

MRI 뇌 영상에서 웨이블릿 변환과 자동적인 임계치 설정을 이용한 뇌실 검출

원철호[†], 김동훈^{**}, 이상효^{***}, 이정현^{****}, 김창욱^{*****}, 정윤수^{*****}, 조진호^{*****}

요 약

본 논문에서는 MRI 뇌 영상에서 뇌실 영역을 검출하기 위하여 자동적으로 임계치를 설정하는 방법을 제안하였다. 웨이블릿 변환 후 수평 및 수직 신호의 상세 신호 크기를 이용하여 물체의 윤곽선에서 상세신호의 크기 평균을 의미하는 에지 선예도를 계산하였다. 영역 성장을 위한 임계치를 반복적으로 증가시켜 에지 선예도가 최대일 때 최적 임계치를 설정하여 뇌실 영역을 검출하였다. 본 논문에서는 제안한 방법과 지오테릭 동적 윤곽선 모델을 수치적으로 비교하였으며, 실제 MRI 뇌영상에 적용시켜 제안한 알고리즘의 유효성을 검증하였다.

Detection of Brain Ventricle by Using Wavelet Transform and Automatic Thresholding in MRI Brain Images

Chulho Won[†], Dong Hun Kim^{**}, Sang Hyo Woo^{***}, Jung Hyun Lee^{****},
Chang Wook Kim^{*****}, Yoon Su Chung^{*****}, Jin Ho Cho^{*****}

ABSTRACT

In this paper, an algorithm that can define the threshold value automatically proposed in order to detect a brain ventricle in MRI brain images. After the wavelet transform, edge sharpness, which means the average magnitude of detail signals on the contour of the object, was computed by using the magnitude of horizontal and vertical detail signals. The contours of a brain ventricle were detected by increasing the threshold value repeatedly and computing edge sharpness. When the edge sharpness became maximal, the optimal threshold was determined, and the detection of a brain ventricle was accomplished finally. In this paper, we compared the proposed algorithm with the geodesic active contour model numerically and verified the efficiency of the proposed algorithm by applying real MRI brain images.

Key words: MRI(자기공명영상), Wavelet Transform(웨이블릿 변환), Brain Ventricle(뇌실), Automatic Thresholding(자동적인 임계치 설정)

※ 교신저자(Corresponding Author): 원철호, 주소: 경북 경산시 하양읍 부호리 33(712-701), 전화: 053)850-7325, FAX: 053)850-7612, E-mail: chulho@kiu.ac.kr
접수일: 2007년 5월 21일, 완료일: 2007년 8월 28일

[†] 정회원, 경일대학교 제어계측공학과

^{**} 경북대학교 전자전기컴퓨터학부
(E-mail: dh29kim@ee.knu.ac.kr)

^{***} 경북대학교 전자전기컴퓨터학부
(E-mail: wgundan@kornet.net)

^{****} 경북대학교 전자전기컴퓨터학부

(E-mail: mypung@hotmail.com)

^{*****} 경북대학교 전자전기컴퓨터학부

(E-mail: woogjee23@hotmail.com)

^{*****} 한국전자통신연구원

(E-mail: yoonsu@etri.re.kr)

^{*****} 정회원, 경북대학교 전자전기컴퓨터학부

(E-mail: jhcho@ee.knu.ac.kr)

※ 본 연구는 한국과학재단 특정기초연구(No. R01-2005-000-10140-0)지원으로 수행되었음.

1. 서 론

뇌 구조에 대한 연구는 수 세기에 걸쳐 진행되고 있고, 부피 계측에 관한 연구도 지난 20년 동안 급증해왔다. 초기에는 사체에서 뇌를 분리한 후 표본화 작업을 통하여 직접적으로 뇌 부피를 측정하기도 하였다. 그러나 이러한 과정은 많은 작업 시간과 인력이 필요하고, 사후 조직의 괴사 등으로 정확한 부피의 계측이 어려웠다. 근래에는 전산화 단층 촬영(CT)이나 자기 공명 영상(MRI) 등을 이용하여 생체(in vivo)에서 뇌 영상을 획득한 후 관심있는 뇌의 구조를 분할(segmentation)하고 부피를 계측하는 연구가 지속적으로 진행되고 있고, 이를 통해 뇌의 구조와 기능에 대한 이해와 질병의 진단에 이용하고 있다.[1-4]

MRI를 이용한 용적측정술(MRI volumetry)은 질환의 병소 국소화 이외에도 임상 정보와의 상관관계 분석을 통해 질환의 진행에 따른 뇌의 구조적 퇴행 과정과 이에 의한 신경망의 변화에 대한 정보를 제공할 수 있다[5]. 또한, MRI를 이용해 시간 차이를 두고 시도하는 정량적인 뇌분석 연구(longitudinal quantitative brain MRI study)를 통하여 질환에 대한 국소적 정보와 뇌의 변형 과정을 자세하게 이해할 수 있었다[6].

