

# 퍼지 클러스터링을 이용한 다중 스펙트럼 자기공명영상의 분할

윤옥경\* · 김현순\* · 박동민\* · 김범수\* · 김동휘\*\* · 변우독\*\*\* · 박길홍\*

경북대학교 전자공학과\*, 대구대학교 컴퓨터정보공학부\*\*, 영남대학교 방사선과\*\*\*

(1999년 10월 22일 접수, 2000년 8월 1일 채택)

## Segmentation of Multispectral MRI Using Fuzzy Clustering

O.K. Yoon<sup>1</sup>, H.S. Kim<sup>1</sup>, D.M. Kwak<sup>1</sup>, B.S. Kim<sup>1</sup>, D.W. Kim<sup>2</sup>, W.M. Pyun<sup>3</sup>, K.H. Park<sup>3</sup>

<sup>\*</sup>Dept. of Electronics, Kyungpook National University

<sup>\*\*</sup>Dept. of Comp. & Inform. Engineering, Taegu University

<sup>\*\*\*</sup>Dept. of Radiology, Yeungnam University

(Received October 22, 1999, Accepted August 1, 2000)

**요약** 본 논문에서는 T1 강조 영상, T2 강조 영상 그리고 PD 영상의 특징을 상호 보완적으로 이용한 자동적인 영상 분할 방법을 제안한다. 제안한 분할 알고리즘은 3단계로 이루어지는데, 첫 단계에서는 PD 영상으로부터 대뇌 마스크를 획득한 후, T1 과 T2, PD의 입력 영상에 대해 마스크를 씌워 각각의 대뇌 영상을 추출하고, 둘째 단계에서는 대뇌 내부 조직에 해당하는 두드러진 클러스터(outstanding cluster)를 3차원 클러스터들 중에서 선택한다. 3차원 클러스터는 최적스케일 영상(optimal scale image)으로 이루어지는 3차원 공간상에서 화소가 밀집된 봉우리들을 교집합해서 생성되는 클러스터로 결정한다. 최적스케일 영상은 각 2차원 히스토그램에 스케일 스페이스 필터링을 적용시키고 그래프(graph) 구조를 검색하여 2차원 히스토그램의 모양을 가장 잘 나타내는 봉우리(peak) 영상을 최적 스케일 영상으로 선택한다. 마지막 단계에서는 앞에서 찾은 두드러진 클러스터의 중심 값을 FCM 알고리즘의 초기중심 값으로 두고, FCM 알고리즘을 이용하여 대뇌 영상을 분할한다. 제안한 분할 알고리즘은 정확한 클러스터의 중심 값을 계산함으로써 초기 값의 영향을 많이 받는 FCM 알고리즘의 단점을 보완하였고 다중 스펙트럼 영상의 특성을 조합하여 분할에 이용함으로써 단일 스펙트럼 영상만을 이용하는 방법보다 향상된 결과를 얻을 수 있었다.

**Abstract** In this paper, an automated segmentation algorithm is proposed for MR brain images using T1-weighted, T2-weighted, and PD images complementarily. The proposed segmentation algorithm is composed of 3 steps. In the first step, cerebrum images are extracted by putting a cerebrum mask upon the three input images. In the second step, outstanding clusters that represent inner tissues of the cerebrum are chosen among 3-dimensional(3D) clusters. 3D clusters are determined by intersecting densely distributed parts of 2D histogram in the 3D space formed with three optimal scale images. Optimal scale image is made up of applying scale space filtering to each 2D histogram and searching graph structure. Optimal scale image best describes the shape of densely distributed parts of pixels in 2D histogram. In the final step, cerebrum images are segmented using FCM algorithm with its initial centroid value as the outstanding clusters centroid value. The proposed segmentation algorithm complements the defect of FCM algorithm, being influenced upon initial centroid, by calculating cluster's centroid accurately. And also can get better segmentation results from the proposed segmentation algorithm with multi spectral analysis than the method of single spectral analysis.

**Key words** Segmentation, MR brain image, FCM, Scale space filtering

### 서 론

자기공명영상(magnetic resonance image, MRI)은 X선 영

상, 초음파 영상 및 컴퓨터 단층촬영(computed tomography, CT) 영상등의 다른 의료영상에 비하여 보다 정확한 해부학적 인 진단 정보를 제공한다.

자기공명영상은 절단하는 단면에 따라, 영상 획득시의 신호의 가중치에 따라 서로 다른 영상이 얻어진다. 각 방법에 따라 수 십장의 영상이 얻어지므로 한 환자에 대해서 수 백장이상의 영상에 대한 분석이 이루어져야한다. 이러한 방대한 데이터 량 때문에 자기공명영상 분할 및 인식에 대한 자동화된 시스

통신저자 윤옥경, (702-701) 대구시 북구 산격동 1370번지 경북대학교 전자공학부  
Tel. (053)940-8849, 8649, Fax. (053)950-5505  
E-mail, yoon@palgong.knu.ac.kr

템의 개발이 필연적이다.

