히스토그램에 기반한 다중스펙트럼 뇌 자기공명영상의 분할†

(Segmentation of Multispectral Brain MRI Based on Histogram)

윤옥경*, 김동휘**
(Ock-Kyung Yoon, Dong-Whee Kim)

요 약 본 논문에서는 T1 강조 영상, T2 강조 영상 그리고 PD 영상의 히스토그램 특징을 상호 보완적으로 이용한 영상 분할 방법을 제안한다. 제안한 분할 알고리듬은 3단계로 이루어지는데, 첫 번째 단계에서는 T1과 T2, PD 영상으로부터 각각의 대뇌 영상을 추출하고, 두 번째 단계에서는 대뇌 영상의 히스토그램에서 봉우리 범위를 추출하고, 마지막 단계에서는 클러스터링을 이용하여 대뇌 영상을 분할한다. 본 논문에서는 봉우리 범위에 따른 분할결과와 수행 시간을 비교하고 기존의 분할 방법에 의한 실험 결과와 수행시간을 비교하여 보이는데 제안한 방법의 분할결과가 기존의 방법에 의한 결과보다 더 나은 결과를 보임을 확인할 수 있었다.

핵심주제어 자기공명영상, 분할, 다중스펙트럼, 히스토그램

Abstract In this paper, we propose segmentation algorithm for MR brain images using the histogram of T1-weighted, T2-weighted and PD images. Segmentation algorithm is composed of 3 steps. The first step involves the extractaction of cerebrum images by placing a cerebrum mask over three input images. In the second step, peak ranges are determined from the histogram of the cerebrum image. In the final step, cerebrum images are segmented using coarse to fine clustering technique. We compare the segmentation result and processing time according to peak ranges. Also compare with the other segmentation methods. The proposed algorithm achieved better segmentation results than the other methods.

Key Words : MRI, Segmentation, multispectrum, histogram

1. 서 론

최근 의료 영상기기의 발달과 함께 자기공명영상(magnetic resonance image, MRI), X선 영상, 초음파 영상 및 컴퓨터 단층촬영(computed tomography, CT) 영상등 의료 영상의 종류가 다양해지고 의료 진단 및 치료에서 의료영상이 차지하는 비중이 점점 커지고 있다.자기공명영상은 다른 의료영상에 비하여 보다 정확한 해부학적인 진단 정보를 제공하므로 뇌 질환의 진단 및 치료에 많이 이용된다[1].

자기공명영상은 영상을 획득할 때 신호의 가중치에 따라 T1 강조(T1 weighted) 영상과 T2 강조(T2 weighted) 영상, 양자 밀도(proton densi- ty, PD) 영상 등의 다중 스펙트럼(multispectral)영상이 얻어지는데 다중스펙트럼영상을 분할에 이용하면 보다 정확한 분할결과를 얻을 수 있다.

지금까지 제안된 자기공명영상 분할 방법은 경계선(edge)을 추출하는 방법과 영역(region)을 분할하는

† 이 논문은 2001년도 대구대학교 학술연구비 일부 지원에 의한 논문임.
* 대구대학교 산업기술연구소
** 대구대학교 정보통신공학부 교수

방법으로 나눌 수 있다.

경계선을 추출하는 방법[2]은 자기공명영상 내의 서로 다른 조직간의 경계선을 추출하는 방법으로 잡음에 민감하고 자기공명영상의 다중 스펙트럼 특성을 이용하지 못하는 단점이 있다.

영역을 분할하는 방법[3-6]은 확률을 이용하는 방법과 신경망을 이용하는 방법, 클러스터링을 이용하는 방법으로 나눌 수 있다. 확률을 이용하는 방법[3]은 분할하고자 하는 조직을 확률적으로 모델링하고 최적화 문제의 해를 구함으로서 영상을 분할하는 방법이다. 이 방법은 계산량이 많고 복잡하여 데이터량이 많은 자기공명영상을 다루는데 어려움이 있다. 신경망을 이용하는 방법[4]은 영상의 모든 화소를 신경망으로 모델링하고 학습(learning)을 반복하여 신경망을 안정시킨 후에 영상을 분할한다. 이 방법은 사전에 신경망을 학습시켜야 하는 단점이 있고 모든 화소에 대해서 연산을 수행해야하므로 시간이 많이 걸리고 메모리를 많이 차지하는 단점이 있다. 클러스터링을 이용하는 방법[5,6]은 조직의 특징(feature)이 유사한 화소들끼리 군집화하는 방법으로 자기공명영상의 다중스펙트럼 특성을 분할에 이용할 수 있는 장점이 있다.

