

레벨 셋 방법을 이용한 뇌 MR 영상에서 해마영역 분할

이영승[†], 최흥국^{††}

요 약

영상분할은 의료 임상연구에서 가장 중요한 과정 중의 하나이다. 특히 뇌 MRI영상에서 해마의 위축은 알츠하이머병 진행과정의 초기 특정 표지자로서 해마의 볼륨은 초기 알츠하이머병의 임상적 진단에 도움이 된다. 정확한 볼륨 측정에 있어서 해마 영역의 분할은 중요한 역할을 한다. 하지만 MRI 영상에서 해마영역은 낮은 대조도, 낮은 신호 대 잡음 비율, 불연속성 경계의 특징을 보이며, 이러한 특징들은 MRI 영상에서 해마의 정확한 분할을 어렵게 만든다. 이 문제를 해결하기 위해 전처리 과정으로 실험영상에서 관심영역을 선택한 후 반전영상과 원본영상과의 차영상 대조도를 향상시킨 후 비등방성 확산(Anisotropic diffusion) 필터링, 가우시안(Gaussian) 필터링을 수행하였다. 마지막으로 두 개의 레벨 셋(Level Set)기반의 동적 윤곽선(Active Contour) 모델을 결합하여 해마를 분할하는 방법을 제안하였다. 제안된 해마분할방법의 유효성을 다양한 방법으로 평가한 결과 제안된 해마분할방법은 분할 속도와 정확도 면에서 뚜렷하게 개선이 되었음을 확인하였다. 결론적으로 제안된 방법이 해마와 같은 특징을 가진 영역을 분할하는데 적합하다고 할 수 있다. 향후 다른 연구 기법들과 결합할 경우 더욱 잠재성이 증대될 수 있을 것이다.

A Hippocampus Segmentation in Brain MR Images using Level-Set Method

Young-Seung Lee[†], Heung-Kook Choi^{††}

ABSTRACT

In clinical research using medical images, the image segmentation is one of the most important processes. Especially, the hippocampal atrophy is helpful for the clinical Alzheimer diagnosis as a specific marker of the progress of Alzheimer. In order to measure hippocampus volume exactly, segmentation of the hippocampus is essential. However, the hippocampus has some features like relatively low contrast, low signal-to-noise ratio, discreted boundary in MRI images, and these features make it difficult to segment hippocampus. To solve this problem, firstly, We selected region of interest from an experiment image, subtracted a original image from the negative image of the original image, enhanced contrast, and applied anisotropic diffusion filtering and gaussian filtering as preprocessing. Finally, We performed an image segmentation using two level set methods. Through a variety of approaches for the validation of proposed hippocampus segmentation method, We confirmed that our proposed method improved the rate and accuracy of the segmentation. Consequently, the proposed method is suitable for segmentation of the area which has similar features with the hippocampus. We believe that our method has great potential if successfully combined with other research findings.

Key words: Image Segmentation(영상분할), Hippocampus Segmentation(해마분할), Active Contour Model(활동적 윤곽 모델), Level-Set Method(레벨셋 모델), Anisotropic Diffusion Filtering(이방성 분산 필터링), Gaussian Filtering(가우시안 필터링)

※ 교신저자(Corresponding Author) : 최흥국, 주소: 경남 김해시 어방동 607, 인제대학교 컴퓨터공학부, UHRC (621-749), 전화 : 055)3220-3437, FAX : 055)322-3107, E-mail : cschk@inje.ac.kr

접수일 : 2012년 5월 29일, 수정일 : 2012년 6월 22일
완료일 : 2012년 7월 12일

[†] 준회원, 인제대학교 컴퓨터공학부
(E-mail : lystzs@nate.com)

^{††} 종신회원, 인제대학교 컴퓨터공학부 교수

※ 본 연구는 정부(교육과학기술부) 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업의 일환으로 지원받아 수행되었음 (2012-0002646).

1. 서 론

치매의 조기진단을 위해서는 정상적인 노화과정 에 따른 노인성 건망증인지 치매의 초기단계인 경도 인지장애 인지를 정확히 진단할 수 있는 방법이 필요하다. 특히, 알츠하이머병은 치매의 주요 원인 가운데 하나로서, 병리조직학적으로는 뇌의 전반적인 위축, 뇌실의 확장, 신경섬유의 다발성 병변과 초로 반점 등의 특징을 보인다. 해마의 위축은 알츠하이머병 진행과정의 초기 특정 표지자로서 해마의 볼륨은 알츠하이머병의 임상적 진단에 도움이 된다[1,2]. 따라서 해마볼륨측정을 위해 정확한 해마의 분할은 필수적인 요소이다.

영상분할은 영상 정보의 해석에 있어서 반드시 필요한 과정중 하나로 인식되어왔다. 그 이유는 영상에 존재하는 시각적인 요소들에 대한 해석의 정도가 영상분할의 결과에 크게 좌우되기 때문이다. 이 과정을 통해 영상은 유사한 특징을 가지는 영역들과 인접 영역들과의 구분을 위한 경계로 나누어지게 된다. 이러한 영상분할의 중요성은 오래전부터 깊이 인식되어 지금까지 영상분할에 대한 많은 연구들이 수행되어 오고 있다. 그 대표적인 예로 1998년 Kass 등이 제안한 Snake 모델과 1989년 Beveridge가 제안한 영역 확장(Region growing) 방법이 있다[3,4]. 뿐만 아니라 이들의 연구에서 더 나아가 성능 개선을 위한 수많은 파생 연구들도 이루어져왔다[5-7].

뇌 MRI영상에서 관심 있는 영역들을 추출하는 방법으로는 임계치 기반 분할 방식, 경계 기반 분할 방식, 영역 확장을 이용한 분할 방식, 템플릿 매칭 방식, 동적 윤곽 분할 방식, 워터셰이드 방법등 여러 방법들이 연구 되어져왔다. 종양이나 비정상적인 영역을 검출하는 연구로는 신경망을 이용하거나, 퍼지 클러스터링 방법, 지식 기반 분류 방법 또는 정상인 맵과의 비교를 통한 검출 방법들이 있다[8].

MRI영상은 낮은 대조, 낮은 신호대 잡음 비율, 분리된 경계들의 특징을 보이며, 이러한 특징들은 MRI 영상에서 해마의 정확한 분할을 어렵게 만든다. 이로 인해 Geuze등에 의해 수행된 연구에서는 해마의 볼륨측정을 위해 수동적인 분할방법을 사용하였다[9]. 하지만 수동 분할방법은 많은 시간이 요구될 뿐만 아니라, 전문가적인 해부학 지식이 요구된다. 또한 주관적인 견해에 따라 영상분할의 결과값이 결정되

므로 오차가 발생할 수 있으며 재현성 구현에 제한이 따른다.

