



**SAFRA KESESİ GÖRÜNTÜLERİNİN AYRIK DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ
VE DURAĞAN DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ KULLANILARAK
KARŞILAŞTIRILMALI ANALİZİ**

**(ANALYSIS OF GALL-BLADDER IMAGES BY USING STATIONARY
WAVELET TRANSFORM AND DISCRETE WAVELET TRANSFORM)**

Bertan KARAHODA *, Gülden KÖKTÜRK**

ÖZET/ABSTRACT

Ayrıt sezimi algoritmaları biyomedikal görüntü analizinde önemli algoritmalar. Bu çalışmada ayrıt sezimi için, histogram eşleme, ayrık dalgacık dönüşümü (ADD) ve durağan dalgacık dönüşümü (DDD) yöntemleri, safra kesesi ses üstü imgelerinin kalitesini iyileştirmede kullanılmıştır. Ayrıca, ortanca süzgeçleme algoritması, bu tekniklerden sonra görüntü üzerine uygulanmıştır. Sonuçta bu algoritmaların başarımı, görüntü entropi, parçalı t-testi ve CPU zamanı gibi çeşitli başarımlar ölçütleri kullanılarak karşılaştırılmıştır.

The edge detection algorithms are important in biomedical image analysis. In this work histogram equalization, the discrete wavelet transform and the stationary wavelet transform techniques were used to improve the quality of the gall bladder ultrasonic images for edge detection. Also the median filtering algorithm was used after applying the both techniques. Then the performances of these algorithms were compared by several performance measures such as image entropy, paired t-test, and CPU time.

ANAHTAR KELİMELELER/KEYWORDS

Ayrıt sezimi, Histogram eşleme, Safra kesesi görüntüleri, ADD, DDD
Edge detection, Histogram equalization, Gall bladder ultrasound images, Discrete wavelet transform, Stationary wavelet transform

* DEÜ Müh. Fak., Makina Müh. Böl., 35100, Bornova, İZMİR

** DEÜ Müh. Fak., Elektrik-Elektronik Müh. Böl., 35160, Buca, İZMİR

1. GİRİŞ

Günümüzde tıbbi imgelerde ilintili özelliklerinin çıkarımı işlemi, tıbbi teşhis için önemli bir rol oynamaktadır. Fakat böyle işlemler, yakalama işlemi adımımda imgedeki bozulma ve fazlalıkların varlığı nedeniyle engellenmektedir. Ayrıca bu bozulmalar, benek gibi çarpımsal gürültünün olduğu durumlarda ve düşük sinyal-imge oranında çeşitli tıbbi imge yöntemlerinde belirgindir ve ilinti çıkarımı işlemi oldukça zorlaştırır. Özellikle bu durum, tanı amaçlı kullanılan ses üstü imgelemede belirgindir. Genelde, ses üstü imgeleme kistik veya su dolu yapılardan katı olanı ayırmada kullanılır. Tanı amaçlı ses üstü imgelerinden karaciğer, safra kesesi, dalak ve böbrek gibi yumuşak dokularda düşük karışıklı lezyonların belirlenmesinde yararlanır. Ayrıca ses üstü imgeleme kist yada tümörlerin varlığında karın ve meme dokusunu taramada da kullanılmaktadır. Ses üstü tarama ile elde edilen imgeler, çoğunlukla dokunun normal yada anormal olma olgusunu tanımlamada bir röntgen uzmanı veya doktor tarafından okunur (Czerwinski vd., 1999; Chalana ve Kim, 1997; Xie vd., 2005).

Daha ileri işlemler ve imgenin kalitesini artırmak için çeşitli imge iyileştirme yöntemleri vardır. Safra kesesi ses üstü imgeleri düşük frekanslarda bilgileri içerir ve safra kesesinin şekli düşük frekanslı eleman bilgilerinden çıkarılır. Bu nedenle safra kesesi ses üstü imgelerine ayrıt sezimi algoritmaları uygulamadan önce, yüksek frekans elemanları yok edilerek ayrıt çıkarımının kalitesi iyileştirilir ve imge gürültüden temizlenir.

