

영역평균 기반의 지오데식 동적 윤곽선 모델에 의한 뇌실 분할

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

요 약

본 논문에서는 지오데식 동적 윤곽선 모델을 이용하여 뇌실 영역을 검출하기 위하여 기존의 에지지시함수를 대신한 영역 기반의 곡선진행억제 함수를 제안하였다. 제안한 곡선 진행 억제 함수는 뇌실 영역의 검출에 매우 효과적이었으며, 이 함수는 MRI 영상에서 밝게 나타나는 뇌실 영역의 평균 밝기를 기반으로 한다. 본 논문에서는 제안한 방법이 기존의 방법보다 뇌실 영역을 잘 검출할 수 있음을 다양한 척도를 이용하여 수치적으로 비교하였다. 실제 정상과 뇌종양에 의한 뇌질환 영상에 적용시켜 뇌실 검출 과정을 시각적으로 비교하여 우수성을 검증하였다.

Segmentation of Brain Ventricle Using Geodesic Active Contour Model Based on Region Mean

Chulho Won[†], Dong-Hun Kim^{**}, Jung-Hyun Lee^{***},
Sang-Hyo Woo^{****}, Jin-Ho Cho^{*****}

ABSTRACT

This paper proposed a curve progress control function of the area base instead of the existing edge indication function, in order to detect the brain ventricle area by utilizing a geodesic active contour model. The proposed curve progress control function is very effective in detecting the brain ventricle area and this function is based on the average brightness of the brain ventricle area which appears brighter in MRI images. Compared numerically by using various measures, the proposed method in this paper can detect brain ventricle areas better than the existing method. By examining images of normal and diseased brain's images by brain tumor, we compared the several brain ventricle detection algorithms with proposed method visually and verified the effectiveness of the proposed method.

Key words: Brain Ventricle(뇌실), MRI Images(MRI 영상), Geodesic Active Contour Model(지오데식 동적 윤곽선), Curve Progress Control Function(에지지시함수)

1. 서 론

뇌 구조에 대한 연구는 수 세기에 걸쳐 진행되고 있고, 부피 계측에 관한 연구도 지난 20년 동안 급증

해왔다. 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 부피

* 교신저자(Corresponding Author) : 원철호, 주소 : 경북 경산시 하양읍 부호리 33(712-701), 전화 : 053)850-7325, FAX : 053)850-7612, E-mail : chulho@kju.ac.kr
접수일 : 2006년 3월 17일, 완료일 : 2006년 6월 9일

[†] 정회원, 경일대학교 제어계측공학과 부교수

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

^{***} 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정

(E-mail: mypung@hotmail.com)

^{****} 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정
(E-mail: wsanghyo@hotmail.com)

^{*****} 정회원, 경북대학교 의과대학 의공학교실 주임교수
(E-mail: jhcho@ee.knu.ac.kr)

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

의 계측이 어려웠다. 근래에는 전산화 단층 촬영(CT)이나 자기 공명 영상(MRI) 등을 이용하여 생체(*in-vivo*)에서 뇌 영상을 획득한 후 관심 있는 뇌의 구조를 분할(segmentation)하고 부피를 계측하는 연구가 지속적으로 진행되고 있고, 이를 통해 뇌의 구조와 기능에 대한 이해와 질병의 진단에 이용하고자 하는 노력이 있어 왔다.

또한, 근래에는 높은 해상도의 MRI와 정밀하고 정확한 정량적 측정 방법을 개발하여 질병 초기의 구조적인 변화를 찾으려는 시도가 진행되고 있다. 다른 의료영상을 이용할 경우 발견하기 어려운 뇌종양, 심장 질환 및 척추디스크 질환들의 진단 뿐만 아니라 기타 여러 가지 병변(lesion)의 해부학적인 상태를 판단하기 위하여 널리 이용되고 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, MRI 를 이용해 시간 차이를 두고 시도하고 있는 정량적인 뇌분석연구(longitudinal quantitative brain MRI study)는 질환의 국소적 정보를 얻게 해줄 뿐 아니라 뇌의 변형 과정을 비교적 자세하게 이해하도록 도움을 준다[6].

특히, 외측 뇌실(lateral brain ventricle) 영역은 측면 단면 영상에서 나비 모양의 구조를 가지는데 내부는 뇌 척수액으로 채워져 있고, 정상인의 경우 외측 뇌실은 좌우 대칭인 모양을 가지나 질환자의 경우 비대칭을 나타내기 때문에 뇌실 영역의 대칭도는 뇌질환 판별을 위한 중요한 파라미터가 된다[7]. 뇌실 영역의 비대칭도를 구하기 위해서는 뇌실 영역의 분할이 이루어져야 하며, 영역의 연속적인 윤곽선을 검출하기 위하여서 관심 영역의 형태와 영상의 특징을 동시에 고려하는 동적 윤곽선 모델(active contour model)에 의한 영역 추출 방법이 많이 사용되고 있다.

