



Otomatik Ve İnteraktif Bölütleme Yöntemlerinin Karşılaştırılması

Comparison of Automatic and Interactive Segmentation Methods

Serdar ALASU, Muhammed Fatih TALU

İnönü Üniversitesi
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Malatya, Türkiye
{serdaralasu, fatihtalu}@gmail.com

Özetçe— Bu makale, otomatik ve interaktif bölütleme yöntemlerinin karşılaştırılmasını içermektedir. Her iki yöntem renkli görüntülerin bölütlenmesi için kullanılmakta ve Gauss Karışım Modelini (Gaussian Mixture Model) temel almaktadır. Otomatik bölütlemeye, kullanıcıdan her hangi bir önsel bilgi istenmeden görüntü pikselleri bölütlenir. İnteraktif bölütlemeye ise kullanıcı tarafından sağlanan önsel bilgiye ihtiyaç vardır ve bölütleme işlemi bu önsel bilgiye göre yapılmaktadır. Elde edilen sonuçlar interaktif bölütlemenin, otomatik bölütlemeye daha hızlı ve doğru olduğunu ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler — Gauss Karışım Modeli; Otomatik Bölütleme; İnteraktif Bölütleme, Renk dönüşümü.

Abstract— This paper includes comparison of automatic and interactive segmentation methods. Both methods are used for color images segmentation and based Gaussian Mixture Model. In automatic segmentation is segmented image pixels without any prior knowledge provided by the user. Interactive segmentation needs prior knowledge provided by the user and segmentation process are based prior knowledge. Obtained results demonstrate that interactive segmentation is faster and more accurate than automatic segmentation.

Keywords — Gauss Karışım Modeli; Otomatik Bölütleme; İnteraktif Bölütleme, Renk dönüşümü

1.GİRİŞ

İmge bölütleme, imge işleme ve bilgisayarla görmenin önemli ve temel alanlarından biridir. İmge bölütlemenin amacı imgeyi anlamlı bölümlere ayırmaktır. Bölütleme süreci, imge analizinde en önemli kısımdır, çünkü sonraki süreçlerin doğruluğunu direkt etkiler. İmge bölütleme sonuçları özellik çıkartma, nesne sınıflandırma ve görüntü yorumlama gibi imge analizinin alt süreçlerini etkileyecektir [1]. İmge bölütleme, imge analizi, iyileştirme, düzeltme, sıkıştırma, birleştirme, ve nesne tanıma ve takibi gibi birçok imge işleme işlemlerinde zorunlu bir adımdır. Birçok bölütleme tekniği olmasına rağmen bütün görüntü tipleri için kusursuz bölütleme yapabilen bir yöntem yoktur. İmge bölütleme için tasarlanan yöntemler ve bu yöntemlerin başarımları, imgeden imgeye ve uygulamaya dayalı olarak değişiklik arz eder. İmge bölütleme otomatik ve interaktif yöntem olmak üzere iki sınıfa ayrılabilir.

Otomatik bölütlemeye kullanıcı etkileşimi gerektirmeden bölütleme yapılmaktadır. Otomatik bölütleme kaba bir bölütlemenin yeterli olduğu uygulamalarda fazlaca kullanılmaktadır. Literatürde otomatik bölütleme ile ilgili eşikleme [2], aktif kontur [3], level set, watershed [4] ve yapay sinir ağları temelli [5] yöntemler

mevcuttur.

İnteraktif bölütleme otomatik bölütlemeden farklı olarak kullanıcı etkileşimine ihtiyaç duyar. Kullanıcı etkileşimi sonucu elde ettiği önsel bilgiler ile daha kesin bölütleme yapar. İnteraktif bölütleme kullanıcı etkileşimi ile gerekli bilgilerin alınması, kullanıcının sağladığı önsel bilgiyi kullanan bir bölütleme algoritmasının çalıştırılması ve bölütleme sonucunun gösterilmesi aşamalarına sahiptir [6]. Literatürde interaktif bölütleme ile ilgili Graph-Cut [7], kenar temelli bölütleme [8], Random-Walk [9], Geodezik Mesafe Tabanlı [10] gibi yöntemler bulunmaktadır.