Uyarlanır histogram eşleme; doğal imgeler, tıbbi imgeler ve diğer görsel olmayan imgeler için bir karışıklık pekiştirme yöntemidir (Pizer vd., 1987; Lehr ve Capek, 1985). İmgedeki karışıklığı gri düzeyi değerlerinin oranı ile belirler. Uyarlanır histogram eşleme daha ileri işlemler için imgenin yerel karışıklığını daha iyi hale getirir. Yüksek karışıklı imge, ayrıt sezimi için daha iyi başarımlar sağlar.

Dalgacık kuramı, birbirinden bağımsız olarak geliştirilen bir çok yöntem için yapısal bağlayıcılık yönünden birleştirici bir nitelik taşımaktadır. Dalgacık dönüşümü, medikal imgeleme, iletişim, imge işleme vb. gibi sinyal işleme algoritmalarında çeşitli alanlara uygulanabilen genel bir tekniktir. Çoğunlukla, durağan olmayan sinyallere uygulanır. Çünkü klasik Fourier dönüşümü ve kısa süreli Fourier dönüşümüne alternatif bir yöntemdir. ADD farklı ölçeklerde sinyalin çözünürlüğünü verir. Sinyalin yaklaşım ve detay katsayıları her ayrıştırma seviyesinde hesaplanır. Yaklaşım katsayıları, sinyalden alçak frekans bilgisinin ayrıştırılması için kullanılır (Coifman ve Wickerhauser, 1994; Daubechies, 1992; Mallat, 1989).

DDD, farklı ayrıştırma seviyelerinde imgede örnek seyreltme işleminin yapılmadığı ADD'ye benzer bir yöntemdir. Elde edilen imge başlangıç imgesi ile aynı uzunluktadır. Yüksek ve alçak geçiren süzgeçler her seviyede değişir. Alçak geçiren süzgeç çıkışı başlangıç imgesinden alçak frekans bilgisinin çıkarılmasında kullanılır.

Yukarıda değinilen iki yöntemin safra kesesi ses üstü imgelerine uygulanabilirliğinin gözlenmesi ile bu iki yöntem, ortanca süzgeçlemeden önce safra kesesi imgelerine uygulanmıştır. Ortanca süzgeçleme imgede, ayrıt sezimi için önem taşıyan kenar keskinliklerinin bozulmadan gürültünün süzülmesini sağlar. Çalışmada, bu iki yöntem uygulandıktan sonra elde edilen son imge, imge entropi, parçalı t-testi ve CPU zamanı yönünden karşılaştırılmıştır.

2. İMGE ÜZERİNE UYGULANAN KURAM

Bu bölümde uyarlanır histogram eşleme, DDD, ortanca süzgeçleme ve ayrıt sezimi yöntemleri gösterilecektir.

2.1. Uyarlanır Histogram Eşleme

İmgenin histogramı gri seviyelerinin olasılık değerlerinin kestirimini verir. Histogram eşleme imgede, gri seviye değerlerinin bir dönüşüm işlevi ile eşit olarak dağılımı sağlar. Bu imgenin genel karışıklığını artırır. Uyarlanır histogram eşleme farklı dönüşüm işlevleri kullanır. Bu yöntemle görüntüdeki ayrık bölgeler arasındaki ilişki sağlanır ve yerel karışıklık iyileştirilir (Gonzales ve Woods, 1992).

2.2. İki Boyutlu Ayrık DDD

ADD, farklı kesim frekanslarında imgenin sayısal olarak süzgeçlendiği bir yöntemdir. Sayısal süzgeçleme, ana dalgacık işlevinden elde edilen alçak ve yüksek geçiren süzgeç katsayılarının kullanılması ile yapılır. Bu sinyal, her ayrıştırma seviyesinde 2 ile ölçek seyreltme işlemine uygulanır.

Ayrık DDD'de, 2 ile ölçek seyreltme işlemi yapılmadan ADD'deki adımlar kullanılır. DDD'den sonra elde edilen imge, başlangıç imgesi ile aynı uzunluktadır. Başlangıç imgesinde örnek seyreltme işlemine uygulanması yerine, ana dalgacık dönüşümünden elde edilen alçak ve yüksek geçiren süzgeç katsayıları imgeye her ayrıştırma seviyesinde uygulanır. DDD yöntemi değişimsiz gürültü yok etme uygulamaları için kullanılan bir yöntemdir.

