

뇌 자기공명영상의 분할 및 대칭성을 이용한 자동적인 병변인식

윤옥경*·곽동민*·김현순*·오상근*·이성기**·박길흠*

경북대학교 전자공학과*
(1998년 12월 14일 접수, 1999년 4월 8일 채택)

Segmentation of MR Brain Image and Automatic Lesion Detection using Symmetry

O.K. Yoon*, D.M. Kwak*, H.S. Kim*, S.K. O*, S.K. Lee**, K.H. Park*

*Dept. of Electronics, Kyungpook National University

**Dept. of Computer Science, Kyungpook National University

(Received December 14, 1998, Accepted April 8, 1999)

요 약 : 자기공명영상은 다른 의료영상에 비해서 보다 정확한 해부학적인 진단 정보를 제공해 주므로 널리 이용되고 있다. 본 논문에서는 이차원 축단면 뇌 자기공명영상을 분할하는 자동화 알고리즘과 병변에 의해서 손상된 슬라이스를 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 영상분할 과정은 두단계로 구성되어 있는데, 첫 단계에서는 이진화와 형태학적 연산을 이용하여 대뇌영역을 추출하고, 둘째 단계에서는 FCM(Fuzzy C-means)알고리즘을 이용하여 추출된 대뇌 내부의 각 조직을 분할하였다. FCM알고리즘은 분할하는 조직의 수가 증가할수록 급격하게 많은 실행시간을 요구하므로 제안하는 두단계 영상분할 과정을 통하여 실행시간을 향상시켰다. 병변 인식은 해부학적지식과 패턴매칭을 이용하였다.

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 segments and detects lesion for 2 dimensional axial MR brain images automatically. Image segmentation process consists of 2 stages. First stage extracts cerebrum region using thresholding and morphology. In the second stage, white matter, gray matter and cerebrospinal fluid in the cerebrum are extracted using FCM. We could improve processing time as removing uninterested region. Finally symmetry measure and anatomical knowledge are used to detect lesion.

Key words : MR image segmentation, lesion detection, FCM, pattern matching

서 론

자기공명(magnetic resonance) 영상은 X선 영상, 초음파 영상 및 컴퓨터 단층촬영(computed tomography) 영상등의 다른 의료영상에 비하여 환자에 대한 보다 정확한 해부학적인 진단 정보를 제공한다. 그러므로 다른 의료영상을 이용할 경우 발견하기 어려운 뇌종양, 심장 질환 및 척추 디스크질환들의 진단 뿐만 아니라 기타 다른 질환의 해부학적인 상태를 판단하기 위

하여 널리 이용되고 있다. 이러한 MR 영상의 다양한 조직별 영상분할과 인식 기술은 MR 데이터 분석 자체에 있어서도 중요한 의미를 가지며 의료 영상 압축, 영상 데이터의 3차원 재구성, 의료 진단을 위한 특정 조직의 정량적인 정보를 제공하기 위한 기초가 되므로 양질의 진단 정보를 제공하는데 도움을 줄 수 있다는 관점에서 중요한 연구 주제로 부각되고 있다[1-4].

자기공명영상은 절단하는 단면에 따라, 영상 획득시의 신호의 가중치에 따라 서로 다른 영상이 얻어진다. 각 방법에 따라 수십장의 영상이 얻어지므로 한 환자에 대해서 수 백장이상의 영상에 대한 분석이 이루어져야한다. 이와같은 방대한 데이터량 때문에 자기공명 영상분할 및 인식에 대한 자동화된 시스템의 개발이 필연적이다. 그러나 자기공명 영상은 다음과 같은 특성을 가지

본 연구는 과학재단 특정연구(과제번호:97-01-02-01-01-3) 지원에 의해 수행되었음.

