

# 적응 영역 군집화 기법과 퍼지 규칙을 이용한 자기공명 뇌 영상의 분할

김성환, 이배호  
전남대학교 컴퓨터공학과

## Brain Magnetic Resonance Image Segmentation Using Adaptive Region Clustering and Fuzzy Rules

Sung-Hwan Kim, Bae-Ho Lee  
Dept. of Computer Engineering, Chonnam National University  
e-mail:superrat@netian.com

Abstract - In this paper, a segmentation method for brain Magnetic Resonance(MR) image using region clustering technique with statistical distribution of gradient image and fuzzy rules is described. The brain MRI consists of gray matter and white matter, cerebrospinal fluid. But due to noise, overlap, vagueness, and various parameters, segmentation of MR image is a very difficult task. We use gradient information rather than intensity directly from the MR images and find appropriate thresholds for region classification using gradient approximation, rayleigh distribution function, region clustering, and merging techniques. And then, we propose the adaptive fuzzy rules in order to extract anatomical structures and diseases from brain MR image data. The experimental results shows that the proposed segmentation algorithm given better performance than traditional segmentation techniques.

### I. 서론

뇌 MR 영상은 크게 세 가지 유형으로 나눌 수 있다. 뇌의 조직에 나타내는 회색부분(gray matter)이나 흰색부분(white matter), 그리고 뇌하수체(cerebrospinal fluid:CSF)부분으로 나눌 수 있다. 그 외에도 뼈 부분이나 배경부분이 있다. 그러나, MR 영상 자체가 가지

고 있는 잡음 및 명암정보의 결핍과 모호성 그리고 다양한 영상의 변수들 때문에 정확히 원하는 질환의 영역만을 분할을 하는데에는 어려운 점들이 있다.

영상의 명암정보를 이용해서 영역을 확장시키고 그후에 병합시키는 기법은 최초 화소와 허용오차의 적절한 선택, 분할 및 병합 과정에 적절한 기준의 선택이 중요하다[1, 2]. 영상 자체의 기울기 값을 이용해서 국부 최소값을 검출한 후 영역을 분할하는 것도 초기 분할 단계에서 너무 많은 영역으로 분할하는 성질 때문에 이 또한 병합과정의 기준을 주는 것이 문제가 된다[3]. 사전 지식만으로 특정한 규칙을 준 후 영역을 분할하는 방법 또한 다양한 뇌 영상의 변화에 적절하게 적용하지 못한다.[4].

본 논문에서는 뇌 영상에서 각각 화소의 명암정보의 직접적인 사용이 아닌 기울기(gradient)를 이용한다. T1, T2, PD 각각의 MR 영상에 기울기 영상의 통계치 분포에 대한 2차 미분을 통해 구해진 영 교차(zero-crossing)곡선으로부터 국부 최소값(local minimum)을 검출함으로써 그 값들을 영역을 분할하는 임계값으로 이용하고, 분할된 각각의 영역이 가지고 있는 평균값과 표준편차를 이용하여 병합시킨다. 그리고, 적응 퍼지 규칙을 적용하여 뇌 질환 부분만을 추출한다.

본 논문은 뇌종양, 출혈, 경색 그리고 부종과 같은 뇌 질환 부분의 위치와 크기를 추출하고, 해부학적 구조를 보다 정확히 인지함으로써 환자의 시술이나 치료 및 질병을 예측하고자 한다.

II. 영역 균집화 알고리즘

$$h(x, y) = [\nabla^2 g(x, y)] * f(x, y) \quad (5)$$

1. 다중 임계값 추출 단계

영상의 기울기 특성은 그 크기가 유사한 값을 가지는 화소들이 일정한 영역에 분포한다는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 적절한 임계값을 주기 어려운 뇌 MR 영상의 명암 분포를 직접 이용하지 않고, 기울기 크기의 분포 특성을 이용하여 다중-적응성 임계값을 구하고자 한다.

