

# Doğal İmgelerde Çizge Tabanlı Gösterimle Karakter Bölütlenmesi

## Character Segmentation on Natural Images with Graph-Based Representation

Ali Köksal  
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü  
İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü  
İzmir, Türkiye  
alokksal@iyte.edu.tr

Zerrin Işık  
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü  
Dokuz Eylül Üniversitesi  
İzmir, Türkiye  
zerrin@cs.deu.edu.tr

**Özetçe** —Şekil tabanlı betimleyiciler gibi bilgisayarlı göri yaklaşimleri imgelerdeki objelerin silüetleri kullanırlar. Bu çalışmada objeleri, özellikle de doğal imgelerden elde edilmiş karakterleri şekil tabanlı betimleyiciler ile tanımlayabilmek için, imgeleri bölütleyerek karakterlerin silüetlerini elde etmek için bir yöntem önerilmektedir. Bu yöntem çizge tabanlı bir gösterime sahip olup, bir ikili bölütleme yöntemidir. İmgedeki bölütlerin baskın yoğunluk değeri ve bu bölütleri ayırmak için gerekli olan yoğunluk kesme eşik değeri dinamik olarak hesaplanmıştır. Bu sayede baskın yoğunluk değeri, arka plan baskın yoğunluk değerine yakın olan karakterlerin dahi silüetleri bulunabilmiştir. Ayrıca önerilen çizge tabanlı yöntemin performansı global eşikleme yöntemiyle karşılaştırılmış, önerilen yöntemin başarımının global eşiklemeden daha iyi olduğu gözlemlenmiştir.

**Anahtar Kelimeler**—Çizge Tabanlı Bölütleme, Karakter Bölütleme, İkili İmge Bölütleme, Obj Silüetinin Tespiti

**Abstract**—Computer vision approaches like shape based descriptors use silhouettes of objects in images. In this paper, a method to extract silhouettes of objects by segmenting images is proposed in order to describe them, especially characters that are obtained from natural images by using shape based descriptors. This method is binary segmentation approach that has a graph-based representation. Dominant intensity values of segments of an image and cut off intensity value to separate those segments are computed dynamically. Thus, characters that have similar dominant intensity value to the background can be segmented as well. Moreover, the performance of the proposed graph based method is compared with the performance of the global thresholding and it is observed that the success of the proposed method is better than the global thresholding.

**Keywords**—Graph-based Segmentation, Character Segmentation, Binary Image Segmentation, Object Silhouette Detection

### I. GİRİŞ

İkili görüntü bölütleme, bilgisayarlı görünün çokca çalışılmış alt alanlarında biri olup imgelerin içeriğinin anlaşılmasında önemli bir etkiye sahiptir. Esas amacı, imgelerin daha anlamlı bölümlerini diğerlerinden ayırmaktır; yani ikili görüntü

bölütleme, bilgisayarlı göri uygulamalarının arka plan yerine imgedeki önemli görsel içeriğe odaklanmasını sağlamaktadır.

Literatürde objeleri tanımak ve sınıflandırmak gibi amaçlar için kullanılabilir pek çok şekil tabanlı betimleyici yöntem [3], [10] önerilmiştir; bu yöntemler imgeleri betimlerken, imgedeki objenin silüetini kullanırlar. Bir diğer deyişle şekil tabanlı betimleyicileri kullanarak obje sınıflandırmak ve tanımak için objelerin silüetleri gerekmektedir. Betimleyiciler imgeyi tanımlarken direkt olarak objelerin silüetlerini kullandıkları için bölütleme işleminin başarımı, betimleyicilerin genel başarımında önemli etkiye sahiptir.

Bu çalışmada, Chars74k [6] veri kümesinin doğal imgeler alt kümesindeki imgelerden elde edilen karakterlere odaklanarak, bu karakterlerin silüetlerini çıkarmak için çizge tabanlı bir yöntem önerilmiştir. Veri kümesindeki imgeleri inceledikten sonra ikili bölütlemenin yeterli olduğu görülmüştür, çünkü bu imgeler genellikle karaktere ait piksel grupları ve arka plana ait piksel gruplarından oluşmaktadır. Önerilen bu yöntem odak noktasıyla bağlantılı olarak Chars74k veri kümesinin doğal imgeler alt kümesinden elde edilmiş karakterlerin bölütlenme işleminde sınanmıştır. Bu deneyde, önerilen yöntemin yanı sıra literatürde iyi bilinen bölütleme yöntemlerinden biri olan global eşikleme de aynı imgeler ile aynı şartlar altında denenmiş ve bu iki yöntemin başarımı kıyaslanmıştır.

