프랙탈 차원과 퓨리에 파워스펙트럼을 이용한 간조직 분류

정정원°, 김동윤
연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과

The Texture Classification of Liver Parenchyma Using the Fractal Dimension and the Fourier Power Spectrum

Jeong-Won Jeong°, Dong-Youn Kim
Dept. of Biomed. Eng.,Yonsei Univ.

Abstract

In this paper, we proposed the 2-stage ultrasound liver image classifier which uses the fractal dimensions obtained from the original image and its 1/2 subsampled image, and the Normalized Fourier Power Spectrum.

The fractal dimension based on Fractional Brownian Motion (FBM) is calculated from the variance of the same scale pixels instead of the mean of them. Since the actual ultrasound liver images does not fully match the FBM, to get the fractal dimension, we use the scale vectors which satisfy the FBM model.

In 2-stage classifier, we first classified normal and diffuse liver and then classified the fat liver and cirrhosis from the diffuse liver. For the test liver images, 70% of normal liver and 80% of fat liver and 90% of cirrhosis is correctly classified with our 2-stage classifier.

1. 서 론

간질환중 흔히 발생하는 지방성 침윤이나 경변증과 같은 질환은 일반적으로 침생검을 통해 조직의 병변을 병리적으로 판별한다. 그러나, 이와 같은 침생검법은 침의 삽입으로 인한 출혈이 멈추어지지 않는 환자에게는 여러가지 부작용을 일으킬 수가 있다. 이러한 환자들의 경우 일반적으로 초음파 영상을 통해 조직의 병변을 판별한다.[1][2]

이러한 초음파 영상들은 인체내 반사 실질의 형태, 구성, 상태에 따라 크게 달라지는데 일반적으로 정상 실질의 초음파 영상은 전체적으로 균일하고 미세한 편이며, 미만성 실질(diffuse parenchyma)의 초음파 영상은 병변이나 그 진행정도에 따라 미세한 흰 점들이 빽빽하게 분포하여 국부적으로 밝게 나타나거나, 그물 모양의 굵은 점들이 불규칙하게 분포하는 등 일반적으로 거친 특성을 보인다.[2][3]

이러한 초음파 영상의 거칠기를 측정하는 방법으로는 autocorrelation, concurrence matrix등과 같은 확률 통계적 기법이나 edge density, run length 등과 같은 구조적 기법[6]이 주로 사용되나, 이러한 기법들은 coarseness, regularity, directionality, energy 등을 파라미터로 사용하므로 초음파 간 실질 영상의 분류에 있어서 주요한 파라미터인 거칠기나 입자화 정도(granularity)를 나타내는 데는 한계가 있다.

본 논문에서는 사용하고자 하는 프랙탈은 임의의 자연현상들에서의 자기 유사성으로부터 그 구조나 물체가 갖고 있는 복잡성 정도를 비정수 형태의 차원 (fractal dimension)으로 나타낼 수 있는데 이러한 개념을 초음파 영상에 도입하여 초음파 영상 표면의 거칠기 정도를 수학적으로 모델링하여 객관화하고자 한다. 즉, 초음파 간 실질 영상을 일반적으로 사용되는 프랙탈 모델인 FBM 모델로 가정하였고 초음파 영상의 거친 정도를 나타내는 프랙탈 차원을 기존 방법[2]과는 달리 각 스케일 내에 있는 화소쌍들간의 밝기차 절대값의 분산을 통해 구하였다. 또한, 병변이 의심되는 간 실질의 영상과 그 영상을 1/2로 subsampling한 영상에 위의 방법을 적용하여 구한 프랙탈 차원과 규준화된 퓨리에 파워스펙트럼을 입력으로 하여 2단 분류기를 통해 정상간, 지방간, 간경화를 구분하였다.

2. 본 론

1.프랙탈 차원을 이용한 거칠기 측정

가. FBM 모델 [7][8]

Mandelbrote가 제안한 FBM 모델은 임의 표면의 거칠기를 random work B(x,y;H)의 end result로 간주하여 아래식으로 나타낸다.

$$var[B(x_1,y_1;H)-B(x_2,y_2;H)] = V_H(\Delta r)^{2H} \quad (1)$$

여기서 var는 분산을 나타내며 V_H는 상수이다. 두 점간의 거리는 $\Delta r=|(x_1,y_1)-(x_2,y_2)|$이고 H 는 Hurst 계수로 거친 정도를 나타내는 비정수값으로 $0 \le H \le 1$ 이다.