먼저, 영상의 기울기 크기를 vector화 한 다음 gray scale로 양자화 시킨 히스토그램으로 나타낸다. 기울기 분포 히스토그램은 정규 분포나 Gaussian 분포 특성을 갖는데, 기울기의 크기와 위상이  $X = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$  이고,  $\phi(X) = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$  일 때, 확률 분포는 다음과 같다.

$$p(X, \phi) = \frac{X}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{X^2}{2\sigma^2}} \quad X \geq 0 \quad (1)$$

여기서,  $[-\pi \sim \pi]$  까지 X의 확률분포를 구하면,

$$p(X) = \int_{-\pi}^{\pi} p(X, \phi) d\phi \quad (2)$$

이다. 이로부터 확률 밀도 함수를 구하면,

$$p(X) = \frac{X}{\sigma^2} * e^{-\frac{X^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

와 같이 구해진다. 식(3)과 같은 분포는 정규 분포나 Gaussian 분포와는 다르게 한 방향으로 치우쳐 있는 형태의 Rayleigh 분포 곡선이다.

영상 자체에 LoG(Laplacian of Gaussian)를 적용시키면 edge가 존재하는 화소 값이 양에서 음으로 또는 음에서 양으로 바뀌게 된다. 즉, 기울기 변화가 많은 부분에서 영교차가 발생한다. LoG 수식은 다음과 같다.

$$h(x, y) = \nabla^2 [g(x, y) * f(x, y)] \quad (4)$$

그리고,  $\nabla^2 g(x, y)$ 는

$$\nabla^2 g(x, y) = \left( \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} \right) e^{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

이다. LoG가 원 영상의 2차 미분의 특성을 가지고 있는 것과 같이, 식(3)은 곡선에 대한 2차 미분을 한다.

뇌 MR 영상의 기울기 분포는 Rayleigh 분포 곡선과 유사한 형태를 갖는데, 식(3)을 직접 기울기 히스토그램에 적용하면 변화가 큰 부분에서 양과 음이 교차하는 영교차 곡선이 구해진다. 이 곡선으로부터 국부 최소값이 구해지고, 이 값은 다양한 뇌 MR 영상의 적응 영역 균집화에 대한 임계값의 역할을 한다.

2. 뇌 영역의 분할 및 병합 단계

전 단계를 거쳐 구해진 임계값에 의해 각각의 명암을 갖는 영역으로 균집화된다. 그러나, 국부 최소값이 많이 나올 경우 영역의 범위도 비례적으로 증가해서 많은 영역으로 나뉘게 된다. 그래서, 임계값에 의해 초기 분할되어진 영역에 대해 병합하는 기준을 주었다. 초기 분할 영역이 갖는 평균이  $\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g_i$  이고, 분

산이  $v = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (g_i - \mu)^2$  일 때,

$$\frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{v_1^2 + v_2^2}} > \theta \quad (7)$$

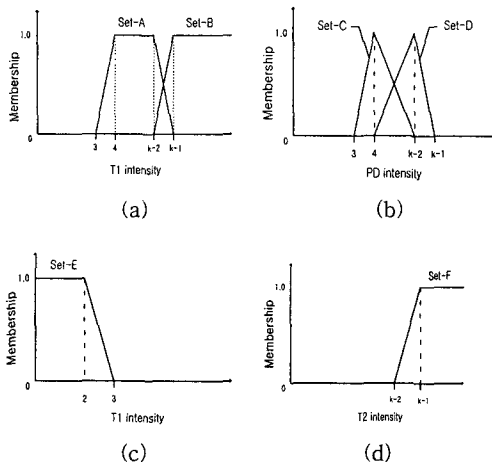
으로 나타난다.  $\theta$  는 기준에 대한 임계값이다. 식(7)은 평균끼리의 차가 크고 표준편차가 적을 때 유용하다. 비교 영역이  $\theta$  보다 큰 값들은 영역의 상관관계가 크다는 것을 나타내기 때문에 이웃하는 두 영역끼리 병합을 한다.

병합 단계를 거친 뇌 영상은 뇌의 구조적 형태를 갖으면서, 뼈와 배경 영역을 분리하고 흰색부분과 회색부분 그리고 CSF부분을 나타내는 분리된 영역으로 나타난다.