### II. İLGİLİ LİTERATÜR

İmge bölütleme, imgeleri bölütlerine ayırma süreci olup imgelerin işlenmesi ve analizini kolaylaştıran bir işlemdir. Literatürde, bu alanda bölge büyütme, eşikleme, kümeleme gibi çok sayıda yaklaşım önerilmiştir [5], [11].

Bölge büyütmede [4], [8], bölütleme kaynak (seed) piksellerden başlayarak benzer piksellerin bu gruba eklenmesiyle gerçekleşir. Benzerlik kriteri yoğunluk değeri olabileceği gibi durma kriterine göre de belirlenebilir. Bölütleme tüm pikseller bir bölgeye ait olana kadar devam eder. Bu yöntem, bölütlerin bağlantılı olmasını garanti etmesine rağmen gürültülü imgelerde çok bölüt bulmasından dolayı yavaş çalışan bir yaklaşımdır. Eşikleme [2], belirlenmiş bir eşik değerinden küçük yoğunluk değerine sahip pikselleri bir bölüt olarak,

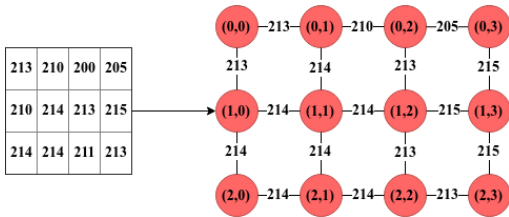
değerlerini de ikinci bölüt olarak belirler. Eşik değerine göre global ve lokal olmak üzere iki yöntem kullanılabilir. Global eşikleme de aynı eşik değeri imgenin tamamına uygulanırken, lokal eşikleme de ise birkaç farklı eşik değeri imgedeki farklı bölümlere uygulanarak bölütleme yapılır. Eşikleme basit ve güçlü bir bölütleme yöntemi olmasına rağmen imgedeki gürültüden çok etkilenir. Denetlenmeyen öğrenme yöntemlerinden biri olan kümüleme [7], imgenin piksellerini k-ortalama (k-means) algoritması kullanarak k gruba ayırır. Kümelemenin başarısı benzerlik ölçümünde kullanılan metriğe bağlıdır. Bu metrik piksellerin yoğunluk değerlerinin farkı ya da piksellerin mekansal (spatial) uzaklıkları olabilir. İmge bölütleme için önerilmiş yöntemlerden bir diğeri olan düzgelemiş kesiler (normalized cuts) [9] algoritması, bu çalışmada önerilen yöntem gibi çizge tabanlı olup, çizge bölütleme yapılarak imgenin bölütlenmesi de sağlanmıştır. İmgenin çizge ile temsilinde; önerilen yöntemdeki gibi çizgenin köşeleri pikselleri, kenarları ise piksellerin komşuluğunu gösterir. Ancak önerilen yöntemden farklı olarak kenarların ağırlıkları piksellerin benzerliği, uzaklığı, gri ölçekte yoğunluk değeri, desenleri gibi değerler kullanılarak hesaplanır.

### III. YÖNTEM

Karakterlerin silüetlerini çıkarmak için önerdiğimiz çizge tabanlı ikili bölütleme yöntemi üç ana adımdan oluşmaktadır. Bunlar imgenin piksellerinin çizge ile temsil edilmesi, dinamik olarak piksel yoğunluğu kesme eşiğinin seçilmesi ve Kruskal algoritması [1] kullanılarak en küçük kapsayan iki tane ağaç (minimum spanning tree) yapısının tespitidir.

#### A. Çizge Yapısının Oluşturulması

İlk adım, imgelerin standart dört bağlantılı yönsüz çizgelerle temsil edilmesidir. Çizgelerin oluşturulması sırasında, her bir piksel bir düğüme karşılık gelir, kenarlar ise komşu pikseller arasında çizgenin düğümlerini dört yönde birbirine bağlayacak şekilde yaratılır. Her bir kenar, kenara bağlı olan iki pikselin yani düğümün maksimum yoğunluk değeri ile ağırlıklandırılır. Şekil 1,  $3 \times 4$  boyutlarında küçük bir imgenin çizge ile temsil edilmesini göstermektedir. Bu şekilde, düğümler ve kenarlar gösterilmiş olup kırmızı noktalar düğümleri temsil etmektedir. Düğümlerin üzerinde piksel koordinatları, kenarların üzerinde ise kenar ağırlıkları belirtilmiştir. Örneğin,  $(0,0)$  düğümü ile  $(0,1)$  düğümünü bağlayan kenarın ağırlığı 213 olarak belirlenmiştir; çünkü 213,  $(0,0)$  pikseli ile  $(0,1)$  pikselinin yoğunluk değerlerinden büyük olanıdır.