C. Tsai[8]등은 뇌 자기공명영상을 분할하는데 다중 스펙트럼 영상의 특성을 각각 따로 이용하였다. PD 영상에서 대뇌영역을 추출하고 뇌척수액(cerebrospinal fluid, CSF)은 T2 강조 영상의 히스토그램에서 상위 10% 부분에서 추출하였다. 회색질(gray matter)과 백색질(white matter)은 PD 영상을 이용하여 분리하였는데 이 방법은 실행시간이 적게 걸리는 반면 결과가 좋지않다.

M. C. Clark[5]등은 FCM 알고리듬을 이용하여 영상을 10개로 초과 분할하고, 분할된 조직을 템플리트를 이용하여 결합시킨다. 이 방법은 다중 스펙트럼 영상을 이용하기는 하지만 필요이상의 수로 분할하기 때문에 시간이 많이 소요되고, 하나의 조직이 두 개의 클래스로 분할되는등 원치 않는 경우가 발생된다.

M. C. Clark[6]등은 선행한 연구 [5]로부터 비정상으로 판별된 영상에 대해 2차원 히스토그램의 밀도검사(density screening)를 통하여 정확한 종양의 부위를 추출하였다. 이 방법은 종양을 추출하는데 T1 강조 영상과 PD영상의 특성만을 이용하였다.

본 논문에서는 다중 스펙트럼 영상의 히스토그램의 특성을 그대로 보존하면서 서로 상호보완적으로 이용하는 3단계 영상 분할 방법을 제안한다. 첫 번째 단계에서는 배경과 대뇌 외부의 두개골과 근육, 지방등과 같은 비관심 영역을 제거한 대뇌 영상을 추출한다. 두 번째 단계에서는 대뇌 영상의 히스토그램을 스무딩하여 봉우리 범위를 추출한다. 자기공명영상의 히스토그램에서는 회색질과 백색질이 봉우리 끝에서 분리되어 나타나므로 스무딩할 때 그 모양이 그대로 보존되도록 스무딩해야 하며 봉우리의 범위 설정에 따라 실행시간이 좌우되므로 적합한 범위가 설정되어야 한다. 만약 스무딩하는 과정에서 봉우리 모양이 하나로 합쳐져 버리면 다음 단계에서 회색질과 백색질을 분할할 수 없으므로 봉우리 모양을 그대로 보존하는 것이 중요하다. 세 번째 단계는 클러스터링 과정으로 대뇌 영상을 대략적으로 분할하는 3차원 클러스터링과 세밀하게 분할하는 퍼지 클러스터링으로 이루어진다. 3차원 클러스터링은 히스토그램의 봉우리 범위를 3차원 공간에서 교집합하여 3차원 클러스터를 만들고 이들 중 대표 클러스터를 결정하는 과정이고, 퍼지 클러스터링은 대표 클러스터에 소속되지 못한 화소들을 FCM 알고리듬을 이용하여 대표 클러스터에 소속시키는 과정이다. FCM 알고리듬의 실행시간은 분할하는 조직의 수와 화소 수가 많아질수록 급격하게 늘어나므로 클러스터에 소속되지 못한 화소들만 FCM 알고리듬에 적용시키면 실행시간이 크게 줄어든다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 영상 분할 방법에 대하여 설명하고 3장에서는 제안한 방법에 의한 실험 결과와 기존의 방법에 의한 결과를 비교해 보이고, 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

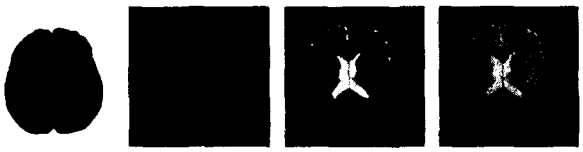
2. 영상 분할

2.1 대뇌 영상의 획득

T1 강조 영상과 T2 강조 영상의 히스토그램에서는 배경과 CSF, 회색질, 백색질이 3개의 봉우리로 나타나고, PD 영상에서는 2개의 봉우리로 나타나므로 PD 영상의 히스토그램을 이용하면 대뇌영역의 추출이 용이하다.

본 논문에서는 PD 영상의 히스토그램을 이용하여 대뇌 마스크를 생성하고, 대뇌 마스크를 다중 스펙트럼 영상에 적용시켜 대뇌 영상을 획득한다. 대뇌 마스크는 임계치를 이용하여 배경부분을 먼저 제거하고 형태학적 연산을 이용하여 두개골, 근육, 지방 등 대

뇌 외부의 비관심 영역을 제거한다. 배경의 제거는 반복적 임계치 결정법(iterative thresholding)[9]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 레이블링(labeling)하여 가장 큰 영역을 찾는다. 배경을 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 씌워서 겹쳐진 부분만을 추출해내면 그림 1의 (b), (c), (d)와 같은 3개의 대뇌 영상이 만들어진다.



