

# MR영상의 3차원 가시화 및 분석을 위한 뇌영역의 자동 분할

김 태 우<sup>†</sup>

## 요 약

본 논문에서는 MR 영상의 3차원 가시화 및 분석을 위한 단일 채널 MR 영상의 자동 뇌영역 분할 방법을 제안한다. 이 방법은 4단계의 2차원 및 3차원 처리에 의하여 뇌윤곽을 찾아낸다. 1,2단계에서는 곡선 적합을 이용한 자동 문턱치화에 의하여 머리마스크와 초기 뇌마스크를 생성한다. 3단계에서 입방보간으로 초기 뇌마스크의 3차원 볼륨을 생성하여 형태학적 연산, 연결부위 레이블링에 의하여 중기 뇌마스크를 생성한다. 최종적으로 곡선 적합에 의한 자동 문턱치화를 이용하여 뇌마스크를 정련한다. 제안한 알고리즘은 영상의 슬라이스 방향을 고려할 필요가 없고 영상이 뇌 전체를 포함하지 않아도 되며, T1, T2, PD, SPGR 등 다양한 종류의 MR 영상의 자동적인 뇌영역의 분할에 유용하다. 실험에서 20세트의 MR 영상에 대하여 수동분할을 기준으로 0.97 이상의 유사도를 보였다.

# Automatic Brain Segmentation for 3D Visualization and Analysis of MR Image Sets

Tae-Woo Kim<sup>†</sup>

## ABSTRACT

In this paper, a novel technique is presented for automatic brain region segmentation in single channel MR image data sets for 3D visualization and analysis. The method detects brain contours in 2D and 3D processing of four steps. The first and the second make a head mask and an initial brain mask by automatic thresholding using a curve fitting technique. The stage 3 reconstructs 3D volume of the initial brain mask by cubic interpolation and generates an intermediate brain mask using morphological operation and labeling of connected components. In the final step, the brain mask is refined by automatic thresholding using curve fitting. This algorithm is useful for fully automatic brain region segmentation of T1-weighted, T2-weighted, PD-weighted, SPGR MRI data sets without considering slice direction and covering a whole volume of a brain. In the experiments, the algorithm was applied to 20 sets of MR images and showed over 0.97 in comparison with manual drawing in similarity index.

## 1. 서 론

MR 영상은 인간의 뇌와 물체를 비침습적으로 조사하는데 폭넓게 이용되고 있다. MR 영상에서 뇌영역의 분할은 관심영역(ROI, region of interest)의 가시화와

볼륨해석(volume analysis)에서 중요한 과정 중의 하나이다. 컴퓨터를 이용한 MR 영상의 관심영역을 정의하기 위해서는 머리로부터 뇌영역을 분리해내는 뇌영역 분할이 필요하다. 이는 치매 연구에서는 뇌영역이 관심영역 중의 하나가 되며, 뇌의 다양한 관심영역은 뇌영역 내에서 정의하는 것이 손쉬운 때문이다[1,2].

보고된 뇌영역 자동 분할 방법은 히스토그램 분석

<sup>†</sup> 정 회 원 : 삼성종합기술원 의료전자팀 선임연구원  
논문접수 : 1999년 9월 11일, 심사완료 : 1999년 12월 17일

(histogram analysis)[3], 형태학적 연산(morphological operation), 문턱치화(thresholding)[4], 비등방성 필터링(anisotropic filtering)[5], 동적표면모델(active surface template)[6] 등 다양한 영상처리 기법을 사용하였다. 이러한 방법들은 제한된 종류의 MR 영상의 뇌영역 분할에 적용되었다. Brummer 등의 방법은 히스토그램 분석과 형태학적 연산에 기반으로 하였으며, 뇌영역이 아닌 부분이 잘못 분할되거나 뇌의 외곽부분의 슬라이스(slice)에서 뇌영역이 소실되는 경우가 많았다[4, 5]. 특히 뇌영역의 히스토그램을 가우스곡선(Gaussian curve)으로 모델링하여 적합(fitting)에 의한 자동 문턱치화를 하였는데, 실제 히스토그램을 보면 (그림 4)와 같이 가우스 분포를 가지지 않는 경우가 많다. Snells의 알고리즘은 뇌전체를 포함하는 고해상도의 MR 슬라이스 세트(slice set)에 대해서는 적용할 수 있지만 일반적인 임상 MR 영상에는 적용하기 어려운 한계를 지닌다[5, 6]. Atkins 등의 방법은 PD(proton density), T2, SPGR (spoiled gradient recalled echo)의 MR 영상에는 적용할 수 있지만, 시상부합방향(sagittal)의 T1 영상에는 적용하기 어려운 단점을 가지고 있다. 또한 동적윤곽선 모델(active contour model)과 비등방성 필터를 이용함에 있어서 파라미터 설정이 쉽지 않은 단점이 있다[5].

