

효율성과 정확도 향상을 위한 MR 영상에서의 뇌 외곽선 추출 기법 개발

안광옥, 정현교

서울대학교 전기공학부

(Received March 23, 2007. Accepted July 6, 2007)

Development of an Extraction Method of Cortical Surfaces from MR Images for Improvement in Efficiency and Accuracy

Kwang-Ok An, Hyun-Kyo Jung

School of Electrical Engineering, Seoul National University

Abstract

In order to study cortical properties in human, it is necessary to obtain an accurate and explicit representation of the cortical surface in individual subjects. Among many approaches, surface-based method that reconstructs a 3-D model from contour lines on cross-section images is widely used. In general, however, medical brain imaging has some problems such as the complexity of the images, non-linear gain artifacts and so on. Due to these limitations, therefore, extracting anatomical structures from imaging data is very a complicated and time-consuming task. In this paper, we present an improved method for extracting contour lines of cortical surface from magnetic resonance images that simplifies procedures of a conventional method. The conventional method obtains contour lines through thinning and chain code process. On the other hand, the proposed method can extract contour lines from comparison between boundary data and labeling image without supplementary processes. The usefulness of the proposed method has been verified using brain image.

Key words : extraction method, cortical surface, labeling image, magnetic resonance image

I. 서 론

C T/MRI 등의 의료 영상은 인체 내부 상태에 대한 정보와 더불어 그 기능적 정보까지도 보여줌으로써 직접적인 접촉에 의한 의료 행위(촉진, 청진, 내진 등)가 갖는 진단부위와 진단범위를 확대시키고 있다. 그러나 일반적으로 의료영상은 평면의 2차원 형태를 갖기 때문에 공간 개념을 갖는 인체 기관의 표현에 제약을 받으며 제공되는 정보의 종류와 양도 제한적일 수밖에 없다. 따라서 최근에는 이런 문제를 해결하고 보다 정확한 진단과 교육을 위해서 3차원으로 시각화하는 방법들이 사용되고 있다.

3차원 영상을 만드는 대표적인 방법에는 볼륨 기반 방법과 표면 기반 방법이 있다. 볼륨 기반 방법은 2차원 단면 영상들을 쌓아서 얻은 볼륨 데이터에 직접 볼륨 랜더링 기법을 적용하는 것으로 랜

더링 시간이 많이 걸리는 문제점이 있다[1-3]. 반면 표면 기반 방법은 단면 영상에서 추출된 해부구조물의 외곽선들을 연결하여 본래의 3차원 형상을 복원하는 방법으로, 볼륨 기반의 방법에 비해 기억 공간이 적게 소요되고 영상 생성 시간이 짧다는 장점이 있다[4-5]. 또한 전문적인 해부학 지식을 가지고 있는 의사가 구역화를 하면 인체 내부의 복잡한 조직까지 표현하는 정밀 인체 모델을 생성할 수 있어 많이 사용되고 있다. 따라서 본 논문에서는 표면 기반 방법을 적용하기 위해 필요한 2차원 영상들의 외곽선 정보를 보다 효과적으로 추출하는 방법에 대해 다룬다.

일반적으로 의료 영상은 측정 시 잡음 또는 명암도와 조직 간의 대응관계 부재 등과 같은 고유의 제약점과 해부학적 변이성이 있기 때문에 원하는 영역을 분할하는데 많은 시간과 노력이 요구된다. 특히 뇌의 피질 면은 많은 주름으로 인해 해부학적 구조가 복잡하기 때문에 다른 기관에 비해 외곽선 정보를 추출하기가 어렵다. 이를 해결하기 위해, 본 논문에서는 보다 효과적으로 외곽선을 추출하여 정보를 얻는 방법을 제안한다. 이 방법은 추출한 외곽선을 세선화한 후 체인 코드를 이용해 표면 정보를 추출하는 기존 방식

