

곡률 정보를 이용한 뇌의 3차원 모델 구성

안광옥, 정현교

서울대학교 전기공학부

Reconstruction of 3D Brain Model using Curvature Information

Kwang-Ok An, Hyun-Kyo Jung

School of Electrical Engineering, Seoul National University

(Received November 9, 2007. Accepted February 20, 2008)

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. The conventional method detects match points of contours using the minimum straight distance between any pair of contour points which lie on different contours. Then, it generates a triangle strip. In general, however, it might yield small mismatches between contours in case of brain due to complex anatomical structures. In this paper, therefore, we present an improved method for tilting operation that uses the curvature values calculated from surface information. The usefulness of the proposed method has been verified using brain image.

Key words : surface-based method, match points, contour tiling method

1. 서론

CT/MRI와 같은 단층촬영영상은 인체 내부 상태에 대한 정보와 더불어 그 기능적 정보까지도 보여줌으로써 진단에 널리 활용되고 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 렌더링 기법을 적용하는 것으로 렌더링 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[4-6]. 또한 전문적인 해부학 지식을 가지고 있는 의사가 구역화를 하면 인체 내부의 복잡한 조직까지 표현하는 정밀 인체 모델을 생

성할 수 있어 많이 사용되고 있다. 표면 기반 방법에는 **Marching Cubes**[7]과 같이 3차원 볼륨 데이터에서 기하모형을 추출하는 방법과 단면 영상에서 외곽선을 추출한 후 이들을 타일화하여 메쉬 모델을 만드는 방법이 있다. 따라서 본 논문에서는 평행한 2차원 영상 위의 외곽선으로부터 3차원 영상을 복원하는 방법을 이용해 뇌의 3차원 모델을 구성하였다.

3차원 모델을 생성하기 위해서는 인접한 두 단면 영상에 있는 외곽선들의 대응하는 정점들을 식별한 후, 타일화(tiling)를 적용하여야 한다. 타일화란 한 외곽선의 특정 정점에서 출발하여 대응되는 외곽선의 가장 가까운 정점을 차례로 연결하여 삼각형 띠를 생성하는 과정이다. 이 때, 대응되는 외곽선들의 정점들은 공간적으로 아무런 연관관계를 가지고 있지 않기 때문에 먼저 최단간선(shortest edge)을 결정하여 우선적으로 영상들을 정합(match)하는 과정이 필요하다. 일반적으로 최단간선은 슈프트 연산으로 얻어진 정점들의 거리를 계산하여 찾게 되는데, 이 방법은 거리만으로 해부학적 연관관계를 찾는 방법이기 때문에 비교적 단순한 모델에 대해서는 좋은 결과를 얻을 수 있지만 뇌와 같이 복잡한 외곽선 구조를 갖는 모델에는 적합하지 않다. 따라서 본 논문에서는 객체의 표면 정보로부터 표면 곡률을 계산하고 곡률 값이라는 해부학적 정보를 이용한 타일화 방법을 제안한다. 곡률은 객체의 외곽

Corresponding Author : 안광옥
서울시 관악구 신림동 공과대학 301동 614호
Tel : +82-2-880-7262 / Fax : +82-2-878-1452
E-mail : anko04@elecmech.snu.ac.kr

선 정보를 보다 직관적이고 기하학적으로 특성화한 정보이기 때문에 두 단면 영상의 정합에 유용한 정보로 사용될 수 있어 해부학적 구조가 복잡한 경우 결과가 정확하지 못한 문제점을 해결할 수 있다. 제안하는 방법으로 뇌의 3차원 모델을 구성하였으며, 입력 데이터로는 사람의 머리를 촬영한 MRI(181×217×181, 각 복셀 크기: 1 mm)를 사용하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 표면 기반 방법을 이용한 뇌의 3차원 모델 구성방법에 대해서 설명하고, 3절에서 기존 방법과 제안된 방법의 결과를 정량적으로 비교, 분석해 보겠다.

II. 방법

뇌의 3차원 모델 재구성에 관련된 문제는 대응 문제(correspondence), 분기 문제(branching), 타일화 문제로 나눌 수 있다. 본 논문에서 사용한 대응 및 분기 문제에 대해 간략히 설명하고, 타일화 부분에서 기존 방법과 제안된 곡률 정보를 이용한 방법을 알아 보겠다.