III. 뇌 영역 특징에 대한 적응 퍼지 규칙

뇌 MR 영상은 pulse sequence에 따라 T1, T2, PD 영상으로 나뉘는데, 신호도가 높은 부분은 밝게 나타나고, 중간이나 낮은 신호도는 회색으로 어둡게 나타나는 특성이 있다. 보통의 뇌 질환(종양, 출혈, 경색, 부종)의 영역은 밝은 intensity를 갖는 영역으로 나타나는데, T1, T2, PD MR 영상 각각 조금씩 다르게 나타난다.

제안한 군집화 알고리즘에 의해 초기 분할된 영역 내에는 정상적인 부분과 비정상적인 부분이 같이 존재한다. 본 논문에서는 T1, T2, PD 세 가지 영상에 대하여 영역의 명암 특징 vector를 기반으로 퍼지 집합을 정하고, 퍼지 규칙을 주었다. 각 영상에 대해 초기 분할되어진 영역의 개수가 k일 때 주어진 퍼지 집합은 <그림 1>과 같다.



<그림 1> 영역의 명암 특징에 대한 퍼지 집합

주어진 퍼지 집합에 대하여 퍼지 규칙을 적용함으로써 원하는 부분만을 보다 신뢰성 있게 검출할 수 있다. 예를 들어, CSF 부분은 T1 영상에서 낮은 명암 영역을 갖는 <그림 1>의 (c)와 같은 퍼지 집합이고, T2 영상에서는 (d)와 같은 퍼지 집합을 갖는다. 위의 두 조건을 동시에 만족하면 CSF 영역으로 간주한다.

구체적으로, CSF와 종양 부분은 다음과 같은 퍼지

규칙을 적용하여 추출할 수 있다.

$$\begin{aligned} & \text{IF pixel in T1 is Set-E} \\ & \text{AND pixel in T2 is Set-F} \\ & \text{THEN pixel is CSF.} \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} & \text{IF pixel in T1 is Set-B} \\ & \text{AND pixel in T2 is Set-F} \\ & \text{THEN pixel is 종양.} \end{aligned} \quad (8)$$

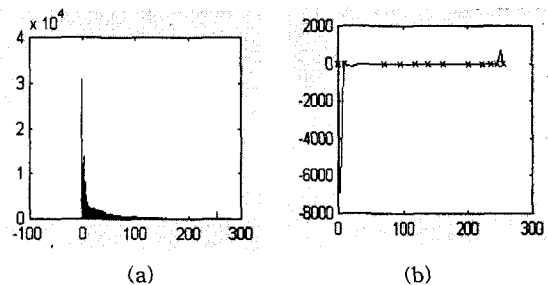
이외에도 흰색부분과 회색부분의 영역에 필요한 퍼지 규칙을 주었다

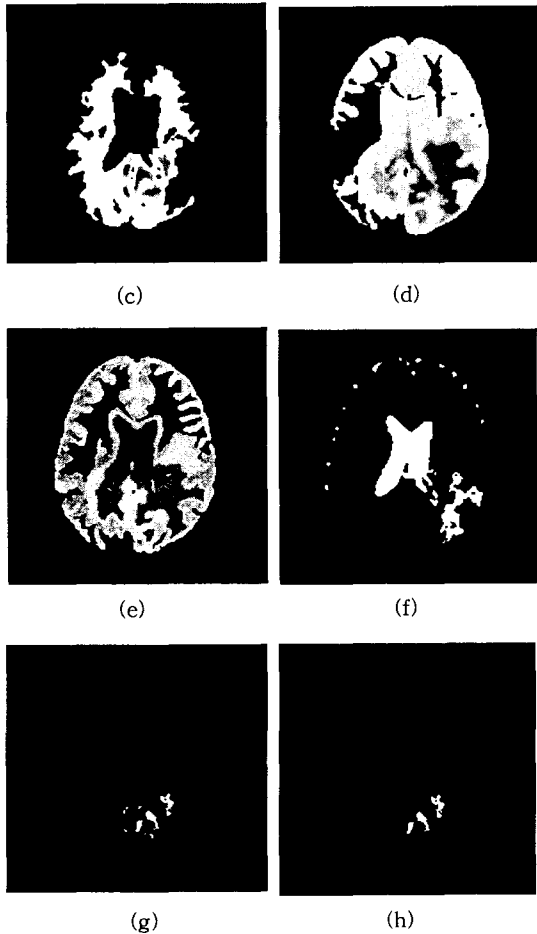
또한, 추출된 뇌 질환 영역의 크기에 대한 규칙은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & \text{IF number of pixel} \leq 10 \\ & \text{THEN 제거.} \end{aligned} \quad (9)$$

