통계적 특성과 신경망을 이용한 초음파 화상진단

○홍 정우*, 김 선일**, 이 두수*
* 한양대학교 공과대학 전자공학과, ** 한양대학교 의과대학 계량의학교실

The Ultrasound Image Diagnosis
using Statistical Characteristics and Neural Network

Jeong Woo Hong*, Sun Il Kim**, Doo Soo Lee*
* Dept.of Electronic Eng.,Hanyang University, ** College of Medicine,Hanyang University

ABSTRACT

Texture analysis, one of the image processing techniques, using statistical characteristics is applied to the ultrasound images, which are then classified into each types through neural network. This is a method to be used to diagnose ultrasound images automatically and objectively. First some kinds of texture analysis techniques proposed already are used to classify ultrasound images and compared in terms of classification rate, and then a new technique is proposed which is invariant to multiplicative gain changes and image resolution.

1. 서론

화상 처리는 2차원적인 화상 데이타를 디지탈화하여 입력한 다음 컴퓨터로 처리하는 기술을 말한다. 현재 각종의 화상 처리 장치가 여러 분야에서 실용화되고 있는데, 본 논문은 이중에서 초음파 화상의 자동 진단을 목적으로하고 있다.

B-mode 초음파 화상은 연조직(Soft Tissue)내에서 반사되는 음향을 변환기(Transducer)에 의해 무선 주파수(Radio Frequency)의 전기 파형으로 바꾸고, 포락선 검파(Envelope Detection)를 통해 화상으로 나타낸 것인데, 비정상적인 조직은 정상 조직과는 다른 산란자(Scatterer)의 구조를 나타내고 이에 따라 화상이 변하게 되므로 화상의 분석을 통한 진단이 가능하다.

본 논문에서는 통계적 특성을 이용한 여러가지 Texture 분석을 간 초음파 화상에 적용한 후 신경망을 이용하여 진단, 그 성능을 비교하고 개선된 Texture분석 방법을 제시한다. 이렇게 함으로써 진단자의 주관적 경험에 따른 진단이 자동화,객관화될 수 있다.

2. 통계적 Texture 분석 방법

Texture란 특정패턴이 규칙성 혹은 유사적 규칙성을 나타내는 화상이라고 일반적으로 정의한다. Texture를 분류하는 방법으로는 통계적 방법, 스펙트럼 기법, 구조적 방법등이 있는데 통계적 방법이 효율적인 것으로 알려져 있다. 여기서는 통계적 방법중에서 비교적 좋은 결과를 보이고 있는 몇가지 방법과 개선된 방법을 설명하고 그 실험결과를 비교 서술한다.

2.1 Gray Level Co-occurrence Matrix에 의한 방법

F를 (x,y)평면상의 $N_x \times N_y$ 디지탈 화상이라고 하면

$$F=\{ ((x,y),k) : (x,y)\in D, k\in I, k\in[0,N_g], k=f(x,y) \}$$

$$D=\{ (x,y) : x,y\in I, x\in[0,N_x), y\in[0,N_y) \}$$

로 정의된다. 여기서 I는 정수집합, D는 관심의 대상이 되는 영역이고 N_g는 gray level의 수이다. $\delta=[\Delta x,\Delta y]$를 (x,y)평면상의 변위벡터(displacement vector)라고 하면

$$\delta=\{ [\Delta x,\Delta y]=[(x_2,y_2)-(x_1,y_1)] : (x_1,y_1),(x_2,y_2)\in D, \| (\Delta x,\Delta y) \| >0 \}$$

이 된다. δ의 거리를 두고 발생하는 gray level의 쌍 (i,j)의 갯수로 구성되는 $N_g \times N_g$ 행렬을 gray level co-occurrence matrix M_δ 라고 한다.

$$M_\delta = [m_{ij}]$$

$$m_{ij} = \#\{ ((x_1,y_1),(x_2,y_2) : (x_1,y_1),(x_2,y_2)\in D, [x_2,y_2]-[x_1,y_1]=\delta, f(x_1,y_1)=i, f(x_2,y_2)=j \}$$

#는 계량수이며, 총 화소쌍의 갯수를 N이라 하면

$$N = \#\{ ((x_1,y_1),(x_2,y_2)) : (x_1,y_1),(x_2,y_2)\in D, [x_2,y_2]-[x_1,y_1]=\delta \}$$

normalized co-occurrence matrix P_δ 를 구해보면

$P_\delta = [\ p_{ij}\ ]$

$p_{ij} = m_{ij}/N$

이 된다. 이것을 이용하여 다음과 같은 파라미터를 구한다.

