

## 척추 자기 공명 영상에서 특징 벡터에 기반 한 디스크 질환의 자동 인식

홍재성\*·이성기\*\*·변우목\*\*\*·박길흠\*

경북대학교 대학원 전자공학과\*, 경북대학교 컴퓨터과학과\*\*, 영남대학교 진단방사선과\*\*\*  
(1998년 2월 27일 접수, 1998년 6월 18일 채택)

### Automatic Disk Disease Recognition based on Feature Vector in T-L Spine Magnetic Resonance Image

J. S. Hong\*, S. K. Lee\*\*, W. M. Byun\*\*\*, K. H. Park\*

\*Dept. of Electronics, Kyungpook National University

\*\*Dept. of Computer Science, Kyungpook National University

\*\*\*Dept. of Diagnostic Radiology, College of Medicine, Yeungnam University

(Received February 27, 1998, Accepted June 18, 1998)

**요 약 :** 본 논문에서는 척추 자기공명영상에 대하여 자동적으로 질환에 관련된 특징 벡터들을 추출하고 디스크 질환을 인식하는 방법을 제안하였다. 척추 자기공명영상은 절단면에 따라 시상 단면 영상과 축 단면 영상으로 나누어 진다. 두 가지 영상에서 질환에 관련된 특징 벡터를 추출하여 질환의 유무와 종류를 인식하는데 사용하였다. 시상 단면 영상에서는 각 부위에 해당하는 영역의 동질성을 이용하여 디스크 부분을 추출한 후 영역 레이블링 과정을 통해 전체적인 크기와 돌출 정도를 구해서 질환을 나타내는 특징으로 이용하였다. 축 단면 영상에서는 템플릿 정합을 이용하여 디스크 영역을 찾고 경계선을 추출하기 위해 세기와 방향성을 고려한 연산자를 사용했다. 경계선의 모양을 분석해서 디스크 돌출 정도에 관한 수치를 얻었다. 이렇게 얻은 특징벡터들은 유사한 질환을 가진 환자의 영상을 찾기 위한 의료 영상 데이터 베이스에 사용될 수 있으며, 많은 양의 영상에서 질환이 나타나 있는 것을 일차적으로 선별하여 전문의에게 제공하는 데 이용될 수 있을 것으로 예상된다.

**Abstract :** In anatomical aspects, magnetic resonance image offers more accurate information than other medical images such as X ray, ultrasonic and CT images. This paper introduces a method that recognizes disk diseases from spine MR images. In this method, image enhancement, image segmentation and feature extraction for sagittal plane and axial plane images are performed to separate the disk region. And then template matching method is used to extract disease region for axial plane images. Finally, disease feature vectors are integrated and disease discrimination processes are performed. Experimental results show that the proposed method discriminates between normal and diseased disk with a considerable recognition ratio.

**Key words :** Disk disease recognition Image segmentation, Feature extraction Template matching

## 서 론

자기공명영상(magnetic resonance image)은 다른 의료영상 장비를 이용할 경우 발견하기 어려운 뇌종양, 심장질환 및 척추

디스크 질환의 진단뿐만 아니라, 기타 다른 질환에 대한 해부학적 상태를 정확하게 파악하기 위해서 널리 사용되고 있다. 이러한 자기공명영상에 대한 영상 처리 및 인식 기술은 양질의 진단을 제공하는 데 도움을 줄 수 있다는 관점에서 중요한 연구 주제로 부각되고 있다. 윤곽선 및 경계선 추출, 영상 개선 등[1,2]이 활발하게 연구되고 있으며, 뇌 조직이나 심장과 같은 부분에서 특정 해부학적인 객체의 자동인식에 관련된 연구가 진행되고 있다.

특징 추출의 전 단계로 영상분할에 관한 알고리즘은 크게 세

\*이 논문은 1997년도 한국과학재단 특정 기초 연구(97-01-02-01-01-3)지원에 의하여 연구되었음.

통신저자 : 홍재성, (702-014) 대구시 북구 산격동 1370번지  
경북대학교 전자공학과,  
Tel. (053)940-8849, Fax. (053)950-5505

개의 부류로 나누어 볼 수 있다. 첫째는 화소기반 영상 분할 방법으로서 화소의 밝기 값의 히스토그램을 이용하면서 조직의 분류를 위해 적절한 문턱값을 정해주는 방법에 기초한 것이다[3]. 대부분의 화소기반방법은 분할된 결과 영상을 평활화 해주기 위해서 부가적인 후처리 과정을 필요로 한다. 이 방법의 가장 큰 장점은 계산상의 단순성에 있다. 그러나 사람의 개입이 많이 요구되는 문제점이 있다. 둘째로는 결(texture) 기반 영상분할 방법이다. 이 방법은 확률적인 모델을 이용해서 관찰된 것을 모델링 하고 적합한 변수를 포함한 최적화 문제의 해를 구함으로써 원하는 조직들을 분류해 내는 것이다[5]. 여기에 사용하는 추정 함수는 주로 MAP(maximum a posteriori)나 최대 근사 함수(maximum likelihood estimate)가 사용된다. 확률적인 모델을 이용한 접근은 결 분석에 광범위하게 연구되어 왔는데 이런 모델에 기반 한 알고리즘은 계산량이 많고 복잡하여 광범위한 데이터를 다루기에 어려움이 있다. 셋째는 구조적인 접근 방법이다[14]. 해부학적 사전 지식을 이용해서, 그리고 에지나 윤곽선 추출을 이용해서 해부학적인 경계를 찾아낸다[6]. 이와 같이 심장 질환이나 뇌종양 같은 영상에 대한 영상분할과 그에 따른 질환 인식에 대한 연구 성과는 상당히 진행되고 있으나[3-7], 척추 디스크 영상에 대한 연구는 상대적으로 뒤쳐진 상태이다. 척추영상을 대상으로 한 연구는 아직까지 많이 이루어지지 않고 있는데, Luc Vincent가 분수계 알고리즘을 척추자기공명영상에 적용한 것을 찾을 수 있다[8]. 이 방법은 전처리에 의해 단순화된 영상으로부터 영역의 국부적인 동질성을 만족하는 영역을 추출하고 영역이 결정되지 않은 불확실한 화소들에 대하여 영역을 결정하는 방법이다. 이 방법은 영역의 동질성에 기초한 만큼 근본적으로 영역 기반 영상분할 방법에 포함된다고 할 수 있다. 분수계 알고리즘은 과도한 영상분할(oversegmentation) 문제를 적절히 해결해야 한다. 이와 같이 다양하게 제안된 방법들의 정밀도를 시험할 표준화된 자료가 없기 때문에 이들 상호간의 객관적 비교는 어렵다. 따라서 대부분의 경우 의료 전문가의 관찰에 근거한 정성적 평가가 이루어 진다.

