
RBF를 이용한 적은 수의 MRI 이미지로부터 3차원 조직 재구성

신영석* · 김형석**

3D Reconstruction of Tissue from a few of MRI Images using Radial Basis Function

Young-seok Shin* · Hyoungseok B. Kim**

요 약

최근 MRI와 CT와 같은 의료영상에서의 진보한 기술은 의사들에게 상세한 해부학적 정보를 제공하게 하여 그들의 진단 능력을 향상시키고 있다. 일반적으로 보다 상세한 정보를 얻기 위해서는 많은 수의 MRI 이미지를 필요로 한다. 그러나 일반 병원에서 접하는 MRI 기계의 성능이 우수하지 않은 경우가 많고 따라서 획득되는 이미지의 수가 적다. 결과적으로 적은 수의 슬라이스를 이용해 3D surface를 재구성하게 되면 퀄리티가 낮아지는 문제가 발생한다. 본 논문에서는 적은 수의 슬라이스를 이용하여 높은 퀄리티의 3D surface를 얻는 방법을 제안한다. 이를 위한 알고리즘은 먼저 원하는 영역의 경계를 찾아서 그 경계선들의 점을 찾는다. 이러한 점들로부터 Radial Basis Function을 이용해서 점들을 모두 지나는 음함수 곡면 수식을 생성한다. 생성된 음함수 곡면수식으로부터 Marching cube 알고리즘을 이용하여 렌더링 한다.

ABSTRACT

Recent the advanced technologies in medical imaging such as magnetic resonance imaging (MRI) and computed tomography (CT) make doctors improve the diagnostic skill with detailed anatomical information. In general, it is necessary to get a number of MRI images in order to obtain more detail information. However, the performance of MRI machines of privately run hospitals is not good and thus we may obtain only a few of MRI images. If 3D surface reconstruction is accomplished with a few slices, then it generates 3D surface of poor quality. This paper propose a way to get a 3D surface of high quality from a few of number of slices. First of all, our algorithm detects the boundary of tissues which we want to reconstruct as a 3D object and find out the set of vertices on the boundary. And then we generate a 3D implicit surface to interpolate the boundary points by using radial basis function. Lastly, we render the 3D implicit surface by using Marching cube algorithms.

키워드

3D reconstruction, Radial Basis Function, Boundary detection

* 동의대학교 디지털미디어공학과
** 동의대학교 멀티미디어공학과(교신저자)

접수일자 2008. 10. 31

I. 서 론

MRI 의료진단영상장비는 많은 발전을 이루어져 일반 병원에서도 이용할 수 있을 정도로 많이 보편화되었다. MRI는 인체에 무해하고, 3D 영사화가 가능하며 컴퓨터단층촬영(CT)에 비해 대조도와 해상도가 매우 뛰어나다. 그리고 횡단면 촬영만이 가능한 CT와는 달리 관상면과 시상면도 촬영할 수 있고, 필요한 각도의 영상을 검사자가 선택하여 촬영할 수 있다. 이러한 장점으로 인해 널리 쓰이고 있지만, 검사료가 비싸며 촬영시간이 오래 걸리는 단점이 있다. 환자가 MRI 촬영을 한 뒤에는 2D 이미지로 볼 수가 있는데 논문에서는 이 2D 이미지들의 슬라이스로부터 3D 형태의 곡면을 만들고자 한다. 그러나 MRI 기계의 성능에 따라서 사용되는 슬라이스의 수가 적을 수 있다. 결과적으로 적은 슬라이스를 이용해 3D로 곡면을 재구성하게 되면 퀄리티가 낮아지는 문제가 발생한다. 본 논문에서는 적은 수의 슬라이스를 이용하여 좀 더 높은 퀄리티의 3D 곡면을 얻는 방법을 제안한다. 먼저 MRI에서 곡면으로 만들고자 하는 영역을 뽑아낸다. 논문에서는 15장의 MRI 이미지를 이용하였고 머리영상에서 뇌 부분의 경계선을 찾아서 사용하였다. Radial Basis Function을 이용한 보간법은 지금까지 많이 연구되어 왔다[1][2]. 찾아낸 경계선의 점들로부터 Radial Basis Function을 이용하여 슬라이스와 슬라이스 사이를 보간한다. 적은 수의 슬라이스로 곡면을 만들게 되면 폭이 좁아서 퀄리티가 낮았던 문제가 있었는데 Radial Basis Function을 이용하여 보간하게 되면 슬라이스와 슬라이스 사이에 슬라이스를 생성한 것과 같은 효과가 있기 때문에 결과적으로 슬라이스의 수가 증가된 것과 같아서 곡면을 재구성하게 되면 폭이 증가하여 높은 퀄리티의 곡면을 만들 수 있게 된다. 그 다음 화면에 렌더링하기 위해서 논문에서는 표면 렌더링의 대표적인 방법인 마칭큐브(Marching Cube)알고리즘[3]을 사용하여 보간된 점들을 이용하여 폴리곤을 생성하여 화면에 렌더링하였다.

