)$	97.7	97.7	96.0	95.2	88.9	79.4
$\tilde{F}(M=8)$	99.3	99.5	99.1	98.7	95.7	88.0
$\tilde{F}(M=12)$	99.0	99.1	99.2	99.2	98.0	95.0
$\tilde{F}(M=16)$	99.2	99.4	99.3	99.1	98.0	96.0

İkinci başarımlı testi MPEG-7 Core Experiments Shape-1 Part B veritabanında gerçekleştirilmiştir. Bu veritabanında 42 nesneye ait 840 adet ikili görüntü bulunmaktadır. Tablo 1’de şekil betimleyici yöntemlerin başarıları farklı filtre sayılarına ve farklı rank değerlerine göre gösterilmiştir. GTŞB nin  $M > 4$  için başarısının diğer yöntemlere göre daha iyi olduğu açıkça görülmektedir. Aynı veritabanı üzerinde GTŞB ile içerik tabanlı görüntü geri çağırma (content based image retrieval) deneyleri yapılmıştır. Deney sonuçları Şekil’3 de görülmektedir. Soldaki ilk kolon sorgulanan şekli, diğerleri yöntemin geri çağırıldığı şekilleri göstermektedir.

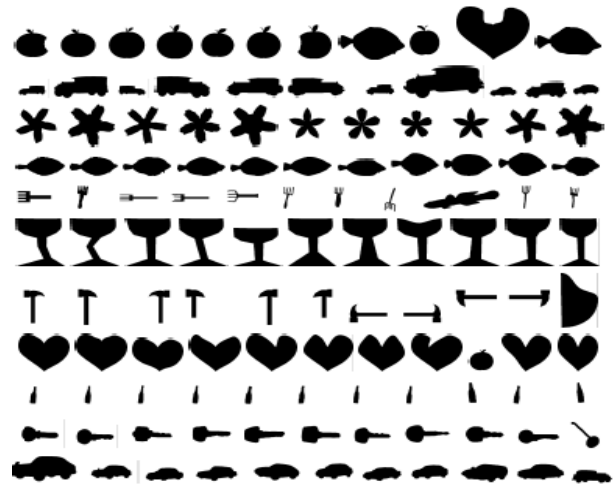
### Hızlı yürüme ve GTŞB ile eşzamanlı nesne bölütleme ve tanıma

Bu çalışmada Hızlı Yürüme yöntemi ile Gradyan Temelli Şekil Betimleyici (GTŞB) nin tümleştirilerek eşzamanlı bölütleme ve sınıflandırma yapılması önerilmiştir. Şekil bilgisinin düzey kümeleri tabanlı bölütleyicilere eklenmesi üzerine daha önce de çalışmalar yapılmıştır. Leventon ve arkadaşları (Leventon vd., 2000) eğitim kümesindeki şekillerden istatistiksel bir model çıkartarak bu modeli düzey kümeleri çevritinin hareketlerini kontrol eden kısıtlardan biri olarak kullanmışlardır. Cremers ve diğerleri yaptıkları iki çalışmada (2002, 2003) doğrusal

olmayan istatistikleri Mumford–Shah temelli bölütleyicilerle (Mumford ve Shah, 1989) tümleştirilmişlerdir. Önerilen yöntem insan eli ve araç plaka karakterleri üzerinde denenmiş ve belirli şekildeki nesnelerin sınırları bulunmaya çalışılmıştır. Rousson and Paragios (2002) ise iki aşamalı bir bölütleme yöntemi önermişlerdir: İlk aşamada düzey kümeleri uzayına iz düşürülen örneklerden şekil modeli çıkartılmış. İkinci aşamada hareketli çevrit, bu modeli de kullanarak nesne sınırlarına yapışmak üzere hareket ettirilmiştir.

Tablo 2. MPEG şekil veritabanı üzerindeki tanıma başarıları

Yöntem	Rank				
	1	2	5	8	10
Merkez uzaklığı	83.8	87.6	93.3	94.5	95.4
Eğrilik	67.8	72.3	79.7	84.0	87.8
Karmaşık Konaçlar	84.5	89.3	93.3	96.2	96.6
$\tilde{F}(M=2, L=10)$	77.8	82.8	87.3	90.7	92.4
$\tilde{F}(M=4, L=10)$	88.1	93.5	95.9	96.4	97.1
$\tilde{F}(M=6, L=10)$	89.3	93.1	97.6	98.3	98.3
$\tilde{F}(M=8, L=10)$	89.7	93.8	96.9	98.1	98.3
$\tilde{F}(M=10, L=10)$	89.0	95.0	98.1	98.3	98.3
$\tilde{F}(M=12, L=10)$	90.0	94.3	97.8	98.3	98.6
$\tilde{F}(M=14, L=10)$	88.8	93.3	97.4	97.8	98.3
$\tilde{F}(M=16, L=10)$	89.3	94.3	98.3	98.3	98.3



