

패턴인식을 이용한 초음파 화상의 진단

최 광 철*, 김 선 일**, 이 두 수*

* 한양대학교 전자공학과, ** 한양대학교 의과대학 계량의학 교실

Ultrasonic image diagnosis using pattern recognition

K. C. Choi*, S. I. Kim**, D. S. Lee*

* Dept. of Electronic Eng. ** Dept of Mesuring Eng., Hanyang University.

ABSTRACT

A new approach to texture classification for ultrasound liver diagnosis using run difference matrix was developed. The run difference matrix consists of the gray level difference along with distance. From this run difference matrix, we defined several parameters such as LDE, LDEL, NUF, SMO, SMG, SHP etc. and three vectors namely DOD, DGD and DAD. Each parameter value calculated in fatty, cirrhotic, chronic hepatitic and normal liver image was plotted in two dimensional plane. We compared our results with run length method. There are several advantages of run difference matrix method over the run lengths. 1) It is more sensitive to small difference of gray level distribution. 2) The parameters provide more statistically significant value. Images were classified with the extracted parameters to each diseases using neural networks. In preliminary clinical experiments, this approach showed satisfying results.

1. 서론

화상은 생의학 분야에서 가장 보편적인 정보 표현 형식 중의 하나이며 화상처리에 의한 정보 분석은 이 분야에 지대한 공헌을 하고있다. 초음파 영상은 연조직 내에서 반사되는 음향을 재구성하여 영상화 한 것인데 간이나 신장 등 조직의 B-MODE 초음파 영상에서 조직의 병리적 변화는 조직내 산란자(scatterer)의 구조를 바꾸고 이에 따라 영상이 변하게 되므로 화상의 분석을 통한 진단이 가능하다. 그런데 지금까지 B-MODE 초음파 영상이 이용한 진단은 전적으로 진단자의 경험에 따른 정성적 판단에 의존 했었기 때문에 오진의 가능성 및 진단자에 따라 각각 다른 진단을 내릴 수 있는 소지가 많았다. 따라서 객관적 판단을 위한 정량적 분석에 대한 연구가 필요하였다. 이에 따라 B mode 초음파 영상의 패턴 인식을 이용한 진단에 관한 많은 시도가 있었고 유용성을 보여 주고 있지만 만족할 만한 결과를 보여주지 못하고 있다. 이는 초음파 영상의 낮은 신호대 잡음비 및 조직의 변화를 나타내주는 음향학적 특성의 유실 등에 따라 나타나는 화상 정보의 불안정성에 그 원인이 있다. 본 논문에서는 이러한 난점을 극복하기 위한 새로운 texture 분석 방법과 신경망을 이용하여 진단하는 방법을 제시하고 정상 및 지방 간과 간경화, 만성 간염에 대한 임상적 결과를 보이겠다. 이에 따라 초음파 영상의 parameter 검출에 의한 진단의 유용성을 볼 수 있으며 다른 패턴인식 분야에서도 유효한 효과를 볼 수 있을 것이다.

2. 이론

texture를 한 마디로 정의할 수는 없으나 특정 패턴이 유사적 규칙성을 나타내는 표면 영상이라고 일반적으로 정의한다. Texture 분석에서 중요한 것은 구분하고자 하는 영상들의 상대적 특징들을 잘 나타내는 변수의 유도 방법이다. 많은 texture는 기하학적 규칙성이 없기 때문에 형태에 의해서 구분 되는 것이 아니고 통계적 모델에 의해서 분류가 가능하다. 지난 30년 동안 texture 분석에 관한 많은 기법과 모델들이 제시되었는데 대부분이 texture의 통계적 성질에 의한 접근 방법이었다. 각각의 texture 분석 방법에 대한 성능비교를 보여주는 연구들이 있었는데¹⁾ 일반적으로 자기 상관 함수 등의 주파수 영역에서의 해석 방법은 2차의 gray level statistics 또는 1차의 gray level differences에 의한 방법 보다 비 효율적인 것으로 알려졌으며 cooccurrence matrices를 이용하는 방법이 가장 널리 쓰이고 있다. 본 논문에서 제안된 방법은 gray level difference에 의한 방법을 확장한 것이다.