Bu makale, Gauss Karışım Modeli temelli otomatik ve interaktif bölütleme metodlarının karşılaştırılmasını içermektedir. Otomatik bölütleme de kullanıcıdan her hangi bir yardım almadan imgedeki renk bilgisini Gauss Karışım Modeli ile modelleyerek bölütleme yapılmaktadır. İnteraktif bölütleme de ise kullanıcı renkli imge üzerinde ön ve arka planı çizgilerle belirtir ve elde edilen önsel bilgiler Gauss Karışım Modeli ile modellenerek imgeyi bölütlemektedir.

2.OTOMATİK BÖLÜTLEME METODU

Otomatik bölütleme de, görüntü hakkında önsel bilgi olmadan ve kullanıcı etkileşimi gerektirmeden, sadece görüntüdeki R, G, ve B kanallarındaki renk yoğunluk değerleri modellenerek bölütleme yapılmaktadır. Bu yöntem renk dönüşümü, vektörleşme, normalizasyon, model uydurma ve sınıflandırma olmak üzere beş aşamadan oluşmaktadır.

Otomatik bölütleme yönteminin ilk aşaması görüntü renk uzayının dönüştürülmesidir. RGB renk uzayına sahip giriş görüntüsü Lab renk uzayına dönüştürülmektedir. Bunun nedeni Lab renk uzayı rengin insan tarafından algılanış şeklini temel alan yapısıdır. Lab modelindeki sayısal değerler, normal görme yeteneğine sahip bir insanın gördüğü tüm renkleri tanımlar. Lab modelinde bir aygıtın (sözelimi monitör, masaüstü yazıcısı veya dijital kamera) renkleri oluşturması için belirli bir renk verici öğeden ne kadar gerektiğinden ziyade rengin nasıl görüldüğünü tanımladığından, Lab modeli aygıttan bağımsız bir renk modeli olarak kabul edilir [11].

İkinci aşama Lab uzayına dönüştürülmüş giriş görüntüsünün vektörleştirilmesi aşamasıdır. Buna göre $[m,n,3]$ boyutundaki renkli giriş görüntüsü, $[m \times n, 3]$ şeklinde 3-boyutlu vektörel bir forma dönüştürülmektedir.

Üçüncü aşamada, vektörel olarak ifade edilen veri normalleştirilmektedir. Denklem (1)'de matematiksel olarak ifade edilen bu yöntem literatürde ortalama normalizasyon olarak bilinmektedir [12]. Buna göre $[0 - 255]$ yoğunluk değerleri içeren L, a ve b kanallarını $[-1, +1]$ aralığına dönüştürmektedir.

$$Normalize_Data = \frac{Data - ortalama(Data)}{sapma(Data)} \quad (1)$$

Dördüncü aşama normalleşen verinin modellenmesi yapılmaktadır. Bunun için istatistikte en sık kullanılan modelleme yöntemlerinden Gauss Karışım Modeli (Gaussian Mixture Models) kullanılmaktadır.

Parametrik olan bu yöntem ile genellikle tek bir dağılım (örneğin Gauss) ile ifade edilemeyecek kadar büyük ve karmaşık örüntü kümelerini modelleriz. k adet karışımın olduğu bir veride, x örneğinin veriye ait olma olasılığı aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

$$P(veri|x) = \sum_{j=1}^k p(C_j)p(x|C_j)$$

$$\sum_{j=1}^k p(C_j) = 1$$

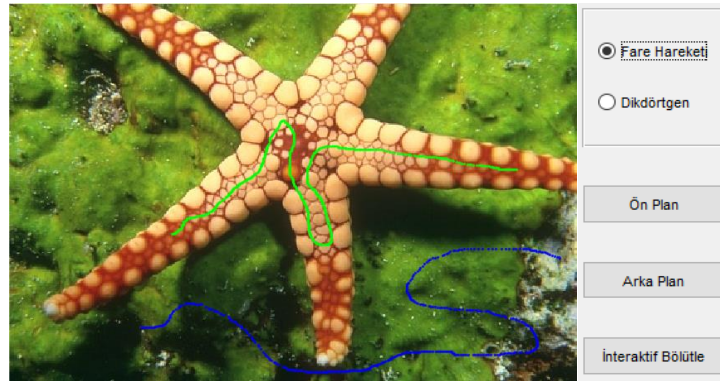
$$p(x|C_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right]$$

$p(C_j)$ ve $p(x|C_j)$ sırasıyla önsel olasılık ve benzerliği ifade etmektedir. Buna göre hesaplanan sonrasal olasılık $P(\text{veri}|x)$ şeklinde gösterilmektedir. En büyük sonrasal olasılık değerine sahip bileşen seçilerek bölütleme işlemi tamamlanır.