통신저자 : 윤옥경, (702-701) 대구광역시 산격동 1370 경북대학교
공과대학 전자전기공학과,
Tel. (053)950-5549, Fax. (053)950-5505

므로 영상처리와 인식에 어려움이 따른다[5]. 첫째, 자기공명영상 자체에서 서로 다른 세포조직간의 밝기정도 구분이 명확하지 않다. 둘째, 각 화소의 명암이 다양한 세포조직들의 밝기가 혼합된 현상이 나타난다. 셋째, 환자들의 진단을 위해서 촬영된 각각의 자기공명 영상들은 전문의의 진단을 용이하게 하기 위해서 색대비, 명암들의 영상조건을 각각 설정하므로 그 조건들이 영상마다 항상 같지 않다. 넷째, 인식에 관련된 연구를 위해서는 관련 신체부위 및 질환에 대한 까다로운 전문 의학 지식이 요구된다.

C. Tsai[6]등은 형태학을 이용하여 영상을 분할하는데 T_1 강조영상, T_2 강조 영상과 양자 밀도 영상을 모두 입력영상으로 이용한다. 대뇌(cerebrum) 영역은 양자밀도 영상을 이용하여 추출하는데, 먼저 문턱값 T_{BG} 를 기준으로 이진화하여 배경을 제거하고, 대뇌 외부의 두개골과 다른 조직은 형태학적 연산을 통해서 제거한 뒤 대뇌영역을 추출한다. 대뇌 내부의 CSF는 T_2 영상의 히스토그램(histogram)에서 상위 10% 부분에서 이진화하여 추출하고, 회색질(gray matter)과 백색질(white matter)은 양자밀도 영상에서 구분 가능한 첨두(peak)가 생기므로 이 두 첨두사이의 골(valley)을 문턱값으로 하여 회색질과 백색질을 분리한다. C. Li[7]등은 영상분할 방법으로 FCM을 이용하는데, 영상을 10개의 클래스로 초과분할(oversegmentation)하여 상위 7개의 클래스를 대뇌영역으로 추출하고 지식에 기반해서 회색질, 백색질과 CSF를 분할하며 규칙(rule)을 적용해서 병변을 판별한다.

최근에는 자기공명영상의 자동화된 분할방법으로 FCM 알고리즘을 이용하거나[7] 신경망을 이용하는 방법[8]이 많이 연구되고 있으며, 정상적인 자기공명영상의 경우 FCM 알고리즘을 이용하는 경우에 더 나은 분할 결과를 보인다[2]. FCM알고리즘은 영상 내에 포함되어 있는 애매함의 영향을 최소화시키고, 잡음에 강한 특성을 가지는 클러스터링 알고리즘으로 영상 처리 분야에서 많이 적용되고 있다. 하지만 영상 내에 포함되어 있는 방대한 양의 데이터와 알고리즘 자체의 순환 특성에 의해서 많은 메모리와 실행시간을 필요로 한다[9,10].

본 논문에서는 FCM알고리즘을 효율적으로 사용함으로써 FCM알고리즘이 가지는 장점을 살리면서 수행시간을 최소화시키기 위한 두단계 영상분할 방법을 제안한다. 먼저 영상분할의 첫 번째 단계에서는 입력영상의 히스토그램에 기반한 이진화와 형태학적 연산(morphological operation), 영역 레이블링 방법을 이용해서 대뇌 영역을 추출해낸다. 두 번째 단계에서는 조직들간의 대조도 차가 작고 경계간의 특성이 애매한 대뇌 내부의 조직들을 FCM알고리즘을 이용하여 분할한다. FCM 알고리즘의 실행시간은 분할하는 조직의 수가 많아질수록 급격하게 늘어나므로 비교적 대조도가 낮은 조직들간의 분할에만 FCM 알고리즘을 적용함으로써 실행시간을 줄이고자 하였다.

