

구조적인 기법을 이용한 머리 MR 단층 영상의 조직 분류 및 가시화

권오봉*·김민기**

*전북 대학교 컴퓨터 과학과, **고려 대학교 전자 및 정보 공학부
(1999년 3월 18일 접수, 1999년 5월 25일 채택)

Segmentation and Visualization of Head MR Image Based on Structural Approach

O.B. Gwun*, M.G. Kim**

영문소속

*Dept. of Computer Science Chonbuk National University

**Dept. of Electronics and Information Korea University

(Received March 18, 1999, Accepted May 25, 1999)

요 약 : MR(Magnetic Resonance) 영상은 인체 기관의 상태에 관한 많은 정보를 가지고 있어 이것을 분석하여 가시화 하면 의료 진단에 유용하게 이용될 수 있다. MR 영상의 가시화는 영상의 획득, 전처리, 조직 분류, 보간, 렌더링의 단계로 이루어진다. 이 단계 중 MR 영상의 불완전성 때문에, 현재 조직 분류 및 보간이 문제로 되어있다. 본 논문에서는 머리 MR 영상을 대상으로 조직 분류 및 보간에 대한 기법을 제안하고 제안된 기법을 바탕으로 뇌를 3차원 가시화 한다. 조직 분류 기법에서는 뇌조직 성분 구성 등 임상 실험에 의해 밝혀진 뇌에 대한 구조적인 지식을 단계적으로 이용한다. 보간 기법은 오목 윤곽선에 사용할 수 있게 동적탄성보간법을 개선하였다. 제안한 구조적인 분류 기법 및 보간 기법을 다른 기법과 비교 평가한다.

Abstract : Because MR(Magnetic Resonance) slice images have much information of functions about body organs, it is very effective for diagnoses to analyze and visualize MR slice images. A visualization process is composed of medical image acquisition, preprocessing, segmentation, interpolation, rendering. Segmentation and interpolation among them are current hot topics because of MR slice image imperfections. This paper proposes a method for segmentation, interpolation respectively and addresses 3 D-visualizing of a head. We segmented head tissues using structural knowledge of head studied by clinical experiments sequentially. We improved the dynamic elastic interpolation to utilize in concave contour. We compared the proposed segmentation method and the interpolation method with other methods.

Key words : 가시화(Visualization), 세그멘테이션(Segmentation), 보간(Interpolation), MRI, 렌더링(Rendering), 구조적인 기법(Structural Method), 3 차원 의료영상(3-Dimensional Medical Image)

서 론

MR 영상은 인체를 절개하지 않고 그 내부의 구조적인 정보를 영상화하여 의사에게 제공하여 정확한 진단을 가능하게 한

다. 예를 들면 MR 영상은 노화와 치매로 인한 뇌 용적의 감소, 동맥 경화증 등 영상을 사용하지 않는 장비로는 측정하기 어려운 질병을 시각적으로 표현하여 진단 가능하게 한다. MR 진단 장비는 지난 10년간에 많은 발전을 거듭하여 현재는 1mm³ 해상도의 촬영이 가능하게 되었다[1].

MR에 의한 어떤 기관의 단층 촬영은 체축상(軸像;axial), 시상상(矢狀像;sagittal), 관상상(冠狀像;coronal)의 세 방향으로 할 수 있으며 각 촬영 방향에 대해서 30장 정도의 2차원 영상이 획득된다[11]. 현재 MR 영상을 관독하는 일반적인 방법

본 연구는 한국과학재단 핵심전문연구(과제번호 : 971-0908-051-2) 지원으로 수행되었음.

통신저자 : 권오봉, (561-756) 전북 전주시 덕진구 덕진동 1가 664-14,

Tel. (0652)270-3402, Fax. (0652)270-3403

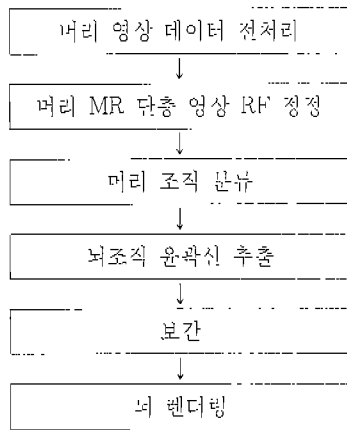


그림 1. MR 가시화 시스템의 구성
Fig. 1. MR Visualization System Organization

은 방사선과 전문가가 육안으로 하고 있다. 그러나 인간의 시각 시스템이 단면 영상으로부터 3차원 영상을 구축해 이것은 해석하는 것은 익숙치 못하여 많은 훈련을 필요로 한다. 더우기 육안에 의한 판독은 판독자의 컨디션에 따라 결과가 달라질 수 있으며, 다른 판독자 간에 동일한 결과를 기대하기가 어렵다. 이러한 문제점은 MR 영상을 전산화하여 해결할 수 있다.

MR 영상 분류(segmentation)기법은 한 종류의 영상을 이용한 단일영상분류법(single image segmentation)과 하나의 볼체를 PD, T1, T2의 방법을 달리하여 촬영한 여러 종류의 MR 영상을 이용한 다중스펙트럼분류법(multi-spectral segmentation)으로 나눌 수 있다[5].

