

En Uygun Eşikleme Kullanarak Resim Ayrılmalarını Algılama

Detection of Painting Cracks Using Optimal Thresholding

Bekir Dizdaroğlu

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Karadeniz Teknik Üniversitesi, Trabzon
bekir@ktu.edu.tr

Özetçe

Bu çalışmada, resim ayrılmalarını algılamak için varolan en iyi imge eşikleme teknikleri genel olarak incelenmiştir. Resimdeki ayrılmalar biçimbilimsel silindir-şapka dönüşümü kullanılarak algılanabilir. Fakat hatalı algılama çok fazla olduğundan, elde edilen sonuca bir eşikleme yöntemi uygulanmalıdır. O yüzden, bu sorunu gidermek için Otsu, en az hata ve bulanık eşikleme gibi en uygun eşikleme yöntemleri kullanılabilir. Deneysel sonuçlar eşikleme yöntemlerinin geçerliliğini göstermektedir.

Abstract

In this study, the existing optimal image thresholding techniques are reviewed for detection of painting cracks in general. Cracks on the painting can be detected by using the morphological top-hat transformation. However, since there are quite a number of false detections, a thresholding method should be applied to the obtained result. Therefore, optimal thresholding methods such as Otsu, Minimum error and Fuzzy thresholding can be used for overcoming this problem. Experimental results demonstrate the validity of the thresholding methods.

1. Giriş

İnsanoğlu, tarih boyunca kültürel mirasını bir şekilde gelecek nesillere aktarmaya çalışmıştır. Fakat kültürel ve tarihi mirasların çoğu, kötü çevre şartlarından dolayı zamanla bozulmalara uğramaktadır. Kuru hava ve rutubet gibi olumsuz koşullardan dolayı eski tarihi resimlerde zamanla ayrılma ve kabarmalar meydana gelebilmektedir. Bu nedenle günümüzde kültürel mirasların korunması için birçok çalışma yapılmaktadır.

Tarihi resimlerdeki bozukluklar sayısal imge işleme yöntemleriyle etkili bir şekilde onarılabilir. Yalnızca bozukluk içeren bölgelerin aradeğerlemesi yapılacağı dikkate alınır, ilk önce resim üzerindeki bu bölgelerin algılanması gerekmektedir.

Resimdeki ayrılma bozukluklarının algılanması için geliştirilen birçok yaklaşımda biçimbilimsel silindir-şapka dönüşümü kullanılmıştır. [1-2]'de bozuklukları algılamak için gri ölçekli biçimbilimsel bir süzgeç kullanılmış ve resimdeki fırça darbeleri de bozukluk olarak algılanabileceğinden, yapay sinir ağları yöntemi kullanılarak bu hatalı algılamalar en aza indirgenmiştir. Fakat piksellerin sınıflandırılmasında

öğreticiyle öğrenme yaklaşımı kullanıldığından, yöntemde sonuca gitmenin oldukça zaman alacağı açıktır [3]. Ayrıca büyük boyutlu ayrılma bozuklukları tam olarak algılanamamıştır. [4-5]'de ise, renkli resimlerdeki bozuklukların iyileştirilmiş Otsu eşikleme yöntemi kullanılarak algılanması için bir yöntem önerilmiştir. Ayrıca algılanan bozukluklarının görsel olarak kabul edilebilir bir şekilde aradeğerlenmesi için imge işleme alanında oldukça revaçta olan içboyama yöntemleri kullanılabilir [1, 2, 4, 5].

Bu çalışmada, resimdeki ayrılma bozukluklarının algılanması için en iyi eşikleme yaklaşımları incelenmiştir.

2. Genel İnceleme

Resimdeki ayrılma içeren bölgelerin en az hata ile algılanması için en uygun eşikleme yaklaşımları genel olarak gözden geçirilmeden önce kullanılan yazımlar aşağıda verilmiştir.

$\Omega \rightarrow \mathbb{R}^2$ bölgesinde tanımlı olmak üzere, $I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ ve $I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$ ($n = 3$) sırasıyla gri düzeyli ve renkli imgeleri gösterebilir. $I_i: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ ise, I 'nin i . imge kanalı olsun ($1 \leq i \leq n$): $\forall \mathbf{p} = (x, y) \in \Omega$. Aşağıdaki alt başlıklarda algılama yöntemiyle ilgili detaylı bilgiler verilmiştir.

2.1. Biçimbilimsel Silindir-Şapka Dönüşümü

Bozukluk algılanması, imgenin geometrik yapısı göz önüne alınarak geliştirilmiş olan matematiksel biçimbilim yöntemi kullanılarak yapılabilir. Temel biçimbilimsel işlemler genişleme ve kemirmedir. Bu işlemler kullanılarak açma ve kapama işlemleri yapılmaktadır.