병변인식 단계에서는 분할된 조직들과 병변 영역이 가지는 해부학적 특징을 이용하여 다양한 병변 영상에 대해서 실험을 수

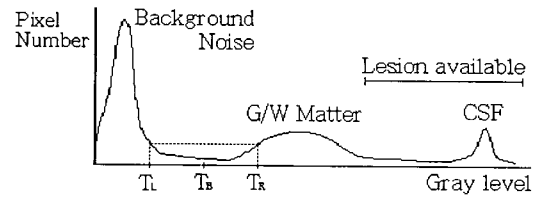


그림 1. T_2 강조영상에서의 히스토그램
Fig. 1. Histogram of axial MR brain image

행한다. 병변인식을 위해서 대칭성(symmetry) 정도를 정량적으로 표현할 수 있는 인자가 필요한데, 본 논문에서는 좌우 화소수와 모멘트 불변, 푸리에 기술자를 이용해서 대칭도를 정의하고 대칭도와 병변이 존재하는 비정상적인 경우를 분류해서 병변인식을 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 영상분할에서는 제안하는 2단계 영상분할 방법에 대해 설명하고, 병변슬라이드의 인식에서는 대칭도를 이용한 병변인식 과정을 설명한다. 실험결과 및 고찰에서는 40명의 입력 영상에 대한 실험결과를 보이고, 마지막으로 결론을 맺는다.

영상 분할

1. 대뇌 영역의 추출

뇌 자기공명 영상중 축단면 T_2 강조영상의 조직별 화소 값 분포는 그림 1과 같다. 회색질과 백색질의 화소값 분포는 단일 모드의 형태로 나타나는데 실제 영상에서도 회색질이 백색질보다 밝게 나타나지만 경계부분이 명확하지 않고 슬라이스의 두께에 의해 경계 부분이 중첩되어 나타나는 부분체적효과(partial volume effect)와 잡음 등으로 인해서 조직간의 경계를 찾는 것이 쉽지 않다. 뿐만 아니라 MR 영상은 영상 획득시 사용자의 개입에 의해서 영상의 대조도가 결정되므로 획득된 영상마다 화소값의 분포가 일정하지 않다. 그러므로 MR 영상의 분할을 위해서는 잡음에 강하고 조직들간의 경계의 애매함을 최소화 할 수 있는 방법이 요구된다.

제안하는 영상분할 알고리즘의 첫 번째 단계에서는 대뇌영역 외부에 존재하는 뼈, 근육, 지방조직과 같은 비관심 영역과 배경잡음을 제거하고, 회색질과 백색질, CSF로 구성된 대뇌 영역을 추출해내는 과정이다. 일반적으로 T_2 강조영상에서 배경잡음은 다른 조직들의 밝기값에 비해서 상당히 어두운 값을 가진다. 그러므로 T_2 입력영상에 대해 히스토그램 상에서 배경잡음과 나머지 조직들을 분리하는 적절한 경계값 T_B 를 기준으로 입력영상의 이진화를 수행한다. 배경잡음에서 기울기가 음이면서 화소수가 주어진 임계치이하가 되는 밝기값을 T_L 로 설정하고 다음에 나타나는 언덕에서 같은 화소수를 가지는 밝기값 T_R 로 설정한다. 배경잡음을 분리하기위한 임계치 T_B 는 T_L 과 T_R 의 중간값

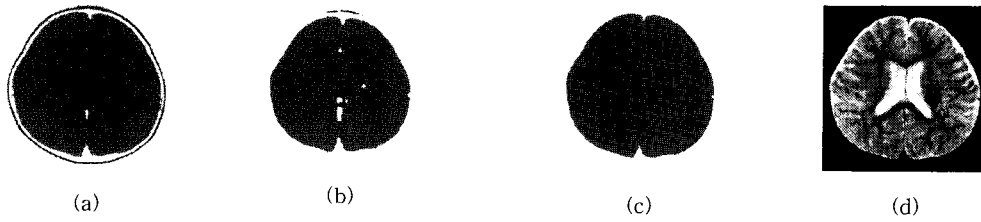


그림 2. 대뇌 영역의 추출 과정 (a) 이진화 영상 (b) 형태학적 수축연산후의 영상 (c) 마스크 영상 (d) 원영상에서 추출된 대뇌 영상
 Fig. 2. The process of extracting cerebrum region (a) binary image (b) morphologically eroded image (c) mask image (d) extracted cerebrum image

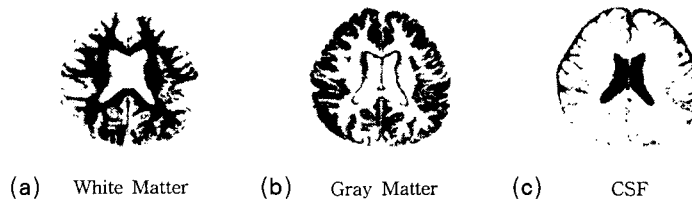


그림 3. FCM알고리즘으로 분할된 클래스 (a) 백색질 (b) 회색질 (c) CSF
 Fig. 3. The segmented classes using FCM algorithm (a) white matter (b) gray matter (c) CSF

로 결정한다.

