

간 경변 진단시 신경망을 이용한 분류기 구현

박병래

부산가톨릭대학교 방사선학과
(bpark@cup.ac.kr)

자기공명영상과 계층적 신경망을 이용하여 간경변증을 단계별로 분류하고자 하였다. 내원한 231명의 데이터를 분석하였으며, 각 단계별 분류는 정상, 1, 2, 3단계로 분류하였다. T1강조 자기공명 간 영상으로부터 정상 간 실질과 간 경변 결절을 추출하고, 간 경화증의 단계를 객관적으로 해석 분류하였다. 간 경변 분류기 구현은 계층적 신경망을 이용하였고, 명암도 분석과 간 결절 특성을 통하여 정상간과 3단계의 간 경변으로 구분하였다. 제안한 신경망 분류기는 오류 역전파 알고리즘을 이용하였다. 분류결과 인식율이 정상군은 100%, 1 단계는 82.8%, 2 단계는 87.1%, 3 단계는 84.2%의 분류율을 나타내었다. 신경망 분류 결과와 전문의 판독 결과를 서로 비교한 결과 인식률은 매우 높게 나타났다. 만일 더욱더 충분한 데이터나 파라미터를 가지고 지속적으로 수행한다면 간 경변 환자들에게 임상적으로 지원하는 도구뿐만 아니라 의료전문 신경망으로도 기대된다.

논문접수일 : 2004년 8월

게재확정일 : 2005년 4월

교신저자 : 박병래

1. 서론

간(liver) 질환 환자의 진단을 위해 자기공명영상(Magnetic Resonance image, MRI), 초음파, 컴퓨터단층촬영(Computed Tomography, CT), 간 스캔 검사, 간 침생검법 등을 시행하고 있다. 자기공명영상기에서 영상획득 기법으로는 T1영상, T2영상, FLASH(fast low angle shot), HASTE(half fourier acquisition single shot turbo spin echo), EPI(echo planar imaging) 등이 사용되고 있다 (Osborn, 1992). 간 경변(liver cirrhosis)은 실질결절(parenchymal nodule)을 포함한 간 조직의 섬유화 현상이 광범위하게 발생하는 질환이며, 이는 간 기능 저하, 문맥압 항진이 발생되고 만성간염으로 진행된다. 간 경변 진단 시 경변의 진행 정도에 따

라 정상, 초기, 진행된 간 경변 등으로 시기를 분류하고 있다. 그러나 이러한 간 경변 단계의 분류는 현재까지 전문의의 주관적인 판단에 의해서만 분류되며, 정량적인 자료에 의해 객관적으로 분류할 수 있는 기준이 설정되어 있지 않은 실정이다. 따라서 간 경변의 형태적 특징을 정량적으로 표현할 수 있다면 객관적인 판단의 근거를 제공할 수 있을 것이다. 간경변증은 유병 진행 과정별로 각각 독특한 특성을 지니며, 여러 가지 원인들에 의해 형태학적인 변화를 나타낸다. 일례로 알코올(alcohol)성 간 경변에서는 시간이 경과됨에 따라 결절이 커지는 경향이 있다고 보고 되었다 (Matsui, 1989), (Lee, 1966).

간경변증을 형태학적인 특성에 따라 분류한다는 의미는 유사한 간 질환별 특징적인 형태 변화

를 구분함을 의미한다. 일반적으로 간단한 형태학적인 변화에 의해 간경변증을 분류할 때에는 간 조직의 겉면에 존재하는 결절의 크기를 기준으로 분류한다. 즉 경변간의 결절의 크기가 모두 3mm 이하이면 소결절(micronodule)이라 하며, 3mm 보다 더 큰 직경을 가진 결절들이 많이 있을 때는 대결절(macronodule)이라 한다. 이러한 형태학적인 특성 변화를 관찰하여 간경변증의 진단과 간경변증의 단계를 분류하기 위하여 임상에서는 초음파, 컴퓨터단층촬영, 자기공명영상 촬영법을 이용하고 있다. 즉 간경변증을 영상으로 진단하기 위해서는 주로 컴퓨터 단층촬영과 초음파 영상 등을 이용하고, 간경변증의 단계별 구분은 자기공명영상을 이용한다. 왜냐 하면 컴퓨터 단층촬영과 초음파 영상은 가시화된 간 경변 결절의 형태 정보를 정확하게 제시하지 않기 때문에 간경변증 유병 유·무를 진단할 때 사용한다. 그러나 자기공명영상은 T1 강조 영상에서 간 경변 부위가 고신호강도(high signal intensity)로 나타나기 때문에 간경변증의 진단은 물론 간경변증 단계의 분류에 이용되고 있다. 이를 위해 다양한 의료영상 처리기법과 분석 알고리즘에 관한 연구가 지속적으로 수행되고 있다. 기존의 연구자에 의해 수행된 간 질환 진단의 영상처리 기법중 초음파 영상을 이용한 정상간, 지방간, 간 경변 환자에 대해서는 영상의 유사성이나 질환별 객체(object)가 지니는 특성을 분석하였다. 자기공명영상에서는 여러 영상획득 기법중 T1영상, EPI, 자기공명 분광법(spectroscopy) 등의 영상을 이용하여 소간세포암과 이형성 결절 등의 병변을 감별하는 연구들이 수행되었다(Koch, 1983). 최근에는 간 조직의 거칠기나 입자의 결 분석을 통하여 질환을 분류하려는 연구를 많이 시도하고 있다. 이러한 연구들은 정상간과 간세포암 그리고 간혈관종 등의

질환을 분류하는데 적용하고 있다. 그러한 아직까지 간 경변과 같은 여러 요인에 의해 상이한 형태와 중증도를 나타내는 간 질환에 대해 병변정도를 정량적으로 분석하여 분류하는 연구는 수행되지 않았다(Anthony, 1978).

본 연구에서는 간경변증의 각 단계 즉, 정상(normal), 1 단계(type), 2 단계, 3 단계로 분류할 수 있도록 신경망(neural network)을 이용하여 분류기(classifier)를 구현하였다. 여기서 정상은 간 조직의 표면에 결절이 없는 경우이고, 1 단계는 결절의 크기가 3mm 이하인 경우, 2 단계는 3mm부터 5mm까지, 3 단계는 5mm부터 10mm까지로 구분하였다(Ohio, 1985). 구현한 신경망 분류기의 입력 파라미터로 사용하기 위하여 B병원에서 정상과 간 경변으로 진단 받은 환자의 자기공명영상의 T1 강조 영상에 대해 다음과 같은 특징 파라미터를 추출하였다. 즉 병변대 간 실질의 신호강도 비(signal intensity ratio : SIR)의 평균과 표준편차, 간 경변 결절의 크기 정보, 그리고 병변부위 영역에서의 통계학적으로 분석한 결(texture) 특성치 등을 추출하였다. 이러한 특정 파라미터들은 동적 이진화와 반복적인 임계치 적용 알고리즘, 형태학적기법(morphology method), 시드영역성장(seed region growing) 알고리즘, 히스토그램 평활화, 이중 이진화 알고리즘, 그리고 공간명암도동시발생행렬(spatial gray level co-occurrence : SGLCM) 알고리즘 등을 적용하여 추출하였다(Andrew, 1997), (Haralick, 1987). 이들 알고리즘과 기법들을 이용하여 추출한 특정 파라미터들을 신경망에 입력하여 학습시킨 후 간경변증의 각 단계를 분류하고자 하였다.