특히, 외측 뇌실(lateral brain ventricle) 영역은 측단면 영상에서 나비 모양의 구조를 가지는데 내부는 뇌척수액으로 채워져 있고, 정상인의 경우 외측 뇌실은 좌우 대칭이나 질환자의 경우 비대칭이기 때문에 뇌실 영역의 대칭도는 뇌질환 판별을 위한 중요한 요소가 된다[7]. 따라서, 뇌실 영역의 비대칭도를 구하기 위해서는 뇌실 영역의 검출이 필수적이다. 또한, 최근에 자기 자극을 통해 통증없이 특정 뇌부위를 활성화 또는 억제시켜 뇌 기능을 조절할 수 있는 경두개 자기 자극기(Transcranial Magnetic Stimulation)를 이용하여 각종 뇌질환의 치료에 사용하는 연구가 많이 진행되고 있다. 뇌에 인가되는 자기장에 해석을 위해서는 뇌실을 포함한 뇌 영역의 분할이 매우 중요하다.

영상분할, 윤곽선 추출(contour extraction) 등의 분야에서 동적 윤곽선 모델이 많이 사용되고 있으며 초기 기본 모델은 Kass[8] 등이 제안하였다. 하지만, 이 방법은 에너지 수식이 미분 가능해야 한다는 제약

조건과 초기화에 의해 결정적인 영향을 받는다. 이러한 문제점들을 극복하기 위하여 Amini[9] 등은 동적 프로그래밍(dynamic programming)을 이용한 방법을 제안하였으며, Williams[10] 등은 그리디(greedy) 알고리즘(algorithm)을 제안하였다. 최근에는 기존의 동적 윤곽선의 단점인 초기 윤곽선과 요면(concave) 문제를 해결하기 위하여 V. Caselles 등 [11-13]이 제안한 지오데식(Geodesic) 동적 윤곽선 방법이 제안되었으나, 물체와 배경의 경계가 불명확한 뇌실의 검출에는 어려움이 있다.

본 논문에서는 웨이브릿 변환과 자동적인 임계치 설정이 가능한 영역 성장법을 제안하여 MRI 영상에서 뇌실 영역을 검출하였다. 먼저, 웨이브릿 변환 후 수평 및 수직 신호의 상세 신호 크기를 이용하여 물체의 윤곽선에서 상세신호의 크기 평균을 의미하는 에지 선예도를 계산하였다. 영역 성장을 위한 임계치를 반복적으로 증가시켜 에지 선예도가 최대일 때 최적 임계치를 설정하여 뇌실 영역을 검출한다. 본 논문에서는 제안한 방법이 뇌실 영역을 효과적으로 검출할 수 있음을 다양한 척도를 이용하여 수치적으로 비교하였으며, 실제 MRI 뇌 영상에 적용시켜 뇌실 검출 과정을 시각적으로 비교하여 우수성을 검증하였다. 본 논문의 구성은 먼저 2장에서 웨이브릿 변환과 본 논문에서 사용하는 신호성분에 대해서 살펴보고, 3장에서 본 논문에서 제안하는 에지 선예도를 이용한 영역 성장 기법에 대해서 설명한다. 그리고 4장에서는 실험 및 결과분석, 마지막으로 5장에서는 결론을 맺는다.

2. 웨이브릿 변환(wavelet transform)

Mallat 등[14,15]은 가우시안 형태를 갖는 신호에 대한 1차 도함수를 모웨이브릿(mother wavelet)으로 사용하여 공간상에서 영상의 에지 및 특이점의 특성을 해석하였다.

실수 함수 $\theta(x)$ 는 $\theta(x) = O(1/(1+x^2))$ 이고 $\int_{-\infty}^{\infty} \theta(x) dx \neq 0$ 을 만족하는 평활화 함수이다. 그리고 j 번째 스케일에서의 평활화 함수 $\theta_2(x) = (1/2^j)\theta(x/2^j)$ 이고, $f(x)$ 는 $L^2(\mathbb{R})$ 를 만족하는 실수 함수이다. $L^2(\mathbb{R})$ 는 측정가능하고 2차 적분 가능한 1D 함수 $f(x)$ 의 힐버트(Hilbert) 공간이다. $f(x)$ 의 j