두 점간의 $\Delta B(x,y;H)$를 Fractional Gaussian Noise, FGN 이라고 하는데 아래와 같은 성질을 갖는다.

1. $E[\Delta B(x,y;H)] = 0$ 인 Gaussian
2. strict sense stationary process

초음파 영상의 그레이 레벨 표면의 밝기차는 random work의 end result로 보여질 수 있으므로 FBM 모델은 초음파 영상 거칠기 분석에 적합한 것으로 알려져 있다.[1][4][5]

나. 프랙탈 차원

프랙탈 차원이란 구조나 형태의 복잡성 정도를 나타내는 척도로 비정수 형태로 나타난다. 기본적으로 임의 측도 공간에서 정의된 두 변수 X,Y (i.e scale,volume)에서 하나의 변수(X;scale)변화에 따른 다른 변수

(Y:volume)의 변화정도를 power law form으로 아래식과 같이 나타낸다.[4]

$$Y = X^D \qquad (2)$$

여기서 D 는 프랙탈 차원이다.

임의 측도 공간상의 물체를 덮는데 필요한 직경 e 인 3 차원 상의 구의 총 갯수를 N(e)라고 하면

$$D = \frac{\log N(e)}{\log \frac{1}{e}} = \frac{\log \frac{1}{e^{3-H}}}{\log \frac{1}{e}} = 3 - H \qquad (3)$$

즉, 3차원 상의 표면의 복잡도를 나타내는 프랙탈 차원 D 는 FBM 모델에서의 Hurst 계수를 구한 뒤, 식 (3)에 대입함으로서 쉽게 구할 수 있다.[1]

다. Chen , Wu등이 제안한 거칠기 추정 [2][5]

Chen, 등은 [1]에서

$$E[\triangle I_r] = K \triangle r^H \cdot \qquad 0 \le H \le 1 \qquad (4)$$

를 이용하여 거칠기 계수 H 를 구하였다. 여기서 연산자 E[·]는 평균을 나타내고, $\triangle I_r$은 거리 r인 화소들간의 밝기차를 나타내며 K는 상수이다. 아래는 Chen 등이 [1]에서 밝힌 NxN 영상의 거칠기 계수 H를 구하는 대략적인 과정이다.

1) normalized scale range vector(NSR)를 구한다.
NSR은 영상내 화소들간의 가능한 모든 거리를 정수로 규준화한 거리를 말하며, 아래와 같이 나타낸다.

NSR=[dr(1), dr(2),·· dr(k),·· ,dr(N)]

k는 정수이고 dr(k) = k 이다. 일반적으로 NxN 영상에서 dr(N) = N 이다.

2) normalized pixel pair number vector(NPN)를 구한다. NPN은 같은 거리에 있는 화소쌍의 수를 나타내는 벡터이다.

NPN=[npn(1),npn(2),··,npn(k),··npn(N)]

npn(k)은 거리 k인 화소쌍들의 갯수이다.

3) nomalized multiscale intensity difference vector(NMSID)를 구한다.

NMSID=[ndi(1),ndi(2),··,ndi(k),··,ndi(N)]

여기서 ndi(k)는 거리 dr(k)인 화소쌍간의 밝기차 절대값 평균이다.

$$ndi(k) = \frac{\sum_{x1=0}^{N-1}\sum_{y1=0}^{N-1}\sum_{x2=0}^{N-1}\sum_{y2=0}^{N-1} | I(x_2-y_2)-I(x_1,y_1)|}{npn(k)}$$

4) normalized FBM feature vector(NFB)는 식 (4)에서 H_k를 구하기 위해 NMSID 양변에 로그함수를 취한 후 ndi(1)으로 규준화하여 구한다.