지금까지 제안된 자기공명영상 분할방법은 다중 스펙트럼(multi spectra) 영상의 특성을 상호 보완적으로 이용하기보다는 각 스펙트럼 영상의 특성 그 자체만을 이용하여 분할하였다

C Tsai[1]등은 뇌 자기공명영상을 분할하는데 각 스펙트럼 영상의 특성만을 이용하였다. 대뇌 영역은 PD 영상으로부터 추출하고 대뇌 내부의 뇌척수액(cerebrospinal fluid, CSF)은 T2 강조영상의 히스토그램에서 상위 10% 부분에서 이진화하여 추출하였다. 회색질(gray matter)과 백색질(white matter)은 CSF가 제거된 PD 영상에서 구분 가능한 두개의 봉우리(peak)가 생기므로 두 개의 봉우리 사이의 골(valley)을 문턱값으로 회색질과 백색질을 분리하였다 M. C. Clark[2]등은 지식과 퍼지 클러스터링을 이용하여 뇌 영상을 분할하였다. 그들은 퍼지 클러스터링을 이용하여 T2 강조영상을 10개로 초과 분할하고 하위 3개의 클래스(class)를 배경으로 상위 7개의 클래스를 대뇌 영역으로 나누었다. 상위 7개의 클래스는 지식(knowledge)을 이용하여 CSF와 백색질, 회색질로 분할하였고, 영상의 정상 비정상 여부를 판별하였다 M. C. Clark[3]등은 선행한 연구[2]의 결과로부터 비정상적으로 결정된 슬라이스에 대해 종양의 정확한 부위를 추출하였다. T1 강조영상과 PD 영상에서 종양 부위를 대강 추출하여 2개의 종양영상을 만들고, T1PD의 2차원 히스토그램에서 밀도검사(density screening)를 통하여 세밀하게 종양부위를 추출하였다 이 방법에서는 종양을 추출하는데 T1 강조영상의 특성과 PD영상의 특성이 상호 보완적으로 이용되었다. M. S. Atkins[4] 등은 전 범위의 뇌 영상에 적용되는 자동적인 대뇌 영역 윤곽선 추출방법을 제안하였다. 비 등방성 필터(anisotropic filter)를 이용하여 대략적인 대뇌 영역으로 간주할 수 있는 초기 대뇌 마스크를 생성하고, 스네이크 알고리즘을 이용하여 최종 대뇌 마스크를 생성하고 대뇌 윤곽선을 추출하였다.

본 논문에서는 T1 강조영상과 T2 강조영상, PD 영상의 특성을 상호보완적으로 이용한 자동화된 3단계 영상 분할 방법을 제안하는데, 첫 단계에서는 PD 영상으로부터 대뇌 마스크를 획득한 후, 3개의 입력영상에 대뇌 마스크를 씌워 각각의 대뇌 영상을 추출한다. 둘째 단계에서는 대뇌 내부 조직에 해당하는 두드러진 클러스터를 3차원 클러스터들 중에서 선택한다. 3차원 클러스터는 비슷한 t1과 t2, pd 값을 가지며 T1과 T2, PD를 축으로 하는 3차원 공간 내에서 인접한 지역에 밀집해 있는 화소들의 집합이다 2차원 히스토그램은 3차원 클러스터가 공간상에서 어떻게 분포되어 있는지에 대한 경보를 제공하므로, 3개의 2차원 히스토그램(T1T2, T2PD, PDT1)에서 화소가 밀집된 영역인 봉우리들을 3차원 공간에서 교집합해서 만들어지는 모양으로 3차원 클러스터의 모양을 유추할 수 있다. 2차원 히스토그램의 봉우리부분은 스케일 스페이스 필터링(scale space filtering)과 2차 미분을 이용하여 찾는다 스케일 스페이스 필터링은 스케일 변수를 변화시키면서 필터링 하므로 하나의 2차원 히스토그램에 대해 여러 개의 봉우리 추출영상이 만들어지는데, 이들 중 2차원 히스토그램의 모양을 가장 잘 나타내는 영상을

최적스케일 영상으로 선택한다 3차원 클러스터는 최적 스케일 영상으로 3차원 공간을 형성하고 최적스케일 영상내의 봉우리들을 교집합 했을 때 만들어지는 모든 클러스터들로 결정된다.

FCM알고리즘[5]은 클러스터의 중심 값과 데이터 사이의 유사도 측정을 기반으로 소속함수의 반복적 최적화를 통해서 목적함수를 최소화시키는 방법으로, 데이터가 클러스터에 속하는 소속정도를 퍼지한 값으로 표현하기 때문에 클러스터간 경계에 대한 부분이나 잡음에 강한 특징을 가지므로 영상분할에 많이 이용된다. 마지막 단계에서는 앞에서 찾은 두드러진 클러스터의 중심 값을 FCM 알고리즘의 초기중심 값으로 두고, FCM 알고리즘을 이용하여 대뇌 영상을 분할한다

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 제안하는 클러스터링을 이용한 영상 분할 방법에 대하여 설명하고, 3장에서는 제안한 방법에 의한 분할 결과와 단일 스펙트럼 영상을 분할한 결과를 비교해 보이고, 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

### 영상 분할

#### 1 대뇌 영상의 획득

T1 강조영상과 T2 강조영상의 히스토그램은 배경 모드와 CSF 모드, 회색질과 백색질이 합쳐진 3개의 모드로 표현되는데, 그들의 위치가 서로 다르게 나타난다. PD 영상에서는 배경 모드와 CSF, 회색질과 백색질이 합쳐진 이중 모드로 나타나는데, PD 영상의 이중 모드 특성은 배경 제거와 대뇌 영역의 추출을 용이하게 한다.