Corresponding Author : 안광옥

서울시 관악구 신림동 서울대학교 공과대학 301동 613호

Tel : 02-880-7262 / Fax : 02-878-1452

E-mail : anko04@elecmech.snu.ac.kr

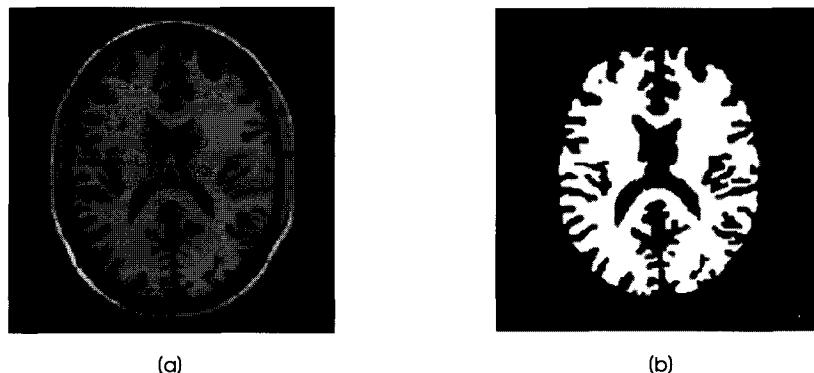


그림 1. 관심 영역의 분할: (a) 임의의 슬라이스 영상, (b) 4가지 과정을 수행하여 분리된 관심 영역의 영상.

Fig. 1. Segmentation of interest area: (a) an arbitrary slice image, (b) an image of interest area segmented from 4 processes.

의 과정을 단순화한 방식으로 세선화와 체인 코드를 사용하지 않고 labelling된 영상과의 비교만으로 표면 정보를 추출할 수 있다. 이는 기존 방법의 복잡도를 감소시켜 계산시간을 단축시킬 뿐만 아니라 해부학적 구조가 복잡한 경우 결과가 정확하지 못한 문제 점도 해결할 수 있다. 제안하는 방법으로 외곽선을 추출하여 표면 정보를 얻는 시스템을 구현하였으며 이것은 표면 기반 방식으로 3 차원 영상을 만드는데 필요한 입력 데이터로 사용할 수 있다. 논문에서 사용된 의료 영상은 사람의 머리를 촬영한 MRI($181 \times 217 \times 181$, 각 복셀 크기: 1 mm)이며 뇌의 회백질과 백질의 경계를 추출하도록 하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 MRI로부터 관심 영역을 분할하고 외곽선 정보를 추출하는 방법들에 대해 소개하고, 3절에서 기존 방법과 제안된 방법의 결과를 정량적으로 비교, 분석해 보겠다.

II. 방 법

A. 관심 영역 분할

영상 정보에서 외곽선 정보를 추출하기 위해서는 관심 영역을 분할하는 과정이 필요하다. MRI에서 뇌 영역을 분할하기 위해서는 다음과 같은 단계를 거친다.

1 단계 - 영상 잡음 제거

대부분의 MRI는 신호대잡음비(SNR: signal to noise ratio)가 낮기 때문에 측정 후 필터링을 통해 잡음을 제거하는 과정이 필요하다. 본 논문에서는 외곽선 같은 영상 내의 중요한 정보의 손실을 최소화하기 위해 확산의 개념을 이용해 물리적으로 같은 영역의 잡음을 제거하는 이방성 비선형 확산 필터를 사용하여 잡음을 제거하였다[6-7].

2 단계 - 이진 영상의 생성

이진 영상 데이터는 그레이 영상의 임계값(threshold)을 이용하

여 흑과 백의 두 가지 색으로 나타내는 데이터로써 보다 단순하기 때문에 처리에 있어 효과적이다. 따라서 슬라이스 영상의 배경부분과 구별되는 뇌 영역도 임계값을 이용하여 이진 영상을 생성하였다. 이진 영상 생성에 사용되는 임계값은 단일 값을 적용할 수도 있고 여러 값을 적용할 수도 있는데, 본 논문에서는 다중 명암도 값을 적용한 문턱화 히스토그램을 사용하여 관심 영역에 해당되는 (83~121)사이의 임계값을 얻었고 이에 해당되는 영역은 흰색으로 배경은 검은색으로 치환함으로써 이진 영상을 생성하였다[8-9].

3 단계 - 모폴로지 기법

이진 영상에서는 뇌의 세부적인 모양을 나타내는 매우 작은 영역들과 불필요한 연결 등이 나타난다. 궁극적으로 뇌 객체의 표면 정보 추출을 목적으로 하기 때문에 영역의 크기가 일정 필셀 이내인 작은 영역들은 잡음인 경우가 많고, 잡음이 아니라고 하더라도 각각으로서는 그다지 중요한 의미를 가지지 못하기 때문에 계산 시 오류가 발생할 확률을 높이며 불필요한 계산 시간을 요구하게 된다. 이러한 단점을 극복하기 위해 영상의 형태학적 연산인 팽창(dilation)과 침식(erosion)을 이용하였다. 영상 팽창은 미세하게 분리된 영역을 이어줌으로써 객체 형태를 단순화시키고, 영상 침식은 미세한 잡음을 제거하여 결과적으로 객체의 표면 정보 추출에 유리한 형태로 만들어 준다.