일반적인 경우에 이진화의 임계치를 결정하는 문제는 쉬운 일이 아니지만 본 논문에서 사용하는 임계치 T_n 는 그 값이 히스토그램 상에서 좌우로 다소 이동되어도 대뇌 영역의 경계 부분에는 영향을 주지 않으므로 입력 영상의 크기에 따라서 적절한 값을 결정하면 된다. 이진화의 결과로 백색질 내부 조직의 일부가 배경잡음에 포함되어 제거될 수 있는데 이는 대뇌 영역 추출 후에 내부 필링 과정을 통해서 복구하게 된다.

배경잡음이 제거된 그림 2(a)와 같은 이진화 영상에 대해서 형태학적 수축(erosion) 연산을 통해서 두개골의 연결을 끊고 (그림 2(b)), 씨드 확산법을 통한 영역 레이블링으로 연결된 화소 영역중 가장 큰 영역을 찾는다. 형태학적 연산에 사용된 구성요소(structuring element)는 $N \times N$ 크기의 정사각형 모양이다. 정수 N 의 크기는 영상의 크기에 따라 적절하게 가변 시키는데 본 논문에서는 512×512 크기의 영상에서 N 의 값은 5로 설정하였다. 찾아낸 영역에 대해서 형태학적 팽창(dilation) 연산을 수행하고 내부를 채워서 그림 2(c)와 같은 형태의 대뇌 마스크영상을 만들어 낸다. 그리고 원영상에 마스크를 씌우고 마스크 영상과 겹쳐진 영역만을 추출해내면 그림 2(d)와 같이 축단면 T_2 영상에서 대뇌 영역이 추출된다.

2. 대뇌 영역의 분할

퍼지 집합 이론(fuzzy set theory)은 패턴 인식에 있어서 정보의 부족함으로부터 야기되는 불확실성을 다루는데 이용된다. 즉, 영상 해석시의 기본적인 개념이 되는 경계 정보나 혹은 영역 사이의 관계등이 명확하게 정의되어질 수 없을 때 퍼지이론

을 사용한다. 궁극적으로 모든 결과는 최소화된 불확실성을 가지게 하는데 있다. 퍼지 클러스터링 알고리즘은 영상 내에 포함되어 있는 애매함과 잡음에 강한 특징을 가진다. 그러나 영상내의 모든 화소가 각각의 클러스터에 대한 소속도 정보를 가지므로 클러스터의 수가 늘어날수록 많은 메모리와 실행시간을 필요로 하는 단점이 있다.

본 논문에서는 FCM알고리즘의 장점을 살리면서 수행시간을 최소로 하기 위해서 비교적 경계의 애매한 특성이 강한 뇌조직의 내부 조직들과 CSF에 대해서만 FCM알고리즘을 적용했다. FCM알고리즘은 클러스터의 중심값과 데이터 사이의 유사도 측정값을 기반으로 소속함수의 반복적 최적화를 통해서 목적함수를 최소화시키는 방법이다[9,10].

대뇌 내부의 회색질, 백색질, 그리고 CSF 영역을 분할하기 위해서 3개의 초기 중심값을 설정한다. 배경잡음과 두개골 조직등과 같은 관심이 없는 조직이 제거된 입력 영상에 대해서 평균값 M 과 표준편차 σ 를 구하고, $M-\sigma/2$, $M+\sigma/2$, $M+\sigma$ 을 각각 초기 중심값으로 이용했다. 분할된 조직들은 후처리 과정을 거치는데 이 과정에서는 분할된 회색질영상과 백색질영상에서 독립적으로 존재하는 영역중 잡음의 영향으로 발생한 미세한 영역을 상대편 영상으로 돌려주게 된다.