3.İTERAKTİF BÖLÜTLEME METODU

İteraktif bölütleme yöntemi, görüntüyü ön ve arka plan pikselleri şeklinde bölütleyebilmek için kullanıcıdan önsel bilgi istemektedir. Önsel bilginin modellenmesi sonucu görüntüdeki diğer piksellerin bölütlenmesi yapılmaktadır.

İteraktif bölütleme yönteminde de aynen otomatik bölütlemeye olduğu gibi renk dönüşümü, vektörleşme, ve normalizasyon aşamaları bulunmaktadır. Ancak model uydurma aşaması otomatik bölütlemeye farklıdır. Otomatik bölütlemeye model uydurma aşaması için tüm görüntü pikselleri kullanılırken, interaktif bölütlemeye sadece kullanıcı tarafından belirtilen pikseller kullanılarak model oluşturulmaktadır. Bu nedenle örnek ön ve arka plan piksellerin belirlenmesine ihtiyaç duyulur. Şekil-1’de interaktif bölütleme yöntemi için Matlab ortamında hazırlanan programın ara yüz ekran görüntüsü gösterilmektedir. Buna göre ön ve arka plana ait olan örnek pikseller “Fare Hareketi” veya özel bir “Dikdörtgen” seçenekleriyle seçilebilmektedir. Fare hareketi seçeneği seçildiğinde “Ön Plan”, “Arka Plan” ve “İteraktif Bölütle” seçenekleri görülmektedir. Görüntüdeki örnek ön plan piksellerini belirlemek için ilk olarak “Ön Plan” butona basılır ve görüntü üzerinde fare gezdirilir. Gezinti esnasında farenin ilk tıklanmasıyla piksel seçimi başlar, ikinci tıklanma ile seçim işlemi sonlanır. Benzer işlem arka plan piksellerinin belirlenmesi içinde yapılır. Şekil-1’de örnek ön (yeşil) ve arka (mavi) plan piksellerinin seçim aşaması gösterilmektedir.



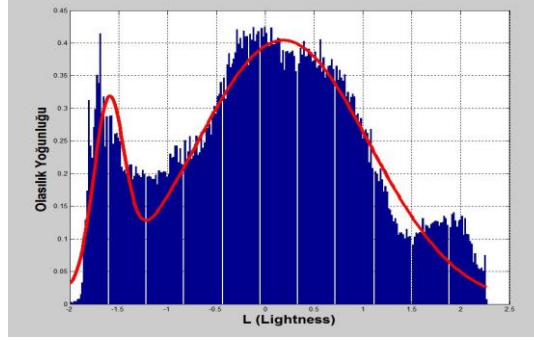
Şekil-1 Kullanıcının ön ve arka plan çizgilerini oluşturduğu ekran

Örnek ön ve arka plan pikselleri belirlendikten sonra modelleme aşamasına geçilir. Otomatik bölütlemeye olduğu gibi Gauss Karışım Modeli yöntemi kullanılır. Böylece ön ve arka plan pikselleri ayrı ayrı karışım modeli ile modellenmektedir. Son olarak görüntüdeki her bir pikselin ön ve arka plan modellerine benzerlikleri hesaplanarak görüntü bölütlenme işlemi tamamlanmaktadır.

4.UYGULAMA SONUÇLARI

Bu bölümde, otomatik ve interaktif bölütleme yöntemleri için yazılan Matlab kodlarının paylaşımı ve belirli görüntüler kullanılarak elde edilen sonuçların değerlendirilmesi yer almaktadır. Şekil-1’de gösterilen “Deniz Yıldızı” görüntüsü yöntemlerin karşılaştırılması için kullanılmıştır.