2.3. Ortanca Süzgeçleme

Yumuşatma süzgeçleri; belirli komşu, bulanık kenarlar ve keskin detaylardaki imgenin benek değerlerinin ortalamasını alır. Bunun yanın sıra, ortanca süzgeçleme belirli komşulukta benek değerlerinin ortancası tarafından imgenin benek değerinin merkezine konur. Verilen komşulukta ilk benek değerleri artan derecede sıralanır ve ortanca benek değeri, merkez benek değeri olarak atanır. Bu işlem imgede gürültünün yok edilmesini sağlar ve kenar keskinliklerini korur (Gonzales ve Woods, 1992).

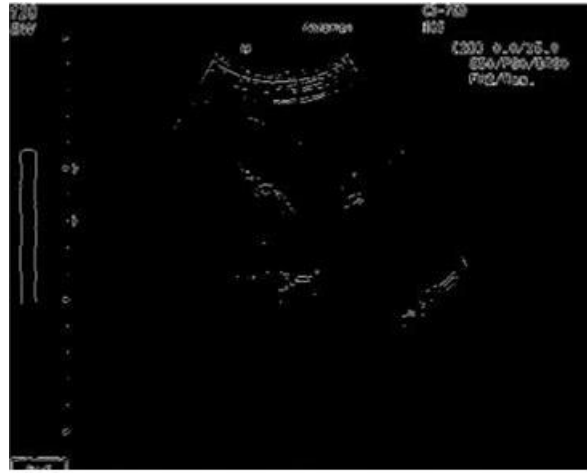
2.4. Ayrıt Sezimi

Ayrı gri seviyelerine sahip imgede iki bölge arasındaki sınırı kenar belirler (Aarnink vd., 1998). Ayrıt sezimi algoritmaları imgedeki kenar sınırlarının açılımını sağlar. Çoğu ayrıt sezimi algoritmalarının amacı yerel türevleri hesaplamaktır. Kenarla yüksek bağlantılı benek değerleri değiştiğinde, yerel gradyan işlecin sonucu kenarın belirlenmesinde kullanılan yüksek değere sahiptir.

Ayrıt seziminde imge maskeleye kullanılır. 'sobel', 'prewitt' gibi çeşitli maskeleye işlemleri vardır (Gonzales ve Woods, 1992). Şekil 1'de, başlangıç safra kesesi ses üstü imgesi ve imgenin 'prewitt' işleci kullanılarak yapılan ayrıt seziminden sonra elde edilen imge verilmiştir.



(a)



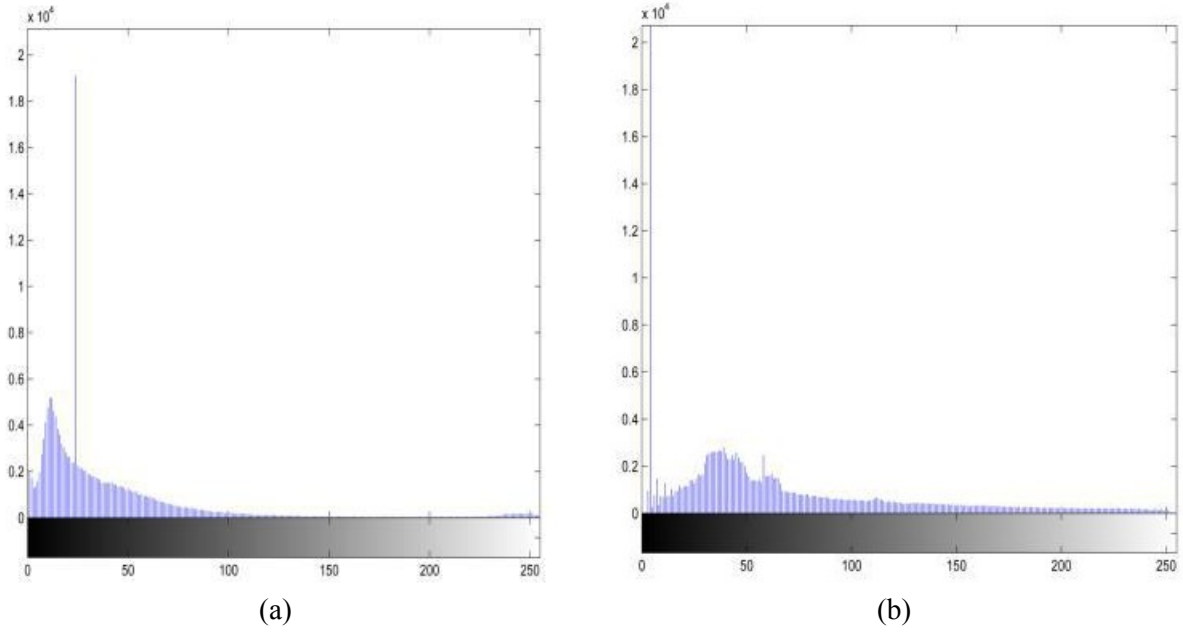
(b)