2. 대상 및 방법

2.1 연구대상

간 질환이 의심되어 자기공명영상 검사시 T1강조-FLASH 영상과 HASTE 영상이 획득된 환자 46명중(평균연령: 57세, 남: 29명, 여: 17명) 방사선과 전문의로부터 간 경변 진단을 받은 43명의 환자군과 정상으로 진단 받은 3명의 정상군을 대상으로 분석하였다. 실험에 사용된 자기공명영상기는 1.5T Magnetom vision, VB31B (Siemens, Germany)에서 CP(Circular polarity) body array coil을 사용하였다.

영상획득은 한번의 호흡정지(breath hold) 동안 움직임에 의한 artifact를 최소화 하면서 많은 수의 영상을 얻을 수 있는 FLASH 2D 기법을 이용하였다. 펄스 시퀀스는 TR/TE = 149/4.1 ms, flip angle 80°, 절편두께 5mm, 화소수 128×256, FOV 310mm, 검사시간 16초로 영상을 얻었다. 획득한 의료영상은 자기공명영상기로부터 PC로 FTP(file transfer protocol)를 이용하여 원래의 파일(raw file) 형태로 전송하고, 전송된 파일을 PC에 입력하여 실험하였다.

2.2 연구방법

본 연구에서는 1985년 M. Ohio와 T. Ohno 등이 제안한 방법과 유사하게 간 경변의 결절 크기에 따라 간경변증의 단계를 네 가지로 분류하였

다. 제안한 간경변증 단계의 분류 기준은 <표 1>과 같다.

2.2.1 간 경변 환자의 자기공명영상 특성

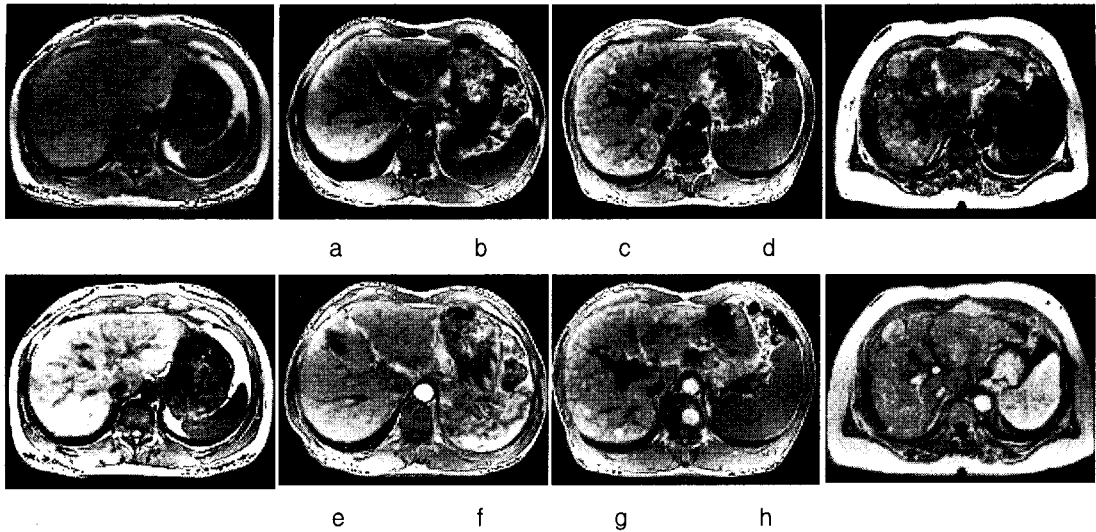
정상환자의 경우 간 실질에서 병변을 의미하는 결절이 발생하는 부위가 없으며, 간 실질면이 일정한 신호강도 영역에서 균질한 분포를 나타낸다. 그리고 복벽자체가 매끄러운 선형적인 형태를 지니며, 비장의 증식 등과 같은 징후가 나타나지 않는다. 간 경변 1 단계에서는 2 단계와 3단계에 비해서는 균질한 영상을 나타내나 미세한 결절들의 발생으로 인하여 정상 영상보다는 조금 거친 영상으로 3mm 미만의 미세한 결절 형태가 나타난다. 2 단계에서는 1 단계 보다는 조금 더 큰 크기의 결절들인 3mm부터 5mm까지의 결절들이 나타나며, 간 경변을 의미하는 증후가 보다 뚜렷하게 나타난다. 마지막으로 3 단계에서는 5mm 이상의 크기에 해당하는 결절들이 나타나며, 이러한 결절들로 인하여 간 실질이 균질하지 못하고 매우 거친 느낌을 준다. 단계별 T1 강조 자기공명영상의 일례는 [그림 1]과 같다.

2.2.2 간경변증 단계 분류기법의 제안

본 연구에서 간경변증의 각 단계를 분류하기 위하여 제안한 기법은 크게 다음과 같은 세 가지로 구분된다. 첫 번째는 자기공명영상으로부터 간 영역을 추출하는 기법이다. 간경변증 환자의 T1

<표 1> 간 경변 단계의 분류 기준

크기 \ 분류	정상	1단계	2단계	3단계
결절의 크기 (NS)	Normal liver	0< NS <3 (mm)	3< NS <5 (mm)	5< NS <10 (mm)



[그림 1] 조영제 주입 전 정상 간(a)과 간 경변 1단계(b), 2단계(c), 3단계(d)의 자기공명 T1 강조영상 그리고 조영증강 후 정상 간(e)과 간 경변 1단계(f), 2단계(g), 3단계(h)의 영상

강조 자기공명영상으로부터 획득한 원 영상 중간 영역에 해당하는 부위의 명암도를 분석하기 위하여 히스토그램을 분석하고, 동적이진화기법(active binary method)과 반복임계치(iterative thresholding)를 적용하여 초기 간 영역에 해당하는 위치 영역을 추출하였다. 이러한 영상은 원래의 간 영상과 정확히 부합하는 영상은 아니지만 간에 해당하는 공간영역과 형태 정보를 제공하는 근사화된 영상이다. 보다 정확하게 간 영역을 추출하기 위해서는 실제 영상과 가장 일치하는 마스크 영상(masking image)이 필요하다. 따라서 초기 획득한 영상에 형태학적 기법 중의 하나인 제거(opening) 연산과 채움(closing) 연산을 통한 보간을 수행하여 보다 근사화된 영상을 획득하였다. 그리고 이러한 방법으로 획득한 마스크 영상과 원 영상과의 논리적(AND) 연산 처리를 수행하여 원하는 간 영역을 추출하였다. 여기서 간 영역의 명암도(gray level value)는 255로 두고, 기

타 영역은 0으로 두는 이진화 처리를 하였다.