Şekil 3. GTŞB ile Görüntü Geri Çağırma örnekleri

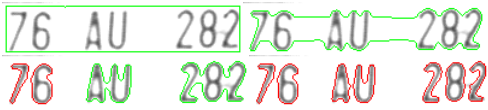


Yukarıdaki anlatılan çalışmalarda aktif çevrit sürekli önceden tanımlanmış nesne şekillerini almak üzere zorlanmaktadır. Bahsi geçen çalışmalarda herhangi bir nesne tanıma amacı güdülmemiştir. Önerdiğimiz çalışmada ise tam aksine, düzey kümeleri çevritlerinin nesnelere bölütlerken aynı zamanda tanıma yapması amaçlanmış ve bu yüzden çevrit yapısal olarak zorlanmamıştır. Bir diğer önemli fark ise, diğer çalışmalar tek şekil sınıfı için çalışabilirken, önerilen çalışma birden fazla sınıf bölütleme ve tanıma yapabilmektedir.

Önerilen sistem “kaba nesne ayrıştırma” ve “ince şekil sınırı saptama ve sınıflandırma” aşamalarından oluşmaktadır.

### Kaba nesne ayrıştırma

Bu aşamada amaç nesnelere bir başına bırakarak ayrıştırmaktır. Hızlı yürüme yöntemi tüm nesnelere içine alacak büyüklükte bir çevritle ilklendirilir. Hızlı yürüme çevriti nesnelere doğru büzülür. Hızlı yürüme yönteminin yapısı gereği çevritin parçalanma ve birleşme özelliği bulunmaktadır. Hareketli çevrit nesnelere doğru yaklaştıkça parçalanıp tek-tek nesnelere kapsamaktadır. Parçalanmış çevrit parçalarının boyutları incelenerek tek bir nesneyi kapsayıp kapsamadığı anlaşılabilir. Şekil 4 de kırmızı renkle gösterildiği gibi çevrit parçaları tek nesne kapsar hale geldiklerinde durdurularak ikinci aşamaya geçilir.



Şekil 4. Kaba nesne ayrıştırma aşamaları

### İnce nesne sınırı bulma ve sınıflandırma

İlk aşamada kabaca bulunan nesne sınırları ikinci aşamaya aktarılır. Bu aşamada amaç hareketli çevriti gerçek nesne sınırlarına en yakın yerde durdurup aynı zamanda sınıflandırmaktır. Çevriti gerçek nesne sınırlarında durdurabilmek oldukça zor bir problemdir. Bunun sebebi hızlı yürüme yönteminde çevriti durdurabilecek sıfır hız değerlerine ulaşamaması ve nesne sınırı boyunca gradyan değerlerinin homojen olma-

masıdır. Bu problemleri çözebilmek için yeni bir hız işlevi ve yerel bir çevrit durdurma algoritması tasarlanmıştır.

### Yeni hız işlevi

HY için kullanılan hız işlevi görüntü üzerinde yerel gradyan değerlerine bağlıdır. Nesne sınırlarına yaklaştıkça gradyan değerleri yükselirken hız değerleri azalmaktadır. Ancak, yüksek gradyan bilgisi o bölgenin nesne sınırı olduğuna karar vermek için tek başına yeterli değildir. Nesne sınırının taşınması gereken bir diğer özelliği de ikinci türevinin (Laplacian) çok küçük olmasıdır. Bu bilgiler ışığında yeni hız işlevi aşağıdaki gibi tanımlanmıştır.

$$F = \begin{cases} \frac{\beta |\nabla^2 G_\sigma * I|}{1 + \alpha |\nabla G_\sigma * I|} & |\nabla G_\sigma * I| > T \\ \beta \frac{1}{1 + \alpha |\nabla G_\sigma * I|} & |\nabla G_\sigma * I| \leq T \end{cases} \quad (12)$$

Burada  $\nabla$  ve  $\nabla^2$  sırasıyla gradyan ve Laplacian operatörlerini göstermektedir.  $T$  gradyan eşikini belirten bir sabit olarak seçilmiştir.

