

TEXTURE 분석을 이용한 초음파 화상의 진단

최광철* · 김선일** · 이두수*

=Abstract=

Ultrasound Image Diagnosis using Texture Analysis

Kwang Cheol Choi*, Sun Il Kim**, and Doo Soo Lee*

A new approach to texture classification for quantitative ultrasound liver diagnosis using run difference matrix was developed. The run difference matrix comprised the gray level difference along with a distances. From this run difference matrix, we defined several vectors and parameters such as DOD, DGD, DAD vector, SHP, SMO, SMG, LDE, LDEL etc. Each parameter values calculated in fatty, cirrhotic, normal and chronic hepatic liver images were plotted in a plane and we found that RDM method was more sensitive to small structural changes than the conventional run length method and showed improved classification ability between the diseases.

1. 서 론

인체의 해부학적 구조의 병리적 변화에 대한 정보는 간접적으로 추리하여 얻거나 외과적 수술에 의하여 얻어진다. 그러나 이와같은 방법은 어려움이 있기 때문에 X-ray, CT, MRI, 초음파 등의 영상 기기들이 많이 사용된다. 화상은 생의학분야에서 가장 보편적인 정보 표현 형식 중의 하나이며 화상처리에 생의학분야에서 가장 보편적인 정보 표현 형식 중의 하나이며 화상처리에 의한 정보분석

은 이 분야에 지대한 공헌을 하고 있다. 초음파 영상은 연조직 내에서 반사되는 음향을 재구성하여 영상화한 것인데, 간이나 신장 등 조직의 병리적 변화는 B-MODE 초음파에서 조직내 산란자(scatterer)의 구조를 바꾸고 이에 따라 화상이 변화하게 되므로 화상의 분석을 통한 진단이 가능하다[1], 지금까지 B-MODE 초음파 영상을 이용한 진단은 전적으로 진단자의 경험에 따른 정성적 판단에 의존하였기 때문에 오진의 가능성이 많았다. 따라서 객관적 판단을 위한 정량적 분석에 대한 연구가 필요하였기 때문에 B-MODE 초음파 영상의 패턴인식을 이용한 진단에 관하여 많은 시도가 있었지만 초음파 화상의 불안정성으로 말미암아 만족할만한 결과를 보여주지 못하고 있다[2][3]. 본 논문에서는 이러한 난점을 극복하기 위하여 새

<접수:1991년 10월 25일>

*한양대학교 공과대학 전자공학과

**한양대학교 의과대학 계량의학 교실

* Dept. of Electronic Eng., Hanyang University

**College of Medicine, Hanyang University

로운 texture 분석방법을 제안하고 정상 및 지방간과 간경화, 만성간염에서의 임상적 결과를 보이고 있다. 이에 따라 본 논문에서 제안한 초음파 영상에서의 파라미터 검출에 의한 진단은 간화상의 응용에 유용하다는 것을 알 수 있다. 또한 본 방법은 다른 의료 화상의 패턴 인식에 응용할 때도 유용한 효과를 기대할 수 있을 것이다.

2. TEXTURE 분석 방법

2.1 Gray level 차이를 이용한 Texture 분류방법

Texture 분류[4-5]를 위해 제안된 많은 방법을 비교 연구한 논문의 결과를 보면 cooccurrence를 이용한 방법과 gray level 차이를 이용한 방법이 가장 효과적인 것을 알 수 있다[4]. Gray level 차이를 이용하는 방법은 일차 통계(first-order statistics)에 의한 texture 분류 방법의 하나로서 초음파 화상의 분석에도 유효하게 이용될 수 있다[1][7].

두 화소점들 사이의 위치 좌표의 차이를 δ 라 하면

$$\delta = (\Delta x, \Delta y) \quad (2.1)$$

이며 함수

$$f_d(x, y) = |f(x, y) - f(x + \Delta x, y + \Delta y)| \quad (2.2)$$

를 정의할 수 있다.