두 번째 간 영역으로부터 결절을 추출하는 기법이다. 추출된 간 영역으로부터 결절부위를 획득하기 위하여 영상향상(image enhancement) 기법 중의 한 가지 기법인 히스토그램 평할화(histogram equalization)을 수행하여 영상의 병변 정보를 향상시켰다. 그리고 결절부위의 공간정보와 형태정보를 획득하기 위해 이중임계치방법(double thresholding)을 사용하여 결절 영역에 해당하는 영상정보를 이진화된 형태로 획득하였다. 즉 결절부위의 명암도(gray level value)는 255로 하고, 기타 영역은 0값으로 이진화 처리하였다. 이러한 방법으로 획득한 결절 부위 영상으로부터 시드영역 성장(seed region growing) 기법을 적용하여 간 경변의 각 단계를 분류할 수 있는 결절 영역의 크기를 획득하고, 해당 영역에서 화소(pixel)가 차지하는 개수를 산출하여 간경변중의 각 단계를 평가하였다.

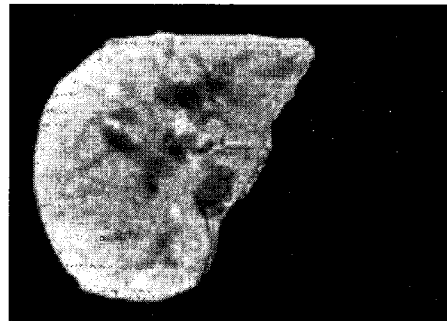
세 번째 간경변증의 각 단계를 분류할 수 있는 특징 파라미터를 추출하는 기법이다. T1 강조 자기공명영상으로부터 병변 대 간 실질의 비의 평균과 표준편차를 구하여 각 단계별 영상을 분석하였고, 결절의 크기에 해당하는 화소분포개수(pixel distribution account)를 획득하였다. 그리고 제한된 ROI 영역에 대한 통계적 분석방법 가운데 하나인 공간명암도 동시발생행렬(spatial gray level cooccurrence matrix : SGLCM)의 수행을 통한 결 특성치(feature descriptor)를 적용하여 간 경변 환자의 각 단계별 특징을 추출하였다. 이러한 각각의 방법을 통해 획득한 SIR값과 화소 분포치 그리고 결 특성치의 결과치들을 분류의 기준이 되는 특징 파라미터로 두었다. 그리고 이들 특징 파라미터들을 본 연구에서 구현하는 간경변증 각 단계별 분류기인 계층적(hierarchical) 신경망에 입력하여 정상, 간 경변 1 단계, 2 단계, 3 단계 등으로 분류하였다(Chen, 1998), (Tadashi, 1998).

1) 자기공명영상으로부터 간 영역의 추출

T1 강조 자기공명영상으로부터 간 결절부위를 추출하기 위하여 먼저 간 영역을 추출하였다. 반복 임계치 알고리즘을 이용하여 분할 임계값을 획득하고, 개선된 동적 이진화 기법을 통하여 원래의 간 영상이 담고 있는 명암값을 최대한 고려하면서 간 영역에 해당하는 임계값들을 검색하여 초기의 간 영역을 추출하였다. 여기서 동적 이진화 기법은 개선된 이진화 기법으로 일정한 영역을 구획으로 할당하여 일정 블록 크기 만큼의 명도값의 평균을 계산하고, 계산된 평균값을 지정된 블록의 임계값으로 정한 뒤 해당 블록만 이진화를 수행하는 방법이다. 이러한 동적 이진화 기법을 이용하면 보다 정밀하게 원하는 영역을 이진화할 수 있으며, 원하

는 부위의 분할 오차를 줄일 수 있다. 이러한 과정을 반복적으로 수행하면서 간 전체 영역에 해당하는 이진화를 수행하였다.

분할된 초기 이진화 영상에서 형태학적 기법을 사용하여 보간된 마스크 영상을 획득하였다. 형태학적 기법은 객체를 분류하거나 또는 물체의 내재된 구조를 명확하게 표현할 수 있는 유용한 방법이다(Wu, 1996). 그리고 형태학적 기법인 채움 연산과 제거 연산을 적용하여 윤곽 형태를 보간하여 보다 근사화된 간 영역에 해당하는 이진화 영상인 간 마스크 영상을 추출하였다. 추출한 간 마스크 영상은 간의 영역에 해당하는 명도값을 255로 두고 기타 영역은 0의 값으로 표현한 이진화된 마스크 영상이므로 원래의 간 자기공명영상과 논리적 연산의 정합과정을 수행하면 [그림 2]와 같은 간 영역에 해당하는 위치정보와 형태정보를 지닌 영상이 획득된다.

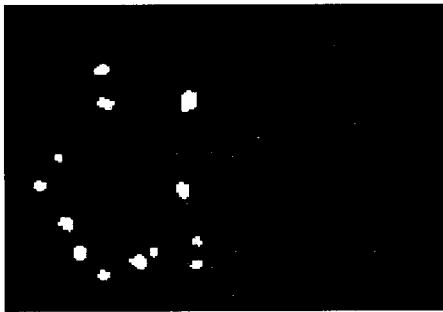


[그림 2] 추출된 간 영상

2) 간 영상으로부터 결절의 추출

추출한 간 영역 영상으로부터 ROI영역인 결절의 정보를 추출하기 위하여 히스토그램을 수행하여 간 실질과 결절에 해당하는 명암도를 분석하였다. 추출한 간 영상에 대하여 영상 향상을 위해 영상 픽셀 배열의 명암도를 전체적으로 조절하여 명

암도 빈도수가 고르게 분포되도록 만들어 영상의 인식도를 향상시키는 방법인 명암도 평활화 기법을 수행하였다. 그리고 명암 분포도를 바탕으로 향상된 영상에 대하여 반복 임계치 알고리즘을 적용하여 임계치를 설정하고, 설정된 임계치를 바탕으로 이중 이진화 임계치 알고리즘을 적용하여 간 실질 영역과 결절 영역을 이진화 처리하여 결절 영역의 명암도 값을 255로 하고, 간 실질 영역을 0 값으로 할당하여 결절 영역을 향상된 간 영상으로부터 분할하였다[그림 3].