II. 뇌 영역 경계선 검출

영상처리 분야에서 경계선 검출하는 방법은 지금까지 많이 연구되어 왔다[4][5]. 본 논문에서는 한 장의

MR 슬라이스에서 뇌 영역의 경계선을 찾는 방법을 제안한다. 먼저 MR 슬라이스에서 한 점(x, y)를 선택하여 시작점으로 선택한다. 그리고 시작점의 R, G, B값과 그 주변의 8픽셀의 각각의 R, G, B값의 차의 합이 threshold값보다 작으면 그 픽셀의(x, y)좌표를 저장하고 차의 합이 threshold값보다 크면 그 점의 좌표를 경계선이라고 체크하게 된다. 그래서 R, G, B값의 차의 합이 threshold값보다 작아서 저장된 좌표(x, y)가 없어질 때 까지 이것을 반복 수행하게 된다. 구체적인 절차는 다음과 같다.

- ① 한 장의 MR 슬라이스에서 한 점(x, y)를 선택한다.
- ② 한 점과 주변 8픽셀들(그림8) 중 한 점이 바운더리라고 체크되어 있지 않으면 각각의 R, G, B값의 차의 합을 구한다.
- ③ 그 점이 바운더리라고 체크되어 있으면 8픽셀중 다음 픽셀로 넘어간다.
- ④ 차의 합이 threshold값보다 작으면 그 픽셀의 좌표를 저장한다.
- ⑤ 차의 합이 threshold값보다 크면 그 픽셀의 좌표를 바운더리라고 체크한다.
- ⑥ ④에서 저장된 좌표들을 다시 ②부터 반복한다.
- ⑦ 저장된 좌표들이 없을 때 까지 알고리즘을 계속 한다.
- ⑧ 저장된 좌표들이 없으면 바운더리라고 체크된 좌표들을 렌더링한다.

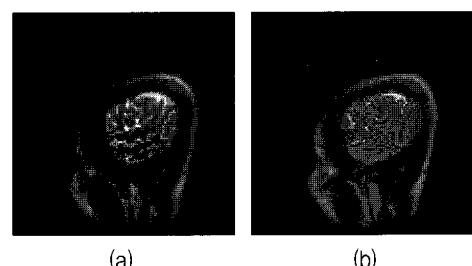


그림 1. (a) 원본이미지, (b) 결과이미지
Fig. 1. (a) Original Image, (b) Result Image

그림1(b)의 경계선 검출 결과이미지로부터 외곽선 추적 알고리즘을 이용하여 외곽선만 검출한다. 외곽선 추적 알고리즘은 아래와 같다.