Şekil 1. (a) Başlangıç safrakesesi ses üstü imgesi, (b) başlangıç ses üstü imgesine ayırıcı sezimi algoritması uygulandıktan sonra elde edilen imge

3. DENEYSEL ÇALIŞMA

Tüm deneysel sonuçlar MATLAB kullanılarak elde edilmiştir. Önce, safrakesesi ses üstü imgeleri histogram eşleme algoritmasına sokulmuştur. Daha sonra 20'ye 20'lik komşu maskelemeli ortanca süzgeçleme elde edilen imgeye uygulanmıştır. Şekil 2'de başlangıç imgesinin histogram değerleri ve histogram eşleme sonucunda elde edilen imge verilmiştir. Şekil 2'den de görülebileceği gibi, uyarlanır histogram eşleme imgede genel karşıtlığın artmasından çok yerel karşıtlığın artmasını sağlamıştır. Uyarlanır histogram eşleme ve ortanca süzgeçlemeden sonra bulunan imgeye 'prewitt' işlevi ayırıcı sezimi için uygulandığında, ayırıcı sezimi başarımları Şekil 4a'da görülmektedir. Bu sonuç Şekil 1b ile karşılaştırıldığında bölgelerin ayrıştırılmasında başarımların arttığı görülmektedir.

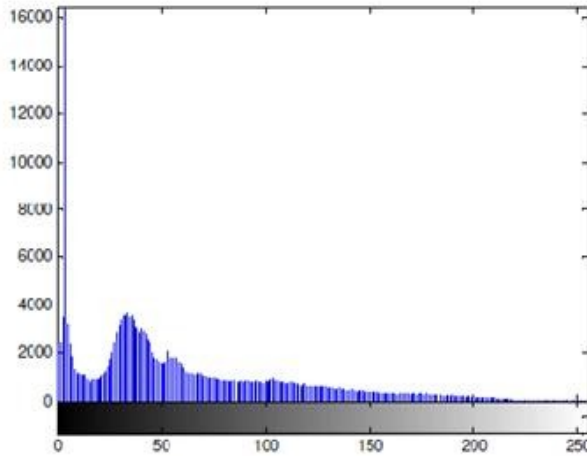
Uyarlanır histogram eşlemeden sonra, aynı yordam ayırıcı DDD için uyarlanır histogram eşleme yerine uygulanır. Çalışmada; iki seviye dalgacık ayrıştırma, 'sym5' işlevi kullanılarak imgeye uygulanmıştır. 'Symlet' dalgacık işlevi, düşük bantlarından yüksek frekans katsayılarını ayrıştırmak için kullanılmıştır. Daha önce de belirtildiği gibi, safrakesesi ses üstü imgesindeki bilgi, alçak frekans bilgisidir.