본 논문에서는 PD 영상으로부터 대뇌 마스크를 만들고 3개의 입력 영상에 대뇌 마스크를 씌워서 똑같은 모양의 대뇌 영상을 획득한다 대뇌 마스크는 먼저 배경부분을 제거하고 뼈(bone), 근육(muscle), 지방(fat) 등 대뇌 외부의 비 관심 영역을 제거한다. 배경부분의 제거는 반복적 임계치 결정법(Iterative thresholding)[6]을 이용하여 적절한 임계치를 결정하고, 이 값을 기준으로 PD 영상을 이진화 한다. 배경 부분이 제거된 이진화 영상에 형태학적 수축(erosion) 연산을 통해서 두개골의 연결을 끊고 레이블링하여 가장 큰 영역을 찾는다. 배경을

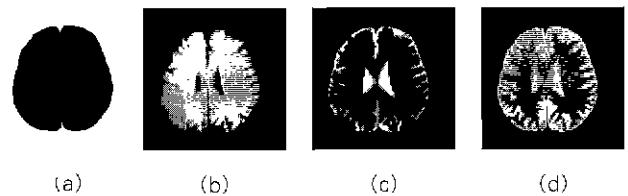


그림 1. 대뇌 마스크 영상과 대뇌 영상들 (a) PD 영상으로부터 얻은 대뇌 마스크영상, (b) T1 강조 영상의 대뇌 영상, (c) T2 강조 영상의 대뇌 영상, 및 (d) PD 영상의 대뇌 영상

Fig. 1. Cerebrum mask image and cerebrum images (a) cerebrum mask image from PD image, (b) cerebrum image from T1-weighted image (c) cerebrum image from T2-weighted image, and (d) cerebrum image from PD image

제거하면서 대뇌 내부에 구멍(hole)이 생길 수 있으므로 찾아낸 영역에 형태학적 팽창(dilation) 연산을 수행한 후, 구멍을 채워서(filling) 그림 1(a)와 같은 형태의 대뇌 마스크를 생성한다. 대뇌 마스크를 3개의 입력 영상에 피워서 겹쳐진 부분만을 추출해내면 그림 1의 (b), (c), (d)와 같은 3개의 대뇌 영상이 만들어진다.

2 대뇌 영역의 분할

T1과 T2, PD 영상의 화소들은 0에서 255사이의 값을 가지고 T1과 T2, PD를 하나의 축으로 이루는 3차원 공간상의 한 점으로 대응된다(그림 2). 대뇌 영상에서 분할하고자하는 영역들은 비슷한 T1과 T2, PD 값을 가지는 화소들의 집합으로 간주할 수 있으며 3차원 공간에서 인접한 지역에 밀집하여 하나의 클러스터를 형성한다. 따라서, 3차원 공간상에서 밀집된 클러스터를 찾아 분리해 내므로써 대뇌 영상을 분할할 수 있다.

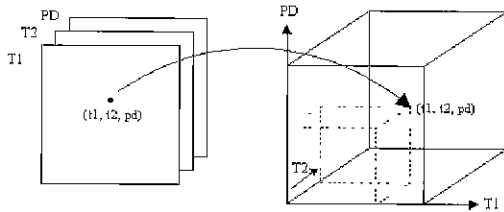


그림 2. 3차원 공간상에 대응되는 대뇌 영상의 화소  
Fig. 2 Pixels in T1-weighted, T2-weighted, and PD image are corresponded to a single point of 3D space

2차원 히스토그램은 3차원 공간상에 분포하는 화소들을 3차원 공간을 이루는 3개의 평면에 투영하였을 때, 평면의 각 지점에서의 화소들의 누적정도를 나타낸 것으로 볼 수 있다. 따라서 2차원 히스토그램에서 봉우리의 위치와 형태를 찾아내다 보면 3차원 클러스터의 위치와 형태 정보를 얻을 수 있다.

1) 스케일 스페이스 필터링

스케일 스페이스 필터링은 1차원 신호나 2차원 영상을 평활화하는 필터의 크기를 연속적인 파라미터로 취급함으로써 스케일의 문제를 표현하는 방법이다. 스케일 스페이스 필터링에서 사용되는 필터는 가우시안(Gaussian) 함수에 스케일 상수  $\tau$ 를 결합한 형태로 스케일 상수의 변화에 따라 필터의 크기가 결정된다. 2차원 신호에 대한 스케일 스페이스 필터링은 다음과 같이 정의된다[7].

$$\begin{aligned}
 F(x, y, \tau) &= f(x, y) * g(x, y, \tau) \\
 &= \int \int_{-\infty}^{\infty} f(u, v) \frac{1}{2\pi\tau^2} \\
 &\quad \exp\left[-\frac{(x-u)^2 + (y-v)^2}{2\tau^2}\right] dudv
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

식 (1)에서  $f(x, y)$ 는 2차원 신호,  $*$ 는 2차원 컨볼루션(convolution),  $g(x, y, \tau)$ 는 2차원 스케일 스페이스 필터(scale

space filter)를 나타낸다.