병변 슬라이스의 인식

본 논문에서는 분할된 영상과 각 조직이 가지는 형태학적 특징을 이용한 새로운 방법의 인식 알고리즘을 제안한다. 그 과정은 먼저 외측뇌실의 CSF 조직과 병변 영역으로 구성되어 있는

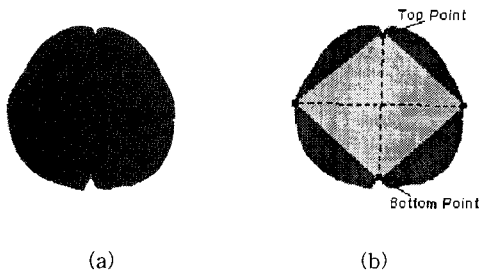


그림 4. 참조점의 설정 (a) 대뇌 마스크 (b) 마름모 마스크
Fig. 4. Location of reference points (a) cerebrum mask (b) diamond mask

병변 슬라이스 인식을 위한 입력 영상을 획득하고 병변 영역의 발생 위치와 CSF의 형태학적 특성에 따라 병변 슬라이스를 인식하게 된다.

입력 영상을 얻기 위해서 마름모 형태의 마스크 영상을 이용하는데 마스크 영상은 영상분할의 첫 번째 단계에서 획득한 대뇌 마스크 영상에서 4개의 참조점을 찾아서 연결함으로써 얻어낸다.

그림 4(a)는 영상분할 단계에서 획득한 대뇌 영역 추출을 위한 대뇌 마스크 영상이다. 이 영상의 상단부와 하단부에서 함몰된 두 개의 끝점을 찾아 두 점을 연결하는 참조선을 긋고 참조선의 중심을 지나면서 참조선과 직교하는 선이 대뇌 영역 마스크(cerebrum mask)의 가장자리와 만나는 또 다른 두 점을 찾는다. 4개의 참조점을 연결하여 획득한 마스크 영상은 그림 4(b)와 같다.

T_2 강조영상에서 조직의 손상이나 종양등의 거의 모든 병변 영역들은 밝은 화소 값을 가지는데 제안한 영상분할을 거치면 대부분 CSF 조직에 포함되며, 일부는 회색질에 포함된다. 먼저 병변 슬라이스 인식을 위한 입력 영상을 얻기 위해서 앞에서 제안한 첫 번째 단계의 분할 과정만을 거친 영상(그림 2(d))을 FCM알고리즘을 이용해서 이진화 문턱값을 찾고 문턱값 이상의 화소 값을 가지는 이진 영상(그림 5(a))을 얻어낸다. 이 영상에는 회색질의 일부 영역과 CSF 영역, 그리고 병변 영역을 포함하게 된다. 회색질과 거미막밑공간(subarachnoid space)에 존재하는 CSF는 영역의 폭이 좁은 해부학적 특성을 가지므로 그림 5(b)와 같은 마스크를 만들고 마스크 외부의 흑화소에 대해서 형태학적 수축연산을 수행하고 영역 레이블링을 통해서 문턱값 이하의 화소수를 가지는 레이블을 제거하면 그림 5(c)와 같은 병변 슬라이스 인식을 위한 입력 영상을 얻어낼 수 있다. 얻어진 입력 영상은 외측뇌실 영역의 CSF와 병변 영역으로 구성되어 있다. 병변 영역의 인식 방법은 크게 두 가지 경우로 나누어서 생각할 수 있는데, 첫번째는 그림 5(c)와 같이 병변 영역이 CSF조직과 분리되어 독립된 영역으로 존재하는 경우로 이 경우에는 영역 간의 위치 정보를 이용해서 병변 영역을 찾아낸다. 두번째는 병변 영역이 외측뇌실 영역상에 존재하거나 혹은 회색

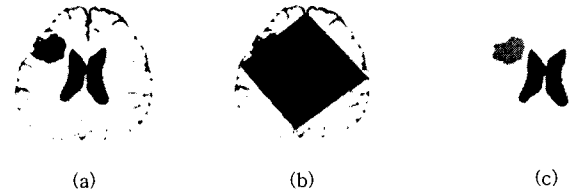


그림 5. 병변 슬라이스 인식을 위한 입력영상 획득 (a) 이진화 영상 (b) 마름모형태의 마스크 영상 (c) 병변 슬라이스 인식을 위한 입력영상

