

ENDOSKOPIK GÖRÜNTÜLERİN DEĞERLENDİRİLMESİNDE GÖRÜNTÜ İŞLEME TEMELLİ AKILLI BİR KARAR DESTEK SİSTEMİ

Abdülkadir ŞENGÜR*, İbrahim TÜRKÖĞLU* ve M. Cevdet İNCE**

*Fırat Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Elektrik Eğitimi Bölümü, 23119, Elazığ

**Fırat Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Müh. Bölümü, 23119, Elazığ

Geliş Tarihi : 13.02.2008

Kabul Tarihi : 27.11.2008

ÖZET

Bu çalışmada, kolonoskopik video görüntülerindeki poliplerin yerlerini belirleyen, hekime yardımcı akıllı bir karar destek sistemi sunulmuştur. Sistem, dalgacık dönüşümü eş oluşum matrislerinden çıkarılan öznelikler ile yapay sinir ağları sınıflandırıcısından oluşmaktadır. Önerilen sistem polip ve normal dokuların bulunduğu bir dizi kolonoskopik video görüntüsüne uygulanmıştır. Elde edilen deneysel sonuçlar özgüllük ve duyarlılık analizi ile değerlendirilmiştir. Kullanılan değerlendirme kriterince gerçekleştirilen bütün uygulamaların sonucunda ortalama % 90.2 duyarlılık ve % 88.7 özgüllük değerleri elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler : *Kolonoskopik görüntüler, Polipli doku, Dalgacık dönüşümü, Eş-oluşum matrisleri, Yapay sinir ağları.*

AN INTELLIGENT DECISION SUPPORT SYSTEM BASED ON IMAGE PROCESSING FOR EVALUATING OF THE ENDOSCOPIC IMAGES

ABSTRACT

In this study, a decision support system which helps the physician to determine the location of a polyp on the colonoscopic video images is presented. The system is composed of neural network classifier and features extracted from wavelet transform co-occurrence matrices. The proposed methodology is applied to a sequence of colonoscopic video frames which have normal and abnormal formations. The application results are evaluated with respect to the sensitivity and specificity analysis. As a result of the evaluation criterion, 90.2 % sensitivity and 88.7 % specificity values are obtained by using statistical features of the wavelet transform co occurrence matrices and neural networks.

Keywords : *Colonoscopic images, Polyp, Wavelet transform, Co-occurrence matrix, Artificial neural networks.*

1. GİRİŞ

Kolo-rektal kanserler A.B.D. de her iki cinste en sık görülen 2. kanser türüdür. Yılda ortalama 140.000 kişi hastalığa yakalanmakta ve yılda ortalama 60.000 kişi bu hastalıktan kaybedilmektedir

(<http://www.tip2000.com/televi/kolon-rektum/kanser.htm>, 2006). Türkiye’de tanı yöntemlerinin artması, kişilerin hastalık belirtilerini daha iyi algılamaları ve hekime başvurma olanaklarının artması, beslenme alışkanlıklarının da giderek daha çok endüstriyel gıdalara kayması sonucu bu kanserlerle daha sık karşılaşılmasına neden olmaktadır. Ancak erken teşhis ve tedavi yöntemleri uygulanabildiği takdirde

Kolo-rektal kanserler tedaviden en çok yararlanan iç organ kanserleridir. Hatta tarama (Screening) testleri ile hastalık oluşmadan, oluşmuş ise belirtileri daha ortaya çıkmadan saptanabilmekte ve gerekli tedavisi yapılabilmektedir. Çünkü genelde (% 95) Kolo-rektal kanserler poliplerden gelişmektedir. Henüz kanser gelişmeden bu polipler tarama testlerinde saptanarak polipektomi ile çıkarılırsa ilerde oluşabilecek veya henüz çok küçük seviyede oluşmuş bir kanser bağırsaktan uzaklaştırılmış olacaktır. Kolo-rektal kanserlerde kesin teşhis barsak içerisindeki tümörden endoskopik yöntemlerden (Rektoskopi, Fleksibl Sigmoidoskopi, Kolonoskopi) biriyle yapılacak tetkik ve alınacak parçanın patoloj tarafından mikroskopik tanısı ile konur (<http://www.medonk.org>, 2006).

Bu çalışmanın amacı, tanısal veya tarama için kullanılan endoskopik video görüntülerindeki çeşitli ilgi alanlarını işaretleyerek hekim tarafından tekrar gözden geçirilmelerini sağlayan bir bilgisayarlı tanı sisteminin geliştirilmesidir. Literatürde daha önceden karaciğer (Sujana v.d., 1996), prostat (Houston ve Premkumar, 1991), göğüs (Enderwick Micheli-Tzanakou, 1997), beyin (Lachmann ve Barillot, 1992) ve kalp (Fortin ve Ohley, 1991) için benzer tanı sistemleri geliştirilmiş ve sunulmuştur. Ayrıca kolonda bulunan çeşitli lezyonların tespiti ve kanserli olabilecek dokuların belirlenmesi için gerçekleştirilen çalışmalara da yine literatürde rastlanılmaktadır. Esgiar v.d., (2002), kalınbağırsak kanserinin analizi ve teşhisi için görüntü işleme tekniklerinden faydalanmışlardır. Kanserli ve normal görüntülerin birbirinden ayırt edilmesi için fraktal boyut analizi kullanılmıştır. Krishnan v.d., (1998), endoskopik görüntülerdeki normal olmayan formların tespitinde görüntü bölütleme tekniklerini kullanmıştır. (Asari, 2002), yine endoskopik görüntülerin bölütlenmesi için yeni bir bölge genişletme algoritması önermiştir. Karkanis v.d., (2003), kolonoskopik video görüntülerinden tümör teşhisi gerçekleştirmişlerdir. Önerilen bu yöntem, dalgacık domeninde renk bileşenleri arasındaki kovaryans özniteliklerini ve doğrusal ayrışım analiz sınıflandırıcısını kullanmaktadır. Önerilen yöntemin başarımı oldukça yüksektir. Kullanılan öznitelikler, renkli kolonoskopik görüntülerin dalgacık dönüşümlerinin ikinci dereceden istatistiksel ölçümleridir. Kolonoskopik görüntülerden abnormalitelerin teşhisi ile ilgili diğer çalışmalar ise ilgili referanslarda bulunabilir (Karkanis v.d., 2001; Karkanis v.d., 1999).