번째 스케일 상에서의 에지들은 $\theta_{2^j}(x)$ 에 의하여 평활화된 신호 $f(x) * \theta_{2^j}(x)$ 에서 급격한 밝기 변화를 가지는 곳이다. 그리고 $\psi(x)$ 을 평활화 함수 $\theta(x)$ 의 1차 도함수

$$\psi(x) = d\theta(x)/dx \quad (1)$$

로 두면, $\Psi(x)$ 는 $\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x)dx = 0$ 을 만족하므로 웨이블릿이 될 수 있다. $\psi(x)$ 를 모웨이블릿(mother wavelet)으로 하는 $f(x)$ 의 j 번째 스케일에서의 웨이블릿 변환 $Wf(2^j, x)$ 은

$$\begin{aligned} Wf(2^j, x) &= f(x) * \psi_{2^j}(x) = f(x) * \\ &\left(2^j \frac{d\theta_{2^j}(x)}{dx}\right)(x) = 2^j \frac{d}{dx}(f(x) * \theta_{2^j}(x))(x) \end{aligned} \quad (2)$$

으로 정의된다.

위 식을 살펴보면, 웨이블릿 변환 $Wf(2^j, x)$ 은 $\theta_{2^j}(x)$ 에 의하여 평활화된 $f(x)$ 가 x 에 대하여 미분되어 얻어진 상세신호(detail signal)임을 알 수 있다. 2-D 함수 $f(x, y)$ 의 j 번째 스케일 상에서 웨이블릿 변환은 수평 및 수직에 대한 웨이블릿 변환 $W_{2^j}^h f(x, y)$ 및 $W_{2^j}^v f(x, y)$

$$W_{2^j}^h f(x, y) = f * \psi_{2^j}^h(x, y) \quad \text{및} \quad W_{2^j}^v f(x, y) = f * \psi_{2^j}^v(x, y) \quad (3)$$

을 가진다.

여기서, 수평 및 수직에 대한 웨이블릿은 각각

$$\psi_{2^j}^h = \frac{1}{2^{2j}} \psi^h\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right) \quad \text{및} \quad \psi_{2^j}^v = \frac{1}{2^{2j}} \psi^v\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right) \quad \text{이며, } \psi^h \quad \text{및} \quad \psi^v \text{은 각각}$$

$$\psi^h(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial x} \quad \text{및} \quad \psi^v(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial y} \quad (4)$$

와 같다.

J 번째 스케일까지의 웨이블릿 변환 $\{W_{2^j}^h f(x, y), W_{2^j}^v f(x, y)\}_{1 \leq j \leq J}$ 은 수평 및 수직에 대한 상세 신호를 나타낸다.

본 논문에서는 영상 $f(x, y)$ 에서 Mallat 등에 의하여 소개된 고속 웨이블릿 변환 알고리즘을 이용하여 첫 번째 스케일에서 다음 식 (5)와 같이 수평 및 수직 성분에 대한 웨이블릿 변환 신호 $W_{2^1}^h$ 및 $W_{2^1}^v$ 의 두

개의 부대역 신호를 얻는다.

$$\{(W_{2^1}^h f(x, y), (W_{2^1}^v f(x, y))\}_{1 \leq x \leq NH, 1 \leq y \leq NV} \quad (5)$$

여기서, x 및 y 는 공간 영역 상에서의 수평 및 수직 축이고, NH 및 NV 는 영상의 수평 및 수직 해상도 크기이다.

첫 번째 스케일 상의 수평 및 수직 상세 신호를 이용하여 상세 신호에 대한 크기(magnitude) 성분 $Mf(x, y)$ 를 구하면 다음 식 (6)과 같다.

$$Mf(x, y) = \sqrt{W_{2^1}^h f(x, y)^2 + W_{2^1}^v f(x, y)^2} \quad (6)$$

본 논문에서는 뇌실 영역을 검출하기 위하여 상세 신호에 대한 크기(magnitude) 성분 $Mf(x, y)$ 을 이용하여 에지 선예도를 계산한다.

3. 에지 선예도를 이용한 영역 성장 기법의 제안

3.1 에지 선예도(edge sharpness)

에지 선예도는 웨이블릿 변환에 의해 얻어진 상세 신호의 크기 성분 $Mf(x, y)$ 을 이용하여 계산하며, $Mf(x, y)$ 는 영상에서 고주파 성분을 가지는 에지 성분을 나타낸다.