(a) (b) (c) (d)

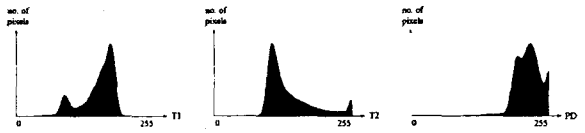
그림 1. 대뇌 마스크 와 대뇌 영상들 (a) 대뇌 마스크, (b) T1, (c) T2, 및 (d) PD 대뇌 영상

2.2 대뇌 영역의 분할

대뇌의 각 조직들은 T1 강조 영상과 T2 강조 영상 및 PD 영상에서 0에서 255사이의 값을 가지는 화소들로 표현되고, T1과 T2, PD를 축으로 이루는 3차원 공간상의 한 점 에 대응된다. $t1$과 $t2$, pd를 각각 T1 강조 영상과 T2 강조 영상, PD 영상에서 화소가 가지는 밝기 값이라 하면,대뇌 영상에서 분할하고자 하는 조직은 비슷한 $t1$과 $t2$, pd값을 가지며 3차원 공간에서 인접한 지역에 밀집하여 하나의 클러스터를 형성하게 된다. 히스토그램은 영상에서 밝기 값의 누적 정도를 나타내므로 다중스펙트럼 대뇌 영상의 봉우리 범위를 3차원 공간에서 교집합하면 실제 클러스터의 위치와 모양을 근사한 육면체 모양의 3차원 클러스터를 만들 수 있다[10].

2.2.1 히스토그램의 봉우리 범위 결정

봉우리 범위를 선택하기 위해서 대뇌 영상의 히스토그램을 만들고 스무딩한다. 대뇌 영상의 히스토그램에서 회색질과 백색질은 서로 다른 모드로 분리되지 않고 하나의 모드를 이루며, 모드의 봉우리에서 분리된다. 히스토그램을 스무딩하는 과정에서 봉우리에서 분리되는 두 부분이 합쳐지지 않게하기 위해서 필터의 크기를 달리하여 2회에 걸쳐 스무딩 처리를 한다. 히스토그램의 스무딩은 평균 필터(average filter)를 이용하였다. 먼저 각 레벨에서 좌우의 3개의 레벨에 대해 평균을 취한 뒤, 2개의 레벨에 대해 평균을 취한다. 만약 스무딩하는 과정에서 봉우리 모양이 하나로 합쳐져 버리면 클러스터링 과정에서 회색질과 백색질을 분할할 수 없으므로 봉우리 모양을 그대로 보존하는 것이 중요하다.



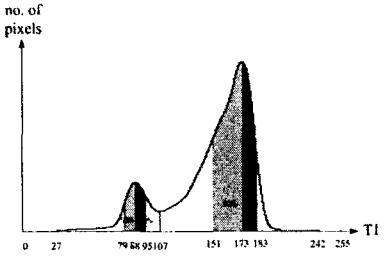
(a) (b) (c)

그림 2. 히스토그램 스무딩 (a) T1과 (b) T2, (c) PD 의 스무딩된 히스토그램

그림 2는 대뇌 영상의 히스토그램을 스무딩한 결과이다. 봉우리는 기울기가 양(+)인 범위와 음(-)인 범위 사이에 존재하고 골은 음인 범위와 양인 범위사이에 존재하므로 1차 미분 값을 이용하여 히스토그램상의 모든 기울기 범위를 찾는다. 미분 값이 양인 범위와 음인 범위가 인접하여 존재하는 곳을 찾아 두 범위가 만나는 지점을 봉우리의 꼭대기로 정하고, 꼭대기에서 좌우로 각 기울기 범위의 50%인 지점을 봉우리의 범위로 결정한다. 히스토그램의 봉우리 범위를 너무 작게 정하면 3차원 공간에서 교집합 했을 때 작은 육면체 모양이 만들어져 그 클러스터에 속하는 화소수가 작아지면서 상대적으로 클러스터에 속하지 않는 화소수가 많아져서 정확도는 증가하나 실행시간이 길어지고, 크게 정하면 실행시간은 줄어드는 반면 큰 육면체가 만들어져 클러스터들의 경계에 존재하는 화소들의 정확도가 떨어지므로 50% 보다 조금 작거나 조금 크게 정하는게 좋다.

그림 3은 봉우리 범위를 찾는 예를 보인다. 1차 미분 값을 이용하여 네 개의 기울기 범위가 찾아지고 기울기가 양인지 음인지가 판별된다. 첫 번째 봉우리는 27에서 107 사이에 존재하는데 기울기가 양인 범위는 27에서 88까지, 음인 범위는 89에서 107까지로 구해지므로 88이 봉우리의 꼭대기가 된다. 양의 범위

의 임계치는 27에서 88사이에 있는 총 화소 수의 50%에 해당하는 밝기 값을 꼭대기에서 왼쪽으로 가면서 찾고, 음의 범위의 임계치는 89에서 107사이에 있는 총 화소 수의 50%에 해당하는 밝기 값을 꼭대기에서 오른쪽으로 가면서 찾는다. 양의 범위와 음의 범위에서 50%씩 선택한 봉우리 범위는 결국 전체 봉우리영역의 50%에 해당한다.