Gray Level Difference에 의한 방법은 1차 통계 (first-order statistics)에 의한 texture 분류의 한 방법으로서 pixel 사이의 gray level 차이를 이용하는 것이다. 두 pixel들 사이의 위치 좌표의 차이를 $d = (\Delta x, \Delta y)$ 이며 함수 $f_d(x, y) = |f(x, y) - f(x + \Delta x, y + \Delta y)|$ 를 정의할 수 있다. $f_d(i)$ 의 확률 밀도를 $P_d(i)$ 라고 하면 이는 m 개의 gray level이 있을 때 m 차의 벡터이다. 여기에서 다음과 같은 parameter를 정의한다.

| | |
|------------------------|-----------------------------------|
| Contrast : | $CON = \sum i^2 P_d(i)$ |
| Agular second moment : | $ASM = \sum P_d(i)^2$ |
| Entropy : | $ENT = - \sum P_d(i) \log P_d(i)$ |
| Mean : | $MEAN = (1/m) \sum i P_d(i)$ |

본 논문에서 제안하는 방법은 Run difference matrix(DM)를 정의하고 이로부터 parameter를 구하는 것이다. Gray level difference 나 cooccurrence를 이용하는 경우 $d = (\Delta x, \Delta y)$ 를 임의로 정해 주어야한다. 따라서 전체 화상의 특성을 분석하기 위해서는 많은 d 에 대해 parameter를 구해야 하므로 비효율적이다. 특히 초음파 화상은 어떤 주기성을 보이지 않기 때문에 화상의 분석에 좋은 특정 d 를 구하기 힘들다. RDM을 이용하는 방법은 d 를 특정한 값으로 정하지않고 전체적인 d 에 대해 gray level 차이를 분석하는 것이다.

F 를 (x, y) 좌표상에 n_g 개의 gray level을 갖는 digital 화상이라고 하면

$$F = \{ ((x, y), k) : (x, y) \in D, k \in I, k \in [0, n_g),$$

$$k = f(x, y) \}$$

(1)

로 정의된다. 여기서 I는 정수의 집합 D는 분석하고자하는 영역이다.

F가 수평 및 수직 방향으로 N_x, N_y 개의 화소점을 갖는 직사각형의 영역이라고 할때 화상의 영역 d는

$$D = \{ (x, y) : x, y \in I, x \in [0, N_x], y \in [0, N_y] \} \quad (2)$$

이다.

d를 화소점 사이의 위치 차이를 나타내는 변위 벡터라고 할때 $d = \{ [\Delta x, \Delta y] = [(x_2, y_2) - (x_1, y_1)] : (x_1, y_1),$

$$(x_2, y_2) \in D, \|[\Delta x, \Delta y] \| > 0 \} \quad (3)$$

이고 다시 두 화소점 사이의 거리 r과 각도 θ 로 표시하면

$$\vec{d}_\theta(r) = [\Delta x, \Delta y], r = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}, \theta = \tan^{-1} \left(\frac{\Delta y}{\Delta x} \right) \quad (4)$$

이고 이는 임의의 주어진 변위 각도 θ 에 대한 변위 벡터라고 정의할 수 있다

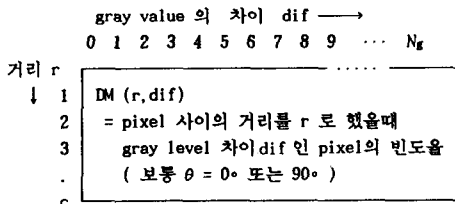
주어진 방향 θ 에 대한 DM은 화상의 gray level 차이를 DM의 열로 하고 거리 r을 행으로 하여 구성된다.

$$DM(r, dif) = \# \{ (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in D, (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in D, [x_2, y_2] - [x_1, y_1] = \vec{d}_\theta(r), |f(x_1, y_1) - f(x_2, y_2)| = dif \} / N \quad (5)$$

여기서 #는 계량수이다.

$$N = \# \{ (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in D, [x_2, y_2] - [x_1, y_1] = \vec{d}_\theta(r) \} \quad (6)$$

이상에서 DM은 그림 1과 같은 꼴이 된다.