동적 윤곽선 모델은 내부 에너지와 외부 에너지를 균형 있게 조화시켜 에너지를 최소화 시킬 때 원하는 관심영역의 윤곽선을 찾을 수 있으며 초기 기본 모델은 Kass[8] 등에 의해 제안되었다. 그러나, 이 방법은 에너지 수식이 미분 가능해야 한다는 제약조건과 초기화에 의해 결정적인 영향을 받기 때문에 Armini[9] 등은 동적 프로그래밍(dynamic programming)을 이용하는 방법을 제안하였으며, Williams[10] 등은

그리디 알고리즘(greedy algorithm)을 제안하였다. 동적 알고리즘은 안정적이지만 상당히 높은 계산복잡도(computational complexity)와 시간복잡도(time complexity)를 가지고 있으며, 그리디 알고리즘은 속도(speed), 유연성(flexibility), 단순성(simplicity)의 장점을 가지고 있으나 이전까지의 수행에서 얻어진 정보를 활용하지 못하여 지역적인 해(local solution)에 빠지는 문제가 있다. 기존 동적 윤곽선 모델들은 윤곽선이 요면 영역(concavity region)에 왔을 때 내부 에너지에 의하여 윤곽선이 더 이상 요면 영역 안으로 진행할 수 없어 윤곽선을 제대로 추출할 수 없는 문제가 있으며, 하나의 물체만을 검출할 수 밖에 없는 단점이 있다.

최근에는 지오데식 동적 윤곽선 모델(geodesic active contour model)이 V. Caselles 등[11,12]에 의해 스네이크 모델의 기하학적인 대안 모델로서 소개되었으며, 요면 문제의 해결과 다중 물체의 검출이 가능하다는 장점으로 인하여 물체 분할을 위하여 많이 사용되고 있다.

본 논문에서는 지오데식 동적 윤곽선 모델을 이용하여 뇌실 영역을 검출하기 위하여 기존의 에지지지 함수를 대신하여 영역 기반의 곡선진행억제 함수를 제안하였다. 제안한 곡선 진행 억제 함수는 MRI 영상에서 밝게 나타나는 뇌실 영역의 평균 밝기 정보를 기반으로 하는 것으로서 뇌실 영역의 검출에 매우 효과적이었다. 본 논문에서는 제안한 방법이 기존의 방법보다 뇌실 영역을 잘 검출할 수 있음을 다양한 척도를 이용하여 수치적으로 비교하였으며, 실제 정상과 질환자의 뇌 영상에 적용시켜 뇌실 검출 과정을 시각적으로 비교하여 우수성을 검증하였다.

2. 방 법

2.1 지오데식 동적 윤곽선 모델

지오데식 동적 윤곽선 모델(geodesic active contour model)은 V. Caselles 등 [13,14]에 의해 스네이크 모델의 기하학적인 대안 모델로서 소개되었으며 다음 식 (1)의 기하학적인 함수로부터 유도되었다 [15].

$$S[C] = \int_0^{L(C)} g(C) ds \tag{1}$$

여기서, 곡선 $C(s) = \{x(s), y(s)\}$ 는 유클리디안 원호장(arclength) s 에 의해 매개변수가 되고, $g()$ 는 영상에서 에지지시함수(edge indication function)로서 관심영역의 경계 검출을 위하여 곡선의 진행을 억제(brake)하는 역할을 하며 제지(brake, stopping) 함수라고도 한다. 이 함수의 값은 에지 영역에서 작은 값을 가지고 평탄한 영역에서 큰 값을 가진다. 식 (1)은 식 (2)과 같이 Euler Lagrange 방정식으로 표현된다.

$$\frac{dC}{dt} = (g(C)k - \langle \nabla g, N \rangle)N \quad (2)$$

여기서, N 은 법선, kN 은 곡률(curvature) 벡터이다. 진행하는 곡선의 위상(topological) 변화를 고려하기 위하여 Osher와 Sethian [14,15]이 제안한 레벨셀(level set) 방법을 사용한다.

$C = \{(x, y) : \phi(x, y) = 0\}$ 인 $\phi(x, y) : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ 를 이용하여 곡선 C 를 표현한 지오데식 동적 윤곽선 모델은 레벨 셀 방정식의 형태로 식 (3)이 된다.

$$\frac{d\phi}{dt} = \text{div} \left(g(x, y) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) |\nabla \phi| \quad (3)$$

그리고, 에지 지시 함수를 변형시킨 가중 함수 면적 최소화(weighted area minimization) 항을 포함시키면 다음 식 (4)가 되고, 곡선의 일정한 진행 속도를 보장하는 역할을 한다.

$$\frac{d\phi}{dt} = \left(\alpha g(x, y) + \text{div} \left(g(x, y) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) |\nabla \phi| \quad (4)$$

관심영역의 경계를 나타내는 곡선 C 는 레벨 셀 함수 ϕ 로부터 얻어지고 다음 식 (5)와 같이 갱신되어진다.

$$\phi_{i+1} = \phi_i + \left(\alpha g(x, y) + \text{div} \left(g(x, y) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) |\nabla \phi| \cdot \Delta t \quad (5)$$

여기서, 갱신되어지는 ϕ_{i+1} 의 값은 먼저 $\alpha g(x, y)$ 항에 의존하며 에지 지시 함수의 값이 작을 때 즉, 관심영역과 배경의 경계에 위치해 있을 때 이전의 ϕ_i 값에 더해지는 값이 감소하게 되고 곡선의 변화가 억제된다. $\text{div} \left(g(x, y) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)$ 항 역시 에지지시함수의 크기에 좌우되며 에지지시함수 값에 갱신되어지는 ϕ_{i+1} 에 변화를 준다. 관심영역의 경계에서는 ϕ_{i+1} 의 값의 변화가 크지 않고 곡선의 진행이 억제되어 관심영역의 경계선 검출이 이루어진다. 따라서, 관심영역

의 경계에서 나타나는 에지 성분에 의해 곡선의 진행이 억제되고 경계 검출이 이루어지게 된다.