NFB=[f(1),f(2),··,f(k),··,f(N)]

f(k)= log (ndi(k)) - log (ndi(1))

k = 1, 2, ··,··, n

완전한 fractal intensity 표면의 경우,

식 (4)는 아래와 같이

f(k) = $H_k$log(dr(k)) - $H_k$log(dr(1))이 되고

$$H_k = \frac{f(k)}{\log(dr(k))} \qquad (5)$$

그리고 한 영상의 거칠기를 나타내는 변수인 H는 H_k를 linear regression한 기울기로 식 (6)으로 부터 구한다.

$$H = \frac{\sum_{k=1}^{n} nfb(k)ndr(k)}{\sum_{k=1}^{n} ndr(k)^2} \qquad (6)$$

여기서 Chen등은 [2]에서 최대거리 n을 nfb 곡선의 관찰을 통해 분류가 잘되도록 선택하였다.

또한 Wu 등은 [5]에서 32x32 영상의 프랙탈 차원과 그 영상을 subsampling한 16x16 영상의 프랙탈 차원을 이용하여 간 질환을 분류하였는데, 원래 영상이 갖고 있는 거칠기 정보외에 입자화 정보를 얻기 위해 수식 (7)을 이용하여 NxN 원영상을 해상도 레벨 i로 subsampling 하였다.

$$I^{(i)}(x,y)=[I^{(i-1)}(2x,2y)+I^{(i-1)}(2x+1,2y) +I^{(i-1)}(2x,2y+1)+I^{(i-1)}(2x+1,2y+1)]/4 \qquad (7)$$

$N = 2^m$, $0 \le i \le m$, $0 \le x, y \le 2^m$

그리고 과정 1)~과정 4) 를 거쳐 subsampling된 영상의 H 를 구했다.

라. 본 논문에서 제안한 거칠기 추정

Chen 등은 연산시간의 단축을 위해 초음파 영상의 비정수 스케일 정보를 정수 스케일 정보로 규준화하여 식 (4)을 통해 각 H_k를 구함에 따라 비정수 스케일 정보의 손실로 인한 H 값의 오차를 무시하였고 H 값의 크기에 결정적인 역할을 하는 n을 가변 시켜 가면서 적절하게 n을 선택했다.[1]

그러나 본 논문에서는 비정수 스케일 정보를 규준화하지 않고 FBM 모델의 기본수식인 식(1)을 이용하여 각 H_k를 구하고 H 값의 크기에 영향을 주는 $\triangle r_{max}$ (= n)를 nfb 곡선 기울기의 변화정도에 따라 능동적으로 검출하는 방법을 아래와 같이 사용하여 NxN 영상의 프랙탈 차원을 구였다.

1) scale range vector(SR)는 영상내 화소들간의 가능한 모든 정수, 비정수 거리를 말하며, 아래와 같이 정의한다.

SR=[dr(1),dr(2),··dr(k),··,dr(n)]

k는 정수이고 $dr(k)=\triangle r_k$. $\triangle r_k$는 두 화소간의 거리를 말하며 비정수일 수 도 있다.

$dr(n) = \sqrt{(N-1)^2+(N-1)^2}$ 이며 32x32 영상의 경우 SR 벡터의 갯수는 430개이고 16x16 영상의 경우는 190 개이다.

2) pixel pair number vector(PN)은 같은 거리에 있는 화소쌍의 갯수이다.

PN=[pn(1),pn(2),··,pn(k),··pn(n)]

pn(k)은 거리 k인 화소쌍들의 갯수이다.

3) multiscale intensity difference variance vector (MSIVD)은 거리 dr(k)인 화소쌍간의 밝기차 절대값의 분산을 나타낸다.

MSIVD=[idv(1),idv(2),··,idv(k),··,idv(n)]

여기서 idv(k)는 MxM인 영상에서 거리가 dr(k)인 모든 화소쌍들의 밝기차 절대값의 분산을 나타낸다.

$$idv(k) = \frac{\sum_{x1=0}^{N-1}\sum_{y1=0}^{N-1}\sum_{x2=0}^{N-1}\sum_{y2=0}^{N-1} | I(x_2-y_2)-I(x_1,y_1) |^2}{pn(k)}$$

4) normalized fbm feature vector(NFB)은 식 (1)의 H_k를 구하기 위해 MSIVD 양변에 로그 함수를 취한 후 idv(1)으로 규준화한 벡터는 아래와 같다.