다중스펙트럼분류법(segmentation)은 감독자관여분류(supervised segmentation)[5], 감독자비관여분류(unsupervised segmentation)[5], 구조적분류(structure based segmentation)[5]의 세 종류가 있다. 감독자관여분류는 일부의 샘플 데이터를 사용자가 분류하고 이를 바탕으로 컴퓨터가 나머지 데이터를 분류하는 방법이다. 감독자비관여분류는 자동분류기법으로 재생성이 보장되고 분류할 때 사용자의 간섭이 배제되거나 분류에 매우 긴 시간이 걸리고 간혹 의미 있는 분류를 하지 못하는 단점이 있는데 이러한 단점은 해당 문제 영역에 속하는 전문 지식을 이용하여 보완을 할 수 있다. 이를 구조적 분류라 한다. 사용자에게 가장 편리한 것은 감독자비관여분류(자동분류)이나 현재 기술이 완전한 자동 분류 기법을 개발할 수 있는 단계에 이르지 못하고 있다. 머리에 관해서는 새로운 지식이 계속 발견되고 있는데 이러한 지식을 이용하면 머리의 조직을 점차 정확히 분류할 수 있을 것이다. 본 논문에서는 뇌에 관한 지식, ISODATA 클러스터링 기법[9], 임계값(threshold) 기법[10]을 결합시킨 구조적인 조직 분류 기법을 제안한다. 제안한 기법은 뇌 구조에 관해 시 새로 발견되는 지식을 점차로 첨가하여 개선할 수 있는 특징이 있다. 본 연구에서는 구조적 지식을 조직 분류 단계의 순서를 정하고 각 단계의 처리를 구체화하는데 사용하였다.

그리고 영상을 3차원 가시화 하는데 있어서 중요한 과제로 되어있는 것이 보간법이다. 일반적으로 의료 영상의 가시화에서는 선형 보간법을 많이 이용하고 있으나, 이 보간법은 물체의 전체적인 모양을 고려하지 않고 두 개의 윤곽선 만을 이용하여 선형으로 보간하기 때문에 유연한 연결 및 내부가 튀어나오거나 들어가는 물체를 표현하기가 어렵다. 본 논문에서는 이것을 보완하기 위해 개선된 동적 탄성 보간법을 제안한다. 다중 윤곽선 보간법을 사용하여 동적 보간법을 오프 윤곽선에서 사용할 수 있도록 확장하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 우선, 2장에서는 본 논문에서 제안한 MR 가시화 시스템에 대하여 설명을 한다. 그리고 3장에서는 뇌 조직의 분류와 단층 영상의 보간법에 대해서 각각 하나의 기법을 제안한다. 이어서 4장에서는 본 논문에서 제안된 기법과 다른 기법들을 구현하여 비교 평가하고, 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

MR 가시화 시스템 구성

[그림 1]은 본 논문에서 제안한 MR로 촬영한 머리의 단층 영상을 이용하여 조직을 분류하고 3차원으로 가시화 하는 MR 영상의 조직 분류 및 가시화 시스템을 표시한다. 본 시스템은 머리 영상 데이터 전처리(head image data preprocessing), 머리 MR 단층영상 RF 정정(head MR slice image Radio Frequency Correction), 머리 조직 분류(head segmentation), 뇌 조직 윤곽선 추출(brain tissue contour detection), 보간, 뇌 렌더링(brain rendering)의 단계로 머리의 MR 영상 단층 데이터를 3차원 가시화 한다.

머리 영상 데이터 전처리는 영상 복셀값의 히스토그램을 이용하여 본래 영상의 대비(contrast)를 높인다. 영상에서 대비를 느끼는 것은 영상 명암의 분포 때문인데 대비가 높은 영상이 다은 단계에서 치리가 용이하다. 특히 다중 스펙트럼을 이용하여 영상을 분류하는 경우에는 여러 장의 영상이 대비가 균일한 것이 바람직하다.

MR 영상의 비선형성은 뇌 조직의 분류를 어렵게 하는데 머리 MR 영상 RF(Radio Frequency) 정정 단계에서 이것을 선형화 시킨다. RF 정정은 radio frequency field의 비 균일성에 대한 보정을 의미한다. 이 단계에서는 MR 영상을 (1)식을 이용하여 정정한 후 이를 0에서 255 범위에서 정규화 한다[1].

$$I_n(x,y,z) = \exp\{\ln[I(x,y,z)] - \text{lof}\{\ln[I(x,y,z)]\}\} \quad (1)$$

여기서

$I(x,y,z)$ 은 원래의 복셀값
 lof 는 지역통과 여과 연산
 $I_n(x,y,z)$ 는 새로 구한 복셀값

이다.

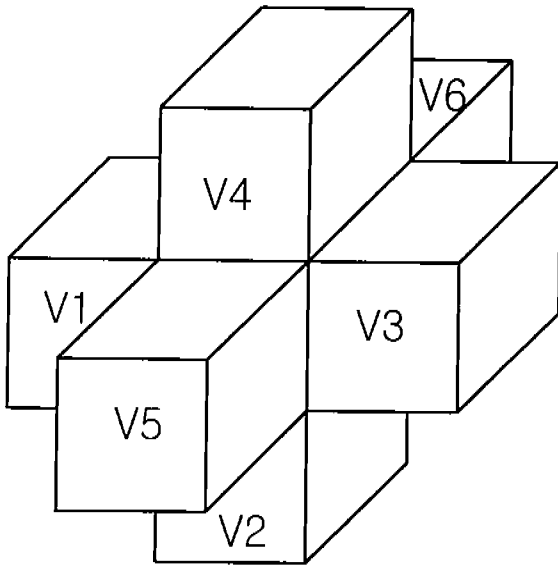


그림 2. 복셀의 위치 관계
Fig. 2. Relation of Voxel Position

머리 조직 분류 단계에서는 위에서 처리한 머리 데이터를 배경, 두개골, 뇌척수액, 회백질, 희질로 분류하는데 뇌의 구조적 지식 및 ISODATA 클러스터링 기법을 순차적으로 이용한다. 이에 대해서는 3장 1절에서 상세히 언급한다.