Bu çalışma, kolonoskopik video görüntülerinden polipli dokuların otomatik olarak tespit edilebilmesine olanak tanıyan bir sistem önermektedir. Sistem, dalgacık dönüşümü eş-oluşum matrisi öznitelikleri ile yapay sinir ağı

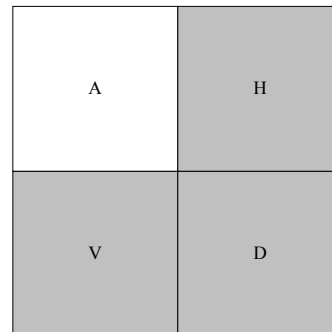
sınıflandırıcısından oluşmaktadır. Uygulama için kullanılan kolonoskopik görüntüler, Fırat Üniversitesi Fırat Tıp Merkezi Gastroenteroloji kliniğindeki, Olympus CV-260 cihazı ile 50 farklı hastadan 5 aylık bir zaman diliminde alınmıştır. Alınan görüntüler 5-10 saniyelik yakın çekim görüntülerdir. Önerilen yöntemin değerlendirilmesi özgüllük ve duyarlılık analiz ile gerçekleştirilmiştir. Uygulama sonuçlarına göre dalgacık dönüşümü eş-oluşum matrislerinin istatistiksel öznitelikleri ile yapay sinir ağı sınıflandırıcısı kullanılarak gerçekleştirilen uygulamalarda ortalama % 90.2 duyarlılık ve % 88.7 özgüllük değerleri elde edilmiştir.

2. TEORİK BİLGİLER

2. 1. Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık dönüşümü (DD), son yıllarda biyomedikal işaret işleme, haberleşme, imge işleme gibi birçok değişik alanda özellik çıkarımı, işaret ve imgelerin çok çözünürlüklü analizi için yaygın kullanılan bir yöntem haline gelmiştir (Cohen v.d., 1992). Dalgacık dönüşümünün en büyük avantajı bu dönüşümün değişken pencereleme boyutuna sahip olmasıdır ki, bu pencereleme boyutu, düşük frekanslar için geniş ve yüksek frekanslar için dardır. Böylelikle bu durum bütün frekans aralıklarında optimum bir zaman-frekans çözünürlüğü sağlamaktadır.

Bu çalışmada kolonoskopik görüntülerin dalgacık dönüşümleri alınırken, ayrı dalgacık dönüşümü uygulanarak 4 alt banda ayrıştırılmıştır. Bu alt bantlar Şekil 1'de gösterilmiştir. Burada; A yaklaşık katsayılı alt bant görüntüyü, H, V ve D ise sırası ile yatay, dikey ve diyagonal detay katsayılı alt bant görüntüleri göstermektedir.



Şekil 1. İki boyutlu dalgacık dönüşümü, tek seviyeli ayrışım.

2. 2. Eş-Oluşum Matrisleri ve Öznitelik Çıkarımı

Eş-oluşum matrisleri, belli bir yönde ve aralarında belli bir uzaklık bulunan bir çift gri seviyeli pikselin birbirlerine göre oluşma sıklıklarını ifade eden matristir.

GxG gri seviyeli eş-oluşum matrisi P'nin öteleme vektörü $d = (dx, dy)$ için şöyle tanımlanmaktadır:

$$P(x, y) = \{((r, s), (t, v)) : I(r, s) = x, I(t, v) = y\}$$

Burada I, NxN boyutunda ve G gri seviyeli bir görüntü $(r, s), (t, v) \in NxN, (t, v) = (r + dx, s + dy)$ ve $|\cdot|$ ise kümenin boyudur.