Hatırlanacağı gibi her iki bölütleme yönteminde RGB-Lab renk dönüşümü gerçekleştirilmektedir. Bu dönüşümün neden yapıldığını daha iyi anlayabilmek için “Deniz Yıldızı” görüntüsünün sadece L kanalına ait histogram bilgisi ve bu histogramın Gauss Karışım Modeli ile modellenmesi Şekil-2’de gösterilmektedir. Buna göre Lab görüntü uzayı modellemeye daha uygundur.



Şekil-2 “Deniz Yıldızı” görüntüsünün Lab uzayındaki L kanalının Gauss Karışım Modeli sonucu
Şekil-3’de her iki yönteme ait Matlab kodları gösterilmektedir.

Tablo 1 ve Tablo 2’de sırayla otomatik ve interaktif bölütleme yöntemlerinin, “Deniz Yıldızı” görüntüsü için ürettikleri karışım verileri verilmektedir. Dikkat edilirse otomatik yöntem tüm pikselleri giriş alırken, interaktif yöntem sadece ön ve arka plan olarak seçilen pikselleri giriş almaktadır.

Tablo 1. “Deniz Yıldızı” görüntüsü için Otomatik bölütleme yönteminin karışım modeli bilgileri

Tüm Görüntü Pikselleri	
1. bileşen katsayısı	0.675
Ortalama	[-0.312, -0.549, -0.004]
2. bileşen katsayısı	0.324
Ortalama	[0.650, 1.144, 0.009]

Tablo 2. “Deniz Yıldızı” görüntüsü için İnteraktif bölütleme yönteminin karışım modeli bilgileri

	Ön Plan Pikselleri	Arka Plan Pikselleri
1. bileşen katsayısı	0.384	0.164
Ortalama	[-0.270, 2.605, 0.406]	[-0.352, -0.095, -1.390]
2. bileşen katsayısı	0.615	0.385
Ortalama	[0.725, 1.655, 0.229]	[-0.972, -0.341, 0.851]