스케일 스페이스 필터링은 스케일 상수  $\tau$ 가 증가할수록 입력으로 들어오는 2차원 영상의 넓은 지역을 평활화하는 효과가 있다. 일정  $\tau$ 에 대한  $F(x, y, \tau)$ 의 봉우리와 골에 해당하는 곳은  $F(x, y, \tau)$ 를 1차, 2차 미분하였을 때 얻어지는 영 교차점(zero crossing)을 이용하여 찾을 수 있다.  $F(x, y, \tau)$ 의 봉우리와 골은  $F(x, y, \tau)$ 를 1차 미분하였을 때 영 교차점으로 나타나고, 2차 미분하였을 때 봉우리는 음수로, 골은 양수로 나타난다.  $F(x, y, \tau)$ 에 대한 2차 미분은  $f(x, y)$ 에  $g(x, y, \tau)$ 를 2차 미분한 함수인  $\nabla^2 g(x, y, \tau)$ 를 적용함으로써 쉽게 얻을 수 있다[7].

$$\begin{aligned}
 \nabla^2 F(x, y, \tau) &= \nabla^2 \{f(x, y) * g(x, y, \tau)\} \\
 &= f(x, y) * \nabla^2 g(x, y, \tau)
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

$$\begin{aligned}
 \nabla^2 g(x, y, \tau) &= -\frac{\partial^2 g(x, y, \tau)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 g(x, y, \tau)}{\partial y^2} \\
 &= -\frac{1}{\pi\tau^4} \left[ 1 - \frac{x^2 + y^2}{2\tau^2} \right] \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\tau^2}\right]
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

스케일 스페이스 필터링은 스케일 상수  $\tau$ 가 커질수록  $g(x, y, \tau)$ 도 따라 커지기 때문에 하나의 결과 영상을 얻는 데에 상당한 시간이 소요된다. 스케일 스페이스 필터를 두 개의 1차원 필터,  $h_1, h_2$ 로 나누어 적용하면 이러한 문제점을 개선할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \nabla^2 g(x, y, \tau) &= h_1(x)h_2(y) + h_2(x)h_1(y) \\
 h_1(\xi) &= \frac{1}{(2\pi)^{1/2}\tau^2} \left( 1 - \frac{\xi^2}{\tau^2} \right) \exp\left[-\frac{\xi^2}{2\tau^2}\right] \\
 h_2(\xi) &= \frac{1}{(2\pi)^{1/2}\tau^2} \exp\left[-\frac{\xi^2}{2\tau^2}\right]
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

크기가  $N \times N$  인 히스토그램에  $m \times m$  인 2차원 스케일 스페이스 필터를 적용하였을 때 각 화소당 계산하여야 할 곱셈 연산의 횟수는  $m^2$  이지만,  $h_1, h_2$  필터를 적용하였을 때는  $4m$  이 되어 필터가 커질수록 상당한 연산시간을 줄일 수 있다.

2) 봉우리 영상(peak image)

스케일 스페이스 필터를 2차 미분한  $\nabla^2 g(x, y, \tau)$ 를 2차원 히스토그램에 적용하여 얻어진 결과에서 그 결과 값이 음수가 되는 영역은 2차원 히스토그램의 봉우리 부분을 나타낸다. 2차원 히스토그램에 대한 스케일 스페이스 필터링은 스케일 상수  $\tau$ 가 작아질수록 의미 없는 봉우리를 생성하여 봉우리의 개수가 많아지는 반면,  $\tau$ 가 커질수록 두드러진 부분을 제대로 나타내지 못한다. 스케일 상수  $\tau$ 의 값이 40 정도가 되면 필터의 크기가 2차원 히스토그램을 거의 포함하게 되며 생성된 봉우리들도 여러 개의 봉우리들이 합쳐진 형태로 나타나기 때문에 그 이상의 스케일에 대한 스케일 스페이스 필터링은 두드러진 봉우리를 찾는 데는 아무런 영향을 주지 않는다. 따라서 스케

일 상수  $r$ 가 변화할 수 있는 범위의 최대 값을 40으로 설정하고 그 값을 1씩 감소시키면서 11이 될 때까지 필터링을 행한다. 또한  $\nabla^2 g(x, y, r)$ 는  $x$ 와  $y$ 값이 13더 보다 큰 지점에서는 연산결과에 영향을 미치지 않는 아주 작은 값을 가지므로  $\nabla^2 g(x, y, r)$ 를  $-3r$ 에서  $3r$ 사이의 범위에서 계산한다.