A. 대응 관계 결정

대응 문제는 임의의 개수의 외곽선들을 가지는 두 단면 영상이 있을 때 한 단면 영상의 외곽선이 인접한 단면 영상의 어느 외곽선과 연결될지를 결정하는 것으로, 대응되는 외곽선들은 수직 방향으로 투영했을 때 서로 겹친다는 가정을 이용한다[8].

인접한 두 개의 단면 영상을 S_n, S_{n+1} 이라 하고, 각 단면 영상에 포함된 외곽선들을 C_i^n, C_i^{n+1} 로 정의할 때 다음과 같은 방법을 사용한다. S_n 의 크기만큼 배열을 정의하고 모두 0으로 초기화한 후, Boundary Fill 알고리즘을 이용해서 S_n 의 외곽선과 그 내부에 해당되는 요소의 값을 1로 만든다. 그리고 S_{n+1} 에 포함되는 외곽선 C_i^{n+1} 의 모든 정점들에 대응되는 S_n 배열의 요소들이 1인지를 검사하여 만약 1이 하나라도 있으면 두 외곽선은 겹치는 것으로 판단한다. 이 때 하나의 외곽선에 대응되는 인접 슬라이스의 외곽선의 개수가 2개 이상인 경우는 분기가 있는 것으로 처리해 주어야 한다.

B. 분기 문제

분기 문제는 한 단면 영상에 M 개의 외곽선이 있고, 인접한 단면 영상에 N 개의 외곽선이 있을 경우에 발생하는 문제이다 ($M \neq N, M, N > 0$). Meyers 등은 분기 문제를 해결하기 위해 분기되는 외곽선을 통합하여 복합 외곽선(composite contour)을 형성함으로써 간단한 일대일 대응 문제로 축소시켰다. 본 논문에서는 분기가 있는 외곽선을 무게 중심을 이용하여 부분 외곽선으로 분할하고 공유 정점들을 추가하는 방법을 사용하였다[9].

C. 기존 타일화 방법

대응되는 두 외곽선 C_i^m 과 C_i^{m+1} 이 정해지면 외곽선의 정점들을 잇는 삼각형 띠를 만드는 것으로, 다음의 2 과정으로 구분된다[9].

최단 간선(shortest edge) 결정

최단 간선은 대응하는 외곽선 쌍의 정점들을 연결한 간선들 중 가장 짧은 간선을 가리킨다. C_i^m 의 정점들과 C_i^{m+1} 의 정점들은 공간적으로 아무런 연관관계를 가지고 있지 않으므로 먼저 최단 간선들을 결정하여 외곽선들을 정합시키는 과정이 필요하다. 최단 간선을 결정하는 방법은 다음과 같다. 외곽선 쌍 $\langle C_i^m, C_i^{m+1} \rangle$ 의 정점 리스트들을 각각 $(p_0, \dots, p_{l-1}), (q_0, \dots, q_{l-1})$ 이라 할 때, 서로 연결하는 간선 $e(p_i, q_j)$ 의 길이가 임계치 이하이면 두 정점은 정합(match)되었다고 하고 그 간선은 정합 간선이라 부른다. C_i^m 의 인덱스는 고정된 상태에서 C_i^{m+1} 의 시작 정점 인덱스 j 를 0에서 $(l-1)$ 까지 증가시키면서 간선들 중 정합되는 간선의 수가 극대가 되는 j 를 찾는다. 여기서 j 는 두 리스트에서 상대적인 이동치이며 이와 같은 연산을 슈프트라고 부른다. 정합 간선 수를 극대가 되도록 하는 슈프트 값을 적용했을 때의 간선들 중 가장 짧은 간선을 최단간선으로 정한다. 인덱스 k 가 0에서 $(l-1)$ 로 증가했을 때 그림 1(a), (c)의 경우는 두 외곽선의 시작점이 멀리 떨어져 있어서 각 간선 $e(p_i, q_j)$ 의 길이가 길어지고 정합되는 간선 수가 많지 않다. 여기서는 (b)처럼 슈프트가 2일 때 정합되는 간선 수가 극대 값을 가지게 된다. 이 때 얻어진 최단 간선들은 모두 저장되어 다음 단계에서 활용된다.

