

Karesel Olmayan Düzenlemeyle Görüntü Bulanıklığının Giderilmesi: Özellik Parametre Seçimi ve Öznitelik Değerlendirmesi

Non-quadratic Regularization Based Image Deblurring: Automatic Parameter Selection and Feature Based Evaluation

Özge Batu Müjdat Çetin

Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi
Sabancı Üniversitesi, İstanbul

ozgebatu@su.sabanciuniv.edu

mcetin@sabanciuniv.edu

Özetçe

Üretim bandından geçen parçaların, bilgisayarlı görye dayalı değerlendirmelerde özellikler incelenmesi çeşitli zorluklar içermektedir. Parçalar bant üzerinde hızla hareket ettiğinden bulanık ve gürültülü görüntülerle karşılaşma olasılığı yüksektir. Bu sebeple parçanın doğru öznitelik değerlerine ulaşmak olanaklı olmayabilir. Bunun üstesinden gelmek için karesel ve karesel olmayan düzenleme yöntemleri ile bulanıklığın giderilmesini ele alıyoruz. Bu yöntemlerin başarısında önemli rol oynayan düzenleme parametresinin özellikler seçimi için risk kestiricisi yönteminin kullanımını öneriyoruz. Uyguladığımız bu yöntemlerin, görüntü üzerinde öznitelik bulma başarımına nicel olarak etkisini inceliyoruz. Önerdiğimiz yaklaşımın etkinliğini gerçek veriler üzerindeki deneylerimizle gösteriyoruz.

Abstract

In computer vision based analysis, a completely automatic inspection of parts on assembly line involves many challenges. Since the parts are moving fast on line it is most probable that the captured frames are motion blurred and noisy images. Therefore accurate extraction of features from the image may not be possible. To overcome this challenge, we consider quadratic and non-quadratic regularization based deblurring. To select the regularization parameter automatically, we propose usage of unbiased predictive risk estimator method. We investigate the quantitative

effect of the applied methods on feature extraction performance and demonstrate the effectiveness of the proposed approach with experiments on real data.

1. Giriş

Günümüzde, bilgisayarlı görye dayalı parça inceleme sistemleri daha yaygın kullanılır hale geldi. Örneğin, üretim bandı üzerinde hareket eden parçalardan elde edilen görüntüler işlenerek parçalar sınıflandırılıyor, hasarlı/hasarsız parçaların tespiti yapılıyor. Bu çalışmalarda karşılaşılan önemli bir sorun, üzerinde çalışılan görüntünün yeterince kaliteli olmaması; yani söz konusu parçayla ilgili tam doğru veriye ulaşamaması olarak tanımlanabilir. Bu tip kalitesiz görüntülerde, örneğin düşük çözünürlüklü, bulanık ve gürültülü görüntülerde, doğru önilemeyi yapmadan öznitelik bulmaya çalışmak sağlıklı sonuçlar verebilir.

Bulanık bir görüntüyü netleştirmek için düzenlemeye dayalı geriye döndürme yöntemleri kullanılmaktadır [1,2]. Bu yöntemler çözüme karesel veya karesel olmayan kısıtlamalar getirir. İşlemin bütünüyle özellikler olabilmesi için düzenleme parametresinin seçimi de özellikler olmalıdır. Bunun üstesinden gelmek için çeşitli parametre seçme yöntemleri geliştirildi. Fakat özellikle karesel olmayan düzenleme yöntemlerinde bu seçme işlemi hala açık bir problemdir. Bu durum karesel olmayan yöntemlerin pratikte kullanımını kısıtlamaktadır.

Üretim bandında hareket eden parçalardan elde edilen bulanık ve gürültülü imgeleri netleştirmek için, biri karesel diğeri karesel olmayan iki düzenleme yöntemini ele alıyoruz. Bunlardan karesel olan Tikhonov [3], karesel olmayan ise toplam değişim

yöntemidir [4]. Her iki yöntemde de düzenleme parametresinin özdeş seçimi için Stein'in yansız risk kestiricisi yöntemini kullanıyoruz [5]. Bahsettiğimiz parametre seçme yönteminin bu uygulamada kullanılması birinci özgün teknik katkımızı teşkil etmektedir. Uygulamalar sonucunda elde edilen görüntüyü görsel olarak değerlendirmektense; özellikle, öznel bulma başarımına nicel etkisini gösteriyoruz. Bu da ikinci özgün teknik katkımızı teşkil etmektedir. Önerilen yaklaşımların etkinliğini gerçek veriler üzerinde sunuyoruz.

