

Türdeş Yoğunlukta Olmayan Arkaplan ve Önplana Sahip Nesnelere Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu Tabanlı Veri Terimi ve Parametrik Olmayan Şekil Önbilgisi Kullanılarak Bölütlenmesi

Segmentation of Inhomogeneous Foreground and Background Intensity Objects Using a Probability Density Function Based Data Term and Nonparametric Shape Priors

Abdurrahim Soğanlı^a, M. Gökhan Uzunbaş^b ve Müjdat Çetin^a

^aMühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, Sabancı Üniversitesi, İstanbul, Türkiye

^bBilgisayar Bilimleri Bölümü, Rutgers Üniversitesi, ABD

soganli@su.sabanciuniv.edu, uzunbas@cs.rutgers.edu, mcetin@sabanciuniv.edu

ÖZETÇE

Bu çalışmada türdeş yoğunlukta olmayan arkaplan ve önplana sahip resimlerin bölütlenmesini ele alıyoruz. Bölütlenecek olan nesnenin iç ve dış bölgelerinin türdeş olmaması bölütleme işlemini zorlaştırmaktadır. Türdeş olmama durumunun sebepleri arasında görüntülerin düşük kalitede olması ve gürültü gösterilebilir. Ayrıca bu bölgelerin kendileri yüzey dokusuna sahip olabilirler. Zorlu bölütleme sorunlarını çözmek üzere önerilen ve sıkça kullanılan bir yaklaşım şekil önbilgisini kullanmaktır. Şekil önbilgisi kullanılarak düşük kalitedeki görüntülerin bölütlenmesinde gelişmeler kaydedilmiştir. Ancak; mevcut şekil tabanlı yaklaşımların çoğu bölütlenecek olan nesnenin iç ve dış bölgelerini türdeş olarak kabul ettikleri için yukarıda bahsi geçen özelliklere sahip görüntülerde başarılı bir sonuç vermemektedirler. Biz bir yandan türdeş olmayan bölge yeğniliklerinin olasılık yoğunluk fonksiyonlarını, diğer yandan da bölütlenecek nesnelere şekillerini öğrenip kullanan bir bölütleme yaklaşımı öneriyoruz. Önerdiğimiz yöntem türdeş yoğunlukta olmayan bölgelere sahip görüntülerin bölütlenmesinde başarılı sonuçlar vermektedir.

ABSTRACT

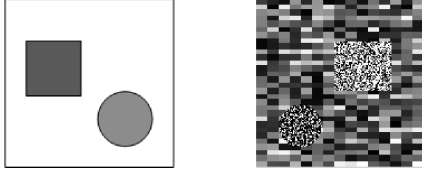
In this paper we consider segmentation of inhomogeneous foreground and background images using nonparametric shape priors. Non-homogeneity of foreground and background regions of objects to be segmented complicates the process of segmentation. Low quality of images and noise can be considered as reasons of this problem. Furthermore these regions themselves can be textured. One approach proposed for solving challenging segmentation problems involves the use of shape priors. Progress has been made on segmentation of in low quality images, by using shape. However, since most existing shape-based segmentation methods are based on the assumption of homogeneity of background and foreground regions, they do not perform well under the types of conditioned described above. We propose a segmentation approach that learns and uses the probability density functions of the inhomogeneous regions as well as the shapes of the objects to be segmented. Our approach produces successful results on images composed of inhomogeneous regions.