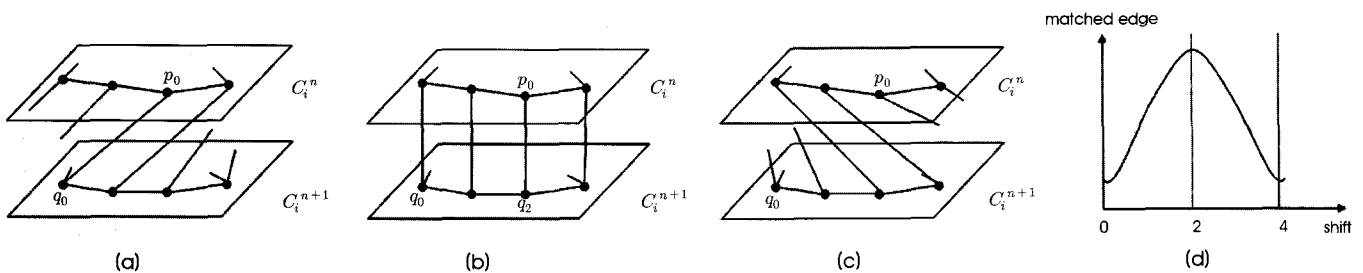


그림 1. 최단 간선을 결정하는 과정 (a)쉬프트 = 0인 경우 (b)쉬프트 = 2인 경우 (c)쉬프트 = 4인 경우 (d)쉬프트에 따른 정합되는 간선의 개수의 변화
 Fig. 1. Procedure to determine the shortest edge (a)shift = 0 (b)shift = 2 (c)shift = 4 (d) change of the number of matched edges according to shift value

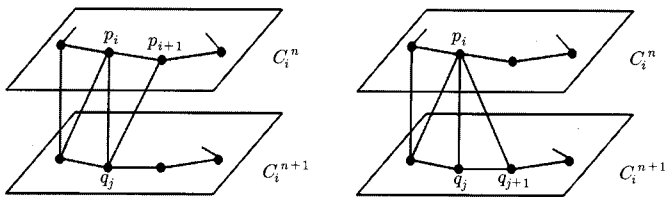


그림 2. 최근접 정점의 선택
Fig. 2. Determining the nearest neighboring vertex

최근접 이웃 정점 연결

생성된 삼각형 띠가 양호한 형태를 가지도록 하려면 띠를 구성하는 각각의 삼각형이 정삼각형에 가깝도록 해야 한다. 한 외곽선의 정점간격이 동일하다고 가정하면 삼각형 띠에 새로운 정점을 삽입할 때 새로 생성된 간선의 길이가 최소화 되도록 하면 된다. 생성 중인 삼각형 띠의 최외곽 간선이 $e(p_i, q_j)$ 일 때 새로 삽입될 정점은 후보 정점 p_{i+1} 과 q_{j+1} 중에 하나가 된다. 따라서 이 후보 정점을 연결한 후에 각 간선의 길이를 비교하여 짧은 쪽의 정점을 삽입한다. 방법은 그림 2와 같다.

위와 같은 기존 방법을 해부학적으로 매우 복잡한 구조를 가진 영역에 적용했을 때, 삼각형 띠가 잘못 생성되는 문제점이 있었다. 이는 해부학적 구조를 단순히 대응하는 외곽선들의 정점들의 거리 차이로만 계산하여 정합되는 간선의 개수가 가장 많은 슈프트의 경우가 두 단면이 해부학적으로 가장 잘 일치한다고 가정한 후 최근접 정점을 선택하기 때문에 발생하는 문제이다. 그림 3은 이러한 문제가 발생된 임의의 타일화 결과이다.

그림 3에서 보면 비교적 굴곡이 적은 부분은 기존 방법으로도 정확한 삼각형 띠를 얻을 수 있었으나, 굴곡이 심한 부분에서는 잘못된 타일화 결과를 얻음을 확인할 수 있었다. 삼각형 요소를 형성하는 간선들은 서로 겹치지 않아야 함에도 불구하고, 몇몇 부분에서 간선들이 교차되는 현상이 나타났다. 따라서 이런 문제를 해결하기 위해서는 새로운 방법이 필요함을 알 수 있다.