NFB=[f(1),f(2),··,f(k),··,f(n)]

f(k)= log(idv(k)) - log(idv(1)), k = 1, 2, ··,··, n

완전한 fractal intensity 표면의 경우,
식 (1)은 아래와 같이된다.

$f(k) = 2H_k\log(dr(k)) - 2H_k\log(dr(1))$

$$H_k = \frac{f(k)}{2\log(dr(k))} \quad (8)$$

5) H 추정시 $\triangle r_{max}$ 검출

초음파 영상이 완전한 프랙탈 표면이라면, 즉 완전한 FBM 모델이라면 스케일(dr(k))이 증가할 수록 nfb 벡터 곡선의 기울기는 단조로운 증가 (monotonic increasing)를 해야한다. 그러나, 실제 초음파 영상에서는 일정 스케일 이상에서부터 nfb 벡터곡선의 기울기가 단조로운 감소(monotonic decreasing)를 나타낸다.[1] 따라서 각 스케일간 nfb벡터의 기울기 집합 S의 원소중에서 식 (9)를 만족하지 않는 최초 $\triangle r_k$를 $\wedge r_{max}(=n)$ 로 결정하는 방법을 사용했다.

$$\triangle r_{max} = \min\{dr(k) \mid S_{dr(k)} \leq \Omega\} \quad (9)$$

여기서 $S = \{S_{dr(1)}, S_{dr(2)}, \cdots, S_{dr(n-1)}\}$,

$$S_{dr(k)} = \frac{f(k+1) - f(k)}{\log(dr(k+1)) - \log(dr(k))}$$

$\Omega \leq 0$ 인 상수로 가정한다. FBM 모델 조건에 의하면 $\Omega = 0$ 이어야 하나, 실험 결과 $\Omega = 0$ 일 경우에는 $\triangle r_{max}$ (=n)가 너무 작게 되어서 H 값을 추정하는데 소요되는 nfb 벡터 수의 감소로 정확한 H 값을 추정할 수 없었고 $\Omega = -40$ 일 때 비교적 정확한 H를 구할 수 있었다. 마지막으로 식 (8)과 식 (9)에서 $\Omega = -40$ 으로 하여 구한 $\triangle r_{max}$ 까지의 nfb정보로 식 (6)을 이용해서 H를 구한다.

2. 규준화된 퓨리에 파워스펙트럼과 분류기

본 논문에서는 거칠기 계수 H 간의 차이가 작아서 생길 수 있는 분류오차를 줄이기 위해 아래와 같은 규준화된 퓨리에 파워스펙트럼(NFPS)을 분류 파라미터로 추가시켰다. N_1xN_1 2차원 영상 x(m,n)에 대한 DFT $X(k_1,k_2)$의 파워 스펙트럼 $\psi(k_1,k_2)$는

$$\psi(k_1,k_2) = |X(k_1,k_2)|^2$$

이고 효과적인 분류를 위해 2-D 인 계수 $\psi(k_1,k_2)$를 dc파워 $\psi(0,0)$로 규준화한 후 그림 1과 같이 zig zag scanning으로 각 scan 선상의 계수들의 평균값을 구하여 1-D 파워스펙트럼으로 변환시켜서 얻은 1-D 파워의 계수를 거칠기 파라메터로 사용하였다. 즉,

$$NFPS = [F(1), F(2), \cdots, F(r), \cdots, F(N_1)]$$

여기서 $F(r) = E[\psi 1(k_1,k_2) \mid \psi 1(k_1,k_2)$ on line r]

$$\psi 1(k_1,k_2) = \log\left(\frac{\psi(k_1,k_2)}{\psi(0,0)}\right),\ 1 \leq r \leq N_1$$

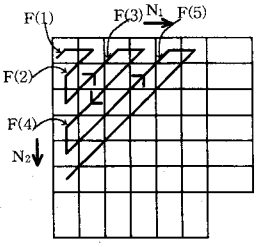

그림 1. zig-zag scanning

간 질환 분류를 위해 본 논문에서는 다음과 같은 2단계 classifier를 사용하며 그 흐름도는 그림 2와 같다. 32x32 입력 영상의 계수 H_1 과 식 (7)을 이용해 subsampling한 16x16 영상의 계수 H_2 , 32x32 입력영상의 NFPS, F(r)를 각각 구한 뒤, 아래 그림 2와 같은 2 단계 classifier를 통해 정상, 지방간, 간경화로 분류한다.

