

Shearlet Dönüşümü ile Medikal Görüntülerde Gürültü Giderme

Saim Ervural, Murat Ceylan
KTO Karatay Üniversitesi
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
Konya
saim.ervural@karatay.edu.tr,

Selçuk Üniversitesi
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
Konya
mceylan@selcuk.edu.tr

Özet: Dalgacık dönüşümü, tıbbi gürültü giderme uygulamalarında yaygın olarak kullanılmasına rağmen, son yıllarda farklı çoklu çözünürlük analizi yöntemleri tercih edilmektedir. Bu çalışmada, standart test görüntüleri ve DRIVE veritabanından alınan retina görüntüleri üzerindeki veri kayıplarına ve görüntü bozulmalarına neden olan gürültüler, Shearlet Dönüşümü kullanılarak giderilmiştir. Bu işlem sırasında ilk olarak görüntüler standart boyutlara getirilmiş ve farklı gürültü tipleri eklenmiştir. Sonrasında Shearlet Dönüşümü uygulanarak Shearlet alt görüntüleri elde edilmiştir. Shearlet alt görüntülerine eşikleme yapıldıktan sonra Ters Shearlet Dönüşümü ile gürültüden arındırılmış görüntüler oluşturulmuştur. Çalışma sonucunda uygulanan gürültü tiplerinin başarısı Tepe Sinyal Gürültü oranı (TSGO) metriği ile değerlendirilmiştir. Rician gürültüsü kullanılarak, retina görüntüleri üzerinde gerçekleştirilen gürültü giderme uygulamasında TSGO değeri 43,5 dB olarak elde edilmiştir.

Abstract: Despite widespread use of Wavelet Transform in medical noise reduction applications, different multi-resolution analysis methods are preferred in recent years. In this study, the noise that caused the image degradation in the retina images taken from the DRIVE database and standard test images was eliminated using Shearlet Transform. During this process, images were first brought to standard sizes and different noise types were added. Shearlet transform were then applied to obtain Shearlet sub-images. After the shearlet sub-images were made to the threshold, the noise-free images were created with the Inverse Shearlet Transform. As a result of the study, the success of the noise types applied is evaluated by the Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) metric. Using the Rician noise, the PSNR value was obtained as 43.5 dB in the noise elimination performed in retinal images.

1. Giriş

Görüntü restorasyonu, bir görüntünün oluşumu esnasında oluşabilen veri kayıplarını veya bozulmaları azaltma veya tamamen yok etme konularını kapsayan önemli konulardan birisidir. Görüntüdeki verim kaybı (görüntünün görünme derecesinin düşürülmesi) gürültülerden kaynaklanır. Gürültü pikselin gerçek değerindeki sapmadır. Gürültü; hareket veya atmosferik kararsızlık nedeniyle meydana gelen bulanıklaşma veya resmi çekerken yanlış ışık etkisinden dolayı focus bulanıklaşması, kusursuz olmayan lenslerden kaynaklanan geometrik bozulma ve elektronik kaynaklardan gelen hatalar olarak verilebilir. Bu etkileri yok etmek için kullanılan görüntü iyileştirme yöntemleri çoklu çözünürlük analizi işlemlerdir. Görüntü iyileştirme yöntemleri bir görüntünün görünüşünü, görüntü derecesini aşağı düşüren bir matematik model kullanan görüntü iyileştirme süreci kullanarak geliştirme işlemidir[1]. Bu çalışmada Shearlet Dönüşümünden faydalanılarak Random, Gaussian ve Rician gürültüleri eklenen görüntülerdeki gürültü elimine edilmiştir.

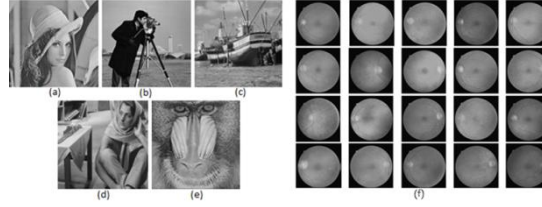
Bu çalışmada benchmark görüntüleri ve DRIVE veritabanından alınan fundus görüntülerindeki gürültü giderilmiştir. Elde edilen sonuç görüntülerinin Tepe Sinyal Gürültü Oranı (TSGO) metriği kullanılarak değerlendirilmiştir. Bunun için 5 farklı benchmark görüntüsü ve 20 adet retina görüntüsü kullanılmıştır.

Bu uygulamada Shearlet Dönüşümü kullanılarak gerçekleştirilen gürültü giderme işleminin eklenen farklı gürültü tiplerinde verdiği sonuçlar karşılaştırılarak incelenmiştir.

2. Metod

Bu bölümde, gürültü ekleme, görüntü kayıtlama, Shearlet Dönüşümü ve Ters Shearlet Dönüşümü detaylandırılmış, gerçekleştirilen uygulama açıklanmıştır.

Uygulamada, DRIVE veritabanından alınan 20 adet retina görüntüsünün [2] yanı sıra 5 farklı benchmark görüntüsü (kameraman, lena, barbara, babun ve gemi) kullanılmıştır.