최근 몇 년 동안 이러한 단점을 해결하기 위한 방법론에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다. 이러한 방법론으로는 크게 템플릿 매칭 방식의 복셀기반 형태 분석(voxel-based morphometry:VBM)의 분할 방법과 영상의 신호강도 차이를 통한 구조적 경계를 구분하는 동적 윤곽선 분할방법이 있다[10,11].

복셀기반 형태 분석방법은 뇌 표준판과 같은 기준 영상에 MRI영상을 정합한 후, 정규화된 공간상에서 기준영상의 부위별 정보를 이용하여 관심부위를 분할하거나 크기를 분석 할 수 있다[12,13]. 그러나 VBM를 이용한 영상분할방법은 기준 영상의 대상 및 집단의 특징에 따라 영향을 받기 때문에 오차가 발생할 뿐만 아니라 3차원 정합과정을 수행하기 때문에 오랜 수행시간이 요구된다.

동적 윤곽선 분할방법은 상당한 유연성과 닫힌 경계를 생산할 수 있다는 장점으로 인해 일반적인 분할 방법과 경계선 검출방법들보다 해마분할을 위해 더욱 적합한 방법으로 볼 수 있다. 최근 몇 년 동안 동적 윤곽 모델을 이용한 해마분할에 대한 많은 연구가 수행되어져왔다. 1997년 Jang등은 영역 확장법을 이용하여 동적 윤곽 모델의 초기 윤곽선을 설정하여 재현성을 향상하였으며[14], 1998년 Amir 등은 Loberegt등이 소개한 동적 윤곽 분할 모델을 이용하여 해마영역을 분할하는 연구를 수행하였다[15]. 2006년 Yushkevich등은 ITK-SNAP이라는 응용프로그램을 개발하면서 뇌의 해부학적 구조들을 분할할 수 있도록 3차원 동적 윤곽 모델을 사용하였으며 [16], 2011년에는 Zhang등은 웨이블릿에 의해 추출된 경계 정보를 이용한 향상된 레벨 셋 방법을 제안하였다[17]. 이러한 기존연구들은 최적의 결과를 얻기 위해 사용자의 조작이 요구된다는 단점이 존재한다.

본 연구는 뇌 MRI영상 데이터에서 해마영역의 3차원 재구성, 가시화 및 볼륨측정을 위한 선행 연구로서 MRI영상 데이터에 대해 레벨 셋 기반의 동적 윤곽선방법기반의 해마분할방법을 제안하고 유용성을 평가하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 비등방성 확산 필터링, 가우시안 필터링과 두 개의 레벨 셋 기반의 동적 윤곽선방법을 조합하여 영상분할을 수행하고 그 정확도와 속도를 비교분석 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 실험에

사용된 영상 데이터 및 연구 방법에 대하여 상세히 기술하고, 3장에서는 실제 뇌 MRI 영상 데이터에 제안된 해마분할을 적용한 결과와 평가에 대하여 설명하였으며, 4장에서는 이 논문의 결론에 대하여 기술하였다.

2. 연구 재료 및 연구 방법

2.1 MRI 영상 획득

본 영상에서 사용된 데이터들은 정상 성인 남자 1명, 여자 1명을 대상으로 해운대 백병원에서 임상용 3T MRI 장치(Achieva Tx, Philips Healthcare)를 이용하여 MRI영상을 획득하였다. 영상들의 MRI Sequence는 T1W(T1Weighted)로 영상획득 조건은 다음과 같다. TR(repetition time) = 9.88ms, TE(echo time) = 4.59ms, Flip angle = 8°의 환경에서 DICOM 영상으로 저장하였다. 영상의 크기는 512×512이다. 이렇게 얻어진 3차원 DICOM영상에서 그림 1과 같이 뇌의 해마영역을 관찰할 수 있는 2차원 슬라이스를 1장씩 추출하였다.

2.2 해마 영상분할

그림 2의 순서도는 제안된 해마 영역 분할과정을 나타낸다. 분할과정은 레벨 셋을 이용한 방법으로 구현된다. DICOM형식의 원본 뇌 MRI영상에서 해마 영역은 작은 부분을 차지하기 때문에 분할의 속도와

정확도를 높이기 위해 관심영역을 선택한 후, 관심영역의 데이터를 대상으로 처리 과정을 수행한다. 기본적으로 동적 윤곽 모델은 단순한 배경을 가지는 영상에서 객체를 추출하기 위해 개발되었기 때문에 본 연구에서 사용된 뇌 MRI영상, 특히 해마 영역과 같이 낮은 대조, 낮은 신호 대 잡음 비율, 불연속성 경계 등의 특징들이 존재하는 영상에서 동적 윤곽 모델 분할방법을 적용하기 위해서는 별도의 전처리 과정이 요구된다. 이러한 전처리 과정으로서 해마가 포함되는 백질부분을 강조하기 위해 원본영상의 반전영상과 원본영상간의 차연산을 수행한 후 대조도를 향상시키고, 비등방성 확산 필터링(Anisotropic diffusion filtering)과 가우시안 필터링(Gaussian filtering)을 수행하였다. 두 개의 필터 모두 객체의 영역 내부를 부드럽게 만들고, 비등방성 확산 필터링의 경우 영역의 경계부분은 잘 보존할 수 있는 특징을 가지고 있으며, 가우시안 필터링은 영상에서 잡음을 효과적으로 제거할 수 있다.

객체간의 구분이 어려운 해마의 특성상 레벨 셋 방법을 이용한 분할방법은 과분할(Over-Segmentation)이 발생할 수 있다. 과분할을 방지하고 최적의 분할결과를 획득하기 위해 두 개의 레벨 셋 방법을 결합한 분할방법을 제안한다. 임의의 시간 t 에서 두 개의 레벨 셋 방법에 의해 변해가는 곡선을 각각 C_1 , C_2 라고 했을 때, 초기 곡선 C_1_0 는 객체의 안쪽에 설정되어 바깥쪽으로 변형이 이루어지고, C_2_0 는 객체의 외부에 설정되어 안쪽으로 변형이 이루어진다. 곡