IV. 실험 결과

본 논문에서 제안한 방법으로 256x256 gray scale의 T1, T2, PD MR 영상에 적용시켰다. <그림 2> (a)는 T1 영상의 히스토그램이고, (b)는 (a)의 영교차 곡선인데, 영역을 분리하는 다중 임계값은 평균 9~12개로 나타났다. (c), (d), (e)는 뇌 영역의 분할과 병합과정을 거친 영상이다. 병합과정에서  $\theta$ 는 0.5로 주었다.  $\theta$ 는 다양한 MR 영상의 실험을 통해 나온 값으로 적절한  $\theta$ 값의 설정이 필요하다. (g)는 T1 영상과 T2 영상의 영역이 갖는 명암특성을 기반으로 한 퍼지 집합에 퍼지 규칙을 적용하여 나온 종양부분을 추출한 영상이고, (h)는 영역의 크기에 대한 규칙을 통해서 영역의 크기가 적은 부분을 제거한 영상이다.





<그림4> 뇌 MR 영상의 분할과 뇌 질환 영역 검출  
 (a) 기울기 히스토그램 (b) 영교차 곡선  
 (c) T1 영상의 초기 분할 (d) T2 영상의 초기 분할  
 (e) T2 영상의 초기 분할 (f) CSF 영역 추출  
 (g) 중앙 부분 추출 (h) 최종 영역 추출

### V. 결론

본 논문에서는 기울기 히스토그램을 2차 미분함으로서 다양한 뇌 영상의 적응성 임계값을 구하고, 최적의 영역 병합에 대한 기준을 제시했다. 그리고, 여러 영상의 특징에 대하여 적응 퍼지 규칙을 적용함으로써 잡

음에 강하고 보다 신뢰성 있는 영역을 검출하도록 하였다. 그리고, 다양한 뇌 MR 영상에 대해 적용이 가능케 하면서 자동 분할기법에 가깝게 접근하였으며, 수행시간을 단축하였다.

향후 과제로는 뇌 영역의 형태학적 및 의학적 지식을 기반으로 보다 나은 적응성 영상 분할 기법과 더욱 정밀한 퍼지 규칙을 추가시켜 검출 영역의 정확도를 높이고자 한다.

### 참고 문헌

- [1] Naeem Shareef, Deliang L. Wang, and Roni Yage, "Segmentation of Medical Images Using LEGION", IEEE Trans. on Medical Images, vol. 18. No. 1, pp. 74-91, January 1999.
- [2] J. Xuan, T. Adali, and Y. Wang, "Segmentation of MR Brain Image : Integrating region growing and edge detection", IEEE Int. Conf. on Image Processing, vol. III, pp. 544-547, Washington D.C., Oct. 1995.
- [3] P. T. Jackway, "Gradient Watersheds in Morphological Scale-Space", IEEE Trans. Image Processing, vol. 5, no. 6, pp. 913-921, 1996.
- [4] C. Li, D. B. Goldgof, and L. O. Hall. "Knowledge-based classification and tissue labeling of MR images of human brain." IEEE Trans. on Medical Imaging, vol. 12, pp. 740-750, 1993.
- [5] S. Kobash, "Fuzzy Information Granulation on Segmentation of Human Brain MR Images," Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Systems, vol. 10, no. 1, pp. 117-125, 1998.
- [6] Y. Wang and T. Lei, "A new stochastic model based image segmentation technique for MR image." in Proc. First IEEE Int. Conf. Image Processing, Austin, Texas, November 13-16, 1994
- [7] G. Manos, A. Y. Cairns, I. W. Ricketts and D. Sinclair, "Automatic segmentation of hand-wrist radiographs." Image and Vision Computing, vol. 11, no. 2, pp. 100-111, Mar 1993.