$B(s, t)$ yapılandırma elemanı ile $I_i(x, y)$ imge kanalının genişletilmesi aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$I_i \oplus B = \max\{I_i(x - s, y - t) + B(s, t)\} \quad (1)$$

İmge kemirmesi ise,

$$I_i \ominus B = \min\{I_i(x + s, y + t) - B(s, t)\} \quad (2)$$

ifadesiyle elde edilir. Açma işlemi, kemirmeden sonra genişleme, kapama işlemi ise genişlemeden sonra kemirmeyle gerçekleştirilir. Bu işlemler sırasıyla,

$$I_i \circ B = (I_i \ominus B) \oplus B \quad (3)$$

ve

$$I_i \cdot B = (I_i \oplus B) \ominus B \quad (4)$$

şekindedir. Genişleme işleminde imgedeki nesne genişler, boşluk kapanır ve nesnelere birbirine bağlanır. Kemirmede,

nesne küçülür, boşluk genişler ve bağlı nesnelere birbirinden ayrılır. Açmada, birbirine yakın iki nesne fazla değişikliğe uğramadan birbirinden ayrıştırılır. Kapamada ise, birbirine yakın iki nesne fazla değişmeden birbirine bağlanır.

Resimdeki ayrılmalar genelde çok küçük değerli ışıklılığa sahiptir. Bu tür bozukluklar, parlak bir arka planda koyu bir detay olarak görünürler ve bunların algılanması silindir-şapka dönüşümüyle yapılabilir:

$$A_i = (I_i \cdot B) - I_i \quad (5)$$

Kapama işleminde iki kez genişleme işlemi uygulanarak resimdeki büyük boyutlu ayrılmalar daha doğruluklu algılanabilir [1-4].

B yapılandırma elamanının tipi ve boyutu resimdeki ayrılmalara göre ayarlanmaktadır. Duruma göre, 3x3 boyutlarında karesel veya dairesel tipli yapılandırma elemanı kullanılabilir.

2.2. En Uygun İmge Eşikleme Yöntemleri

Silindir-şapka dönüşümüyle elde edilen algılama maskesinde hatalı algılama oranı oldukça fazla olmaktadır. Hatalı algılamayı en aza indirmek için, A_i algılama maskesindeki piksel değerlerinin belirlenen bir eşikle karşılaştırılması gerekmektedir. Eğer piksel değeri bu eşikten büyükse ilgili piksel bozulmuş olarak işaretlenir. Diğer durumda, yürürlükteki piksel değeri arka plan bilgisini içeriyor denilebilir. Böylece, eşikleme işlemiyle bozulmuş pikseller arka plandan ayrıştırılmış olur.

Piksellerin sınıflandırılması için en uygun imge eşikleme yaklaşımları kullanılabilir [3-8]. Gri ölçekli $I(x, y)$ imgesinin yeğlilik değerleri, $L = 256$ olmak üzere, 0 ile $L - 1$ arasında olsun. Düzgelenmiş histogram fonksiyonunu $h(z)$ ile gösterilsin. Tek bir eşikleme işlemi için imge pikselleri iki sınıfa bölünür: $C_1 = \{0, 1, 2, \dots, T\}$ ve $C_2 = \{T + 1, T + 2, \dots, L - 1\}$, burada T eşik değeridir. C_1 ve C_2 sırasıyla imgedeki önplan ve arkaplan ile ilgili sınıflardır. Bu iki sınıfın olasılıkları ise,

$$P_1(T) = \sum_{z=0}^T h(z) \quad (6)$$

$$P_2(T) = \sum_{z=T+1}^{L-1} h(z) = 1 - P_1 \quad (7)$$

ile elde edilir ve ortalama gri düzey değerleri aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$m_1(T) = \frac{1}{P_1} \sum_{z=0}^T zh(z) \quad (8)$$

$$m_2(T) = \frac{1}{P_2} \sum_{z=T+1}^{L-1} zh(z) \quad (9)$$

Sınıf değışintileri ise,

$$\sigma_1^2(T) = \frac{1}{P_1} \sum_{z=0}^T (z - m_1(T))^2 h(z) \quad (10)$$

$$\sigma_2^2(T) = \frac{1}{P_2} \sum_{z=T+1}^{L-1} (z - m_2(T))^2 h(z) \quad (11)$$