2.2 에지지시함수(edge indication function)

에지지시함수는 곡선의 진행을 억제시켜 관심영역의 경계를 검출하기 위한 함수이다. 에지값이 큰 관심영역의 경계에서 이 함수는 작은 값을 가지고 곡선의 진행을 억제하는 역할을 한다. 식 (6)에서 $|\nabla I(x, y)|$ 는 1차 미분 연산자에 의한 에지 연산을 나타내며, 관심영역의 경계선을 나타내는 에지 영역에서 $|\nabla I(x, y)|$ 가 증가할 때 $g(x, y)$ 의 값은 감소한다[13,15].

$$g(x, y) = g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |\nabla I(x, y)|^p} \quad (6)$$

$$|\nabla I(x, y)| = |G_x(x, y)| + |G_y(x, y)| \quad (7)$$

여기서, p 는 임의의 상수이며, 식 (7)의 에지 연산은 다음 식 (8), (9)에서 x, y 에 대한 기울기 연산에 의해 계산된다.

$$G_x(x, y) = I(x-1, y-1) + I(x, y-1) + I(x+1, y-1) - I(x-1, y+1) - I(x, y+1) - I(x+1, y+1) \quad (8)$$

$$G_y(x, y) = I(x-1, y-1) + I(x-1, y) + I(x-1, y+1) - I(x+1, y-1) - I(x+1, y) - I(x+1, y+1) \quad (9)$$

다음 그림 1에서 참조 영상에서 에지지시함수에 의해 검출된 윤곽선을 보였다. 참조 영상은 뇌실 영역은 흰색으로 뇌의 다른 조직 부분은 어두운 회색으로 모델링하였으며 좌측 회백질 영역에서 뇌실상단으로 완만한 휘도 변화를 나타내도록 하였다. 반복 수행에 따라 곡선은 뇌실 영역으로 수렴하지만 그림 1(b)에서 보는 바와 같이 좌우 뇌실 영역의 분할이 완료되기 이전에 좌상단의 뇌실 영역 내부로 곡선이 침입하게 된다. 뇌의 회백질에서 뇌실로의 변화가 불명확한 영역이 있고 이 영역에서는 그림 1(c)와 같이 에지지시함수에 의한 뇌실 영역 검출에는 어려움이 따른다.

2.3 뇌 자기공명영상의 해부학적 구조

정상인의 축 단면(axial plane) 뇌 자기공명영상의 해부학적 구조를 살펴보면 대뇌 주위를 두개골(skull)이 감싸고 있고, 두개골과 대뇌 사이의 거미막

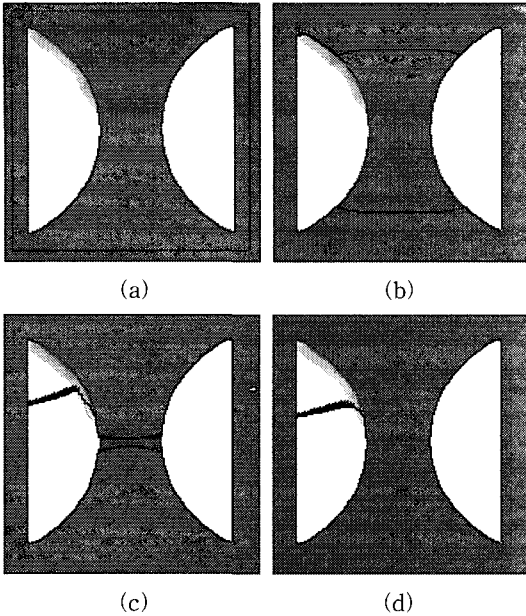


그림 1. 참조 영상에서 에지 지시 함수에 의한 윤곽선 검출 과정: (a) 초기 윤곽선, (b) 300, (c) 900, (d) 1100

밑 공간(subarachnoid space)은 뇌 척수액으로 채워져 있으며 바깥쪽으로 연결 조직(connective tissue), 지방, 근육 등이 존재한다. 대뇌는 대부분이 뇌 유조직으로 이루어져 있으며 중심부의 외측 뇌실(lateral ventricle)에는 뇌 척수액이 존재한다. 축 단면 뇌 자기공명영상의 해부학적 구조는 그림 2와 같다[16]. 대뇌 외부 영역은 두개골과 지방, 근육으로 구성되어 있고, 거미막밑 공간은 뇌 척수액으로 채워져 있다. 뇌 유조직은 회색질(gray matter)과 백색질(white matter)로 구성되는데 회색질은 백색질을 감싸고 있다. 마지막으로 외측 뇌실 영역은 축 단면 영상에서 나비 모양의 구조를 가지는데 안은 뇌 척수액으로 채워져 있고, 정상인의 경우 외측 뇌실은 좌우 대칭인 모양을 가진며 CSF (cerebrospinal fluid)의 대칭도는 뇌질환 판별을 위한 주요 파라미터이다.

2.4 영역 기반의 곡선진행 억제함수 제안

영상의 기울기만을 이용하여 관심영역의 윤곽선을 검출하는 방법은 상당히 불만족스러운 결과를 보여준다고 보고되어 있으며, 더 나은 결과를 얻기 위하여 추가적인 영상처리 과정을 필요로 한다.