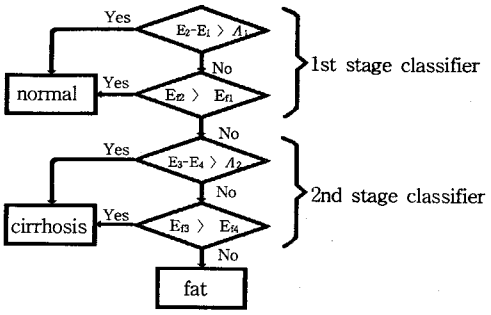

그림 2. 2 단계 분류기

여기서

$E_1 = \alpha|H_1 - H_{1,normal}| + \beta|H_2 - H_{2,,normal}|$

$E_2 = \alpha|H_1 - H_{1,diffuse}| + \beta|H_2 - H_{2,diffuse}|$

$E_{f1} = \sum_{r=1}^{32}(F(r) - F_{normal}(r))$

$E_{f2} = \sum_{r=1}^{32}(F(r) - F_{diffue}(r))$

$E_3 = \alpha(H_1 - H_{1,fat}) + \beta(H_2 - H_{2,fat})$

$E_4 = \alpha(H_1 - H_{1,cirrhosis}) + \beta(H_2 - H_{2,cirrhosis})$

$E_{f3} = \sum_{r=1}^{32}(F(r) - F_{fat}(r))$

$E_{f4} = \sum_{r=1}^{32}(F(r) - F_{cirrhosis}(r))$

$H_{1,normal}$: 정상간의 원 영상 H 평균
$H_{2,normal}$: 정상간의 subsampling H 평균
$H_{1,diffuse}$: 미만성 간의 원 영상 H 평균
$H_{2,diffuse}$: 미만성 간의 subsampling H 평균
$H_{1,fat}$: 지방간의 원 영상 H 평균
$H_{2,fat}$: 지방간 간의 subsampling H 평균
$H_{1,cirrhosis}$: 간경화의 원 영상 H 평균
$H_{2,cirrhosis}$: 간경화의 subsampling H 평균
$F_{normal}(r)$: 정상간의 원 영상 FPS 평균벡터
$F_{diffue}(r)$: 미만성 간의 원 영상 FPS평균벡터
$F_{fat}(r)$: 지방간의 원 영상 FPS평균벡터
$F_{cirrhosis}(r)$: 간경화의 원 영상 FPS평균벡터
α, β = 프랙탈 해상도에 따른 오차 가중치
Λ_1 , Λ_2 = 클라스간 프랙탈 전체 오차 허용치

입력 H_1, H_2, F(r)에 대해 1단에서는 정상과 미만성으로 분류하고 2단에서는 1단에서 미만성으로 분류한 영상을 지방간과 간경화로 분류한다. 기본적으로 각 단계별 분류는 H_1과 H_2의 각 클라스별(1단:정상,미만 2단계:지방간, 간경화) 평균 H와의 오차 가중치 α,β를 주어 각 클라스에 대한 입력 H_1, H_2의 전체오차(1단: E_1,E_2. 2단: E_3,E_4)를 구한다. 그런 다음 전체 오차들 간의 차이가 일정치(1단:Λ_1,2단:Λ_2)이상일 때 결정을 내리도록 했다. 여기서 해상도 차이에 따른 오차 가중치는 α=4 , β=1 로 했는데 이는 subsampling된 영상은 본래 영상정보에 비해 1/4 정도의 정보만을 담고 있기 때문에 서로 다른 가중치를 부여한다. 또한, 일정치 이하이면 계수 H에 의한 분류오차가 큰 경우이므로 NFPS로 이원 분류(1단:정상,미만 2단계:지방간,간경화)토록 한다. NFPS에 의한 분류는 원래 입력영상의 NFPS 벡터 F(r)의 각 성분과 각 클라스별 평균 NFPS 벡터의 각 성분간의 전체 오차(1단: E_{f1},E_{f2}. 2단: E_{f3},E_{f4})를 구한 뒤, 그 오차값의 크기를 비교하여 결정하도록 한다.