2. Düzenlemeye Dayalı Geriye Döndürme

Özneliklerini elde etmek istediğimiz imgenin aşağıdaki ayrık modelle ifade edilebildiğini varsayalım:

$$y = Hf + n \quad (1)$$

Burada y elimizdeki verileri, yani bozulmuş görüntüyü, f ulaşmak istediğimiz özgün görüntüyü, H bu ikisi arasındaki ilişki modelini göstermektedir. Ayrıca n görüntüleme sırasında veya sonrasında oluşabilecek gürültüyü ifade etmektedir. Bizim örneğimizde sahip olduğumuz veri bulanık ve gürültülü bir imge olduğundan, sistem matrisimiz H de hareket bulanıklığını modelleyen bir matristir. Problemin dayandığı doğrusal evrişim işleminin bir sonucu olarak H , blok-dolanır Toeplitz matris yapısı sergiler. Buradaki amaç H 'nin y üzerindeki etkilerini ters çevirerek f 'nin bir kestirimini elde etmektir. Bu geri dönüştürme işlemini yapmak için aşağıdaki maliyet fonksiyonunu kullanıyoruz:

$$J_0(f) = \|y - Hf\|_2^2 + \lambda^2 \psi(Df) \quad (2)$$

Burada λ düzenleme parametresi, D iki boyutlu ayrık uzamsal türev fonksiyonudur. Maliyet fonksiyonunu oluşturan ilk terim en küçük kareler çözümüdür ve kalan hata ile ilgili bilgi verir; ikinci terim ise bir düzeltme kısıtıdır. Bu kısıtlama görüntüdeki parlaklık değerlerinin sınırlandırılması anlamına gelir. İki terim arasındaki ödünleşimi λ parametresi sağlar. Biz bu bidiride toplam değişim düzenlemesini ve Tikhonov düzenlemesini inceliyoruz [3,4].

2.1. Tikhonov Düzenlemesi

En yaygın kullanılan düzenleme yöntemlerinden biri Tikhonov düzenlemesidir [3]. Bu yöntemde, en küçük kareler çözümüne eklenen düzeltme kısıtı kareseldir:

$$\psi(Df) = \|Df\|_2^2 \quad (3)$$

Denklem (2)'deki maliyet fonksiyonunu enküçülen f kestirimini şu denklemin çözümü verir:

$$(H^T H + \lambda^2 D^T D) \hat{f}_{tik}(\lambda) = H^T y \quad (4)$$

Burada sonuç kapalı biçimde ifade edilebilir ve verinin doğrusal bir fonksiyonu şeklindedir, dolayısıyla hesaplama karmaşıklığı azdır. Tikhonov düzenlemesinin bu getirisine karşılık önemli bir götürüsü de vardır. Bu yöntem doğrusal bir süzgeçleme yaptığından yüksek frekanslı gürültü bileşenlerini bastırırken aynı zamanda görüntünün sahip olduğu yüksek frekans bileşenlerini de bastırır. Bu durum gerçek görüntüdeki ayrıtların bulanıklaşmasına sebep olur.

2.2. Karesel Olmayan Düzenleme

Geriye döndürülen görüntüdeki ayrıtları bulanıklaştırmamak için karesel olmayan düzenleme yöntemleri kullanılabilir. Yaygın olarak tercih edilen ve bizim bu bildiriye ele alacağımız yöntemde, [4] yan kısıt toplam değişim düzeyidir:

$$\psi(Df) = \|Df\|_1 \quad (5)$$

Toplam değişim düzenlemesi yerel ve abartılı parlaklık değişimlerine izin verdiğinden görüntüdeki ayrıt bilgisinin korunmasını sağlar. Fakat bu yöntemin de zorluğu, yan kısıtın karesel olmamasından kaynaklanan, çözümün kapalı biçimde ifade edilememesidir. Bu sorunu aşmak için yan kısıtı şu şekilde değiştirebiliriz:

$$\psi(Df) = \sum_{i=1}^n \sqrt{[Df]_i^2 + \beta} \quad (6)$$

Burada $\beta > 0$ küçük değerli bir parametredir. Bu durumda toplam değişim kestirimi şu denklemin çözümünden elde edilebilir:

$$(H^T H + \lambda^2 D^T W_\beta(\hat{f}_{id}) D) \hat{f}_{id} = H^T y \quad (7)$$

Burada $W_\beta(\hat{f}_{id})$ küçük yerel değişimlerin düzleştirilmesini, büyük yerel değişimlerin korunmasını sağlayan bir ağırlık matrisidir:

$$W_\beta(\hat{f}_{id}) = \frac{1}{2} \text{diag} \left[\frac{1}{\sqrt{[Df_{id}]_i^2 + \beta}} \right] \quad (8)$$