Gri seviyeli eş oluşum matrisleri Haralick tarafından doku analizi yöntemi olarak kullanılmıştır (Haralick v.d., 1973). Her biri imgenin değişik özelliklerini belirleyen ve eş-oluşum matrislerinden türetilmiş 14 öznelik tanımlanmıştır. Bu çalışmada kullanılan öznelikler de aşağıda belirtilmektedir.

$$F_1 = \sum_x \sum_y p(x, y)^2 \quad (1)$$

$$F_2 = \sum_x \sum_y \frac{1}{1 + (x - y)^2} p(x, y) \quad (2)$$

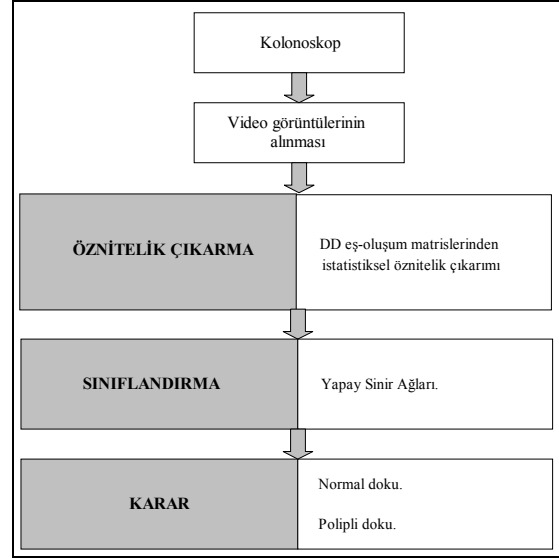
$$F_3 = \sum_x \sum_y (x - y)^2 p(x, y) \quad (3)$$

$$F_4 = \sum_x \sum_y p(x, y) \log_2(p(x, y)) \quad (4)$$

Bu denklemlerde $p(x, y)$, eş-oluşum matrislerinin normalize edilmiş halleri gösterilmektedir. F_1 açısız ikinci moment, imgenin homojenliğinin bir ölçütüdür. Homojen imgelerin açısız ikinci momentleri homojen olmayan imgelere göre daha küçüktür. F_2 ters fark momenti olarak tanımlanır. F_3 kontrasttır. Kontrast imgedeki kontrastın ve bölgesel değişimlerin bir ölçütüdür. F_4 ise entropidir. Entropi imgenin karmaşıklığının bir ölçütüdür. Karmaşık imgelerin entropisi daha yüksektir.

3. METODOLOJİ

Endoskopik görüntülerden poliplerin yerlerini otomatik olarak belirleyen sisteme ait blok diyagramı Şekil 2'de gösterilmektedir. Sistemi oluşturan her bir bileşen sırası ile bu şekilde verilmektedir.



Şekil 2. Önerilen sistemin blok diyagramı.

- (i) Dalgacık Dönüşümü: Önerilen doku bölütleme sisteminin ilk basamağını ayırık dalgacık dönüşümü oluşturmaktadır. Bu amaçla 9/7 biortogonal dalgacık filtresi ile endoskopik görüntüler alt bantlara ayrıştırılmıştır. 9/7 biortogonal dalgacık filtresinin kullanılması ayırıcılık özelliği ve etkinliğinden kaynaklanmaktadır (Cohen v.d., 1992). Tek seviyeli dalgacık ayrışımı kullanılmıştır ve detay görüntüler eş-oluşum matrislerinin hesaplanması için kullanılmıştır. Bu adım şöyle formülize edilmiştir.

$$(D_i) \quad i = 1, 2, 3.$$

D, detay görüntüleri göstermektedir.

- (ii) Öznelik Çıkarma: Doku görüntülerinin ikinci dereceden istatistiksel özneliklerinin elde edilmesi için, dalgacık ayrışımı ile oluşturulan üç detay görüntü kullanılmıştır. Hesaplanan öznelikler her bir detay görüntüden oluşturulan ve sırası ile 0, 45, 90 ve 135 derecelik açılar için oluşturulmuş eş oluşum matrisleri üzerindedir. Böylece 4 eş oluşum matrisi ve 3 detay görüntü için toplam 12 adet eş oluşum matrisi elde edilmektedir.

$$es_ol_\alpha(D_i), \quad i = 1, 2, 3 \text{ ve } \alpha = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$$

Elde edilen bu 12 eş oluşum matrisinin her biri için denklem (1)-(4) numaraları ile verilen öznelikler hesaplanmaktadır. Sonuç olarak her bir N x N pencere için $12 \times 4 = 48$ elemanlı bir öznelik vektörü elde edilmektedir.

$$F_n(es - ol_\alpha(D_i)), i = 1, 2, 3.$$

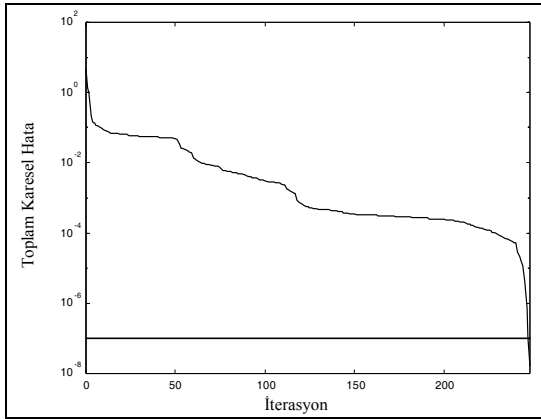
$$\alpha = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ \text{ ve } n = 1, 2, 3, 4.$$

Burada, n ilgili denklem numarasını belirtmektedir.

- (iii) Yapay Sinir Ağı katmanı: Bu katman, dalgacık katmanından elde edilen öznetelik vektörlerinin akıllı sınıflandırılmasında kullanılmaktadır. Tablo 1’de bu uygulamaya için kullanılan yapay sinir ağı modelinin yapısal değerleri ile eğitim parametreleri verilmektedir. Bununla birlikte Şekil 3’de eğitim performans eğrisi gösterilmiştir.

Tablo 1. YSA modelinin yapısal ve eğitim parametreleri.