şeklinde hesaplanır. Otsu yönteminde [6], en iyi T_{Otsu}^* eşiği, J_{Otsu} ölçüt fonksiyonu en büyüklenecek belirlenebilir:

$$T_{Otsu}^* = \arg \max_{0 \leq T < L} J_{Otsu}(T) \quad (12)$$

Burada, J_{Otsu} ölçüt fonksiyonu aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

$$J_{Otsu}(T) = \frac{P_1(T)P_2(T)(m_1(T) - m_2(T))^2}{P_1(T)\sigma_1^2(T) + P_2(T)\sigma_2^2(T)} \quad (13)$$

[7]'de önerilen en az hata eşikleme yönteminde ise aşağıdaki ölçüt fonksiyonu kullanılmıştır:

$$J_{KI}(T) = \sum_{z=0}^{L-1} h(z)c(z, T) \quad (14)$$

Burada $c(z, T)$ maliyet fonksiyonudur:

$$c(z, T) = \begin{cases} \frac{(z - m_1(T))^2}{\sigma_1^2(T)} \\ + 2 \ln \sigma_1(T) - 2 \ln P_1(T) \text{ eğer } z \leq T \text{ ise} \\ \frac{(z - m_2(T))^2}{\sigma_2^2(T)} \\ + 2 \ln \sigma_2(T) - 2 \ln P_2(T) \text{ eğer } z > T \text{ ise} \end{cases} \quad (15)$$

En uygun T_{KI}^* eşiği, Otsu yöntemindeki gibi J_{KI} ölçüt fonksiyonu en büyüklenecek belirlenir.

İki sınıfın olasılık yoğunluklarının çakışmasıyla belirsizliğin ortaya çıkmasından dolayı imgeyi ikileştirmek için eşik seçimi genellikle kolay olmamaktadır. Son zamanlarda, belirsiz veya bulanık verilerle ilgili problemlerin çözümünü etkin bir şekilde yapabilmek için imge işleme alanında birçok bulanık model tabanlı yöntemler geliştirilmiştir [3, 8, 9, 11]. [8]'de imge histogramı kullanılarak yapılan bir bulanık eşikleme yöntemi önerilmiştir. Bu yöntemde Otsu eşikleme tekniğine benzeyen bir ölçüt fonksiyonu kullanılmaktadır. Gri düzeyli bir imge aşağıdaki gibi ifade edilsin:

$$I = \{(z, \mu_I(z))\} \quad (16)$$

İmge eşikleme için kullanılan $\mu_I(z)$ üyelik fonksiyonu, önplan ve arkaplan olmak üzere iki sınıftan birisine ait olan z gri düzeyinin üyelik derecesi olarak tanımlanabilir. Yöntemde üyelik fonksiyonu aşağıdaki gibi alınmıştır:

$$\mu_I(z) = \begin{cases} \frac{1}{1 + |z - m_1(T)|/D} \text{ eğer } z \leq T \text{ ise} \\ \frac{1}{1 + |z - m_2(T)|/D} \text{ eğer } z > T \text{ ise} \end{cases} \quad (17)$$

Burada D bir sabittir ve aşağıda verilen şartı sağlayacak şekilde seçilebilir:

$$0.5 \leq \mu_I(z) \leq 1 \quad (18)$$

Üyelik değerlerinin $[0.5, 1]$ aralığında olma zorunluluğundan dolayı bir dağılım ölçütünün kullanılması gerekmektedir. Bu durumda,

$$D = z_b - z_k \quad (19)$$

olarak alınabilir. Burada z_b ve z_k sırasıyla imgedeki en küçük ve en büyük gri düzeylerdir. z_b ve z_k değerlerinin 0 ile $L - 1$ arasında olması gerekmeyebilir. Sadece Denklem (18)'deki şartı sağlaması yeterli olmaktadır.

Yöntemde en uygun eşik seçimi için ölçüt fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanmıştır:

$$J_{HW}(T) = -\frac{1}{\ln 2} \sum_{z=0}^{L-1} h(z) S(\mu_I(z)) \quad (20)$$

Burada,

$$S(\mu) = -\mu \ln \mu - (1 - \mu) \ln(1 - \mu), 0 \leq \mu \leq 1 \quad (21)$$

Shannon dağılım fonksiyonudur ve maliyet fonksiyonu olarak kullanılabilir. Üyelik derecesi arttıkça bulanıklık daha da küçüleceğinden maliyet azalması gerekecektir. Yöntemde, $0.5 \leq \mu_I(z) \leq 1$ şartı da dikkate alınarak Shannon fonksiyonu kullanılmıştır. Bu durumda, en iyi eşikleme aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$T_{HW}^* = \arg \min_{0 \leq T < L} J_{HW}(T) \quad (22)$$