3. 실 험 결 과 및 고 찰

본 논문에서 사용한 데이타는 프레임 그래버 기능을 지

닌 영상보드가 장착된 PC(486 DX)에 VCR을 연결시키고 임상에서 같은 초음파 기기에서 같은 이득과 밝기로 비디오 테이프에 녹화한 정상간 , 지방간, 간경화 초음파 영상을 VCR로 재생시키면서 640x480, 128 그레이레벨 영상으로 획득하였다. 이렇게 획득한 질환별 초음파 영상에서 진단의 근거가 될 수 있는 실질부위(깊이 3-10 ㎝)의 표본을 32x32, 128 그레이로 각각 30개씩 총 90개를 획득하여 실험의 클라스별 모집단으로 삼았다. 모든 실험은 볼랜드 C 3.0 으로 프로그래밍 하였다.

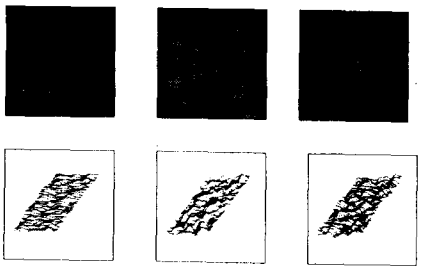

그림 3. 정상간, 지방간, 간경화 영상과 거칠기 투영도

그림 3은 각 클라스별 전형적인 간 초음파 영상과 투영도이다. 정상간의 경우 실질상이 고르고, 전체적으로 균일하게 나타나고 있으며 지방간의 경우는 하얀점이 빽빽하게 분포하는 고 에코패턴(fine bright echo pattern)이 대부분 관찰되었으며 간경화의 경우는 진행정도에 따라 굵은 점상의 불규칙한 고 에코형태 나 그물 모양의 고 에코 패턴(hyperechoic net-work pattern)등이 주로 관찰 되었다.

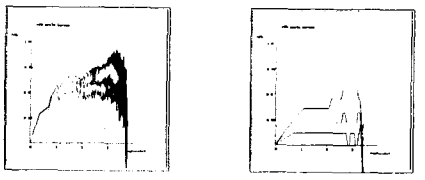

그림 4. 식(1), (4)에 의한 nfb 벡터곡선

그림 4는 그림 3의 각 영상에서 정수, 비정수 스케일 430개를 독립적인 스케일로 하여 구한 nfb 곡선과 전체 스케일을 32개의 정수스케일로 규준화하여 구한 nfb 곡선이다. 전자가 전형적인 FBM임을 알 수 있다.[4] 표 1은 Chen이 제시한 방법(2.다)과 본 논문에서 제시한 방법(2.라)을 그림 3의 세 영상에 적용하여 구한 H 값이다.

표 1. 그림 3 각 영상의 2.다에 의한 H 와 2.라에 의한 H

구분			정상간	지방간	간경화
2.다	n	22	0.167109	0.077431	0.114850
		27	0.143391	0.043470	0.091399
		32	0.151363	0.037124	0.075095
2.라	Ω	-20	0.293400	0.196710	0.251458
		8-40	0.301581	0.185532	0.213182
		-50	0.301581	0.185532	0.220303

표 1에서 볼 수 있듯이 2.다에 의한 결과는 n = 22 일 때 각 H 값간의 차이가 가장 크고 2.라에 의한 결과는 Ω = -40 일 때 각 H 값간의 차이가 가장 크다. 실험결과, 2.라 방법이 2.다 방법에 비해 H 값간의 차이가 크게 났는데 이는 같은 스케일 내에 있는 화소쌍간 밝기차의 평균보다 밝기차의 분산이 거칠기 정보를 더 담고 있음을 나타내며 비정수 스케일 내에 있는 거칠기 정보도 독립적으로 고려해줌으로서 보다 정확한 H 값을 구할 수 있음을 보여준다.