본 논문에서는 2차원 히스토그램에 스케일 스페이스 필터링을 적용시켜서 얻어진 영상을 “스케일 스페이스 영상(scale space image)”이라 하고, 스케일 스페이스 영상을 이차 미분시켜 봉우리 부분을 추출한 영상을 “봉우리 영상”이라 한다

**3) 최적스케일의 자동 선택**

“최적스케일 영상”은 2차원 히스토그램의 두드러진 봉우리가 모두 존재하면서 히스토그램의 모양을 가장 잘 나타내는 봉우리 영상을 말하고, 그네의 스케일 상수 값을 “최적스케일”이라 한다 봉우리의 변화는 다음 네 가지 경우 중 하나로 나타난다.

- ① 새로운 봉우리가 생성되는 경우
- ② 하나의 봉우리가 여러 개의 봉우리로 분할되는 경우
- ③ 여러 개의 봉우리가 합쳐져서 새로운 봉우리를 생성하는 경우
- ④ 봉우리의 모양만 변화하는 경우

본 논문에서는 그래프 구조를 이용하여 봉우리의 변화를 표현하고, 그래프 구조를 검색하여 최적 스케일을 결정한다. 봉우리의 정보는 노드로 표현하고, 방향성 에지를 이용하여 인접한 두 봉우리 영상의 봉우리들 사이의 관계를 나타내는데, 각 노드에는 봉우리가 시작되는 스케일 상수 값과 카운터를 두어 해당 봉우리가 얼마만큼의 스케일 범위에서 연속적으로 나타나는가를 기록하여 두드러진 봉우리가 공존하는 스케일의 범위를 결정하는데 이용한다. 본 논문에서는 각 경로에서 가장 오래 존재하는 봉우리를 그 경로의 “두드러진 봉우리”라 하고, 모든 경로의 두드러진 봉우리의 중첩된 스케일 범위를 “가변 범위(variable range)”라 하는데, 2차원 히스토그램의 두드러진 봉우리가 공존하는 마루영상의 스케일 범위가 가변 범위이다 그래프 구조는 먼저 시작노드를 생성하고 스케일 상수 40에 해당하는 봉우리 영상 내에 존재하는 봉우리들에 대한 노드를 생성하고, 스케일 상수 값을 1씩 감소하여 11일 때까지 봉우리의 변화 관계를 검사한다. 봉우리의 변화가 ①, ②, ③에 해당되는 경우는 새로운 노드를 생성하여 새로운 노드가 시작되는 시작 스케일을 기록하고 카운터를 1로 초기화한다 ④의 경우는 카운터만 증가시킨다. 그래프 구조가 완성되면 시작노드에서 종단노드에 이르는 모든 경로를 검색하여 각 경로마다 두드러진 봉우리의 스케일 범위를 찾는다. 새로운 봉우리가 생성되는 경우는 이전단계의 봉우리영상에서는 끝에 해당하던 영역이 스케일의 변화에 따라 봉우리가 된 경우이다. 만약 어떤 경로에 새로 생긴 봉우리 하나만 존재하는데 봉우리로 나타나는 스케일의 범위보다 끝로 나타나는 범위가 크다면 두드러진 봉우리로 간주할 수 없으므로 이 경로에 대해서는 두드러진 봉우리의 스케일 범위를 찾지 않는다. 모든 경로에서 두드러진 봉우리의 스케일 범위를 다 찾은 다음, 각 경로의 스케일의 범위가 중첩되는 범위를 가변 범위로 결정하고, 가

변 범위 중 가장 작은 스케일 상수를 최적스케일로 결정한다.

**4) 3차원 클러스터링**

최적스케일 영상의 봉우리들은 3차원 공간상에 존재하는 클러스터들을 3차원 공간의 각 평면에 투영시킨 모양을 나타낸다고 볼 수 있다. 그러므로 최적스케일 영상의 봉우리들을 교집합하면 원래의 입체 영상에 분포하는 3차원 클러스터의 모양과 비슷한 모양을 얻을 수 있다.

본 논문에서 제안하는 3차원 클러스터링 과정은 두드러진 클러스터를 구하는 과정과 두드러진 클러스터의 중심 값을 3차원으로 확장한 FCM알고리즘의 초기 중심 값으로 설정하여 대뇌영상을 분할하는 과정으로 이루어진다 두드러진 클러스터를 구하는 과정은 최적스케일영상으로 3차원 공간을 형성하고 각 최적스케일 영상의 봉우리들을 교집합해서 생성되는 3차원 클러스터들 중에서 두드러진 클러스터를 선택하는 과정이다. 그 방법은 먼저 최적스케일 영상의 모든 봉우리에 서로 다른 레이블을 할당하고, 대뇌 영상의 모든 화소들의  $t1$ 과  $t2$ ,  $pd$  값을 3차원 공간의 세 평면, 즉 최적스케일 영상에 투영하여 세 개의 레이블 쌍( $L_{t1}$ ,  $L_{t2}$ ,  $L_{pd}$ )을 구하고, 각 레이블 쌍에 속하는 화소 수와 중심 값을 계산한다 각 레이블 쌍은 3차원 클러스터를 대표하므로 이 과정을 거치면 대뇌영상에 포함되어 있는 모든 3차원 클러스터가 찾아지고, 각 클러스터의 화소 수와 중심 값이 구해진다 이들 클러스터의 화소 수를 비교하여 두드러진 클러스터를 찾고 그들의 레이블 쌍과 화소 수, 중심 값을 두드러진 클러스터의 정보로 저장한다 그림 3은 대뇌영상의 한 화소에 대해 그 화소가 속하는 클러스터의 레이블 쌍을 구하는 과정을 보여준다.