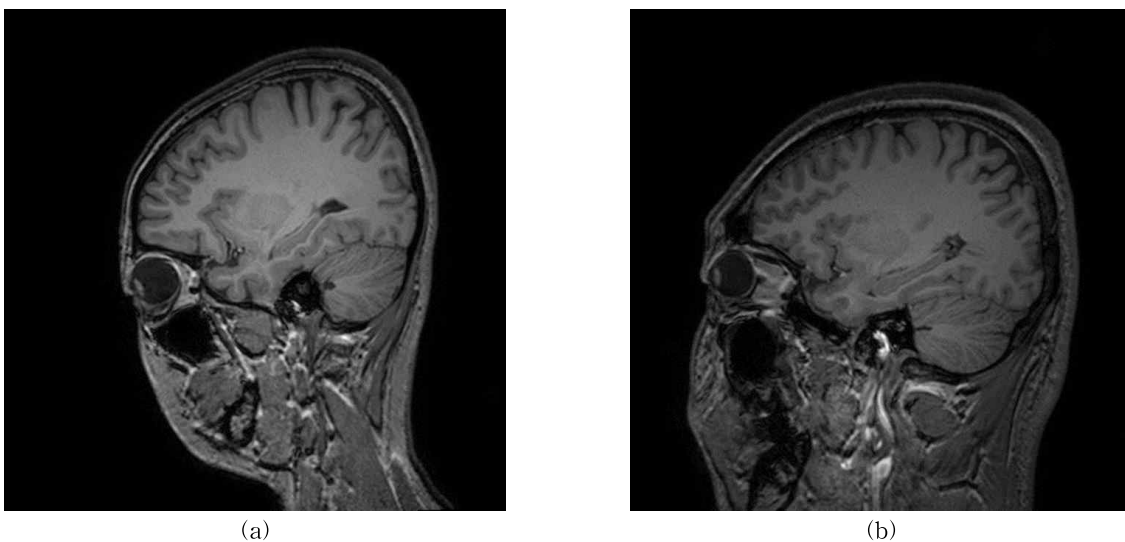


그림 1. 실험에 사용된 영상 : (a) 여성 실험자의 뇌 영상, (b) 남성 실험자의 뇌 영상

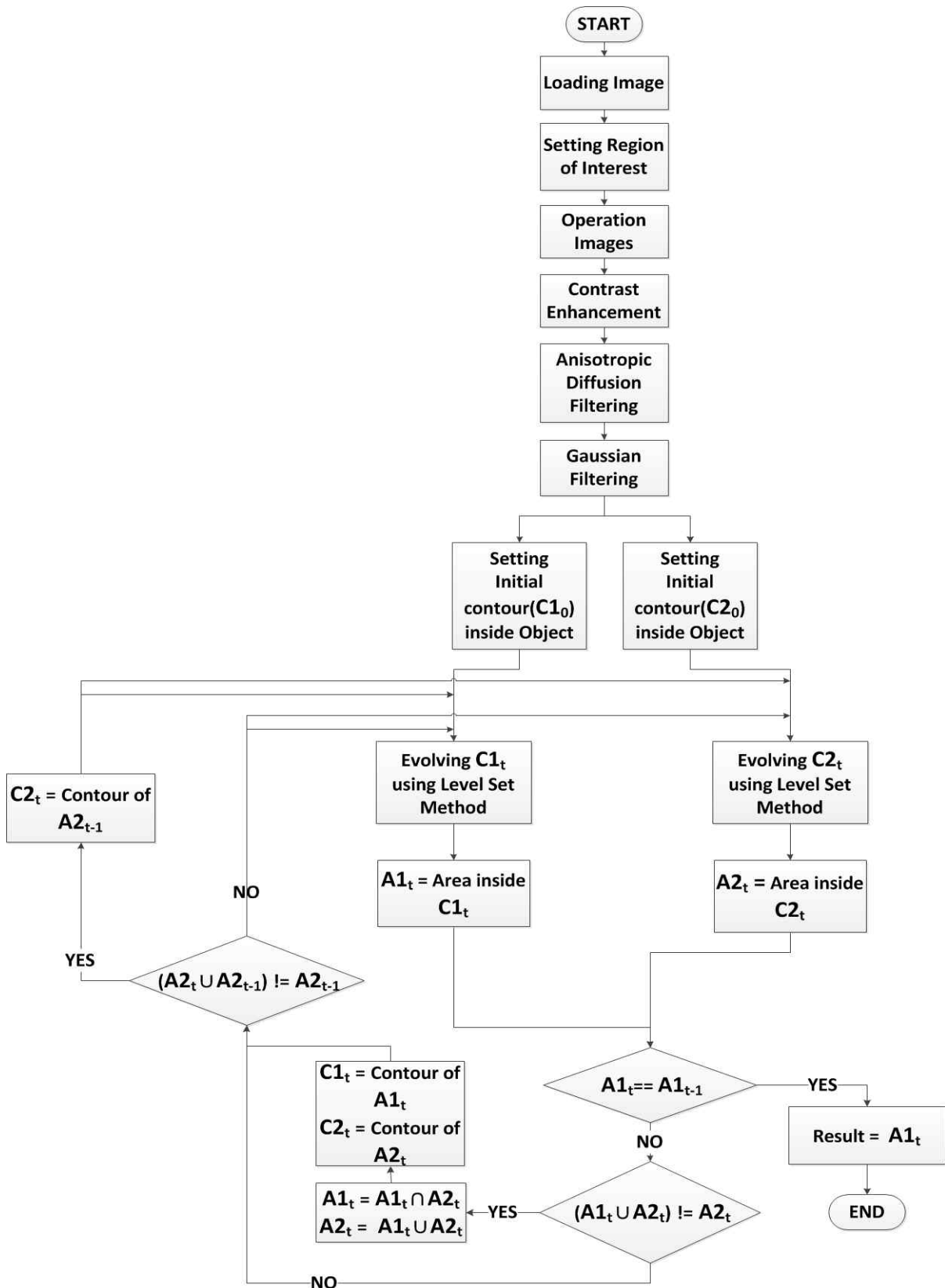


그림 2. 해마분할을 위한 영상처리 순서도

선 C_{1t} , C_{2t} 의 내부영역을 A_{1t} , A_{2t} 라고 할 때, A_{1t} 이 $A_{1_{t-1}}$ 과 동일하다면 최종결과는 A_{1t} 가 되고 분할과정은 종료된다. 그렇지 않고 A_{1t} 의 일부분이 A_{2t} 의 바깥쪽에 위치하고 있다면, 이는 과분할이 일어난 것으로 간주하여 A_{1t} 은 A_{1t} 과 A_{2t} 의 교집합으로, A_{2t} 는 A_{1t} 과 A_{2t} 의 합집합 변경한다. C_{1t} 는 A_{1t} 의 경계선, C_{2t} 는 A_{2t} 의 경계선으로 설정한다. 마지막으로 A_{2t} 가 $A_{2_{t-1}}$ 의 바깥쪽에 존재한다면, 이는 과분할의 원인이 될 수 있기 때문에, C_{2t} 를 $A_{2_{t-1}}$ 의 경계선으로 설정한다. 만약 모든 조건에 해당하지 않을시, 재초기화 과정을 생략하여 곡선 변형과정의 부호화 거리(signed distance)함수의 정보를 유지, 분할의 속도와 정확도를 향상시킬 수 있다.