<그림 1> difference matrix의 구성

예를 들어 GRAY LEVEL이 0부터 9사이로 <그림 2>와 같이 주어진 화상에 대해 $\theta = 0^\circ$ 에 대한 DM을 구해보면 <그림 3>과 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 2> 화상 데이터의 일례

DOD vector (distribution of average difference) : DM의 각행에 대해 구할 수 있다.

$$DOD(r) = \sum_{j=0}^{N_g} DM(r, j) \cdot j$$

DAD vector (distribution of average distance) :

$$DAD(j) = \sum_{r=1}^c DM(r, j) \cdot r$$

LDE (large difference emphasis) : gray level 분포가 균일한 영상일 수록 적은 값을 갖는 parameter이다. 초음파 간 화상의 경우 gray level 차이가 30 이상인 pixel의 분포 정도가 화상 사이에 차이점이 많으므로 DGD vector를 30을 경계점으로 하여 비교하였다.

$$LDE = \sum_{j=5}^{N_g} DGD(j) \cdot \log(j/30)$$

SDLDE (short distance large difference emphasis) : 거리가 짧은 즉 이웃하는 pixel들 사이의 gray level 차이가 클 수록 큰 값을 나타내는 parameter이다.

$$SDLDE = \sum_{r=1}^c \sum_{j=0}^{N_g} DM(r, j) \cdot j^3 / r^2$$

NUF (nonuniformity) :

$$NUF = \sum_{r=0}^c \sum_{j=0}^{N_g} DM(r, j)^2$$

SHP (sharpness) :

$$SHP = \sum_{j=1}^{N_g} DGD(j) \cdot j^3$$

SMG (second moment of DGD) :

$$SMG = \sum_{j=0}^{N_g} DGD(j)^2$$

SMO (second moment of DOD) :

$$SMO = \sum_{r=1}^c DOD(r)^2$$

LDEL (long distance emphasis for large difference) :

$$LDEL = \sum_{j=0}^{N_g} DAD(j) \cdot j^2$$

| 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 3> 그림 2 화상의 DM ($\theta = 0^\circ$)

3. 실험 방법 및 결과

분석하고자 하는 데이터는 정상 15명, 간 경화 15명, 지방 간 13명 및 만성 간염 8명에 대해 초음파 촬영기로부터 Super-VHS 방식 V.C.R.에 녹화하여 P.C.로 처리하였다. 초음파 화상 data는 매우 불안정 하여 각 질병의 특징을 나타낼 수 있는 영역을 잘 선택해야 하므로 혈관등의 다른 조직이 포함되지 않은 부위에서 화상의 흔들림 (또는 blurring) 등이 발생하지 않게 촬영해야한다. Frame grabber는 256 (= N_g) gray level로 양자화

DM 으로부터 다음과 같은 parameter와 vector를 정의 할 수 있다. 여기서 c는 화소점들 사이의 가능한 최대 거리이다.

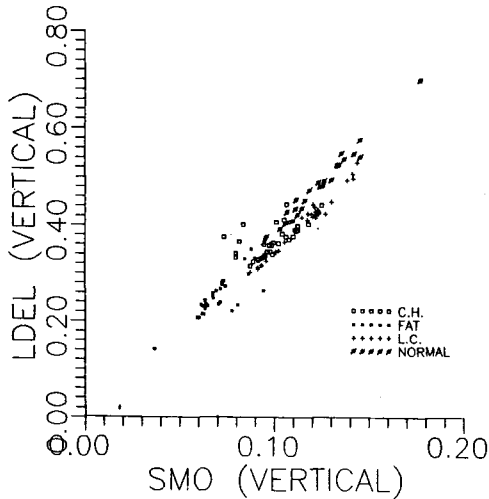
DGD vector (distribution of gray level difference) : 화상이 날카롭고 contrast가 높을수록 열의 수가 큰 쪽에 큰 값이 나타나는 행 벡터이다.