YSA mimarisi	
Katman sayısı	3
Her bir katmandaki hücre sayıları	Giriş : 36, Ara : 10, Çıkış : 1
Başlangıç ağırlıkları	Rasgele (0 ~1 arası)
Aktivasyon fonksiyonları	Tanjant Sigmoid
Eğitim parametreleri	
Öğrenme kuralı	Levenberg-Marquardt geriye yayılım
Öğrenme oranı	0.8
Toplam karesel hata	1e-07

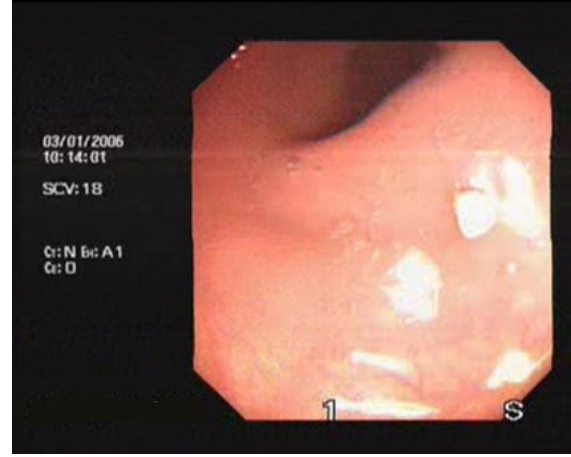


Şekil 3. YSA eğitim başarıımı.

4. DENEYSEL ÇALIŞMALAR VE SONUÇLAR

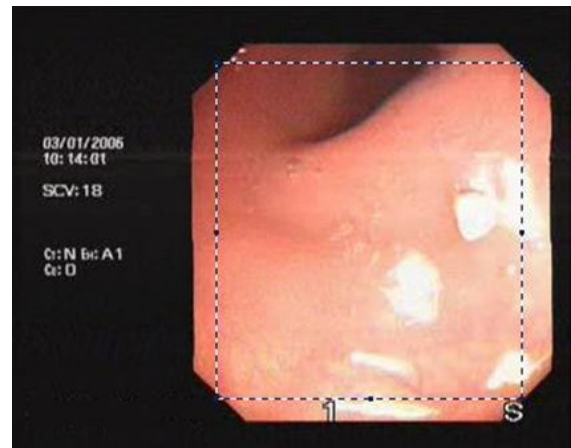
Deneysel çalışmalarda kullanılan kolonoskopik görüntüler, Fırat Tıp Merkezi Gastroenteroloji kliniğindeki, Olympus CV-260 cihazı ile 50 farklı hastadan 5 aylık bir zaman diliminde alınmıştır. Alınan görüntüler 5-10 saniyelik yakın çekim görüntülerdir. Şekil 4’de bir hastadan alınan kolonoskopik görüntü örneği gösterilmiştir.

Kolonoskopik görüntüde, o günün tarihi, saati, hasta ismi ve doğum tarihi gibi bilgiler bulunabilir. Görüntüler bir dizi önışlemeden geçirildikten sonra sistem girişine verilmektedir.



Şekil 4. Kolonoskopik görüntü.

Kolonoskopik görüntüler için gerekli olan ön işlem süreci, görüntülerdeki tarih, saat, hasta ismi vb. bilgilerin elimine edilmesi böylece sadece ilgilenilen bölgenin elde edilmesi işlemi olarak tanımlanmaktadır. Kolonoskopik görüntüler kaydedildikleri ilk halleri ile değil de, yeniden boyutlandırılmış son halleriyle kullanılmaktadırlar. Yeniden boyutlandırılmış görüntüler 199 x 200 boyutlarındadırlar. Görüntü kırılarak yapılan yeniden boyutlandırma işlemi Şekil 5’de gösterilmiştir. Sonraki polip tanıma işlemlerinin gerçekleştirileceği yeni görüntü formu ise Şekil 6’da gösterilmiştir. Gerçekleştirilen deneysel çalışmaların uygulama adımları aşağıda açıklanmıştır.



Şekil 5. Ön işlem süreci.



Şekil 6. Kırılmış görüntü.

- Ön işlem süreci tamamlandıktan sonra polipli ve normal dokulardan 32x32 boyutunda bir pencere kullanılarak 1000 normal olmayan ve 1500 normal örnek alındı. Örnek alınırken özellikle görüntülerin çok koyu renkli ve ışık yansımalarının çok olduğu bölgelerden alınmamaya dikkat edildi.
- Her bir görüntü parçası RGB uzayında R, G ve B bileşenlerine ayrıştırıldı. Her bir bileşene 9/7 biortogonal dalgacık filtresi ile tek seviyeli ayrışım uygulandı. Bu işlem sonucunda 3 adet detay ve tek adet yaklaşık görüntü elde edilmektedir.
- Öznitelik çıkarımı için sadece detay görüntüler kullanıldı. Detay görüntülerin ikinci dereceden istatistiksel özniteliklerinin elde edilmesi için, dalgacık ayrışımı ile oluşturulan üç detay görüntü kullanılmıştır. Hesaplanan öznitelikler her bir detay görüntüden oluşturulan ve 0, 45, 90 ve 135 derecelik açılar için oluşturulmuş eş oluşum matrisleri üzerindedir. Elde edilen bu dört eş oluşum matrisinin daha sonra ortalaması alınarak tek eş oluşum matrisi elde edilmektedir.
- Böylece 1 eş oluşum matrisi, 3 detay görüntü ve 3 renk bileşeni için toplam 9 adet eş oluşum matrisi elde edilmektedir. Elde edilen eş-oluşum matrislerinden 4 adet öznitelik hesaplanmıştır. Böylece elde edilen öznitelik vektörü 36 elemanlı bir dizi olmaktadır. Elde edilen öznitelik vektörü Tablo 1'de parametreleri verilen yapay sinir ağı ile eğitildi.