따라서, 기존의 관심영역의 경계 검출을 위한 에

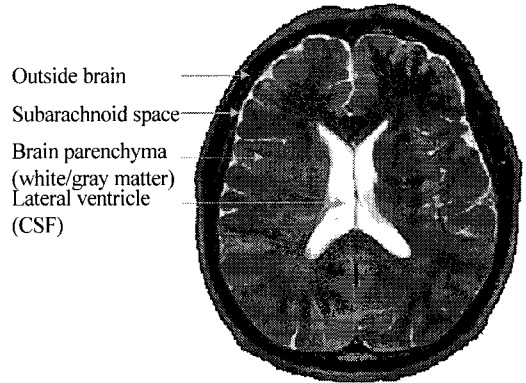


그림 2. 축단면 뇌 자기공명영상의 해부학적 구조

지시함수로는 뇌실 영역의 검출에 어려움이 따르기 때문에 다음 식(10)과 같은 새로운 곡선 진행을 억제하는 함수를 제안하였다.

기본적으로 이 함수는 관심 영역의 평균 휘도와 현재 화소 휘도의 차이를 나타낸다. 영상에서 밝은 영역으로 표현되는 뇌실 영역의 평균 휘도가 주변보다 큰 값을 가지게 된다. 윤곽선 내부의 관심 영역의 평균 휘도와 현재 화소의 휘도의 차이가 적으면 $g(x, y)$ 값이 감소하게 되어 윤곽선의 진행을 억제시키는 역할을 하게 된다.

$$g(x, y) = \delta \cdot (mean_{object} - f(x, y)) \tag{10}$$

$$\delta = (mean_{object} - mean_{border}) \tag{11}$$

$$mean_{object} = \frac{\sum_{i=1}^N f(x_i, y_i)}{N}, (x_i, y_i) \in object \ region$$

$$mean_{border} = \frac{\sum_{j=1}^M f(x_j, y_j)}{M}, (x_j, y_j) \in border \ egion$$

$mean_{border}$ 는 관심 영역 경계선에서의 평균 밝기를 의미하며, $mean_{object}$ 는 검출된 윤곽선내 관심 영역의 평균 밝기가 된다. N, M 은 각각 경계선과 관심 영역의 화소의 개수이다. δ 는 관심 영역에 포함된 화소의 평균 휘도와 관심 영역 외곽선에서의 평균 휘도의 차이를 의미하여, 윤곽선 진행에 있어 가중치로서 작용한다.

$g(x, y)$ 는 윤곽선 내외부의 차이가 많으면 $g(x, y)$ 값을 증가하게 되어 윤곽선의 진행을 촉진시키고 값이 작으면 윤곽선의 진행을 억제시켜, 검출된 관심

영역과 배경의 전체적인 윤곽선 진행 정도를 결정하게 된다. $mean_{object} - f(x, y)$ 항은 윤곽선의 진행에서 각 화소에 관련된 파라미터이며, δ 항은 관심 영역과 배경 전반에 관한 파라미터라고 할 수 있다. 검출 윤곽선이 관심 영역으로 근접하게 되면 배경에서의 현재 화소 $f(x, y)$ 와 $mean_{object}$ 차이가 적게 되고, $mean_{object}$ 와 $mean_{border}$ 의 차이도 적게 되어 곡선 제어 함수 $g(x, y)$ 의 값은 급격히 감소하게 된다. 이는 결과적으로 곡선의 진행을 감소시키는 역할을 하게 되며, 윤곽선이 뇌실 영역 내부로 침범하지 못하게 된다.

$$if(mean_{object} \cong f(x, y) \text{ and } mean_{object} \cong mean_{border})$$

$$g(x, y) \cong 0, \phi_{t+1} \cong \phi_t \quad (12)$$

다음 그림 3은 참조 영상의 초기 윤곽선으로부터 곡선을 진행시켜 관심 영역을 검출하는 과정을 보여주고 있다. 1000회 반복에서 좌우 관심 영역의 분리가 이루어지며 1600회 반복에서 관심 영역의 검출이 완료됨을 볼 수 있다.

그림 4(a)에서 '68'값을 가지는 배경영역의 화소에 대하여 $mean_{object} - f(x, y)$ 의 변화를 보이고 있다. 첫 번째 곡선(◆)에서는 경계선이 관심영역으로 진행함에 따라서 윤곽선 내부 관심영역의 밝기가 점차 증가함을 보여주고 있으며, 세 번째 곡선(●)은 배경영역