- ① 영상을 위에서 아래로, 왼쪽에서 오른쪽으로 스캔

- 하면서 객체 픽셀을 찾는다. 객체 픽셀을 찾으면 이 좌표를 시작으로 외곽선 추적을 시작한다. 초기 외곽선 추적 진행 방향은 $d=0$ 으로 설정한다.
- ② 외곽선 추적 진행 방향에 객체 픽셀이 존재하는지를 판별한다.
 - ③ 만약 진행 방향에 객체 픽셀이 존재하면 해당 픽셀로 이동한다. 외곽선 추적 방향을 $d = d - 2$ 로 변화시키고 2번으로 간다.
 - ④ 만약 진행 방향에 객체 픽셀이 존재하지 않으면 외곽선 추적 방향을 $d = d + 1$ 로 변화시키고, 2번으로 간다. 모든 방향에 대하여 객체 픽셀이 존재하지 않으면 1픽셀짜리 객체이므로, 외곽선 추적을 종료한다.
 - ⑤ 외곽선 추적 중, 현재 픽셀 위치가 외곽선 추적 시작 좌표와 같고, 진행 방향이 0인 경우 외곽선 추적을 종료한다.

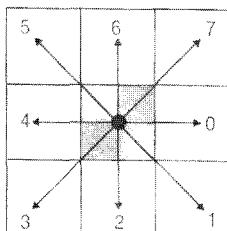


그림 2. 외곽선 추적 진행방향
Fig. 2. Contour tracing progress direction

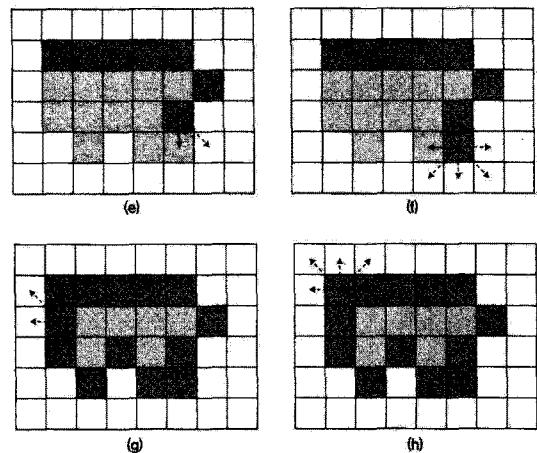
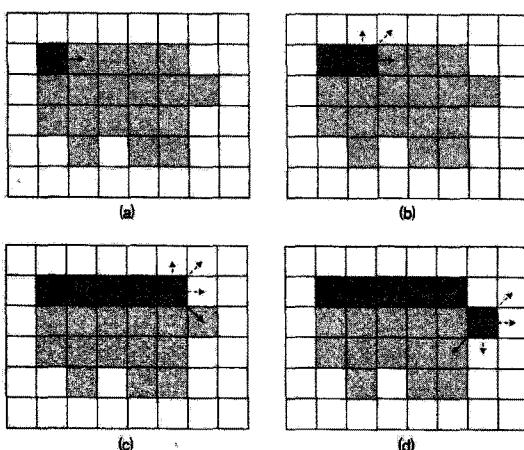


그림 3. 외곽선 추적 알고리즘 과정
Fig. 3. Contour tracing algorithm process

그림 1(b)의 경계선 검출 결과 이미지에서 그림 4(a)는 내부를 채운 이미지이다

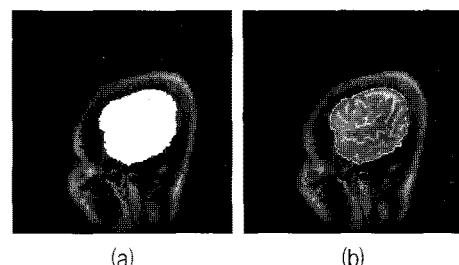


그림 4. (a) 내부를 채운 이미지
(b) 외곽선 추적 알고리즘 결과 이미지
Fig. 4. (a) Image filled the inside
(b) Contour tracing algorithm result image

그림 4(a)로부터 외곽선 추적 알고리즘을 이용하여 외곽선을 찾아내면 그림 4(b)가 나오게 된다.