시작점	끝점	임계치	기울기
27	88	79	+
89	107	95	-
108	173	151	+
174	242	183	-

그림 3. 봉우리 범위 선택

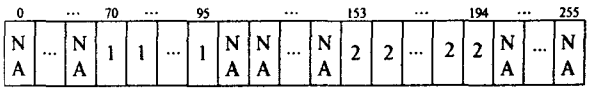
2.2.2 클러스터링

1) 3차원 클러스터링

가) 3차원 클러스터의 생성

3차원 클러스터를 생성하는 과정은 먼저 각 봉우리 범위에 서로 다른 레이블을 할당한다. 레이블을 할당하기 위해서 256개의 배열을 가지는 일차원 배열 세 개를 만들어 봉우리 범위 내에 있는 배열에는 같은 레이블을, 서로 다른 봉우리에는 다른 레이블을 할당한다.

그림 4는 봉우리 범위에 레이블을 할당한 배열 구조이다. 대뇌 영상의 모든 화소들에 대해서 $t1$과 $t2$, pd 값을 세 개의 레이블 배열에 대응시켜 레이블 벡터 $[LT1, LT2, LPD]$를 구한다. 레이블 벡터는 3차원 클러스터를 의미하고, 3차원 클러스터 리스트에 저장된다. 만약, $LT1$과 $LT2$, LPD중에 하나라도 NA(not available)라는 값이 할당되어 있으면 이 레이블 벡터



NA : not available

그림 4. 봉우리 범위를 표현하는 레이블 배열

는 3차원 클러스터가 아니므로 3차원 클러스터 리스트에 저장되지 못한다.

그림 5는 대뇌영상의 화소가 소속되는 레이블 벡터를 구하는 과정을 보여준다. 클러스터에 소속되는 화소들에는 클러스터 리스트로부터 해당되는 클러스터의 번호를 할당시키고 클러스터에 소속되지 못한 화소들에는 *NDCD* (*not decided*)로 표시 해둔다.

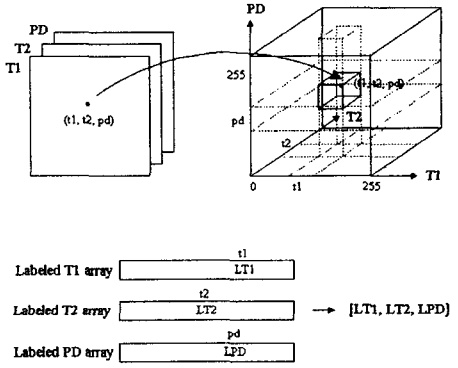


그림 5. 레이블 벡터를 구하는 과정

화소가 소속된 레이블 벡터를 찾는 과정에서 각 클러스터에 소속되는 화소 수와 클러스터의 중심 값이 동시에 구해지기 때문에 이 과정을 거치고 나면 대뇌 영상 내에 존재하는 크고 작은 3차원 클러스터가 모두 구해지고 각 클러스터의 정보도 같이 구해진다.

나) 대표 클러스터의 생성

3차원 클러스터들 중에는 대뇌 조직에 해당하는 클러스터도 있고, 크기가 작은 무의미한 클러스터도 있다. 3차원 클러스터들 중에서 대뇌 조직에 해당하는 클러스터들을 대표 클러스터라 하고 3차원 클러스터들의 화소 수를 비교하여 화소 수가 많은 클러스터를 대표 클러스터로 결정한다. 본 논문에서는 500개 이상의 화소 수를 가지는 클러스터를 대표 클러스터로 정하였다.

대표 클러스터들도 대표 클러스터 리스트를 만들어

3차원 클러스터에 소속된 화소들 중에서 대표 클러스터에 소속되는 화소들을 찾아 대표 클러스터의 번호를 붙이고 3차원 클러스터에 소속된 화소들 중에서 대표 클러스터에 소속되지 못한 화소들에는 *NDCD*라는 표시를 한다.

대표 클러스터는 3차원 클러스터 중에서 선택되기 때문에 대표 클러스터의 화소 수와 클러스터의 중심 값은 3차원 클러스터에서 구한 값을 그대로 복사하여 사용한다.