Ağırlık matrisi \hat{f}_{id} 'ye bağlı olduğundan Denklem (7) doğrusal değildir ve kapalı biçimli çözüm yoktur. Bu durumda özyineli çözüm gerekir:

$$(H^T H + \lambda^2 D^T W_\beta(\hat{f}_{id}^{(k)}) D) \hat{f}_{id}^{(k+1)} = H^T y \quad (9)$$

Burada \hat{f}^k k'ninci özyinelemede elde edilen çözümdür. Böylece özyinelemenin her basamağı doğrusal bir denklem çözümüne dönüşmüş olur.

3. Özişler Parametre Seçimi

Düzenleştirme yöntemlerinde, veri ile ön bilgi birlikte kullanılarak kararlı bir çözüm üretilir. Denklem (2)'deki düzenleştirme parametresi λ , gerçek görüntünün kestiriminin veriye uygunluğuyla ön bilgiye uygunluğu arasında bir denge kurar. Bu parametrenin seçimi için yansız öngörücü risk kestiricisi yöntemini kullanıyoruz [2,5,6]. Öngörücü riski şu şekilde tanımlıyoruz:

$$R(\lambda) = E \left[\frac{1}{n} \| H\hat{f}_\lambda - Hf \|^2 \right] \quad (10)$$

Risk, λ parametresi kullanılarak geriye döndürülen görüntü ile özgün görüntü arasındaki uzaklık bilgisini içerir. Özgün görüntüyü bilmediğimizden riskin gerçek değerinin hesaplanması olanaklı değildir. Stein'in yansız risk kestirimi [4] $\hat{R}(\lambda)$, $R(\lambda)$ için yansız bir kestirimdir :

$$\hat{R}(\lambda) = \frac{1}{n} \| H\hat{f}_\lambda - y \|^2 + \frac{2\sigma^2}{n} \text{trace}(A_\lambda) - \sigma^2 \quad (11)$$

Burada $\hat{R}(\lambda)$ riskin beklenen değeri, σ^2 gürültünün değışitisi ve A_λ düzenleştireilmiş çözümün veriye olan ilişkisini tanımlayan bir etki matrisidir. Tikhonov ve toplam değışim düzenleştiremesi için bu etki matrisini sırasıyla şu şekilde yazıyoruz:

$$A_\lambda = H (H^T H + \lambda^2 D^T D)^{-1} H^T \quad (12)$$

$$A_\lambda = H (H^T H + \lambda^2 D^T W_\lambda (\hat{f}_{id}) D)^{-1} H^T \quad (13)$$

En iyi geriye döndürme en küçük riski oluşturacağından, $\hat{R}(\lambda)$ fonksiyonunu enküçülten λ , en iyi parametre seçimidir.

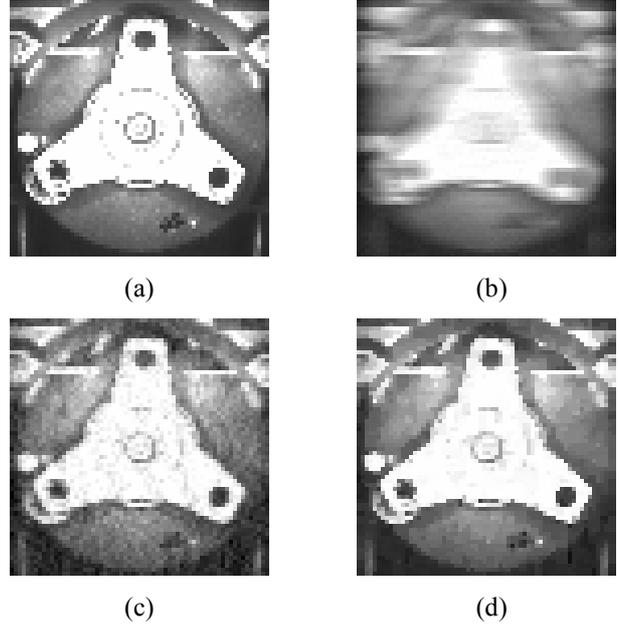
4. Öznitelik Bulma

Şekil 1(a)'da ve Şekil 2(a)'da özniteliklerini bulmak istediğimiz parçaların özgün görüntülerini sunuyoruz. Bizim örneğimizde bu imgelerden elde etmek istediğimiz bilgi kolların uzunluğudur (Kol uzunluğunu, merkezden her bir kolun uç kısmındaki dairenin merkezine olan uzaklık olarak tanımlıyoruz). Algoritmamız öncelikle bulanık görüntüleri belirttiğimiz yöntemlerle geriye döndürüyor. Daha sonra elde edilen geriye döndürülmüş görüntüyü eşikleme ile ikili görüntüye dönüştürüyor. Ortaya çıkan nesnelere etiketleyerek, parçanın her bir kolunun uzunluğunu buluyor.