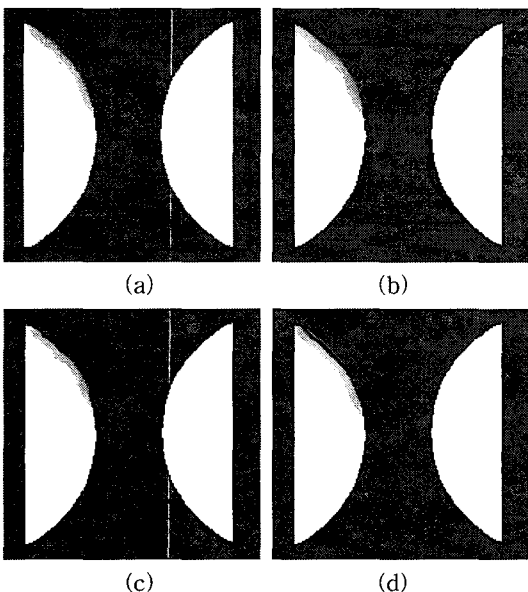


그림 3. 제한된 함수에 의한 결과: (a) 초기 윤곽선, (b) 1000회, (c) 1200회, (d) 1600회 반복

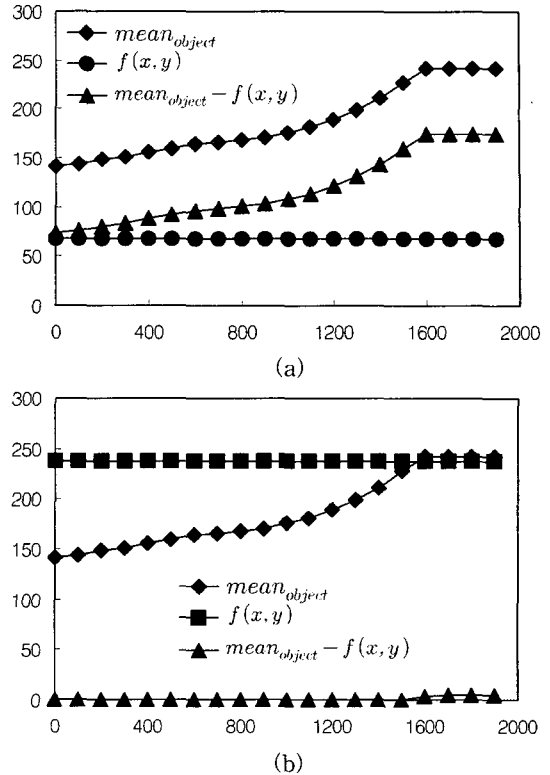


그림 4. (a) 배경 화소 (b) 물체 영역 화소에서의 변화 곡선

의 화소의 휘도를 보여주고 있다. 반복회수가 증가함에 따라서, 두 번째 곡선(▲)이 보여주는 관심영역 평균밝기와 배경화소의 차이는 계속적으로 증가하며 이는 $g(x, y)$ 의 값을 증가시켜 곡선의 진행을 촉진시키는 역할을 하게 된다.

그림 4(b)는 물체영역 화소에 대하여 $mean_{object} - f(x, y)$ 의 변화를 보이고 있다. 첫 번째 곡선(■)은 '238'값을 가지는 물체영역 화소의 휘도를 보여주고 있다. 세 번째 곡선(▲)이 보여주는 관심영역 평균밝기와 배경화소의 차이는 아주 적으며 이는 $g(x, y)$ 의 값을 감소시켜 곡선의 진행을 억제시키는 역할을 하게 되며 1600회 반복에서 두 번째 관심 영역 평균 휘도가 '242'로 증가할 때 $mean_{object} - f(x, y)$ 는 살짝 증가하게 되나 $g(x, y)$ 에 미치는 영향은 미미한 수준이다.

그림 5는 윤곽선 내부 밝기가 증가하고, 배경의 밝기도 증가하는 것을 보여주고 있으며, 이에 따라서 δ 는 600회 부근에서 증가하고 관심영역의 검출이 이루어지는 1500회에서 최대값을 나타내고 관심영역의 경계가 검출되는 1600회에서 감소하여 그 값이

일정하게 유지된다. δ 에 의해 $g(x, y)$ 값은 1600회에서 감소하여 더 이상 윤곽선이 관심영역 내부로 침입을 억제시키게 된다.

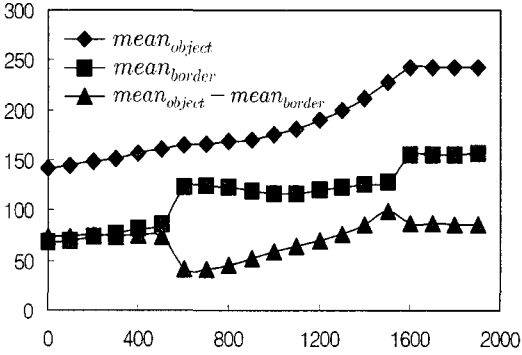


그림 5. 가중치의 변화 곡선

3. 결 과

제안한 함수를 이용한 윤곽선 검출 방법의 유효성을 검증하기 위하여 기존의 윤곽선 방법과 제안한 방법에 의해 검출된 윤곽선을 비교하였다. 제공된 평균 오차 (root mean square) E_{RMS} , 평균 절대 오차 (mean absolute error) E_{MAE} 및 면적의 비 R_{AREA} 를 이용하였다. 참조 윤곽선 상의 점들과 검출된 윤곽선의 점들을 비교하여 기존의 동적 윤곽선 모델에 대해 제안한 동적 윤곽선 모델의 유효성을 세 가지 척도를 이용하여 수치적으로 검증하였다. E_{RMS} 는 다음 식 (13)과 같이 표시되며 거리 오차 실효값을 나타낸다.

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=0}^{N-1} (r(i) - c(i))^2 \right\}} \quad (13)$$

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 (14)와 같다.

$$E_{MAE} = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=0}^{N-1} |r(i) - c(i)| \right\} \quad (14)$$

$$R_{Area} = \frac{C_{Area}}{R_{Area}} \quad (15)$$

여기서, C_{Area} , R_{Area} 는 각각 참조 윤곽선과 비교 윤곽선이 둘러싸고 있는 영역의 면적을 나타낸다.