$P_d(i)$ 를 $F_d(x, y)$ 의 확률 밀도 라고 하면 256등급의 gray level이 있을 때 $P_d(i)$ 는 256차의 벡터가 된다. 여기에서 다음과 같은 특징 파라미터(parameter)를 정의한다.

$$\text{contrast : CON} = \sum i^2 P_d(i)$$

$$\text{angular second moment : ASM} = \sum P_d(i)^2$$

$$\text{entropy : ENT} = -\sum P_d(i) \log P_d(i)$$

$$\text{mean : MEAN} = (1/m) \sum i P_d(i)$$

2.2 RDM(run difference matrix)에 의한 방법

Gray level 차이를 이용하는 경우(gray level difference statistic)의 경우 식(2.1)의 δ 를 일의적으로 정해야 하는데 전체 화상의 특성을 분석하

기 위해서는 많은 δ 에 대해 파라미터를 구해야 하므로 비효율적이다. 또 초음파 화상에서는 화상의 특성을 잘 나타내는 특정 δ 를 정의할 수 없다.

본 연구에서 제안하는 RDM(run difference matrix)을 이용하는 방법은 다수의 δ 에 대한 특성을 전체적으로 분석할 수 있다.

F를 (x, y) 좌표상에 n_k 개의 gray level을 갖는 digital 화상이라고 하면

$$F = \{(x, y, k) : (x, y) \in D, k \in [0, n_k], k = f(x, y)\} \quad (2.3)$$

로 정의된다. 여기서 I는 정수의 집합 D는 분석하고자 하는 영역이다. F가 수평 및 수직방향으로 N_x, N_y 개의 화소점을 갖는 직사각형의 영역이라고 할 때 화상의 영역 D는

$$D = \{(x, y) : x, y \in I, x \in [0, N_x, y]\} \quad (2.4)$$

이다. d를 화소점 사이의 위치 차이를 나타내는 변위 벡터라고 할 때

$$d = [\Delta x, \Delta y], r = \Delta x^2 + \Delta y^2, \theta = \tan^{-1}(\frac{\Delta y}{\Delta x}) \quad (2.5)$$

이며 이는 임의의 주어진 변위 각도 θ 에 대한 변위 벡터로 정의할 수 있다.

주어진 방향 θ 에 대한 RDM은 화상의 gray level 차이를 RDM의 열로 하고 거리 r을 행으로 하여 구성된다.

$$\text{RDM}(r, \text{dif}) = \#\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in D, [(x_2, y_2), (x_1, y_1)] = d(r), |f(x_1, y_1) - f(x_2, y_2)| = \text{dif}\} / N \quad (2.6)$$

여기서 #는 계량수(set cardinality)이다.

$$N = \#\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) : (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in D, (x_2, y_2) - (x_1, y_1) = d(r)\} \quad (2.7)$$

예를 들어 그림 1과 같은 화상에서 수평 방향에 대한 RDM을 구해보면 그림 2와 같다.

1	3	2	5	4	3
2	3	4	2	3	4
3	4	5	6	2	5
7	8	5	6	4	2
3	4	5	2	4	6

그림 1 화상 데이터의 일례
Fig. 1 An example image

거리(r)\dif(Gray level 차이)							
r\dif	0	1	2	3	4	5	6
1	0	14/25	6/25	4/25	1/25	0	0
2	0	7/20	10/20	1/20	2/20	0	0
3	5/15	5/15	1/15	2/15	2/15	2/15	0
4	1/10	5/10	1/10	2/10	0	0	1/10

그림 2 (그림 3) 화상의 RDM(수평방향)

Fig. 2 RDM of example image(Fig. 3)

RDM으로부터 다음과 같은 벡터와 파라미터를 정의한다.

2.2.1 특징 벡터(vector)의 정의

DGD 벡터(distribution of gray level difference)

: DGE 벡터의 j열 값을 DGD(j)라고 하면

$$DGD(j) = \sum RDM(r, j)$$

DOD 벡터(distribution of average difference) :

RDM의 각 행에 대해 구할 수 있다. 이 벡터는 음성 처리에서 pitch 주기를 찾기 위한 AMDF(average magnitude difference function)와 같은 성질이 있다.

$$DOD(r) = \sum RDM(r, j) \cdot j$$

DAD 벡터(distribution of average distance) :

$$DAD(j) = \sum RDM(r, j) \cdot r$$

여기서 c는 변위 벡터 식(2.5)의 최대 거리이다.

2.2.2 특징 파라미터(parameter)의 정의

2.2.1 절에서 정의한 벡터로부터 다음과 같은 파라미터를 정의한다.