에지 선예도는 뇌실 영역 윤곽선의 각 위치에서 상세 신호의 크기 $Mf(x, y)$ 값을 구하고 윤곽선을 구성하는 화소의 개수 M 으로 나누어 식 (7)과 같이 계산할 수 있다. 뇌실과 배경의 경계에서 $Mf(x, y)$ 는 큰 값을 나타내며 영역 성장에 의하여 분할이 잘 이루어질 때 에지 선예도 값은 커지게 된다. 영역 성장에 의해 분할된 영역의 윤곽선과 상세 신호의 크기 $Mf(x, y)$ 가 일치할 때 에지 선예도는 가장 큰 값을 가지게 된다.

$$E = \frac{\sum_{j=1}^M Mf(x_j, y_j)}{M} \quad (7)$$

3.2 영역 성장 기법에 자동적인 최적 임계치 설정 방법 제안

전처리 과정으로서 J.M. Gauch[16]이 제안한 워터 슈드 알고리즘에 이용하여 뇌 자기공명영상을 분할하고 휘도 준위가 높은 영역들을 선정하여 초기 뇌실

영역을 검출한다. 워터셰드 알고리즘에 의해 검출된 초기 뇌실 영역에서 최대 밝기를 가지는 화소 $f(x_s, y_s)$ 를 시작점으로 설정하여 영역 성장에 의한 뇌실 분할을 수행한다.

최적의 임계치 T_{opt} 를 자동적으로 결정하기 위하여 영역내의 최대 화소를 시작점으로부터 반복적으로 임계치 T_g 를 증가시켜 영역을 확장시킨다. 이때 확장된 영역의 윤곽선을 검출하여 에지 선예도를 계산한다. 에지 선예도가 최대인 임계치를 구하고, 이 값이 영역성장 기법의 최적의 임계치 T_{opt} 가 되며 최종적으로 뇌실 영역이 검출된다. 그림 1에 알고리즘의 흐름도를 보였다.

$$\begin{aligned}
 & \text{if } (f(x_s, y_s) - f(x, y) < T_g), T_g: 1 \sim f(x_s, y_s) \\
 & \quad f(x, y) \text{ is included in Brain ventricle} \\
 & T_{opt} = T_g \{ \max(E_{Tg}) \} \quad (8)
 \end{aligned}$$

그림 2(a)의 뇌 MRI 영상에 대하여 그림 2(b)의 영역 성장의 시작점 설정을 위한 워터셰드 처리 영상, 그리고 그림 2(c)에 웨이브릿 변환에 의한 상세 신호의 크기 성분 $Mf(x, y)$ 를 보였다.

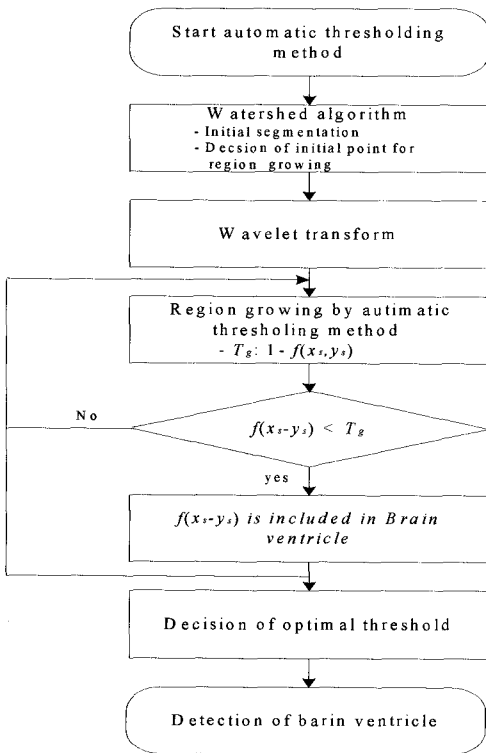


그림 1. 제안한 알고리즘의 흐름도

그림 3(a)는 그림 2(a)의 우측 뇌실 영역에 대한 에지 선예도의 변화, 그림 3(b)는 면적의 변화 곡선이다. T_g 가 61에서 에지 선예도의 최대값이 36.36, 그리고 면적이 1997화소였다. 임계치가 증가할수록 뇌실 영역의 면적은 증가하지만 에지 선예도는 감소하게 된다. 영역이 성장함에 따라 에지 선예도의 값이 증가하고 뇌실 영역의 경계에서 에지 선예도가 최대값이고 영역이 더욱 성장함에 따라서 에지 선예도가 감소함을 알 수 있다. 그림 4에서는 T_g 의 변화에 따른 뇌실 영역의 검출 과정을 보였으며 T_g 가 61일 때 뇌실 영역을 효과적으로 검출한 것을 볼 수 있다.