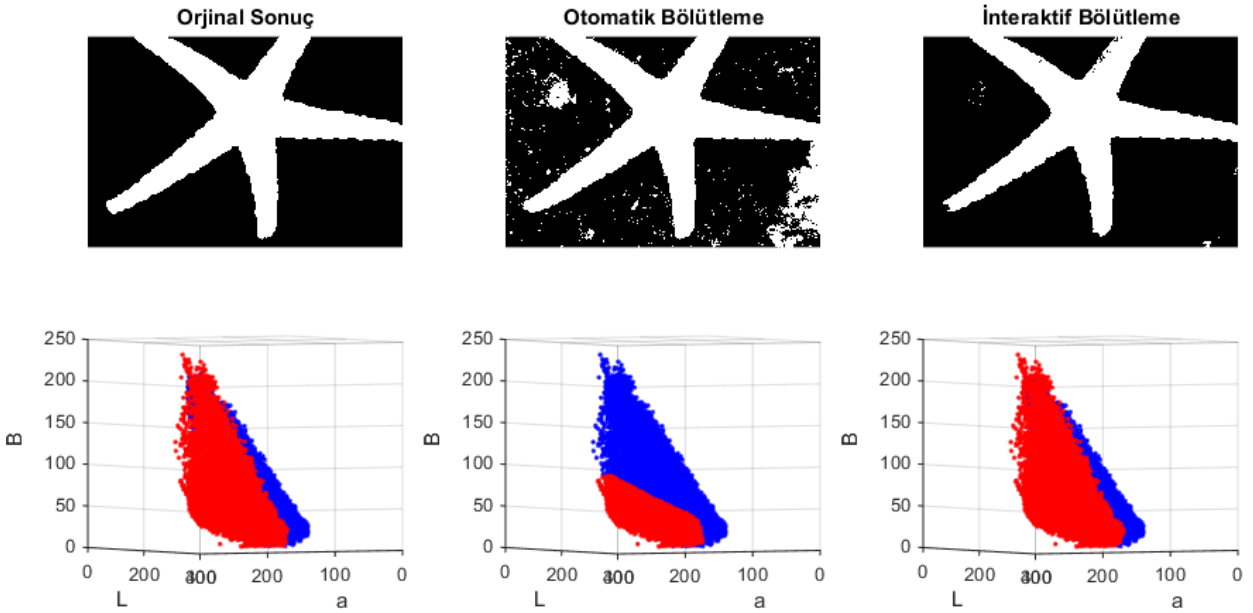
<pre> function [OtBolImg,OtBolVec,OtTime] = OtomatikBolutleme(img_RGB, C) tic Ncol = size(img_RGB,2); Nrow = size(img_RGB,1); % Renk dönüşümü cform = makecform('srgb2lab'); I = applycform(img_RGB,cform); % Vektörleşme I = double(I)/255; Y = reshape(I(:),Ncol*Nrow,[]); % Normalizasyon Y = Y - repmat(mean(Y,1), length(Y), 1); Y = Y./repmat(std(Y,1), length(Y), 1); % Model uydurma options = statset('Display','final','MaxIter',500) ; gmm_obj = gmdistribution.fit(Y,C,'Regularize',1e- 4,'Replicates',1,'Options',options); % Görüntü pikselinin ön ve arka plan olasılık değerlerini hesapla gmm_posterior = posterior(gmm_obj,Y); [~, OtBolVec] = max(gmm_posterior,[],2); % Bölütleme sonucu OtBolVec = OtBolVec<=1; OtBolImg = reshape(OtBolVec,[Nrow,Ncol]); OtTime=toc; End function [IntBolImg,IntBolVec,IntTime] = InteraktifBolutleme(img_RGB) load('interaktif_koordinat.mat'); tic Ncol = size(img_RGB,2); Nrow = size(img_RGB,1); % Renk dönüşümü cform = makecform('srgb2lab'); I = applycform(img_RGB,cform); </pre>	<pre> % Vektörleşme I = double(I)/255; Y = reshape(I(:),Ncol*Nrow,[]); % Normalizasyon Y = Y - repmat(mean(Y,1), length(Y), 1); Y = Y./repmat(std(Y,1), length(Y), 1); % Ön ve Arka plan modellerini oluştur Foreground_Pos = sub2ind([Nrow Ncol], ONpiksel(:,2), ONpiksel(:,1)); Foreground_Lab = Y(Foreground_Pos,:); Foreground_GMMModel = gmdistribution.fit(Foreground_Lab,2) ; Foreground_Pdf = pdf(Foreground_GMMModel,Y); Background_Pos= sub2ind([Nrow Ncol], ARKApiksel(:,2), ARKApiksel(:,1)); Background_Lab = Y(Background_Pos,:); Background_GMMModel = gmdistribution.fit(Background_Lab,2) ; Background_Pdf = pdf(Background_GMMModel,Y); % Görüntü pikselinin ön ve arka plan olasılık değerlerini hesapla Foreground_Probability = Foreground_Pdf ./ (Foreground_Pdf + Background_Pdf); Background_Probability = Background_Pdf ./ (Foreground_Pdf + Background_Pdf); % Bölütleme sonucu IntBolVec = Background_Probability <Foreground_Probability; IntBolImg = reshape(IntBolVec,[Nrow,Ncol]); IntTime=toc; end </pre>
---	--

Şekil-3 Bölütleme yöntemlerinin Matlab kodları (ilk sütun) otomatik bölütleme (ikinci sütun) interaktif bölütleme

Şekil-4’de otomatik ve interaktif bölütleme yöntemlerinin “Deniz Yıldızı” görüntüsü üzerine uygulama sonuçları gösterilmektedir. İlk satırda bölütleme sonuçları, ikinci satırda ise bu sonucun 3-boyutlu Lab renk uzayındaki görsel hali verilmektedir. İlk sütunda orijinal sonuç yer almaktadır. Bu sonuç her hangi bir algoritma tarafından değil, uzman bir kullanıcı tarafından elde edilen ve istenilen gerçek sonuçtur. İkinci ve üçüncü sütunlarda ise sırayla otomatik ve interaktif bölütleme sonuçlarını gösterilmektedir. Bu sonuçlardan da net bir şekilde görüldüğü gibi interaktif bölütleme yöntemi gerçek sonuca oldukça benzer bir sonuç üretmektedir.

Tablo-3’de her iki yöntemin zaman, kesinlik, hassasiyet, doğruluk ve F_1 skor değerleri açısından kıyaslaması yapılmaktadır. Görüldüğü gibi interaktif bölütleme, hem daha doğru, hem de daha hızlı bir bölütleme yöntemidir.