Bulanık eşiklemede kullanılan dağılım ölçütü aşağıdaki özelliklere sahiptir:

- ✓ Eğer birçok piksel 0.5 değerine yakınsa veya gri düzeyleri sınıf ortalama gri düzeylerinden uzaksa, $J_{HW}(T)$ büyük değerli olur. Bütün üyelik değerleri 0.5 değerine eşitse, o zaman dağılım ölçütü maksimum, yani 1 değerli olur.
- ✓ Eğer birçok piksel 1 değerine yakınsa veya gri düzeyleri sınıf ortalama gri düzeylerine yakınsa, $J_{HW}(T)$ küçük değerli olur. Bütün üyelik değerleri 1 değerine eşitse, o zaman dağılım ölçütü minimum, başka bir deyişle 0 değerine sahip olur.

Daha az karmaşıklık içeren ve görsel olarak daha kaliteli sonuç üreten bulanık sınıflandırma dağılım yaklaşımına bağlı diğer bir yöntemde ise eşik seçimi için kullanılan ölçüt fonksiyonu aşağıdaki gibi verilmiştir [9]:

$$J_{DZH}(T) = -\sum_{z=0}^{L-1} \frac{h(z)}{\mu_I(z)D(\mu_I)} \ln \frac{h(z)}{\mu_I(z)D(\mu_I)} \quad (23)$$

Burada,

$$D(\mu_I) = \sum_{z=0}^{L-1} \frac{h(z)}{\mu_I(z)} \quad (24)$$

olarak tanımlanmış bir dağılım fonksiyonudur. En iyi eşik bulmak içinse aşağıdaki ifade kullanılmıştır:

$$T_{DZH}^* = \arg \max_{0 \leq T < L} J_{DZH}(T) \quad (25)$$

3. Deneysel Çalışma

Önerilen yöntem, [2] açıklanan bozukluk algılama yöntemiyle karşılaştırılmıştır. Test işlemi için kullanılan 250x357 boyutundaki resim Şekil 1.'de gösterilmiştir. Bozuklukların algılanması işleminde, 5x5 karesel bir yapılandırma elemanı kullanılmış ve algılama eşik değerleri otomatik olarak belirlenmiştir.

Şekil 2.'de resimdeki algılanan bozukluklarla ilgili yöntemlerin sonuçları gösterilmiştir. Şekil 2.a)'da [2]'de önerilen yöntemle elde edilen sonuç verilmiştir. Şekilden de görülebileceği gibi, hatalı algılama fazla olmasa bile, kırmızı renkle işaretli bölgedeki büyük boyutlu ayrılma algılanamamıştır. En iyi eşikleme yöntemleriyle elde edilen sonuçlar ise Şekil 2.b-c)'de gösterilmiştir. Dikkat edilirse, büyük boyutlu ayrılma bozulmaları etkili bir şekilde algılanmasının yanında, bulanık sınıflandırma dağılım yaklaşımının dışındaki yöntemlerde hatalı algılama biraz daha fazla yapılmıştır. Bu durum özellikle bulanık eşikleme yaklaşımında açıkça görülmektedir. Eğer aradeğerleme işlemi günümüzde oldukça etkin bir şekilde kullanılan içboyama yöntemleriyle yapılırsa, hatalı bir şekilde algılanan bu bölgelerin kabul edilebilir bir şekilde doldurulabileceği açıktır. Diğer taraftan [2]'deki yöntemle büyük boyutlu ayrılmalar algılanmadığından doldurma işlemi de bu bölgelerde yapılmayacağından, onarılan resimde gözü rahatsız edici bir durum ortaya çıkacaktır. Ayrıca bu yöntemde öğrenme aşaması da kullanıldığından yöntemin sonuca gitmesi oldukça zaman alacaktır.

Sonuç olarak, Şekil 2.e)'den de görülebileceği gibi, bazı ayrılma bozuklukları tam olarak algılanamasa bile, en iyi algılama maskesi bulanık sınıflandırma dağılım yöntemiyle elde edilmiştir denilebilir.

Yöntemler, *CIlg Kütüphanesi* [10] kullanılarak Microsoft Visual C++ 2005 derleyicisinde ve Windows Vista işletim sistemi altında 2 GB RAM belleğe sahip 2.20 GHz işlemcili bir dizüstü bilgisayarda koşulmuştur.