4 단계 - 씨드점에 의한 영역 확장(labeling)

영역 확장(labeling)이란 씨드점 집합으로부터 시작하여 각 씨드점과 비슷한 성질들(명암도, 배경 구조, 색채 등)을 가진 각 이웃 화소들을 덧붙여나감으로써 영역을 확장시키는 방법이다. 씨드점을 자동으로 선택하기 위하여 영상 슬라이스와 같은 해상도를 가지는 플래그 메모리를 할당하여 원 영상의 첫 픽셀부터 명암도를 조사하여 객체로 판단되는 즉 255의 명암도를 가지는 첫 픽셀을 씨드점으로 지정하고 영역을 확장시키고 플래그 처리한다. 첫 영역이 완료되면 다시 원 영상과 플래그를 검사하여 다음 씨드점을 찾아 영역 확장 작업을 반복하고 모든 플래그가 처리되었거나 더

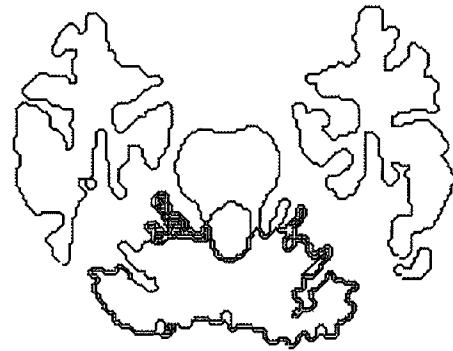


그림 2. 불완전한 세선화 결과에 체인코드를 적용시킨 슬라이스의 예.
Fig. 2. The resulting slice image after the application of a chain code to an incomplete thinning result.

이상 객체로 판단되는 픽셀을 만나지 못했을 때 끝나게 된다.

이와 같은 전처리 과정을 통하여 MR 영상은 이진 영상으로 변환되고 모폴로지 기법에 의하여 형태학적으로 변형된 후, 영역 확장 알고리즘을 통하여 뇌 영역이 분할된다. 그림 1(a)은 임의의 슬라이스의 영상이며, 그림 1(b)은 (a)의 영상에 앞에 설명된 4가지 과정들을 수행하여 관심 영역만을 분리한 결과이다.

B. 기존 외곽선 정보 추출 방법

일반적으로 기존 방법에서는 전처리된 영상으로부터 외곽선 정보를 추출하기 위해서 경계를 추출하고 세선화한 후 체인 코드 알고리즘을 이용해 영상 정보를 추출한다. 체인 코드 알고리즘에 의해서 얻은 정보는 각 슬라이스별 객체에 대한 경계점의 위치와 방향이며, 표면 기반 방식으로 3차원 영상을 만들 경우 입력 파일로 사용되게 된다. 이러한 기존 방법에 대해 간략히 설명하고 문제점을 살펴보겠다. 기존의 외곽선 정보 추출 방법은 다음과 같다.

1 단계

1차 또는 2차 미분 값을 이용하여 외곽선을 추출한다.

2 단계

1 단계에서 검출된 외곽선은 굵기가 1이 아니기 때문에 체인 코드를 적용하기 전에 세선화 알고리즘을 수행하여야 한다. 세선화 알고리즘은 골격선이 남을 때까지 외곽 화소를 반복적으로 제거해 나가는 방법으로 결과의 정확도는 얼마나 이웃 화소들을 고려하는가에 달려있다. 어떤 화소를 삭제하기 위해서는 이웃한 8 화소뿐만 아니라 24-이웃까지 검사해야만 하고, 만일 연결성이 유지되지 않았을 경우에는 삭제된 화소를 복원시키는 등 복잡한 과정을 거쳐야 한다. 뇌의 경우에는 매우 다양한 모양과 두께를 가지기 때문에 연결성을 유지하면서 세선화를 수행하는데 많은 노력이 요구된다[10-11].