2.3 레벨 셋 기반의 동적 윤곽선 모델

일반적으로 동적 윤곽선 모델은 크게 매개변수 모델(Parametric model)과 기하학적 모델(Geometric model)로 분류될 수 있다[18]. 매개변수 모델은 객체의 윤곽선에서 에너지가 최소화 되도록 정의된 함수를 통하여 초기 점 또는 초기곡선으로부터 곡선의 형태를 점진적으로 변화시켜 물체의 외곽을 찾는 방식이다. 반면에 기하학 모델은 레벨 셋 기법을 이용하여 물체의 외곽을 찾는 방법으로 이 모델의 장점은 관심영역의 형태 변화에 대하여 쉽게 적용할 수 있고 동시에 다수의 객체를 검출할 수 있다. 그러나 영상 배경의 복잡도에 따라 성능의 영향을 많이 받는다는 단점이 있다. 또한 초기의 동적 윤곽선 모델들은 곡선의 매개변수에 의존적이며 객체의 기하학적 요소와 직접적인 관계가 없기 때문에 비내재적(Non-intrinsic)이다. 이러한 문제점은 곡선의 함축적인 표현을 제공하는 레벨 셋들을 통하여 해결할 수 있다. 레벨 셋 방법의 장점은 임의의 복잡한 모양들을 분할할 수 있고 병합과 분리 같은 위상변화를 함축적으로 다룰 수 있다. 일반적인 레벨 셋 방법에서 곡선 C는 식 (1)과 같이 표현된다.

$$C(t) = \{(x,y) | \Phi(t,x,y) = 0\} \tag{1}$$

여기서, $\Phi(t,x,y)$ 는 레벨 셋 함수를 나타낸다. 레벨 셋 함수 Φ 의 진화 방정식(evolution equation)은 다음과 같다.

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} + F|\nabla \Phi| = 0 \tag{2}$$

속도함수 F는 영상데이터와 레벨 셋 함수 Φ 에 의존한다. 그런데 곡선의 진화 과정에서 부호화 거리 함수(signed distance function : SDF)로 재초기화(re-initialization) 주어야하며, 재초기화 방정식은 식 (3)과 같다.

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \text{sign}(\Phi_0)(1 - |\nabla \Phi|) \tag{3}$$

Φ_0 는 재초기화 될 함수이며, $\text{sign}(\Phi)$ 는 부호 함수(sign function)이다. 만약 Φ_0 가 부드럽지 않거나 특정 부분에서 급격한 기울기를 가질 경우 혹은 레벨 셋 함수 Φ 가 SDF에서 너무 멀 경우 제로 레벨 셋이 잘못된 방향으로 움직인다. 따라서 재초기화가 필요한 다음의 방법이 고안되었다.

모든 SDF는 $|\nabla \Phi| = 1$ 를 만족한다. 또한 $|\nabla \Phi| = 1$ 를 만족하는 함수는 SDF에 상수를 더한 것으로 볼 수 있으므로 레벨 셋 함수 Φ 가 SDF에 얼마나 가까운지를 나타내는 행렬은 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$P(\Phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \Phi| - 1)^2 dx dy \tag{4}$$

이를 바탕으로 다음의 에너지 함수가 고안되었다.

$$\epsilon(\Phi) = uP(\Phi) + \epsilon_m(\Phi) \tag{5}$$

여기에서, u 는 패널라이징(penalizing)의 효과를 조절해주며, $P(\Phi)$ 는 Φ 를 SDF에 가깝게 유지시켜줄 내부 에너지, $\epsilon_m(\Phi)$ 는 Φ 의 제로 레벨 셋 곡선을 객체의 경계로 움직이는 작용을 하는 외부 에너지를 나타낸다. 또한 레벨 셋 함수 Φ 의 진화 방정식은 식 (6)과 같으며, ϵ 를 최소화 시키는 그라디언트 흐름(Gradient flow)이 된다.

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = - \frac{\partial \epsilon}{\partial \Phi} \tag{6}$$

최근에 Li 등은 기하학적인 동적 윤곽선을 위한 새로운 변형된 식을 제안하였다[19]. 이 방법은 레벨 셋 함수를 최대한 SDF에 가깝게 함으로서 윤곽선의 재초기화 과정을 완전히 생략할 수 있도록 하는 새로운 에너지 함수식을 제공한다. 이 방법에서는 다음과 같이 개선된 에너지 함수를 제안하였다.

$$\epsilon(\Phi) = uP(\Phi) + \epsilon_{g,\lambda,v}(\Phi) \tag{7}$$

식 (7)에서 g 는 에지 표시 함수(edge indicator function), v 는 영역 항(area term)의 가중치를 나타내며 곡선의 진행 방향을 나타낸다. λ 는 길이 항

(length term)의 가중치를 나타낸다. 위의 에너지 함수를 전개시킨 것을 미분하여 진화 방정식에 대입하면 식 (8)과 같은 그라디언트 흐름 식이 된다.

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = u \left[\Delta \Phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) \right] + \lambda \delta(\Phi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) + v g \delta(\Phi) \quad (8)$$

본 연구에서는 보다 개선된 이 방법을 적용하여 효과적인 영상분할이 이루어지도록 하였다.

2.4 반전영상과 원본영상과의 차연산 및 대조도 향상

2001년 조경은 등은 뇌 MRI 영상에서 반전영상과 원본영상의 차영상을 이용한 영역 분할방법을 소개하였다[20]. 뇌 MRI영상에서 해마를 포함하고 있는 백질영역은 낮은 명암도를 가지며, 회백질·뇌척수액·비정상 영역은 높은 명암도를 가진다. 이와 반대로 반전영상에서는 백질영역은 높은 명암도를 가지고, 다른 영역들은 낮은 명암도를 지니는 특징을 이용하여, 반전영상과 원본영상의 차연산을 통해 백질영역은 임의의 회백빛 명암도로 표현되어지고, 나머지 영역들은 검은 영역으로 표현된다. 또한, 대조도를 최대값으로 증가시켜 백질 내부 영역들의 명암도가 두드러지도록 하였다.

2.5 비등방성 확산 필터링

레벨 셋 기반의 영상분할을 효과적으로 수행하기 위한 전처리 방법 중 하나는 Perona, Gerig 등에 의해 제안된 비등방성 확산 필터링이다[21,22]. 이 기법은 잡음제거, 영상복원, 경계검출 및 영상분할에 폭넓게 응용되어온 우수한 성능의 도구이다. 객체 내부에 대해서는 강한 확산 작용으로 영상을 스무딩(Smoothing) 시키는 반면 경계 영역에 도달하여서는 확산 작용을 멈춤으로서 에지를 보존하게 된다.

기본적인 개념은 불룩한 영역 $\Omega \subset R \times R$ 에서 정의된 원본영상 $u_0(x, y)$ 로부터 식 (9)과 같은 편미분 방정식을 계산하여 스무딩 된 영상들의 집합 $u(x, y, t)$ 을 반복적으로 구해나가는 것이다. 식 (9)에서 초기 조건은 $u(x, y, 0) = u_0(x, y)$ 가 된다. 확산 계수 $c(\cdot)$ 는 국부 영상 기울기(Local image gradient) $|\nabla u| = \sqrt{u_x^2 + u_y^2}$ 의 크기에 대한 비음수 함수이다. 식 (9)에서 요구되는 확산 계수는 국부 기울기의 크기에

의존하며 점진적으로 감소하는 형태를 스무딩 영역에서는 크게 그리고 밝기 값 변화가 큰 영역 주변에서는 작게 확산함으로서 결과적으로 잡음이나 원하지 않은 텍스처와 같은 부분에서는 스무딩이 발생하여 경계를 보존할 수 있게 된다. 다음 식 (10)와 (11)은 Perona가 제안한 두 가지 형태의 확산 계수를 나타낸다.