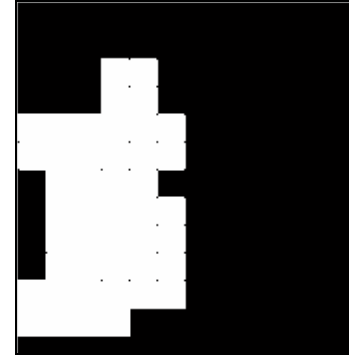
Şekil 8'de, gerçekleştirilen sistemin test sonuçları görülmektedir. Burada ilk sütun test için kullanılan orijinal kolonoskopik görüntüleri, ikinci sütun sistemin çıkışı ki burada beyaz ile işaretlenen bölgeler polipli dokuları gösterirken, siyah ile işaretlenen bölgeler normal dokuları göstermektedir. Üçüncü kolon ise sistemin çıkışı ile orijinal görüntünü eşleştirildiği görüntüdür. Burada amaç, önerilen sistemin polipli bölge olarak nitelendirdiği alanların, orijinal görüntüde hangi alanlara denk geldiğinin gösterilmesidir. Bu sonuçlar açıkça göstermektedir ki; önerilen sistem kolonoskopik

görüntülerdeki poliplerin yerlerini doğrulukla işaretleyebilmiştir.

Elde edilen sonuçların daha nesnel değerlendirilmesi için ikinci bir yol daha izlenmiştir. Yani; kolonoskopik görüntüler üzerindeki polipli bölgeler uzman bir hekim tarafından işaretlenerek, referans bir görüntü oluşturulmuştur. Referans görüntüde polipli bölgeler beyaz (lojik 1) olarak işaretlenirken, normal dokular önerilen sistem çıkışına benzer olarak siyah (lojik 0) olarak işaretlenmektedir. Böylece sistemin elde ettiği sonuç ile uzman hekimin oluşturduğu referans görüntü karşılaştırma matrisine aktarılmaktadır. Bu durum Şekil 7'de gösterilmektedir. Şekil 7 (b)'de önerilen sistem ile elde edilen tanı sonucu, Şekil 7(c)'de ise referans görüntü gösterilmiştir.



(a)