뇌 조직 유곽선 추출은 분류된 조직에서 유곽선만을 찾는 것이다. 유곽선의 추출은 분류된 조직을 이용하여, 참고 문헌[11]을 참조하여 슬라이스의 첫 행으로부터 순차적으로 영역 내를 탐색하여 처음 표시 대상이 되는 조직의 픽셀을 만나면 한 픽셀부터 되돌아가 주위의 픽셀을 순차 확인하는 방법을 사용한다.

보간은 외부에 있는 두 개의 슬라이스 안에 존재하는 표시 대상이 되는 물체의 위치를 이용하여 두 장의 슬라이스 사이에 있는 물체의 위치를 구하는 것이다. 본 논문에서는 보간에 의해서 생성된 물체가 원래의 물체와 유사하도록 만들기 위해서 개선된 동적 탄성(dynamic elastic force)보간법을 사용하였다. 이에 대해서는 3장 2절에서 상세히 설명한다.

최종 단계는 뇌의 렌더링인데 처리 속도를 고려하여 레이 캐스팅(ray casting)에 기반한 다이렉트볼륨렌더링을 기법을 사용한다. 면의 법선 벡터(normal vector) \vec{N} 은 (3)식을 이용하였다[8]. (2)식에서 복셀의 위치 관계를 그림[2]에 표시한다.

$$\begin{aligned} n_1 &= |g(v_1) - g(v_3)|, \quad n_2 = |g(v_2) - g(v_4)|, \\ n_3 &= |g(v_5) - g(v_6)| \end{aligned} \quad (2)$$

$$\vec{N} = (n_1, n_2, n_3) \quad (3)$$

여기서

$v_1, v_2, v_3, v_4, v_5, v_6$ 는 해당 복셀 주위에 있는 복셀 $g(v_1)$ 등의 복셀의 그레이 값(gray value)

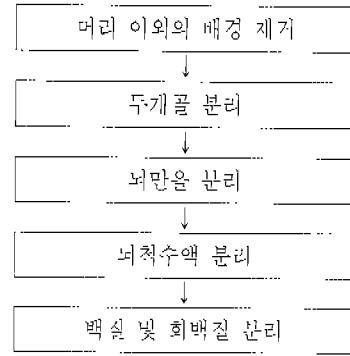


그림 3. 구조적인 머리 조직 분류 단계
Fig. 3. Structural Head Segmentation Procedure

이다.

조명 모델(illumination model)도 난반사(diffuse reflection)와 주변광(ambient light)만을 고려한 단순한 것을 사용하였다[7].

뇌 조직의 분류 및 보간

인체의 내부를 3차원 가시화 하는데 있어서 가장 중요한 과정이 조직의 분류 및 보간이다. 3차원 가시화에서는 연속된 많은 단층 영상을 필요로 하나 이것은 모두 촬영하는 것은 피촬영자에게 많은 불편을 주어 넓은 간격으로 영상을 촬영하여 사이를 보간하여 사용한다. 3장에서는 조직분류와 보간의 문제점을 해결하기 위한 기법을 제안한다.

1. 구조적인 기법에 의한 뇌 조직의 분류

여기에서 제안된 기법은 MR로 촬영한 머리 단층 영상을 점(point) 기반의 복셀 임계값(threshold) 기법과 영역기반의 ISODATA 클러스터링 알고리즘을 머리의 구조적인 지식을 이용하여 조합한다. 기본적인 접근 방법은 우선 점 기반의 분류 기법을 이용하여 대략적으로 머리 영상을 분류한 후에 머리의 구조적인 지식 및 영역 기반의 기법을 이용하여 앞에서 처리한 것을 더 정확히 분류하는 것이다.

구조적인 지식은 조직 분류 단계의 순서를 결정하고 각 단계의 세부적인 처리에 이용된다. 조직 분류 단계의 순서를 결정하는데 있어서도 처음부터 동시에 배경, 회질, 백질, 뇌척수액으로 분류하지 않고 뇌의 구조적인 지식을 이용하여 우선 분류하기 쉬운 배경을 먼저 제거하고 제일 분류하기 어려운 회질, 백질은 나중에 분류한다. 각 단계의 구체적인 처리에 있어서도 구조적인 지식 예를 들어 ISODATA 클러스터링에 있어서는 뇌 구성 물질의 종류와 크기를 고려하여 초기 파라미터를 설정하고, 뇌척수액을 분류하는데 있어서는 정상인의 뇌척수액이 전체뇌의 10%에 해당한다는 지식과 뇌실이 머리의 내부에 있다는 지식을 이용한다.

[그림 3]은 머리 조직 분류 기법의 분류 단계별 보인다. 머리 이외의 배경 제거, 두개골 분리, 뇌 분리, 뇌척수액 분리, 백질 및 회백질 분리의 단계로 이루어진다. 각 단계에서 이루어지는 처리는 다음과 같다.

① 머리 이외의 배경 제거

머리 조직 분류의 첫 단계로서 MR 슬라이스에서 머리 부분만을 찾아내는 단계이다. 우선, MR 슬라이스의 머리와 배경에는 양자화 과정에서 원래 아나로그 영상에는 없는 잡음, 즉 어떤 픽셀이 모두 같은 값을 갖는 이웃 픽셀로 둘러싸여 있고 그 픽셀이 이웃 픽셀값과 다른 곳(Pepper-and-Sault noise)이 있는데, 슬라이스 단위로 해당 픽셀 및 이웃 픽셀을 검색하여 주위의 모든 픽셀값이 같고 해당 픽셀값이 다른 경우 해당 픽셀값을 주위의 픽셀값으로 바꾼다. 다음에 PD, T1, T2 각 슬라이스의 픽셀값을 이용하여 모든 슬라이스에 대해서 각 영상별로 히스토그램을 작성하고 이 그래프에서 국소 최소값(local minimum)을 구한다. 이 국소 최소값 중 가장 작은 것을 선택하여 머리와 머리 이외의 배경과의 경계값으로 선택한다. 이값을 선택한 이유는 배경은 검게 나오기 때문에 그레이 값이 작은 부분에 위치하기 때문이다. 경계값을 기준으로 아래쪽이 머리 이외의 부분이고 위쪽이 머리 부분이다. PD(Proton Density), T1, T2의 영상에 따라 경계가 약간 다를 수 있는데 이 때는 이 세개의 평균값을 계산하여 이것을 머리와 배경의 경계로 한다. 이 경계를 기준으로 배경을 제거한다.