[그림 3] 추출된 간 결절 영상

3) 특징 파라미터의 추출

T1 강조 자기공명영상으로부터 간경변증의 각 단계를 분류하기 위해 특징 파라미터를 추출하는 기법은 세 가지로 구분된다. 첫 번째 기법의 수행 과정은 병변 대 간 실질의 비의 평균과 표준편차를 획득하여 정상간과 간 병변 부위의 신호강도의 정량적인 값을 분석하였다. 그리고 분석된 신호강도의 정량적인 값을 바탕으로 정상인과 간 경변이나 기타 간 질환으로 인한 비정상 환자간의 계층적인 분류를 위한 초기값으로 적용하였다. 두 번째 기법의 수행과정은 본 연구에서 수행한 방법에 의해 추출된 간 영상정보로부터 결절을 추출하여 결절 크기에 해당하는 정보를 획득하는 과정을 통해 다양하게 분포되어 있는 결절 영역의 화소들을 시

드로 지정하고, 유사 영역확대 기법을 사용하여 각각의 결절이 포함하고 있는 영역을 픽셀의 개수를 계산하여 평균과 최대값에 해당하는 결절 화소 크기 값을 정량적인 수치로 획득하였다. 세 번째 기법의 수행과정은 제한된 ROI에 대하여 통계적인 결절 분석 기법 중의 한 가지 기법인 공간명암 동시발생행렬을 적용하여 간경변증 각 단계를 분류하기 위한 특징적인 통계치를 획득하였다(Parker, 1997).

(1) 병변 대 간 실질 간 비의 평균 및 표준편차 분석

간경변증 각 단계를 분류하기 위하여 전문의에 의해 진단된 일정 실험군의 T1 강조 자기공명영상에 대하여 각 영상의 병변 대 간 실질의 비의 평균과 표준편차를 관측하였다. 획득한 간경변증 T1 강조 자기공명영상으로부터 간 경변 부위에 대해 간경변대 간 실질의 신호강도비를 정량적으로 분석하기 위하여 검사자가 임의로 조절할 수 있는 원형관심영역(round region of interest)을 이용하여 간 실질영역과 병변 부위나 병변 예상부위의 신호강도를 측정하고, 아래와 같은 공식으로 간 병변 대 간 실질의 신호강도의 비를 산출하였다. 그리고 오차를 줄이기 위해 같은 부위를 세 번씩 측정하여 평균을 산출하였다<표 2>. 이러한 방식으로 간경변증의 각 단계별 실험군에 대한 간 병변 대 간 실질의 신호강도비는 다음과 같다.

(2) 결절크기 측정

T1 강조 자기공명영상으로부터 추출한 간 영역에 해당하는 영상으로부터 결절 부위를 추출하여 분석하였다. 간경변증은 간 영역의 여러 곳에서 광범위하게 결절 부위가 발생하므로 각각의 결절 부위를 독립적인 영역으로 인식하고, 해당 영역의

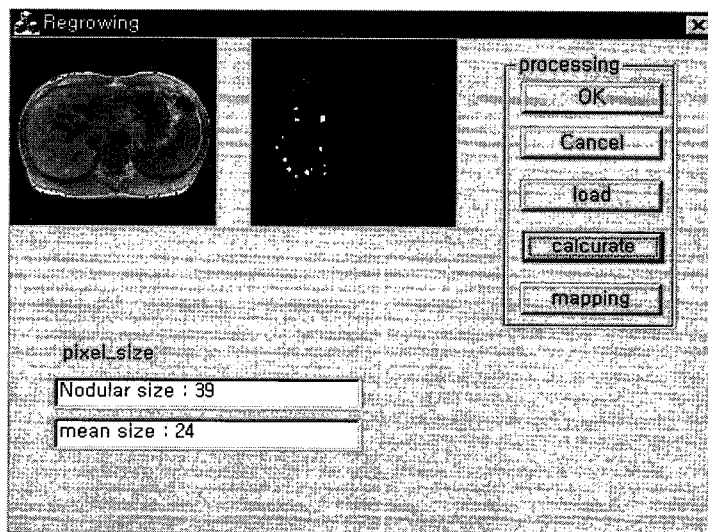
분포치를 분석할 필요가 있다. 이를 위해 시드 영역성장 기법을 적용하여 결절 유사 영역에 분포하는 화소의 개수를 계산하여 평균값과 최대값을 획득하는 과정을 [그림 4]와 같이 수행하였다. 그리고 간경변증의 각 단계를 결절의 크기에 기준을

두고 각 단계별 실험군에 대해 본 연구에서 제안한 방법을 이용하여 추출한 화소분포 개수치의 정량적인 분포도를 관측하였다. 상기와 같은 과정에 의해 수행된 결과를 [그림 5]에서 각 단계별로 나타내었다.

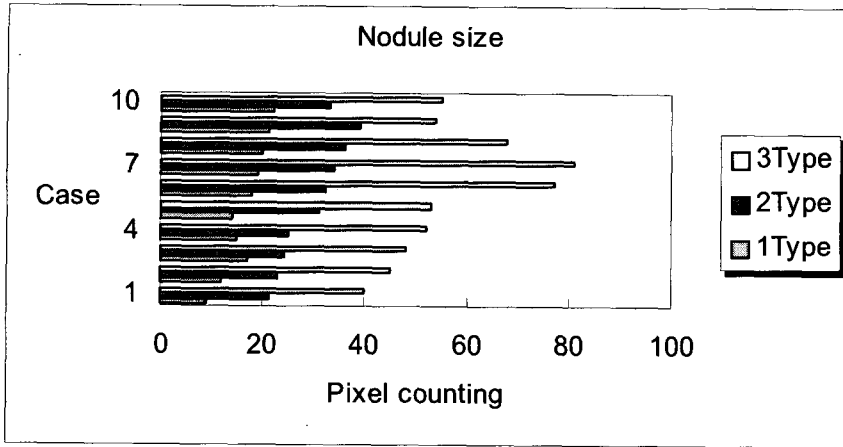
<표 2> 자기공명 간 영상에서 결절과 증격의 신호강도측정

관심영역	Nodule		Septal		Noise
	SI mean±SD	area(mm ²) (pixel수)	SI mean±SD	area(mm ²) (pixel수)	mean±SD
163slice/ 1	565.81±22.38	32.81(21)	683.42±35.29	29.69(19)	50.25±27.04
2	573.62±27.46	32.81(21)	705.85±14.97	20.31(13)	
3	602.43±31.55	32.81(21)	733.67±37.83	18.75(12)	
164slice/ 1	609.14±16.10	32.81(21)	754.50±7.78	3.12(2)	42.68±19.75
2	645.67±18.56	32.81(21)	744.40±27.85	15.62(10)	
3	622.20±26.47	7.81(5)	742.58±41.37	18.75(12)	
165slice/ 1	639.35±24.56	57.81(37)	778.83±30.86	18.75(12)	42.75±17.20
2	595.10±11.61	32.81(21)	722.18±28.21	17.19(11)	
3	590.43±26.40	32.81(21)	703.58±19.26	18.75(12)	