2) 퍼지 클러스터링

FCM 알고리듬은 클러스터의 중심값과 데이터 사이의 유사도 측정을 기반으로 소속함수의 반복적 최적화를 통해서 목적함수를 최소화시키는 방향으로 진행된다[7]. 퍼지 클러스터링에서는 3차원 클러스터링에서 대표 클러스터에 소속되지 못하고 로 표시된 화소들을 FCM알고리듬으로 분할한다. FCM 알고리듬의 초기 중심 값은 대표 클러스터의 중심 값으로 초기화한다.

본 논문에서 수행하는 3차원 FCM 알고리듬의 수행과정은 다음과 같다.

① 클러스터 중심 값 v_i를 3차원 클러스터의 중심 값으로 초기화한다.

② 소속함수 $U^{(0)}$를 계산한다. $U=\{u_{ik}\}$

$$u_{ik}=\frac{1}{\sum_{j=1}^{c}\left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}}\right)^{2/(m-1)}} \quad (1)$$

d_{ik}는 k번째 화소와 i번째 클러스터간의 거리를 나타내는 값으로 식2와 같다.

$$d_{ik}=\|x_k-v_i\|=\sqrt{\sum_{l=0}^{2}\left(x_{k_l}-v_{i_l}\right)^2},\ l=0,1,2 \quad (2)$$

여기서, x_{k_l}은 k번째 화소의 l번째 입력 영상의 값이고, v_{i_l}은 i번째 클러스터의 l번째 입력 영상에 대한 중심 값이다.

③ b번째 순환(iteration) 시작지점, $b=0,1,2,..$

④ i번째 클러스터의 중심값 $\{v_i^{(b)}\}$를 계산한다.

$$v_{l_i}=\frac{\sum_{k=1}^{n}(u_{ik})^m x_{k_l}}{\sum_{k=1}^{n}(u_{ik})^m} \quad (3)$$

⑤ 새로운 중심 값에 대해 모든 데이터의 소속함수 $U^{(b+1)}$를 구한다.

(a) I_k와 T_k를 구한다.

$$I_k=\{i|i\le i\le c,\ d_{ik}=\|x_k-v_i\|=0\} \quad (4)$$

$$T_k=\{1,2,\ldots,c\}-I_k \quad (5)$$

(b) 모든 데이터에 대해서 새로운 소속함수를 구한다.

(i) 만약 $I_k=\emptyset$ 이면,

$$u_{ik}=\frac{1}{\sum_{j=1}^{c}\left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}}\right)^{2/(m-1)}} \quad (6)$$

(ii) 그렇지 않으면,

$$u_{ik}=0\ \forall i\in T_k,\ \text{and}\ \sum_{i\in I_k}u_{ik}=1 \quad (7)$$

⑥ $U^{(b)}$와 $U^{(b+1)}$을 비교한다.

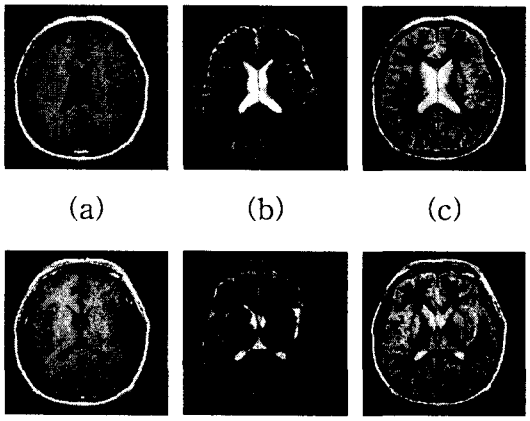
만약, $\|U^{(b)}-U^{(b+1)}\|<\varepsilon$이면 멈추고, 그렇지 않으면 b를 1증가시키고 4)로 돌아간다. 여기서 ε은 멈춤 조건으로 0과 1 사이의 작은 값을 가지는데 보통 0에 가까운 값을 가지도록 설정한다.

3. 실험 결과 및 고찰

실험 영상은 1.5T(Magnetom Vision Simens, Eralngen Germany) 시스템으로부터 획득한 512x512 크기의 16비트 다이콤(digital imaging and communications in medicine, DICOM) 3.0 영상을 8비트 그레이(gray) 영상으로 변환하여 사용하였고, 슬라이스의 두께(thickness)는 7 mm 이고 2~3 mm 의 간격(gap)으로 획득하였다. 실험은 펜티엄III 1GHz 시스템에서 Visual C++ 6.0을 사용하여 구현하였다. 실험에서 사용한 T1 강조 영상은 스핀 에코 펄스 시퀀스를 이용하여 획득한 영상으로 TR/TE이 500/14 ms 이고, T2 강조 영상과 PD 영상은 빠른 스핀 에코와 다중 스핀 에코를 이용하여 획득한 영상으로 T2 강조 영상은 TR/TE이 3600/102 ms 이고, PD 영상은 TR/TE이 3600/17 ms

이다.