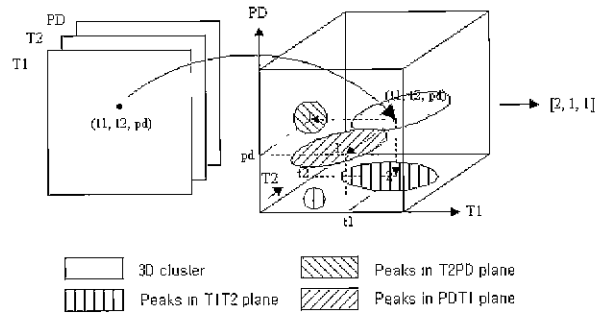


그림 3. 대뇌영상의 화소가 속하는 클러스터의 레이블 쌍을 구하는 과정  
Fig. 3. Acquiring process of the cluster's label pair at each cerebrum pixels

대뇌영상 분할과정은 FCM알고리즘을 3차원으로 확장하여 두드러진 클러스터의 중심 값을 초기 값으로 설정하여 T1과 T2, PD의 대뇌 영상을 분할한다

**실험 결과 및 고찰**

실험 영상은 1.5T(Magnetom Vision Siemens, Erlangen

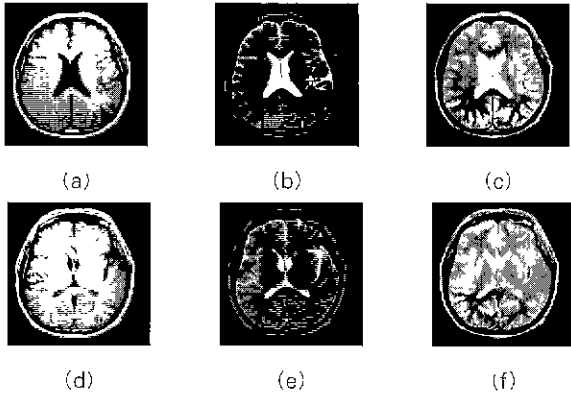


그림 4. 입력 영상들 (a)(b)(c) 입력 영상 1, (d)(e)(f) 입력 영상 2, (a)(d) T1 강조 영상 (b)(e) T2 강조 영상, 및 (c)(f) PD 영상  
 Fig. 4. Input images (a)(b)(c) input image 1, (d)(e)(f) input image 2, (a)(d) T1-weighted image, (b)(e) T2-weighted image, and (c)(f) PD image

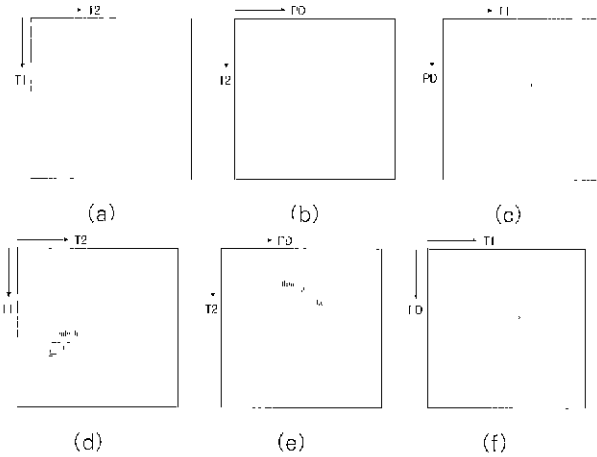


그림 5. 2차원 히스토그램 (a)(d) T1T2 히스토그램, (b)(d) T2PD 히스토그램, 및 (c)(f) PDT1 히스토그램  
 Fig. 5. 2 dimensional histogram (a)(d) T1T2 histogram, (b)(e) T2PD histogram, and (c)(f) PDT1 histogram

Germany) 시스템으로부터 획득한 256 × 256 크기의 16비트 다이콰(digital imaging and communications in medicine, DICOM) 3.0 영상을 8비트 그레이(gray) 영상으로 변환하여 사용하였고, 슬라이스의 두께(thickness)는 7mm 이고 2~3mm의 간격(gap)으로 획득하였다. 실험은 펜티엄 프로 200MHz 시스템에서 Visual C++5.0을 사용하여 이루어졌다. 그림 4는 실험에 사용된 입력 영상의 예를 보인다. 그림 5는 T1 강조 영상과 T2 강조 영상, PD 영상에서 얻어진 2차원 히스토그램이다. 점계 나타날수록 더 많은 화소들이 밀집된 지역임을 나타낸다. 표 1은 그래프 구조를 이용하여 찾아낸 2차원 히스토그램의 가변 범위와 최적 스케일을 나타낸다. 입력 영상 1의 경우에 T1T2의 2차원 히스토그램의 봉우리영상들로부터 만든 그래프 구조에서 모두 10개의 경로가 만들어졌는데 7개의 경로는 존재범위가 짧은 새로운 봉우리에 해당하는 경로로 무시되고 3개의 경로에 의해 찾아진 가변범위가 38-14로 얻어졌고 최적

표 1. 2차원 히스토그램의 가변범위와 최적스케일

Table. 1. Variable range and optimal scale of 2 dimension histogram.