간 병변 대 간 실질의 신호강도비(signal intensity ratio) = SI lesion / SI liver
 * SI lesion : 간 경변 결절 신호강도 or 결절 예측 부위
 * SI liver : 간 실질의 신호강도



[그림 4] 간 결절 크기 정보 추출 과정



[그림 5] 간 경변 각 단계별 결절 화소 개수

(3) 간 결절 부위의 결 분석

일반적으로 결은 어떤 규칙성을 가지고 반복하는 패턴 또는 주기적인 패턴의 표면분석(surface analysis) 및 인식을 위해 사용된다. 공간명암동시 발생행렬 기법을 사용하여 이 차원적인 공간의 명암도 특성을 이용한 결 분석 기법을 적용하였다. 즉 영상 내에서 발생하는 화소값 쌍의 횡수를 명암도값 크기의 행과 열에 누적시키는 행렬이며, 방향은 0°, 45°, 90°, 135°의 네 가지 방향에 대하여 적용하였다. 그리고 누적된 행렬로부터 대조도(contrast), 에너지(energy), 무질서도(entropy), 국부동질성(local homogeneity) 등의 결의 특징을 추출하였다(Wu, 1992), (Conners, 1980). 이러한 결의 특징들을 추출하기 위하여 아래의 수식을 이용하였다. 즉 공간명암동시발생행렬 기법은 명도값(gray level)과 히스토그램을 비교하여 두 개의 명도값 내에서 일치되는 점을 찾고, 명도값이 i 에서 j 까지의 각각의 명도값이 i, j 인 좌표 (k, l) 과 (m, n) 사이에서 각도 0°, 45°, 90°, 135°에서 화소 거리 $\| (k, l) - (m, n) \| = d$, # 집합 내의 수, L_x 와 L_y 는 수

평과 수직공간영역 $I(x,y)$ 는 점 (x,y) 에서의 강도, $N(d,\theta)$ 는 각도 θ 를 가지고 d -화소 만큼 떨어진 화소 쌍의 총 수를 이용하였다.

2.2.3 계층적 신경망 구현

간경변증 각 단계 즉, 정상, 1 단계, 2 단계, 3 단계를 분류하기 위하여 계층적인 구조를 지니는 신경망을 이용하여 분류기를 구현하였다. 구현된 분류기를 학습시키고 간 경변 각 단계를 분류하기 위하여 특징 파라미터들을 분류기의 입력 파라미터로 사용하였다. 즉 T1 강조 자기공명영상으로부터 간 영역을 추출하고, 추출된 간 영역으로부터 간 결절 영역을 추출한 후 간 결절 영역의 병변 대 간 실질의 비와 결절 부위에 대한 크기 정보인 단위 pixel 개수 측정치를 추출하였다. 그리고 공간명암동시발생행렬 기법을 적용하여 결의 특징을 추출하였다. 이러한 기법들을 이용하여 추출된 특징 파라미터들을 신경망으로 구현된 간 경변 각 단계별 분류기에 입력하여 정상과 간 경변의 각 단계별 환자를 분류하였다.

본 연구에 사용한 신경망은 비선형 패턴 분류에 효과적인 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron) 모델이며, 오류역전파(error backpropagation) 알고리즘을 사용하여 학습시켰다(Martin, 1996), (Hopfield, 1984). 오류 역전파 알고리즘을 이용한 신경망으로 간 경변의 단계를 정상, 1 단계, 2 단계, 3 단계 등으로 변별할 수 있는 간 경변 각 단계별 패턴 분류기를 구현하였다(Anderson, 1972). 사용한 신경망의 학습방법은 오차 역전파 학습 알고리즘으로써 아래의 수식과 같다.

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + C(E_k(n)W_{jk}(n))X_j(n)$$

여기서,

$W_{ij}(n)$: 입력층과 중간층의 가중치, C : 정수,

$E_k(n)$: 출력층에서의 오차,

$X_j(n)$: 중간층 뉴런의 입력

즉 역전파 학습방법은 임의의 학습횟수 n 에서 출력값과 교사신호 사이의 오차에 중간층과 출력층의 가중치를 곱하고, 여기에 입력을 곱하여 가중치를 변화시키는 방법이다. 오차 역전파 학습의 목표는 출력층에 있어서 출력과 교사신호 사이의 오차를 $\delta_k (= T - O_k)$ 로 두고 그 자승오차 E_p 를 최소로 함에 있다.

$$E_p = \sum_k \frac{(T_k - O_k)^2}{2}$$

$$\frac{\delta E_p}{\delta O_k} = -(T_k - O_k) = -\delta^k$$

여기서 출력층 뉴런 k 의 내부 포텐셜 $S_k (= \sum W_{jk} * H_j)$ 를 변환하면 출력은 $O_k = f(S_k)$ 로 되고, 결합계수 W_{jk} 의 미소 변화에 대한 출력 O_k 의 영향 δ

$O_k / \delta W_{jk}$ 는 아래의 수식과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\delta O_k}{\delta W_{jk}} &= \frac{\delta O_k}{\delta S_k} \cdot \frac{\delta S_k}{\delta W_{jk}} \\ &= f'(S_k) H_j \\ &= \eta_1 O_k (1 - O_k) H_j \end{aligned}$$

제안한 간경변증 각 단계를 분류하는 전체적인 순서도는 [그림 6]과 같다.