Correlation :

$$COR = \sum_i \sum_j (ijp_{ij} - \mu_x\mu_y)/\sigma_x\sigma_y$$

Contrast :

$$CON = \sum_i \sum_j (i-j)^2 p_{ij}$$

Inverse Difference Moment :

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2}\, p_{ij}$$

Angular Second Moment :

$$ASM = \sum_i \sum_j (p_{ij})^2$$

Entropy :

$$ENT = -\sum_i \sum_j p_{ij} \log p_{ij}$$

여기서 μ_x와 σ_x는 normalized co-occurrence matrix의 각 행의 요소를 합한 marginal probability density의 평균과 표준편차이고, 마찬가지로 μ_y와 σ_y는 열에 대한 것이다.

2.2 Gray Level Run Length에 의한 방법

이 방법은 run의 gray level, run의 길이 및 방향 δ를 이용하는 것이다. run이란 같은 gray level또는 일정 범위내의 gray level을 갖는 화소의 연속을 말한다. run length matrix p(i,j)의 i행 j열의 값은 gray level이 i이면서 주어진 방향으로의 run의 길이가 j인 화소들의 확률밀도가 된다. N_g는 화상의 gray level수이며, N_r은 run length의 최대길이이다. 따라서 p(i,j)는 N_g행 N_r열로 이루어진다. P는 화상의 화소수이다.

SRE(short run emphasis)

$$= \sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_r} \frac{p(i,j)}{j^2} \Big/ \sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_r} p(i,j)$$

LRE(long run emphasis)

$$= \sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_r} j^2 p(i,j) \Big/ \sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_r} p(i,j)$$

RP(run percentage)

$$= \sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_r} p(i,j) / P$$

GLN(gray level nonuniformity)

$$= \sum_{i=1}^{N_g} \Big(\sum_{j=1}^{N_r} p(i,j)\Big)^2 \Big/ \sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_r} p(i,j)$$

RLN(run length nonuniformity)

$$= \sum_{j=1}^{N_r} \Big(\sum_{i=1}^{N_g} p(i,j)\Big)^2 \Big/ \sum_{i=1}^{N_g}\sum_{j=1}^{N_r} p(i,j)$$

2.3 Gray Level Difference에 의한 방법

이 방법은 일정 거리만큼 떨어져 있는 화소들 사이의 gray level의 차이를 이용하는 것이다. 두 화소들 사이의 위치 좌표의 차이를 δ라 하면

$$\delta \equiv (\Delta x, \Delta y) = (x_2, y_2) - (x_1, y_1)$$

이며 함수

$$f_\delta(x,y) = |f(x,y) - f(x+\Delta x, y+\Delta y)|$$

를 정의할 수 있다. 여기서 f(x,y)는 위치 좌표 (x,y)에서의 gray level이고, Δx와 Δy는 정수이다. p_δ를 $f_\delta(x,y)$의 확률 밀도라고 하자. 만일 m개의 gray level이 있다면 p_δ는 m차원의 벡터가 되며, 이때 p_δ의 i번째 요소 $p_\delta(i)$는 $f_\delta(x,y)$가 i 값을 가질 확률이다. 여기에서 다음과 같은 파라미터를 정의한다.

Contrast : $CON = \sum i^2\, p_\delta(i)$

Agular second moment : $ASM = \sum p_\delta(i)^2$

Entropy : $ENT = -\sum p_\delta(i) \log p_\delta(i)$

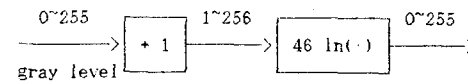
Mean : $MEAN = (1/m) \sum i\, p_\delta(i)$

2.4 Logarithmic Gray Level Difference에 의한 방법

화상 데이타를 살펴보면 밝기나 해상도의 차이 때문에 같은 texture인데도 다르게 인식되는 경우가 있다. 여기서는 이득(gain)의 변화로 인해 발생하는 밝기 차이나 해상도 차이에 대해 불변이면서 인식률을 향상시킬 수 있는 방법을 제안한다. 이 방법은 먼저 화상 데이타에 대수(log)를 취해서 얻은 값에 gray level difference방법을 적용하는 것이다. 즉,

$$\log ka - \log kb = (\log k + \log a) - (\log k + \log b)$$
$$= \log a - \log b$$

이와같이 log를 취하면 이득에 해당하는 항은 상쇄된다. 이것을 블럭도로 나타내면 <그림 1>과 같다.



<그림 1>

log를 취하면 데이타의 대역이 압축되므로 ×46을 함으로써 다시 0~255 level로 팽창시킨다.

3. 신경망 (Neural Networks)

화상의 파라미터를 구하고 이를 이용하여 진단하기 위해 신경망을 이용했다. 신경망은 인간의 신경구조를 응용한 것으로 패턴인식에서 좋은 특성을 보이고 있다. 본 논문에

서는 역전파(Backpropagation) 학습 알고리즘을 사용한 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron)을 이용했다. 응답함수로는 sigmoid함수를 사용했다. 은닉층은 2개를 사용하며, texture분석 방법에 따라 입력 데이타가 8차원 벡터 또는 10차원 벡터가 될 수 있기 때문에 다음과 같이 2개의 신경망을 구성했다.