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div} [c(|\nabla u|) \nabla u] \quad (9)$$

$$c(s) = \exp \left[- \left(\frac{s}{k} \right)^2 \right] \quad (10)$$

$$c(s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{s}{k} \right)^2} \quad (11)$$

여기서 매개변수 k 는 잡음 정도와 에지 강도에 따라 설정된다. 만약 k 에 비해 s 가 크다면 확산 정도가 작아져 확산 계수의 강도가 약해지므로 필터링 효과가 줄어들게 된다.

2.6 가우시안 필터링

데이터베이스 관리 모듈은 데이터베이스의 접속 가우시안 필터는 가우시안 분포를 영상 처리에 적용한 것으로 영상에서의 잡음을 효과적으로 제거하고, 스무딩 효과를 일으킨다. 영상과 같은 2차원 공간에서의 가우시안 함수식의 정의는 식 (12)과 같다. 이때 (x, y) 는 화소의 위치이고, σ 은 표준편차이다.

$$G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (12)$$

3. 연구 결과 및 고찰

전처리과정에 따른 영상의 변화에 대하여 기술하고, 실험을 토대로 제안된 해마분할방법의 결과가 Li 등에[19] 의해 제안된 레벨 셋 방법으로 해마 분할을 수행한 결과에 비해 객관적, 주관적으로 성능이 개선되었음을 증명하였다. 실험에서 사용된 필터링과 레벨 셋 분할방법의 매개변수들은 표 1과 같다. 실험은 동일한 영상을 대상으로 20번씩 수행되었다.

3.1. 전처리 과정에 따른 영상의 변화

새로운 미들웨어 기반 시스템의 효율성을 평가하기 그림 3은 실험 영상 그림 1의 (a) 영상에서 관심영

표 1. 실험에 사용된 매개변수 값

매개변수	비등방성 확산 필터링		가우시안 필터링	레벨 셋			
	t	k	σ	time step	ϵ	λ	v
값	10	20	1.0	5	1.0	5	3/-3

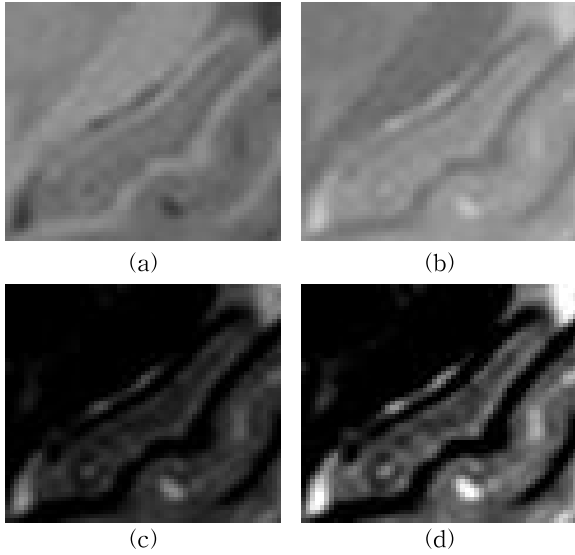


그림 3. (a) 원본영상, (b) 반전영상, (c) 차영상(b) - (a), (d) (c)의 대조도 향상영상

역을 선택한 후 반전영상과 원본영상간의 차연산 후 대조도를 향상시키는 과정에 따른 영상의 변화를 보여준다. (c)와 같이 반전영상에서 원본영상에 차연산 후에 백질 부분이 강조되었음을 볼 수 있지만, 해마 영역과 그 주위경계를 확연히 구분할 수 없다. (d)와 같이 대조도 향상을 통해 백질 내부의 명암도를 조절 한 후 해마영역과 그 주위의 경계를 육안으로 구분할 수 있다. 하지만 해마내부 영역에 많은 잡음들과 다양한 요소가 존재함을 확인할 수 있으며, 이를 해결 하기 위한 또 다른 전처리 과정이 필요하다는 것을 보여준다.

그림 4는 비등방성 확산 필터링의 반복 횟수 t 와 매개변수 k 에 따른 결과들을 보여준다. 결과영상들이 보여주듯이, 해마의 경계부분을 보존하면서 해마의 내부영역은 부드럽게 하는 효과를 보여준다. 각 행들은 매개변수 반복횟수 t 의 변화를 나타내며, 각 열들은 매개변수 k 의 변화를 나타낸다. 결과에서 전 반적으로 매개변수 k 값이 작은 값을 가질 때, t 의 값에 대해서는 거의 영향이 없다.

그림 5는 표준편차 σ 값에 따른 가우시안 필터링

결과들을 나타낸다. $k=20, t=10$ 를 매개변수로 사용한 비등방성 확산 필터링을 거친 영상에 가우시안 필터링을 적용한 결과들이다. 표준편차가 커질수록 결과 영상이 많이 부드러워지는 것을 볼 수 있다.

3.2 해마분할 성능의 객관적 평가

본 연구에서는 제안된 해마분할방법의 정확도를 평가하기 위해 precision value p 와 recall value r 을 식 (13)과 같이 그리고 F-score를 식 (14)과 같이 정의하였다[23].

$$p = \frac{|X \cap Y|}{|X|}, r = \frac{|X \cap Y|}{|Y|} \tag{13}$$

$$F\text{-score} = \frac{2pr}{r+p} \tag{14}$$

식 (13)에서 X 는 분할방법을 이용해 분할된 영역이며 Y 는 전문가에 의해 수동으로 분할된 영역을 의미 한다. 식 (14)과 같이 정의된 F-score의 값은 X 와 Y 가 완전히 일치하게 되는 경우, 1이 되며 F-score의 값이 1에 근접할수록 분할 결과가 정확함을 의미한다.

또한, 영상 유사도 측정 매개변수로 널리 이용되는 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)을 사용하였다. PSNR은 식 (15)과 같이 정의한다.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N (x_{j,k} - y_{j,k})^2$$

$$PSNR = 10 \log \frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \tag{15}$$

여기서 M, N 은 이미지의 크기이며 (j, k) 는 영상에서의 픽셀 좌표다, $x_{j,k}, y_{j,k}$ 는 각각 전문가에 의해 수동으로 분할된 결과영상이며, 분할방법을 이용해 분할된 결과영상의 픽셀 값을 의미한다. 높은 PSNR 값은 두 영상간의 차이가 적은 것으로 간주되고 이는 유사도가 높은 것으로 판단 할 수 있다.