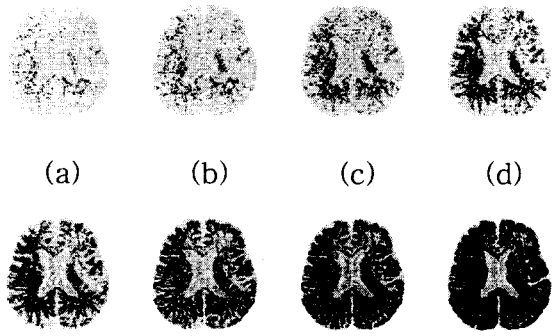
그림 6은 자기공명영상 분할 실험에 사용된 두 가지 입력 영상의 예를 보인다. 그림 7은 그림 6에 보이는 영상 1에 대해서 봉우리 범위를 20%에서 90%까지



(a) (b) (c)

(d) (e) (f)

그림 6. 입력 영상 (a),(b),(c) 영상 1, (d),(e),(f) 영상2



(a) (b) (c) (d)

(e) (f) (g) (h)

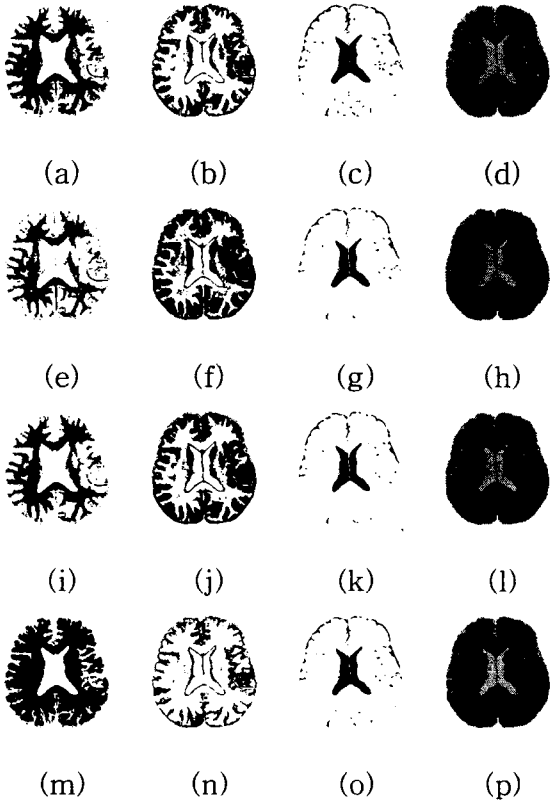
그림 7. 봉우리 범위에 따른 3차원 클러스터링 결과 (a) 20%, (b) 30%, (c) 40%, (d) 50%, (e) 60%, (f) 70%, (g) 80%, (h) 90% 일 때

(a) (b) (c) (d)

(e) (f) (g) (h)

그림 8. 봉우리 범위의 변화에 따른 퍼지 클러스터링 결과 (a) 20%, (b) 30%, (c) 40%, (d) 50%, (e) 60%, (f) 70%, (g) 80%, (h) 90% 일 때

변화시키면서 3차원 클러스터링을수행한 결과이다. 봉우리 범위가 넓어질수록 클러스터에 소속되는 화소수가 증가함을 알 수 있다. 그림 8은 봉우리 범위를 20%에서 90%까지 변화시키면서 수행한 퍼지 클러스터링의 결과를 보인다. 봉우리 범위가 변화함에 따라 결과가 큰 차이는 없지만 봉우리 범위가 넓어질수록 회색질과 백색질의 경계 부분이 선명도가 떨어



(a) (b) (c) (d)

(e) (f) (g) (h)

(i) (j) (k) (l)

(m) (n) (o) (p)

그림 9. 영상분할 결과(영상 1) (a),(b),(c),(d) 제안한 방법의 결과와 (e),(f),(g),(h) Tsai 방법, (i),(j),(k),(l) Clark 방법, (m),(n),(o),(p) 단일 스펙트럼 영상의 결과

진다. 이는 봉우리의 범위를 넓게 선택함으로 클러스터와 클러스터 사이에 존재하는 화소들이 속할 클러스터가 3차원 클러스터링에서 미리 정해지기 때문이다. 기존의 여러 가지 의료 영상 분할 방법을 제안하는 논문에서는 분할 결과를 전문의의 분할 결과와 비교를 하는 경우가 많다. 그러나 영상처리에서 사용하는 다른 영상들과 달리 의료영상의 경우는 분할결과를 평가하는 특별한 가늠자(measure)가 없고 전문의의 수 작업에 의한 조직 분할의 결과와 비교가 가능하지만, 수 작업에 의한 분할의 결과도 수 작업을 할 때마다 그 결과가 다르게 나오므로 영상 분할 결과를