Şekil 1: İmgenin çizgeye dönüştürülmesi.

#### B. Dinamik Yoğunluk Kesme Eşiği Seçimi

İkili bölütleme için, gri ölçekli imgelerin yoğunluk aralığının orta noktası olan 128 değeri kesme yoğunluğu olarak

kullanılabilir. Ancak Chars74k veri kümesinin doğal imge alt kümesinde, arka plan rengi ile yakın renge sahip karakterlerin olduğu örnekler de vardır. Bu örnekleri işleyebilmek için, yoğunluk kesme eşiği her imge için dinamik olarak belirlenmelidir. Bu nedenle, önerilen yaklaşımın ikinci aşaması olan dinamik yoğunluk kesme eşiği seçme algoritması tasarlanmıştır. Bu algoritmaya göre, her bir imge için 32 hücrelik bir histogram oluşturulur. Sonra bu hücrelerin tepe noktalarının birleştirilmesi ile bir eğri elde edilir. Bu eğrideki tepelikleri elemek için, eğri Gauss çekirdeği ile pürüzsüzleştirilir. Bu işlemden sonra elde edilen eğrinin tepe noktaları bulunur. Sadece iki tepe noktası belirlendiyse, yoğunluk kesme eşiği tepe noktalarının ortalaması olarak seçilir. Eğer ikiden fazla tepe noktası belirlendiyse, en yüksek iki tepe noktasının ortalaması eşik değeri olarak seçilir. Eğri üzerinde sadece bir tane tepe noktası belirlendiyse, eşik değeri seçme işlemi histogram hücre sayısı iki ile çarpılarak baştan başlatılır. Tekrarlayan bu süreç hücre sayısı 256'yı aşana kadar devam eder, yani en fazla 4 kez tekrarlanır. Eğer bir imge için en az iki tane tepe noktası 256 hücrelik histogramla dahi belirlenemediyse, bu imge istisna olarak kabul edilir. Bu veri kümesinde 26 istisnai imge vardır ve bunlar için kesme yoğunluğu 128 olarak seçilmiştir. Algoritma 1'de, dinamik yoğunluk kesme eşiği seçimi süreci sözdekod (pseudocode) ile özetlenmiştir.

#### Algoritma 1 Dinamik Yoğunluk Kesme Eşiği Seçimi

```

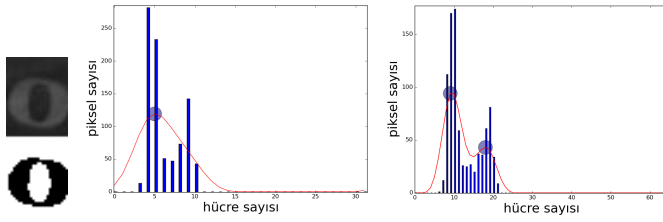
1: Prosedür KESME_SEÇİMİ(imge)
2:   s_hücre ← 32
3:   histogram ← histogram_çiz(imge, s_hücre)
4:   Eğer s_hücre > 256 ise
5:     döndür 128
6:   histogram ← pürüzsüzleştir(histogram)
7:   tepe ← tepe_bul(histogram)
8:   Eğer s_tepe < 2 ise
9:     s_hücre ← s_hücre * 2
10:    3'e git
11:  yoksa
12:    tepe1, tepe2 ← sırala_azalan(tepe)
13:  döndür (tepe1+tepe2)*0.5