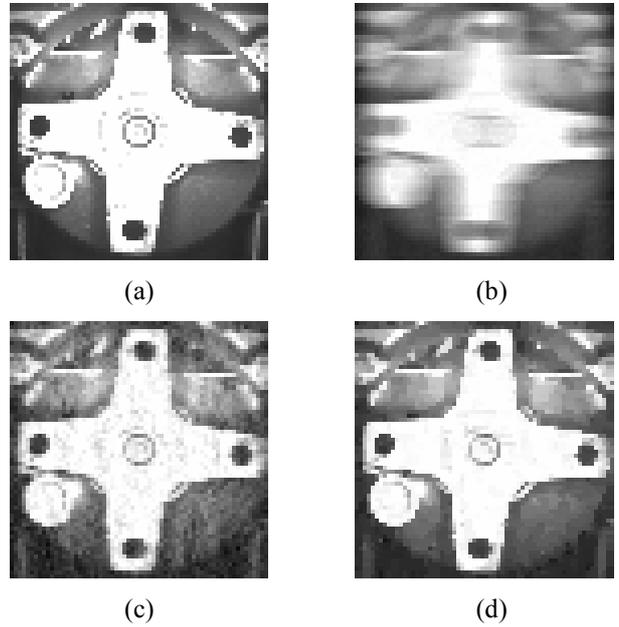
5. Deneysel Sonuçlar

Önerdiğimiz yöntemin başarımını 64×64 boyutlarında biri üç kollu diğeri dört kollu iki görüntü üzerinde gösteriyoruz. Yer darlığından dolayı bildiride iki sonuca

yer verebiliyoruz. Benzer görüntüleri ve nicel analiz sonuçlarını birçok görüntü üzerinde elde ettiğimizi belirtelim.



Şekil 1: Üç kollu parça görüntüsünün düzenleştiremeye dayalı geriye döndürülmesi. (a) Özgün görüntü. (b) Bulanık ve gürültülü görüntü. (c) Tikhonov yöntemiyle geriye döndürülmüş görüntü. (d) Toplam değışim yöntemiyle geriye döndürülmüş görüntü.



Şekil 2: Dört kollu parça görüntüsünün düzenleştiremeye dayalı geriye döndürülmesi. (a) Özgün görüntü. (b) Bulanık ve gürültülü görüntü. (c) Tikhonov yöntemiyle geriye döndürülmüş görüntü. (d) Toplam değışim yöntemiyle geriye döndürülmüş görüntü.

Üretim bandı üzerinde hızla hareket eden parçanın görüntüsünü sentetik olarak oluşturuyoruz. Şekil 1(b)'de ve Şekil 2(b)'de gösterdiğimiz sentetik görüntüyü, özgün görüntüye bir boyutlu bulanıklaştırma uygulayarak ve Gauss gürültüsü ekleyerek elde ediyoruz. Bu görüntülerdeki işaret gürültü oranı 18 dB'dir. Öznitelik bulmada kullandığımız algoritmaya bu bulanık ve gürültülü görüntüyü veriyoruz. Algoritmadan, önerdiğimiz geriye döndürme yöntemlerini çıkardığımızda, kol uzunluklarını bulmada başarısız oluyor; çünkü kol uzunluklarını tanımlamakta kullandığımız uçlardaki daireler bulanıklaşmadan dolayı ayırt edilemez hale geliyor. Şekil 1(c)'de ve Şekil 2(c)'de Tikhonov düzenlemeyle geriye döndürülmüş görüntüleri sunuyoruz. Şekil 1(d)'de ve Şekil 2(d)'de ise toplam değişim düzenlemesi ile geriye döndürülmüş görüntüleri sunuyoruz. Bu iki yöntemle elde edilmiş sonuçları karşılaştırdığımızda Şekil 1(d)'deki ve Şekil 2(d)'deki görüntülerin daha düzgün ve aynı zamanda daha keskin ayrıtlara sahip olduğunu görmekteyiz. Toplam değişim düzenlemesinin, Tikhonov düzenlemesine göre ayrıt bilgisini korumada daha başarılı olduğunu gözlemlemekteyiz. Elde etmek istediğimiz özniteliklerin ayrıt özelliğine bağlı olduğu imgelerde toplam değişim düzenlemesinin daha sağlıklı sonuç vereceğine dikkat çekiyoruz. Geriye döndürülmüş görüntülerden elde ettiğimiz öznitelik değerlerinin yüzdelik hata oranlarını Tablo 1'de sunuyoruz. Sentetik olarak oluşturduğumuz Şekil 1(b)'deki ve Şekil 2(b)'deki görüntüleri netleştirmeden özniteliklerini bulmaya çalıştığımızda, bulanıklıktan dolayı hiçbir kol boyunu elde edemiyoruz; bu nedenle hata oranlarını Tablo 1'de ve Tablo 2'de veremiyoruz. Ayrıca, dört kollu parçanın Şekil 2(c)'deki Tikhonov yöntemiyle geriye döndürülmüş görüntüsünden dördüncü kolun uzunluğunu elde edemiyoruz;