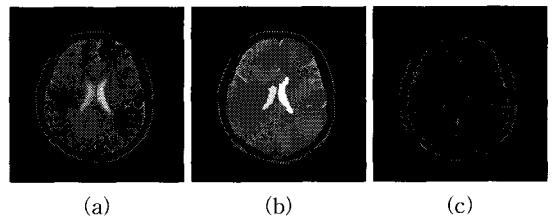


그림 2. (a) MRI 뇌영상 (b) 워터셰드 처리 영상 (c) 웨이브릿 변환 후 상세 신호의 크기 성분 $Mf(x, y)$

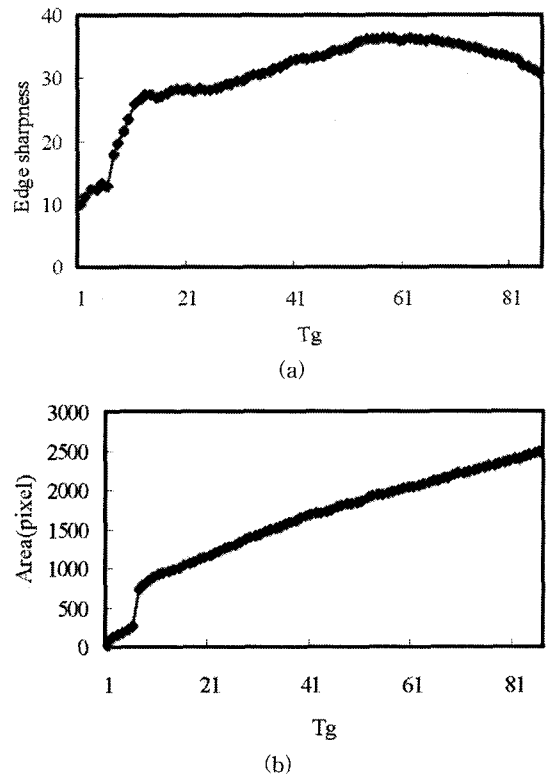


그림 3. (a) 에지 선예도의 변화 (b) 면적의 변화

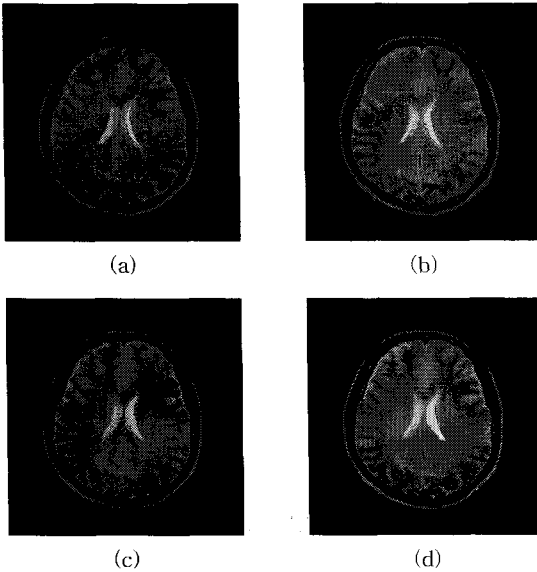


그림 4. 결과 영상 (a) T_g : 15 (b) T_g : 30 (c) T_g : 45 (d) T_g : 61

3.3 제안한 방법의 유효성 검증

알고리즘의 유효성을 검증하기 위하여 그림 5(a)의 테스트 패턴에 대한 실험을 하였다. 테스트 패턴의 243의 밝기인 중앙의 사각형을 중심으로 좌측 상단에서부터 시계방향으로 각각 128, 167, 192, 및 50의 밝기인 사각형을 배치하였다. 10%의 유니폼 잡음과 랜덤 잡음을 실어서 실험한 결과를 그림 5(b), 그림 5(c)에 보였으며, 제안한 알고리즘에 의하여 임계치 T_g 가 각각 35와 36으로 자동적으로 설정되어 영역이 분할되었으며, 중앙의 사각형을 효과적으로 검출함을 알 수 있다.