실험 영상	2차원 히스토그램 (T1T2)		2차원 히스토그램 (T2PD)		2차원 히스토그램 (PDT1)	
	가변 범위	최적 스케일	가변 범위	최적 스케일	가변 범위	최적 스케일
1	38-14	14	29-14	14	28-21	21
2	27-11	11	40-11	11	28-14	14

스케일은 가변 범위중 가장 작은 값인 14로 정해졌다. 같은 방법으로 T2PD의 2차원 히스토그램과 PDT1의 2차원 히스토그램 및 입력 영상 2에서 얻은 가변 범위와 최적스케일이 표1과 같다. 그림 6은 최적 스케일 영상을 나타낸다. 그림에서 검게 나타나는 영역이 봉우리영역이다.

그림 7에서는 본 논문에서 제안하는 퍼지 클러스터링에 의한 실험결과와 단일 스펙트럼 영상에서 FCM 알고리즘을 이용하여 분할[8]한 실험결과를 비교해 보이고 있다. 그림 6의 (a)와 (g)는 입력 영상1에서 분할한 맥색질을 나타낸다. (a)는 제안한 방법에 의한 결과이고 (g)는 단일 스펙트럼 영상에 대한 결과인데 (a)가 (g)보다 더 정교하게 분할되었음을 보여주고 회색질과 CSF에서도 제안한 방법에 의한 결과가 더 나은 것을 보여준다. 단일 스펙트럼영상에 의한 분할결과는 회색질 영역이 맥색질 영역에 포함되어 맥색질 영역이 두껍게 나타나고 CSF영역의 경계 부분이 회색질 영역에 포함되어 CSF영역이 얇게 나타나는데 비해, 제안된 방법에 의한 영상 분할 결과는 회색질과 맥색질의 미세한 부분까지 세밀하게 분할되고 CSF영역도 다른 영역에 의해 손상됨이 없이 정확하게 분할되었다.

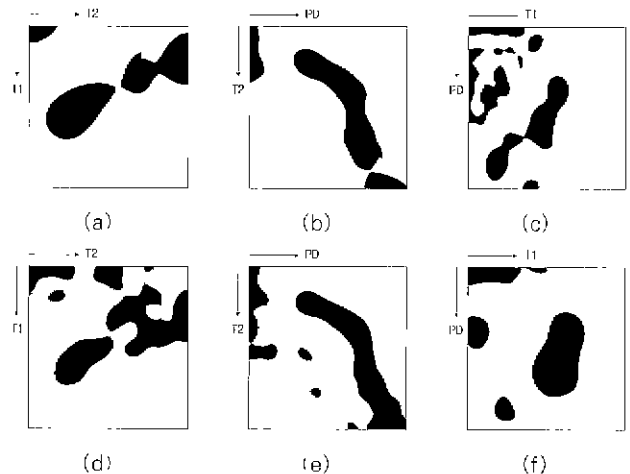


그림 6. 최적스케일 영상 (a)(d) T1T2 최적스케일 영상, (b)(e) T2PD 최적스케일 영상, 및 (c)(f) PDT1 최적스케일 영상  
 Fig. 6. Optimal scale image (a)(d) optimal scale image of T1T2, (b)(e) optimal scale image of T2PD, and (c)(f) optimal scale image of PDT1