Şekil 1. Çalışmada kullanılan görüntüler a)Lena b)Kameraman, c)Gemi, d)Barbara, e)Babun, f) Retina

A) Shearlet Dönüşümü

Geleneksel Dalgacık dönüşümü sadece ölçek parametresi (a) ve dönüşüm parametresine (t) bağlı olduğu için yön bilgisinin belirlenmesinde yetersizdir. Geleneksel çok ölçekli yöntemlerin, çok boyutlu görüntülerde sıklıkla hakim olan kenarları ve diğer anizotropik özellikleri yakalamada çok etkili olmadığını kabul edilmiştir. Bu problemin üstesinden gelebilmek amacıyla kompleks dalgacık, ridgelet, curvelet, contourlet dönüşümleri gibi yeni analiz sistemlerinin ortaya çıkmasına neden olmuştur. segmentasyonu, arka plandaki ayırt edici objelerden faydalanarak, görüntüden bazı spesifik özelliklerin ortaya çıkarılması demektir.

Bu dönüşümlerin tümünde ana fikir, çok değişkenli işlevlerin mekansal olarak dağılmış süreksizliklerle verimli bir şekilde temsil edilmesini sağlamak için klasik dalgacık tabanlarına göre çok daha fazla şekil ve yöne sahip temel öğeleri içermesi gerektiği şeklindedir.

Shearlet Dönüşümü de çoklu çözünürlük analizinde kenarlar gibi anizotropik özelliklerin etkili bir şekilde kodlanmasına olanak tanıyan çok parçalı bir çerçeve olarak 2006 yılında D. Labate ve ark.[1] tarafından ortaya atılmıştır.

Shearlet dönüşümünün özellikleri şu şekilde sıralanabilir.

a)Kenar yönelimini belirlemede yüksek doğruluk: Anizotropik genişleme ve çok yönlü örnekleme özelliği sayesinde kenar geometrisinin belirlenmesinde üstündür.

b)İyi organize edilmiş çok ölçekli yapı: Geleneksel dalgacıklarla aynı matematiksel yapıyı kullanan çok ölçekli bir dönüşümdür.

c)Hesaplama verimliliği: Dekompozisyon ve rekonstrüksiyon hesaplamada kayıpları minimize eder.

Shearlet dönüşümü, çözünürlüğü ve yönü değiştirmeye yarayan parabolik ölçekleme matrislerine dayanır.

Hilbert uzayında bir u görüntüsü için Shearlet Dönüşümü, $\alpha > 0$ ölçeğine, s yönüne ve x konumuna bağlı bir haritalama ile ifade edilebilir [4].

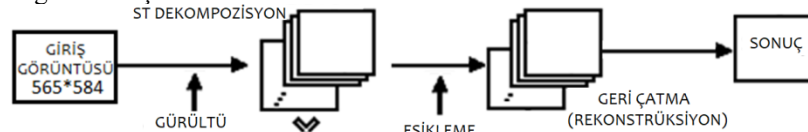
$$u \rightarrow SH_{\phi} u(\alpha, s, x) \quad (1)$$

Böylelikle u görüntüsü için bir yöne bağlı ölçek-uzay dekompozisyonu ve neticesinde u görüntüsünün kenarlarının tanımlanması ve analizi için teorik olarak optimal bir çerçeve sağlanır. Shearlet dönüşümü temel olarak aşağıdaki eşitlik ile ifade edilebilir.

$$SH_{\phi} = u(\alpha, s, x) = \int u(y) \phi_{as}(x-y) dy \quad (2)$$

A) Gürültü Ekleme ve Uygulama

Uygulamada ilk olarak görüntülerin farklı olan boyutları işlem kolaylığı olması amacıyla 260*260 ölçülerine getirilerek eşitlenmiştir. Daha sonra görüntülere Random, Gaussian ve Rician gürültüleri eklenmiştir. Çalışmamızda, random gürültü için üç farklı sigma değeri, gauss ve rician gürültüleri için ise üç farklı sinyal gürültü oranı (snr) değerleri kullanılmıştır [5]. Gürültü eklenen görüntüler Shearlet Dönüşümü uygulanarak dekompoze edilmiş sonrasında ise Shearlet alt görüntüleri thresholding yöntemiyle eşiklenmiştir. Böylelikle Shearlet katsayıları üzerinde gürültü giderme işlemi gerçekleştirilmiştir. Son olarak geriçatma algoritması kullanılarak ters Shearlet Dönüşümü uygulanmış ve sonuç görüntüleri elde edilmiştir. Uygulamaya ilişkin blok diyagram Şekil 2'de gösterilmiştir.



Şekil 2. Uygulama adımlarını gösteren blok diyagram.