4. 실험 및 결과 분석

최근 V. Caselles[11] 등이 제안한 지오데식 동적

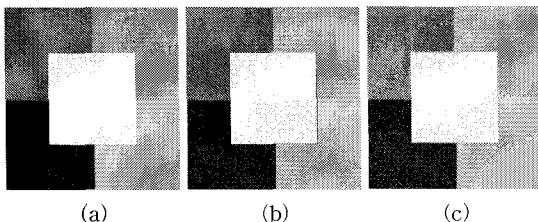


그림 5. (a) 테스트 패턴 영상 (b) 10% 유니폼 잡음영상에서 영역 검출 (c) 10% 랜덤 잡음 영상에서 영역 검출

윤곽선 모델의 경우 초기 윤곽선과 무관하게 영역의 분할이 가능하기 때문에 최근의 영역 분할에 있어 주요한 기법이 되고 있다. 본 논문에서는 제안한 방법과 V. Caselles[11] 등이 제안한 지오데식 동적 윤곽선 모델을 비교하였다. 그림 6의 테스트 패턴은 배경의 밝기는 128, 물체의 밝기는 223으로 설정하였으며 물체 우측상단에 물체와 배경사이의 휘도 준위 변화를 표현하기 위하여 블러링 처리를 하였다. 지오데식 동적 윤곽선 모델의 경우 그림 6(a)의 결과와 같이 물체와 배경의 구분이 불명확한 영역에서 윤곽선 검출이 어려움이 있는 것을 볼 수 있다. 지오데식 동적 윤곽선 모델은 기존의 동적 윤곽선 모델과 달리 초기 윤곽선의 설정이 최종 윤곽선 검출에 의한 영역 분할에 영향을 미치지 않으나, 물체의 경계가 불명확한 영역에서 윤곽선이 제대로 검출되지 못하였다. 그림 6(b)의 제안한 방법의 경우 T_g 가 126에서 물체의 윤곽선이 검출됨을 확인하였다.

그림 6의 테스트 영상에 대하여 참조 윤곽선 상의 점들과 검출된 윤곽선의 점들을 비교하여 동적 윤곽선 모델의 유효성을 제공된 평균 오차 (root mean square) E_{RMS} 와 평균 절대 오차 (mean absolute error) E_{MAE} 를 이용하여 수치적으로 검증하였다. E_{RMS} 는 다음 식 (9)와 같이 표시되며 거리 오차 실패 값을 나타낸다.

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=0}^{N-1} (r(i) - c(i))^2 \right\}} \quad (9)$$

여기서, N 은 비교 윤곽선 상의 점들의 개수이며, $r(i)$ 및 $c(i)$ 는 각각 참조 윤곽선과 비교 윤곽선 상의 점이다. 평균 절대 오차 E_{MAE} 는 식 (10)과 같다.

$$E_{MAE} = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=0}^{N-1} |r(i) - c(i)| \right\} \quad (10)$$

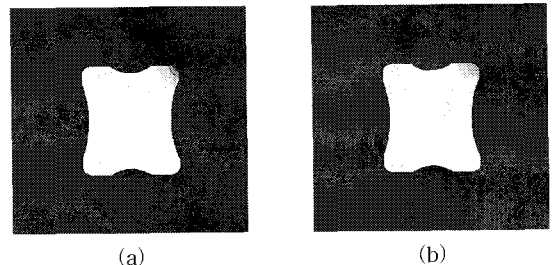


그림 6. 물체 윤곽선 검출 결과 (a) 지오데식 동적 윤곽선 모델 (b) 제안한 방법

E_{MAE} 는 각각의 오차에 대해 동일한 가중치를 가지며, E_{RMS} 는 큰 오차에 대해서 상대적으로 큰 가중치를 가진다. 일반적으로 E_{RMS} 는 큰 오차가 있는 경우 바람직하지 않으며, E_{MAE} 는 큰 오차에 대해서도 민감하지 않다.[17] 본 논문에서는 두 척도를 모두 사용하여 표 1에서 지오데식 동적 윤곽선 모델과 제안한 방법에 의한 윤곽선 검출 결과를 수치적으로 보였다. E_{RMS} , E_{MAE} 는 기준 윤곽선과 비교 윤곽선의 오차를 의미하며 값이 작을수록 정확한 검출이 이루어짐을 의미한다. E_{RMS} 과 E_{MAE} 경우 모두 지오데식 동적 윤곽선 모델에 의한 방법보다 제안한 방법이 더 작은 오차를 가짐을 알 수 있었다.

그림 7에서는 MRI 뇌영상에 대해서 지오데식 동적 윤곽선 모델을 사용하여 뇌실 검출 결과이다. 뇌실 영역으로 윤곽선이 침입하여 뇌실의 검출이 제대로 이루어지지 않음을 알 수 있다. 좌우 뇌실 영역과 회백질의 완전한 경계에서 윤곽선이 내부로 침투하게 되어 뇌실 영역이 검출되지 않았다. 그림 8에서는 제안한 방법에 의해 좌우 뇌실이 검출되었음을 볼 수 있다. 실험 영상은 1.5T (Magnetom Vision Siemens, Erlangen Germany) 시스템으로부터 획득한 512×512 크기의 16비트 다이콤(digital imaging and communications in medicine, DICOM) 3.0 영상을 사용하였고, 슬라이스의 두께(thickness)는 7mm 이고 2~3mm의 간격(gap)으로 축단면(axial plane) 영상을 획득하였다. 실험에서는 사용한 T2 강조 영상은 스핀 에코와 다중 스핀 에코를 이용하여 획득한 영상으로 TR/TE이 3600/102ms였다.