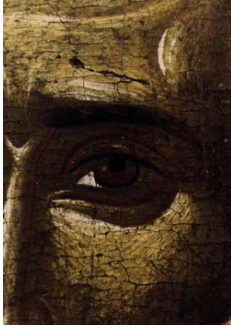
4. Sonuçlar

Bu çalışmada tarihi resimlerdeki bozuklukların otomatik olarak algılanması için en uygun eşikleme yaklaşımları genel olarak incelenmiştir. Resimlerdeki bazı fırça darbeleri ve kenar bilgileri ayrılma gibi benzer özelliklere sahip olduğundan yanlışla bozukluk olarak algılanabilmektedir. Bu yüzden, daha sonraki çalışmalarda en az hata ile bozukluk ayrılmalarını algılayabilmek için tip II bulanık küme yaklaşımlarının [11] kullanılması düşünülmektedir.

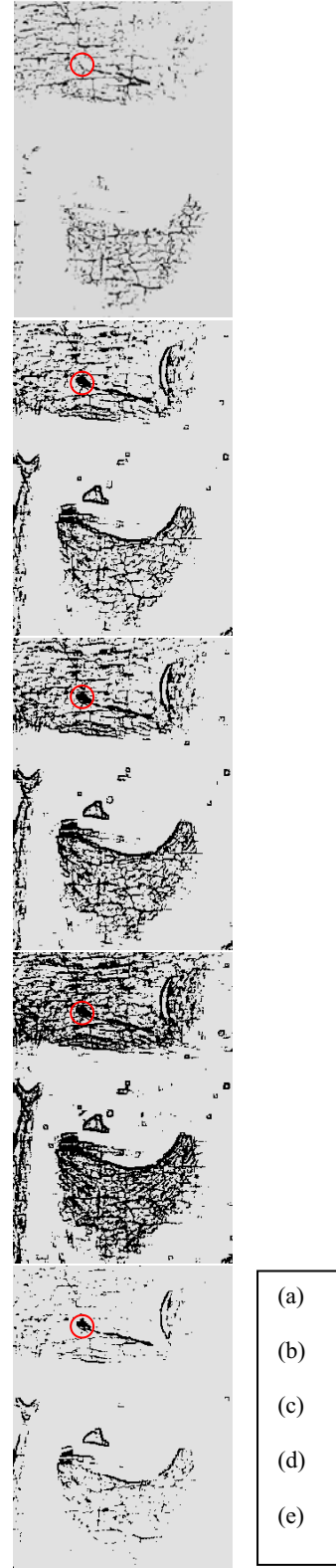
5. Kaynaklar

- [1] I. Giakoumis, I. Pitas, "Digital restoration of painting cracks", *IEEE Int. Symposium on Circuits and Systems (ISCAS'98)*, California, USA, June 1998.
- [2] I. Giakoumis, N. Nikolaidis and I. Pitas, "Digital image processing techniques for the detection and removal of cracks in digitized paintings", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, issue 1, pp. 178-188, January, 2006.
- [3] Z. Chi, H. Yan and T. Pham. "Fuzzy algorithm: with applications to image processing and pattern recognition", *World Scientific Publishing*, Singapore, 1996.
- [4] B. Dizdaroğlu, "Automatic retouching of painting cracks", *Kültür ve Turizmde Bilgi Teknolojileri Çalıştayı*, Muğla, 26-27 September 2008.
- [5] B. Dizdaroğlu, "Smart restoration of painting cracks", *Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu*, Bursa, 26-30 November 2008.
- [6] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histogram," *IEEE Transactions on System Man Cybernetics*, vol. SMC-9, no. 1, pp. 62-66, 1979.

- [7] J. Kittler and J. Illingworth, "Minimum error thresholding," *Pattern Recognition*, vol. 19, no. 1, pp. 41–47, 1986.
- [8] L. K. Huang and M. J. Wang, "Image thresholding by minimizing the measures of fuzziness", *Pattern Recognition* 28, pp. 41-51, 1995.
- [9] D. Liu, Z. Jiang and H. Feng "A novel fuzzy classification entropy approach to image thresholding", *Pattern Recognition Letters* 27, pp. 1968–1975, 2006.
- [10] D. Tschumperlé, The CImg library: <http://cimg.sourceforge.net>, The C++ Template Image Processing Library.
- [11] H.R. Tizhoosh, "Image thresholding using type II fuzzy sets", *Pattern Recognition* 38 (2005) 2363–2372.



Şekil 1: Ayrılma içeren test resmi.



Şekil 2: a) [2]'deki yöntemle ve b) Otsu (T=53), c) en az hata (T=47), d) bulanık eşikleme (T=35) ve e) bulanık sınıflandırma dağılımı (T=80) yöntemleriyle algılanan bozukluklar.