그림 6은 실험영상들을 대상으로 기존의 레벨 셋 분할방법과 연구에서 제안한 해마분할방법의 F-Score와 PSNR 값을 비교한 자료이다. (a)는 그림 1

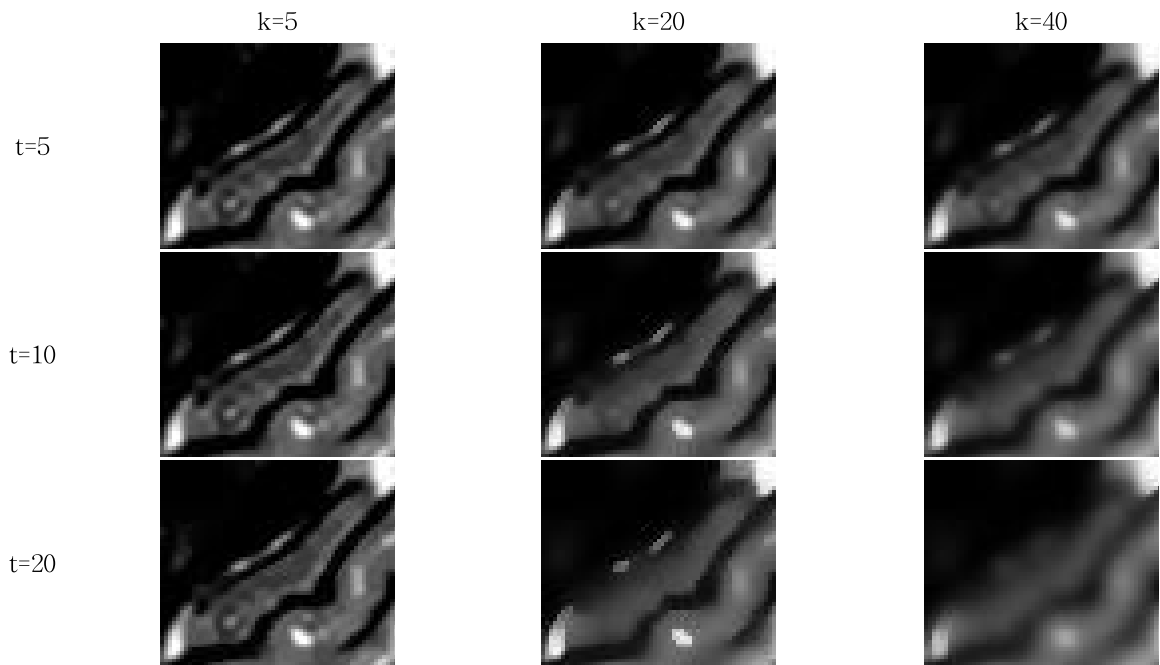


그림 4. 매개변수 (k, t) 값의 변화에 따른 비등방성 확산 필터링의 결과

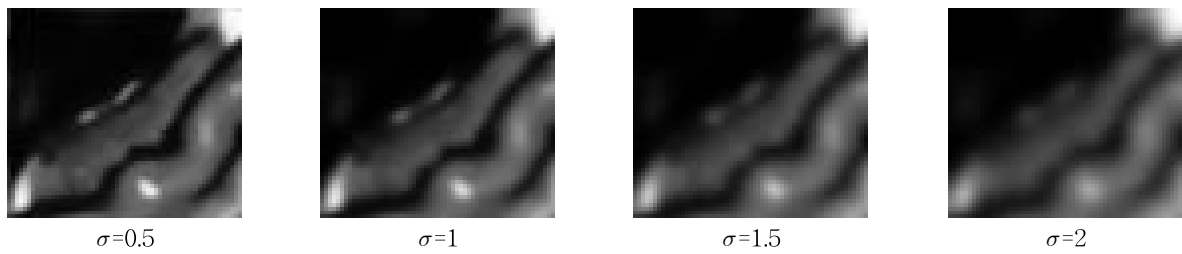


그림 5. 표준편차 σ 값의 변화에 따른 가우시안 필터링의 결과

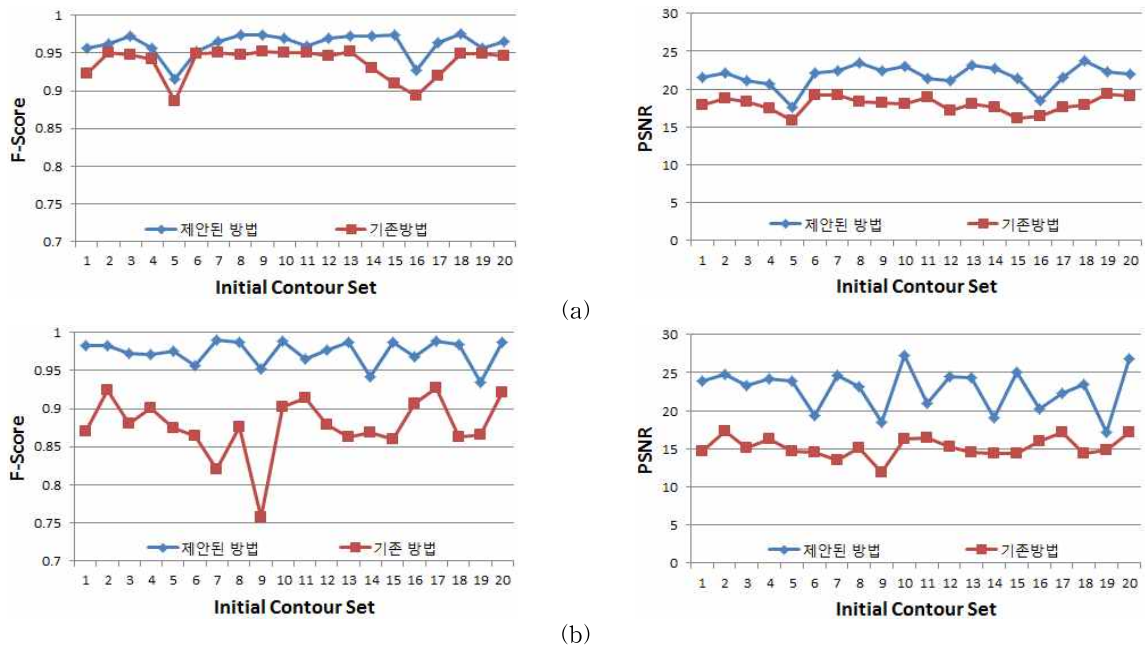


그림 6. 해마분할 성능의 객관적 비교 : (a) 그림 1의 (a), (b) 그림 1의 (b)

의 (a)를 대상으로 초기 곡선에 따른 분할 결과의 F-Score 값과 PSNR 값의 변화를 나타내며, (b)는 그림 1의 (b)를 대상으로 수행된 결과를 보여준다. 모든 실험에 걸쳐 제안된 해마분할방법의 F-Score와 PSNR 값이 더 높게 측정되었으며, 표 2와 표 3에서와 같이 제안한 해마분할방법이 기존의 분할방법보다 6.69%(F-Score), 34.27%(PSNR) 가량 증가된 결과를 도출해내었음을 확인할 수 있다.