1. GİRİŞ

Nesne bölütlemelerinde karşılaşılan temel sorunlardan bazıları hedef görüntüdeki kalite düşüklüğü ve görüntüde oluşan gürültüdür. Bu iki durum, bölütleme işlemini zorlaştırmaktadır. Bir diğer önemli sorun ise bölütlenecek nesnenin görüntü içerisinde yer alan diğer nesnelere dolaylı olarak kaplanmasıdır. Bu tür sorunlardan dolayı geliştirilen yeni yöntemler, [1][2] hedef görüntüden kaynaklanan düşük kalite, gürültü ve nesnenin kısmen kapatılmasına rağmen bölütleme işlemini başarılı bir şekilde gerçekleştirebilmektedir. Önerilen yöntemlerden biri [1] bölütlenecek nesneye ait parametrik olmayan şekil önbilgisini kullanarak hedef nesne hakkında daha fazla bilgi sahibi olma temellidir. Bölütlenecek olan nesnenin şekil bilgisi önceden mevcut ise bu bilgi aynı tipteki yeni bir nesnenin bölütlenmesinde işe yarayabilir. Bu amaçla nesne kümesi oluşturularak hedef nesnenin bu küme ile ilişkisi hesaplanır. Nesne kümesinden elde edilen parametrik olmayan şekil önbilgileri bölütleme algoritmasına eklenir. Bu sebeple bölütleme aşamasında kullanılacak bilgi sadece hedef görüntüden elde edilmediğinden dolayı daha başarılı sonuçlar elde edilmektedir. Bu yöntem nesnenin kapatılmış bölgelerini tahmin etmekte de oldukça başarılı sonuçlar vermektedir. Ancak, [1] ve benzer yöntemler hedef nesnenin iç ve dış bölgelerini türdeş yoğunlukta kabul eden veri fonksiyonlarını [2] kullanmaktadır. Bu tip veri terimleri bölütlenecek olan nesnenin iç ve dış bölgelerini ortalama yoğunlukları dikkate alarak ayırırlar. Türdeş bölgeler için uygun olan bu tip terimler türdeş olmayan bölgeler üzerinde beklenen sonucu veremedikleri için bu tip veri terimleriyle birlikte şekil önbilgisini kullanan yöntemler türdeş olmayan bölgeler için başarılı sonuçlar vermemektedir. Bunun sebebi olarak ortalama yoğunluğun türdeş olmayan bölgeler için belirleyici olmaması gösterilebilir. Türdeş yoğunlukta olmayan nesnelere görsel gösterimi için Şekil 1'e bakılabilir.

Önerdiğimiz yöntem veri terimini değiştirerek türdeş olmayan bölgeler için de başarılı sonuçlar elde etme temellidir. Türdeş olmayan bölgeler için veri olasılık yoğunluk fonksiyonunu kullanmak ortalama yoğunluğa nazaran daha belirleyici bir sonuç vermektedir. Olasılık yoğunluk fonksiyonunu kullanan çalışmalar mevcuttur [3]. Bu tip çalışmalarda fikirleri şekil önbilgisi yöntemi ile birleştirilerek düşük kalitedeki görüntüler, türdeş olmayan bölgelere sahip görüntüler ve bir kısmı

kapanmış nesnelere üzerinde başarılı sonuçlar veren bir bölütleme algoritması öneriyoruz.



Şekil 1: Tırdeş yoğunlukta olan nesnelere (solda) ve olmayan nesnelere (sağda).

Bu bağlamda, önemli nokta nesnenin iç ve dış bölgelerine ait olasılık yoğunluk fonksiyonunun elde edilmesi için izlenecek yoldur. Önerimiz şekil önbilgisine paralel olarak nesnenin iç ve dış bölgelerine ait olasılık yoğunluk fonksiyonunun da önceden gözetimli biçimde öğrenilebileceği varsayımı üzerine kurulmaktadır. Bu sayede, bölütlenecek olan nesnenin iç ve dış bölgelerine ait olasılık yoğunluk fonksiyonu hedef görüntüden bağımsız olarak bilinmekte ve veri fonksiyonunda kullanılmaktadır.

Olasılık yoğunluk fonksiyonuna dayalı olan önerdiğimiz bu algoritma tırdeş olmayan bölgelerde uygulandığı gibi tırdeş bölgelerde de başarılı bir şekilde uygulanabilir.