척추 자기공명영상은 절단하는 단면에 따라 시상(sagittal), 관측(coronal) 및 축(axial) 방향으로 영상이 얻어지고, 영상을 획득할 경우 신호의 가치에 따라 이완 시간(relaxation time)  $T_1$  강조 영상,  $T_2$  강조 영상, 양자 밀도(proton density) 강조 영상으로 나눌 수 있고, 각 절단면에 대하여 수십 개의 슬라이스들이 존재한다. 따라서 한 명의 환자에 대해서도 수백 개 이상의 영상이 얻어지고 분석되어야 한다. 자기공명영상은 다음과 같은 특성으로 인하여 영상처리와 인식에 어려움이 따른다. 첫째, 자기공명영상 자체에서 서로 다른 세포조직간의 밝기정도 구분이 명확하지 않다[9]. 둘째, 각 화소의 명암이 다양한 세포조직들의 밝기가 혼합된 현상이 나타난다[3]. 셋째, 환자들의 진단을 위해서 촬영된 각각의 자기공명영상들은 전문의의 진단을 용이하게 하기 위해서 색 대비, 명암들의 영상조건을 각각 설정하므로 그 조건들이 영상마다 항상 같지 않다. 넷째, 인식에

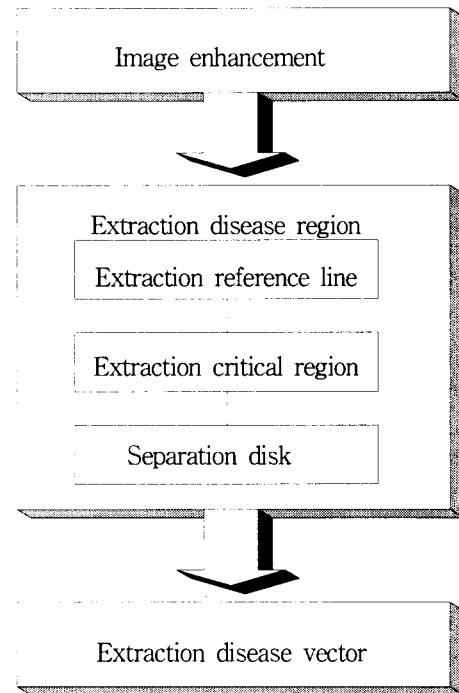


그림 1. 시상 단면 영상에 대한 전체적인 질환 인식 과정

Fig. 1. The general diagnostic processes in sagittal plane image

관련된 연구를 위해서 관련 신체부위 및 질환에 대한 까다로운 전문 의학 지식이 요구된다. 이러한 영상 자체의 특징들 외에도 자기공명영상 처리 및 인식에 대한 자동화 시스템이 필요한 이유는 방대한 자료의 양에 있다.

본 논문에서는 척추질환을 발견하기 위해 촬영된 척추 자기공명영상에 대하여 디스크질환이 있을 가능성이 높은 부분을 인식하여 그것에 대한 결과 정보를 전문의에게 제공할 수 있게 하였다. 척추 자기공명영상에 대하여 각각의 단면에 따른 특징벡터를 찾고 이를 종합하여 최종적으로 질환인식을 수행하였다. 먼저 시상 방향 단면 영상에 대해서는 디스크를 이루고 있는 경계선이 명확하지 않고, 밝기 값이 일정하지 않으므로 디스크의 크기나 위치에 대한 사전 지식을 기초로 대략적인 디스크 영역을 추출한 후 에지 추적 방법과 영역 레이블링 과정을 통하여 세부적인 디스크 영역을 추출한다. 그리고 분할된 디스크로부터 질환 영역의 돌출 정도를 구하여 질환을 나타내는 특징으로 이용하였다. 다음으로 축 방향 단면 영상에 대해서는 템플릿 정합을 이용하여 디스크 영역을 분리한 후, 경계선을 추출하기 위해 에지의 세기와 방향성을 이용하는 에지 기반 방법을 사용하였다. 질환이 나타날 수 있는 디스크 영역의 에지 정보에 기인하여 디스크 질환을 예측하였다. 그리고 관측 방향 단면 영상에 대해서는 디스크 영역을 완전하게 나타낼 수 없기 때문에 고려할 필요가 없다. 이와 같이 시상 방향 단면 영상과 축 방향 단면 영상에 대한 질환을 나타내는 특징을 이용하여 최종적으로 질환 판단 과정을 수행하였다.

## 시상(sagittal) 단면 영상에 대한 질환 인식

시상 단면 영상은 전체적으로 디스크를 관찰할 수 있으며 디스크의 돌출 정도를 시각적으로 쉽게 구분할 수 있다. 처리 과정을 살펴보면, 먼저 영상을 획득 및 개선하는 과정이 있고, 다음으로 디스크의 크기나 위치에 대한 사전 지식을 기초로 하여 대략적인 디스크의 임계 영역을 추출한 후 세부적인 디스크 영역을 분할하였다. 마지막으로 질환 영역의 돌출 정도에 대한 특징 백터를 구하였다. 시상 단면 영상에 대한 전체적인 인식 과정을 그림 1에서 보였다.