$$DGD(j) = \sum_{r=1}^c DM(r, j) \cdot c \text{는 최대 거리}$$

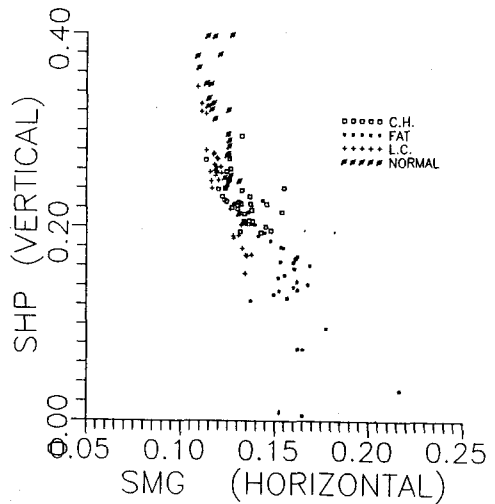
하지만 초음파 화상의 경우 gray level의 차이가 60을 넘지않으므로 $N_g = 60$ 으로 하고 c (거리의 최대값)은 40 까지로 할때 화상의 특징이 잘 나타난다. 본 논문에서는 $\theta=0^\circ$ 일 경우와 $\theta = 90^\circ$ 의 두 가지 경우로 하였으며 정상적 간, 지방간, 간경화 및 만성 간염의 네가지 화상에 대해 정의한 특징 변수들을 구하고 이를 2차원 평면에 표시하였다. (그림4) ~ (그림 7) 분석능의 비교를 위해 run length에 의한 방법의 결과를 같이 보였다. (그림 8) Run length를 이용한 parameter (참고8)를 구할 때 특징 변수로는 SRE (short run emphasis), LRE (long run emphasis)를 사용하였으며 전 처리 과정은 거치지 않았고 Gray level은 16 등급으로 낮추어서 발생하는 run을 구하였다. 여기서 difference matrix에 의한 방법이 간경화와 지방간의 경우 거의 구분해 냈으나 run length에 의한 방법은 거의 구분 되지 않음을 볼 수 있다. 임상 전문의에게 있어서 구분이 매우 난해한 경우가 만성 간염인데 여기에서도 parameter의 중복이 심함을 볼 수 있다. 또 초음파 촬영기의 산란자 (scatter)에 대한 PSF (point spread function)이 수평축으로 퍼지는 형태를 보이므로 촬영기의 세로축 해상도 (lateral resolution)가 수평축 해상도 (horizontal resolution) 보다 좋은데 RDM 으로 구한 변수들에서도 $\theta = 0^\circ$ 에서 보다 $\theta = 90^\circ$ 에서 더 좋은 특성을 보였다.

신경망 (NEURAL NETWORK)은 패턴 인식에 특히 뛰어난 두뇌의 작용과 비슷한 구조로 계산하는 것으로서 패턴인식 등의 분야에서 유용하게 동작한다. 초음파 패턴의 분류에는 학습이 잘 되고 여러가지 분류 문제에서 성공적으로 적용되고 있는 것으로 알려진 역전파 신경망 모델을 사용하였다. 만성 간염은 정상적 간과 그 특징이 유사하며 이에 따라 학습이 힘들게 되므로 본 논문에서는 따로 구분하도록 하였다. 즉 정상, 간경화 및 지방간의 구분을 위한 신경망과 만성간염, 간경화 및 지방간의 구분을 위한 신경망을 독립적으로 구성하였다. 신경망은 좋은 특성을 보이는 5개의 parameter (SHP, LDE, LDEL, SMO, SMG)를 수평과 수직 축에 대해 각각 구한 10개를 입력으로 하고 출력은 각 질병에 해당하는 3개의 PE (Processing element)를 사용하여 3 layer 구조로 하였다. 각 parameter는 신경망의 입력으로 0 과 1 사이의 값을 가지도록 정규화 시켰으며 출력 층에서 가장 큰 값을 출력하는 쪽으로 진단을 내렸다.

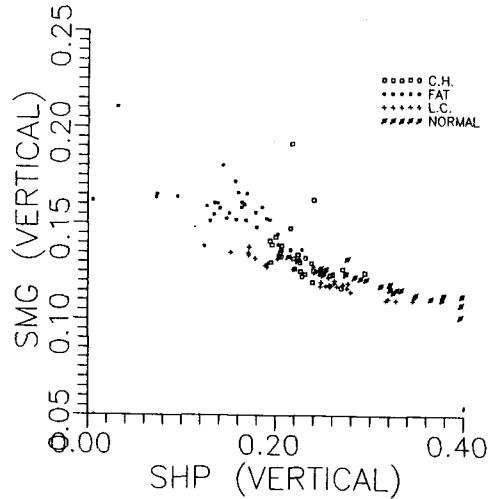
각 질병당 약 25개의 표본 화상으로 학습시킨후 시험화상에 대해 구한 진단 결과를 <표1>과 <표2>에 보였다. 신경망의 구성 및 실행은 NeuralWare 사의 professional II를 사용하였다.