Fig. 5. Acquisition of input image for lesion slice recognition system (a) binary image (b) diamond shaped mask image (c) input image for lesion slice recognition

질이나 백색질에서 생긴 병변 영역이 성장해서 외측뇌실 영역을 침범한 경우이다. 정상의 슬라이스인 경우 외측뇌실 영역에 존재하는 CSF는 그림 5(b)와 같이 마스크의 상단점(top point)과 하단점(bottom point)를 연결하는 선을 중심으로 좌우 대칭성을 가지는데 병변 슬라이스의 경우 대칭성의 파괴가 나타난다. 이러한 대칭성의 파괴 정도를 정량적으로 분석함으로써 두 번째 경우에 대한 병변 슬라이스를 인식할 수 있다.

본 논문에서는 외측뇌실 영역에 존재하는 CSF조직의 대칭성을 정량적으로 표현하기 위해서 좌우의 화소수, 모멘트 불변(moment invariant), 그리고 푸리에 기술자(Fourier descriptor)를 결합한 형태의 대칭도(symmetry measure, S)를 정의한다. 모멘트 불변과 푸리에 디스크립터는 회전이나 이동, 대칭에 대해서 일정한 값을 가지는데 두 가지를 동시에 사용할 경우에 인식의 정확도가 더욱 높아진다[11,12].

대칭도 S 는 다음과 같이 표현된다.

$$S = k_1 \frac{(N_{L,R})_{\min}}{(N_{L,R})_{\max}} + \frac{k_2}{m} \sum_{i=1}^m \frac{(M_{L,R})_{\min}}{(M_{L,R})_{\max}} + \frac{k_3}{m} \sum_{i=1}^m \frac{(F_{L,R})_{\min}}{(F_{L,R})_{\max}}$$

여기서 N 은 화소수, M 은 모멘트 계수 그리고 F 는 푸리에 계수를 의미한다. k 는 각 항에 대한 가중치로 실험을 통해서 k_1, k_2, k_3 를 각각 0.4, 0.3, 0.3으로 두었다. 그리고 m 은 참조하는 계수의 차수를 의미하는데 본 논문에서는 3차 계수까지 이용하였다.

실험을 통해서 대칭도 S 가 임계값과 비교해서 작은 경우에 병변슬라이스로 인식하였다. 본 논문에서 사용된 임계값은 40명의 정상, 비정상 슬라이스에 대한 실험적 수치로 0.7을 이용하였다.

실험 결과 및 고찰

실험 영상은 1.5T(Magnetom Vision Siemens, Erlangen Germany) 시스템으로부터 획득한 512×512 크기의 16비트 다이 콤(digital imaging and communications in medicine,

표 1. 실험영상의 시스템 입력 변수

Table 1. System acquisition parameters of input image

Pulse sequence Type	T ₂ weighted image	Slice	
	TR/TE(ms)	Thickness(mm)	Gap(%)
Spin echo	2200/100	7	0.2%

표 2. 수행 시간 비교

Table 2. Comparison of processing time

Segmentation Method	Average time for segmenting each slices
FCM only	379.8 sec
Proposed Method	95.7 sec

표 3. 조직별 상대 면적비 및 CSF 대칭성 비교

Table 3. Relative area ratio of segmented tissues and comparison of CSF symmetry

CASE	Comparison	Relative area ratio of segmented tissue		Average Symmetry of CSF	Number of slice
		CSF	Brain Parenchyma		
Normal		13.23%	86.77%	0.874	17
Abnormal case 1		14.06%	85.94%	0.865	16
Abnormal case 2		15.92%	84.08%	0.597	7

DICOM) 3.0 영상을 8비트 gray 영상으로 변환하여 사용하였고, 40명의 중간부분 축단면 T₂ 강조영상에 대해서 실험을 하였다. 그 중 병변 슬라이스의 수는 23개로 뇌경색, 뇌종양, CSF 확장증 등의 다양한 병변에 대해서 실험을 수행하였다. 표 1은 영상 획득시의 입력 변수를 나타낸다.