2. ŞEKİL ÖNBİLGİSİ TABANLI BÖLÜTLEME

Bölütleme algoritmamız veri terimi ve şekil önbilgisine dayalı terimlerin oluşturduğu enerji fonksiyonunun en iyilenmesine dayanır. Bölütleme işleminde temel amaç enerji fonksiyonuna dayalı maliyeti en aza indirmektir. Bölütleme algoritmasına ait enerji fonksiyonu aşağıdaki gibidir.

$$E(C) = -\log p(\text{data} | C) - \log p_c(C) \quad (1)$$

Enerji denkleminin ilk terimi $\log p(\text{data} | C)$ veri terimidir. Yukarıdaki enerji fonksiyonunun genel yapısı [1]'de kullanılan enerji fonksiyonunun aynısıdır, ancak aşağıda anlatılacağı gibi, veri teriminin içeriği farklı olacaktır. Denklemde C bölgeleri birbirinden ayırıp bölütlemeyi sağlayacak olan kapalı eğrilerdir. İkinci terim, $\log p_c(C)$ ise şekil önbilgisinden elde edilen şekil terimidir. [1]'de ve daha pek çok çalışmada şekil terimi kullanılmıştır. Bu çalışmada, önceki çalışmalarda [1] elde edilen şekil terimi aynen kullanılacaktır. Bu çalışmadaki amaç veri terimini tırdeş olmayan bölgelerin bölütlenmesine olanak tanıyacak hale getirip, mevcut yöntemlere göre daha başarılı sonuçlar elde etmektir.

2.1. Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu Tabanlı Veri Terimi

Ortalama yoğunluk tabanlı veri terimine alternatif olarak önerdiğimiz olasılık yoğunluk fonksiyonu tabanlı veri terimi şekil önbilgisine dayanmayan bölütleme yaklaşımlarında kullanılmış başarılı bir yöntemdir [3]. Önerdiğimiz veri teriminin logaritmik fonksiyonu aşağıdaki gibidir.

$$-\log p(\text{data} | C) = \iint_{R_{in}} \log[p_{R_{in}}(I(x, y))] dx dy - \iint_{R_{out}} \log[p_{R_{out}}(I(x, y))] dx dy \quad (2)$$

Denklem 2 de kullanılan R_{in} , hedef nesnenin içerisinde kalan bölgeyi, R_{out} ise hedef nesnenin dışarısında kalan bölgeyi temsil eder. $p_{R_{in}}()$, ve $p_{R_{out}}()$, fonksiyonları ise sırasıyla iç ve dış bölgelerin olasılık yoğunluk fonksiyonlarıdır. Hedef nesnesine ait iç ve dış bölgelerin olasılık yoğunluk fonksiyonları gözetimli bir biçimde öğrenilmektedir. (2) deki matematiksel ifadeyi bir örnek ile açıklayalım."

- 1- "a" noktası R_{in} bölgesine ait bir nokta olsun ve bu nokta C eğrisinin içerisinde kalsın. Bu durumda $p_{R_{in}}(I(a))$ olasılık değeri büyük bir değer, $p_{R_{out}}(I(a))$ ise küçük bir değer olacaktır. Bu durumda toplam maliyet enerji denklemini en iyileştirme anlamında minimum değere götürecektir ki bu da istenen durumdur.
- 2- Öte yandan "a" noktası R_{out} bölgesine ait bir nokta olsun ve bu nokta C eğrisinin içerisinde kalsın. Bu durumda a noktası için verilen karar yanlış olduğu için birinci terimden gelen maliyet ikinci terimden küçük olacak ve toplam maliyete olan katkı en küçük değere götüren şekilde olmayacaktır. Kısım 2.2 de kapalı bir C eğrisinin bu kurala uygun nasıl hareket ettiği ve güncellendiği açıklanmıştır.

Anlaşılabileceği üzere, Denklem (2)'ye göre C kapalı eğrisi hedef nesnenin kenarlarına doğru bir şekilde tutunduğunda (1) denkleminde ifade edilen toplam maliyet fonksiyonu en aza indirgenmiş olacaktır. Aşağıda en aza indirme işleminin nasıl yapıldığı anlatılacaktır.