III. RBF를 이용한 데이터 보간

2장에서 사용한 방법으로 MR 슬라이스 15장에 적용 시켜 점들만 랜더링하게 되면 그림 5가 나온다.

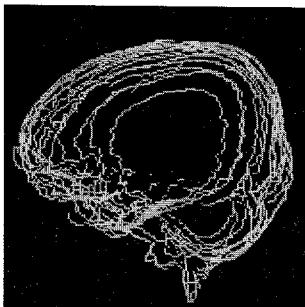


그림 5. 15장의 MR Image 경계선 검출 결과 이미지
Fig. 5. 15 sheets of MR Image boundary detection result image

본 논문에서는 15장의 MR 슬라이스를 사용하였다. 15장의 슬라이스로 뇌의 형태를 표현하기에는 데이터가 부족하여 뇌 오브젝트의 폭이 좁아서 뇌의 형태를 잘 표현할 수가 없었다. 그래서 본 논문에서는 그림5에서 뽑아낸 점들을 RBF(Radial Basis Function)을 이용하여 슬라이스와 슬라이스 사이를 보간시키는 방법에 대해서 연구해 보았다.

RBF의 함수 형태는 다음과 같이 정의된다.

$$s(x) = p(x) + \sum_{i=1}^N \lambda_i \phi(|x - x_i|) \quad (1)$$

$s(x)$ 는 저차원의 다항식, λ_i 는 가중치, $| \cdot |$ 는 유clidean 거리, x 에서 x_i 까지의 거리이고 ϕ 는 basic function이다.

basic function $\phi(r)$ 은 r 의 함수로 유clidean 거리를 뜻한다. $\phi(r)$ 의 종류로는 다음과 같다.

<i>thin-plate spline</i>	$\phi(r) = r^2 \log(r)$, 2차원
	$\phi(r) = r^3$, 3차원
<i>Gaussian</i>	$\phi(r) = e^{-cr^2}$
<i>Multiquadratic</i>	$\phi(r) = \sqrt{r^2 + c^2}$

2차원 RBF보간법에서는 일반적으로 thin-plate spline RBF를 사용하고 논문에서 사용할 3차원 보간법의 basic function은 $\phi(r)=r^3$ 이다. RBF보간 $s(x)$ 는 다항식의 계수 p 와 가중치 λ_i 에 의해서 결정이 난다. λ_i 는 $f_i=s(x_i)$ 라는 보간 조건을 만족해야만 한다. (1)로부터 식 (2)를 얻을 수 있다.

$$f_j = p(x_j) + \sum_{i=1}^N \lambda_i \phi(|x_j - x_i|) \quad (2)$$

위 식은 linear system^o가 때문에 $Ax=b$ 의 형태로 바꿀 수 있다. 여기서 $x_j=(x_j, y_j, z_j)$, $\phi_{ji}=(x_j - x_i)$ 로 둔다. 이러한 linear system은 식 (3)과 같다.

$$\begin{pmatrix} \phi_{11} & \cdots & \phi_{1N} & 1 & x_1 & y_1 & z_1 \\ \vdots & & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \phi_{N1} & \cdots & \phi_{NN} & 1 & x_N & y_N & z_N \\ 1 & \cdots & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ x_1 & \cdots & x_N & 0 & 0 & 0 & 0 \\ y_1 & \cdots & y_N & 0 & 0 & 0 & 0 \\ z_1 & \cdots & z_N & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_N \\ a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_N \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (3)$$

(3)식을 이용하여 가중치 λ 와 다항식의 계수 p 를 구할 수 있고, 따라서 $s(x)$ 를 구할 수 있다.