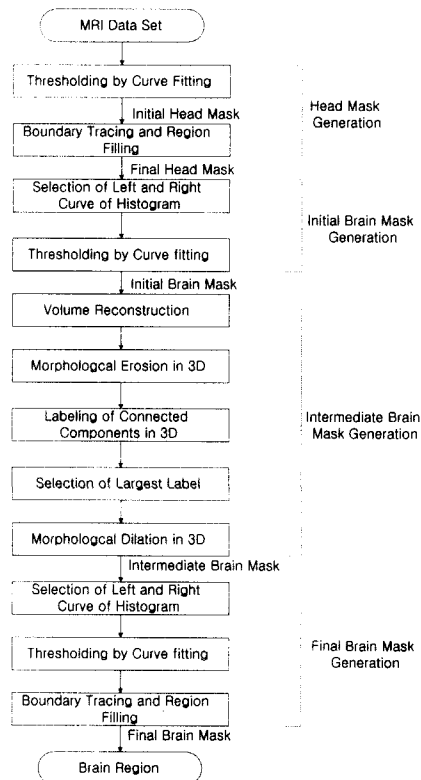
본 논문은 MR 영상의 3차원 가시화 및 분석을 위하여 T1, T2, PD, SPGR 등의 단일 채널(channel) MR 영상에서 뇌영역의 자동 분할 알고리즘을 제안한다. 이 방법은 뇌윤곽을 4단계의 2차원 및 3차원 처리에 의하여 찾아낸다. 1,2단계에서는 히스토그램의 부분적 곡선 적합에 의한 자동 문턱치화에 의하여 머리마스크(mask)와 뇌마스크를 생성한다. 부분적 곡선적합은 Brummer의 방법의 문제점인 히스토그램이 가우스분포를 가지지 않는 경우에도 적용할 수 있다. 3단계에서 임방보간방법[7]으로 뇌 마스크의 3차원 볼륨(volume)을 생성하여 형태학적 연산[8], 연결부위 레이블링(labeling)[8]에 의하여 중기 뇌마스크를 생성한다. 3차원적인 연산은 뇌의 외곽부분의 슬라이스의 뇌영역 분할과 문턱치화를 위한 파라미터 추정용이하게 한다. 최종적으로 곡선 적합에 의한 자동문턱치화를 이용하여 뇌마스크를 정련한다. 제안한 알고리즘은 슬라이스 방향에 상관없이 머리 전체를 포함하지 않아도 되며 T1, T2, PD, SPGR 등 다양한 종류의 MR 영상의 자동적인 뇌영역의 분할에 적용할 수 있는 장점이 있다.

제안하는 방법을 적용하기 위해서는 다음과 같은 가

정이 필요하다. 1) 3차원 볼륨을 생성하면 관심영역은 반드시 한 개로 표현된다. 2) 3차원 볼륨에서 분리된 관심영역은 다른 분리된 영역보다 크다. 3) 뇌영역의 분포는 부분적으로 가우스분포로 모델링된다. 통상적으로 임상 및 연구용으로 사용하고 있는 뇌에 대한 MR 영상은 위의 3가지 가정을 모두 만족한다. 가정 1)과 2)의 경우 MR 영상 촬영시에 관심영역은 대뇌나 소뇌와 같은 비교적 큰 영역이며 획득된 영상은 여러 장의 슬라이스들로 구성되기 때문이다. 가정 3)의 경우 MR 영상의 뇌영역에 대한 히스토그램의 윗부분은 가우스 곡선이 아닌 경우가 많지만 히스토그램의 좌우 부분은 부분적으로 가우스 곡선으로 모델링할 수 있기 때문이다.

## 2. 뇌영역의 자동분할

MR 영상에서 뇌영역의 자동 분할을 위한 본 논문의 방법은 (그림 1)과 같이 머리 마스크 생성, 초기 뇌마스크 생성, 중기 뇌마스크 생성, 최종 뇌마스크 생성의



(그림 1) 뇌영역의 자동분할 방법의 흐름도

4단계로 구성되어 있다. 1, 2, 4단계는 MR 영상 세트 전체에 대하여 히스토그램에 곡선 적합(curve fitting)을 이용한 자동 문턱치화(thresholding)를 이용한다. 3단계는 3차원 볼륨을 재구성하여 형태학적 연산을 이용하여 중기 너마스크를 생성한다.

2.1 머리 마스크의 생성

머리마스크를 생성하기 위하여 Brummer가 제안한 방법[4]을 기반으로 하여 배경 잡음을 제거한다. Brummer의 방법은 MR 영상기에 정규분포의 백색잡음이 생긴다는 사실[10]에 기초로 하며 Henkelman[11]은 MR 영상의 배경잡음은 식 (1)과 같이 Rayleigh 분포를 가짐을 증명하였다.

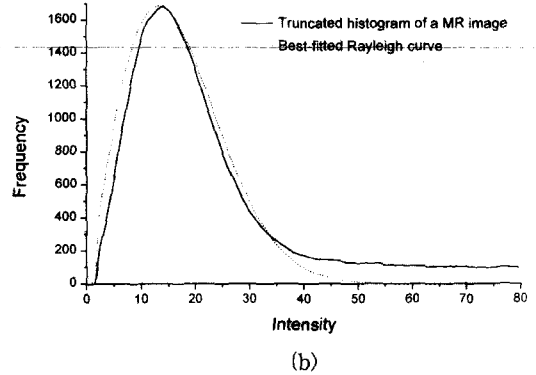
$$p_N(f) = \frac{f}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{f^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

여기서  $f$ 는 잡음의 밝기,  $\sigma$ 는 백색잡음의 표준편차를 나타낸다. 문턱치  $\tau$ 는 식 (2)의  $\epsilon_\tau$ 를 최소화시킴으로써 결정된다[4, 5].

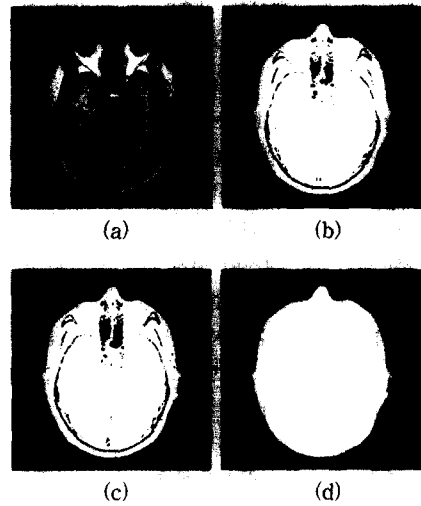
$$\epsilon_\tau = \sum_{f=0}^{\tau-1} g(f) + \sum_{f=\tau}^{\infty} r(f) \quad (2)$$