### Yerel çevrit durdurma

Hızlı Yürüme (HY) çevrit noktalarını nesne sınırları yakınında aynı anda durdurmak oldukça zordur. Bu çalışmada çevriti tümünden durdurmak yerine gerçek sınır noktalarına yakın olanları kısmen durduran bir algoritma önerilmiştir.

Algoritmada, Hızlı Yürüme yönteminde tanımlı olan “sıcak” noktalar tek tek incelenerek durdurulup durdurulmayacağına karar verilir. Durdurulmasına karar verilen sıcak noktalara “durağan sıcak nokta” (Şekil 5 deki gri noktalar) adı verilmiştir. Bir noktanın durdurulması için gerçek nesne ayrıtlarına (edge) yakın olup olmadığı araştırılır. Bir gerçek nesne ayrıtı iki temel özellik taşır: büyük gradyan genliği ve gradyanının ayrıt normali doğrultusunda yerel maksimum olması (Canny, 1986). Paralel şekilde bir sıcak noktanın sabitlenmesi için yeterli büyüklükte gradyan genliğine sahip olması ve bu gradyanın çevritin normali doğrultusunda yerel maksimum olması şartları aranır. Noktanın durdurulması için bir de düzlük (smoothness) durumu tanım-



lanmıştır. Şekil 5’de bir obje için yerel çevrit durdurma aşamaları gösterilmiştir. Siyah noktalar sıcak noktaları, gri noktalar ise durağan sıcak noktaları göstermektedir.



Şekil 5. Yerel çevrit durdurma aşamaları

### HY-GTŞB entegrasyonu

Bu çalışmanın amacı Hızlı Yürüme tekniği ile hareket eden çevriti nesne sınırlarında durdururken aynı zamanda nesneyi sınıflandırmaktır. Çevrit durdurma kısmında bahsedildiği gibi “sıcak” noktalar  $x^s(k)$ ,  $k=1, \dots, N$ , “hareketli sıcak” noktalar  $x_h^s(k)$  ve “durağan sıcak” noktalar  $x_d^s(k)$  olmak üzere iki kısımda işlenmiştir.

$$x^s(k) = x_h^s(k) \cup x_d^s(k) \quad (13)$$

GTŞB kısmında anlatılan süzgeç cevapları “sıcak” noktalar üzerinde doğrusal işlemlerle hesaplandığı için aşağıdaki eşitlikten bahsedilebilir.

$$f^s(k) = f_h^s(k) \cup f_d^s(k) \quad (14)$$

Bu bilgiyi kullanarak Denklem 10 tekrar düzenlenebilir.

$$z^k(k) = z_d^k(k) \cup z_h^k(k) \quad (15)$$

$$z^k = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{n=0}^{D-1} f_d(n) \exp\left(\frac{-j2\pi kn}{N}\right) \right\} + \left\{ \sum_{n=D}^{N-1} f_h(n) \exp\left(\frac{-j2\pi kn}{N}\right) \right\}$$

$D$  “durağan sıcak nokta” sayısını göstermektedir. Denklem 15 deki yaklaşım şekil betimleyici hesaplama karmaşıklığını önemli ölçüde azaltmaktadır. Durağan noktalar artık değişmediğinden, bu noktalar üzerinde bulunan betimleyicilerin

$(z_d^k(k))$  tekrar hesaplanmasına gerek yoktur.

HY-GTŞB entegrasyonunda dikkat edilecek bir diğer nokta şekil betimleme başlanma zamanıdır. Şekil betimlemeyi başlatmak için durağan sıcak nokta sayısının hareketli sıcak nokta sayısından daha büyük olması önerilmektedir.

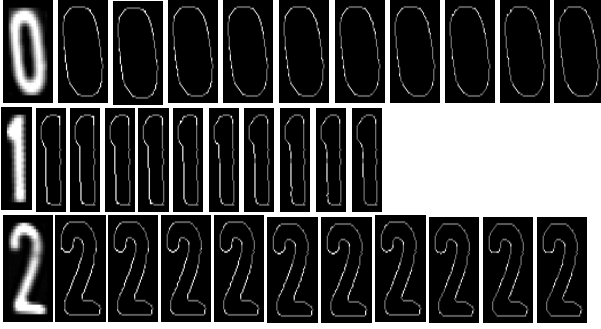
### Karar tümleştirme

Geleneksel şekil tanıma yöntemlerinde yapılan hatalar çoğunlukla bölütleme hatalarından kaynaklanmaktadır. Sınır tabanlı betimleyiciler, bölütlemeye karşı daha da duyarlıdır. Bu çalışmada bölütleme hatalarının tanımaya etkisinin azaltılması için şekil betimlemenin tek bir çevrit üzerinden değil de birden fazla kere yapılması ve bu farklı betimleme sonuçlarının tümleştirilerek sınıflandırmanın gerçekleştirilmesi önerilmiştir. Betimleme yapılacak örneklerin çoğaltılması yaklaşımı, test başarısını artırdığı gibi, eğitim kümesinin zenginleştirilmesinde de kullanılabilir.