2.2. Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu Tabanlı Veri Terimine Ait Bayır Akışı Hesaplanması

Bölütleme işleminde kullanılacak olan, olasılık yoğunluk fonksiyonu tabanlı veri teriminin bayır akışı denklemini aşağıdaki gibidir.

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \beta \left[\log(p_{R_{out}}(I(x))) - \log(p_{R_{in}}(I(x))) \right] \bar{N} = \beta \log \left(\frac{p_{R_{out}}(I(x))}{p_{R_{in}}(I(x))} \right) \bar{N} \quad (3)$$

\bar{N} , dış doğru eğri normalidir. $I(x)$, ise x noktasındaki resim veri değeridir. β , ise deneme yanılma ile elde edilen bir parametredir. Oluşturulan bu bayır akışı eğri üzerindeki



Şekil 2: Uçak nesnesine ait eğitim kümesinin hizalanmamış şekil örnekleri.



Şekil 3: El nesnesine ait eğitim kümesinin hizalanmamış şekil örnekleri.

bölge tabanlı kuvveti belirler. Verilen bir “a” noktası için iki durum düşünelim.

- i. “a” noktası R_{out} içerisinde bir nokta olsun. Bu durumda:

$$p_{R_{out}}(a) > p_{R_{in}}(a) \Rightarrow \beta \log \left(\frac{p_{R_{out}}(a)}{p_{R_{in}}(a)} \right) > 0$$

Bu durumda o bölge eğrinin dışında kalacak şekilde eğri güncellenecektir

- ii. “a” noktası R_{in} içerisinde bir nokta olsun. Bu durumda ise bayır akışı ile hesaplanan kuvvet negatif olacağından eğri genişleyecek ve bu nokta eğri içerisinde kalacak. Böylece bölütlenmek istenen nesne eğri içerisinde kalacaktır.

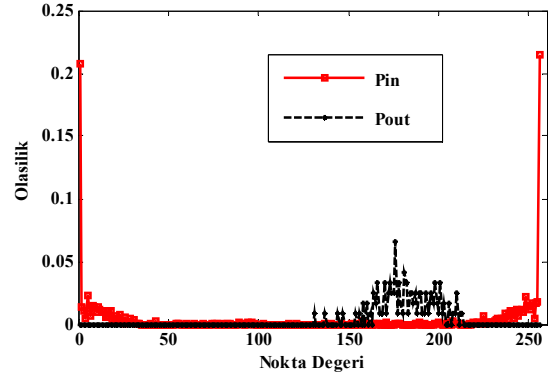
Bölütleme algoritmamızda yukarıda anlattığımız veri terimi katkısı, [1]’de türetilmiş olan şekil bilgisi katkısıyla birleştirilir. Böylece eğri olasılık yoğunluk fonksiyonundan elde edilen verilere ve şekil bilgisine göre hareket edecek ve Denklem (1)’deki fonksiyon için en iyi sonucu elde ettiği anda duracaktır. Önerdiğimiz bölütleme algoritması bu kuvvetlere dayalı yinelemeli bir bölütleme algoritmasıdır.

3. DENEYSEL SONUÇLAR

Bu bölümde önerdiğimiz yöntemin sentetik iki görüntü üzerinde uygulamasını gösteriyoruz. İlk olarak bir bölümü kapanmış uçak nesnesi üzerinde, önerdiğimiz veri olasılık yoğunluk terimi tabanlı algoritmayı, [1] de kullanılan ortalama yoğunluk tabanlı veri terimi ile karşılaştıracakız. Şekil 2’de gösterilmiştir. Bu görüntüler hizalanıp şekil teriminde kullanılacaktır. Önerdiğimiz yöntem, gerekli veri olasılık yoğunluk fonksiyonu bilgisini bölütlenecek olan bölgelerin örneklerinden bölütleme işlemi başlamadan önce öğrenmiştir. Şekil 4’teki hedef görüntü için olasılık yoğunluk fonksiyonları Şekil 5’de gösterilmektedir. Veri olasılık yoğunluk değerleri nesnenin iç ve dış bölgelerinden alınan örnek noktalar ile hesaplanmıştır. Elde edilen $p_{R_{in}}()$, $p_{R_{out}}()$ değerleri veri teriminde kullanılacaktır. Uyguladığımız algoritma öncelikli olarak veri terimini uygulamaktadır. Bu aşamada hedef nesnenin kapatılmış bölgesi dışındaki sınırları bulunur. Daha sonra şekil terimi de dâhil edilerek kapatılan bölgenin şekil önbilgisinden de faydalanılarak bölütlenmesi amaçlanır. Önerdiğimiz yöntemin, ortalama yoğunluk tabanlı veri terimi ve şekil bilgisine dayalı yaklaşımla [1] ile karşılaştırılması sonucu Şekil 6’da gösterilmiştir.