$$g(f) = h(f) - r(f) \quad (3)$$

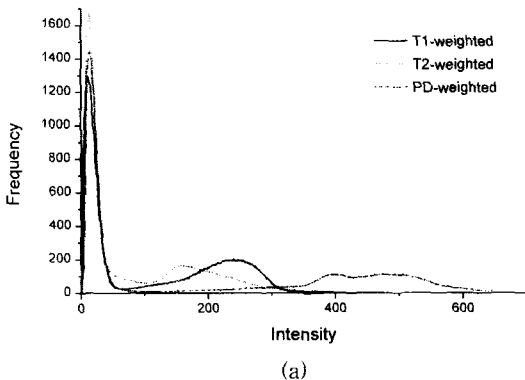
여기서,  $h(f)$ 는 MR 영상의 히스토그램,  $r(f)$ 는  $h(f)$ 에 적합(fitting)된 Rayleigh 분포함수를 나타낸다. 적합(fitting)은 비선형 최소자승법인 Levenberg-Marquardt 방법[9]을 사용한다. T1, T2, PD MR 영상의 전형적인 히스토그램 분포와 Rayleigh 곡선에 적합한 예를 (그림 2)에서 보이며, 식 (2)에 의하여 자동 문턱치화한 예가 (그림 3)에 보인다. Atkins[5], Brummer[4] 등은 머리영역



(그림 2) (a) T1, T2, PD MR 영상의 전형적 히스토그램, (b) 배경잡음의 전형적 히스토그램에 최적적합된 Rayleigh 곡선



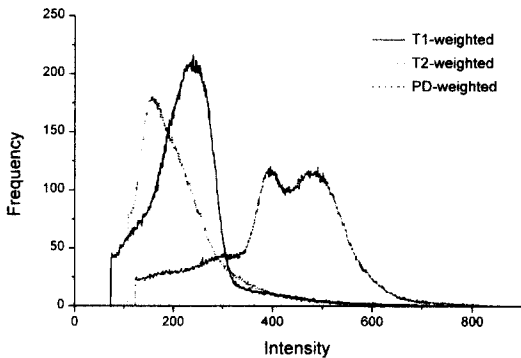
(그림 3) 머리 마스크의 생성 : (a) 원영상, (b) 자동 문턱치화에 의한 초기 머리마스크, (c) 형태학적 필터링으로 배경잡음 제거, (d) 경계추적과 영역채우기에 의한 최종 머리마스크



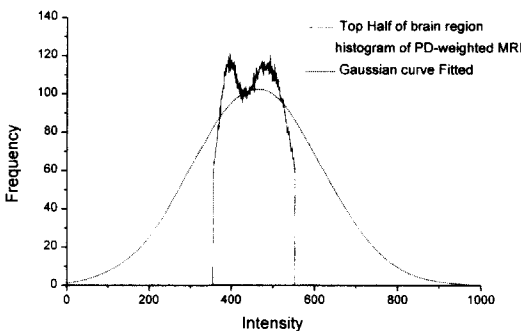
밖의 잡음과 머리영역 내의 구멍들을 형태학적 연산에 의하여 제거하였지만, 본 논문은 11×11의 형태학적 연산자를 이용하여 머리영역 밖의 잡음들을 제거한 다음 경계추적에 의한 영역채우기 방법[8]을 사용한다. 영역채우기는 영역의 경계를 따라가면서 경계선을 찾아내고 경계선에 의하여 둘러싸여진 영역은 채우는 방법으로서, 잡음과 구멍의 크기 및 모양에 따라 형태학적 연산자의 크기를 다르게 해야하는 등의 추가적인 처리가 필요 없는 방법이다.

2.2 초기 뇌마스크 생성

머리마스크 내에서 뇌영역은 다른 영역에 비하여 상대적으로 크고 픽셀들의 밝기값들이 서로 상관성이 많으므로 히스토그램을 보면 뇌영역은 (그림 4)와 같이 우세한 봉우리로 나타난다. Brummer[4]는 뇌영역이 가우스 분포(Gaussian distribution)를 가진다고 가정하고 가우스곡선(Gaussian curve)을 적합하여 문턱치화 방법을 사용하여 초기 뇌마스크를 생성하였다. 그러나 (그림 4)에서 보이는 것과 뇌영역의 픽셀 분포는 가우스 분포가 아닌 경우가 많기 때문에 (그림 5)와 같은 적합 오류가 생긴다. 본 논문은 뇌영역을 가우스 분포로 가정하는 대신 히스토그램의 좌우만을 가우스 분포로 가정하여 적합을 시도한다.



(그림 4) 머리마스크 내의 전형적 히스토그램

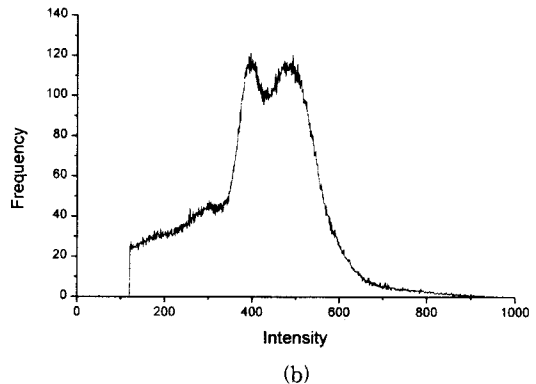
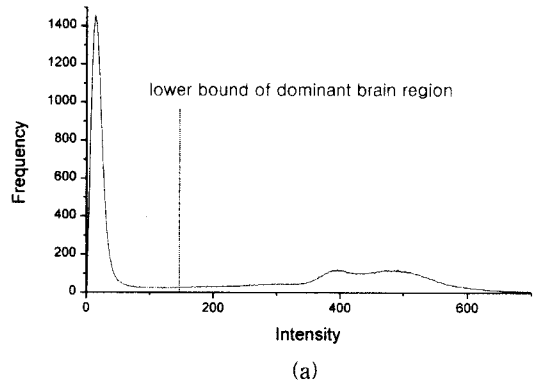


(그림 5) 자동문턱치화를 위한 PD 영상 히스토그램 상단의 가우스곡선 적합

본 논문의 히스토그램 좌우의 가우스곡선 적합을 하기 위하여 먼저 뇌영역의 우세 히스토그램을 다음과 같이 선택한다.

$$h_b(f) = h(f), \quad f \geq f_{min} \\ 0, \quad \text{otherwise} \quad (4)$$

여기서  $f_{min}$ 은 다음과 같이 결정되며,  $N$ 은 픽셀값의 범위,  $T$ 는 상수를 나타낸다.  $f_{min}$ 은 (그림 6)과 같이 히스토그램에서 가장 왼쪽에 위치하는 극소값의 위치를 의미한다.