3 단계

표면 정보 추출 알고리즘으로 체인 코드(chain code)가 많이 사

용된다. 체인 코드는 Freeman이 제안한 경계 추출 알고리즘으로 미리 정의된 길이와 방향을 가지는 직선 선분들이 연결된 열로서 경계를 표현하는 방식이다[12]. 일반적으로 이 표현법은 선분들의 4-연결성 또는 8-연결성에 기반을 두고 숫자를 사용하여 부호화된다. 디지털 영상은 보통 x와 y 방향의 등 간격 격자 형태로 획득되고 처리되므로 반시계 방향으로 경계를 따라 모든 화소 쌍을 연결하는 선분에 대해 각 방향을 할당한다. 체인 코드의 주요한 단점 2 가지는 1)생성된 체인 코드 정보는 일반적으로 너무 길고, 2)잡음이나 불완전한 분할로 인해 경계를 따라 생긴 작은 교란에 의해 코드에 불필요한 변화가 발생한다는 점이 있다.

위와 같은 기존 방법을 해부학적으로 매우 복잡한 구조를 가진 영역에 적용했을 때, 세선화를 반복적으로 수행하여 외곽 화소를 제거해 나가더라도 그 골격이 1이 되지 않는 경우가 발생하는 문제점이 있었다. 이런 경우 세선화의 불완전한 결과로 인해 체인 코드를 적용하더라도 정확한 외곽선 정보를 추출하지 못할 수 있다. 골격이 1이 되지 않아서 이웃한 화소 쌍을 연결하는 선분을 찾는 과정에서 문제가 생기기 때문이다. 그림 2는 이러한 문제가 발생된 임의 슬라이스로써 경계점들과 화소 쌍을 연결하는 선분으로 나타낸 체인 코드 결과를 나타낸다.

그림 2에는 총 4개의 외곽선이 있는데, 그 중 구조가 비교적 간단한 3개는 정확한 외곽선 정보를 추출하는데 성공하였으나, 나머지 하나의 외곽선은 잘못된 세선화 결과로부터 불완전한 외곽선 정보를 추출했음을 알 수 있다. 즉, 임의의 시작점으로부터 이웃한 화소를 선택해 나갈 때, 이웃한 화소의 개수가 1개가 아니어서 정확한 경계점을 찾는데 실패한 것이다. 따라서 이런 세선화의 불완전한 결과로 인해 생긴 교란을 피하기 위해서는 새로운 방법이 필요함을 알 수 있다.

C. 제안된 외곽선 정보 추출 방법

앞서 설명했듯이 세선화 알고리즘과 체인 코드를 이용한 외곽선 정보 추출 알고리즘 적용 시에는 영상의 복잡함과 불완전한 분할로 인해 문제가 발생할 수 있으며, 보다 정확한 세선화 결과를 얻기

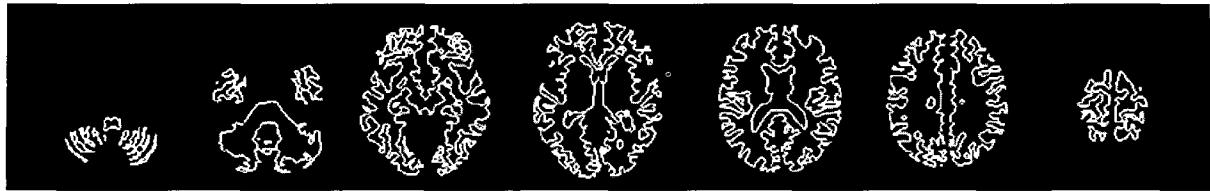


그림 3. 라플라시안 검출기로 추출된 외곽선.
Fig. 3. Results of the Laplacian of Gaussian edge detector.

위해서는 골격이 1이 남을 때까지 반복적으로 수행해야 되기 때문에 많은 시간과 노력이 요구되는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위해, 본 논문에서는 보다 효과적으로 외곽선을 추출하여 정보를 얻는 방법을 제안한다. 이 방법은 기존 방식에서 세선화와 채인 코드를 이용하지 않는 새로운 방법으로써 계산 시간을 단축시킬 수 있을 뿐 아니라 세선화의 불완전한 결과로 인해 생긴 교란을 피할 수 있다.

제안된 알고리즘을 사용한 표면 정보를 얻는 방법은 다음과 같다.