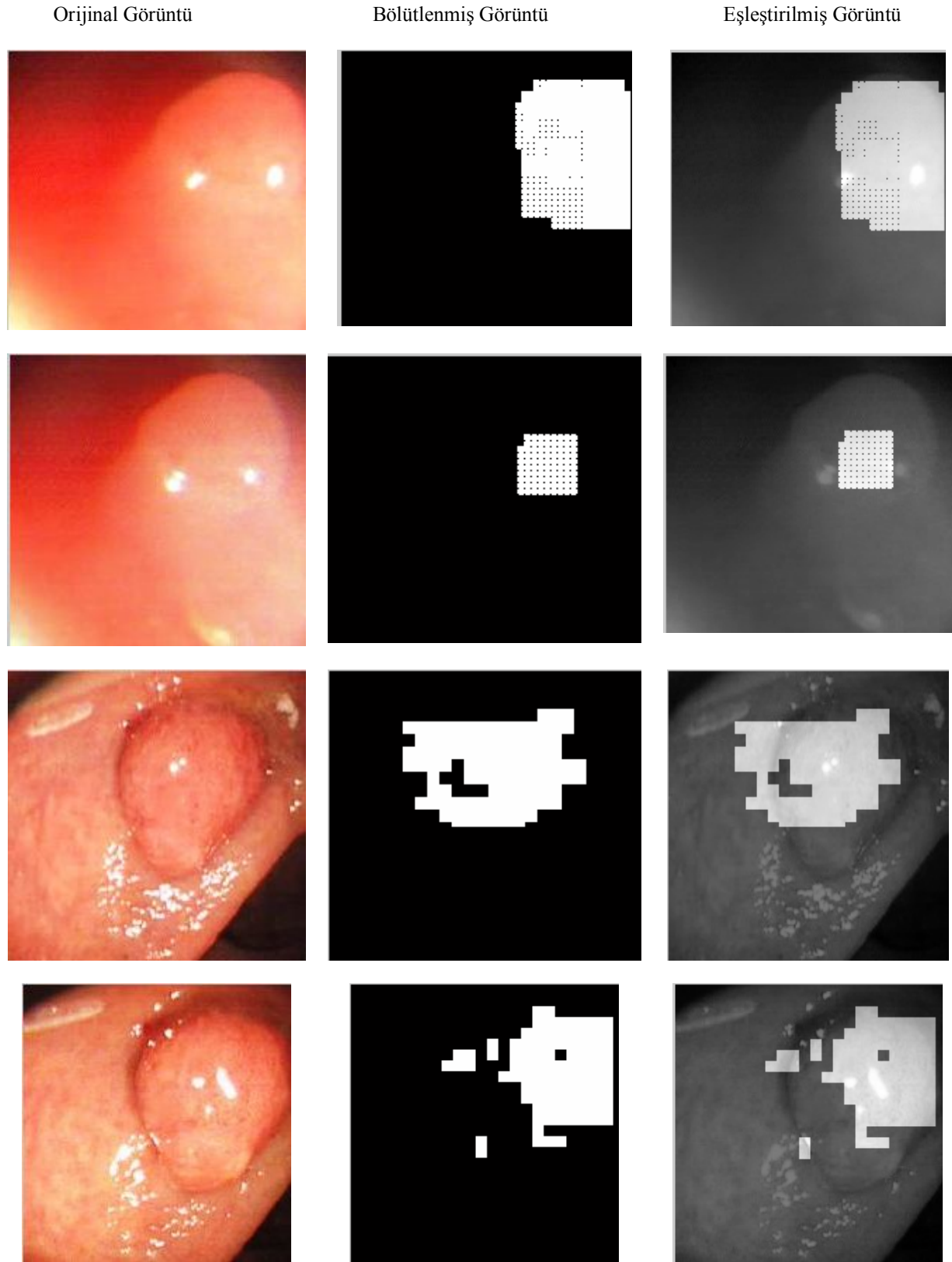


(b)

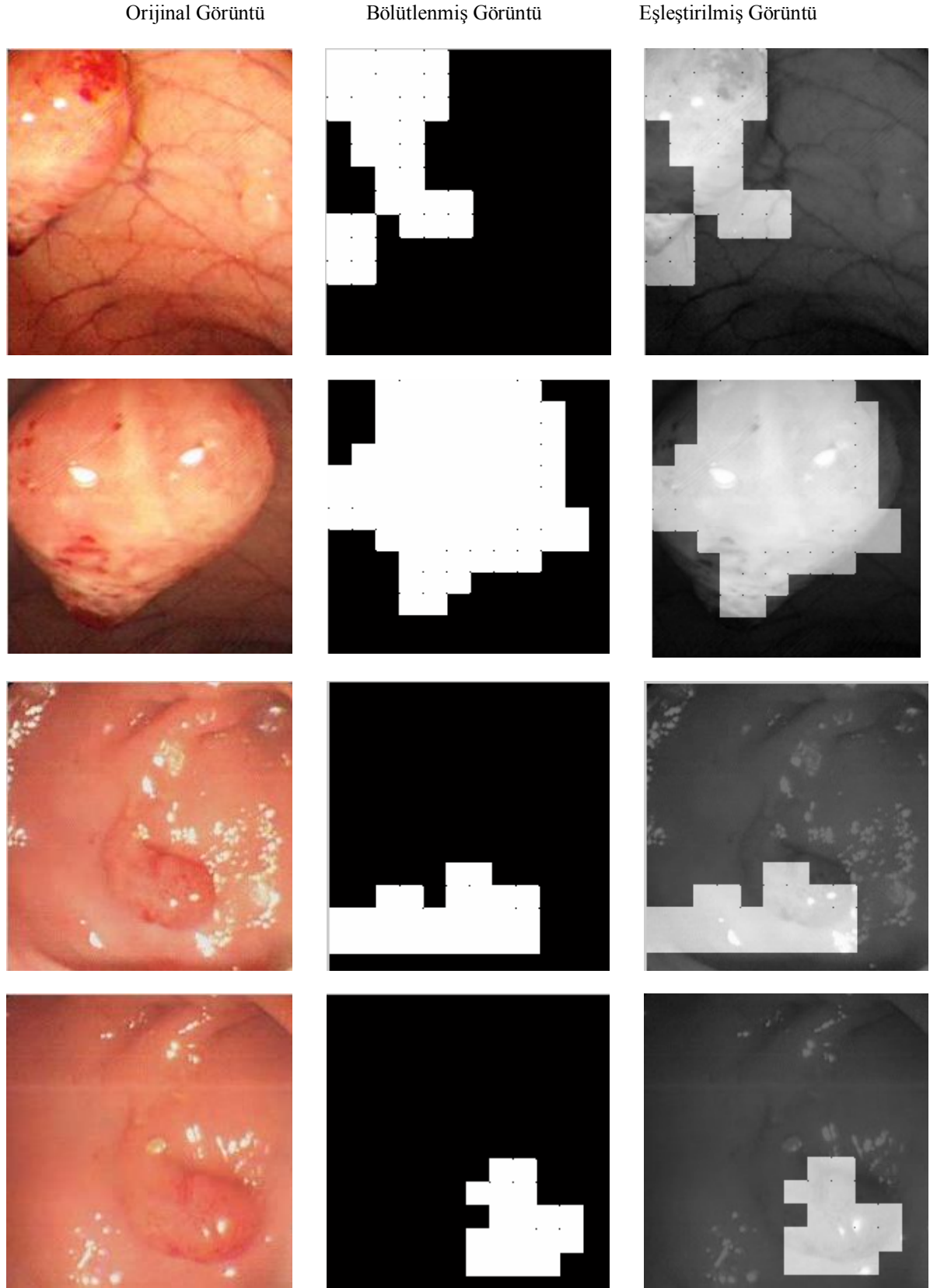


(c)