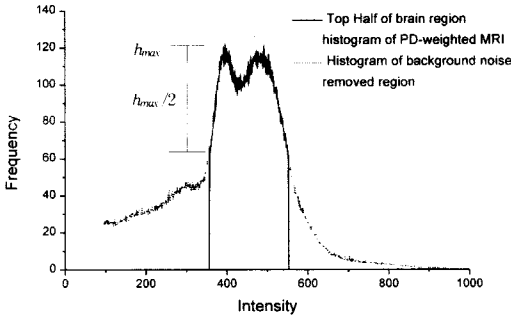


(그림 6) 뇌영역의 가우스곡선 적합을 위한 우세 뇌영역의 히스토그램 탐색 : (a) 경계점, (b) 찾아진 우세 뇌영역 히스토그램

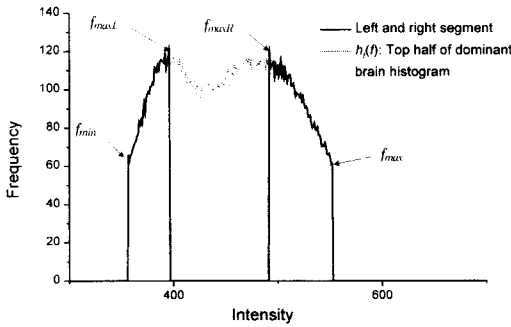
```
for(i=f_max; i<N; i++) {
    flag_min = 1;
    for(j=i; j<i+T; j++) {
        if( h(i)>h(j) ) {
            flag_min = 0;
            break;
        }
    }
    if( flag_min ) {
        f_min = i;
        break;
    }
}
```

$$f_{max} = \arg \max_f h(f) \quad (6)$$

뇌영역의 우세 히스토그램을 선택한 후 식 (7)과 (그림 7)과 같이 히스토그램의 윗부분을 찾아낸다.



(a)



(b)

(그림 7) 가우스곡선 적합을 위한 히스토그램 곡선의 좌우측 곡선의 선택 : (a) 윗부분, (b) 좌우측 곡선

$$h_{max} = \max h_b(f),$$

$$h_i(f) = h_b(f), \quad h_b(f) \geq h_{max}/2$$

$$0, \quad \text{otherwise} \quad (7)$$

$h_L(f)$ 의 왼쪽과 오른쪽의 히스토그램 곡선  $h_L(f)$ ,  $h_R(f)$ 은 (그림 7)과 같이 양 끝점  $f_{min}$ ,  $f_{max}$ 에서 중앙으로 따라가면서 최초의 극대값  $f_{maxL}$ ,  $f_{maxR}$ 을 찾아서 식 (8)과 같이 선택된다. 극대값은 식 (5)와 같은 원리로 찾아낸다.

$$h_L(f) = h(f), \quad f_{min} \leq f \leq f_{maxL}$$

$$0, \quad \text{otherwise}$$

$$h_R(f) = h(f), \quad f \geq f_{maxR} \text{ and } h(f) \geq h_{max}/2$$

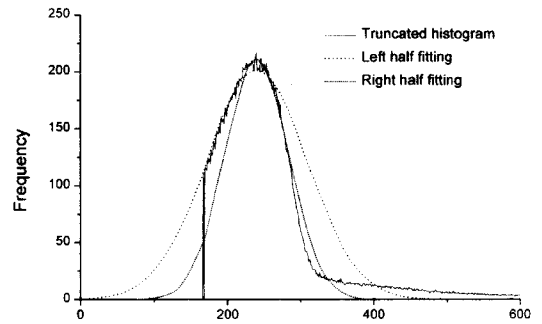
$$0, \quad \text{otherwise} \quad (8)$$

여기서

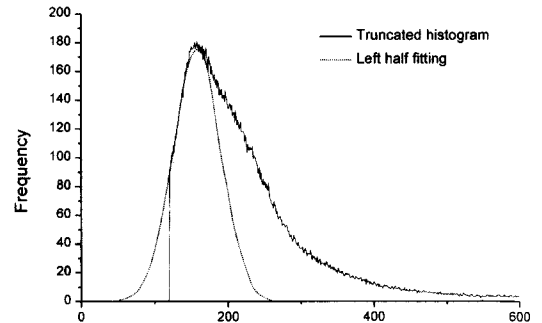
$$f_{min} = \arg \min_f h_i(f) > 0$$

$$f_{max} = \arg \max_f h_i(f) > 0 \quad (9)$$

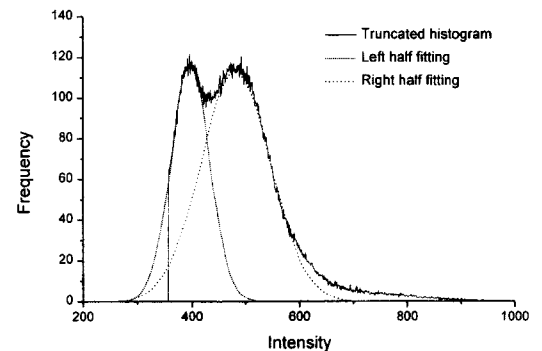
이다. 찾아진 히스토그램 곡선  $h_L(f)$ ,  $h_R(f)$ 에 대하여 각각 가우스곡선을 (그림 8)과 같이 적합한다.