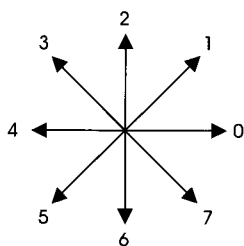


그림 4. 8-방향 체인코드
Fig. 4. 8-neighborhood chain code

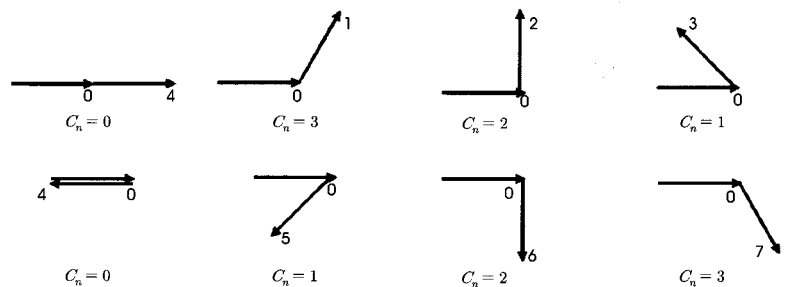


그림 5. 정점 연결 성분 및 곡률값
Fig. 5. Components of connecting nodes and curvature values

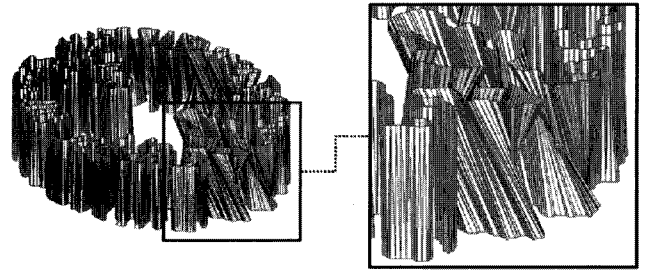


그림 3. 잘못된 타일화 결과
Fig. 3. mismatched tiling results

D. 제안된 타일화 방법

앞서 설명한 바와 같이 기존 방법은 구현이 간단한 장점은 있지만 영상이 복잡한 경우 잘못된 타일화 결과를 얻는 문제가 발생할 수 있었다. 이를 해결하기 위해서 본 논문에서는 곡률 정보를 이용하여 보다 정확한 타일화 방법을 제안한다. 곡률 값은 객체 표면의 요철을 표현하는 해부학적 정보이기 때문에 뇌와 같이 복잡한 구조를 갖는 경우 매우 유용하게 활용할 수 있다. 제안된 알고리즘을 사용한 타일화 방법은 다음과 같다.

체인코드 알고리즘에 의한 곡률 정보 추출

인접한 영상의 외곽선들을 비교적 정확하게 정합하기 위해서는 표면의 특성을 추출하여 이용할 수 있도록 정보를 생성하는 과정이 필수적으로 요구된다. 본 논문에서는 표면 정보 추출 알고리즘으로 체인코드(chain code)를 사용하였다[10]. 체인코드는 Freeman이 제안한 경계 추출 알고리즘으로 미리 정의된 길이와 방향을 가지는 직선 선분들의 연결된 열로서 경계를 표시하는데 사용된다. 일반적으로 이 표현법은 선분들의 8-연결성에 기반을 두고 있으며 방향은 그림 4와 같이 숫자 매김을 사용하여 부호화 된다.

위와 같은 체인코드를 이용하여 생성된 표면 정보를 저장하는 자료 구조는 객체 볼륨의 각 영상별 표면 경계 정점의 위치와 정점 간의 연결 방향 정보로 구성된다. 객체 표면의 연결 방향 정보는 그림 4와 같이 8-방향 체인코드에 의해 각 정점 당 0-7 사이의 값으로 정의되며, 실제 객체의 표면에서 나올 수 있는 연결 성분의 조합은

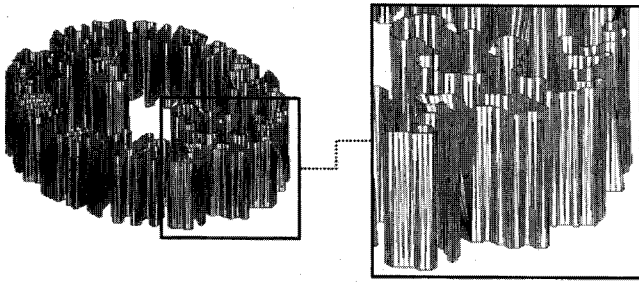


그림 6. 제안된 방법을 적용한 영상의 예
Fig. 6. The resulting image after application of a proposed method