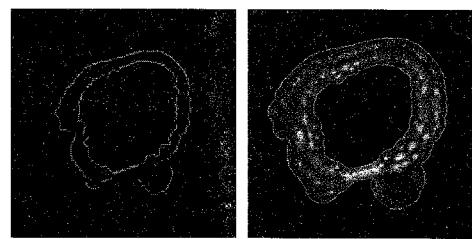


그림 6. (a) 1, 2번 슬라이스의 바운더리 점
(b) 1, 2번 슬라이스의 RBF 결과
Fig. 6. (a) Boundary points of 1, 2 slices
(b) RBF results of 1, 2 slices

그림6(a)는 15장의 슬라이스 중 1, 2번 슬라이스의 바운더리 점들을 나타낸 그림이고, 그림6(b)는 1, 2번 슬라이스를 RBF를 이용하여 보간된 점들을 나타낸 그림이다.

IV. Marching cube를 이용한 렌더링

표면 렌더링의 대표적인 방법인 마칭큐브(Marching cube) 알고리즘을 사용하여 식 (3)에서 구한 음 함수의 폴리곤을 생성하였다. 마칭큐브 알고리즘은 1987년 W. Lorensen과 H. Cline에 의해 발표된 알고리즘으로 3차원

입체적인 데이터 셋으로부터 등가면(isosurface)을 추출하기 위해 접근하는 표준화된 방법으로 퍽셀값을 이용하여 큐브를 형성하고 각각의 퍽셀 명암값을 이용하여 등가면을 추출하여 오브젝트를 생성하는 실용적인 알고리즘이다. 동등한 2차원의 메소드는 마칭 스퀘어(Marching squares) 알고리즘이라 불린다.

2차원에서 RBF를 이용하여 음함수의 곡선수식을 생성하면 이것을 화면에 어떻게 렌더링할것인가가 문제가 된다. 음함수의 형태는 렌더링하기가 어렵기 때문에 본 논문에서는 마칭큐브 알고리즘을 이용하여 렌더링하였다.

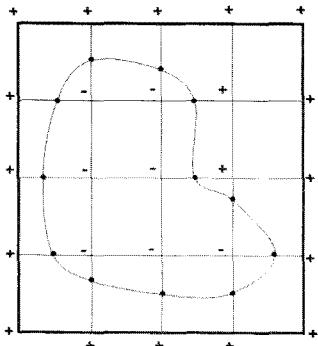


그림 7. 마칭큐브 알고리즘
Fig. 7. Marching cube algorithm

마칭큐브 알고리즘(Marching cube algorithm)을 2차원에서 설명해보면 먼저 퍽셀들에서 좌표 x, y 값을 생성된 음함수의 수식에 넣어서 값이 음수인지 양수인지를 판별한다. 음함수는 x, y 값을 넣었을 때 0이 되는 점들의 집합이므로 양수에서 음수로, 음수에서 양수로 바뀌는 지점 사이에 0의 값이 존재하기 때문에 부호가 바뀌는 지점에 점을 찍고, 이 점을 이용하여 하나의 퍽셀에 들어있는 점들끼리 직선을 긋고 그 직선을 부드럽게 표현해줌으로써 화면에 렌더링 할 수가 있다. 3차원에서도 마찬가지로 15장의 이미지에서 뽑아낸 바운더리 점들로부터 RBF를 이용하여 음함수 surface 곡면수식을 만들고 그것을 복셀의 좌표 x, y, z 값을 수식에 넣어서 음수인지 양수인지 판별하여 부호가 바뀌는 지점에 폴리곤을 생성하게 된다. 이러한 폴리곤들은 복셀의 꼭지점의 수가 8가지라서 $2^8=256$ 개가 존재하는데 육면체의 대칭성 때문에 15개로 줄어든다.

V. 결론

본 논문에서는 적은 수의 MR 슬라이스로부터 뇌 부분만 surface로 재구성하였을 때 어떻게 하면 높은 퀄리티를 얻을 수 있을까에 대해서 연구해 보았다. 먼저 머리 이미지의 요소 중 뇌 영역 경계선 추출을 하였다. 한 점과 그 주변 각각의 8픽셀의 R, G, B값의 차의 합이 threshold값보다 작으면 그 퍽셀의 좌표를 저장하고, threshold값보다 크면 그 퍽셀은 바운더리라고 체크하여 이것들을 반복 수행하여 뽑아낸 점들을 Radial Basis Function을 이용하여 뇌 영역 경계 점들을 모두 지나는 음함수 곡면수식을 생성하고, Marching Cube 알고리즘을 이용하여 렌더링하였다.