표 1. 두 척도에 의한 수치적 비교

	Geodesic Active Contour Model	Proposed Method
E_{MAE}	1.36	0.45
E_{RMS}	1.11	0.67

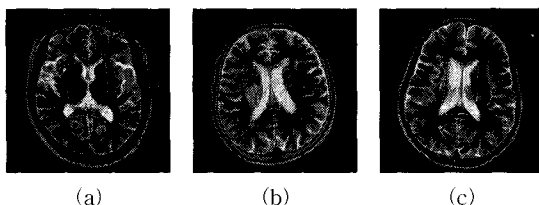


그림 7. (a), (b), (c) 지오데식 동적 윤곽선 모델에 의한 뇌실 영역 검출결과

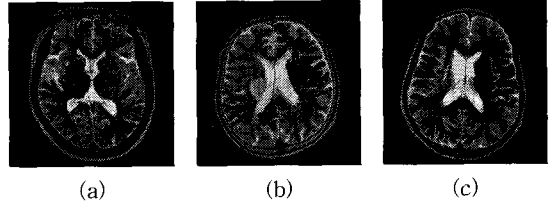


그림 8. (a), (b), (c) 제안한 방법에 의한 뇌실 영역 검출결과

5. 결 론

표 1에서 지오데식 동적 윤곽선 모델과의 수치적인 비교와 그림 7 및 그림 8에서 시각적인 비교에서 모두 제안한 곡선제어함수를 이용한 윤곽선 검출이 우수함을 보여주고 있다. 뇌실과 회백질의 경계가 불명확한 영역에서 지오데식 동적 윤곽선 모델의 경우 뇌실 영역의 검출에 어려움이 있지만 제안한 방법에서는 효과적으로 검출할 수 있었다.

본 논문에서는 웨이브릿 변환을 이용하여 자동적인 임계치 설정이 가능한 영역 성장법을 제안하여 MRI 영상에서 뇌실 영역을 검출하였다. 웨이브릿 변환 후 수평 및 수직 신호의 상세 신호 크기를 이용하여 에지 선예도를 계산하여 이를 영역 성장법의 자동적인 임계치 설정을 위하여 사용하였다. 제안한 방법이 기존의 방법보다 뇌실 영역을 잘 검출할 수 있음을 다양한 척도를 이용하여 수치적으로 비교하였으며, 실제 정상과 질환자의 뇌 영상에 적용시켜 제안한 윤곽선 검출 방법의 타당성을 검증하였다. 뇌실에 대한 진단 파라미터를 도출하여 뇌질환의 조기 발견, 진행정도 및 치유과정 추적에 유용하게 사용될 수 있을 것으로 기대한다.

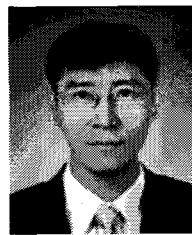
참 고 문 헌

[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] Z. Liang, "Tissue classification and segmentation of MR images," *IEEE Eng. Med. Bio.*, Vol.12, pp. 81-85, 1993.

[3] K.O. Lim and A. Pfefferbaum, "Segmentation of MR brain image into cerebrospinal fluid