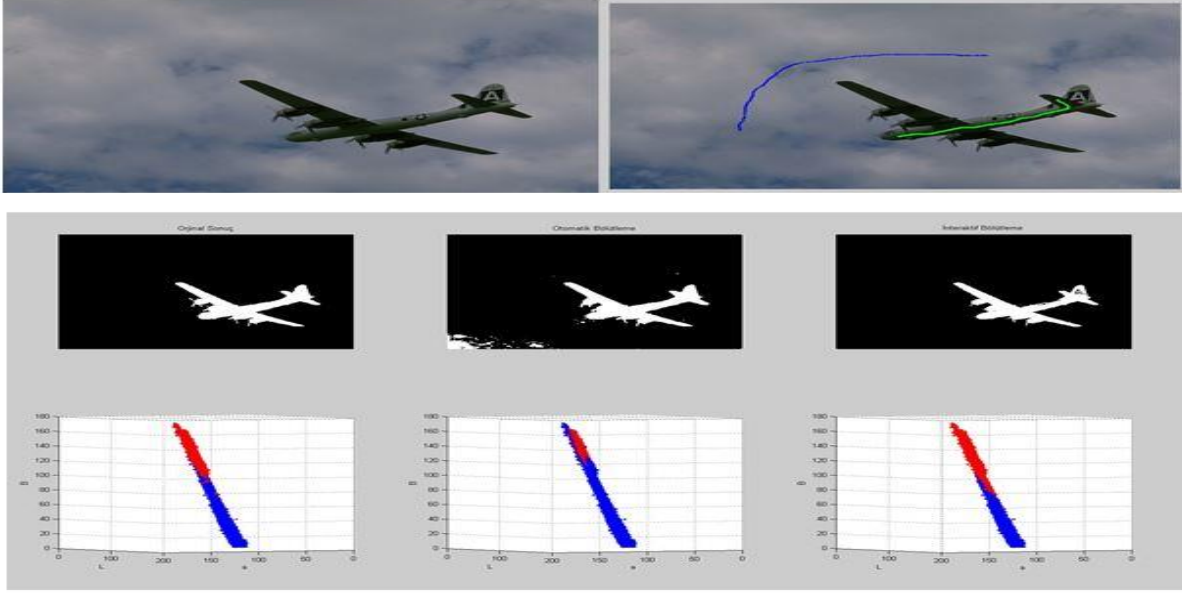
Şekil-5, Şekil-6 ve Şekil-7’de farklı görüntüler üzerinde otomatik ve interaktif bölütleme yöntemlerinin uygulama sonuçları gösterilmektedir. Tablo-4, Tablo-5 ve Tablo-6’da elde edilen zaman, kesinlik, hassasiyet, doğruluk ve F_1 skor değerleri “Deniz Yıldızı” görüntüsü için elde edilen değerlere benzer şekilde interaktif bölütleme yönteminde daha iyi sonuçlar bulunduğu görülmektedir.



Şekil-4. Bölütleme sonuçları (ilk sütun) Orijinal (gerçek) sonuç (ikinci sütun) Otomatik Bölütleme (üçüncü sütun) İnteraktif Bölütleme

Tablo 3. “Deniz Yıldızı” görüntüsü için Otomatik ve İnteraktif bölütleme yönteminin karşılaştırılması