LDE(large difference emphasis) : gray level 분포가 균일한 영상일수록 적은 값을 갖는 parameter이다. 초음파 간 화상의 경우 상수 k는 실험적으로 30으로 하였다. 여기서 N_g 는 gray level의 수이다.

$$LDE = \sum DGD(j) \cdot \log(j/k)$$

SHP(sharpness)

$$SHP = \sum DGD(j) \cdot j^3$$

SMG(second moment of DGD) :

$$SMG = \sum DGD(j)^2$$

SMO(second moment of DOD) :

$$SMO = \sum DOD(r)^2$$

LEDL(long distance emphasis for large difference) :

$$LEDL = \sum DAD(j) \cdot j^2$$

2.3 실험방법

그림 3은 컴퓨터로 처리하기 위한 데이터를 얻는 과정을 나타낸다. 그림 4는 진단을 위한 패턴 분류 과정을 보인다. 본 연구에서는 한양대병원의 초음파 촬영기 SPA 1000의 화상을 DT2851 frame grabber로 8bit 양자화하여 데이터를 얻었다. 화상 데이터는 혈관 등의 다른 조직이 포함되지 않은 부위에서 화상의 흔들림(blurring) 등이 발생하지 않게 촬영해야 한다. Frame grabber는 256(8bit) gray level로 양자화하지만 초음파 화상의 분석에서는 gray level을 64등급으로 다시 낮추고 c(변위 벡터의 최대거리)는 40으로 할 때 화상의 특징이 잘 나타난다.

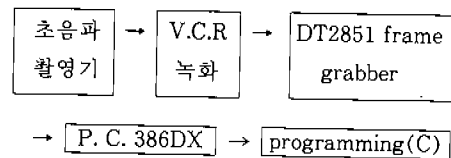


그림 3 데이터 수집 흐름도

Fig. 3 Block diagram of data acquisition

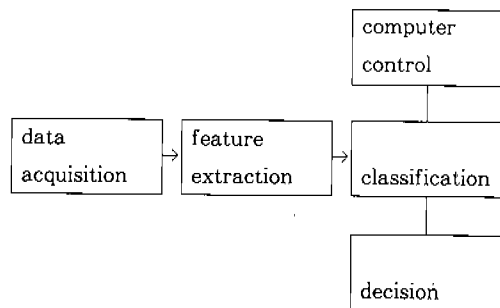


그림 4 패턴 분류 계통도

Fig. 4 Pattern classification system

3. 실험결과

정상적 간(normal), 지방간(fatty liver), 간경화

(L. C., liver cirrhosis) 및 만성간염(C.H., chronic hepatitis liver)의 화상에서 정의한 파라미터들을 $\theta = 0$ 와 $\theta = 90$ (식(2.5) 수평과 수직방향)에 대해서 구하고 이를 평면에 표시하였다[그림 5]~[그림 9]. 분석 가능성의 비교를 위해 run length에 의한 방법의 결과를 같이 보였다[그림 10], [그림 11]. 이때 특징 변수는 SRE(short run emphasis), LRE(long run emphasis), RP(run percentage), GLN(gray level nonuniformity)를 사용하였으며 전처리

과정은 거치지 않았고 Gray level을 16등급으로 낮추어서 발생하는 run을 구하였다[6]. 여기서 제한된 방법(RDM방법)이 간경화와 지방간 및 정상의 구분에서 좋은 특성을 보이고 있으나 run length에 의한 방법은 거의 구분되지 않음을 볼 수 있다.

임상 전문의에게 있어서 가장 구분이 어려운 경우가 만성 간염인데 여기에서도 그 구분이 어려움을 알 수 있다.

초음파 촬영기의 산란자(scatter)에 대한 PSE

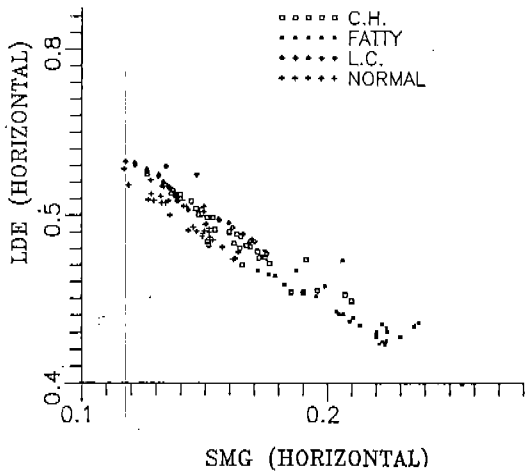


그림 5 파라미터 SMG, LDE(수평방향)
Fig. 5 Parameter SMG, LDE(horizontal)