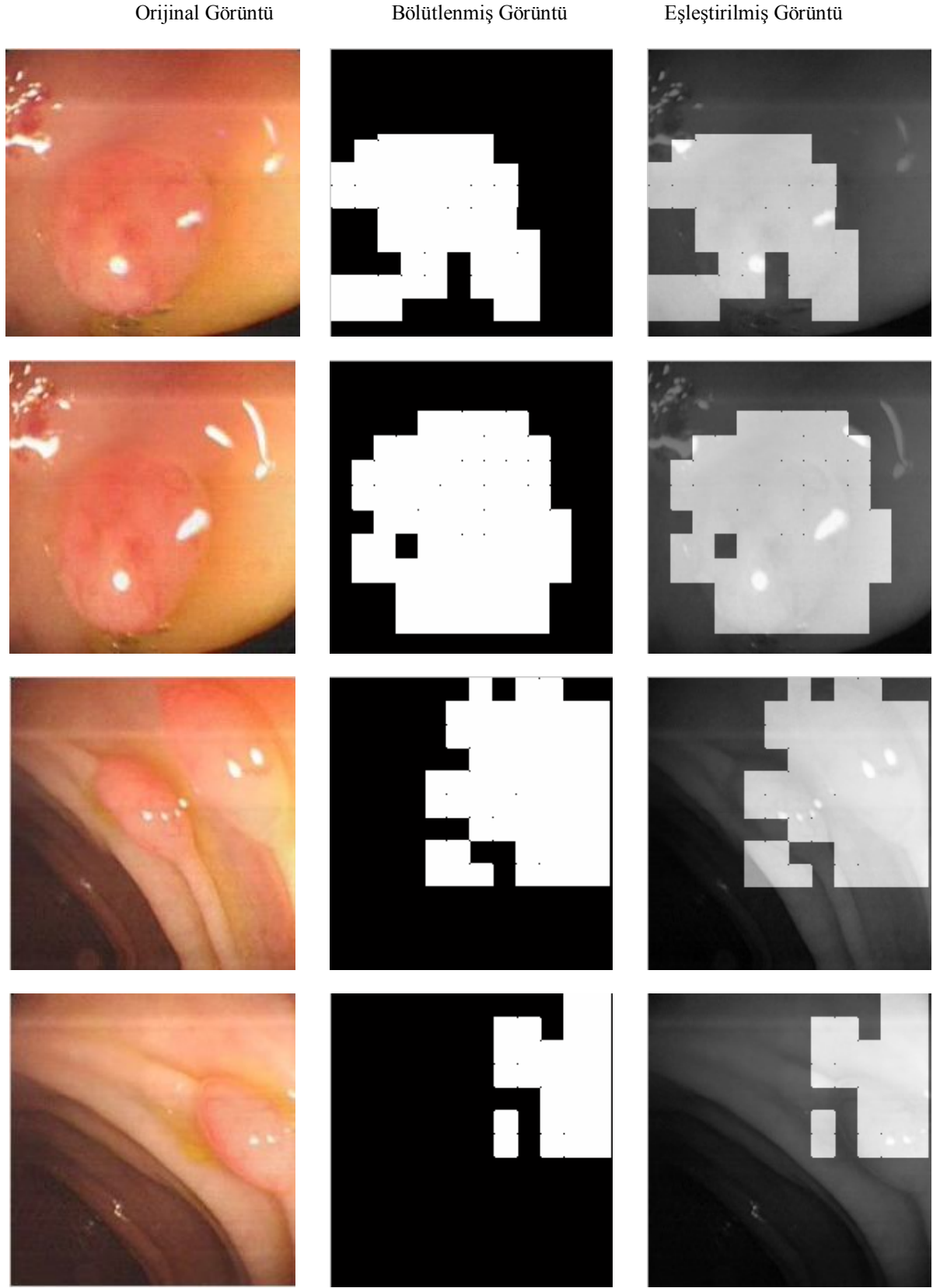
Şekil 7. (a) Örnek görüntü (b) Önerilen sistem ile elde edilen tanı sonucu (c) Referans görüntü.



Şekil 8. Dalgacık dönüşümü eş-oluşum matrislerinin istatistiksel öznitelikleri ve YSA sınıflandırıcısı ile elde edilen uygulama sonuçları (1/3).



Şekil 8. Dalgacık dönüşümü eş-oluşum matrislerinin istatistiksel öznelikleri ve YSA sınıflandırıcısı ile elde edilen uygulama sonuçları (2/3).



Şekil 8. Dalgacık dönüşümü eş-oluşum matrislerinin istatistiksel öznelikleri ve YSA sınıflandırıcısı ile elde edilen uygulama sonuçları (3/3).

Referans görüntü ile tanı testi sonucu kullanılarak Tablo 3 oluşturulmuştur. Burada H(+) poliipi dokuların piksel adedini belirtirken, H(-) ise normal dokuları oluşturan pikselleri göstermektedir. Bu değerlere bağlı olarak, bu tanı testi için duyarlılık değeri;

$$\text{Duyarlılık} = 9687 / 10805 = 0,8965$$

ve özgüllük değeri ise

$$\text{Özgüllük} = 25686 / 28995 = 0,8859$$

olarak hesaplanır. Sonuç olarak dalgacık dönüşümü eş oluşum matrislerinin istatistiksel öznelikleri ile yapay sinir ağı sınıflandırıcısı kullanılarak gerçekleştirilen bütün uygulamalar da ortalama % 90.2 duyarlılık ve % 88.7 özgüllük değerleri elde edilmiştir.

Tablo 3. Örnek görüntü için dalgacık dönüşümü eş-oluşum matrislerinin istatistiksel öznelikleri ve YSA sınıflandırıcısı kullanılarak yapılan tanı testi sonucu elde edilen karşılaştırma matrisi.