② 두개골 분리

뇌 부분을 PD와 T2 영상을 가지고 ISODATA 클러스터링 기법을 이용하여 두개골을 분리한다. ISODATA 클러스터링 기법은 처음에 임의로 지정한 클러스터링에 대해서 반복하여 편차가 큰 클러스터로 분리하고 서로 가까운 두 개의 클러스터는 결합시킨다. 이러한 처리는 결합, 분리가 빈번하지 않을 때까지 반복되거나 미리 지정된 회수만큼 반복된다. 이 기법에서는 초기 파라미터의 지정이 필요하므로 다음과 같이 지정하였다. 원하는 클러스터의 개수는 7로 하고 한 개의 클러스터가 성립하기 위해서 필요한 최소의 픽셀 수는 100으로 하여 이보다 작은 개수의 픽셀을 갖는 클러스터는 버린다. 이러한 파라미터 값을 선택한 이유는 최종 분류된 클러스터의 개수가 5이고 해상도가 256×256 인 점을 고려하여 여러 가지 파라미터를 시험해본 결과 두개골이 가장 선명하게 나타났기 때문에 경험적으로 적용하였다. 두개골의 구조에 관한 지식을 사용하여 분류된 물질의 바깥쪽에서 두 번째 것을 두개골로 간주한다.

③ 뇌만을 분리

T2 영상을 이용하여 두개골에 모폴로지 오픈링(morphology opening) 연산을 하여 뇌를 두개골을 경계로 하여 내측과 외측으로 분리한다. 오픈링 연산은 이로우전(erosion)연산과 다이레이션(dilation)연산으로 이루어진다. 이로우전 연산은 어떤 형태

에서 층을 빗겨내는 연산이고 다이레이션은 이로우전과 반대로 층을 덧붙이는 연산이다. 집합 A와 B의 요소(element)가 n개의 실수로 이루어지고 A와 B가 이 요소로 이루어진 집합이라면 이로우전 $C=A \ominus B$, 다이레이션 $C=A \oplus B$ 로 정의된다. 오픈링 연산은 $(A \ominus B) \oplus B$ 로 정의된다. 여기서 A는 변환을 당하는 영상이고 B는 구조화 요소(element) 또는 셰이프 마스크(shape mask)라고 하는데 덧붙여지는 양 또는 벗겨내어지는 양이다.

전 단계에서 구한 두개골에 셰이프 마스크로서 다이아몬드 모양의 5×5 픽셀을 사용하여 오픈링 연산을 수행한다. 오픈링 연산은 머리의 두개골을 경계로 뇌와 피부로 분리한다. 다음에 영상의 에지를 추출하여 이중 가장 큰 윤곽선을 찾는다. 가장 큰 윤곽선으로 이루어진 부분이 뇌에 해당하므로 이것만을 남겨 놓고 나머지는 삭제한다.

④ 뇌척수액 분리

뇌척수액은 CSF(CerebroSpinal Fluid)를 말하는데 뇌실(뇌의 가운데 부분)과 뇌의 표면에 분포한다(주로 뇌실에 분포). 일반적으로 이 부분은 MR 뇌영상에서 가장 찾기 쉬운 부분이다. 전 단계에서 T2 영상을 이용하여 뇌를 분리하였는데, T2 영상에서 뇌에만 해당하는 부분을 이용하여 히스토그램을 그린다. 이 히스토그램의 국소 극소값 중 가장 그레이 값이 큰 것을 임계값으로 하여 뇌척수액과 이것 이외의 부분과 경계값으로 사용한다. 단일 극소값이 존재하지 않는 경우에는 히스토그램의 상위 10%가 뇌척수액에 해당하는 것으로 간주하고 계산한다. 일반적으로 임상에 의하면 뇌실은 전체 뇌의 10%에 상당하는 것으로 알려져 있다[2]. 뇌실은 뇌의 내부에 있으므로 뇌의 마스크를 축소하여 뇌의 중심을 찾을 수 있다. 이 중심 주위에 있는 큰 윤곽선을 찾을 수 있는데 이부분이 뇌실에 해당한다.

⑤ 백질 및 회백질 분리

전 단계의 뇌척수액을 분리한 T2 영상을 마스크로 사용하여 PD 영상에서도 T2와 같이 ③에서 찾은 뇌에서 뇌실을 분리한다. 이렇게 처리한 뇌의 PD와 T2의 영상에 대하여 ISODATA 클러스터링 기법을 이용하여 이를 두개의 클러스터로 분류한다. 원하는 클러스터 수를 2로 하여 ISODATA 클러스터링 기법을 적용한다. 분류된 클러스터 내부의 것을 백질로 외부의 것을 회백질로 이름을 붙인다.

2. 개선된 동적 탄성 보간법

대부분의 3차원 가시화 알고리즘은 측정 데이터를 3방향(x축, y축, z축)의 동일 간격으로 샘플링 한 등간격(isotropic)의 볼륨 데이터를 효과적으로 처리한다. 그러나, 실제 의료 모달리티(modality)에서 획득되는 볼륨데이터는 등간격이 아니다. 단층 영상의 경우 촬영 시간 단축 등의 이유로 슬라이스 간의 복셀 간격(z축)이 슬라이스 내의 복셀 간격(x축, y축)보다 넓다[3]. 이 때문에 보간이 필요하다.