참조 영상에서 유효성 검증을 위한 실험 결과를 그림 6에 보였다. 그림 6(a)는 참조 윤곽선이며 그림

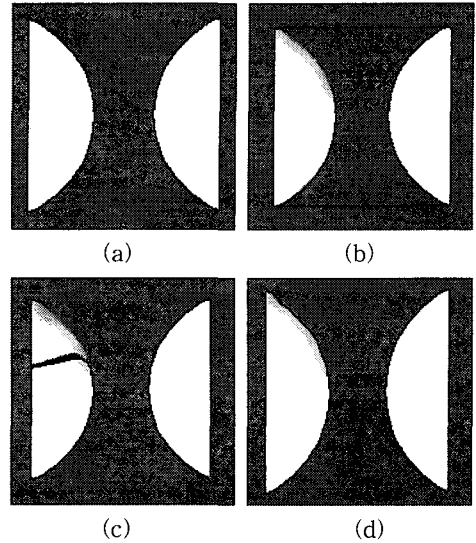


그림 6. 참조 영상에서 관심 영역 검출 결과: (a) 참조 윤곽선, (b) 동적 윤곽선 모델, (c) 에지지시함수, (d) 곡선제어함수에 의한 지오데식 동적 윤곽선 모델

6(b)는 기존 동적 윤곽선 GVF (gradient vector flow) 모델에서 다중 물체 분할의 어려움을 보였으며, 그림 6(c)에서 좌측 폐 최상단의 완만한 휘도 변화 부분에서 에지지시함수에 의한 윤곽선이 뇌실 내부로 침입하는 것을 볼 수 있으나, 그림 6(d)의 곡선 제어함수를 이용한 경우에는 효과적으로 뇌실 윤곽선을 검출한 것을 볼 수 있다.

표 1에서 세 가지 척도를 이용하여서 기존 방법과 제안한 방법에 의한 참조 영상의 윤곽선 검출 결과를 수치적으로 확인하였다. E_{RMS} , E_{MAE} 는 기존 윤곽선과 비교 윤곽선의 오차를 의미하며 값이 작을수록 정확한 검출이 이루어짐을 의미하고, 기준 및 비교 윤곽선에 의한 검출 영역의 면적비 R_{AREA} 는 1에 가까울수록 정확한 검출이 이루어짐을 나타낸다. E_{RMS} 과 E_{MAE} 경우 모두 동적 윤곽선 모델과 에지지시함수에 의한 방법보다 제안한 곡선제어함수에 의한 모델이 작은 오차값을 가짐을 알 수 있으며, R_{AREA} 도 제안한 방법이 1에 가까운 값을 가짐을 볼 수 있다.

표 1. 척도에 대한 윤곽선 검출 결과 비교

구분	Active contour	Edge indication function	Proposed function
E_{RMS}	3.44	1.68	0.67
E_{MAE}	12.23	3.01	0.50
R_{AREA}	1.99	0.86	0.99

그림 7의 MRI 뇌영상에 대해서 기존의 에지 지시 함수를 사용하여 그림 8(a)의 초기 윤곽선으로부터 반복수행에 의해 곡선이 뇌실 영역에 수렴하는 과정을 그림 8에 보였다. 반복이 진행될수록 뇌실 영역으로 곡선이 진행하고 있으며 그림 8(c)의 800회 반복에서 이미 뇌실 영역 내부로 곡선이 진행하고 있다. 곡선이 진행함에 따라 점점 뇌실 영역으로 곡선이 침입하게 되며 반복이 진행되더라도 뇌실 영역의 검출은 제대로 이루어지지 않음을 알 수 있다.[그림 8(h)]. 기존의 에지 지시 함수를 이용한 경우 좌우 뇌실 영역과 회백질의 완전한 경계에서는 에지 연산 값이 작아지며 이는 에지 지시 함수의 값이 커지게 됨을 의미하며 결과적으로 경계에서 곡선의 진행을 제지하는 기능을 제대로 수행하지 못하게 되었다.

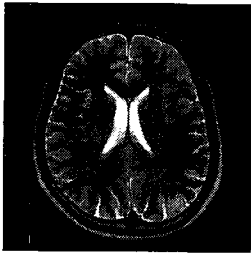


그림 7. 초기 윤곽선 설정

그림 9(a)의 초기 윤곽선으로부터 제안한 곡선제어 함수에 윤곽선 검출 과정을 그림 9에 보였다. 반복이 진행됨에 따라 초기 윤곽선으로부터 곡선이 뇌실 영역으로 진행되는 것을 볼 수 있으며 그림 9(h)의 2700회 반복에서 뇌실 영역이 효과적으로 검출된 것을 알 수 있었다. 표 1의 수치적인 비교와 그림 8 및 그림 9의 가시적인 비교에서 모두 제안한 곡선제어 함수를 이용한 윤곽선 검출이 우수함을 보여주고 있다.

그림 10에서는 제안한 알고리즘을 MRI 영상에 적용시켜 뇌실 영역을 검출한 결과를 보였다. 정상과 비정상에 대하여 효과적으로 뇌실을 검출하였음을 알 수 있다. 그림 10(a), 10(b), 및 10(c)는 각각 3700회, 2100회, 및 2000회 반복 수행에 의하여 검출한 결과이다. 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 8비트 그레이(gray) 영상으로 변환하여 사용하였고, 슬라이스의 두께(thickness)는 7mm이고 2~3mm의 간격(gap)으로 축단면(axial plane) 영상을 획득하였다. 실험은 펜티엄 IV 2.7GHz 시스템에서 Visual C++ 6.0을 사용하여 구현하였다. 실험에서는 사용한