- spaces, white and gray matter," *J. Comp. Ass. Tomo.*, Vol.13, No.4, pp. 588-593, 1989.
- [4] S.J. He, X. Wang, Y. Yang, and W. Yan, "MRI brain image segmentation," *Proc. IEEE 8th Asia Pac. Conf. Circ. Sys.*, pp. 113-116, 2000.
- [5] S.S. Spencer, "Neural networks in human epilepsy: evidence of and implications for treatment," *Epilepsia*, Vol.43, pp. 219-227, 2002.
- [6] R.S. Liu, L. Lemieux, G.S. Bell, P.A. Bartlett, J.W. Sander, "Sisodiya SM, et al. A longitudinal quantitative MRI study of community-based patients with chronic epilepsy and newly diagnosed seizures: methodology and preliminary findings," *Neuroimage*, Vol.14, pp. 231-243. 2001.
- [7] A. Lundervold and G. Stovik, "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.
- [8] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *Int. j. Computer Vision*, Vol.1, pp. 321-331, 1987.
- [9] A.A. Amini, S. Tehrani, and T.E. Weymouth, "Using dynamic programming for minimizing the energy of active contours in the presence of hard constraints," *In Proc. Second Int. Conf. on Computer Vision*, pp. 95-99, 1988.
- [10] D.J. Williams and M. Shah, "A fast algorithm for active contours and curvature estimation," *Computer Vision, Graphic, and Image Processing: Image Understanding*, Vol.55, No.1, pp. 14-26, 1992.
- [11] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, "Geodesic active contours," *International Journal of Computer Vision*, Vol.22, 61-79, 1997.
- [12] R. Goldenberg, R. Kimmel, E. Rivlin, and M. Rudzsky, "Fast Geodesic Active Contours," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.10, No.10, pp. 1467-1475, Oct. 2001.
- [13] M. Yano, "Boundary Detection with Geodesic Active Contours," *Proc. of Distribute Multimedia Systems '99 Aizu-Wakamatsu*, July 1999.
- [14] S. Mallat and S. Zhong, "Characterization of signals from multiscale edges," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.14, pp. 710-732, July 1992.
- [15] S. Mallat and W. L. Hwang, "Singularity detection and processing with wavelets," *IEEE Trans. on Information Theory*, Vol.38, No.2, pp. 617-643, Mar. 1992.
- [16] J.M. Gauch, "Image segmentation and analysis via multiscale gradient watershed hierarchies," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol.8, No.1, pp. 69-79, Jan. 1999.
- [17] http://www.eumetcal.org.uk/eumetcal/verification/www/english/msg/ver_cont_var/uos3/uos3_kol1.htm.

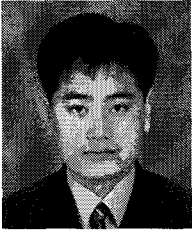


원 철 호

- 1992년 경북대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)
 1995년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1998년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)
 1998년~1999년 계명대학교 의과

대학 의공학교실 연구강사

1999년~2002년 Univ. of Iowa, Post. Doc. Fellow
 2002년~현재 경일대학교 제어계측공학과 부교수
 관심분야 : 의용계측, 의학영상처리, 컴퓨터 비전

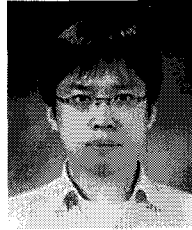


김 동 훈

1992년 서울대학교 공과대학 전기공학과 졸업(공학사)
 1994년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사)
 1998년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학박사)
 1998년~2001년 LG전자(주), 선

임연구원

2001년~2002년 성균관대학교 공과대학, 연구교수
 2002년 기초전력공학공동연구소, 특별연구원
 2002년~2004년 University of Southampton, Research Fellow
 2004년~WSEAS International Conference, Session Organizer
 2004년~경북대학교 전자전기컴퓨터학부, 조교수
 관심분야 : 전자기응용 소자 및 기기 최적설계, 전자장수치해석, 생체전자기학 (Bio-electromagnetics)



김 창 욱

2005년 대구대학교 제어계측공학과 졸업(공학사)
 2006년~경북대학교 대학원 전자공학과 석사과정
 주관심분야 : 의용계측, 의학영상처리, 컴퓨터 비전, 의용 센서시스템



정 윤 수

1993년 경북대학교 전자공학과(공학사)
 1995년 경북대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
 1998년 8월 경북대학교 대학원 전자공학과(공학박사)
 1999년~현재 한국전자통신연구원 바이오인식기술연구팀 선임연구원

관심분야 : 영상신호처리, 컴퓨터 비전, 바이오인식



우 상 효

2004년 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 졸업(공학사)
 2004년~경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공업석사)
 2006년~현재 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정
 주관심분야 : 집적회로설계, 텔레

메트리, DSP



조 진 호

1988년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)
 1991년~1992년 University of Iowa, 교환교수
 1984년~현재 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 교수 및 병원 의공학 과장(겸무)

2000년~현재 경북대학교 의과대학 의공학교실 주임교수

2002년 12월~현재 보건복지부지정 첨단감각기능회복장치연구소 연구소장

관심분야 : 생체 전자, 생체 신호 처리, 의용 센서시스템, 완전이식형 인공중이, 초소형 텔레메트리 시스템 등



이 정 현

2002년 경북대학교 전자전기공학부 졸업(공학사)
 2004년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 2004년~현재 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정
 2007년~현재 계명대학교 동산의

료원 의료정보학교실 연구강사

주관심분야 : 의료영상분석, 집적회로설계, RF 시스템, 생체신호처리, 텔레메트리