보간은 볼륨을 분류하기 전에 하는 방식과 후에 하는 방식으

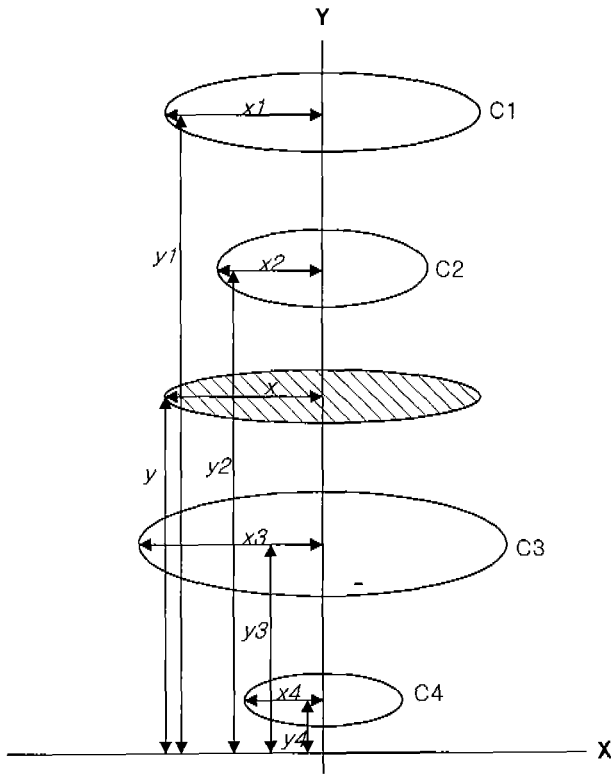


그림 4. 다중윤곽선 보간법
Fig. 4. Interpolation Based on Multiple Contour

로 나눌 수 있으나 본 논문에서는 다음과 같은 이유로 물질을 분류한 후에 보간 하기로 하였다.

- 단일 보간을 한 후에 물질을 분류 한다면 분류에 걸리는 시간이 너무 길어진다. 예를 들어 픽셀 간격이 0.7mm, 슬라이스 간격이 5mm 인 단층 영상용 초당 20장 짜리 동화상으로 표시한다고 하자. 이것을 보간 하면 초당 약 140장의 슬라이스가 되는데 이 많은 슬라이스들 1초 안에 분류하는 것은 현재의 기술로는 쉽지 않다.

- 일반적으로 물체를 분류하기 전에 보간 하는 방식은 픽셀 값을 이용한 선형 보간인데 이 방법은 정확하지 않을 수 있다. 예를 들어 한쪽의 픽셀 값이 0 (즉 물체가 존재하지 않음)이고, 다른 쪽이 100 이라고 하여 이를 선형 보간 하면 50이 되어 중간에 물체가 존재하는 것이 되나 중간에 항상 물체가 존재하는 것은 아니다.

본 시스템에서는 위와 같은 문제점을 개선하기 위하여 물질을 분류하여 형태를 윤곽선(contour)에 의해 표현한 후 이것을 동적 탄성 보간법(dynamic elastic interpolation)에 의해서 보간한다. 동적 탄성 보간법을 이용한 이유는 보간된 윤곽선을 서로 부드럽게 연결하고 복표로 하는 물체의 유사하게 표현하도록 하

기 위함이다. 동적 탄성 보간법은 윤곽선 간에 작용하는 힘을 구한 후 이 힘에 의해서 한쪽 윤곽선이 다른 쪽 윤곽선으로 변화하도록 보간하는 방법이다[6]. 그러나 동적 탄성 보간법은 오목(concave) 윤곽선인 경우에는 오차가 많이 발생하여 모든 경우에도 사용할 수 있도록 일반화 할 필요가 있다. 본 논문에서는 동적 탄성 보간법을 윤곽선이 오목한 경우에도 사용할 수 있도록 일반화하는 한 기법을 제안한다. 본 기법은 동적 탄성 보간법을 이용하나 오목 윤곽선인 경우에는 다중 윤곽선을 이용하여 보간한다 제안된 알고리즘은 다음과 같다.

① 모든 윤곽선 C를 다음과 같이 정점으로 이루어진 선분으로 표시한다.

$$\vec{C} = \{(x_i, y_i), 1 \leq i \leq N\} \quad (4)$$

여기서 선분은 두 개의 정점 (x, y_i) 와 (x_{i+1}, y_{i+1}) 에 의해서 표시된다.

② 보간의 바탕이 되는 2 개의 윤곽선을 바탕 윤곽선으로 선택하여 각각 이 윤곽선이 볼록(convex)한지 또는 오목(concave)한지를 조사한다. 오목 윤곽선은 내각이 하나라도 180°가 넘는 경우인데 이것을 이용하여 볼록, 오목을 판정한다[12].

③ 바탕 윤곽선 두 개가 모두 볼록 윤곽선일 경우는 동적 탄성 보간법[6]을 이용하기 위해 단계 ④'로 진행하고, 바탕 윤곽선 두 개중 최소한 한 개가 오목 윤곽선인 경우에는 다중 윤곽선 보간법을 이용하기 위해 단계 ④''로 진행한다.

④' 내부의 윤곽선에 있는 정점과 외부의 윤곽선에 있는 대응하는 선분에 대하여 변위 벡터를 구한다.

④'' ④'에서 구한 윤곽선 사이의 변위 벡터를 이용하여 力場(force field)을 구한다.

⑥' 力場을 이용하여 목표로 하는 개수만큼의 중간 윤곽선을 구한다. 단계 ④', ⑤', ⑥'가 동적 탄성 보간법인데 자세한 사항은 참고 문헌 [6]을 참고하기 바란다.