1 단계

이진 영상으로부터 뇌의 회백질과 백질의 경계를 추출하였다. 사용된 방법은 가우시안 라플라시안(LoG) 검출기로써 먼저 영상을 스무딩 함수로 컨볼루션 후 그 결과에 대하여 라플라시안을 계

산하는 것과 같다[12]. 이 방법은 영상을 스무딩함으로써 잡음을 줄이고, 라플라시안을 계산하여 이중 에지 영상을 만든다. 이 때 에지의 위치는 이중 에지 사이에서 영점 교차된 점이 된다. 이와 같은 방법으로 구한 외곽선은 그림 3와 같다.

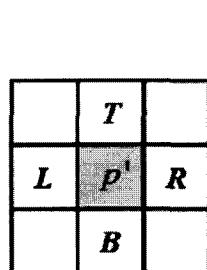
2 단계

1 단계에서 얻은 영상은 경계 부분인 백화소 255과 배경 부분인 흑화소 0의 값으로 입력된다. 이 때 각 화소 p 는 그림 4과 같이 1, 3, 4, 6의 4-이웃과 0, 2, 5, 7의 대각 4개를 갖는다. 이것들을 모두 어떤 화소 p 의 8-이웃이라고 한다. 보통 세선화 과정에서는 24-이웃까지 검사해야 원하는 정확도를 얻을 수 있지만 제안된 방법에서는 8-이웃을 사용해도 충분하다.

추출된 외곽선의 임의의 한 점에서 시작하여 반시계 방향으로

5	6	7
3	p	4
0	1	2

그림 4. (3x3)커널에서 화소 p 의 8-이웃.
Fig. 4. The 8-neighborhoods of a pixel p in kernel (3*3).



T	B	L	R	
~	1	0	1	→ kernel[0] or kernel[1]
1	0	~	1	→ kernel[4] or kernel[2]
0	1	1	~	→ kernel[3] or kernel[5]
1	~	1	0	→ kernel[6] or kernel[7]

그림 5. 영역 확장 영상을 이용한 다음 화소 결정 방법.
Fig. 5. The method of determining the next pixel using labeling image.

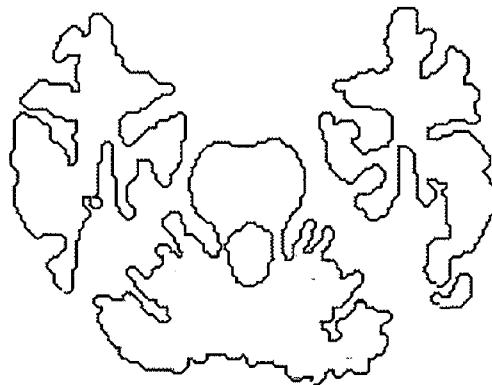


그림 6. 제안된 방법을 적용한 슬라이스의 예.

Fig. 6. The resulting slice image after application of a proposed method.

경계를 따라 다음 화소를 결정하고 방향을 할당하게 된다. 하지만, 화소 p 를 중심으로 8-이웃에서 백화소의 개수가 1 개가 아닐 경우에는 어느 것이 경계인지를 결정해주는 과정이 필요하다.

본 논문에서는 백화소의 개수가 2 개 이상일 경우 영역 확장(labeling)을 통한 영상 정보를 이용하여 이웃한 화소들 중 어느 것이 경계점인지를 결정하는 방법을 제안하였다. 이 때 labeling 영상을 이용한 이유는 경계를 추출하기 바로 전 단계이면서 전처리 과정(잡음 제거, 이진화, 모폴로지 기법)들을 모두 수행한 결과이기 때문이다. 이렇게 labeling 결과를 이용하면 이미 저장된 결과를 사용하는 것이기 때문에 계산 시간 단축이라는 장점도 있다.

이웃한 백화소의 개수가 2개 이상인 경우, 그림 5과 같이 화소 p 와 같은 위치에 있는 labeling 영상에서의 p' 점을 기준으로 T , B , L , R 의 값을 가져온다. 그리고 그림 5의 표에서 해당되는 값을 찾아 화소 p 의 이웃 화소를 결정하게 된다. 표에서 0은 흑화소, 1은 백화소, ~는 둘 중 아무거나 상관없음을 나타내며 이 4개의 조합들은 임의의 슬라이스의 외곽선 결과와 labeling 영상의 값들을 정리하여 최종적으로 얻은 것이다.