```

Şekil 2 örnek bir karakter için dinamik yoğunluk kesme eşiği seçimi sürecini göstermektedir. Bu örnekte, önce 32 hücrelik bir histogram üretilir ancak bu histogramdan elde edilen eğride yalnızca bir tane tepe noktası belirlenebilmiştir. Bu nedenle, yoğunluk kesme eşiği seçme işlemi 64 hücrelik histogram ile tekrar başlamıştır. Bu histogramdan elde edilen eğri üzerinde iki tane tepe noktası bulunmuştur. Dolayısıyla kesme eşiği bu tepe noktalarının ortalaması olarak seçilmiş ve tekrarlanan süreç burada sonlandırılmıştır. Tepe noktalarının birisi dokuzuncu histogram hücresinde diğeri ise onsekizinci hücrededir ve bunların ortalaması 13,5 olarak hesaplanır. 64 ölçeğinde 13,5 olan nokta, 256 ölçeğinde 54'e denk geldiği için bu imgenin yoğunluk kesme eşiği olarak 54 seçilir. Eşik değeri belirlendikten sonra önerilen yöntemin uygulanmasıyla elde edilmiş bölütleme sonucu solda aşağıda gösterilmiştir.

#### C. En Küçük Kapsayan Ağaç Yapımı

Önerilen yaklaşımın son aşamasında, Kruskal algoritması uygulanarak iki tane en küçük kapsayan ağaç oluşturulur. Bu çalışmada, Ahuja ve ark. [1] tarafından önerilen Kruskal



Şekil 2: Örnek bir imge için dinamik yoğunluk kesme eşiği seçme süreci. Solda yukarıda gösterilen imge için süreç iki kez yinelenerek iki histogram çizilmiştir. İlk histogramın hücre sayısı 32 olup yalnızca bir tane tepe noktası vardır. Bu sebeple 64 hücreye sahip ikinci histogram çizilmiştir. Bu histogramda ise iki tepe noktası bulunduğu için süreç burada durmuştur.

algoritması küçük bir modifikasyon yapılarak uygulanmıştır. Bu algoritmanın sözkodu Algoritma 2'de açıklanmış ve eklenen modifikasyon eğik yazı ile belirtilmiştir. Bu algoritmaya göre, çizgenin kenarları ağırlıklarına göre küçükten büyüğe sıralanır. Ardından kenarlar birer birer en küçük kapsayan ağaca eklenir. Bu ekleme sürecinde, çizgede dönüşe (cycle) sebep olan kenarlar ağaca eklenmez. Eklenecek olan kenarın ağırlığı, bir önceki aşamada seçilmiş olan yoğunluk kesme eşiğini geçene kadar kenarların eklenmesine devam edilir, bu önkoşulun kontrolü bu çalışma için Kruskal algoritmasında yapılan küçük modifikasyondur. Bu algoritmanın sonucunda, en küçük kapsayan ağaç imgenin bir bölütünü temsil ederken, bu ağaçta yer almayan düğümler ise diğer bölütü temsil eder.

#### Algoritma 2 Değiştirilmiş Kruskal Algoritması

```

1: Prosedür KRUSKAL(G,w,k)
2:   A ← {}
3:   Her düğüm noktası v ∈ G.V
4:     küme_yap(v)
5:   sırala_artan(G,E,w)
6:   Her sıralı listeden alınan (u, v) ikilisi
7:     Eğer ağırlık w > kesme eşiği k ise
8:       çık
9:     Eğer küme_bul(u) ≠ küme_bul(v) ise
10:      A = A ∪ {(u, v)}
11:    union(u, v)
12:   döndür A

```

## IV. DENEY

Önerilen yaklaşım, Chars74k veri kümesinin doğal imgeler alt kümelerindeki imgeler ile sınanmıştır.

### A. Chars74k Veri Kümesi

Chars74k veri kümesi rakamların, küçük ve büyük İngilizce karakterlerin kırpılmış görüntülerini içeren toplamda 62 sınıf (0-9, A-Z ve a-z) barındırır. Bu veri kümesi font, el yazısı ve doğal imgeler olan üç alt küme içermektedir. Bu çalışmada, bu alt kümelerden yalnızca doğal imgeler alt kümesi kullanıldığı için sadece bu alt kümeye ait örnekler yer verilmiştir. Bazı örnekler ve bunların gri ölçekteki halleri Şekil 3'ün ilk satırında gösterilmiştir. Doğal imgeler alt kümesinin sınıfları arasında homojen olmayan bir dağılım vardır (bakınız Tablo I) ve bu alt kümede doğal imgelerden elde edilmiş toplam 7705 tane karakter vardır.