3. Değerlendirme Kriteri

Çalışma sonucunda değerlendirme kriteri olarak TSGO kullanılmıştır. Karesele ortalama hata değerinin (MSE) hesaplanmasında,

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (Y_{i,j} - S_{i,j})^2 \quad (3)$$

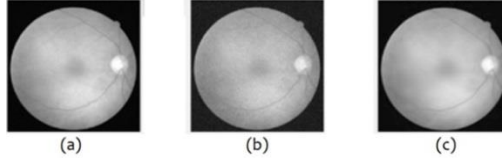
ifadesi kullanılır. Burada M görüntünün yatay eksenindeki, N ise dikey eksenindeki piksel sayılarını ifade ederken, $S_{i,j}$ ve $Y_{i,j}$ karşılaştırılan görüntülerin piksel değerleridir [6]. Orijinal görüntü f, elde edilen görüntü g olmak üzere, TSGO aşağıdaki formül ile hesaplanır [7].

$$TSGO(f, g) = 10 \log_{10} \left(\frac{I_{max}^2}{MSE(f, g)} \right) \quad (4)$$

I_{max} değeri, referans görüntünün en büyük gri seviye değeridir. Yüksek TSGO, daha az kayıp anlamını taşır.

4. Sonuçlar

Kullanılan görüntüler ve alınan sonuçlardan bazıları Şekil 3'de gösterilmiştir. Elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde Shearlet Dönüşümü ile gürültü giderme uygulamasında TSGO değerlerinin ortalaması Retina görüntülerinde ortalama 42,32 dB olarak benchmark görüntülerinde ise 41,099 dB olarak bulunmuştur. Ayrıca retina görüntülerine Rician gürültüsü eklenerek yapılan çalışmada 43,49 dB'lik TSGO değeri elde edilmiştir. Bu açıdan incelendiğinde Rician gürültüleri ile yapılan uygulama daha başarılı sonuçlar vermiştir.



Şekil 3. Farklı sigma değerleri için elde edilen sonuçlardan bazıları.

a) Orijinal görüntü, b) Random gürültü eklenmiş görüntü, c) Gürültüsü giderilmiş görüntü.

Elde edilen sonuçlar Tablo 1'de özetlenmiştir.

	BENCHMARK									RETINA								
	Random σ=5	Random σ=10	Random σ=15	Gaussian S=3	Gaussian S=5	Gaussian S=10	Rician S=3	Rician S=5	Rician S=10	Random σ=5	Random σ=10	Random σ=15	Gaussian S=3	Gaussian S=5	Gaussian S=10	Rician S=3	Rician S=5	Rician S=10
Babun	39,71	38,04	37,34	42,39	40,57	38,57	42,41	40,6	38,59	44,12	42,62	41,7	42,61	40,4	37,51	45,22	43,84	41,13
Barbara	39,56	39,58	38,75	43,61	42,1	40,17	43,64	42,11	40,13	44,8	43,13	42,08	44,28	41,92	38,55	45,96	44,44	41,33
Lena	42,44	40,83	40,04	44,37	42,98	41,14	44,37	42,97	41,11	44,34	42,45	41,58	42,91	40,5	37,23	45,38	43,87	41,03
Kameraman	41,48	39,9	39,02	43,72	42,16	40,3	43,72	42,11	40,06	44,4	42,79	41,76	43,22	40,95	37,95	45,47	44,03	41,13
Gemi	41,14	39,44	38,56	43,31	41,72	39,87	43,29	41,74	39,81	44,3	42,8	41,81	42,93	40,76	37,86	45,32	43,95	41,15
Ortalama	40,87	39,56	38,74	43,48	41,91	40,01	43,49	41,91	39,94	44,3	42,58	41,62	43,01	40,67	37,55	45,37	43,94	41,08
G.Ort.	39,72228			41,79898			41,77762			42,996333			40,52593833			43,49450333		
										42,3234833								

Tablo 1. Benchmark ve Retina Görüntülerinden elde edilen TSGO sonuçları

Kaynaklar

- [1]. Kanghui G., Kutyniok G., ve Labate D., "Sparse multidimensional representations using anisotropic dilation and shear operators" Wavelets and Splines, G. Chen and MJ Lai, eds., Nashboro Press, Nashville, TN s.189–201, 2006.
- [2]. Staal J.J., Abramoff M.D., Niemeijer M., Viergever M.A., Ginneken B.V., "Ridge based vessel segmentation in color images of the retina," IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 23, pp. 501-509, 2004.
- [3]. Guizar-Sicairos M., Thurman, S. T. ve Fienup, J. R., "Efficient subpixel image registration algorithms", *Optics Letters*, vol. 33, pp. 156-158, 2008.
- [4]. Yi S., Labate D., Easley G.R., ve Krim H., "A Shearlet Approach to Edge Analysis and Detection" IEEE Transactions on Image Processing, vol. 18, 2009.
- [5]. Ceylan, M., Canbilen A.E., "Performance Comparison of Tetrolet Transform and Wavelet-Based Transforms for Medical Image Denoising", *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*. S.222-231, 2017.
- [6]. How-Lung, E. ve Kai-Kuang, M., "Noise adaptive soft-switching median filter", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10, s. 242-251, 2001.
- [7]. Yaşar H., Ceylan M. ve Öztürk A.E., "Comparison of real and complex-valued versions of wavelet transform, curvelet transform and ridgelet transform for medical image denoising", *International Journal of Electronics; Mechanical and Mechatronics*, 2013.