Gerçek Sonuçlar (Piksel sayısı)				
		Pozitif (H+)	Negatif (H-)	Toplam
Tanı Testi Sonucu (Piksel sayısı)	Pozitif (H+)	9687	3309	12996
	Negatif (H-)	1118	25686	26804
	Toplam	10805	28995	39800

5. SONUÇLAR VE TARTIŞMALAR

Bu çalışmada, dalgacık dönüşümü eş-oluşum matrislerinin ikinci dereceden istatistiksel ölçümleri ve yapay sinir ağı kullanılarak kolonoskopik görüntülerden poliipilerin otomatik olarak teşhis edilmesini gerçekleştiren akıllı bir karar destek sistemi sunulmuştur. Gerçekleştirilen ve önerilen sistem, tanısal veya tarama için kullanılan endoskopik video görüntülerindeki çeşitli ilgi alanlarını işaretleyerek hekim tarafından tekrar gözden geçirilmelerini sağlayan bir bilgisayarlı tanı sistemidir. Deneysel çalışmalarda elde edilen sonuçların değerlendirilmesi özgüllük ve duyarlılık değerleri hesaplanarak gerçekleştirilmiştir. Kullanılan değerlendirme kriterince gerçekleştirilen bütün uygulamalar sonucunda ortalama % 90.2 duyarlılık ve % 88.7 özgüllük değerleri elde edilmiştir.

İleriki çalışmalarda farklı sınıflandırıcı türleri (k-yakın komşu, destek vektör makineleri vs.)

kullanılarak elde edilen sonuçlar önerilen sistem ile karşılaştırılacaktır.

6. TEŞEKKÜR

Bu çalışmada kullanılan kolonoskopik görüntüleri tarafımıza sağlayan Fırat Üniversitesi Fırat Tıp Merkezi, Gastroenteroloji kliniğine ve referans görüntüleri oluşturan Uzman Dr. Mehmet YALNIZ' a teşekkür ederiz.

7. KAYNAKLAR

Asari, K. V. 2000. "A fast and accurate segmentation technique for the extraction of gastrointestinal lumen from endoscopic images", Medical Engineering & Physics, Vol. 22, pp. 89-96.

Cohen, A., Daubechies, I. and Feauveau, J. C. 1992. Biorthogonal bases of compactly supported wavelets, Commun. Pure Appl. Math. Vol. 45, pp. 485-560.

Enderwick, C. and Micheli-Tzanakou, E. 1997. "Classification of mammographic tissue using shape and texture features," Proc. 19th Annu. Int. Conf. IEEE Engineering Medicine Biology Society, pp. 810-813.

Esgiar, A.N., Naguib, R.N.G., Sharif, B.S., Bennett, M.K., Murray, A. 2002. "Fractal analysis in the detection of colonic cancer images". IEEE Trans Info Technol Biomed; 6: 54-8.

Fortin, C. and Ohley, W. 1991. "Automatic segmentation of cardiac images: Texture mapping," Proc. IEEE 17th Annu. Northeast Bioeng. Conf.

Haralick, R.M., Shanmugam, K.K., Dinstein, I. 1973. Texture features for image classification. IEEE Trans. Syst. Man Cyb. 8 (6), 610-621.

Houston A. G. and Premkumar, S. B. 1991. "Statistical interpretation of texture for medical applications," presented at the Biomedical Image Processing and Three Dimensional Microscopy, San Jose, CA..

Internet: Tıbbi Onkoloji Derneği, <http://www.medonk.org/>, Erişim tarihi: 25 Haziran 2006.

Internet: Tip 2000. Sağlık Platformu, Kalın barsak (Kolon), rektum ve anüs kanserleri,

<http://www.tip2000.com/tedavi/colon-rektum/kanser.htm>, Erişim tarihi: 26 Haziran 2006.

Karkanis, S., Galousi, K. and Maroulis, D. 1999. "Classification of endoscopic images based on texture spectrum", ACAI'99, Workshop on Machine Learning in Medical Applications, Chania, Greece.

Karkanis, S.A., Magoulas, G.D., Iakovidis, D.K., Karras, D.A., Maroulis, D.E. 2001. "Evaluation of textural feature extraction schemes for neural network-based interpretation of regions in medical images", IEEE International Conference in Image Processing (ICIP) Proceedings, pp. 281-284, Thessaloniki, Greece.

Karkanis, S.A., Iakovidis, D.K., Maroulis, D.E., Karras, D.A. and Tzivras, M. D. 2003. "Computer aided tumor detection in endoscopic video using color wavelet features", IEEE Transactions on

Information Technology in Biomedicine, Vol. 7, No. 3.

Krishnan, S. M. Yap, C. J., Asari, K. V. and Goh, P. M. Y. 1998. "Neural network based approaches for the classification of colonoscopic images", Proceedings of the 20th annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 20: 1678- 1680.

Lachmann, F. and Barillot, C. 1992. "Brain tissue classification from MRI data by means of texture analysis," in Proc. Medical Imaging VI: Image Processing, Vol. 1652. Newport Beach, CA, pp. 72-83.

Sujana, H., Swarnamani, S. and Suresh, S. 1996. "Artificial neural Networks for the classification of liver lesions by image texture parameters," Ultrasound Med. Biol., Vol. 22, pp. 1177-1181.