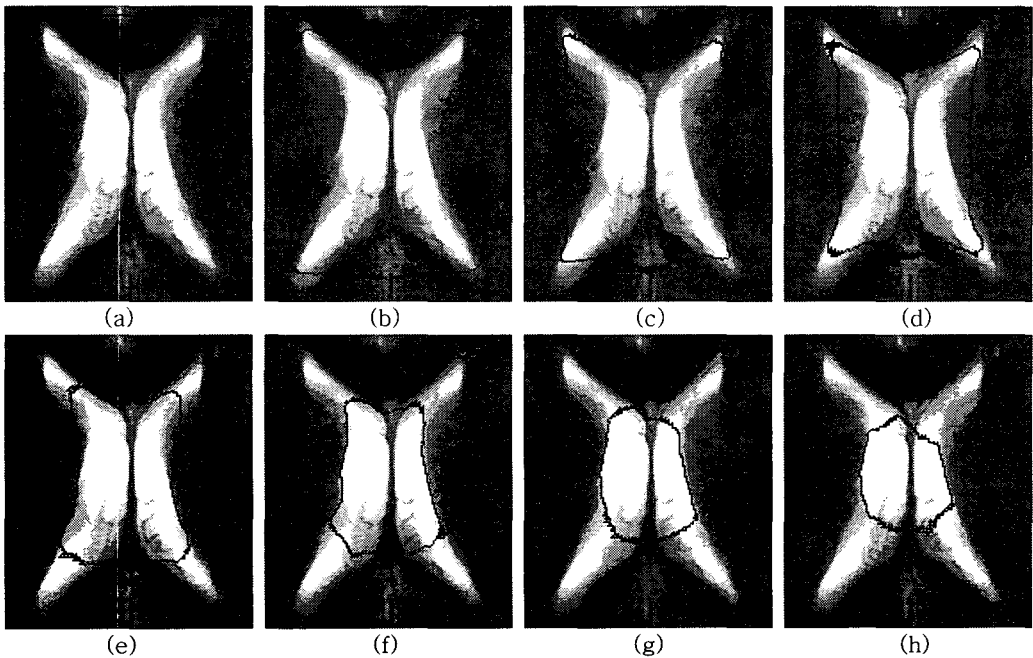


그림 8. 기존 에지 지시함수에 의한 윤곽선 진행: (a)초기 윤곽선, (b)400회, (c)800회, (d)1200회, (e)1600회, (f)2000회, (g)2400회, (h) 2700회

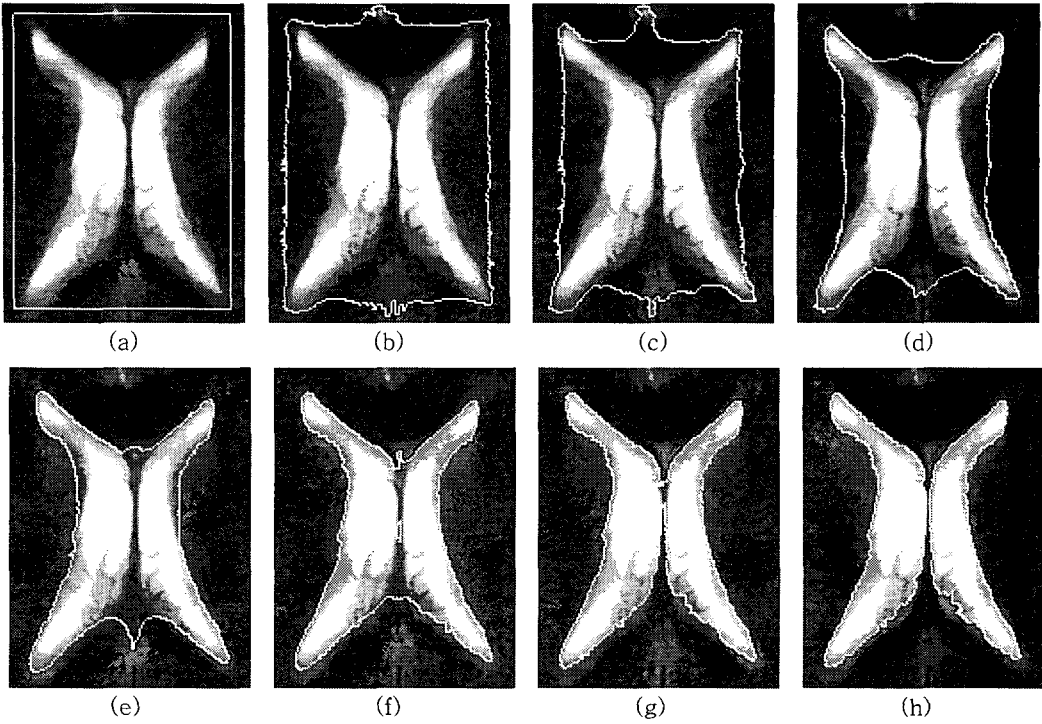


그림 9. 제한한 곡선 제어 함수에 의한 윤곽선 진행: (a) 초기 윤곽선, (b) 400회, (c) 800회, (d) 1200회, (e) 1600회, (f) 2000회, (g) 2400회, (h) 2700회