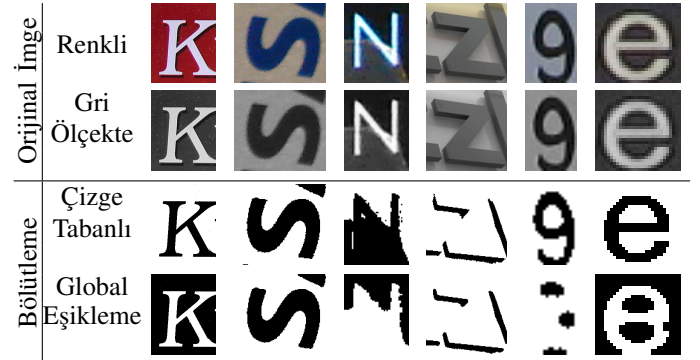
### B. Denei Düzenegi

Önerilen yaklaşımın yanı sıra, literatürde iyi bilinen bölütme yaklaşımlarından olan global eşikleme, aynı imgeler ile sınanmıştır. Karşılaştırmanın adil olmasını sağlamak için, her iki yaklaşım için de gerekli olan kesme eşiği değeri, önerilen yöntemin ikinci adımı olan dinamik yoğunluk kesme eşiği seçimi algoritması kullanılarak bulunmuştur. Daha sonra bu eşiği değeri, global eşiklemede kullanılarak her bir imgeden iki bölüt elde edilmiştir. Global eşikleme yönteminin imgedeki gürültüye hassiyeti fazla olduğu için bölütlerde boşluklar oluşmuştur. Bu boşlukların doldurulması ve bölütleme sonucunun iyileştirilmesi için morfolojik kapatma uygulanmıştır.

Her iki yöntem de Chars74k veri kümesinin doğal imgeler alt kümesindeki imgelere uygulanmış ve bölütleme sonucunda elde edilen ikili imgeler çizilmiştir. Bölütlemenin doğruluğu, bölütleme sonucunda çizilen ikili imgelerin uzman bir kişi tarafından değerlendirilmesi ile belirlenmiştir.

### C. Sonuçlar ve Tartışma

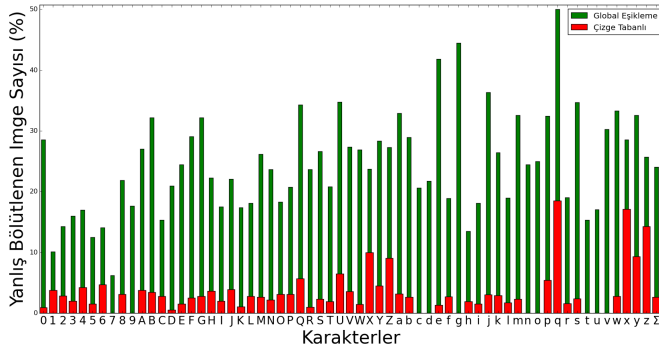
Şekil 3 rastgele seçilmiş altı imge ve bu imgelerin bölütlenme sonuçlarını göstermektedir. Bu şekilde iki satır vardır ve bu satırlarda ikiye alt-satır bulunmaktadır. Bunlar renkli orijinal imge, gri ölçekte orijinal imge, çizge tabanlı yöntemin bölütleme sonucu ve global eşikleme ile bölütleme sonucudur.



Şekil 3: Veri kümesinden seçilmiş altı imge ve bunlara ait bölütlenme sonuçları verilmiştir. Bu imgelerden bazıları (k ve s) iki yöntemle de başarılı bir şekilde bölütlenmişken bazıları (n ve z) iki yöntemle de bölütlenememiştir. Bazı imgeler ise (9 ve e) sadece çizge tabanlı yöntemle bölütlenebilmiştir.

Chars74k veri kümesinin doğal imgeler alt kümesindeki imgelerin sınıflarına göre bölütleme sonuçları Tablo I'de detaylıca verilmiştir. Bu tabloda her sınıftaki imge sayısı, her iki yöntemin sonuçlarından uzman kişi tarafından doğru olarak belirlenmişlerinin sayısı ve bu sayının yüzde başarımları karşılığı verilmiştir. Karakterlere göre ayrılmış sonuçlardan sonra da en alt satırda toplam 7705 imgenin sonuçları sınıflara ayrılmadan verilmiştir. Çizge tabanlı bölütleme yöntemi 7705 imgeden 7498 tanesini doğru bölütlemişken, global eşikleme ancak 5852 imgeyi doğru bölütleyebilmiştir. Başka bir ifadeyle çizge tabanlı yöntemin yanlış bölütlediği imge sayısı, global eşikleme yönteminin yanlış bölütlediği imge sayısının yaklaşık onda biri kadardır. Şekil 4, yanlış bölütlenmiş imge sayısını her bir karakter bazında göstermektedir. Bu şekilde yeşil