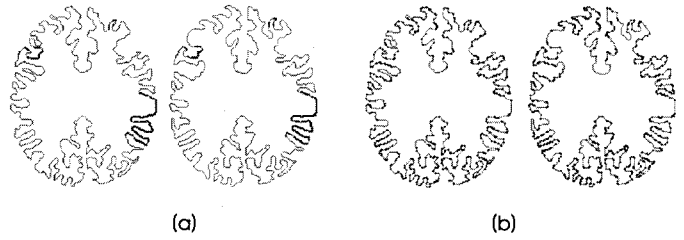


그림 7. 정합된 정점: (a) 기존 방법의 결과, (b) 제안된 방법의 결과
Fig. 7. Matched nodes: (a) result of the conventional method, (b) result of the proposed method

그림 5와 같이 8가지로 나눌 수 있다.

이러한 표면 정보는 외곽선의 모든 정점에서 얻을 수 있으나, 모든 정점을 고려한다는 것은 비효율적이므로 이 가운데 뇌 불륨 표면의 특성을 결정짓는 성분으로 가장 뾰족하게 튀어나온 부분 혹은 급격하게 함몰된 부분을 추출해야 주어야 한다. 그림 5에서 가장 급격한 곡률을 나타내는 연결 방향 성분은 두 선분이 내각 45°를 이루는 것이며, 그 다음으로 90°를 이루는 것, 120°를 이루는 순이다. 직선 연결 성분이 180°를 이루며 가장 완만한 부분을 나타내는 경우 및 곡률을 나타낼 수 없는 경우는 무시하였다. 곡률값 C_n 의 계산식은 다음과 같다.

$$C_n = |4 - (|D_n - D_{n-1}|)|\% 4 \quad (1)$$

이 식에서 n 은 표면 정보 값의 인덱스이고 D_n 은 체인 코드 결과 값인 정점의 연결 방향 정보를 의미하며 0-7의 값을 가진다. 각 영상의 표면 정보에 대하여 계산된 곡률값은 연산에 의해 0-3의 값을 가지게 된다. 실제 구현 시 객체 표면의 각 픽셀에 해당하는 모든 곡률값을 계산한 후에 0인 값은 제외시키고, 1-3의 값을 가지는 점들을 가지고 쉬프트 연산을 통해 정합되는 간선을 구했다.

최근접 이웃 연결

1 단계에서 얻은 정합된 간선을 기준으로 최근접 이웃 연결 방법을 이용하여 삼각형 띠를 구성하였다. 기존 방법보다 해부학적 정보를 고려한 삼각형 띠를 생성할 수 있어서 간선이 교차하는 현상 없이 후보 정점들 중에서 짧은 쪽의 정점을 잘 선택했음을 확인할 수 있다. 그림 3과 동일한 영상에 적용한 결과는 그림 6과 같다.

III. 결과 및 분석

앞서 보여준 영상의 예와 같이, 제안된 방법은 복잡한 외곽선의 경우에도 비교적 정확한 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다. 본 단계에서는 기존 방법과 제안된 방법의 타일화 결과의 정확도를 보다 정량적으로 비교해 보았다.

다음 그림은 임의의 두 단면 영상에 기존 방법과 제안된 방법을 적용하여 쉬프트 연산을 수행했을 때 정합된 정점들을 표시한 것이다. 두 개의 영상의 외곽선을 C_1 과 C_2 라 할 때 C_1 에 속하는 정점의 개수는 1706 개이고, C_2 에 해당되는 정점의 개수는 1675 개이다. C_1 의 인덱스는 고정시킨 상태에서 C_2 의 인덱스를 0에서 1674로 증가시키면서 쉬프트 연산을 수행하였고, 굵게 표시된 부분이 쉬프트 연산에서 정합된 개수가 극대일 때의 정점들을 나타낸다. 이 때 정합된 정점의 개수는 C_1 에서 156 개, C_2 에서 608 개로 얻어졌다.

그림 7에서 알 수 있듯이 정합된 정점의 개수도 약 4배 정도로 많아졌고, 그 위치 또한 뾰족하게 튀어나온 부분이나 급격하게 함몰된 부분으로 해부학적 정보를 많이 반영한 위치임을 알 수 있다.