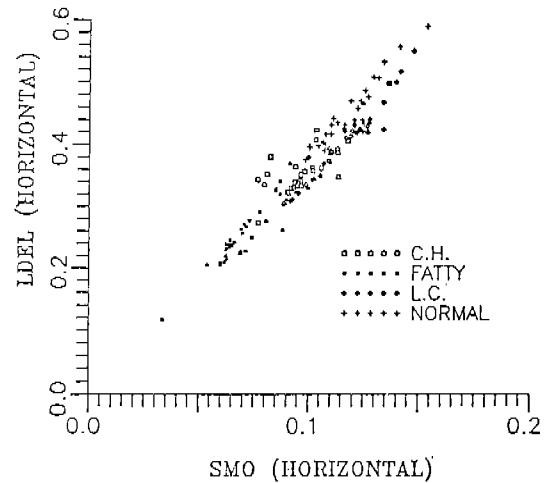


그림 7 파라미터 SMG, LDE(수평방향)
Fig. 7 Parameter SMG, LDE(horizontal)

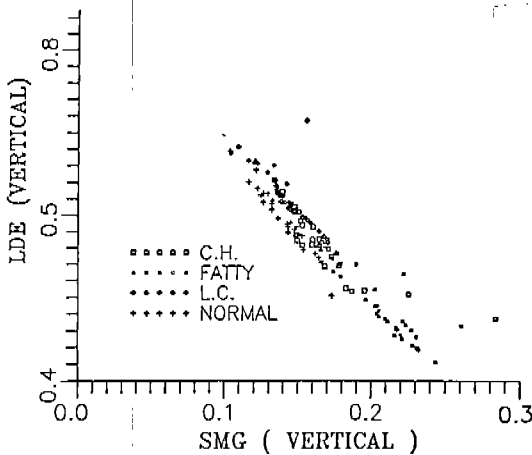


그림 6 파라미터 SMG, LDE(수직방향)
Fig. 6 Parameter SMG, LDE(vertical)

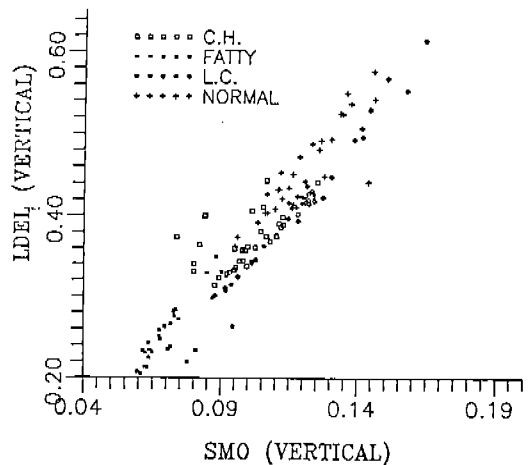


그림 8 파라미터 SMG, LDE(수직방향)
Fig. 8 Parameter SMG, LDE(vertical)

(point spread function)이 수평축으로 퍼지는 형태를 보이므로 촬영기의 세로축 해상도가 수평축 해상도보다 좋은데 RDM으로 구한 파라미터들에서도 $\theta=0^\circ$ 에서 보다 $\theta=90^\circ$ 에서 더 좋은 특성을 보이고 있다.

4. 결 론

컴퓨터의 패턴인식을 이용한 초음파 화상의 객

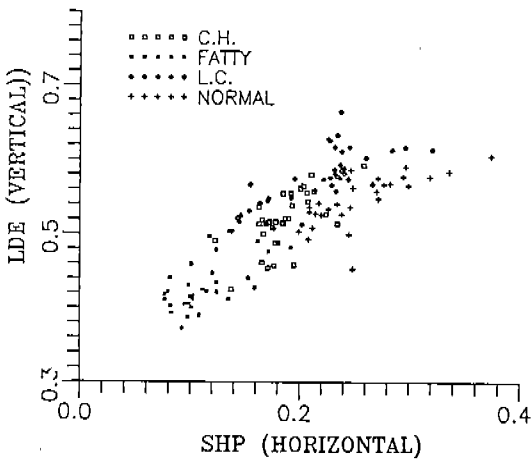


그림 9 파라미터 SHP(수평방향), LDE(수직방향)
Fig. 9 Parameter SHP(horizontal), LDE(vertical)