histogram çubukları global eşikleme yönteminin yanlış bölütlediği imge sayısının yüzde karşılığını gösterirken, kırmızı histogram çubukları çizge tabanlı yöntemin yanlış bölütleme sonuçlarını gösterir. Örneğin küçük q karakteri için her iki yöntem de diğer karakterlere göre daha başarısız olmuştur, ancak sonuçların detaylarına Tablo I'den bakıldığı zaman, çizge tabanlı yöntemin başarısız olduğu küçük q karakteri sayısı 54 imgenin sadece 10 tanesi iken, global eşiklemede bu sayı 27'ye yükselmiştir. Büyük a karakteri için yapılan hatalar, 558 imgede 21 (çizge tabanlı) ve 151 (global eşikleme)'dir. Sonuç olarak, her bir karakter için, önerilen çizge tabanlı yöntemin performansı, global eşiklemenin performansından en az iki kat daha iyidir. Bu performans iyileşmesinin esas sebebi, önerilen çizge tabanlı yöntemde mekansal (spatial) bilgilerin kullanılarak bölütlemenin gerçekleştirilmesidir.



Şekil 4: Veri kümesindeki her bir karakterin imgelerinin bahsedilen iki yöntemle bölütlenmesi sonucunda, yanlış bölütlenen imgelerin sayısının yüzde karşılığıdır. Karakter bazında iki yöntemin başarımının karşılaştırılması görsellenmiştir.

## V. SONUÇ

Bu çalışmada imgelerin ikili bölütlenmesi işlemi için çizge tabanlı bir yöntem önerilmiştir. Bu yöntemin esas odak noktası, Chars74k veri kümesinin doğal imgeler alt kümesinin imgelerinden elde edilmiş karakterlerin, silüetlerini çıkarmak için bu imgelerin ikili bölütlenmesidir. Önerilen yöntem üç ana adımdan oluşmaktadır; bunlar imgelerin çizgeleri ile temsil edilmesi, her imge için yoğunluk kesme eşiğinin dinamik olarak seçilmesi ve çizgelerdeki en küçük kapsayan ağaçların bulunmasıdır. Çizge tabanlı bu yöntem Chars74k veri kümesinin doğal imgeler alt kümesinin imgeleri ile denenmiş ve sonuçları, iyi bilinen bölütleme yöntemlerinden biri olan global eşikleme ile kıyaslanmıştır. Deney sonuçlarına göre, önerilen çizge tabanlı yöntem ile imgelerin neredeyse hepsi başarılı bir şekilde bölütlenirken, global eşikleme yöntemi ancak dört imgeden üçünde başarılı olmuştur.

Bilgisayarlı görü uygulamalarından biri olan şekil tabanlı betimleyici çıkarma yöntemleri için imgedeki objelerin silüetleri gerekmektedir. Bu sebeple önerilen bu yöntem betimleyiciler için bir önışlem niteliğindedir ve şekil tabanlı betimleyicilerin bu veri kümesindeki imgelerde kullanılmasını sağlamaktadır. Bunun yanında, önışlem niteliğindeki bölütlemenin başarımı, betimleyicilerin başarımını destekleyici bir etkidir, çünkü objenin silüeti doğru olmazsa çıkarılan betimleyicinin de doğru çalışması beklenemez. Sonuç olarak önerilen yöntem