표 2. 측정된 F-Score값의 평균 및 개선비율

실험영상	기존방법	제안된 방법	개선비율
그림 3의 (a)	0.937313	0.961849	2.62%
그림 3의 (b)	0.877256	0.974099	11.04%
평균	0.907285	0.967974	6.69%

표 3. 측정된 PSNR값의 평균 및 개선비율

실험영상	기존방법	제안된 방법	개선비율
그림 3의 (a)	17.97881	21.71996	20.81%
그림 3의 (b)	15.21104	22.84325	50.18%
평균	16.59493	22.28161	34.27%

3.3 해마분할 성능의 주관적 평가

새로해마분할을 위한 기존방법과 제안된 방법의 주관적인 성능 평가를 위해 그림 7과 그림 8은 레벨 셋의 반복횟수에 따른 기존방법과 제안된 방법의 결과를 비교하였다. 열(a)의 경우 기존방법을 이용하여 해마분할과정을 보여주며, 해마영역 내부의 명암도 변화에 의해 정상적인 분할결과를 얻지 못하였다. 열(b)의 경우 제안한 분할방법의 결과를 보여준다. 녹색선은 곡선 C_1 를, 적색선은 곡선 C_2 를 나타내며, 황색선은 곡선 C_1 과 C_2 가 겹치는 부분을 나타낸다. 최종적으로 녹색과 황색선의 내부영역을 해마영역으로 검출한다. 제안된 방법은 적은 반복횟수에도 불구하고 영상에서 해마영역을 효과적으로 분할하였음을 보여준다.

그림 8에서와 같이 적절한 반복횟수를 설정하지 않는다면, 기존 분할방법은 분할과정 중 적합한 결과를 도출하였음에도 불구하고 최종결과는 과분할 되었음을 나타낸다. 하지만 제안된 방법은 반복횟수를 설정하는 과정이 요구되지 않을 뿐만 아니라, 적절하게 과분할을 제어하는 것을 보여준다.

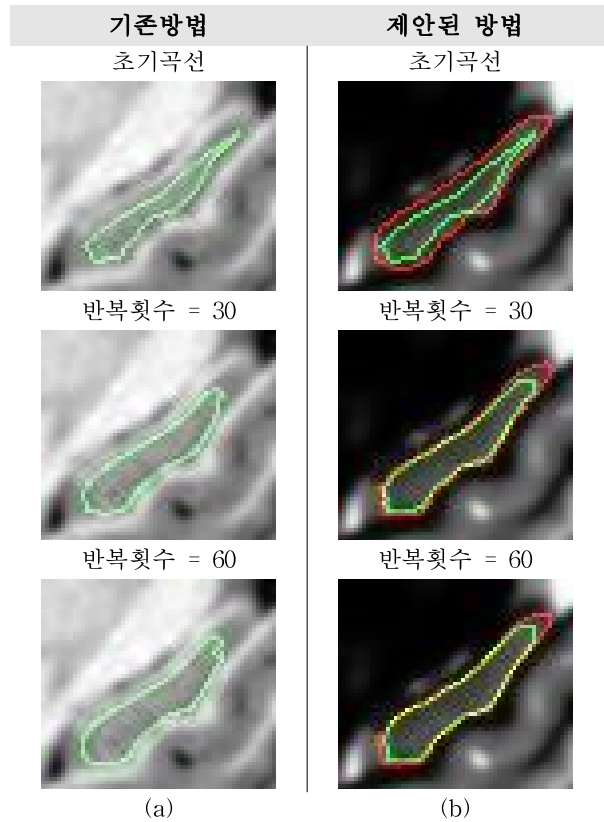


그림 7. 분할 횟수에 따른 결과의 변화 I (실험영상: 그림 1의 (a))

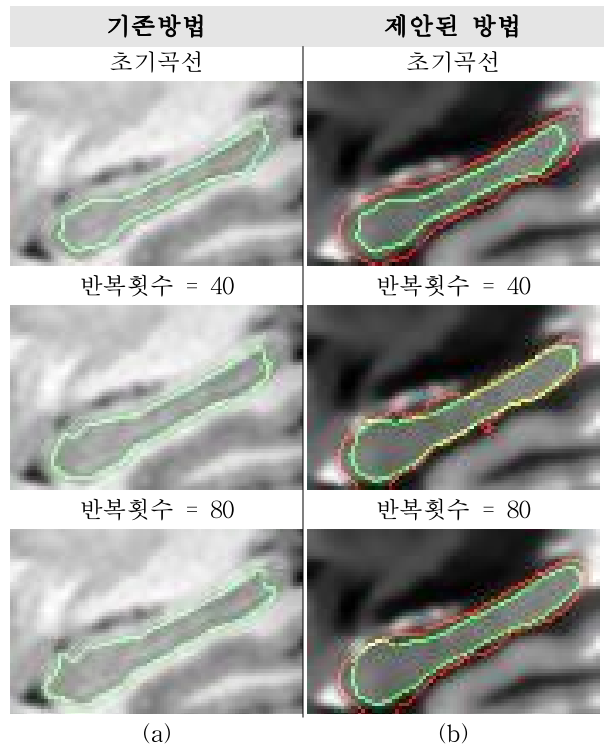


그림 8. 분할 횟수에 따른 결과의 변화 II (실험영상: 그림 1의 (b))