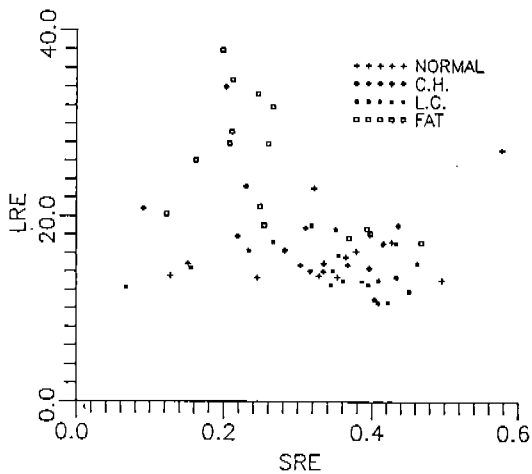


그림 10 Run length에 의한 파라미터 SRE, LRE (수평방향)
Fig. 10 Parameter SRE, LRE(horizontal)

관적 진단을 위해 새로운 texture분석 방법을 제안하였다. 각 질병에 따른 초음파 간화상은 그 차이점이 미약하여 구분이 난해하므로 기존의 패턴 인식 방법으로는 분석 및 진단이 어려웠다.

제안한 분석 방법은 임상 데이터로부터 구한 결과에서 유효한 분석 능력을 보였으며 이 방법은 의료 영상 등의 다른 분야에서도 좋은 특성을 보일 것이다.

앞으로는 화상에서 구한 파라미터 값을 분석하여 해당하는 질병으로 분류 및 진단을 내릴 수 있는 신경 회로망 또는 Fuzzy에 대한 연구가 필요할 것으로 생각된다.

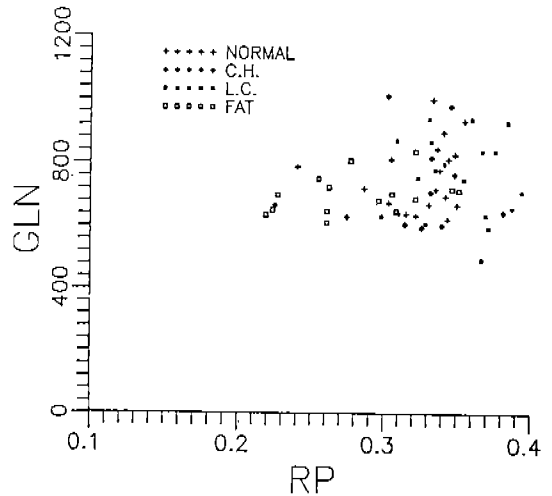


그림 11 Run length에 의한 파라미터 RP, GLN(수직방향)
Fig. 11 Parameter RP, GLN(vertical)

5. 참 고 문 헌

- 1) Ingebork Koch, "Classification of Scattering Objects by Regular Arrays of Scatterers using Fourier Analysis," Ultrasonic imaging 5, 346-360, 1983.
- 2) David J. Skorton, James Nichols, and Natesa G. Pandianand Richard E. Kerber, "Quantitative Texture Analysis in Two-Dimensional Echocardiography : Application to the Diagnosis of Experimental Myocardial Contusion", Circula-

- tion 68, No. 1 217-223, 1983.
- 3) D. Terzopoulos, Steven W. Zucker, "Detection of Osteogenesis Imperfecta by Automated Texture Analysis", Computer Graphics and Image Processing 20, 229-243, 1982.
 - 4) Joan. S Weszka; Charles R. Dyer and Azriel Rosenfeld, "A Comparative Study of Texture Measures for Terrain classification," IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics SMC-6, No. 4, 1976.
 - 5) T.Y.Young, "Handbook of Pattern Recognition and Image Processing," p. 247-279, academic press
 - 6) Mary M. Galloway, "Texture Analysis Using Gray Level Run Length", Computer Vision and Image Processing 4, 172-179, 1975.
 - 7) M. F. Insana, R. F. Wagner, et al., "Analysis of Ultrasound Image Texture via Generalized Rician Statistics," Proc. of SPIE. vol. 56 pp. 153-159, 1985.