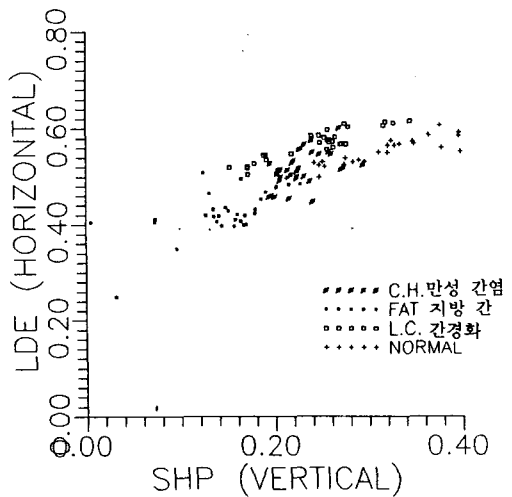
<그림 4>



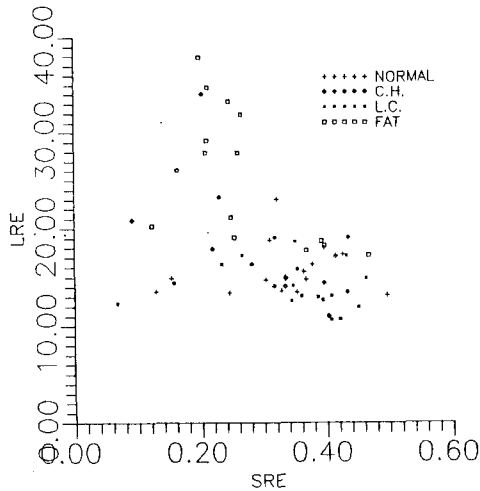
<그림 5>



<그림 6>



<그림 7>



<그림 8> Run length에 의한 parameter

5 참고문헌

1. A comparative study of texture measures for terrain classification
: IEEE tran, on systems, man, and cybernetics, vol. smc-6, no. 4, 1976
2. Basic physics in diagnostic ultrasound : Joseph L.R. : Willey
3. A spectral approach to ultrasonic scattering from human tissue
: R.C. Chivers : PHY. MED. BIOL. 1975
4. Stochastic frequency domain tissue characterization
: F. G. Sommer : Ultrasonic 3, 1982
5. Texture feature extraction
: Dong C. He : pattern recognition letters 6, 269-273
6. A learning scheme for a fuzzy k-nn rule
: A. Jozwik : pattern recognition letters 1, 287-289
7. Handbook of pattern recognition and image processing
: T.Y. Young : p247-p279; academic press
8. Texture analysis using gray level run length
: Mary M. Galloway : computer vision and image processing 4 172-179, 1975

| | 바른 진단 | 시험 화상의 수 | 진단율 |
|-------|-------|----------|-------|
| 만성 간염 | 1 5 | 1 8 | 83 % |
| 지방 간 | 1 9 | 1 9 | 100 % |
| 간 경화 | 1 9 | 2 2 | 86 % |

< 표 1 > 신경망 I에 의한 결과

| | 바른 진단 | 시험 화상의 수 | 진단율 |
|------|-------|----------|-------|
| 정상 간 | 1 3 | 1 8 | 72 % |
| 지방 간 | 1 9 | 1 9 | 100 % |
| 간 경화 | 1 8 | 2 2 | 81 % |

< 표 2 > 신경망 II에 의한 결과

4. 결론

초음파 화상의 객관적 진단을 위한 패턴인식에 관해 논의하였다. 각 질병에 따른 초음파 간 화상의 경우 그 차이점은 대단히 미약하여 기존의 패턴 인식 방법으로는 거의 진단이 불가능 하였으므로 미소한 화상의 차이점에서 효율적으로 특징을 찾아낼 수 있는 texture 분류 방법 (DM 방법)을 제안 하였다. 임상적 데이터로부터 제안한 방법의 성능을 보였으며 특징 추출의 가능성을 볼 수 있었다. 미소하고 복잡한 특징의 차이를 분류하기 위해서 신경 회로망을 사용하였다. 본 논문에서는 수평과 수직의 간단한 경우에서만 특징 변수를 구했으나 여러 방향에서 화상을 분석 하여 보다 좋은 특징 분포를 보인 데이터를 얻고 효율적인 신경망으로 학습시킨다면 매우 향상된 결과를 가져올 것으로 기대된다. 여기에서 제안한 방법은 texture 인식의 다른 분야에서도 좋은 특징을 보일 것이다. 앞으로는 특징의 분포를 좀더 정확히 찾을 수 있는 신경 회로망에 관한 연구가 있어야 할 것이다. 최근에는 패턴 인식에 FUZZY 이론을 많이 쓰고 있는데 DM 방법에서의 진단에서도 효과적인 것으로 생각되며 여기에 대한 연구도 있어야 할 것으로 생각된다.