Şekil 2. (a) Başlangıç ses üstü imgesinin histogram değerleri, (b) uyarlanir histogram eşlemeden sonraki histogram değerleri

İki seviye ayırık DDD ayrıştırma sonucu yaklaşım katsayıları, daha sonraki işlemler için kullanılmıştır. Detay katsayılarındaki bilgi ihmal edilir. Çünkü bu bilgi yüksek frekans bileşenleri ile bağlantılıdır.

Şekil 3'te iki seviyeli ayırık DDD ayrıştırma algoritmasının histogram değerleri gösterilmiştir. Şekil 4b'de, DDD ve ortanca süzgeçlemeden sonra ayırık sezimi sonucu verilmiştir. Şekil 4'ten de görülebileceği gibi, her iki yöntemde ayırık sezimi algoritmasının başarımını arttırmıştır. DDD yöntemi uyarlanir histogram eşleme yöntemi ile karşılaştırıldığında daha iyi sonuç vermiştir.



Şekil 3. İki seviye dalgacık ayrıştırmadan sonra imgenin histogram değerleri

Çalışmada, uyarlanir histogram eşleme ve DDD yönteminin sonuçlarını karşılaştırmada bu iki yöntem için entropi değerlerinin değişimi ve CPU'da harcanan zaman hesaplanmıştır. İki ve daha fazla safla kesesi test imgesi, bu yöntemlerin başarımının karşılaştırılabilmesi için

imge seçilmiştir. Çizege 1 ve Çizelge 2’de, sırasıyla, bu ki yöntemin CPU’da harcanan zaman ve entropi değerleri yönünden karşılaştırma sonuçları verilmiştir. İmgedeki kullanılan entropi algoritması aşağıdaki gibi tanımlıdır.

$$- \sum p \cdot \log_2(p) \quad (1)$$



(a)



(b)

Şekil 4. (a) Ortanca süzgeçleme ve uyarlanır histogram eşlemeden sonra imgeye uygulanan ayırt sezimi sonucu, (b) ortanca süzgeçleme ve iki seviye dalgacık dönüşümünden sonra imgeye uygulanan ayırt sezimi sonucu

Çizelge 1. İmgedeki entropi değerlerinin değişimi

	Başlangıç İmgesi	Test İmgesi 1	Test İmgesi 2
Başlangıç İmgesi	4.6429	4.8528	4.5980
Uyarlanır Hist. Eşleme	5.2434	5.4637	5.2081
DDD	5.6298	5.7163	5.6674

Çizelge 2. Her iki yöntem için hesaplanan CPU zamanları

	Başlangıç İmgesi	Test İmgesi 1	Test İmgesi 2
Uyarlanır Hist. Eşleme	0.2344s	0.1719s	0.2031s
DDD	1.0625s	1.2500s	1.2813s

Bu çalışmada, iki farklı giriş için parçalı t-testi hesaplanmıştır. Bu test iki giriş arasındaki anlamlı olma yada olmama arasındaki farkları anlamada kullanılmıştır. Parçalı t-testi; başlangıç imgesi/test imgesi 1, başlangıç imgesi/test imgesi 2 ve test imgesi 1/test imgesi 2’ye uygulanmıştır. Çünkü imge iki boyutludur. Boş hipotezinin kullanılmaması iki görüntünün her sütunu arasında test edilmiştir. Çizelge 3’te boş hipotezinin kullanılmadığı kolonların sayısı verilmiştir.

Çizelge 3. Boş hipotezinin kullanılmadığı kolon sayısı

	Başlangıç İ./Test İ. 1	Başlangıç İ./Test İ. 2	Test İ. 1/Test İ. 2
Başlangıç İmgesi	371	469	460
Uyarlanır Hist. Eşleme	466	423	511
DDD	495	530	531

Bu çalışmada ayrıca, DDD'nin başarımı ADD karşılaştırılmıştır. Sonuçlar Çizelge 4, Çizelge 5 ve Çizelge 6'da verilmiştir.