### 1. 영상 획득 및 개선

척추 디스크 질환 인식대상으로 이용할 척추 자기공명영상은 영남대학교 부속병원 진단 방사선과에서 보유하고 있는 1.5 테슬라 (Magnetom Vision, Siemens, Erlangen Germany) 자기공명영상 시스템으로부터 영상을 획득하였다. 이때 획득한 영상은 16비트의 DICOM 3.0 (Digital Imaging and Communications in Medicine) 형식으로 저장되어 있기 때문에  $512 \times 512$ 의 크기를 가지는 8비트 영상으로 변환하여 이용하였다. 변환된 영상 중에  $T_2$  강조 영상을 이용하여 디스크 질환 인식 과정을 수행하였다. 이 영상은 경막낭 조직이 다른 주변의 조직과 밝기 값의 차이가 상대적으로  $T_1$  강조 영상보다 크기 때문에 축 단면 영상에서 처리 과정이 보다 수월한 장점이 있었다.

영상을 개선하는 과정을 살펴보면 영상이 전체적으로 어둡고, 영역과 영역 사이의 대조도가 작기 때문에 먼저 히스토그램 평준화하여 명암의 대비가 크고 전체적으로 밝은 영상을 만드는 과정을 수행하였다. 그리고 화소단위의 작은 잡음을 제거하기 위하여 메디안 필터를 이용하여 잡음을 제거하면서 경계선의 변화를 최소화하였다[10].

### 2. 질환 영역 추출

#### 1) 참조선 추출

시상 단면의 질환 유무를 판별하는 데는 디스크가 전경막상지방으로 돌출된 정도가 중요한 기준이 될 수 있다. 그러므로 전경막상지방 부분을 분리하여 영역의 왼쪽 라인을 참조선으로 정의하고, 임계 영역을 추출할 때 유용한 위치 정보가 된다. 참조선을 추출하는 방법으로 중심결합영역확장법(Centroid Linkage Region Growing : CLRG)을 이용하였다[11]. Sobel 연산자를 이용하여 참조선을 추출할 경우 경계선이 두꺼워지며 경계선의 연결성이 보장되지 않는다. LoG 방법을 이용할 경우 전경막상지방 영역에 또 다른 소 영역이 많이 발생하는 단점이 있다. 그러므로 CLRG 방법은 다른 방법들에 비해 영역의 유사성을 비교하여 처리되므로 소 영역 발생이나 연결성이 끊어지는 문제점 없이 참조선을 추출할 수 있다[10,11]. CLRG 방법은 미리 정의된 영상의 스캔순서(상-하, 좌-우)에 따라 척추 영상을 스캔

하면서 8방향으로 이웃하는 화소와의 유사성을 비교한 후 화소 단위의 병합과정을 수행한 후 다시 이웃하는 영역의 유사성을 비교하는 방법이다. 추출한 참조선을 그림 2에 나타내었다.

#### 2) 디스크 임계 영역 추출

척추 자기공명영상은 특성상 잡음이 심하고 같은 디스크의 부위라 할지라도 환자에 따라 밝기값의 차이가 있기 때문에 직접 디스크 영역을 바로 추출하기는 어려움이 있다. 그래서 대략적인 디스크를 포함하고 있는 영역을 추출한 후 좀더 세부적이고 정확한 영상 분할 과정이 요구되어 진다. 영역을 구분 짓는 경계선은 Prewitt 연산자를 이용하여 에지의 경사세기와 방향을 구한 후 이 정보를 근거로 경계선을 추적하는 방법이다. 디스크 영역을 찾기 위해서 에지 추적 과정을 수행한 후 경계선으로 둘러싸인 영역을 추출하는 영역 레이블링 과정이 요구된다. 영역을 레이블링하는 방법은 영역의 내부 점을 시드로 하여 경계선에 부딪힐 때까지 인접화소를 채색해 가는 시드(seed) 확장법을 이용하였다. 레이블링된 객체 중에서 화소의 수, 영역의 너비와 길이 정보, 영역의 중심점의 좌표를 이용하여 디스크로 판단되어지는 부분을 추출한다. 이와 같은 방법으로는 영상마다 밝기 값의 차이를 가지고 있고, 디스크의 위치가 서로 다르기 때문에 하나의 시상 단면 척추 영상에서 나타나는 6-7개의 디스크를 모두 추출하지는 못하는 경우가 발생한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 디스크라고 추출된 영역의 중심점 좌표 정보를 이용하여 추출하지 못한 디스크의 영역을 추출하는 과정이 첨가되었다. 참조선 정보와 대략적인 디스크 영역의 정보를 이용하여 디스크를 포함하는 임계 영역을 추출하였다.

### 3. 디스크 영상분할

추출한 임계 영역 결과 영상을 이용하여 디스크에 속하는 섬유륜과 수핵 조직을 분할하여야 한다. 수핵은 대상 신체가 노후하여 뼈가 퇴행하거나 디스크 질환이 아닌 경우에는 대체적으로 밝게 나타나기 때문에 분할이 용이하나, 추체의 경계 부분과 섬유륜 조직은 비슷한 밝기값을 가지고 있기 때문에 영상 분할시 연결성이 떨어진다. 일반적으로 영상 분할 시 많이 사용하는 방법 중에 하나인 Sobel 연산자를 이용하면 수핵의 밝은 부분에 대해서는 경계선을 잘 찾으나 섬유륜의 영역과 인접한 영역에서 밝기 차이가 작아 필요 없는 에지가 많이 발생하며, 경계선이 두꺼워지는 단점이 있다. LoG 방법은 모든 경계선이 페루프를 이루는 특성이 있으나, 디스크 영역의 불필요한 영역의 발생이 많았다. 그리고 이 방법은 가우시안(gaussian)을 이용하여 영상의 평활화 처리를 하였기 때문에 화소 값의 변화가 작은 영역에서는 하나의 영역으로 뭉쳐지는 단점이 발생하였다. 화소와 화소 혹은 영역과 영역의 유사성을 비교하여 수행하는 영역 기반 방법은 유사성 정도의 기준이 되는 임계치가 낮은 경우 소영역이 발생하여, 소영역을 병합하는 과정을 부가적으로 첨가하여야 한다. 그리고 임계치가 높을 경우 불완전한 영역을 추출하는 단