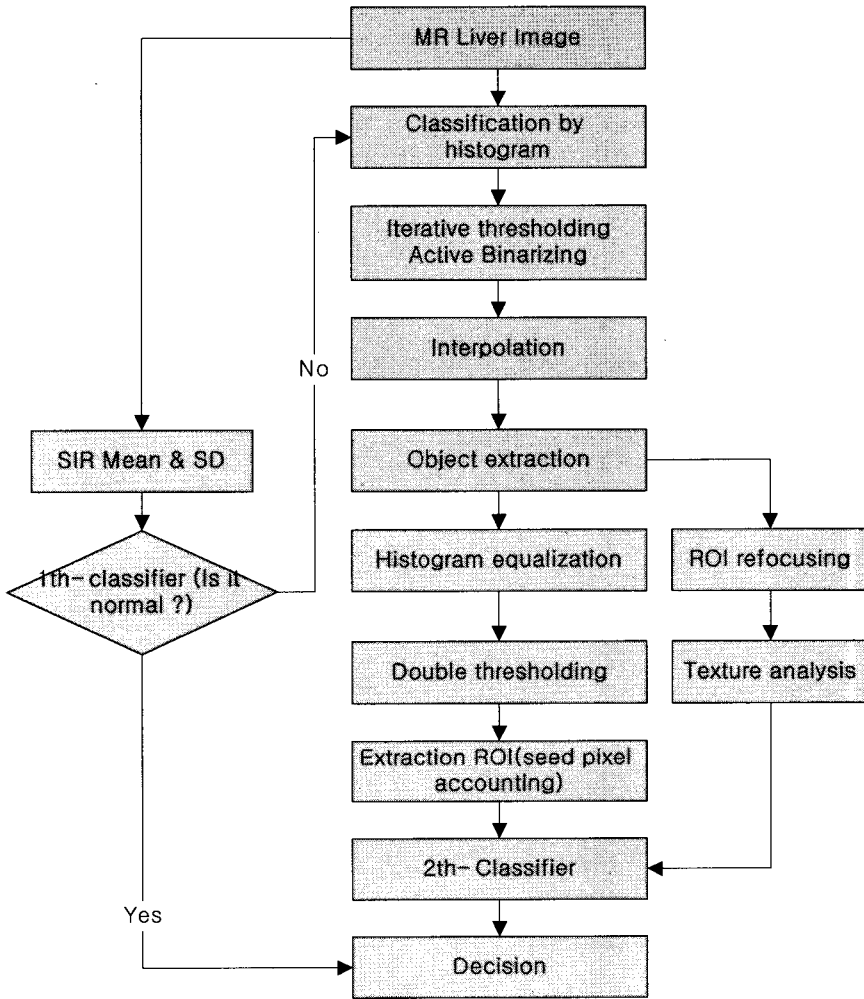
3. 결과 및 고찰

3.1 간 경변 각 단계별 분류 실험군

본 연구에서는 간 경변 각 단계를 분류할 수 있는 분류기를 구현하고 구현된 분류기에 특징 파라미터를 입력하여 간 경변 각 단계를 분류하였다. 내원한 환자 가운데 간 질환의 자기공명영상 검사를 의뢰한 환자 231명중 방사선과 전문의로부터 간 경변 진단을 받은 216명의 환자군과 정상으로 진단 받은 15명의 정상군을 실험군으로 하여 채택하였다. 실험군으로 부터 측정한 간 경변 각 단계별 T1 강조 자기공명영상의 병변대 간 실질의 분석치, 결절의 크기 정보, 결 분석을 수행한 결과를 추출하여 추출된 특징 파라미터를 구현된 분류기에 입력하여 학습시킨 후 간 경변 각 단계를 분류하였다. 간 경변 각 단계의 분류는 정상군과 비정상군, 그리고 비정상군을 1 단계, 2 단계, 3 단계로 분류하였다.

3.2 신경망을 이용한 결과

본 연구에서 구현한 신경망은 두 단계 두 구조를 지니는 계층적 신경망으로 구성하였다. 왜냐 하



[그림 6] 간 경변 각 단계별 분류 알고리즘의 순서도

면 적은 수의 입력 파라미터를 사용하면서 간 경변의 각 단계를 분류할 수 있는 신경망을 구현하기 위하여 계층적 인공신경망 분류기(hierarchical artificial neural network classifier : HANNC)를 구성하였다. 구현된 계층적 인공 신경망의 구조와 기능은 다음과 같다. 먼저 HANNC1에서는 병변대간 실질의 분석치를 입력 파라미터로 입력하여 정상군과 비정상군 즉, 간경변증을 지니지 않는 정상

군과 간경변증을 지니는 환자군을 분류할 수 있도록 하였다. 다음으로 HANNC2에서는 HANNC1에서 비정상군으로 분류된 환자군을 간경변증 1 단계, 2 단계, 3단계로 분류하기 위하여 결절 부위의 크기정보인 화소분포 개수와 결의 특징을 나타내는 대조도, 에너지, 무질서도, 국부 동질성 등을 입력 파라미터로 입력하여 간 경변 각 단계를 분류하였다. 이를 위하여 HANNC2에서는 입력층 뉴런 5

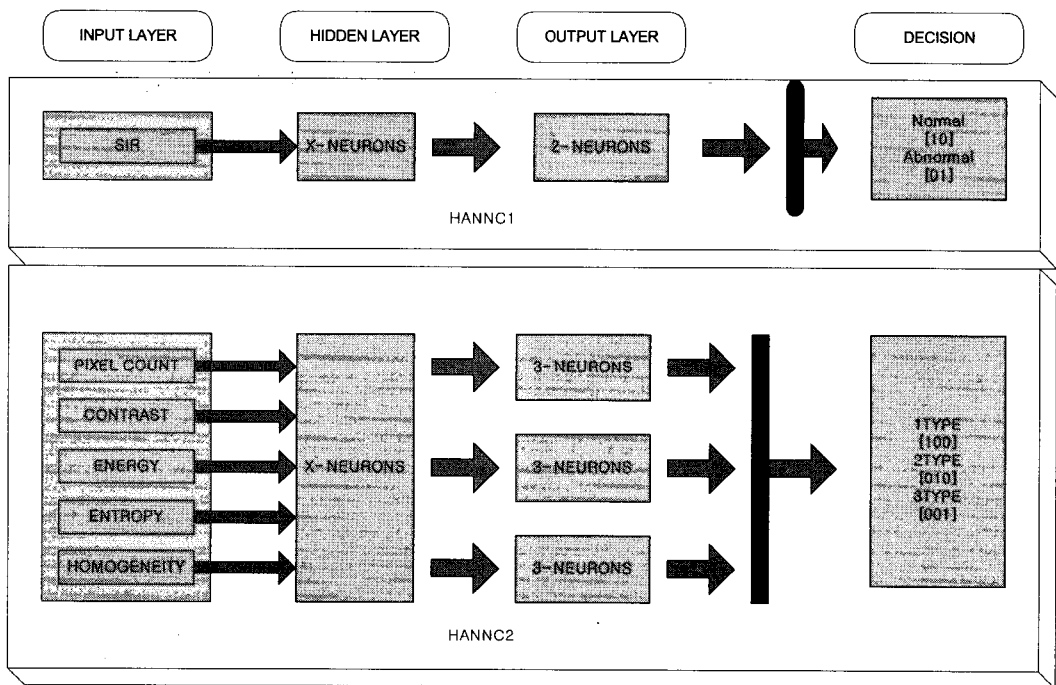
개, 은닉층 뉴런 X개, 출력층 뉴런 3개로 구성된 신경망을 구현하였다.

구현된 계층적 신경망과 기존의 신경망은 다음과 같은 차이가 있다. 기존의 신경망은 패턴 분류를 정확하게 수행하기 위해 많은 수의 입력 파라미터를 요구하며, 신경망의 학습과 분류에 많은 시간이 소요된다. 따라서 학습과 분류에 소요되는 시간의 증가되는 단점과, 불필요한 파라미터로 인한 분류가 이루어지지 않아 비선형성이 증가하여 오분류할 문제점이 증가할 가능성이 있다. 따라서 적절한 입력 파라미터의 선별과 신경망의 구조를 변경하여야 한다. 그러나 본 연구에서 제안한 계층적 신경망의 구조는 학습에 소요되는 시간을 최소화하며, 최소한의 입력 파라미터를 사용하여 간 경변의 특징적인 구조를 분류할 수 있는 장점을 지니

고 있다.