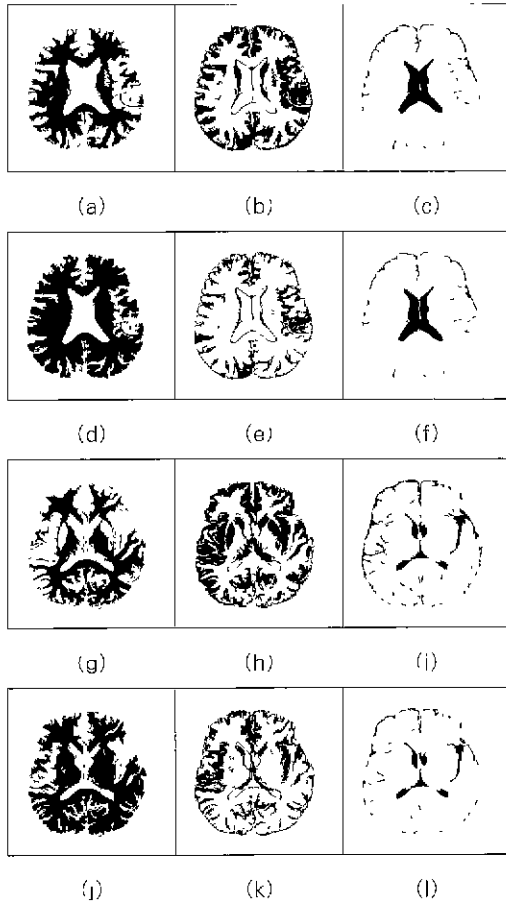


그림 7. 영상 분할 결과 (a)(b)(c)(g)(h)(i) 제안한 영상 분할 방법에 의한 분할 결과, (d)(e)(f)(j)(k)(l) 단일 스펙트럼 영상(T2 강조 영상)에 의한 분할 결과, (a)(d)(g)(j) 백색질, (b)(e)(h)(k) 회색질, 및 (c)(f)(i)(l) CSF

Fig. 7. The segmentation results (a)(b)(c)(g)(h)(i) segmentation results using proposed method, (d)(e)(f)(j)(k)(l) segmentation result using single spectrum image (T2-weighted image), (a)(d)(g)(j) white matter, (b)(e)(h)(k) gray matter, and (c)(f)(i)(l) CSF

## 결 론

본 논문에서는 T1 강조 영상과 T2 강조 영상, PD 영상을 입력 영상으로 한 자동화된 영상 분할 방법을 제시하였다. 제안한 3단계 분할 알고리즘은 먼저 대뇌 마스크를 이용하여 대뇌 영상을 획득하고, 3개의 대뇌 영상으로부터 2차원 히스토그램을 만들어 스케일 스페이스 필터링과 2차 미분을 이용하여 봉우리 영상을 구한다. 봉우리의 변화를 그래프 구조로 표현하고 그래프 구조를 검사하여 최적스케일을 구한 뒤 최적스케일 영상으로 3차원 공간을 형성하여 두드러진 클러스터를 찾아 두드러진 클러스터의 중심 값을 대뇌 영상 분할을 위한 퍼지 클러스터링 알고리즘의 초기 중심 값으로 설정하여 분할하였다. 제안한 알고리즘에 의한 분할 결과는 단일 스펙트럼 영상에 대한 영상 분할의 결과보다 정확한 결과를 얻을 수 있었다.

본 논문은 모든 영상분할 과정을 자동화하였고, 두드러진 클러스터의 정확한 중심 값을 찾아 FCM 알고리즘의 초기 중심 값으로 설정함으로써 초기 중심 값의 영향을 많이 받는 FCM 알고리즘의 단점을 보완하였고, 3차원 클러스터링을 통해 입력 영상의 특징 값들을 조합하여 분할에 이용함으로써 정확한 영상분할 결과를 얻었다는 데 의의가 크다.

의료 영상 분할은 인식을 위한 선행 단계로 의료영상 저장 및 전송 시스템에서의 효율적인 의료영상 압축을 위한 전 단계로써 활용될 수 있다. 또한 조직별로 분할된 영상의 정량적 정보들은 데이터 베이스의 입력 정보로 사용되어질 수도 있다. 향후에는 제안한 분할 알고리즘을 1~1.5mm 슬라이스 두께의 단일 영상에 적용해서 3차원 볼륨에 대한 정량적인 정보를 계산하고, 영상 분할에 기반한 3차원 영상의 재구성에 대한 연구가 수행되어질 수 있다.

## 참 고 문 헌

1. C. Tsai, B. S. Manjunath, and R. Jagadesan, "Automated segmentation of brain MR images", Pattern Recognition, Vol. 28, pp. 1825-1837, 1995
2. M. C. Clark, L. O. Hall, D. B. Goldgof, R. Velthuisen, F. R. Muttagh, and M. S. Silbiger, "Automatic Tumor Segmentation Using Knowledge-Based Techniques," IEEE Trans. Medical Imaging., Vol. 17, No. 2, pp. 187-201, 1998
3. M. C. Clark, L. O. Hall, D. B. Goldgof, L. P. Clarke, M. Silbiger, and C. Li, "MRI Segmentation Using Fuzzy Clustering Techniques. Integrating Knowledge," IEEE Eng. Med. Biol. Mag., Vol. 13, No. 5, pp. 730-742, 1994
4. M. S. Atkins and B. T. Mackiewicz, "Fully Automatic Segmentation of the Brain in MRI," IEEE Trans. Medical Imaging Vol. 17, No. 1, pp. 98-107, 1998
5. R. L. Cannon, J. V. Dave, and J. C. Bezdek, "Efficient Implementation of the Fuzzy c-means Algorithm", IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell., Vol. PAMI-8, No. 2, pp. 248-255, 1986
6. R. E. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley, 1993
7. J. B. Babaud, A. P. Witkin and M. Baudin, "Uniqueness of the Gaussian Kernel for Scale-Space Filtering," IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell., Vol. 8, No. 1, pp. 26-33, 1986
8. 윤옥경, 광동민, 김현순, 오상근, 이성기, 박길흠, "뇌 자기 공명영상의 분할 및 대칭성을 이용한 자동적인 병변 인식", 의공학회지, 20권, 2호, pp. 149-154, 1999