Hızlı Yürüme çevriti üzerinde yerel durdurma algoritması yürütülürken daha önce anlatılan şartlar oluştuğunda şekil betimleme başlatılır. Çevrit tümüyle durdurulana kadar  $M$  adet örnek sınır kapalı eğrisi üzerinden  $M$  adet şekil betimleme vektörü  $[\tilde{z}_1, \tilde{z}_1, \dots, \tilde{z}_M]$ ,  $M$  adet sınıf etiketi  $[e_1, e_1, \dots, e_M]$  ve  $M$  adet sınıflandırma güvenilirlik değeri  $[g_1, g_1, \dots, g_M]$  elde edilir. Bu  $M$  adet bilgiye,  $M$  farklı karar kaynağı olarak davranılması önerilmektedir. Karar tümleştirme için çoğunluk oyu (majority voting) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde  $M$  farklı sınıf etiketinin  $e_k$  histogramı çıkartılıp en fazla tekrarlanan etiket, sınıflandırma sonucu olarak atanır. Bir sonraki kısımda, önerilen tümleştirme yaklaşımının sınıflandırma başarısı üzerindeki etkileri gösterilmektedir.

### Başarım testleri

Önerilen yaklaşımın başarısı araç plaka karakter veritabanı üzerinde incelenmiştir. Veri kümesindeki karakterler için HY çalıştırılmış ve her karakter için 10 adet örnek çevrit saklanmıştır (Şekil 7).



Şekil 6. Örnek karakter görüntüleri ve seçilmiş çevritler

Yapılan ilk deneyde geleneksel şekil tanıma yöntemlerinde olduğu gibi her örüntü için tek bir örnek çevrit kullanılarak başarımlar testleri yapılmıştır. Başarımlar seçilen çevrit indisine göre Tablo 3 de listelenmiştir. Tablo 3 incelendiğinde  $i$  ve  $j$  eğitim ve test kümesi için seçilen çevrit sırasını göstermek üzere  $|i - j|$  küçüldükçe tanıma başarısının arttığı gözlenmektedir. Tabloda elde edilen bir bilgi de indis büyüdükçe yine başarımın arttığıdır. Bunun sebebi büyük indisli çevritlerin gerçek nesne sınırlarına daha yakın oluşlarıdır.

Tablo 3. Eğitim ve test için tek çevrit örneği kullanıldığı durumda tanıma başarımları

Eğitim indisi	Test indisi				
	10	8	6	4	2
10	<b>96.82</b>	95.96	94.08	88.38	85.92
8	96.7	<b>96.22</b>	94.95	90	85.94
6	96.42	96.14	95.78	93.15	89.21
4	96.29	96.11	<b>95.89</b>	<b>95.94</b>	94.16
2	96.39	95.96	95.02	94.64	<b>95.94</b>

Elimizde eğitim ve test kümesindeki her nesne için 10 adet çevrit örneği bulunmaktadır. Bundan sonraki deneylerde bu çevritlerden gelen bilgileri tümleştirme yoluna gidilecektir.

İkinci deneyde eğitim kümesi çevrit örneklerinden tümü kullanılarak zenginleştirilmiş ve test kümesindeki her çevrit için tanıma başarımları ölçülmüştür. Ölçüm sonuçları Tablo 4’de gösterilmektedir.

Tablo 4. Zenginleştirilmiş eğitim kümesiyle tanıma başarımları

Eğitim için Hepsini kullan	Test indisi				
	10	8	6	4	2
	97.08	96.7	96.62	96.75	96.47

Tablo 5. Zenginleştirilmiş test kümesiyle tanıma başarımları

Test için Hepsini kullan	Eğitim indisi				
	10	8	6	4	2
	98.75	98.68	98.5	98.65	98.63

Üçüncü deneyde test kümesi zenginleştirilerek başarımlar testleri yapılmıştır. Bir test örüntüsü için ölçüm yapılırken, çevrit örnekleri için tek tek sınıflandırma yapılarak, herhangi bir çevrit için sınıflandırma etiketi doğru olduğu durumda o örüntü için tanımanın başarılı olduğu kabul edilmiştir. Başarı oranları Tablo 5 de listelenmiştir.