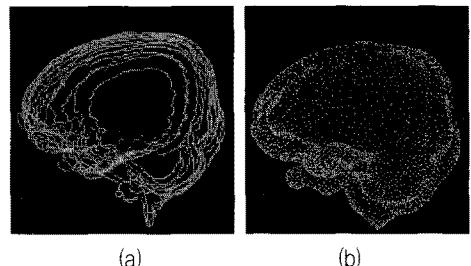


그림 8. (a) 15장의 MR Image 경계선 검출 결과 이미지
(b) 15장의 RBF 결과

Fig. 8. (a) 15 sheets of MR Imgae boundary detection result image
(b) RBF results of 15 slices

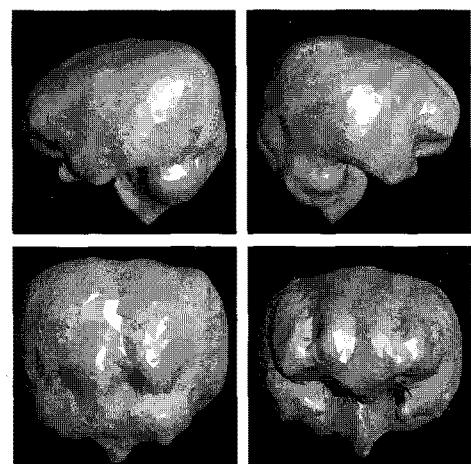


그림 9. 마칭큐브 알고리즘을 이용한 렌더링
Fig. 9. Rendering Using Marching cube algorithm

본 논문에서는 적은수의 MR Image를 이용하여 원하는 영역의 바운더리만 뽑아서 surface를 만들었기 때문에 이것으로부터 뇌의 형태는 볼 수 있지만 MRI가 갖고 있는 내부의 정보는 알 수 없다. 그래서 향후 연구로는 생성된 surface의 내부값 보간을 통하여 볼륨 렌더링을 할 계획과 Active Contour Model을 이용하여 좀 더 정확한 뇌 경계선을 추출할 계획이다.

참고문헌

- [1] J. C. Carr, R. K. Beatson, J.B. Cherrie, T. J. Mitchell, W. R. Fright, B. C. McCallum and T. R. Evans, "Reconstruction and Representation of 3D Objects with Radial Basis Functions", ACM SIGGRAPH, 12-17, pp. 67-76 August 2001.
- [2] J. C. Carr, W. R. Fright and R. K. Beatson, "Surface Interpolation with Radial Basis Functions for Medical Imaging", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 16, No 1, pp 96-107, February 1997.
- [3] William E. Lorensen, Harvey E. Cline, "Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorith", 1987.
- [4] Canny J, "A computational approach to edge detection", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8, No. 6, pp. 679-698, November 1986.
- [5] D Marr, E Hildreth, "Theory of edge detection", Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological Science, Vol. 207, No. 1167, pp. 187-217, February 1980.

저자소개



신영석(Young-seok Shin)

2007년 동의대학교 멀티미디어
공학과 졸업
2007년~현재 동 대학원 디지털미디어
공학과 석사 과정

※ 관심분야: 컴퓨터그래픽스, Volume Rendering



김형석 (Hyoungseok B. Kim)

1990.02: 연세대학교, 수학과 이학사
1992.02: KAIST, 수학과 이학석사
1998.02: KAIST, 수학과 이학박사
1999.02: ETRI, Post-Doc

1999.03 ~ 현재 : 동의대학교 멀티미디어 공학과 부교수
※ 관심분야: 컴퓨터그래픽스, 컴퓨터애니메이션,

Shape Analysis, Level Set Method