다음 표는 위의 결과를 바탕으로 타일화를 수행했을 때 얻어진 총 간선들의 길이를 계산한 것이다. 앞서 설명했듯이 타일화 결과가 양호한 형태를 가지도록 하려면 각각의 삼각형이 정삼각형에 가깝도록 해야 하므로, 한 외곽선의 정점간격이 동일하다고 가정하면 새로운 정점을 선택할 때 생성된 간선의 길이가 최소가 되는 것을 선택하는 방법을 사용한다. 따라서 총 간선의 길이가 짧다는 것은 보다 인접한 정점끼리 간선을 구성하여 간선이 교차할 가능성이 없어졌음을 의미하고 삼각형 메쉬 또한 양호함을 나타낸다.

따라서 표를 보면 제안된 방법이 기존 방법에 비해 보다 좋은 삼각형 메쉬를 생성했음을 알 수 있다. 기존 방법의 경우는 초기 정합

표 1. 기존 방법과 제안된 방법의 성능 평가
Table 1. The performance of the conventional and proposed method

	기존 방법	제안된 방법
총 간선의 길이	12042.1	5919.07



그림 8. 3차원 영상

Fig. 8. 3-D image obtained with the proposed method

된 부분이 한정되어 있어서 타일화 작업을 할 때 가까운 정점들을 연결하는 데 실패하여 간선의 길이가 길어지거나 간선이 교차하는 문제점이 발생되었으나, 제안된 방법은 초기 정합된 부분이 고루 퍼져있고 그 부분 또한 곡률이 큰 지점이어서 간선이 교차하는 경우가 발생되지 않았고 그로 인해 간선의 길이 또한 짧아졌음을 알 수 있다.

보다 객관적인 성능 평가를 위해 임의의 18개의 두 단면 영상들에 기존 방법과 제안된 방법을 수행하고 그 결과를 정리해 보면, 총 간선의 길이는 기존 방법의 경우가 122563.1, 제안된 방법의 경우가 60704.34로써 간선의 길이가 많이 짧아졌음을 확인할 수 있었다. 18개의 슬라이스 중 외곽선의 모양이 복잡하지 않은 경우는 비교적 간선의 길이의 차이가 적었으나, 복잡한 경우는 그 차이가 매우 컸다.

그림 8은 제안된 방법을 181개의 슬라이스에 적용하여 얻은 3차원 영상을 나타낸다[4-5].

IV. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 기존의 타일화 방법에 비해 정확도가 높은 새로운 방법을 제안하고 실제 MRI 데이터에 적용하여 그 성능을 검증하였다. 해부학적 구조를 단순히 대응하는 외곽선들의 정점들의 거리 차이만으로 계산하여 정합하던 기존 방법과는 달리 곡률 값을 이용하여 정합되는 정점들을 찾고 이를 이용하여 타일화를 수행하였다. 이 방법으로 복잡한 구조에서 타일화 결과가 부정확했던 문제점을 해결할 수 있었다. 그리고 본 논문에서 제안한 방법으로 MRI 데이터에 적용하여 뇌의 3차원 영상도 재구성하였다.

참고문헌

- [1] M. Levoy, "Display of Surfaces from Volume Data", *IEEE Comput. Graph. Appl.*, vol. 8, no. 3, pp. 29-37, 1988.
- [2] R. Yagel and A. Kaufman, "Template-Based Volume Viewing", *Proc. Eurographics '92*, pp. 153-167, 1992.
- [3] P. Lacroute and M. Levoy, "Fast Volume Rendering Using a Shear-Warp Factorization of the Viewing Transformation", *Proc. Eurographics '92*, 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] K.-O. An and H.-K. Jung, "Development of an Extraction Method of Cortical Surfaces from MR Images for Improvement in Efficiency and Accuracy", *J. Biomed. Eng. Res.*, vol. 28, no. 4, pp. 549-555, 2007.
- [7] W. Lorensen, and H. Cline, "Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm", *Proc. SIGGRAPH '87*, vol. 21, pp. 163-169, 1987.
- [8] D. Meyers, S. Skinner, and K. Sloan, "Surfaces from contours", *ACM Trans. on Graphics*, vol. 11, no. 3, pp. 228-258, 1992.
- [9] B.-S. Shin, S. Roh, H.-S. Jung, M.-S. Chung, and Y.-S. Lee, "Fast Reconstruction of 3D Human Model from Contour Lines", *J. Biomed. Eng. Res.*, vol. 25, no. 6, pp. 537-543, 2004.
- [10] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, "Digital Image Processing", *Addison-Wesley, Publishing Company, Inc.*, 1993.