Dördüncü deneyde, önerilen sistemin gerçek dünyada kullanılacağı tarzda ölçümler yapılmıştır. Eğitim kümesindeki tüm çevrit örnekleri kullanılmış, test kümesinde ise çevritler farklı karar kaynakları olarak değerlendirilerek karar tümleştirme gerçekleştirilmiştir. Sınıflandırma başarı oranları farklı sayıda seçilmiş çevritlere göre hesaplanarak Tablo 6’ da gösterilmiştir. Değerlerden de anlaşılacağı gibi kullanılan çevrit sayısı arttıkça başarı da artmaktadır.

Tablo 6. Karar tümleştirme başarımları

Karar	Örnek çevrit sayısı (eğitim/test için)				
	10	8	6	4	2
Tümleştirme	97.56	97.28	96.98	96.77	96.8

Yapılan dört deney de incelendiğinde, geleneksel sınıflandırma yaklaşımlarının tersine her nesne için birden fazla bölütleme sonucu kullanarak karar tümleştirmenin daha yüksek tanıma başarımları elde ettiği açıkça görülmektedir. Tab-

lo 3 de her nesne için tek bölütleme örneği kullanıldığı durumda en yüksek %96,82 başarı oranı elde edilirken, karar tümleştirme ile bu oran %97,56 lara çıkartılmıştır (Tablo 6). Karar tümleştirme yöntemi olarak en basitlerinden birisi olan çoğunluk oyu yöntemi kullanılmıştır. Daha karmaşık tümleştirme yöntemleriyle başarı oranı daha da artırılabilir.

## Sonuçlar

Şekil tanıma yöntemlerinin performansını etkileyen en önemli unsurlardan birisi de bölütleme başarısıdır. Sınır tabanlı yöntemlerde bu etki katlanarak artmaktadır. Bu çalışmada, görüntü gradyan bilgilerine dayalı eşzamanlı bir şekil bölütleme / betimleme yaklaşımı ile bölütleme hatalarına karşı daha duyarsız bir sınıflandırma sistemi önerilmiştir. Nesne bölütleme için Hızlı Yürüme (HY) yöntemi kullanılmıştır. HY çevritini gerçek nesne sınırlarında durdurabilmek için görüntü birinci ve ikinci türevlerine dayalı yeni bir hız işlevi ve yerel çalışan bir çevrit durdurma algoritması tanımlanmıştır. Şekil betimleme, diğer geleneksel yöntemler gibi bir kerede yapılmak yerine çevrit nesne sınırlarına yaklaşırken yürütülen bir süreç halinde işleme alınmıştır. Çevrit nesne sınırlarına yaklaşırken birçok kez örneklenerek her örnek için şekil betimleme yapılmış ve süreç sonunda bu sonuçlar karar tümleştirme ile birleştirilerek nihai sınıflandırma sonucu elde edilmiştir. Deneysel sonuçlar, önerilen bu yeni yaklaşımın, bir seferde betimleme yapmaya göre daha başarılı olduğunu göstermektedir. Bu yeni yaklaşım diğer hareketli çevrit tabanlı bölütleyiciler için de kullanılabilir. Çalışmanın bir diğer katkısı da sınır tabanlı bir yöntem olan Gradyan Temelli Şekil Betimleyici (GTŞB) (Çapar vd., 2009) dir. Bu yöntem nesne sınırı boyunca gezdirdiği döndürülmüş gradyan süzgeçlerinin cevaplarını şekil imzası olarak değerlendirir. Bu imzalardan Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD) ile şekil betimleyici vektörler elde edilir. GTŞB hem iki seviyeli hem de gri seviyeli görüntüler üzerinde çalışabilir. Sadece sınır koordinat değerlerini değil, sınır çevresindeki görüntüsel bilgileri de kullandığı için bölütleme hatalarına karşı daha az duyarlıdır. GTŞB nin şekil sınıflandırma başarısı diğer çok bilinen betimleyicilerle (Merkez uzaklığı (cen-

troid distance), eğrilik (curvature), karmaşık koordinatlar (complex coordinates)), araç plaka karakter veritabanı ve MPEG 4 şekil veritabanı üzerinde karşılaştırılmış ve GTŞB nin iki veri tabanı için de daha başarılı olduğu gösterilmiştir.