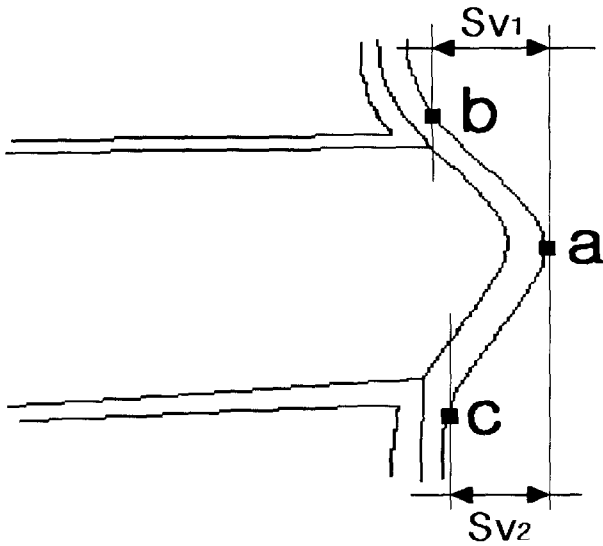


그림 2. 시상 단면 영상의 특징 벡터  
 a : 디스크의 우측 끝 값의 x 좌표  
 b : 디스크의 우측 상단 굴곡점  
 c : 디스크의 우측 하단 굴곡점  
 $S_{v1}$  : a 와 b 점 사이 x 좌표값의 차  
 $S_{v2}$  : a 와 c 점 사이 x 좌표값의 차  
 Fig. 2. Feature vector of sagittal plane image  
 a : Right end point of disk  
 b : Right upper bending point of disk  
 c : Right lower bending point of disk  
 $S_{v1}$  : Distance between a and b point along X axis  
 $S_{v2}$  : Distance between a and c point along X axis

점이 있다. 그래서 영역 기반 영상분할 방법과 비교하여 수행이 간단하며 경계선의 연결성이 우수한 특징을 가진 에지 기반 영상분할 방법을 이용하여 디스크를 분할 하였다[15,16]. 에지 기반 방법에서는 3개의 임계값을 사람이 개입하여 결정해주는 과정이 필요하다. 첫째 임계값은 추적 시작하는 점의 경사세기  $P_1$ 이고, 둘째는 계속해서 추적하는 과정에서 사용하는 경사세기  $P_2$ , 마지막으로 추적한 선분이 경계선으로 간주되는 데 사용되는 선분의 길이  $P_3$ 이다. 디스크 영역을 더욱 정확히 추출하기 위해 국부 영상을 추출할 때와 다른 임계값을 사용하였다. 실험적으로 임계 영상 추출에는  $P_1=100$ ,  $P_2=50$ ,  $P_3=50$ 을 사용했으며 디스크영역 추출에는  $P_1=50$ ,  $P_2=30$ ,  $P_3=10$ 을 적용했을 때 연결성이 우수한 결과영상을 얻을 수 있었다.

4. 질환 특징 벡터 추출

척추 디스크 질환 유무의 판별은 의사가 질환을 판단하는 것과 같이 세부적이고 정확하게 판별하는 것은 어렵지만, 디스크에서 수핵과 섬유륜으로 구성된 추간원판으로부터 가장 많이 튀어 나온 점과 디스크 양 끝점의 좌표를 고려하여 디스크 질환을 판별할 수 있다.  $S_{v1}$ 은 디스크의 오른쪽으로 최대 돌출된 점 a의 x좌표에서 디스크의 오른쪽 상단 굴곡점 b의 x좌표를 뺀 값

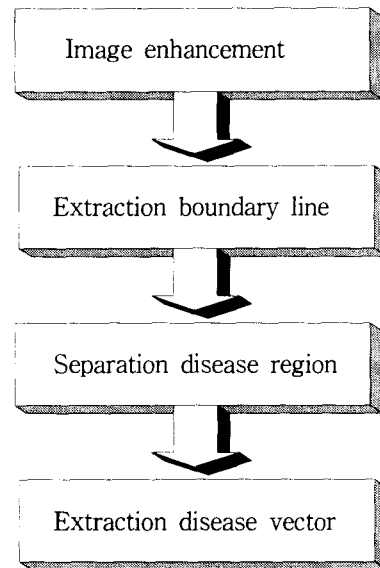


그림 3. 축 단면 영상에 대한 전체적인 질환 인식 과정  
 Fig. 3. The general diagnostic processes in axial plane image

으로 정의하고,  $S_{v2}$ 는 오른쪽 하단 굴곡점 c의 x좌표를 뺀 값으로 정의한다. 시상 단면 특징 벡터의 구성요소  $S_{v1}$  및  $S_{v2}$ 는 그림 2과 같이 주어진다.

축(axial) 단면 영상에 대한 질환 인식

축 단면 영상은 디스크의 돌출 정도와 방향에 좀 더 세부적이고 정확하게 구분할 수 있다. 처리 과정을 살펴보면, 먼저 영상을 개선하는 단계가 있고, 다음으로 템플릿 정합 방법을 이용하여 디스크 질환 영역의 에지를 분리하였다. 분리된 영역으로부터 디스크의 돌출 정보와 방향 정보를 특징 벡터로 이용하였다. 축 단면 영상에 대한 전체적인 인식 과정을 그림 3에서 보았다.

1. 영상 개선

축 단면 영상은 시상 단면 영상과 마찬가지로 선명도를 높여서 정확한 에지를 추출하기 위해 히스토그램 평준화 처리를 하였다. 영상의 특성상 히스토그램 평준화 처리를 한 영상은 임펄스 잡음을 많이 포함한 형태로 나타난다. 이러한 잡음은 에지 추출시 에지의 끊어짐이나, 잡음 성분의 에지가 첨가되는 문제를 일으킨다. 따라서 에지 추출에 앞서 영상을 평활화 해 주어야 한다. 임펄스 에지는 메디안 필터로서 효과적으로 제거할 수 있다. 그러나 메디안 필터는 돌출된 부분이 작고 깊이 패인 부분이 메워지는 형태학적 특성을 가지고 있으므로 에지추출시에 선분의 끊어짐 현상을 증가시키고 부정확한 에지 추출을 가져올 수 있다. 그러므로 먼저 산술 평균 필터를 사용한 후 메디안 필터 처리를 하여 이러한 점을 보완하였다.