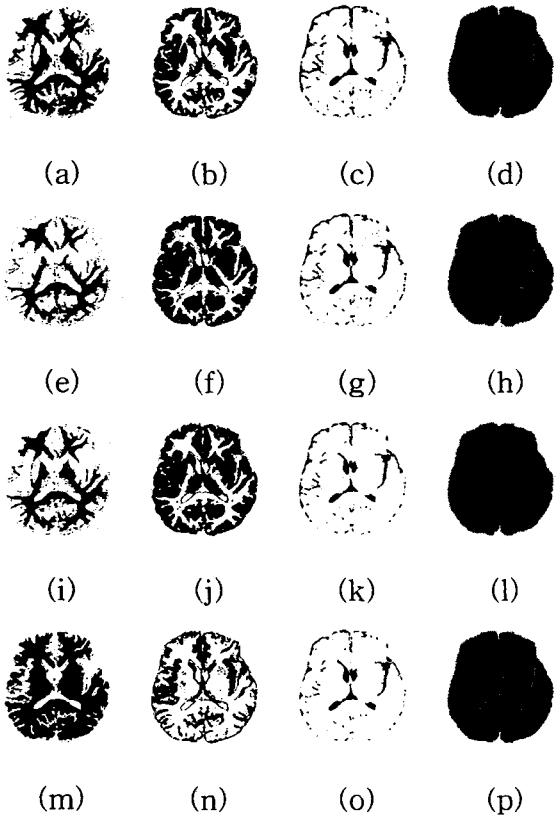


그림 10. 영상분할 결과(영상 2) (a),(b),(c),(d) 제안한 방법의 결과와 (e),(f),(g),(h) Tsai 방법, (i),(j),(k),(l) Clark 방법, (m),(n),(o),(p) 단일 스펙트럼 영상의 결과

평가하는 기준으로 삼기에는 부적합하다. 본 논문에서는 제안하는 영상 분할 방법을 기존의 영상 분할 방법들에 의한 결과와 비교하고자 한다.

그림 9와 10은 그림 6에 보이는 두 가지 입력 영상에 대해서 본 논문에서 제안한 영상 방법에 의한 결과와 서론에서 설명한 Tsai의 방법에 의한 결과, Clark의 방법에 의한 결과, 단일 스펙트럼 영상을 이용한 방법[13]에 의한 결과를 서로 비교하여 보인다.

그림 9와 10에서 (a)-(d)는 제안한 분할에 의한 결과이고 (e)-(h)는 Tsai의 방법, (i)-(l)은 Clark의 방법, (m)-(p)는 단일 영상을 이용한 방법의 결과이다. (a),(e),(i),(m)은 각 방법에서 백색질로 분할된 결과이고 (b),(f),(j), (n)은 회색질, (c),(g),(k),(o)는 CSF로 분할된 결과이며 (d),(h),(l),(p)는 분할된 영상에 서로 다른 그레이 값을 할당하여 분할된 결과를 하나의 영상으로 나타낸 것이다. CSF 조직의 분할 결과는 네 가지 방법 모두에서 비슷한 결과를 보이나, 회색질과 백색질의 분할 결과는 현저한 차이가 난다. Tsai와 Clark의 방법에서는 회색질과 백색질을 분할한 결과가 비슷하게 나오는데 Clark의 방법이 Tsai의 방법보다 백색질의 분할 결과가 보다 선명하고 정확하지만 백색질의 일부분이 회색질에 포함되어 분할된다. 단일 스펙트럼 영상만을 이용한 분할 결과에서는 하나의 영상만을 이용하므로 회색질의 상당 부분이 백색질에 포함되어 나타난다. 그러나 제안한 분할방법에 의한 결과에서는 백색질과 회색질의 분할이 정교하게 되었음을 알 수 있다.

표 1은 봉우리 범위를 가변 시키면서 수행했을 때의 수행시간을 비교한 표이다. 봉우리 범위가 넓어질수록 3차원 클러스터링에서 분할되는 화소 수가 증가하므로 퍼지 클러스터링에서 분할된 화소 수가 줄어들어 전체 수행시간이 줄어든다. 표 2에서는 네 가지 방법으로 분할하였을 때 걸리는 시간을 나타낸다. Tsai 방법의 수행시간이 가장 적게 나타나는데 Tsai의 방법은 FCM 알고리듬을 이용하지 않고 단순히 임계치를 이용하여 조직을 분할하기 때문이다. 나머지 방법들은

표 1. 봉우리 범위에 따른 수행시간 비교

	수행 시간
20 %	4.84 sec
30 %	4.73 sec
40 %	4.34 sec
50 %	4.12 sec
60 %	4.06 sec
70 %	3.62 sec
80 %	2.97 sec
90 %	2.47 sec

모두 FCM 알고리듬을 이용하는 방법인데 제안하는 방법의 수행시간이 이들 중에서 가장 적게 소요된다.