TABLO I: KARAKTERLERE GÖRE BÖLÜTLEME SONUÇLARI

Karakter	İmge Sayısı	Doğru Bölütlenen İmge Sayısı ve Yüzde Karşılıkları		Karakter	İmge Sayısı	Doğru Bölütlenen İmge Sayısı ve Yüzde Karşılıkları	
		Çizge Tabanlı Bölütleme	Global Eşikleme ile Bölütleme			Çizge Tabanlı Bölütleme	Global Eşikleme ile Bölütleme
0	105	104 %99.05	75 %71.43	l	79	76 %96.20	71 %89.87
2	70	68 %97.14	60 %85.71	3	50	49 %98.00	42 %84.00
4	47	45 %95.74	39 %82.98	5	64	63 %98.44	56 %87.50
6	64	61 %95.31	55 %85.94	7	48	48 %100.0	45 %93.75
8	32	31 %96.88	25 %78.13	9	34	34 %100.0	28 %82.35
A	558	537 %96.24	407 %72.94	a	158	153 %96.84	106 %67.09
B	115	111 %96.52	78 %67.83	b	38	37 %97.37	27 %71.05
C	215	209 %97.21	182 %84.65	c	63	63 %100.0	50 %79.37
D	191	190 %99.48	151 %79.06	d	46	46 %100.0	36 %78.26
E	446	439 %98.43	337 %75.56	e	227	224 %98.68	132 %58.15
F	79	77 %97.47	56 %70.89	f	37	36 %97.3.	30 %81.08
G	143	139 %97.20	97 %67.83	g	36	36 %100.0	20 %55.56
H	193	186 %96.37	150 %77.72	h	52	51 %98.08	45 %86.54
I	302	296 %98.01	249 %82.45	i	127	125 %98.43	104 %81.89
J	77	74 %96.10	60 %77.92	j	33	32 %96.97	21 %63.64
K	92	91 %98.91	76 %82.61	k	34	33 %97.06	25 %73.53
L	215	209 %97.21	176 %81.86	l	58	57 %98.28	47 %81.03
M	149	145 %97.32	110 %73.83	m	43	42 %97.67	29 %67.44
N	363	355 %97.80	277 %76.31	n	135	135 %100.0	102 %75.56
O	382	370 %96.86	312 %81.68	o	148	148 %100.0	111 %75.00
P	159	154 %96.86	126 %79.25	p	37	35 %94.59	25 %67.57
Q	35	33 %94.29	23 %65.71	q	54	44 %81.48	27 %50.00
R	389	385 %98.97	297 %76.35	r	126	124 %98.41	102 %80.95
S	342	334 %97.66	251 %73.39	s	124	121 %97.58	81 %65.32
T	312	306 %98.08	247 %79.17	t	111	111 %100.0	94 %84.68
U	92	86 %93.48	60 %65.22	u	41	41 %100.0	34 %82.93
V	84	81 %96.43	61 %72.62	v	33	33 %100.0	23 %69.70
W	67	66 %98.51	49 %73.13	w	36	35 %97.22	24 %66.67
X	80	72 %90.00	61 %76.25	x	35	29 %82.86	25 %71.43
Y	67	64 %95.52	48 %71.64	y	43	39 %90.70	29 %67.44
Z	55	50 %90.91	40 %72.73	z	35	30 %85.71	26 %74.29
Σ	7705	7498 %97.31	5852 %75.95				

ile sağlanan bölütleme başarısı şekil tabanlı betimleyicilerin de başarımını artırıcı bir etkiye sahiptir.

## KAYNAKLAR

- [1] R. K. Ahuja, T. L. Magnanti, and J. B. Orlin. Network flows: theory, algorithms, and applications. 1993.
- [2] S. S. Al-Amri, N. V. Kalyankar, et al. Image segmentation by using threshold techniques. *arXiv preprint arXiv:1005.4020*, 2010.
- [3] S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha. Shape matching and object recognition using shape contexts. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(4):509–522, 2002.
- [4] Y.-L. Chang and X. Li. Adaptive image region-growing. *IEEE transactions on image processing*, 3(6):868–872, 1994.
- [5] R. Dass and S. Devi. Image segmentation techniques 1. 2012.
- [6] T. de Campos, B. R. Babu, and M. Varma. Character recognition in natural images. 2009.
- [7] V. K. Dehariya, S. K. Shrivastava, and R. Jain. Clustering of image data set using k-means and fuzzy k-means algorithms. In *Computational Intelligence and Communication Networks (CICN)*. IEEE, 2010.
- [8] J. Ning, L. Zhang, D. Zhang, and C. Wu. Interactive image segmentation by maximal similarity based region merging. *Pattern Recognition*, 43(2):445–456, 2010.
- [9] J. Shi and J. Malik. Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 22(8):888–905, 2000.
- [10] X. Shu and X.-J. Wu. A novel contour descriptor for 2d shape matching and its application to image retrieval. *Image and vision Computing*, 29(4):286–294, 2011.
- [11] N. M. Zaitoun and M. J. Aqel. Survey on image segmentation techniques. *Procedia Computer Science*, 65:797–806, 2015.