2. 경계선 추출

적추 디스크 질환을 판단하는데 필요한 정보는 결국 에지 정보이다. 섬유륜과 수핵이 어느 정도 변형되었는지 알기 위해서는 그 부분의 에지가 어떠한 모양의 굴곡을 가지고 있는가를 관찰함으로써 알 수 있다. 에지 추적 방법은 수핵 영역의 경계선을 페루프에 가깝게 찾아준다. 그러나 원 영상이 많이 흐린 경우 검출된 에지의 끊어짐 문제, 에지의 오추출현상이 나타나게 된다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 끊어진 선분들을 이어주는 과정이 필요하다. 그래서 3×3 창을 이용하여 선분의 끝점을 찾은 다음 끝점끼리의 거리가 임계값이하일 때 두 끝점을 연결해 주었다. 이로써 질환 발생 후보영역의 에지가 대부분 이어진 형태가 되어서 다음 단계의 에지 추적 과정을 통해 관심 있는 에지를 찾아내는 것이 용이하도록 하였다. 또 에지 추출시 에지가 부분적으로 두꺼워지는 결과를 가져오는데 이런 두꺼워진 에지는 chen hsu[12]의 알고리즘을 이용해 한 화소로만 연결되도록 세선화하였다.

3. 질환 영역 분리

에지가 검출된 영상에서 질환이 발생할 수 있는 영역을 따로 분리하여 그 부분의 정보를 분석해야 한다. 질환이 관찰되는 부위는 섬유륜중 영상에서 아래 부분, 즉 인체에서 등쪽 부분의 에지에 해당한다. 질환이 발생하는 부분인 섬유륜과 수핵은 대체로 원에 가까운 타원형을 이루지만 원 영상의 낮은 선명도로 인해 에지를 추출한 결과 영상에서는 연결된 타원형의 모양을 유지하기가 어렵다. 또 사람마다 수핵의 크기가 일정하지 않고 밝기값의 차이도 상당히 커서 곧바로 이 부분을 추출하기에는 어려움이 있다. 본 연구에서는 경막낭 부분이 영상에서 역삼각형의 모양을 나타내고 그 밝기값도 다른 부위에 비해 크게 밝다는 것에 착안하여 역삼각형 구조의 템플릿을 이용하여 템플릿 정합 방법으로 경막낭 영역을 찾았다. 이 영역을 참고로 하여 에지를 추출한 영상에서 질환 발생 영역의 에지를 찾아냈다. 경막낭 바로 위에 섬유륜 조직이 위치하므로 템플릿 정합으로 찾은 값에서부터 위쪽으로 흑화소를 찾아가면 섬유륜 영역의 에지와 가장 먼저 만나게 된다. 이 점으로부터 에지 추적 방법을 이용해서 흑화소를 계속해서 추적해 나가면서 에지 정보를 찾아낸다. 먼저 중심값을 찾고 중심값을 기준으로 좌우로 일정 길이만큼 추적하면서 각 화소의 좌표를 알아낸다. 끊어짐 연결과 세선화를 거친 영상에 적용했을 때 질환 영역 에지를 성공적으로 추출할 수 있다.

4. 질환 특징 벡터 추출

질환 판별에 기준이 되는 특징벡터로 사용한 것은 추간원판의 돌출 된 정도를 수치적으로 나타낸 값이다. 영상의 가로방향을 좌표 평면의 X축으로, 세로방향을 Y축으로 대응시켰을 때 추출한 에지는 대략적으로 아래로 볼록한 포물선의 그래프와 유사한

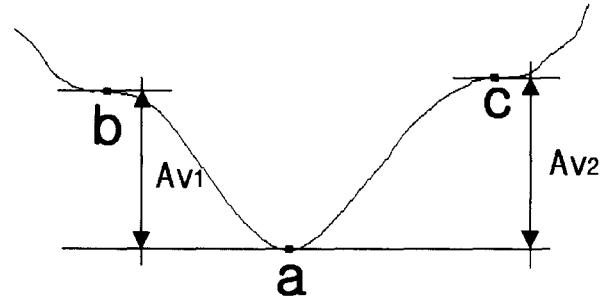


그림 4. 축 단면 영상의 특징 벡터

- a : 돌출 된 디스크의 아래쪽 끝점
- b : a점 좌측 일정 범위내의 최대 y값을 갖는 점
- c : a점 우측 일정 범위내의 최대 y값을 갖는 점
- $A_{v1}$  : a 와 b 점 사이 y 좌표값의 차
- $A_{v2}$  : a 와 c 점 사이 y 좌표값의 차

Fig. 4. Feature vector of axial plane image

- a : Lower end point of projected disk
- b : Point which have maximum y value within constant range of left side
- c : Point which have maximum y value within constant range of right side
- $A_{v1}$  : Distance between a and b point along Y axis
- $A_{v2}$  : Distance between a and c point along Y axis

모양을 가진다. 질환 영역 분리 과정에서 에지를 추적하며 얻은 정보를 이용해 최소값을 구하고 그때의 좌표쌍을 찾았다. 최소값 주위의 최대값을 찾기 위해서는 최소값을 가질 때의 X좌표를 기준으로 좌우로 임계값을 주고 그 임계값 안에서 최대값을 구해서 최소값과의 차이를 계산하여 돌출 된 정도를 측정할 수 있다. 이때의 임계값은 디스크의 크기를 고려하여 실험적으로 최소값을 가지는 점을 기준으로 좌우 각각 40화소만큼 추적한 범위에 해당하는 값으로 정하였다. 최소값에 해당하는 점을 a 일정 범위 안에서 최대값에 해당하는 점을 b, c라고 할 때 벡터의 구성요소인  $A_{v1}$ 과  $A_{v2}$ 은 그림 4과 같이 정의된다.