표 2. 각 클라스 훈련 데이타의 평균 H 값

구 분	32x32, H_1	16x16, H_2
정상간	0.2807470	0.155016
미만성	0.2201360	0.070357
지방간	0.2118620	0.145197
간경화	0.2284090	0.120715

표 2는 각 클라스별 H 값들의 평균이다. 간이 거칠어질수록 32x32 H_1 값이 작아짐 알 수 있다. 지방간과 간경화는 32x32 원래 영상의 H_1 값간의 차이에 비하여 subsampling한 16x16 영상의 H_2 값간의 차이가 크게 나타났는데 이는 지방간에 비해 간경화는 입자가 굵고 불규칙하기 때문이다.

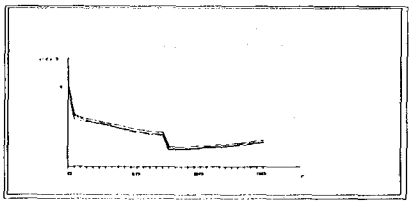

그림 5. 정상간,지방간,간경화의 평균 NFPS 벡터

그림 5는 각 클라스의 규준화된 파워스펙트럼의 평균을 보여주고 있다. 각 계수들의 크기는 정상, 간경화, 지방간순으로 나타났으며 크기는 다르지만 동일한 형태로 파워가 분포되어 있음을 알 수 있다.

표 3. 클라스 데이타의 32x32 프랙탈 차원(H_1)과 16x16 프랙탈 차원(H_2)만으로 분류한 결과

구 분	훈련 집단			실험 집단		
	정상간	지방간	간경화	정상간	지방간	간경화
H_1,H_2	25/30	23/30	26/30	5/10	7/10	8/10
	(83)	(76)	(87)	(50)	(70)	(80)

표 3은 각 클라스 데이타의 32x32 원래 영상의 프랙탈 차원(H_1)과 그것을 subsampling한 16x16 영상의 프랙탈 차원(H_2)만을 사용하여 각 클라스의 평균 H_1, H_2에 대한 각 데이타의 오차 E_1, E_3, E_4의 크기에 따라 분류한 결과이다. 여기에서도 해상도 가중치를 α=4, β=1 로 했다. 훈련 데이타의 경우, 프랙탈 차원 H_1, H_2 만으로도 80 % 정도의 분류율을 얻을 수 있었다. 특히 입자가 굵고 거친 간경화에 대한 분류율이 가장 좋았다. 실험 데이타중에서 정상간의 분류율이 훈련 데이타에 비해 크게 떨어졌는데 이는 정상간 실험 데이타중 2개가 다른 데이타에 비해 H_1값이 매우 낮게 나왔기 때문인데 데이타 선정시의 오류로 사료된다.

표 4. 각 클라스 데이타의 NFPS를 사용하여 분류한 결과

구 분	훈련 집단			실험 집단		
	정상간	지방간	간경화	정상간	지방간	간경화
NFPS	22/30	20/30	21/30	7/10	7/10	4/10
	(73)	(67)	(70)	(70)	(70)	(40)

표 4는 각 클라스 데이타 32x32 원래 영상의 NFPS만을 사용하여 각 클라스의 평균 NFPS $F_{normal}(r)$, $F_{fat}(r)$, $F_{cirrhosis}(r)$에 대한 각 데이타의 오차 E_{f1}, E_{f3}, E_{f4}의 크기에 따라 분류한 결과이다. 표 3에 비하여 분류율이 많이 떨어졌음을 알 수 있다. NFPS는 미만성인 지방간이나

간경화의 분류에는 큰 효과가 없었다. 이것은 미만성 질환에서는 거칠기보다는 입자화정도가 적합한 분류 파라미터이기 때문이다. 특히, 간경화의 경우 프랙탈 차원을 사용하여 분류한 경우에 비해 분류율의 차이가 크게 나타났는데 이것은 간경화가 지방간에 비해 입자가 굵고 불규칙하기 때문에 거칠기 정보만을 갖고 있는 NFPS는 미만성 질환의 분류에 부적합 했다.