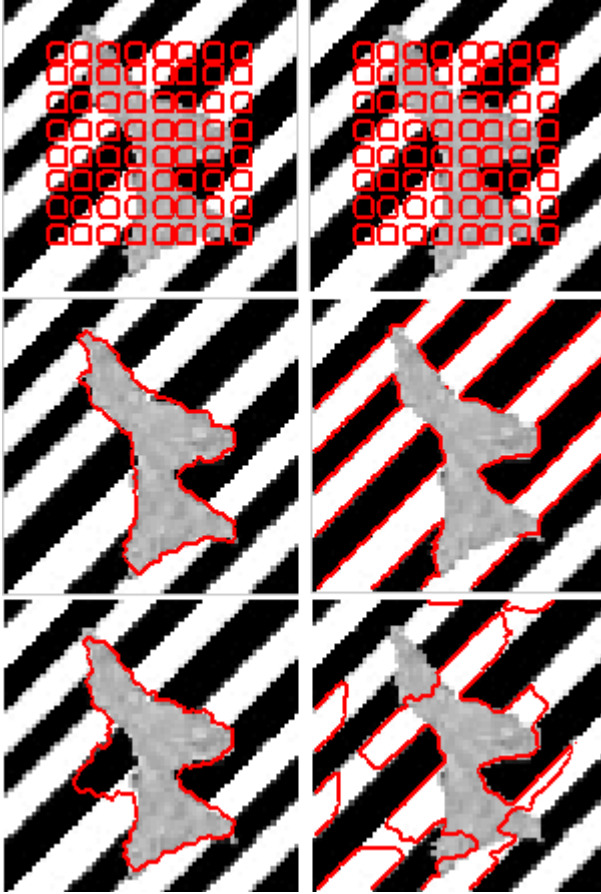
Şekil 4: Hedef uçak nesnesi



Şekil 5: Uçak nesnesine ait veri olasılık yoğunluk değerleri

Şekil 6’dan da görüleceği üzere türdeş yoğunlukta olmayan dış bölgeler için ortalama yoğunluk tabanlı veri terimi doğru sonuç vermemektedir. Veri teriminden kaynaklanan bu hata şekil terimine de etki etmektedir. Önerdiğimiz yöntem ortalama yoğunluk tabanlı veri terimine göre daha başarılı sonuçlar vermektedir. Böylece şekil önbilgisinin kullanılmasıyla hedef nesnenin kapatılmış bölgesi de kurtarılır.

Algoritma ile ilgili önemli bir nokta da veri terimi ile şekil terimi arasındaki katkı oranını belirleyen β değişkenidir (3). Bu değişken hedef nesnenin yapısına göre değişkenlik göstermekle birlikte deneysel sonuçlara göre hedef nesnedeki görüntünün standart sapması ile ters orantılıdır.