예를 들어 p' 점을 기준으로 T , B , L , R 의 값이 1001인 경우에는 두 번째 조합에 해당되므로, 경계 영상의 커널에서 4와 2중에 백화소인 것이 선택되게 된다. 이와 같은 방식을 사용하여 잡음이나 불완전한 분할로 인해 경계를 따라 생기는 교란으로 인해 문제점을 해결할 수 있었고, 그림 2와 동일한 슬라이스에 적용한 결과는 그림 6과 같다.

III. 결과 및 분석

앞서 보여준 슬라이스의 예와 같이, 제안된 방법은 잘못된 세션화 결과로 인해 부정확한 외곽선 정보를 추출하는 경우에도 비교적 정확한 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다. 본 단계에서는 기존 방법과 제안된 방법의 외곽선 정보 추출 성능을 보다 정량적으로 비교하기 위해서 정확도와 효율성의 측면의 두 가지로 분석해 보도록 하겠다.

우선, 외곽선 추출의 정확도를 측정하기 위해서 다음과 같은 3 가지 평가 요소를 사용하였다[13].

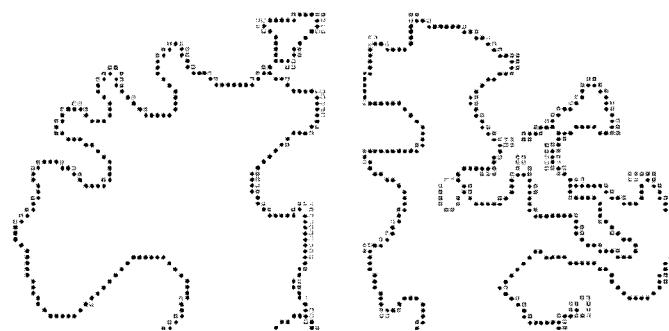


그림 7. 임의의 슬라이스에 기존 방법으로 외곽선을 추출한 예: 사각형 점들이 실제 edge이고, 마름모형 점들이 추출된 edge를 나타낸다.

Fig. 7. edges obtained with a conventional method: tetragonal points are true edges and diamond points are edge estimates.



그림 8. 표면 기반 방식으로 얻은 3차원 영상.
Fig. 8. 3-D image obtained with the surface-based method.

- a. false edge
- b. missing edge
- c. 추출된 edge와 실제 edge 사이의 거리

다음 그림은 임의의 슬라이스에 기존 방법을 적용 후 평가 요소를 측정하기 위해서 실제 edge와 추출된 edge의 점들을 표시한 일부분이다. 사각형 점들이 실제 edge이고, 마름모형 점들이 추출된 edge를 나타낸다. 그림에서 확인할 수 있듯이 false edge는 실제 edge를 찾지 못하고 인접한 다른 위치의 edge를 추출한 경우이며, missing edge는 실제 edge가 존재하는 부분인데도 불구하고 아무런 edge도 추출하지 못한 경우를 말한다. 그리고 false edge를 찾은 경우에 한해 추출된 edge와 실제 edge 사이의 거리를 계산하도록 하였다.

임의의 13개의 슬라이스에 기존 방법과 제안된 방법을 수행하고, 3가지 평가 항목을 계산하여 정리한 것은 표 1과 같다. 13개의 슬라이스에서 총 경계점의 개수는 18664 개이다.

표를 보면 제안된 방법이 기존 방법에 비해 성능이 향상되었음을 알 수 있다. 제안된 방법을 사용할 경우는 false edge가 하나도 발생하지 않았지만, 기존 방법의 경우는 약 20%의 edge가 실제 edge와 다른 위치에서 추출되었고, missing edge도 약 2배 정도 많이 발생하였다. 이는 기존 방법의 경우 세선화 과정에서 정보 손실이 발생되며, 부정확한 세선화 결과로 인해 false edge 발생이 급증했음을 나타낸다.

표 1. 기존 방법과 제안된 방법의 성능 평가.

Table 1. The evaluating the performance of conventional and proposed method.