표 2에서는 펜티엄프로 200MHz 시스템에서 GCC 컴파일러를 사용해서 기존의 FCM 알고리즘으로 입력 영상을 5개의 클래스로 분할했을 때의 수행 시간과 동일조건으로 본 논문에서 제안한 두단계 영상분할 방법과의 수행시간을 비교했다. 실험에서 최종적으로 분할되는 클래스는 CSF와 회색질 그리고 백색질이다. 기존의 FCM만을 이용한 영상 분할에서는 배경잡음, 뼈, 연결조직 등의 비관심 영역을 별도의 클래스로 분할해야 하기 때문에 관심을 두는 최종 클래스의 수는 3개이지만 그 이상의 클래스로 분할해야만 관심 영역을 추출할 수 있다. 기존의 연구들에는 FCM 알고리즘으로 영상을 10개의 클래스로 초과분할을 한 후 클래스간의 결합이나, 분리 과정을 수행하는 방법[4]이 있는데 표 2의 FCM만을 이용했을때보다 수십배이상의 계산 시간을 필요로한다.

그리고 표 3에서는 정상과 비정상 슬라이스로 나누어서 조직의 상대 면적비와 CSF영역의 대칭도를 나타내었다. 표 3에서


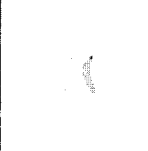
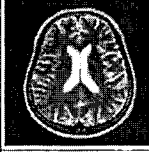





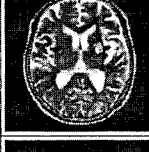
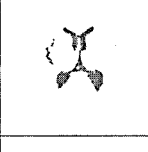

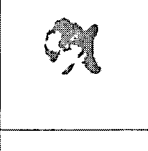

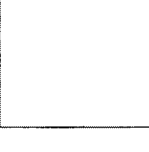
Original T2 image	Input image for lesion recognition	Symmetry(S)	Abnormality
		0.918	Normal slice
		0.881	Normal slice
		0.894	Normal slice
		0.780	Abnormal slice (CASE 1)
		0.901	Abnormal slice (CASE 1)
		0.525	Abnormal slice (CASE 2)
		0.639	Abnormal slice (CASE 2)

그림 6. 정상과 비정상 슬라이스의 예와 각각의 대칭도

Fig. 6. Examples of normal and abnormal slices and its symmetry

병변이 존재하는 영상의 경우 병변 영역이 외측뇌실의 CSF조직 분리되어서 독립된 영역을 가지는 경우(case 1)와 CSF 자체의 병변이나 혹은 병변 영역의 확장으로 CSF조직과 결합되어 있는 경우(case 2)로 구분했다. Case 2에서는 대칭도의 파괴가 심하게 나타남을 결과로부터 알 수 있다. 그림 6은 몇가지 입력 영상으로 부터 병변을 인식한 결과를 나타낸다.

결 론

본 논문에서는 측단면 뇌 자기공명영상에 대한 자동화된 조직별 영상분할과 병변 슬라이스를 인식하는 방법을 제시하였다. 영상분할은 두 단계로 이루어져 있는데 첫 번째 단계에서는 히스토그램에 기반한 이진화와 형태학적 연산, 그리고 영역 레이블링을 이용해서 뇌유조직과 CSF를 추출하고, 추출된 입력 영상을 FCM알고리즘으로 다시 3개의 클래스로 분할함으로써 FCM알고리즘이 가지는 장점을 살리면서 수행 시간을 줄일 수 있었다.