## Kaynaklar

- Balard, D.H., Wixson, L.E., (1993). Object recognition using steerable filters at multiple scales, *Proceedings of IEEE Workshop on Qualitative Vision*, 2-10.
- Belongie, S., Malik, J., Puzicha, J.,(2002). Shape matching and object recognition using shape contexts, *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, **24**, 24, 509-522.
- Canny, J.F., (1986). A computational approach to edge detection, *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, **8**, 6, 112-131.
- Costa, L. F., and Cesar, Jr. R. M., (2001). *Shape Analysis And Classification: Theory And Practice*, CRC Press, New York.
- Cremers, D., Tischhauser, F., Weickert, J., ve Schnörr, C., (2002): Diffusion Snakes: Introducing Statistical Shape Knowledge into the Mumford-Shah Functional, *International Journal of Computer Vision*, **50**, 3, 295-313.
- Cremers, D., Kohlberger, T., ve Schnörr, C., (2003). Shape Statistics in Kernel Space for Variational Image Segmentation, *Pattern Recognition In Kernel and Subspace Methods for Computer Vision*, **36**, 9, 1926-1943.
- Çapar, A., Kurt, B., ve Gökmen, M., (2009). Gradient-based Shape Descriptors, *Machine Vision ve Applications*, **20**, 6, 365-378.
- Gökmen, M., Jain, A.K., (1997).  $\lambda\tau$ -Space representation of images and generalized edge detection, *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, **19**, 6, 545-563.
- Freeman, W.T., Adelson, E.H., (1991). The Design and Use of Steerable Filters, *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, **13**, 9, 891-906.
- Huttenlocher, D.P., Klanderman, G.A., Rucklidge, W.A., (1993). Comparing images using the hausdorff distance, *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, **15**, 9, 850-863.
- Kass, M., Witkin, A., Terzopoulos, D., (1987). Snakes: Active contour models, *International Journal of Computer Vision*, **1**, 4, 321-331
- Kim, K.I., Jung, K.C., Park, S.H., ve Kim, H.J., (2002). Support vector machines for texture clas-

- sification, *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, **24**, 11, 1542-1550.
- Kulkarni, S., Chatterji, B.N., (2002). Accurate shape modelling with front propagation using adaptive level sets, *Pattern Recognition Letters*, **23**, 13, 1559-1568.
- Leventon, M., Grimson, W., ve Faugeras, O., (2000). Statistical Shape Influence in Geodesic Active Contours, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 316-323.
- Li, S., Shawe-Taylor, J.,(2005). Comparison and fusion of multiresolution features for texture classification, *Pattern Recognition Letters*, **26**, 5, 633-638.
- Mumford, D., ve Shah, J., (1989). Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems, *Communications on Pure and Applied Mathematics*, **42**, 5, 575-685.
- Osher, S., ve Sethian, J.A., (1988). Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on the Hamilton-Jacobi formulation, *Journal of Computational Physics*, **79**, 1, 12-49.
- Osher, S., (2003). Level Set Methods, *Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision and Graphics*, Springer-Verlag, New York.
- Paragios, N., ve Rousson, M., (2002). Shape Priors for Level Set Representations, *Lecture Notes In Computer Science*, **2351**, 78-92.
- Sethian, J.A., (1996). A Fast Marching level set method for monotonically advancing fronts, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **93**, 4, 1591-1595.
- Talleux, S., Tavsanoğlu, V., Tufan, E., (1998). Handwritten character recognition using steerable filters and neural networks, *Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, 341-344.
- Terzopoulos, D., (2003). Deformable Models: Classic, Topology-Adaptive ve Generalized Formulations, *Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision ve Graphics*, Springer-Verlag, New York.
- Yokono, J., Poggio, T., (2004). Oriented filters for object recognition: An empirical study, *Proceedings of 6th IEEE International Conference of Automatic Face Gesture Recognition*, 755-760.
- Zhang, D., ve Lu, G., (2003). A comparative study of curvature scale space and Fourier descriptors for shape-based image retrieval, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **14**, 1, pp. 39-57.
- Zhang, D., ve Lu, G., (2005). Study ve evaluation of different Fourier methods for image retrieval, *Image ve Vision Computing*, **23**, 1, 33-49.
- Zhuowen, T., Alan, Y., (2004). Shape Matching and Recognition Using Generative Models and Informative Features, *Lecture Notes in Computer Science*, **3023**, 195-209.