(a)



(b)



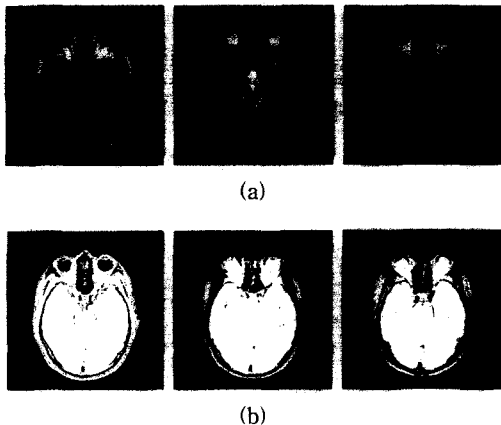
(c)

(그림 8) 가우스곡선 적합 : (a) T1 영상, (b) T2 영상, (c) PD 영상

적합데이터의 범위가 구해지면 가우스 곡선에 적합하여 문턱치를 결정한다. 가우스 분포에서 가우스곡선 면적의 95.9%를 차지하는  $\pm 2\sigma$  범위를 문턱치로 한다. T1, T2, PD, SPGR 영상에 대한 뇌마스크의 문턱치는 <표 1>과 같이 결정된다. 여기서  $T_L, T_R$ 은 각각 히스토그램의 좌우측의 문턱치이며,  $\mu_L, \mu_R$ 과  $\sigma_L, \sigma_R$ 는 (그림 8)과 같이 각각 히스토그램의 좌우측의 평균과 분산을 나타낸다. T2에 대해서는 회백질의 픽셀값이 주변보다 상대적으로 높기 때문에 T1, PD, SPGR 영상과는 달리 우측 문턱치가 적용되지 않는다. (그림 9)에 T1, T2, PD, SPGR 영상에 대한 초기 뇌마스크를 보여준다.

<표 1> 초기 뇌마스크 생성을 위한 문턱치 결정

	$T_L$	$T_R$
T1-weighted	$\mu_L - 2\sigma_L$	$\mu_R + 2\sigma_R$
T2-weighted	$\mu_L - 2\sigma_L$	$\infty$
PD-weighted	$\mu_L - 2\sigma_L$	$\mu_R + 2\sigma_R$
SPGR	$\mu_L - 2\sigma_L$	$\mu_R + 2\sigma_R$



(그림 9) T1, T2, PD 영상에 대한 초기 뇌마스크 생성 : (a) 원영상, (b) 뇌마스크

2.3 중기 뇌마스크의 생성

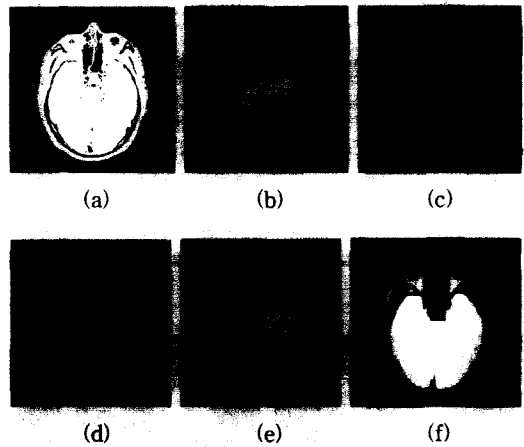
본 논문은 생성된 초기 뇌마스크에서 약하게 연결된 영역들을 분리하기 위하여 2차원 형태학적 침식(erosion) 및 팽창(dilation) 연산[8]과 2차원 연결부위 레이블링(labeling of connected component)[4]을 3차원으로 확장하여 적용한다. 3차원 형태학적 연산을 적용하기 위해서 초기단계에서 생성된 뇌마스크는 슬라이스 간격이 크므로 단위 복셀(unit voxel)이 되도록 3차원 볼륨

재구성(volume reconstruction)을 해야 한다. 3차원 볼륨재구성은 식 (10)과 같이 입방보간함수(cubic interpolation function)[7]를 적용한다.

$$R_c = (a+2)|x|^3 - (a+3)|x|^2 + 1, \quad 0 \leq |x| \leq 1 \quad (10)$$

$$dx^3 - 5dx^2 + 8dx - 4a, \quad 1 \leq |x| \leq 2$$

여기서  $a$ 는 상수로서 Keys[7]가 제안한 값인  $a=-1/2$ 이다. (그림 10(b))는 크기가  $256 \times 256 \times 20$ 인 초기 뇌마스크 볼륨을  $256 \times 256 \times 256$ 으로 재구성된 볼륨의 예이다.



(그림 10) 중기 뇌마스크 생성 :

- (a) 초기 뇌마스크, (b) 재구성된 볼륨,
- (c) 3차원 형태학적 침식 ( $N_{morph}=4$ ) 연산 결과,
- (d) 연결부위 레이블링한 후 선택된 최대크기의 레이블,
- (e) 3차원 형태학적 팽창( $N_{morph}=4$ ) 연산 결과,
- (f) 중기 뇌마스크

생성된 볼륨에 대하여 뇌영역만을 추출하기 위하여 3차원 형태학적 침식, 연결부위 레이블링, 최대 레이블 선택, 3차원 형태학적 팽창 연산을 수행한다. 3차원적인 연산은 뇌의 외곽부분의 슬라이스의 뇌영역 분할과 문턱치화를 위한 파라미터 추정을 용이하게 한다. 침식 연산을  $N_{morph}$ 번 실행한 후 연결부위 레이블링을 하여 가장 큰 영역의 레이블을 선택한다. 찾은 최대 레이블은 바로 찾고자 하는 뇌영역을 의미한다. 선택된 레이블에 대하여 팽창연산을  $N_{morph}$ 번 실행하여 뇌영역의 볼륨을 얻는다. 형태학적 침식과 팽창은  $3 \times 3 \times 3$  커널(kernel)을 사용하며,  $N_{morph}=2 \sim 5$ 를 사용한다. (그림 10(c))는 3차원 형태학적 침식( $N_{morph}=4$ ) 연산 결과이