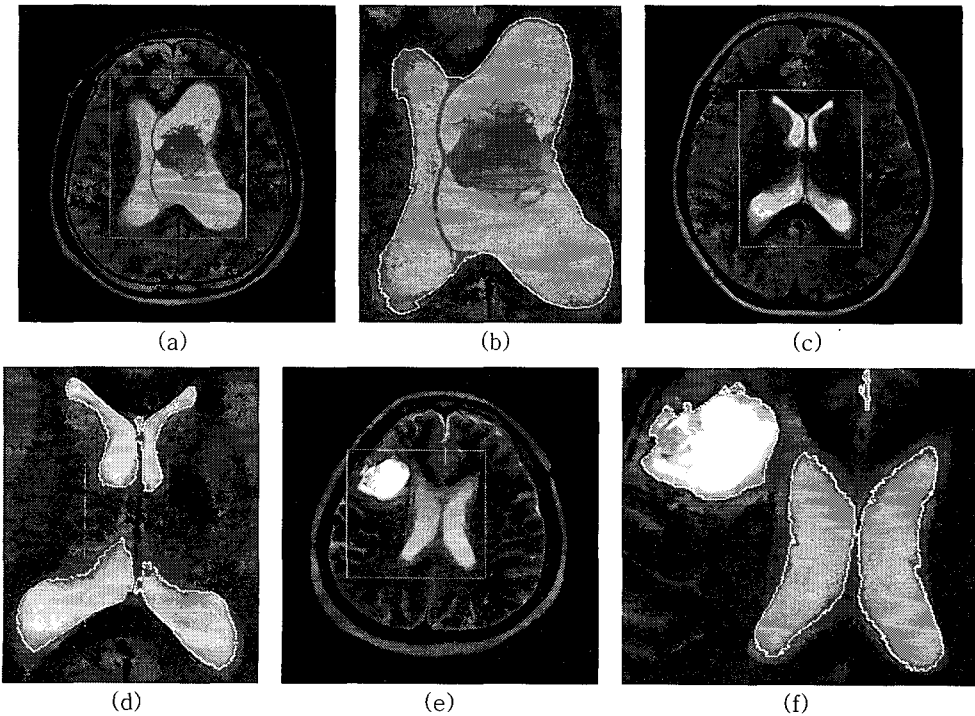


그림 10. MRI 영상에서의 뇌실 검출 결과: (a), (c), (d) 뇌 영상, (b), (d), (f) 뇌실 검출 영상

T2 강조 영상은 스핀 에코와 다중 스핀 에코를 이용하여 획득한 영상으로 TR/TE이 3600/102ms였다.

4. 결 론

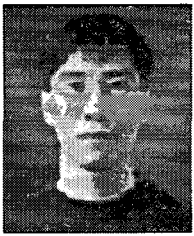
MRI 영상은 X선 영상, 초음파 영상 및 컴퓨터 단층촬영영상 등의 다른 의료영상에 비하여 더 다양하고 정확한 해부학적인 진단 정보를 제공한다. 그러므로 다른 의료영상을 이용할 경우 발견하기 어려운 뇌종양, 심장 질환 및 척추디스크 질환들의 진단뿐만 아니라 기타 여러 가지 병변(lesion)의 해부학적인 상태를 판단하기 위하여 널리 이용되고 있다. 이러한 자기공명영상에 대하여 다양한 조직별로 영상을 분할하고 인식하는 기술은 자기공명 데이터분석 자체에 있어서도 중요한 의미를 가지며 의료 영상 압축, 영상 데이터의 3차원 재구성, 의료 진단을 위한 특정 조직의 정량적인 정보를 제공하기 위한 기초가 되므로 양질의 진단 정보를 제공하는데 도움을 줄 수 있다는 관점에서 중요하다.

본 논문에서는 뇌실 영역을 검출하기 위하여 뇌실 영역의 휘도 특성을 이용한 새로운 곡선제어함수를 제안하였다. 제안한 방법이 기존의 방법에 의한 방법보다 우수한 윤곽선 검출이 가능함을 세 가지의 척도를 이용하여 객관적으로 검증하였으며, 또한 시각적인 비교에서 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, and 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. 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.
- [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] S. Osher and J.A. Sethian, "Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formula-

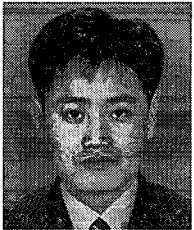
tions," *J. Comput. Phys.*, Vol. 79, 12-49, 1988.
 [14] J.A. Sethian, *Level Set Methods*, Cambridge University Press, 1996.
 [15] M. Yano, "Boundary Detection with Geodesic Active Contours," *Proc. of Distribute Multimedia Systems '99 Aizu-Wakamatsu*, July 1999.
 [16] 김합겸, 자기공명 영상학, 대학서림, 2001.



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

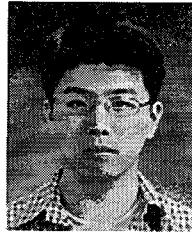
1992년 서울대학교 공과대학 전기공학과 졸업(공학사)
 1994년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사)
 1998년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학박사)
 1998년~2001년 LG전자(주), 선임연구원

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, 전자장 수 치해석, 생체전자기학 (Bio-electromagnetics)



이 정 현

2002년 경북대학교 전자전기공학부 졸업(공학사)
 2004년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 2004년~현재 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정
 관심분야 : 의료영상분석, 집적회로설계, RF 시스템, 생체신호처리, 텔레메트리



우 상 호

2004년 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 졸업(공학사)
 2006년~경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 2006년~현재 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정
 관심분야 : 텔레메트리, 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 첨단감각기능회복 장치연구소 연구소장
 관심분야 : 생체 전자, 생체 신호 처리, 의용 센서시스템, 완전이식형 인공중이, 초소형 텔레메트리 시스템 등