표 2. 기존의 방법과 수행시간 비교

분할 방법	수행 시간
제안한 방법	3.76 sec
Tsai 방법	0.17 sec
Clark 방법	231.71 sec
단일 영상 방법	13.38 sec

4. 결 론

본 논문에서는 T1 강조 영상과 T2 강조 영상, PD 영상의 히스토그램 특성을 그대로 보존하며 서로 상호 보완적으로 이용하는 3단계 영상 분할 방법을 제안하였다. 첫 번째 단계에서는 대뇌 영상을 획득하고, 두 번째 단계에서는 자기공명영상의 히스토그램에서 회색질과 백색질이 봉우리 끝에서 분리되는 모양을 그대로 보존하도록 크기 가 다른 평균 필터를 두 번으로 나누어 스무딩 하고 봉우리 범위를 구했다. 세 번째 단계에서는 대뇌 영상을 대략적으로 분할한 뒤, FCM을 이용하여 나머지 화소들을 다시 세밀하게 분할하여 실행시간이 많이 소요되는 FCM의 단점을 보완하였다.

본 논문에서는 모든 영상분할 과정을 자동화하였고, 자기공명영상의 히스토그램 특성을 보존하도록 스무딩하여 분할이 정확하게 이루어지도록 유도하였고 대략적인 분할을 선행한 후 세밀하게 분할함으로 실행시간을 단축시켰다.

본 논문에서는 정해진 획득 변수에 의해 획득된 자기공명영상에 대해서 실험을 하였으나. 다른 변수에 의해 획득된 자기공명영상에서도 적용이 가능하다.

의료 영상 분할은 인식을 위한 선행 단계로 의료영상 저장 및 전송 시스템에서의 효율적인 의료영상 압축을 위한 전 단계로써 활용될 수 있다. 향후에는 3차원 볼륨에 대한 정량적인 정보를 계산하고, 3차원 영상으로 재구성하는 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] M. S. Atkins and B. T. Mackiewich, "Fully automatic segmentation of the brain in MRI," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 17, no. 1, pp. 98-107, 1998.

[3] A. Lundervold and G. Storvik, "Segmentation of brain pranchyma and cerebrospinal fluid in multispectral magnetic resonance images," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 14, no. 2, pp. 339-349, Jun. 1995.

[4] W. C. Lin, E. C. K. Tsao, and C. T. Chen, "Constraint satisfaction neural networks for image segmentation," *Pattern Recognition*, vol. 25, pp. 269-294, 1992.

[5] M. Clark, L. Hall, D. Goldgof, L. Clarke, and M. Silbiger, "MRI segmentation using fuzzy clustering techniques: Integrating knowledge," *IEEE Eng. Med. Biol.*, vol. 13, no. 5, pp. 730-742, 1994.

[6] M. C. Clark, L. O. Hall, D. B. Goldgof, R. Velthuizen, F. R. Muttagh, and M. S. Silbiger, "Automatic tumor segmentation using knowledge-based techniques," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 17. no. 2, pp. 187-201, 1998.

[7] 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.

[8] C. Tsai, B. S. Manjunath, and R. Jagadesan, "Automated segmen- tation of brain MR images", *Pattern Recognition*, vol. 28, pp. 1825-1837, 1995

[9] R. C. Gonzalez, *Digital Image Processing*, Addison-wesley, pp. 514-518, 1993.

[10] Y. W. Lim and S. U. Lee, "On the color image segmentation algorithm based on the thresholding : the fuzzy c-means techniques," patt. Rec., vol. 23, no. 9, pp. 935-952, 1990.

[11] O. K. Yoon, D. M. Kwak, D. W. Kim, K. H. Park, "MR brain image segmentation using

fuzzy clustering," *Proc. IEEE 8th Int. Conf. Fuzzy System*, vol. 2, pp. 853-837, 1999.

윤 옥 경 (Ock-Kyung Yoon)

1987.2 경북대학교 전자공학과 공학사
1995.2 경북대학교 컴퓨터과학과 이학석사
2002.2 경북대학교 전자공학과 공학박사
1987.3 ~ 1993.2 삼성종합기술원 주임연구원
(관심분야 : 의료영상처리, 컴퓨터 비젼, 컴퓨터 그래픽스)

김 동 휘 (Dong-Whee Kim)

1981.2 경북대학교 전자공학과 공학사
1983.2 경북대학교 전자공학과 공학석사
1995.3 일본 와세다대학 전자통신과 공학박사
1983.3 ~ 1996.2 한국전자통신연구원 선임연구원
1996.3 ~ 현재 대구대학교 컴퓨터 정보공학부 부교수
(관심분야 : 컴퓨터 네트워크, ATM, 영상 통신)