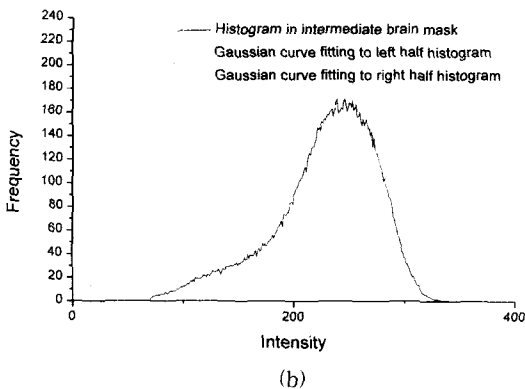
며, (그림 10(d))는 연결부위 레이블링한 후 최대크기를 가지는 레이블을 보여준다. (그림 10(e))는 3차원 형태학적 팽창( $N_{morph}=4$ ) 연산을 한 결과이며, (그림 10(f))는 해당 슬라이스의 중기 뇌마스크를 보여준다.

2.4 최종 뇌마스크 생성

중기 뇌마스크는 형태학적 연산과 연결부위 레이블링을 함으로써 뇌영역에 붙어있는 뇌조직을 제거하는 과정이다. 이 과정에서 뇌마스크는 (그림 11(a))와 같이 뇌영역이 아닌 부분을 포함하게 된다. 최종 뇌마스크는 뇌영역이 아닌 부분을 제거하고 마스크에 포함된 구멍을 채우는 마스크 정련(refinement)을 통하여 생성된다. 중기 뇌마스크 영역은 (그림 11(b))와 같이 대부분 뇌영역에 해당하므로 뇌마스크에서 뇌영역이 아닌 부분은 문턱치화를 이용하여 제거된다. 자동 문턱치화는 중기 뇌마스크 대하여 초기 뇌마스크 생성에서 사용하는 히스토그램의 가우스곡선 적합을 적용한다. 문턱치화된 마스크에 경계추적과 영역채우기를 적용하여 (그림 12)와 같이 최종 뇌마스크를 생성한다.

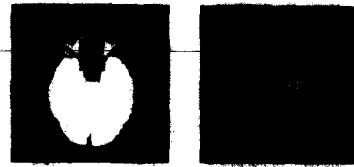


(a)



(b)

(그림 11) (a)중기 뇌마스크와 (b) 히스토그램 분포와 적합한 가우스 곡선



(a)



(b)



(c)

(그림 12) 최종 뇌마스크 생성 : (a) 중기 뇌마스크, (b) 자동문턱치화 후, (c) 경계추적과 영역채우기를 한 후

3. 실험 및 고찰

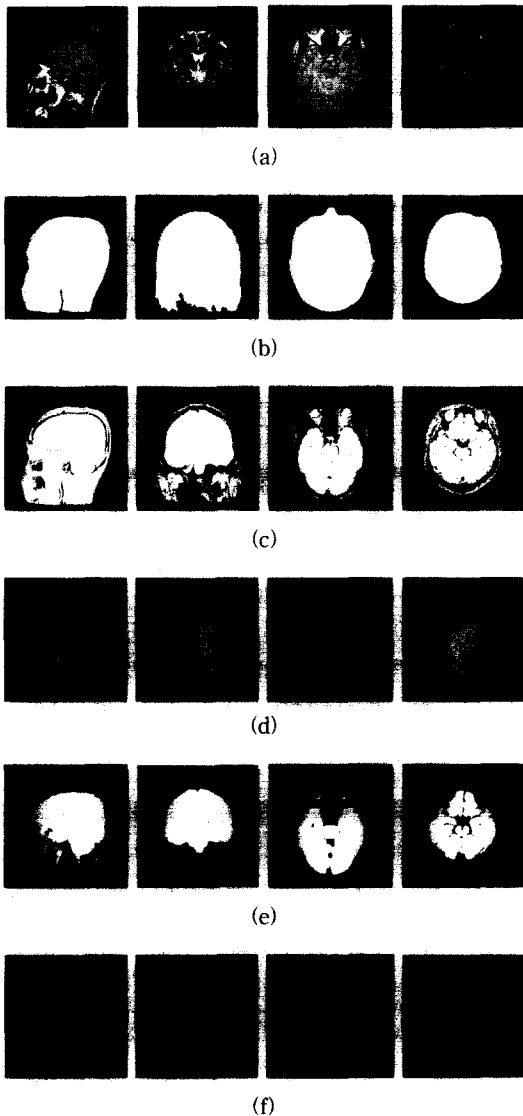
실험은 SUN Ultra SPARC II 워크스테이션에서 C 언어, X Window, Motif를 사용하였으며, SPGR, T1, T2, PD 영상에 대하여 제안한 알고리즘을 이용하여 뇌영역 분할을 하였다. 실험에 사용한 MR 영상은 GE 1.5 Tesla Signa 영상기(scanner)를 이용하여 안정상태에서 얻었으며, 영상의 전형적 파라미터는 <표 2>와 같다. T1, T2, PD MR 영상은 병원에서 일반적으로 사용되는 진단용 영상이며, 영상의 크기는 256×256이며 슬라이스 개수는 20여개이다. SPGR 영상은 100여장의 슬라이스로 구성된다.