4. 결 론

본 연구에서 레벨 셋 방법을 이용한 개선된 해마 영역 분할방법을 제안하였다. 그동안 국내에서도 유방암 영상에서의 분할에 레벨 셋 연구[24]가 진행 되었을 뿐 아니라 눈 충혈의 정량화를 위해 레벨 셋 방법을 이용하여 분할 알고리즘을 제안하였었다 [25]. 그러나 제안한 해마분할방법은 해마분할에 적합한 전처리 그리고 필터링과 두 개의 레벨 셋 방법을 조합하여 처리 속도와 정확도를 향상시켰을 뿐만 아니라 과분할을 최소화 할 수 있는 종료시점을 계산 할 수 있음으로서, 해마와 같이 복잡하고 명암도의 변화가 극단적으로 크거나 낮은 대조도를 가진 영역을 분할하는데 적합하다고 할 수 있다. 그러나 본 연구도 여러 측면에서 개선이 필요하다고 생각된다. 특히, 테스트 과정에서 초기곡선의 모양이나 위치가 영역분할의 결과에 상당한 영향을 주는 것을 확인하였다. 그러므로 수동으로 이루어지던 초기곡선 설정 방법을 자동으로 설정할 수 있는 방법과 2차원 평면에서 얻어진 분할결과를 해마의 3차원 재구성, 가시화 및 볼륨측정을 위해서 어떻게 적용할지에 대한 추가적인 연구가 필요하다고 생각된다. 이러한 측면에서 많은 보완이 이루어진다면 본 연구의 성과를 바탕으로 향후 뇌 MRI영상에서 해마의 볼륨을 보다 효과적으로 측정할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 구본대, 김신겸, 이준영, 박기형, 신준현, 김광기, 윤영철, 이영민, 홍창형, 서상원, 나덕렬, 김성운, 정해관, 김도관, 이재홍, 이상운, 연병길, 김수영, 한설희, “한국형 치매임상진료지침 소개,” 대한의사협회지, 제54권, 제1호, pp. 861-875, 2011.
- [2] 한설희, 구본대, 이준영, 김신겸, 박기형, 신준현, 김광기, 윤영철, 홍창형, 이영민, 치매임상진료지침, 보건복지부, 서울, 2012.
- [3] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, “Snakes: Active Contour Models,” *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, No. 4, pp. 321-332, 1998.
- [4] J.R. Beveridge, J. Griffith, R.R. Kohler, A.R. Hanson, and E.M. Riseman, “Segmenting Images using Localized Histograms and Region Merging,” *International Journal of Computer Vision*, Vol. 2, No. 3, pp. 331-352, 1989.
- [5] R. Adams and L. Bischof, “Seeded Region Growing,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 6, pp. 641-647, 1994.
- [6] J. Haddon and J. Boyce, “Image Segmentation by Unifying Region and Boundary Information,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, No. 10, pp. 929-948, 1990.
- [7] R. Grzeszczuk and D. Levin, “Brownian Strings: Segmenting Images with Stochastically Deformable Contours,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 10, pp. 1100-1114, 1997.
- [8] D.L. Pham, C. Xu, and J.L. Prince, “Current Methods in Medical Image Segmentation,” *Annual Review of Biomedical Engineering*, Vol. 2, No. 1, pp. 315-337, 2000.
- [9] E. Geuze, E. Vermetten, and J.D. Bremner, “MR-based in Vivo Hippocampal Volumetrics: 1. Review of Methodologies Currently Employed,” *Molecular Psychiatry*, Vol. 10, No. 2, pp. 147-159, 2005.
- [10] J. Ashburner and K.J. Friston, “Voxel-based Morphometry—the Methods,” *Neuroimage*, Vol. 11, Issue 6, pp. 805-821, 2000.
- [11] K. Held, E.R. Kops, B.J. Krause, W.M. Wells, and H.W. Muller Gartner, “Markov Random Field Segmentation of Brain MR Images,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 16, Issue 6, pp. 878-886, 1997.
- [12] L. Bergouignan, M. Chupin, Y. Czechowska, S. Kinkingnéhun, C. Lemogne, G.L. Bastard, M. Lepage, L. Garnero, O. Colliot, and P. Fossati, “Can Voxel Based Morphometry, Manual Segmentation and Automated Segmentation Equally Detect Hippocampal Vol-

- ume Differences in Acute Depression,” *NeuroImage*, Vol. 45, No. 1, pp. 29-37, 2009.
- [13] 정원범, 손두범, 김영주, 김영훈, 은충기, 문치웅, “자기공명영상 획득 조건과 적용된 뇌 표준판에 따른 인체 뇌의 백질, 회백질 및 해마 체적 비교 연구,” *대한자기공명의과학회지*, 제15권, 제3호, pp. 242-250, 2011.
- [14] D.P. Jang, D.S. Lee, and S.I. Kim, “Contour Detection of Hippocampus using Dynamic Contour Model and Region Growing,” *Proceedings the 19th Annual International Conference of the IEEE/EMBS*, Vol. 2, pp. 763-766, 1997.
- [15] G. Amir, S.Z. Hamid, and P.W. Joe, “Segmentation of the Hippocampus From Brain MRI using Deformable Contours,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, Vol. 22, No. 3, pp. 203-216, 1998.
- [16] P.A. Yushkevich, J. Piven, H.C. Hazlett, R. G. Smith, S. Ho, J. C. Gee, and G. Gerig, “User-guided 3D Active Contour Segmentation of Anatomical Structures: Significantly Improved Efficiency and Reliability,” *NeuroImage*, Vol. 31, Issue 3, pp. 1116-1128, 2006.
- [17] D. Zhang, X. Song, and W. Tan, “Segmentation of Hippocampus in MRI Images Based on the Improved Level Set,” *2011 Fourth International Symposium on Computational Intelligence and Design*, Vol. 1, pp.123-126, 2011.
- [18] V. Caslles, F. Catte, T. Coll, and F. Dibos, “A Geometric Model for Active Contours in Image Processing,” *Numerische Mathematik*, Vol. 66, No. 1, pp. 1-31, 1993.
- [19] C. Li, C. Xu, C.F. Gui, and M.D. Fox, “Level Set Evolution Without Re-initialization: A New Variational Formulation,” *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 430-436, 2005.
- [20] 조경은, 채정숙, 송미영, 김준태, 엄기현, 조형제, “반전 이미지와의 차이에 의한 뇌 MR 영상의 영역 분할 기법,” *한국멀티미디어학회 춘계 학술발표논문집*, pp. 185-188, 2001.
- [21] P. Perona and J. Malik, “Scale-space and Edge Detection using Anisotropic Diffusion,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, No. 7, pp. 629-639, 1990.
- [22] G. Gerig, O. Kubler, R. Kikinis, and F. A. Jolesz, “Nonlinear Anisotropic Filtering of MRI Data,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 11, No. 2, pp. 221-232, 1992
- [23] 송인환, 한찬희, 이시용. “자동 세포 분할을 위한 밝기 및 기하학적 정보 기반의 새로운 Active Contour 모델,” *한국컨텐츠학회논문지*, 제11권, 제5호, pp. 1-8, 2011.
- [24] 이봉렬, 이명진, “디지털 마모그램에서 Mass형 유방암 분할을 위한 초기 위치 자동 검출,” *한국멀티미디어학회 논문지* 제13권 제5호, pp. 702-709, 2010.
- [25] 배장표, 김광기, 정창부, 양희경, 황정민, “결막 충혈증, 측정을 위한 공막 영상 분할,” *한국멀티미디어학회 논문지* 제13권 제8호, pp. 1142-1153, 2010.



이 영 승

2009년 2월 인제대학교 컴퓨터공학부 학사
2012년 8월 인제대학교 전산학과 석사과정
관심분야 : 컴퓨터그래픽스, 영상 처리 및 분석



최 흥 국

1988년 8월 Linköping Univ. Sweden 공학사
1990년 8월 Linköping Univ. Sweden 공학석사
1996년 9월 Uppsala Univ. Sweden 공학박사

관심분야 : 컴퓨터그래픽스, 영상처리 및 분석