(숫자는 Processing Element의 갯수)

	입력층	은닉층1	은닉층2	출력층
신경망 Ⅰ	10	10	10	4
신경망 Ⅱ	8	10	10	4

4. 실험방법 및 결과

정상간, 만성간염, 간경화 및 지방간등 4종류의 초음파 화상에 각각 해당하는 여러개의 표본으로부터 파라미터(σ=[1,0][0,1]일때의)를 추출한 후 평균으로부터 표준편차이상 많이 벗어나는 데이타는 버리고, 비교적 특징을 잘 나타내는 데이타를 뽑아 신경망의 훈련 데이타로 삼았다. 훈련은 RMS오차가 0.2가 될 때까지 행했다. 훈련 데이타는 정상간 35개, 만성간염 25개, 간경화 35개 및 지방간 35개로 이루어졌다. <표 1>은 훈련 데이타를 가지고 진단을 수행한 결과를 보여준다.

시 험 화 상	진 단 율			
	(a)	(b)	(c)	(d)
정상간 (N)	82.9 %	94.3 %	82.9 %	85.7 %
만성간염(C)	92.0 %	80.0 %	100 %	96 %
간경화 (L)	91.4 %	88.6 %	85.7 %	91.4 %
지방간 (F)	100 %	88.6 %	100 %	97.1 %
전 체	91.5 %	88.5 %	91.5 %	92.3 %

<표 1> 훈련 데이타를 이용한 진단 결과
(a) co-occurrence matrix를 이용한 방법
(b) run length를 이용한 방법
(c) gray level difference를 이용한 방법
(d) logarithmic gray level difference를 이용한 방법

이때 가장 큰 값을 출력한 PE쪽으로 진단을 내렸다.그리고 나서 훈련 데이타가 아닌 새로운 데이타를 가지고 진단을 행했다. 사용한 데이타는 정상간 50개, 만성간염 30개, 간경화 44개 및 지방간 52개였다. 그 결과를 <표 2>에 나타냈다.

시 험 화 상	진 단 율			
	(a)	(b)	(c)	(d)
정상간 (N)	64.0 %	72.0 %	62.0 %	64.0 %
만성간염(C)	76.7 %	66.7 %	83.3 %	83.3 %
간경화 (L)	79.5 %	81.8 %	81.8 %	81.8 %
지방간 (F)	86.5 %	82.7 %	90.4 %	92.3 %
전 체	76.7 %	76.7 %	79.0 %	80.1 %

<표 2> 새로운 데이타를 이용한 진단 결과
(a) co-occurrence matrix를 이용한 방법
(b) run length를 이용한 방법
(c) gray level difference를 이용한 방법
(d) logarithmic gray level difference를 이용한 방법

결과들을 살펴보면 대체적으로 정상간의 진단율이 낮다는 것을 알 수 있는데 그것은 정상간의 파라미터 값이 넓은 영역에 걸쳐 분포하면서 다른 질병의 파라미터 영역과 겹쳐지기 때문이다.

5. 결론

초음파 화상의 객관적 진단을 위해 통계적 특성을 이용한 texture분석 기법과 신경망을 적용하여 진단하는 방법에 관하여 논의하였다. 여러가지 texture분석방법들이 초음파 화상에서 유효한 결과를 나타냄을 보였다. 그리고 이득의 변화나 해상도 차이에 대해 불변인 방법을 제안하였다. 제안한 방법이 성능향상을 보였으며, 촬영기가 달라지거나 조정이 달라질 경우 신경망을 다시 학습 시킬 필요가 없다는 점에서 유용하다.

그러나 여러가지 분석방법을 비교해 본 결과 아주 월등한 성능을 나타내는 방법은 없고 대체로 비슷한 성능을 보여준다. 앞으로는 화상의 미세한 차이를 구분할 수 있는 새로운 분석방법에 관한 연구와 분류율이 더 좋은 신경망 구성, 그리고 신경망과 퍼지이론을 결합한 패턴분류에 대해서도 연구가 있어야할 것이다.

6. 참고문헌

[1] ROBERT M. HARALICK, K.SHANMUGAM, AND ITS'HAK DINSTEIN, "Textural Features for Image Classificatin", IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS, VOL.SMC-3, NO.6, NOVEMBER 1973

[2] ROBERT M. HARALICK, "Statistical and Structural Approaches to Texture", Proceedings of the IEEE, VOL.67, NO.5, MAY 1979

[3] SING-TZE BOW, "Pattern Recognition and Image Processing", MARCEL DEKKER, 1992

[4] Chung-Ming Wu, Yung-Chang Chen, Kai-Sheng Hsieh, "Texture Features for Classification of Ultrasonic Liver Imagws", IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, VOL.11, NO.2, JUNE 1992

[5] 김대수,"신경망 이론과 응용(Ⅰ)",하이테크 정보,1992