<표 2> 실험에 사용된 MR 영상

	pixel size	slice thickness	TE	TR
T1-weighted	0.82 mm	7.00 mm	12 ms	500 ms
T2-weighted	0.82 mm	7.00 mm	102 ms	3733 ms
PD-weighted	0.82 mm	7.00 mm	17 ms	3733 ms
SPGR	0.86 mm	1.5 mm	3500 ms	14500 ms

뇌마스크의 생성 결과는 두정방향(coronal), 시상방향

방향(sagittal), 축방향(axial)에 대하여 (그림 13)과 같이 보여준다. (그림 13(a))는 시상융합방향 T1 영상, 두정방향 T2 영상, 축방향 PD 영상, 축방향 SPGR 영상을 보여주며, (그림 13(b),(c),(e),(g))는 각각 머리마스크, 초기 뇌마스크, 중기 뇌마스크, 최종 뇌마스크를 나타낸다. (그림 13(d),(f),(h))는 마스크를 볼륨 재구성한 후 볼륨 렌더링(volume rendering)한 영상이다. 머리 마스크는 Rayleigh 곡선에 적합하여 자동 문턱치화를 수행하고 형태학적 연산을 통하여 머리영역 밖의 잡음을 제거한 후, 경계추적과 영역채우기 알고리즘을 적용하



(그림 13) 뇌영역 분할 :

- (a) 원영상(시상융합방향 T1 영상, 두정방향 T2 영상, 축방향 PD 영상, 축방향 SPGR 영상),
- (b) 머리마스크, (c) 초기 뇌마스크,
- (d) 초기 뇌마스크로부터 재구성된 볼륨,
- (e) 중기뇌마스크, (f) 중기 뇌마스크의 재구성된 볼륨,
- (g) 최종 뇌마스크, (h) 최종 뇌마스크의 재구성된 볼륨

여 생성하였다. 경계추적과 영역채우기의 적용은 형태학적 연산자의 크기 설정 등의 추가적인 처리가 필요 없는 방법이다. 머리 마스크 내에서 초기 뇌마스크는 앞에서 언급한 히스토그램의 좌우 곡선에 대하여 가우스곡선 적합을 하여 자동 문턱치화하였다. 문턱치의 결정에서 히스토그램의 좌우 곡선을 이용하므로 Brummer의 방법[4]과는 달리 히스토그램의 윗부분이 가우스분포를 가지지 않더라도 적합 오류를 줄일 수 있다. 중기 뇌마스크는 약하게 붙어있는 뇌와 뇌가 아닌 영역을 분리하기 위하여 초기 뇌마스크의 볼륨 재구성을 하고, 재구성된 볼륨에 대하여 형태학적 침식, 연결부위 레이블링, 최대 레이블 선택, 형태학적 팽창을 순서대로 적용하여 생성하였다. 재구성된 볼륨 데이터는 8 비트 복셀로 구성된  $256 \times 256 \times 256$ 의 크기를 가지며, 입방보간함수를 이용하여 생성하였다. 뇌영역의 분리에서 볼륨데이터를 사용함으로써 영상 슬라이스 전체에 대한 형태학적 연산을 적용, 연결부위 레이블링 등이 슬라이스 단위의 2차원 처리의 단점을 해결되었다. 형태학적 연산을 위하여 사용한 커널의 크기는  $3 \times 3 \times 3$ 이다. 최종 뇌마스크는 초기 뇌마스크 생성에서 적용한 방법을 중기 뇌마스크에 적용함으로써 뇌영역이 아닌 부분을 제거한 결과이다.

분할 결과를 정량적으로 비교하기 위하여 Zijdenbos [12]가 제안한 유사도(similarity index)를 사용하며, 두 개의 이진영상  $A_1$ 과  $A_2$  사이의 유사도는 식 (11)과 같



이 표현된다.

$$S = 2 \frac{|A_1 \cap A_2|}{|A_1| + |A_2|} \quad (11)$$

여기서  $S \in \{0 \dots 1\}$ 이다. 제안한 자동 방법의 분할 결과를 검증하기 위하여 임상 전문가가 마우스로 그린 수동방법과 비교하였다. 세 방향의 T2 영상에 대한 비교는 (그림 14(a))와 같이 슬라이스 방향에 영향을 받지 않으며 뇌 가장자리 부근의 슬라이스도 잘 분할됨을 알 수 있다. 축방향 SPGR 영상과 축방향의 T1, T2, PD 영상에 대해서는 (그림 14(b),(c)) 보이는 것과 같이 영

상의 종류에 상관없이 분할 결과는 수동방법과 비교하여 대부분 0.95 이상의 유사도를 가짐을 알 수 있다. 20세트의 MR 영상에 대하여 수동방법과 뇌전체에 대한 유사도를 <표 3>에 나타내었으며, 수동방법과 비교하여 유사도가 0.97이상의 높은 값을 나타내었다.

<표 3> 수동방법과의 비교

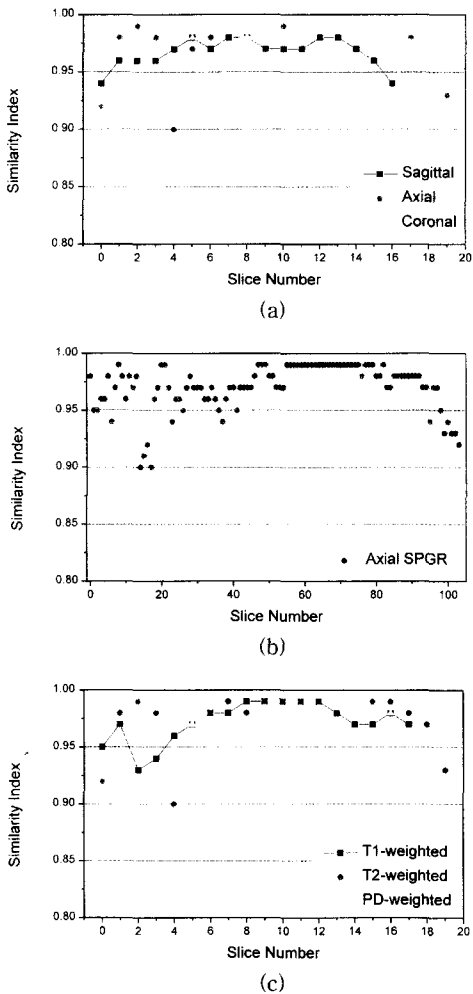
	Similarity Index
T1-weighted	0.972±0.005
T2-weighted	0.978±0.006
PD-weighted	0.975±0.004
SPGR	0.977±0.005