④'' 다중 윤곽선 보간법은 [그림 4]에서와 같이 바탕이 되는 윤곽선(C₂, C₃)이외에 외부에 있는 다른 두 개의 윤곽선(C₁, C₄)을 더 이용하여 보간 한다. 수직 성분의 각 점 y_1, y_2, y_3, y_4 에 대해서 중심에서 윤곽선까지 거리 x_1, x_2, x_3, x_4 를 구한다.

⑤'' $x = ay^3 + by^2 + cy + d$ 에 ④''에서 구한 값을 대입하여 4원 1차 방정식을 풀어 a, b, c, d 값을 구한다. 이 다항식에 구하려는 보간값 개수만큼 각각 대응하는 y 값을 대입하여 x를 구하여 그곳의 보간값으로 한다.

실험 및 평가

본 논문에서 제안된 방법이 타당성을 갖게 하기 위해서 전문적인 지식을 가진 방사선과 의사에 의한 임상학적 평가를 필요로 하나 그러한 환경을 구비하기가 어렵기 때문에 간단한 구현에 의하여 그림으로 평가를 하였다.

뇌의 조직을 컴퓨터로 분류하는데 있어서 중요한 평가 지표는

직색 : CSF
 청색 : 회백질
 녹색 : 백질

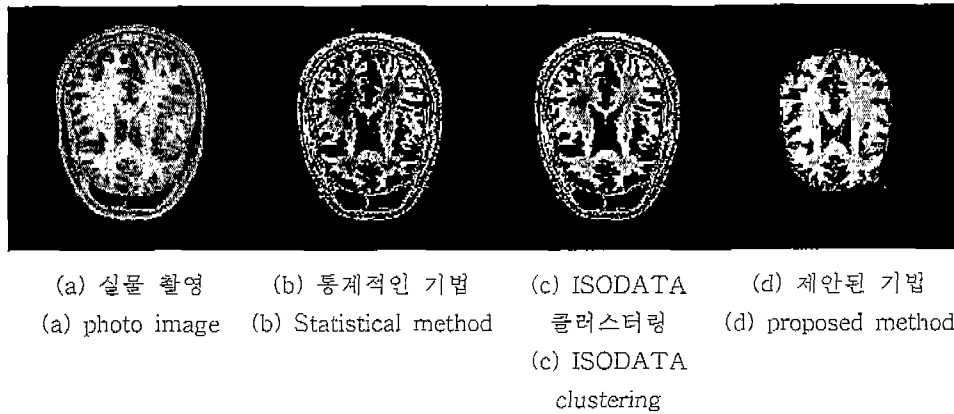


그림 5. MR 머리 영상 분류 결과의 비교
 Fig. 5. Comparison of MR Head Image Segmentation Results

재생성(reproducibility)과 신뢰도(reliability)이다. 본 논문에서 제안된 방법은 자동화가 가능한 기법이기 때문에 재생성은 어느 정도 가능하다고 간주하여 신뢰도를 비교 관찰하였다. 즉 본 논문에서 제안한 기법과 여러 다른 기법에 의해 구현한 것을 서로 비교하였다.

제안한 구조식인 뇌의 조직 분류 기법을 SUN SPARC Workstation 20 상에서 C++ 인어를 사용하여 구현하여 감독자 관여 분류 기법에 속하는 통계학적 기법, 감독자 비관여 분류 기법에 속하는 ISODATA 클러스터링 기법, 해부해서 실물 촬영한 영상과 서로 비교하였다. 통계학적 기법은 H. E. Cline 등이 제안한 기법[4]을 다음과 같이 구현하였다. 우선 T2와 PD 영상을 함께 사용하기 위해 각 복셀이 어떤 조직에 속할 확률 분포를 이변량 정규 분포로 가정하였다. 다음 트레이닝(training) 단계에서는 사용자가 조직의 샘플을 각각 30개씩 선택하여 평균 및 표준편차를 구해 정규분포함수의 특성을 결정한다. 나머지 복셀은 이 분포함수를 이용하여 분류한다. ISODATA 클러스터링 기법은 뉴멕시코 대학에서 개발한 Khoros 소프트웨어 패키지를 이용하였다. T2와 PD의 두 종류의 영상을 사용하였으나 초기의 클러스터 개수를 7개로 하였고 한 개의 클러스터 내의 픽셀의 개수가 100개 미만인 경우는 그 클러스터를 무시하였다. 평가용 데이터는 NLM(National Library of Medicine)의 디지털 맨의 체층상 슬라이스 75번을 사용하였다.

머리의 분류 결과를 [그림 5]에 보인다. [그림 5]의 (a), (b), (c), (d)가 각각 해부에 의해서 촬영한 영상, 통계학적 기법, ISODATA 클러스터링 기법, 제안된 기법에 의한 조직 분류 결과이다. 결과를 비교하여 보면 뇌의 조직 분류에서는 통계학적 기법과 제안된 기법이 서로 유사하나 제안된 기법이 뇌 이외

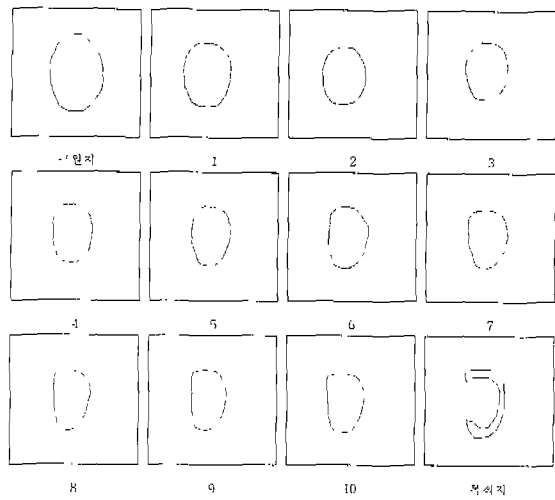
의 부분(두개골, 두피)을 완전히 제거했음을 알 수 있다. 제안된 기법은 보풀로지 연산에 의해 에러가 발생할 가능성이 많은 두개골 근처를 효과적으로 처리하였음을 알 수 있다. 정확도는 육안으로 판별이 곤란하나 이 세 기법을 정성적으로 비교하면 제안된 기법이 다음과 같은 장점을 갖고 있다.