표 5. 각 클라스 데이타의 32x32 프랙탈 차원 (H_1), 16x16 프랙탈 차원(H_2), NFPS F(r)을 사용하여 2 단 분류기로 분류한 결과

구 분	훈련 집단			실험 집단		
	정상간	지방간	간경화	정상간	지방간	간경화
H_1, H_2 + NFPS	25/30 (83)	25/30 (83)	28/30 (93)	7/10 (70)	8/10 (80)	9/10 (90)

표 5는 정상간과 지방간, 간경화 클라스의 각 데이타들의 H_1과 H_2, F(r)을 사용하여 그림 2의 2단 분류기로 분류한 결과이다. 분류기에서 $\Lambda_1 = 0.1$, $\Lambda_2 = 0.05$ 로 했다. 표 3, 4의 결과와 비교해 보면 정상, 지방간, 간경화 모두 프랙탈 차원과 퓨리에 파워스펙트럼을 결합한 경우가 분류율이 가장 좋았다. 이것은 프랙탈 차원으로는 확실하게 분류 안된 데이타가 NFPS 분류단으로 넘어가서 정확하게 분류되는 경우가 추가되었기 때문이다.

4. 결 론

간 초음파 영상의 진단에 있어 주요 독영 요소로는 간 주위의 성질과 상태 변화, 형태의 변화, 간종대의 유무, 간실질상 등이 있다. [2][3] 이러한 독영 요소중 간실질상은 병변에 따라 달라지는데, 본 논문에서는 초음파 간영상내 반사신호의 강약정도와 분포를 나타내는 거칠기(texture)와 입자화(granularity)정보를 프랙탈 차원과 규준화된 퓨리에 파워스펙트럼을 이용하여 정량화하고 2단계 분류기를 이용하여 정상간과 지방간, 간경화 영상을 분류하였다. 32x32 원영상과 subsampling 한 16x16 영상의 프랙탈 차원들을 특징벡터로 하여 영상의 거칠기, 입자화 정도의 파라메터로 사용했으며 규준화된 퓨리에 파워스펙트럼은 거칠기 파워를 나타내는 파라미타로 사용했다. 프랙탈 차원값을 영상의 정수, 비정수 스케일에서의 밝기차 분산으로 구하는 방법과 FBM 모델 조건에 근사하게 맞는 최대거리를 구하는 방법을 제안하였다. 실험 결과, 초음파 간영상의 분류에 있어서 프랙탈 차원이나 규준화된 퓨리에 파워스펙트럼을 결합하여 분류한 경우가 각각만으로 분류한 경우에 비하여 높은 분류율을 얻을 수 있었다.

5. 참 고 문 헌

[1] C.C. Chen, J.S. Daponte, and M.D. Fox, " Fractal feature analysis and classification in medical imaging ", IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 8, pp. 133-142, 1989.

[2] Francis S. Weill, " Ultrasound Diagnosis of Digestive Diseases ", 3th, Springer-Verlag, 1989

[3] Robert A. Wilkins & Heather B. Nunnerley, " Imaging of the Liver, Pancreas and Spleen ", Blackwell Scientific Publications, Oxford London, 1990

[4] Peigen, Jürgens, Saupe. "Chaos and Fractal.", Springer-Verlag, New York, 1992

[5] Chung-Ming Wu, Yung-Chang Chen, " Texture Feature for Ultrasonic Liver Images ", IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 11, NO 2, pp. 141-152, 1992.

[6] A. K. Jain, " Fundamentals of Digital Image Processing, Englewood Cliffs, NY; Prentice-Hall. Inc, 1989.

[7] Torbjörn Lundahl, William J, Ohley, Steven M. Kay, Robert Siffert, " Fractional Brownian Motion; A Maximum Likelihood Estimator and Its Application to Image Texture ", IEEE Trans. Med. Imaging, vol. MI-5, NO 3, pp. 152-161,1986.

[8] Alex P. Pentland " Fractal-Based Description of Natural Scene ", IEEE Trans. PAMI, vol. PAMI-6, NO 6 , pp. 661-674, 1984.