질환 인식

시상 단면과 축 단면 영상에서 얻은 특징 벡터들을 이용해서 질환을 판별할 수 있다. 질환의 종류는 크게 4가지로 나눌 수 있다. 이 질환은 디스크의 돌출 정도와 디스크의 돌출 된 형태에 따라 만곡형, 돌출, 배출, 부골형성 질환으로 구분된다. 따라서 후자 쪽으로 갈수록 돌출 된 정도가 심하기 때문에  $S_{v1}$ ,  $S_{v2}$ ,  $A_{v1}$ ,  $A_{v2}$ 값이 점점 커지게 된다. 따라서 이 값들을 이용하면 질환의 유무나 종류를 예측할 수 있다. 정확한 인식을 위해서 전문의의 의견에 따라 각 구성요소에 적당한 가중치를 둘 수 있다. 일반적으로 의료 영상에서 질환을 판별하는 경우는 관심 있는 조직이나 객체에 대한 사전 지식을 기반으로 그에 따라 질환을 분리하는 경우가 다수이다[13,14]. 본 연구에서 얻은 벡터들

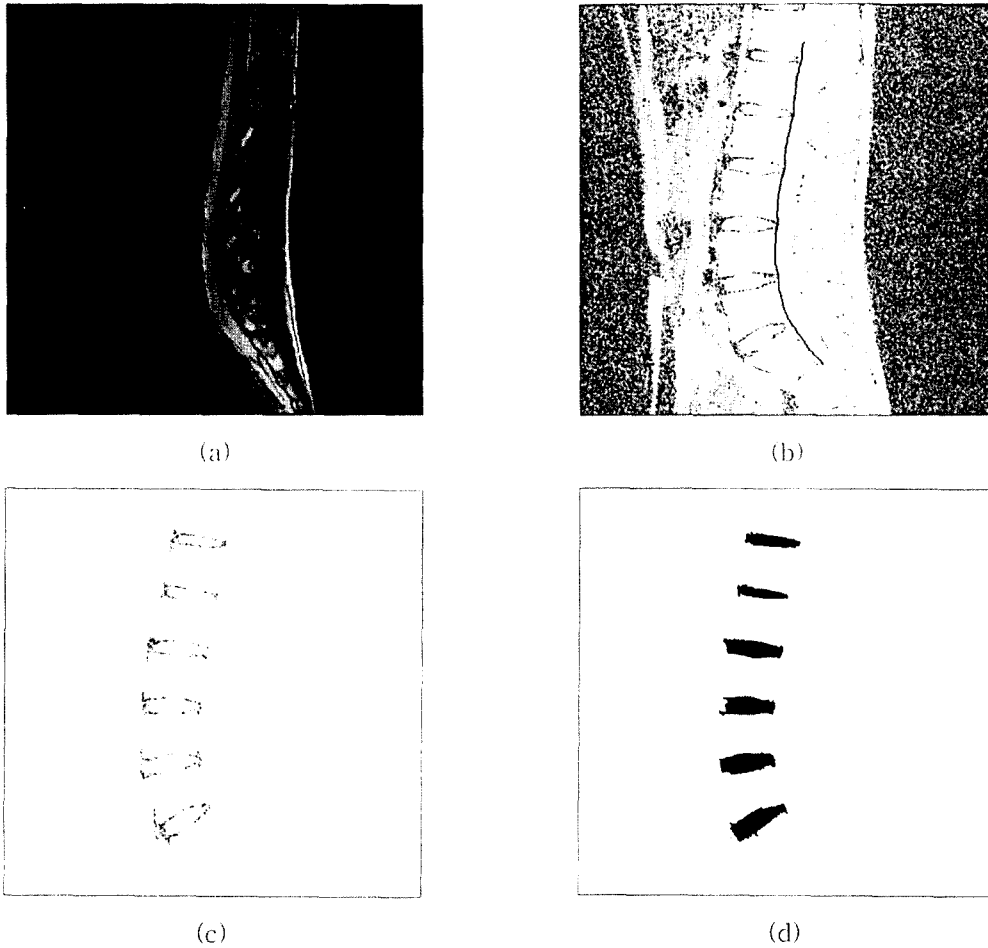


그림 5. 시상 단면 척추 자기공명영상  
 (a) 원 영상 (b) 참조선 추출 영상 (c) 임계 영역을 추출한 영상 (d) 디스크 분할 영상  
 Fig. 5. Spine MR image in sagittal plane  
 (a) Original image (b) Reference line extracted (c) Critical region extracted image (d) Disk segmentation image

의 합을 질환 판별 기준으로 사용했을 때 질환이 있는 디스크의 백터합이 상대적으로 높은 값을 가짐을 알 수 있었다.

**실험 결과 및 고찰**

실험에 사용한 영상은 Turbo spin echo T<sub>2</sub> 강조 영상 방법으로 얻어진 것이다. 영상 파라미터는 사람에 따라 조금씩 차이가 나지만 일반적인 경우 TR이 3500msec TE가120msec이고 FOV는 시상 단면 영상의 경우 200mm×300mm이며 축 단면 영상의 경우 260mm×200mm, matrix 크기는 시상 단면의 경우 270×512, 축 단면 영상의 경우 512×216이다. 영상을 얻는데 걸린 시간은 2분 56초이다.

시상 단면에 대한 실험 결과로서 그림 5(a)는 원 영상을 나타내고, 그림 5(b)는 히스토그램 평균화된 영상에 추출한 참조선을 중첩하여 나타내었다. 그림 5(c)는 임계 영역을 추출한 결

과 영상이다. 영상마다 디스크의 크기가 다르기 때문에 임계 영역의 크기가 약간의 차이를 보이고 있다. 그림 5(d)은 디스크를 분할한 결과 영상이다.

축 단면 영상에 대한 실험 결과 영상은 그림 6에 나타내었다. 그림 6(a)는 자기공명영상을 8비트 영상으로 변환한 원 영상이고, 그림 6(b)는 히스토그램 평균화된 영상이다. 그림 6(c)는 템플릿 정합으로 디스크 영역 중 질환 발생 가능성이 있는 영역을 추출한 영상이다. 그림 6(d)는 추출된 디스크의 에지 영상이다.