본 논문에서는 분할된 각 조직에 대한 해부학적 지식과 패턴매칭을 결합해서 병변 슬라이스를 인식하였다. 자기공명 영상에서 자동화된 병변 영역 인식에 관한 연구[6,7]는 그 대상이 의료영상이라는 제약성으로 인해서 자기공명 영상 분할에 관한 연구들에 비해서 상대적으로 뒤떨어져있다. 그 이유는 병변 인식의 기준을 객관화하기가 어려울 뿐만 아니라 아무리 높은 인식률을 가지는 알고리즘이라고 하더라도 실제 임상에서 적용되기에는 많은 위험성을 가지게 되기 때문이다. 그러나 방대한 양의 자기공명 데이터에서 병변이 예상되는 슬라이스의 일차적인 선별과 전체 슬라이스에서 병변 예상 영역을 분할함으로써 의료영상 저장 및 전송 시스템에서 효율적인 의료영상 압축을 위한 전 단계로써 활용될 수 있다는 점에서 그 효용 가치가 크다고 할 수 있다. 그리고 이렇게 얻어진 정보는 많은 양의 데이터에서 병변이 예상되는 슬라이스들을 일차적으로 선별해서 전문의에게 제공할 수 있으며, 또한 조직별로 분할된 영상의 정량적 정보들은 데이터 베이스의 입력 정보로 사용되어질 수도 있다. 그리고 향후 제안한 알고리즘을 1~1.5mm 슬라이스 두께의 단일 채널 영상에 적용해서 3차원 볼륨에 대한 정량적 정보를 계산하고, 영상 분할에 기반한 3차원 영상의 재구성에 대한 연구가 수행되어질 수 있다.

본 논문에서 제안한 병변 슬라이스 인식을 위한 알고리즘은 측단면 뇌 자기공명 영상 중에서 측면뇌실에 존재하는 CSF 영역이 대칭적인 형태로 나타나는 중축단면(mid-axial plane) 부근의 슬라이스와 측면뇌실이 나타나지 않는 슬라이스에 적용이 가능하다. 그러나 자기공명 영상은 3차원에 대한 2차원 단면 영상이므로 측면뇌실이 끊어짐이 심하게 발생하는 슬라이스가 존재하게 되는데 이러한 슬라이스에서는 오인식을 할 가능성이 있다. 향후에 전체 슬라이스에 대한 적용을 위해서 3차원 정보를 이용하는 추가 알고리즘에 대한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

1. A. P. Zijdenbos and B. M. Dawant, "Brain Segmentation

and White Matter Lesion Detection in MR Images", Critical reviews in biomedical Eng., Vol. 22, No. 5-6, pp. 401-465, 1994

2. L. P. Clarke, R. P. Velthuizen, M. A. Camacho, J. J. Heine, Vaidyanthan, L. O. Hall, R. W. Thatcher, M. L. Silbiger, "MRI segmentation: Method and application", Magnetic Resonance Imaging, Vol. 13, No. 3, pp. 343-368, 1995

3. Robert M. Haralick and Linda G. Shapiro, "Survey, image segmentation techniques", Computer Vision and Graphics Image Processing, Vol. 29, pp. 100-132, 1985

4. Te-shen Liang and Jeffrey J. Rodriguez, "MR cranial image segmentation and clustering approach", 1996

5. 홍재성, 이성기, 변우목, 박길흠, "척추 자기공명영상에서 특징벡터에 기반한 디스크 질환의 자동인식", 의공학회지, pp. 233-241, 1998

6. C. Tsai, B. S. Manjunath, and R. Jagadesan, "Automated segmentation of brain MR images", Pattern Recognition, Vol. 28, pp. 1825-1837, 1995

7. C. Li, D. B. Goldgof, and L. O. Hall, "Automatic segmentation and tissue labeling of MR brain images", IEEE Trans. medical imaging, Vol. 12(4), 1993

8. M. Ozkan, B. M. Dawant, and R. J. Maciunas, "Neural network based segmentation of multi-modal medical images: A comparative and prospective study", IEEE Trans. Med. Imag., vol. 12 no. 3, pp. 534-544, 1993

9. Robert L. Cannon, Jitendra V. Dave, and James C. Bezdek, "Efficient Implementation of the Fuzzy c-means Algorithm", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. PAMI-8, No. 2, pp. 248-255, 1986

10. Gath and A. B. Geva, "Unsupervised Optimal Fuzzy Clustering", IEEE Trans Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 11, No. 7, pp. 773-781, 1989

11. Babu m. Mehtre, Mohan S. Kankanhalli and wing fun Lee, "Shape measures for content based image retrieval: a comparison", Information Processing & Management, Vol. 33. No.3, pp. 319-337, 1997

12. Guojun Lu, "An approach to image retrieval based on shape", Journal of Information Science, Vol. 23(2), 119-127, 1997