Tablo 1: Üç kollu parça için kol uzunluklarının iki farklı yöntem için yüzdelik hata oranları.

	Kol 1	Kol 2	Kol 3
Tikhonov	0.49	0.59	1.04
Toplam Değişim	0.18	0.08	0.10

Tablo 2: Dört kollu parça için kol uzunluklarının iki farklı yöntem için yüzdelik hata oranları.

	Kol 1	Kol 2	Kol 3	Kol 4
Tikhonov	1.58	0.52	0.03	---
Toplam Değişim	0.08	0.38	0.23	0.62

dolayısıyla bu değeri Tablo 2'de gösteremiyoruz. Parametre seçimi için kullandığımız yöntem, Tikhonov düzenlemesinde üç kollu ve dört kollu parça görüntüsü için $\lambda = 0.037$ değerini eniyi değer olarak seçmiştir. Şekil 1(c)'de ve Şekil 2(c)'de bu parametre değeri kullanılarak elde edilmiş görüntüleri sunuyoruz. Toplam değişim düzenlemesinde ise her iki parça için eniyi parametre değeri $\lambda = 0.29$ olarak belirlenmiştir. Şekil 1(d)'de ve Şekil 2(d)'de sunduğumuz görüntüler bu değer kullanılarak geriye döndürülmüş görüntülerdir.

6. Vargılar

Düşük çözünürlüklü, bulanık ve gürültülü görüntülerde öznitelik değerlendirmesinden önce uygulanmak üzere biri karesel, diğeri karesel olmayan iki tane düzenlemeye dayalı geriye döndürme yöntemini ele aldık. Deneysel sonuçlarımızda karesel olmayan düzenlemesinin karesel yöntemle göre daha üstün bir görüntü oluşturduğu görülüyor. Ayrıt bilgisinin belirleyici olduğu görüntülerde hesaplama karmaşıklığına rağmen bu yöntem doğru tercih olarak görünüyor. İki yöntemde de parametre seçimi için risk kestiricisi yöntemini önerdik ve uyguladık. Bu sayede bütünüyle özışler bir geriye döndürme yaklaşımına kavuşmuş ve karesel olmayan düzenleme gibi güçlü bir tekniğin pratikte kullanılmasının önünü açmış olduk. Uyguladığımız yöntemlerin bulanık ve gürültülü görüntülerden öznitelik bulmayı olanaklı hale getirdiği görülüyor. Bundan sonraki çalışmalarımız elde edilen öznitelikleri sınıflandırma probleminde kullanarak sınıflandırıcının başarımını artırma hedefini taşıyor.

7. Kaynakça

- [1] Karl, W. C., "Regularization in image restoration and reconstruction", Handbook of Image and Video Processing, Bovik, A., s. 141-160, Academic Press, 2000.
- [2] Vogel, C. R., *Computational Methods for Inverse Problems*, SIAM, Philadelphia, 2002.
- [3] Tikhonov, A. N., "The Regularization of Ill-posed Problems." *Dokl. Akad. Nauk.(SSR153)*, No. 1, s. 49-52, 1963.
- [4] Vogel, C. R. And Oman, M. E., "Fast, robust total-variation-based reconstruction of noisy, blurred images", *IEEE Trans. Image Proc.*, cilt 7, No. 6, s. 813-824, 1998.
- [5] Stein, C., "Estimation of the mean of a multivariate normal distribution." *Ann. Stat.*, No. 9, s. 1135-1151, 1981.
- [6] Solo, V., "Selection of regularisation parameters for total variation denoising", *IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Proc.*, cilt 3, s. 1653-1656, 1999.