계층적 신경망과 특징 파라미터를 이용하여 간 경변증 각 단계를 분류할 수 있는 분류기의 전체적인 구조는 [그림 7]과 같다.

구성된 계층적 신경망을 학습시키기 위해 사용한 학습 알고리즘은 오류 역전파 학습 알고리즘이다. 그리고 HANNC1에서 정상인 경우에는 신경망의 출력이 [1 0], 비정상인 경우에는 [0 1]이 되도록 학습시켰다. 그리고 비정상군으로 분류되면 HANNC2에서 1 단계인 경우에는 [1 0 0], 2 단계인 경우에는 [0 1 0], 3 단계인 경우에는 [0 0 1]이 되도록 학습시켰다. 그리고 학습을 마친 후 각각의 가중치를 저장하였다. IBM PC Pentium 4 CPU 2.66GHz를 사용하여 학습에 소요된 총 시간은 1시간 10분이었다.

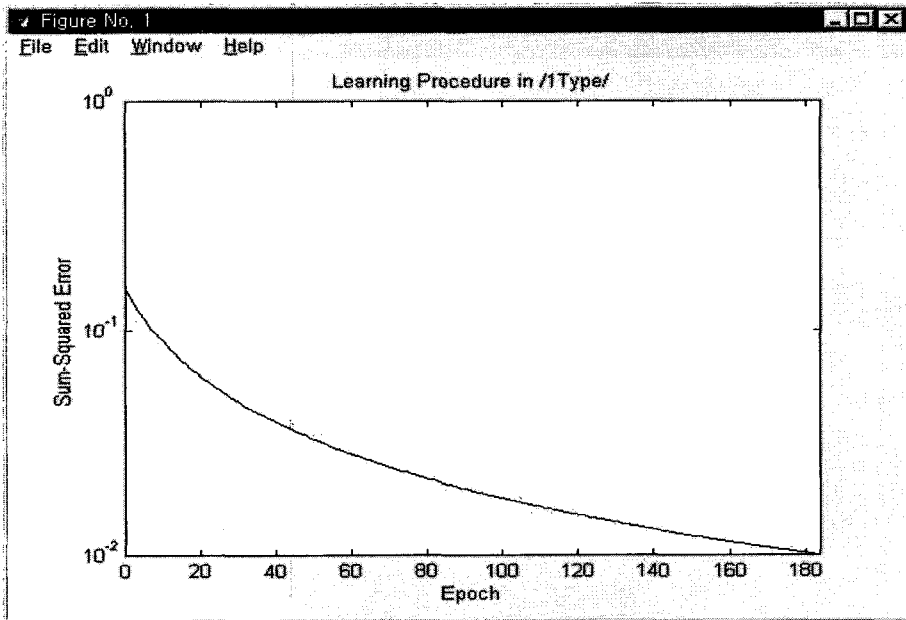


[그림 7] 간 경변 각 단계 분류를 위한 계층적 신경망

비정상군인 간 경변 각 단계별 파라미터를 입력 하여 신경망을 학습시킨 각 학습 곡선을 구하였고, [그림 8]에서 1단계 데이터의 학습곡선을 나타내 었다. 여기서 자승오차의 합(sum squared error : SSE)은 0.01로 적용하였다. [그림 7]의 계층적 신 경망 분류기를 이용하여 간경변증 각 단계를 분류 한 결과와 방사선과 전문의의 판독 결과를 비교한 후 살펴보면 정상인과 비정상군과의 분류에서는 정상인은 3명 모두 분류되었으며, 비정상군인 경 우에는 전문의가 판독한 83명 경우에 대하여 72명 만 1 단계로 분류하였고, 나머지는 정상 4명, 2 단 계 6명을 잘못된 분류를 하였다. 그리고 간경변증 2 단계에서는 79명 가운데 2 단계로 분류한 경우 는 70명이고, 5명이 1 단계로 4명이 3 단계로 각각 잘못 분류되었다. 마지막으로 간경변증 3 단계에 서는 54명 가운데 46명을 3 단계로 분류하였으나, 8명을 2 단계로 잘못 분류하였다<표 3>. 전체적인

인식률을 살펴보면 <표 4>에서 정상군은 100% 분류하였으나, 비정상군인 경우 간경변증 1 단계 는 82.8%, 2 단계는 87.1%, 그리고 3 단계는 84.2% 의 분류 결과를 보였다. 따라서 전체적으로 보면 80%이상의 비교적 높은 분류율을 나타내었으며, 분류되는 순서는 정상군, 비정상군의 2 단계, 3 단 계, 1 단계이었다.

분류 결과는 계층적 신경망으로 간경변증 각 단 계를 분류할 수 있는 분류기의 구현과 비교적 변 별력이 높은 특징 파라미터를 이용하였기 때문으 로 생각한다. 즉 일반적인 신경망을 이용하는 방법 보다 계층적인 신경망을 구현하여 각 계층별로 다 른 특징 파라미터를 사용함으로써 각각의 파라미 터가 서로 변별이 미약한 부분에 대해서는 다른 파라미터가 분류하여 주는 상호 보완적인 역할을 수행하였다.



[그림 8] 간 경변 1단계 데이터의 신경망 학습곡선

<표 3> 신경망의 분류 결과와 전문의 판독 결과

전문의사 판독결과	신경망 분류 결과			인식율 (%)	
	정상	HANNC1		오차	오차율 (%)
		비정상			
		HANNC2			
	1 Type	2 Type			
정상(15)	15				0
1 Type(83)	4	72	6	3	17.2
2 Type(79)		5	70	2	12.9
3 Type(54)			8	2	15.8
Total(231)	19	77	84	7	15.6

<표 4> 신경망의 분류 인식율 결과

인식율 / 분류	분류	정상	비정상		
			1 Type	2 Type	3 Type
인식율 (%)		100%	82.8%	87.1%	84.2%

4. 결론

본 연구에서는 T1 강조 자기공명영상을 이용하여 간경변증 환자의 각 단계를 분류하기 위하여 계층적 신경망을 사용하여 간경변증 각 단계 분류기를 구현하였다. 구현된 간경변증 각 단계 분류기를 학습시킨 후 간경변증 각 단계를 분류하기 위하여 T1 강조 자기공명영상에 나타난 병변 정보와 임상적인 측면을 고려하여 특징 파라미터를 추출하였다. 추출된 파라미터는 각각 병변 대 간 실질의 신호강도의 평균 및 표준편차와 결절 크기정보에 해당하는 화소 분포개수, 그리고 제한된 병변 영역에서의 통계적인 분석치에 해당하는 특징값들이다. 이러한 값들을 구현된 계층적 신경망 분류기의 특징 파라미터로 입력하여 간경변증이 없는 정상군과 간경변증이 있는 비정상군 즉, 간경변증 1 단계, 2 단계, 3 단계를 분류하였다. 특징 파라미