	기존 방법	제안된 방법
false edge	3932/18664	0/18664
missing edge	1715/18664	828/18664
false edge와 실제 edge 사이의 거리	3964	0

다음으로는 기존 방법과 제안된 방법의 효율성을 측정하기 위해 181개의 슬라이스의 외곽선을 추출하면서 수행 시간을 측정하였다. 일반적으로 하나의 외곽선은 폐곡선의 형태이기 때문에, 경계에서 임의의 한 점을 선정하고 반시계 방향으로 경계를 따라 이웃하는 점을 찾게 된다. 그리고 이웃하는 점이 시작점과 같은 경우에 외곽선 정보 추출 과정을 종료시킨다. 그러나 기존 방법에서 그림 2와 같이 세선화 결과가 잘못된 경우 종료 조건을 만족시키지 못하고, 반복적으로 다른 점들을 선택하는 문제점이 생길 수 있으므로, 이런 경우에는 선택된 외곽선의 점들이 총 외곽선의 점들보다 더 큰 경우에 종료하도록 하는 조건을 추가하였다. 본 논문에서 사용된 MR 영상의 경우 제안된 방법이 약 8초의 계산 시간 향상이 있었으며 이는 세선화 과정을 수행하지 않아서 발생된 시간 단축이라 생각된다.

그림 8은 제안된 방법을 181개의 슬라이스에 적용하여 얻은 외곽선 정보를 표면 기반 방식의 입력 파일로 사용하여 만든 3차원 영상을 나타낸다[4-5].

IV. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 기존의 외곽선 정보 추출 방법에 비해 복잡도가 낮은 새로운 방법을 제안하고 실제 MRI 데이터에 적용하여 그 성능을 검증하였다. 관심 영역의 외곽선을 추출하고 세선화한 후 체인 코드 알고리즘을 이용하여 외곽선 정보를 추출하던 기존 방법

과는 달리 세선화와 체인 코드 알고리즘 없이도 labeling 영상을 이용하여 처리 속도도 향상시키고, 세선화와 체인 코드 알고리즘의 문제점도 해결할 수 있었다.

본 논문에서 제안한 방법으로 MRI 데이터에 적용하여 뇌의 회백질과 백질의 경계를 추출하였고, 이 결과를 검증하기 위해 표면 기반 방식을 이용하여 3차원 영상도 재구성하였다. 향후 논문에서는 이렇게 얻은 영상 정보를 이용하여 보다 효과적인 표면 기반 방식을 통해 정확하고 빠르게 3차원 영상을 얻는 방법에 대해서 연구 할 계획이다.

참고문헌

- [1] M. Levoy, "Display of surfaces from volume data," *IEEE Computer Graphics and Application*, vol. 8, no. 3, pp. 29-37, 1988.
- [2] R. Yagel and A. Kaufman, "Template-based volume viewing," *Computer Graphics Forum (Eurographics 92 Proceedings)*, pp. 153-167, 1992.
- [3] P. Lacroute and M. Levoy, "Fast volume rendering using a shear-warp factorization of the viewing transformation," *Computer Graphics (SIGGRAPH 94 Proceedings)*, pp. 451-458, 1994.
- [4] D. MacDonald, N. Kabani, D. Avix, and A.C. Evans, "Automated 3-D extraction of inner and outer surfaces of cerebral cortex from MRI," *Neuroimage*, pp. 340-356, 2000.
- [5] A.M. Dale, B. Fischl, and M.I. Sereno, "Cortical surface-based analysis: segmentation and surface reconstruction," *NeuroImage*, pp. 179-194, 1999.
- [6] 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.
- [7] A.A. Samsonov and C.R. Johnson, "Noise-adaptive nonlinear diffusion filtering of MR images with spatially varying noise levels," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 52, pp. 798-806, 2004.
- [8] P.Y. Yin, and L.H. Chen, "A fast iterative scheme for multilevel thresholding method," *Signal Processing*, vol. 60, pp. 305-313, 1997.
- [9] P.Y. Yin, "A fast scheme for optimal thresholding using genetic algorithm," *Signal Processing*, vol. 72, pp. 85-95, 1999.
- [10] C. Arcelli, and G.S.D. Baja, "A width-independent fast thinning algorithm," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 7, no. 4, pp. 463-474, 1985.
- [11] B.K. Jang and R.T. Chin, "One-pass parallel thinning: analysis, properties, and quantitative evaluation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 11, pp. 1129-1140, 1992.
- [12] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, Publishing Company, Inc., 1993.
- [13] R. Jain, R. Kasturi, and B.G. Schunck, *Machine Vision*, McGraw-Hill, Inc., 1995.