Önerdiğimiz yöntem

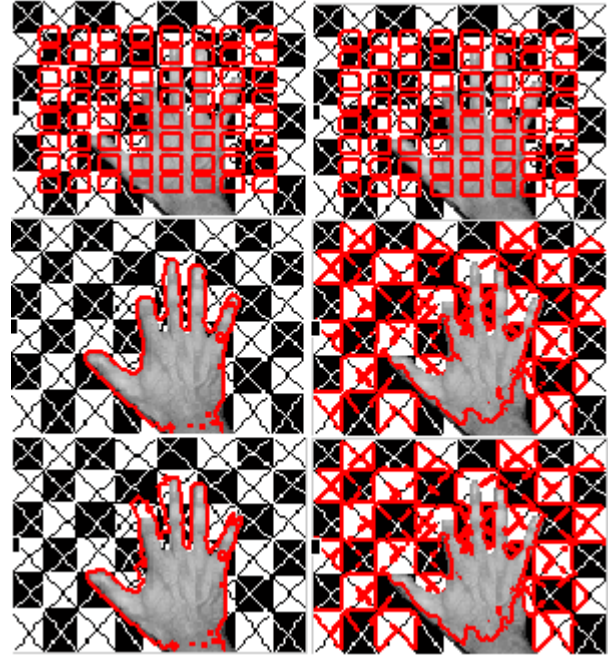
Ortalama Yoğunluk

Şekil 6: Uçak nesnesinin bölütleme sonucu. Birinci satır başlangıç durumu. İkinci satır veri teriminin uygulanmasından sonraki durum. Üçüncü satır şekil teriminin uygulanmasından sonraki nihai durum.

Kullanacağımız ikinci hedef nesne ise başparmağının bir bölümü kapatılmış olan bir el görüntüsüdür. Bu uygulama için kullanılan şekil ön bilgisine ait el kümeleri Şekil 3'te gösterilmiştir. Uçak örneğinde yapıldığı gibi veri olasılık yoğunluk fonksiyonu elde edilmiştir. El nesnesine ait sonuçlar Şekil 7'de gösterilmiştir. Bu görüntüde el nesnesinin işaret parmağının bir bölümü kapatılmıştır. Nesnenin arkaplanı türdeş yoğunlukta olmaması için sentetik olarak oluşturulmuştur. Önerdiğimiz yöntem türdeş olmayan arkaplana sahip el nesnesinin bölütlenmesinde ortalama yoğunluk veri terimine nazaran başarılı sonuçlar vermektedir. Arkaplan türdeş yoğunlukta olmadığı için ortalama yoğunluk veri terimi doğru sonuçlar vermemektedir.

4. VARGILAR

Bu bildiriye arkaplan veya önplanı türdeş yoğunlukta olmayan nesnelerin veri olasılık yoğunluk fonksiyonu kullanılarak bölütlenmesini amaçlayan bir yöntem önerilmiştir. Nesnelerin şekil ön bilgileri de kullanılarak kapatılmış bölgelerinin kurtarılması ve türdeş olmayan bölgelere sahip görüntülerin ait nesnelerin bölütlenmesi sağlanmıştır.



Önerdiğimiz Yöntem

Ortalama Yoğunluk

Şekil 7: El nesnesinin bölütleme sonucu. Birinci satır başlangıç durumu. İkinci satır veri teriminin uygulanmasından sonraki durum. Üçüncü satır şekil teriminin uygulanmasından sonraki nihai durum.

5. TEŞEKKÜR

Yazarlar, parametrik olmayan şekil ön bilgisine ait şekil teriminde kullanılan kodun paylaşımı için Junmo Kim'e teşekkürlerini sunarlar.

6. KAYNAKÇA

- [1] J. Kim, M. Çetin, ve A.S. Willsky, "Nonparametric shape priors for active contour-based image segmentation," *Signal Processing*, cilt. 87, s. 3021–3044, 2007.
- [2] E. Tekeli, "Shape and data driven texture segmentation using local binary patterns," Sabancı Üniversitesi yüksek lisans tezi, 2007.
- [3] N. Paragios, R. Deriche, "Geodesic Active regions and level set methods for supervised texture segmentation," *International Journal of Computer Vision* 46(3), 223-247, 2002.
- [4] T. Chan ve L. Vese, "Active contours without edges," *IEEE Transactions Image Processing*, cilt. 2, s. 266-277, 2001.