인식 대상으로 이용한 척추 디스크 영상의 수는 시상 단면의 경우 32장이며 이중 정상인의 영상은 15장, 질환이 있는 사람의 것이 17장이다. 축 단면 영상은 전부 31장이며 이중 정상인의 것이 14명, 질환이 있는 사람의 것이 17장이다. 각각의 영상은 디스크 하나 하나에 대한 영상들이다. 이들의 영상으로부터 특징 백터를 찾아서 그 구성요소들의 합을 구하면 그림 7, 그림 8

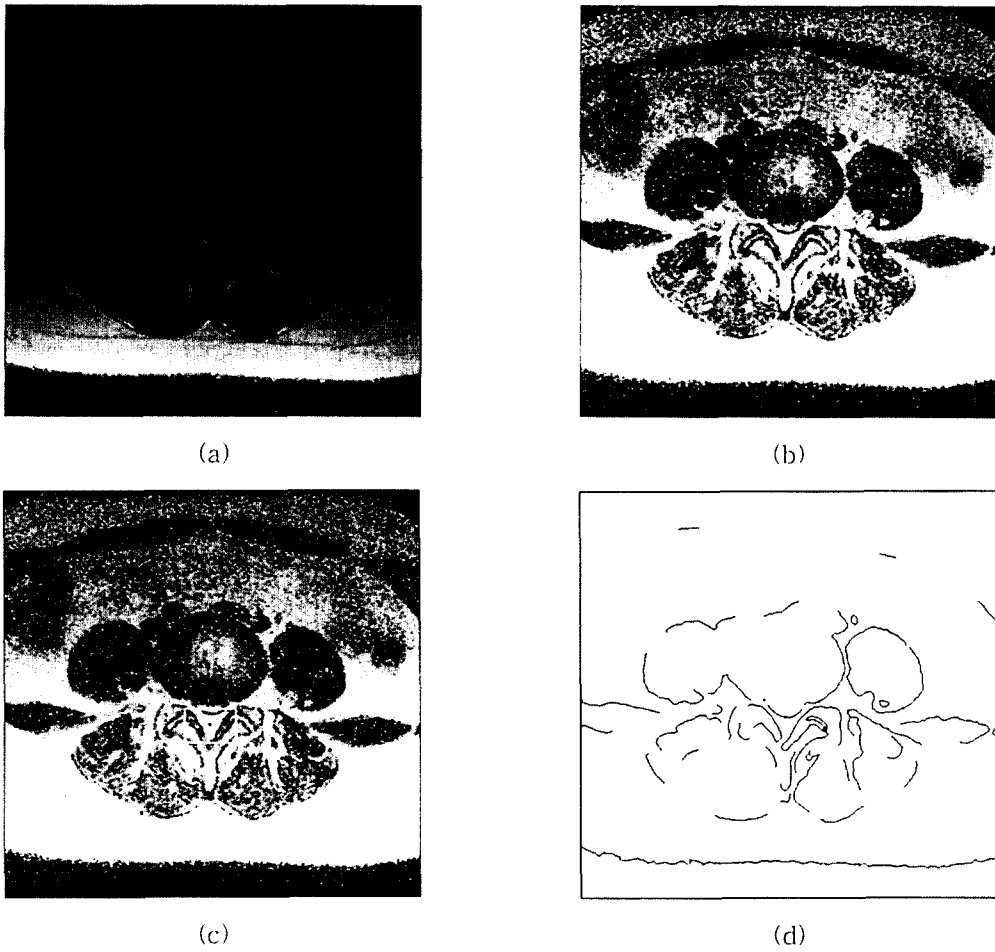


그림 6. 축 단면 척추 자기공명영상

(a) 원 영상 (b) 히스토그램 평준화한 영상 (c) 템플릿 정합으로 찾은 영역 (d) 추출된 에지 영상

Fig. 6. Spine MR images in axial plane

(a) Original image (b) Histogram equalized image (c) Region extracted by template matching (d) Extracted edge image

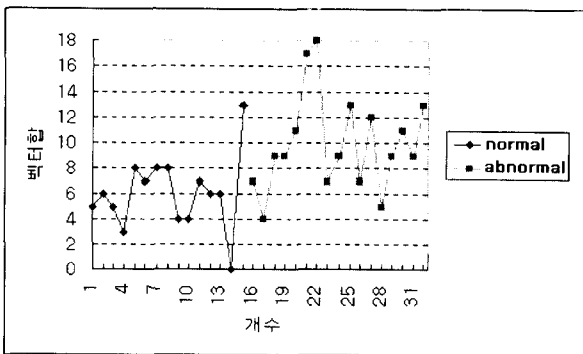


그림 7. 시상 단면 영상의 특징 벡터 성분 합

Fig. 7. Sum of feature vector component in sagittal plane image

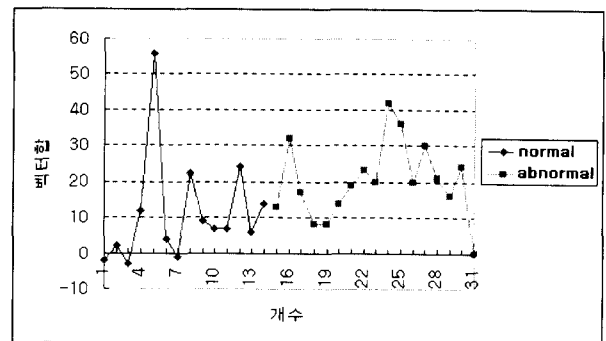


그림 8. 축 단면 영상의 특징 벡터 성분 합

Fig. 8. Sum of feature vector component in axial plane image

표 1. 각 단면 영상에 따른 질환 인식률(바르게 인식된 영상 수/전체 영상 수)

Table 1. Recognition ratio of each slice(Number of slices recognized correctly / Total number of slices)

	정상인 영상	질환 영상	인식률
시상 단면	14 / 15	12 / 17	26 / 32(81.25%)
축 단면	10 / 14	14 / 17	24 / 31(77.42%)
전 체			51 / 63(79.37%)

과 같다. 정상인의 영상보다 질환을 가진 사람의 영상이 대체로 더 높은 값을 가짐을 알 수 있다.