- 통계학적 기법은 인간이 관여하기 때문에 영상의 특성에 맞추어 조직을 분류할 수 있어 정확한 분류가 가능하나 재생성이 떨어지고 자동화가 어렵다. 그러나 제안된 기법은 자동화가 가능하여 재생성이 보장된다.

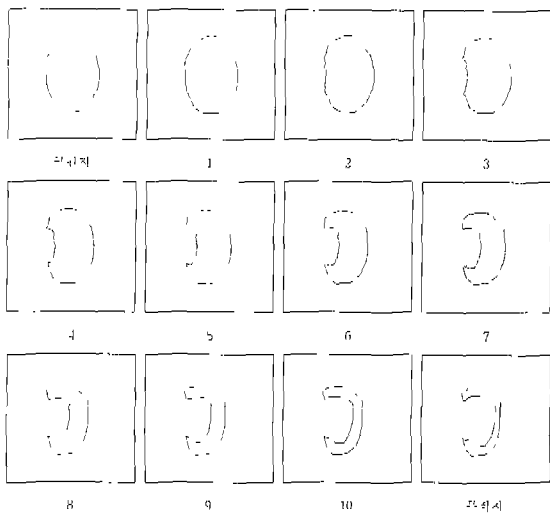
- ISODATA 클러스터링 기법은 자동분류 기법이나 이것 이상의 성능개선은 기대하기가 어렵다. 그러나 제안한 기법은 계속 발견되는 뇌 구조에 관한 지식을 도입하여 성능을 개선할 수 있다.

제안된 보간 기법의 심한 오목 윤곽선에 대한 효과를 알아보기 위하여 오목 윤곽선을 이용하여 평가하였다. 보간 결과를 [그림 6]에 보인다. [그림 6] (a)는 동적 탄성 보간법으로 그린 것이고 [그림 6] (b)는 제안된 기법으로 그린 것이다. 두 그림 모두 근원지(source)와 목적지(destination) 윤곽선 사이에 10개의 윤곽선을 보간으로 구하였다. [그림 6]의 (b)에서는 근원지 윤곽선이 목적지 윤곽선까지 서서히 변화하나 [그림 6]의 (a)에서는 1번에서 9번까지 변하지 않다가 10번 윤곽선에서 갑자기 목적지 윤곽선으로 변화한 것을 알 수 있다. 이것은 본 논문에서 제안된 기법이 심한 오목 윤곽선에서 사용할 수 있다는 것을 보여준다. 제안된 보간법은 동적 탄성 보간법을 개선한 것으로 이 보간법과 선형 보간법, 동적 탄성 보간법과 비교하면 다음과 같다.

- 선형 보간법은 볼체의 전체 형상을 고려하지 않고 이웃한



(a) 동적 탄성 보간법
(a) Dynamic Elastic Interpolation



(b) 다중 윤곽선 보간법
(b) Multi-Contour Interpolation

그림 6. 다중 윤곽선 보간법과 동적 탄성 보간법의 비교
Fig. 6. Comparison Multi-Contour Interpolation with Dynamic Elastic Interpolation

두개의 슬라이스 만을 선형적으로 보간하기 때문에 연결부위를 매끄럽게(smoothly) 보간을 할 수 없으나 제안된 방법은 역장(力場) 또는 주위의 윤곽선을 고려하였기 때문에 매끄러운 보간을 할 수 있다.

· 그림 [6]에서 알수 있듯이 동적 탄성 보간법은 심한 오목 윤곽선의 경우에는 사용할 수 없으나 본 논문에서 제안된 방법은 오목, 볼록 윤곽선에 관계없이 사용할 수 있다.

MR 영상을 슬라이스 단위로 복셀을 조직별로 분류한 다음에 동일 조직에 해당하는 복셀에 통일 번호를 붙였다. 번호를 서로 연결한 후에 조직의 크기를 참조하여 회백질, 백질, 뇌척수액의

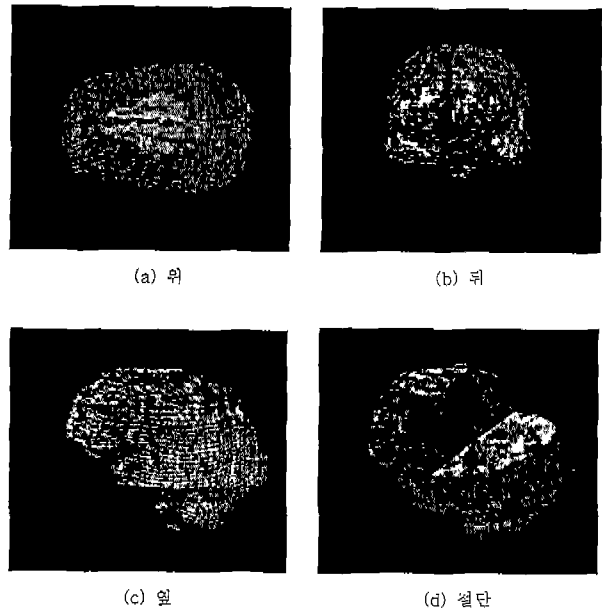


그림 7. 뇌의 3 차원 가시화
Fig. 7. 3-Dimensional Brain Visualization

이름을 붙였다. 다음에 회백질의 윤곽선을 추출하고 보간하여 다이렉트 볼륨 렌더링을 이용하여 3차원으로 가시화 하였다. 조직을 분류하고 렌더링 하는 과정에서 다음과 같은 문제점이 발생하였다.