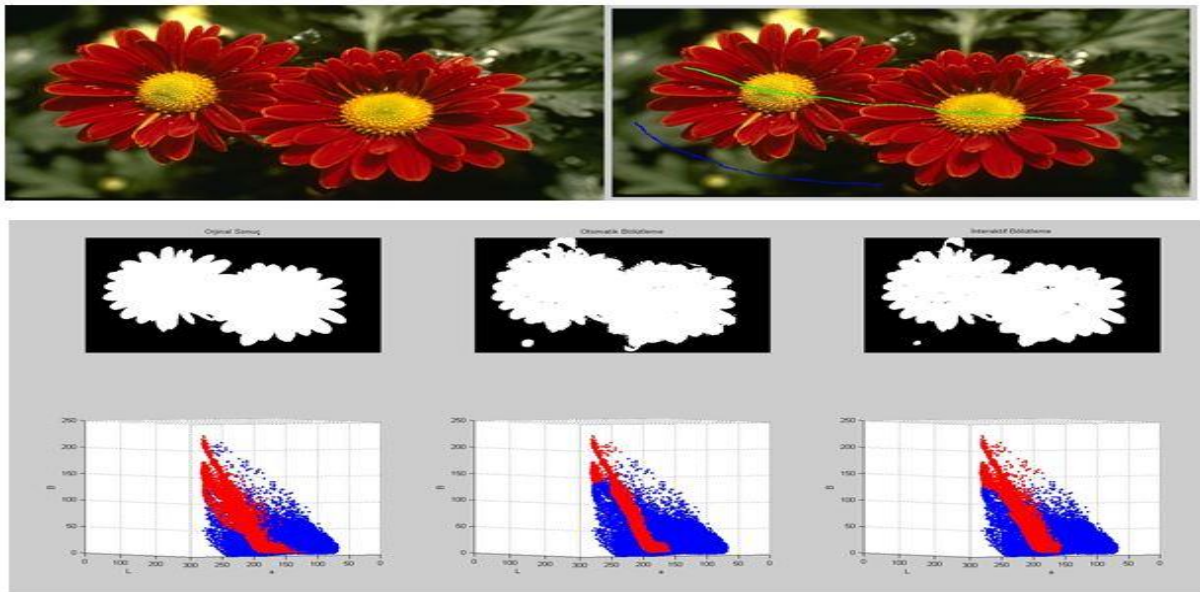
	Zaman (sn)	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F_1 Skoru
Otomatik Bölütleme	1.1619	0.9989	0.9120	0.9340	0.9535
İnteraktif Bölütleme	0.2408	0.9880	0.9981	0.9896	0.9930



Şekil-5. Gerçek Görüntü, Kullanıcının ön ve arka plan çizgilerini oluşturduğu görüntü, Bölütleme sonuçları (ilk sütun) Orijinal (gerçek) sonuç (ikinci sütun) Otomatik Bölütleme (üçüncü sütun) İnteraktif Bölütleme

Tablo 4. Şekil-5 için Otomatik ve İnteraktif bölütleme yönteminin karşılaştırılması

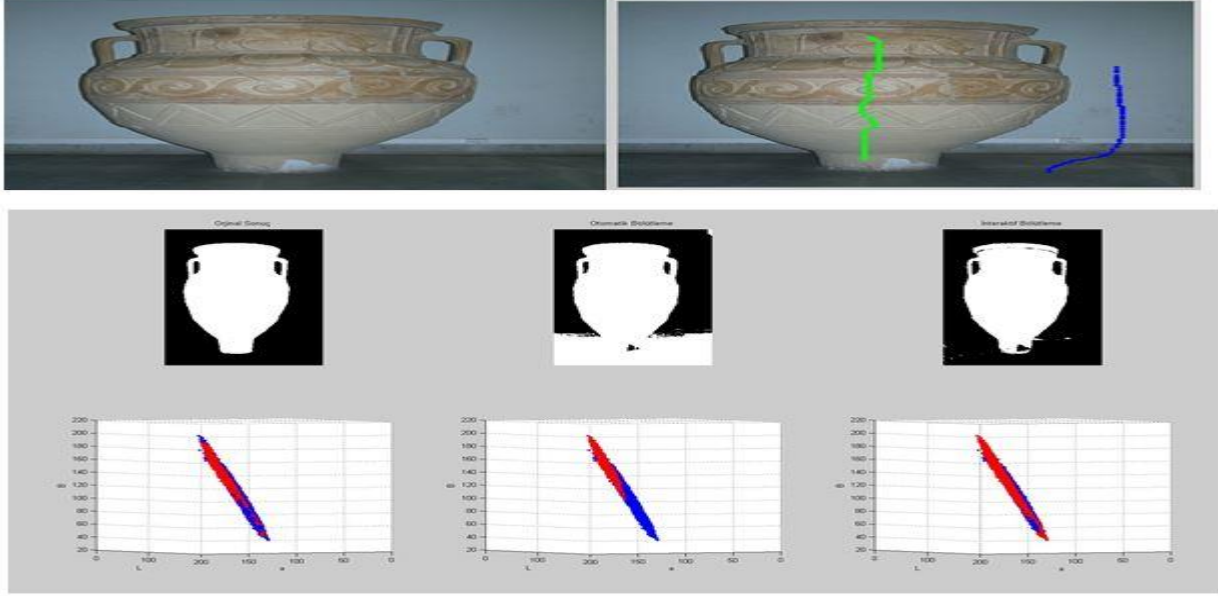
	Zaman (sn)	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F_1 Skoru
Otomatik Bölütleme	1.1309	0.9995	0.9847	0.9852	0.9920
İnteraktif Bölütleme	0.1833	0.9969	0.9999	0.9970	0.9984