시상 단면 영상의 경우 질환 판별 임계값을 8로 두고, 축 단면 영상에선 임계값을 12로 두었을 때, 각 경우의 질환 인식률과 전체 인식률을 구하면 표 1과 같다. 전체 인식률을 구하면 약 79.37%의 인식률을 가짐을 알 수 있다. 이때의 임계값을 정하는데 있어서 원칙적으로 정상인의 경우 요추체와 디스크의 후방 경계선이 수직으로 일직선 상에 놓여 있어야 한다. 그러나 디스크가 조금 돌출 된 경우는 비록 정상이 아니라도 하지만 환자가 그 증상을 잘 느끼지 못하므로 임상에서와 같이 정상으로 포함시켰다. 그래서 시상 단면 영상의 경우 그 기준을 8화소로 정하였다. 축 단면 영상은 디스크의 모양이 타원형을 이루므로 정상인 경우라고 하더라도 약 10화소 정도의 돌출 정도가 측정된다. 따라서 12화소를 정상과 비정상의 임계값으로 정하였다. 자기 공명 영상은 그 특성상 일반 자연 영상에 비해 잡음이 많고 색 대비가 낮은 영상에 속한다. 따라서 문자인식과 같은 이진 영상을 대상으로 한 경우에 비해 높은 인식률을 얻기는 어려움이 있다. 그러나 본 연구를 통해서 디스크 질환 자동인식의 가능성을 찾을 수 있을 것으로 예상된다.

## 결 론

본 연구에서는 척추 자기공명영상에 대하여 질환 판별 기준이 되는 특징벡터를 추출하고 자동적으로 디스크 질환을 인식하는 방법을 제안하였다. 척추 자기공명영상은 절단면에 따라 시상 단면 영상과 축 단면 영상으로 나누어 진다. 시상 단면 영상에서는 각 부위에 해당하는 영역의 동질성을 이용하여 디스크 부분을 추출한 후 영역 레이블링 과정을 통해 전체적인 크기와 돌출 정도를 구해서 질환을 나타내는 특징으로 이용하였다. 축 단면 영상에서는 템플릿 정합을 이용하여 디스크 영역을 찾고 질환 영역을 추출하였다. 각 단면의 질환 영역 특징 벡터 추출한 후, 추출된 특징 벡터를 이용함으로써 디스크 질환을 판단하였다. 이 과정에서 얻어낸 특징벡터들은 유사한 질환을 가진 환자의 영상을 찾기 위한 의료 영상 데이터 베이스에 사용될 수 있으며, 많은 양의 영상에서 질환이 나타나 있는 것을 일차적으로 선별하여 전문의에게 제공하는 데 이용될 수 있을 것으로 예상된다.

앞으로의 연구 방향은 먼저 영상 분할 방법을 개선하여 디스크 영역을 더욱 정확하게 추출할 수 있는 알고리즘을 개발하는 것이다. 다음으로 부골형성 질환의 경우에 나타나는, 디스크의 일부가 떨어져 나간 영역을 고려한 인식방법이 필요하다. 또한 시상 단면 영상에서 얻은 수치와 축 단면 영상에서 얻은 수치를 종합해서 새로운 판단 기준을 만든다면 더 나은 인식률을 보일 것으로 예상된다.

## 참 고 문 헌

1. Thomas K. F. Foo, Nancy S. Grigsby, James D. Mitchell, and Beth E. Slayman, "SNORE: Spike Noise Removal and Detection", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 13, No. 1, March, pp. 133-137, 1994.
2. S. V. Raman, S. Sarker, and K. L. Boyer, "Tissue Boundary Refinement in Magnetic Resonance Images Using Contour-Based Scale Space Matching", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 10, No. 2, June, pp. 109-121, 1991.
3. C. Tsai, B.S. Manjunath and R. Jagadeesan, "Automated segmentation of brain MR images", Pattern Recognition, Vol. 28, No. 12, March, pp. 1825-1837, 1995.
4. Micheline Kamber, Rajjan Shinghal, Louis Collins, and etc "Model based 3-D Segmentation of Multiple Sclerosis Lesion in Magnetic Resonance Brain Image", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 14, No. 3, September, pp. 442-453, 1995.
5. Arvid Lundervold, and Geir Storvik, "Segmentation of Brain Parenchyma and Cerebrospinal Fluid in Multispectral Magnetic Resonance Images", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 14, No. 2, June, pp. 339-349, 1995.
6. Ardeshir Goshtasby and David A. Truner, "Segmentation of Cardiac Cine MR Images for Extraction of Right and Left Ventricular Chambers", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 14, No. 1, March, pp. 56-64, 1995.
7. Surendra Ranganath, "Contour Extraction from Cardiac MRI Studies Using Snakes", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 14, No. 2, June 1995.
8. Luc Vincent and Pierre Soille, "Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations", IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 13, No. 6, June, pp 583-589, 1991.
9. M.R. Kikinis, "Routine quantitative analysis of brain and cerebrospinal fluid spaces with MR imaging", J. MRI 2, pp. 619-629, 1992
10. Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, Digital



- Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
11. Robert M. Haralick and Linda G. Shapiro, "Survey, image segmentation techniques", Computer Vision and Graphics Image Processing, 29, 100-132, 1985.
  12. Y. S. Chen and W. H. Hsu, "A modified fast parallel algorithm for thinning digital patterns", Pattern Recognition Letters, vol. 7, no. 2, February, pp 99-106, 1988.
  13. Jean-Philippe Thiran, "Morphological Feature Extraction for the Classification of Digital Images of Cancerous Tissues", IEEE Trans. on Biomedical Engineering, Vol. 43, No. 10, October, pp 1011-1019, 1996.
  14. Honyi Li, Ludi Deklerck and etc, "Object Recognition in Brain CT Scans: Knowledge-Based Fusion of Data form Multiple Feature Extractors", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 14, No. 2, June, pp. 219-229. 1995.
  15. E.J. Delp and C.H. Chu, "Detecting edge segments", IEEE Trans. on Sys. Man and Cybern., vol. SMC-15, pp. 144-152, Jan./Feb. 1985.
  16. C. Choi, S.M. Lee, N.C. Kim, and H. son, "Image segmentation and coding using edge tracing", J. KITE, vol. 26, pp. 105-112, Mar. 1989.