터들을 추출하기 위하여 사용한 기법들은 먼저 간영역을 촬영한 T1 강조 자기공명영상으로부터 간영역에 해당하는 부위의 명암도를 분석하기 위해서 히스토그램을 분석하고, 동적 이진화 기법과 반복 임계치 기법을 적용하여 초기 간 영역에 해당하는 위치 영역을 추출하였다. 여러 가지 기법들을 사용하여 추출한 특징 파라미터들을 바탕으로 간경변증 환자의 단계별 시기를 객관적이고 정량적으로 분석해 보았으며, 추출된 특징 파라미터를 구현한 계층적 신경망에 입력하여 학습시킨 후 정상군과 비정상군을 선별하는 HANNC1의 분류과정과 간경변증의 병변 단계인 1 단계, 2 단계, 3 단계를 분류하는 HANNC2의 분류과정을 거쳐 간경변증 각 단계를 분류하였다. 이러한 일련의 과정을 통해 분류한 결과의 타당성을 검증하기 위하여 방사선과 전문의의 판독 결과와 비교한 결과는 다음과 같다. 간경변증이 없는 정상군에서는 분류에 오

차가 발생하지 않았으나, 간경변증을 지닌 비정상 군인 간 경변 1 단계, 2 단계, 3 단계에서는 분류율이 1 단계는 82.8%, 2 단계는 87.1%, 3 단계는 84.2%의 분류율을 나타내었다. 이와 같은 간경변증 각 단계 분류기의 분류 결과는 비교적 80% 이상의 높은 분류율이 나타났으며, 분류율의 순위는 정상군, 비정상군의 2 단계, 3 단계, 1 단계 순으로 나타났다.

향후 본 연구에서 제안한 기법을 이용하여 여러 가지 기법으로 촬영한 자기공명영상과 계층적인 인공지능망을 사용한 간 경변 환자의 각 단계를 분류하는 분류기의 구현과 간경변증 각 단계를 보다 효과적으로 분류할 수 있는 특징 파라미터들을 추출하는 연구를 지속적으로 수행한다면 임상적으로 간경변증의 각 단계를 보다 정확하고 정량적으로 분석하는데 많은 도움이 되리라 사료된다. 그리고 이러한 기법들은 타 질환의 진단에도 적용 가능하리라 기대된다.

참고문헌

- [1] Osborn. A. G., "Diffusion MR imaging: clinical application", *Am J Roentgenol*, Vol. 159 (1992), 591-599.
- [2] Matsui O. and Kadoya M., "Adenomatous hyperplastic nodules in the cirrhotic liver: differentiation from hepatocellular carcinoma with MR imaging", *Radiology*, 173 (1989), 123-126.
- [3] Lee, F. I., "Cirrhosis and hepatoma in alcoholics", *Gut*, 7 (1966), 77-85.
- [4] Koch, I., "Classification of Scattering Objects by Regular Arrays of Scatterers using Fourier Analysis", *Ultrasonic imaging*, 5 (1983), 346-360.
- [5] Anthony, P.P. and Ishak, K.G., "The morphology of cirrhosis. *Journal of Clinical Pathology*", 31 (1978), 395-414
- [6] Ohio, M. and T. Ohno. K., *Ultrasonography in Gastroenterology*, Igaku shoin, Tokyo, 1985.
- [7] Andrew Mehnert. and Paul Jackway, "An improved seeded region growing algorithm" *Pattern Recognition Letters*, 18 (1997), 1065-1071
- [8] Haralick, R. M. and S. R. Sternberg, "Image analysis using mathematical morphology", *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell*, Vol.PAMI-9, No.4 (1987), 532-550
- [9] Demin Wang. and Joseph Ronsin, "Bounded Gray-Level Morphology and Its Applications to Image Representation", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.5, No.6 (1996)
- [10] Gonzalez, R. C. and R. E Woods, "Histogram Equalization", *Digital Image Processing*, 173-180
- [11] Deklerck, R. and J. Comelis, "Segmentation of medical images," *Image and Vision Computing*, Vol.11, No.8 (1995), 486-503
- [12] Chen, E-Liang. and Pau-choo Chung, "An Automatic Diagnostic System for CT Liver Image Classification" *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, Vol.45, No.6 (1998)
- [13] Tadashi Yamaguchi. and Hiroyuki Hachiya, "Estimation of the Scatterer Distribution of the Cirrhotic Liver using Ultrasonic Image" *Jpn. J. Appl. Phys.* Vol. 37 (1998), 3093-3096
- [14] Wu, Hai-Shan. and Joseph Barba, "Morphological Segmentation of Textured Cell Images", *Journal of Imaging Science*

- and Technology, Vol.40, No.3, (1996)
- [15] Parker, J. R. "Gray-level Co-occurrence" Algorithms for Image processing and Computer vision. (1997), 155-171
- [16] Haralick, R. M. and K. Shanmugam, "Textural features for Image Classification", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-3, 610-621
- [17] Wu, Chung-Ming. and Yung-Chang Chen, "Texture Feature for Ultrasonic Liver Images", IEEE Trans. Med. Imaging, Vol.11, No.2 (1992), 141-152
- [18] Connors, R.W. and C.A. Harlow. "A Theoretical Comparison of Texture Algorithms", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2 (1980), 204-222
- [19] Martin T. and Hagan, Howard B, "Neural network design" PWS publishing company, 1996.
- [20] Hopfield, J. J., "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons", Proc. of National Academy Science 81, 3088-3092, 1984
- [21] Anderson, J., "A simple neural network generating an interactive memory", Mathematical Biosciences, Vol. 14 (1972), 197-220

Abstract

Implementation of the Classification using Neural Network in Diagnosis of Liver Cirrhosis

Byung Rae Park*

This paper presents the proposed a classifier of liver cirrhotic step using MR(magnetic resonance) imaging and hierarchical neural network. The data sets for classification of each stage, which were normal, 1type, 2type and 3type, were analysis in the number of data was 231. We extracted liver region and nodule region from T1-weight MR liver image. Then objective interpretation classifier of liver cirrhotic steps. Liver cirrhosis classifier implemented using hierarchical neural network which gray-level analysis and texture feature descriptors to distinguish normal liver and 3 types of liver cirrhosis. Then proposed Neural network classifier learned through error back-propagation algorithm. A classifying result shows that recognition rate of normal is 100%, 1type is 82.8%, 2type is 87.1%, 3type is 84.2%. The recognition ratio very high, when compared between the result of obtained quantified data to that of doctors decision data and neural network classifier value. If enough data is offered and other parameter is considered, this paper according to we expected that neural network as well as human experts and could be useful as clinical decision support tool for liver cirrhosis patients.

Key words : Liver cirrhosis, Neural network, Magnetic Resonance image

*Dept. of Radiological Science, Catholic University of Pusan