Şekil-6. Gerçek Görüntü, Kullanıcının ön ve arka plan çizgilerini oluşturduğu görüntü, Bölütleme sonuçları (ilk sütun) Orijinal (gerçek) sonuç (ikinci sütun) Otomatik Bölütleme (üçüncü sütun) İnteraktif Bölütleme

Tablo 5. “Şekil-6” için Otomatik ve İnteraktif bölütleme yönteminin karşılaştırılması

	Zaman (sn)	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F_1 Skoru
Otomatik Bölütleme	1.2944	0.9997	0.9148	0.9523	0.9554
İnteraktif Bölütleme	0.2083	0.9969	0.9730	0.9833	0.9848



Şekil-7. Gerçek Görüntü, Kullanıcının ön ve arka plan çizgilerini oluşturduğu görüntü, Bölütleme sonuçları (ilk sütun) Orijinal (gerçek) sonuç (ikinci sütun) Otomatik Bölütleme (üçüncü sütun) İnteraktif Bölütleme

Tablo 6. “Şekil-7” için Otomatik ve İnteraktif bölütleme yönteminin karşılaştırılması

	Zaman (sn)	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F_1 Skoru
Otomatik Bölütleme	0.7966	0.9933	0.6616	0.7973	0.7942
İnteraktif Bölütleme	0.1755	0.9715	0.9971	0.9810	0.9841

5.SONUÇ

Bu çalışmada, Gauss Karışım Modeli temelli otomatik ve interaktif bölütleme yöntemlerinin renkli görüntüler üzerindeki performansları değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, interaktif bölütlemenin otomatik bölütlemeden daha doğru ve hızlı bir yöntem olduğunu kanıtlamaktadır.

KAYNAKÇA

- [1] H. Renjini and P. Bhagavathi Sivakumar, "Comparison of Automatic and Interactive Image Segmentation Methods", *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, vol. 2, no. 6, pp. 3162-3170, 2013.
- [2] C. M. Smith, et al. Automatic thresholding of three-dimensional microvascular structures from confocal microscopy images. *J. Microscopy* , 225(3):244–257, 2007.
- [3] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4):321–331, 1987. 179.
- [4] V. Grau, A. U. J. Mewes, M. Alcaniz, R. Kikinis, and S. K. Warfield. Improved watershed transform for medical image segmentation using prior information. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 23(4):447–458, 2004.
- [5] A. Pitiot, A.W. Toga, N. Ayache, and P. Thompson. Texture based MRI segmentation with a two-stage hybrid neural classifier. In *Proc. World Congress Computational Intelligence/INNSIEEE Int. Joint Conf. Neural Networks*, pages 2053–2058, 2002.
- [6] Alasu Serdar, and Muhammed Fatih Talu. "Interactive segmentation implementation." 2015 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU). IEEE, 2015.
- [7] Boykov Y, JollyM(2001) Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in nd images. In: *Proceeding of 8th IEEE international conference on computer vision, ICCV 2001*, IEEE, vol 1, pp 105–112
- [8] Mortensen E, Barrett W (1998) Interactive segmentation with intelligent scissors. *Graph Models Image Process* 60(5):349–384
- [9] Grady L (2006) Random walks for image segmentation. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 28(11):1768–1783
- [10] Bai, X., Sapiro, G, "A geodesic framework for fast interactive image and video segmentation and matting." In: *Proceedings of International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 1–8 (2007)
- [11] Photoshop / Renk modları, <https://helpx.adobe.com/tr/photoshop/using/color-modes.html>.
- [12] Ortalama normalizasyonu, [https://en.wikipedia.org/wiki/Normalization_\(statistics\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Normalization_(statistics))