자동 분할 방법의 결과가 만족스럽지 못한 경우에는 사용자의 수동 편집이 필요하다. 제안한 방법에서는 수동 편집은 3단계와 4단계에서 적절히 이용할 수 있다. 4단계에서보다 3단계에서 오류 수정을 더 편리하게 할 수 있는데, 침식연산과 최대 레이블 선택을 한 후에는 오류가 생기는 부분을 식별하기 쉽고 수정할 부위가 4단계에서보다 상대적으로 작기 때문이다. 또한 MR 영상에 비균일성 (inhomogeneity)이 존재하는 경우 Brummer [4], Atkins[5] 등이 제안한 방법을 부분적으로 사용할 수 있다.

#### 4. 결 론

본 논문은 MR 영상의 3차원 가시화 및 분석을 위한 단일 채널 MR 영상의 자동 뇌영역 분할 방법을 제안하였다. 이 방법은 4단계의 2차원 및 3차원 처리에 의하여 뇌윤곽을 찾는 방법이며, 부분적 곡선 적합에 의한 자동 문턱치화와 단위 복셀들로 재구성된 볼륨에 대한 형태학적 연산, 연결부위 레이블링과 경계추적 및 영역채우기를 이용하였다. 머리 마스크 생성에서는 경계추적과 영역채우기 알고리즘을 적용하여 형태학적 연산자의 크기 설정 등의 추가적인 처리가 필요 없는 장점이 있었다. 문턱치의 결정에서 히스토그램의 좌우 곡선을 이용하므로 기존의 방법과는 달리 히스토그램 상단이 가우스분포를 가지지 않더라도 적합 오류를 줄일 수 있음을 알 수 있었다. 3차원적인 연산은 뇌의 외곽부분의 슬라이스의 뇌영역 분할과 문턱치화를 위한 파라미터 추정을 용이하게 하였다.

제안한 알고리즘은 영상의 슬라이스 방향을 고려할 필요가 없고 영상이 뇌 전체를 포함하지 않아도 되며, T1, T2, PD, SPGR 등 다양한 종류의 MR 영상의 자



(그림 14) 수동방법과의 비교 :

- (a) 두정방향, 시상봉합방향, 축방향의 T2 영상,
- (b) 축방향 SPGR 영상, (c) 축방향 T1, T2, PD 영상

동적인 뇌영역의 분할에 적용할 수 있었다. 실험에서 두정방향, 시상봉합방향, 축방향의 T1, T2, PD, SPGR 등의 20세트의 MR 영상에 대하여 수동분할을 기준으로 0.97 이상의 높은 유사도를 보임으로서 임상적 MR 영상의 3차원 가시화 및 분석에서 유용한 뇌영역 분할 방법이 될 것이다.

### 참 고 문 헌

- [1] P. A. Freeborough and N. C. Fox, "Assessing patterns and rates of brain atrophy by serial MRI : A segmentation, registration, display and quantification procedure," *Proc. Visualization in Biomedical Computing '96*, Vol.1131, pp.419-428, 1996.
- [2] B. Johnston, M. S. Atkins, B. Mackiewich, and M. Anderson, "Segmentation of multiple sclerosis lesions in intensity corrected multispectral MRI," *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.15, pp.154-169, 1996.
- [3] G. B. Aboutanos and B. M. Dawant, "Automatic brain segmentation and validation : Image-based versus atlas-based deformable models," *Proc. SPIE Medical Imaging 1997*, Vol.3034, pp.299-310, 1997.
- [4] Marijn E. Brummer, Russell M. Mersereau, Robert L. Eisner, and Richard R. J. Lewine, "Automatic Detection of Brain Contours in MRI Data Sets," *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.12, pp.153-166, 1993.
- [5] M. Stella Atkins and Blair T. Mackiewich, "Fully Automatic Segmentation of the Brain in MRI," *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.17, pp.98-107, 1998.
- [6] J. W. Snell, M. B. Merickel, J. M. Ortega, J. C. Goble, J. R. Brookeman, and N. F. Kassell, "Segmentation of the brain from 3D MRI using a hierarchical active surface template," *Proc. SPIE*, Vol.2167, pp.2-9, 1994.
- [7] R. G. Keys, "Cubic Convolution Interpolation for Digital Image Processing," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, AASP-29, 6, pp. 1153-1160, 1981.
- [8] William K. Pratt, *Digital Image Processing*, 1991.
- [9] W. H. Press, B. P. Flannery, Saul A. Teukolsky, William T. Vetterling, *Numerical Recipes in C*, Cambridge University Press, Cambridge, 1988.
- [10] W. A. Edelstein, P. A. Bottomley, and L. M. Pfeifer, "A signal-to-noise calibration procedure for NMR imaging systems," *Med. Phys.*, Vol.11, pp.180-185, 1984.
- [11] M. Henkelman, "Measurement of signal intensities in the presence of noise in MR images," *Med. Phys.*, Vol.12, pp.232-233, 1985.
- [12] Alex P. Zijdenbos, Benoit M. Dawant, Richard A. Margolin, and Andrew C. Palmer, "Morphometric Analysis of White Matter Lesions in MR Images : Method and Validation", *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.13, pp.716-724, 1994.



### 김 태 우

e-mail : twkim2@samsung.co.kr

1990년 한양대학교 전자통신공학과 졸업(학사)

1992년 한양대학교 대학원 전자통신공학과(공학석사)

1995년 한양대학교 대학원 전자통신공학과(공학박사)

1995년~1997년 한양대학교 산업과학연구소 선임연구원

1997년~현재 삼성종합기술원 의료전자랩 선임연구원

관심분야 : 영상처리, 인공 신경망, 영상복합화, 뇌지도화 등