① 분류한 조직을 여과 처리하지 않고 그대로 렌더링 하였으나 뇌의 모양이 제대로 나오지 않았다.

② MR 슬라이스가 목 부분으로 가까워질수록 여러 기관이 중첩되어 있어 분류가 어려웠다.

①은 3장에서서 여러 기법을 사용하였음에도 두 개의 다른 조직이 만나는 곳에서 발생하는 부분 볼륨(partial volume) 현상과 양자화 현상 때문에 발생한 에러를 수정하지 못하여 면의 법선 벡터가 정확히 구해지지 않았기 때문이라 생각된다. 법선 벡터를 구하는 (2)식이 조직 분류 단계에서 삽입된 인공물(artifact)에 너무 민감하게 반응하기 때문이라 생각한다. 분류한 기관을 3차원 지역통과여파기로 처리하니 이 문제가 약간 해결되었는데 지역통과여파 처리로 잘 못 분류된 인공물의 영향을 어느 정도 감소시켰기 때문이라 생각된다. ②의 문제점은 완전한 해결이 어려워 결국 목 근처에서는 연구자가 조직을 육안으로 분류하였다.

렌더링 결과를 [그림 7]에 보인다. [그림 7]의 (a), (b), (c), (d)는 각각 위에서, 뒤에서, 옆에서, 그리고 잘라서 본 그림이다. 렌더링 결과는 볼륨 렌더링에서와 같이 속이 투명하게 보이지 않는다. 그러나 조직을 구조적인 지식을 이용하여 성분별로 분류하였고 동일 성분을 갖는 면을 추출하여 가시화 하였다.

결 론

본 논문에서는 머리의 MR 영상의 3차원 가시화에 대하여 조직 분류와 보간에 초점을 맞추어 논하였다.

단층 영상을 3차원 가시화 하는 과정을 알아보고 이러한 종류의 시스템에서 문제가 되고 있는 조직 분류 및 보간에 대하여 각각 기법을 제안하고 평가하였다. 뇌의 조직 분류를 ISODATA 클러스터링 기법과 임계값 기법을 뇌의 구조적 지식에 맞추어 순차적으로 적용하여 자동 분류가 가능하도록 하였다. 제안한 기법에 의해 시스템을 구현하고 평가한 결과, 제안한 기법이 발전 가능성이 있는 것을 알 수 있었다. 제안한 기법은 뇌만을 추출할 수 있고 뇌의 구조적 지식을 이용할 수 있어 계속 발견되는 새로운 지식을 첨가할 수 있다. 새로운 지식의 첨가에 의해 뇌의 조직 분류는 보다 정확하게 되리라 생각된다.

뇌 윤곽선의 보간에 대해서는 동적 탄성 보간법이 오목 윤곽선 처리에 문제점이 있는 것을 보이고 이 기법을 개선하기 위해서 다중 윤곽선을 이용한 개선된 동적 탄성 보간법을 제안하고 평가한 바 제안된 방법이 오목 윤곽선에도 사용할 수 있는 것을 보였다. 뇌의 3차원 가시화는 다이렉트 볼륨 렌더링과 단순한 조명 모델을 사용하여 사실적이지는 못하지만 뇌의 구성 불질을 조직별로 분류하고, 보고자 하는 면만을 가시화 할 수 있다는데 의미가 있다.

향후 연구는 제안한 조직 분류 알고리즘 및 보간 알고리즘을 정량적으로 평가하고 의료 시스템에 이용 방안을 찾는 것이다.

참 고 문 헌

1. B. Johnston, M. S. Atkins, B. Mackiewicz and M. Anderson, "Segmentation of Multiple Sclerosis Lesions in Intensity Corrected Multispectral MRI", IEEE Trans on Medical Imaging, Vol. 15. No. 2, pp. 154-169, 1996
2. C. TSAI, B. S. Manjunath and R. Jagadeesan, "Auto-

3. G. Gerig, J. Martin, R. Kikinis, O. Kubler, M. Shenton and F. A. Jolesz, "Unsupervised Tissue Type Segmentation of 3D Dual-echo MR Head Data", Image and Vision Computing, Vol. 10. No. 6, pp. 349-360, 1992
4. H. E. Cline, William E. Lorezen, Ron Kikinis and F. Jolesz, "Three-Dimensional Segmentation of MR Images of the Head Using Probability and Connectivity", Journal of Computer Assisted Tomography, Vol. 14. No. 6, pp. 1037-1045, 1990
5. L. P. Clarke, R. P. Velthuizen, M. A. Camacho, J. J. Heine, M. Vaidyanathan, L. O. Hall, R. W. Thatcher and M. L. Silbiger, "MRI Segmentation: Method and Applications", Magnetic Resonance Imaging, Vol. 13. No. 3, pp. 343-368, 1995
6. W. Lin, C. Liang and C. Chen, "Dynamic Elastic Interpolation for 3-D Medical Image Reconstruction from Serial Cross Sections", IEEE trans on Medical Imaging, Vol 7. No. 3, pp 225-232, 1988
7. A. Watt, "3D Computer Graphics", Addison-Wesley, pp. 313-329, 1990
8. J. K. Udupa and G. T. Herman, "3D Imaging in Medicine", CRC Press, pp. 11, 1991
9. J. T. Tou and R. C. Gonzales, "Pattern Recognition Principles", Addison-Wesley, pp. 97-104, 1974
10. R. C. Gonzales and R. E. Woods, "Digital Image Processing", Addison-Wesley, pp. 443-458, 1992
11. 今利悠一, 大橋昭南, 用畫像處理, 昭晃堂, pp. 126-127, 1993
12. 中前榮八郎, 西川友是, 3次元 コンピュータ グラフィクス, 昭晃堂, pp. 94, 1985