Çizelge 4. İmge entropi değerlerinde DDD ve ADD için değişimlerin karşılaştırılması

	Başlangıç İmgesi	Test İmgesi 1	Test İmgesi 2
DDD	5.6298	5.7163	5.6674
ADD	5.6686	5.5744	5.4743

Çizelge 5. Her iki yöntem için CPU zamanları

	Başlangıç İmgesi	Test İmgesi 1	Test İmgesi 2
Uyarlanır Hist. Eşleme	0.2344s	0.1719s	0.2031s
DDD	1.0625s	1.2500s	1.2813s
ADD	0.2813s	0.2969s	0.3125s

Çizelge 6. DDD ve ADD için boş hipotezini kullanılmadığı kolon sayısı

	Başlangıç İ./Test İ. 1	Başlangıç İ./Test İ. 2	Test İ. 1/Test İ. 2
DDD	495	530	531
ADD	559	535	571

4. SONUÇLAR

Çalışma sonucunda, hem uyarlanır histogram eşleme hem de DDD yönteminin safra kesesi ses üstü imgelerinde ayırıt sezimi başarımını artırmıştır. Başlangıç imgesinin entropi değerleri ve boş hipotezinin kullanılmadığı kolon sayısı değerlerinin her iki yöntemde de artışı gözlenmiştir. Ayrıca, DDD'nin daha iyi başarımlar gösterdiği görülmektedir. Uyarlanır histogram eşleme ile karşılaştırıldığında daha anlamlı olması bakımından iki test imgesinin her kolonu arasındaki farklar belirgindir ve entropi değerleri daha büyüktür. Uyarlanır histogram eşlemenin CPU zamanında daha iyi başarımlar verdiği görülmektedir. CPU zamanları arasındaki fark ihmal edilemez düzeydedir ve bu nedenle iki yöntemin hangisinin kullanılacağı CPU zamanı ve ayırıt sezimi başarımını açısından değerlendirilmelidir.

DDD, safra kesesi ses üstü imgeleri için ayırıt sezimi başarımını iyileştirmiştir. Fakat, DDD yerine ADD kullanılarak aynı analiz yapıldığında ADD başarımlar yönünden daha iyi sonuç vermektedir. DDD ile karşılaştırıldığında, entropi değerleri daha büyüktür ve CPU zamanı ADD yönteminden daha küçüktür. Parçalı t-testi yönünden ise, ADD yönteminde tüm test imgeleri için boş hipotezi tüm kolonlarda kullanılmamıştır.

KAYNAKLAR

- Czerwinski R. N., Jones D. L., O'Brien W. D. (1999): "Detection of Lines and Boundaries in Speckle Images-Application to Medical Ultrasound", IEEE Trans. Medical Imaging, Cilt 18, No. 2, s. 126-136.
- Chalana V., Kim Y. (1997): "A Methodology for Evaluation of Boundary Detection Algorithms on Medical Images", IEEE Trans. Medical Imaging, Cilt 16, No. 5, s. 642-652.
- Xie J., Jiang Y., Tsui H. T. (2005): "Segmentation of Kidney from Ultrasound Images Based on Texture and Shape Priors", IEEE Trans. Medical Imaging, Cilt 24, No. 1, sf 45-57.
- Pizer S. M. vd. (1987): "Adaptive Histogram Equalization and Its Variations", Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Cilt 39, s. 355-368.
- Lehr L., Capek P. (1985): "Histogram Equalization of CT Images", Radiology, Cilt 154, s. 163-169.
- Coifman R., Wickerhauser M. V. (1994): "Wavelets and Adapted Waveform Analysis", Wavelets: Mathematics and Applications, CRC Press.
- Daubechies I. (1992): "Ten Lectures on Wavelets", SIAM Publisher.
- Gonzales R. C., Woods R. E. (1992): "Digital Image Processing", Addison Wesley Pub. Company.
- Mallat S. (1989): "A Theory for Multiscale Decomposition: The Wavelet Representation", IEEE Trans. on Pattern analysis and Machine Intelligence, Cilt 11, No. 7, s. 674-693.
- Aarnink R. G., Pathak S. D., Rosette J. J. M. C. H., Debruyne F. M. J., Kim Y., Wijkstra H. (1998): "Edge Detection in Prostatic Ultrasound Images Using Integrated Edge Maps", Ultrasonics, Cilt 36, No. 1-5, s. 635-642.