

CT 이미지로부터 3 차원 모델 생성을 위한 contour 기반 알고리즘

류재현*, 김현수*, 이관행#

Contour based Algorithms for Generating 3D Models from CT Images

Jae Hun Ryu*, Hyun Soo Kim* and Kwan Heng Lee#

ABSTRACT

Recently, medical imaging has taken interest on CAD based solution for anatomical part fabrication or finite element analysis of human body. In principle, contours representing object boundary are obtained through image processing techniques. Surface models are then approximated by a skinning method. For this, various methods should be applied to medical images and contours. The major bottleneck of the reconstruction is to remove shape inconsistency between contours and to generate the branching surface. In order to solve these problems, *bi-directional smoothing* and the *composite contour generation method* are proposed. Bi-directional smoothing has advantage of removing the shape inconsistency between contours and minimizing shrinkage effect with a large number of iterations. The composite contour by the proposed method ensures smooth transition in branching region.

Key Words : medical images(의료영상), biomedical modeling(인체모델링), bi-directional smoothing(양방향스무딩), branching surface generation(분기 곡면 생성), femur(고관절)

1. 서론

CT(computed tomography), MRI(magnetic resonance imaging)와 같은 의료영상은 인체의 내부 장기 및 뼈의 형상 데이터를 제공한다. 이와 같은 2 차원 단면 이미지로부터 컴퓨터 그래픽스 기술을 이용하여 3 차원 인체 모델을 재생활 수 있다. 그리고 복원된 3 차원 인체 모델은 모의 수술이나 인공 관절 제작에 활용이 가능하다¹.

의료영상으로부터 3 차원 인체 모델을 생성하기 위해서는 많은 과정이 필요하다. 본 논문에서는 CT 이미지에서 관심 영역의 윤곽선을 추출한

다음 3 차원 서피스 모델을 생성하기 위한 알고리즘을 기술한다.

의료영상에서 관심 영역의 윤곽선을 추출하는 방법은 숙련된 사용자에게 의해 수동적으로 직접 획득하거나, 영상처리 알고리즘들(threshold, Marr-Hildreth, sobel, prewitt, active contour, snake, etc.)을 이용한다^{2, 3, 4}. 각 단면에서 추출한 윤곽선은 삼각형 메쉬나 파라메트릭 서피스를 이용하여 3 차원으로 재구성된다. 이러한 접근 방법에 관해서 윤곽선 그룹핑^{5, 6}, 윤곽선 연결성^{6, 7}, 분기 문제^{5, 6, 7, 10} 등의 연구가 수행되었다.

본 연구에서는 윤곽선(contour) 데이터를 이용

1999 2002 년 9 월 26 일 접수
* 광주과학기술원, 기전공학과, CAD/CAM 연구실
교신저자, 광주과학기술원 CAD/CAM 연구실
Email lee@kyebek.kjist.ac.kr Tel (062) 970-2386

한 3 차원 인체 모델링을 할 수 있는 (1)윤곽선 데이터 획득, (2)윤곽선 데이터 순정, (3)분기 곡면 생성 등의 모듈로 구성된 소프트웨어를 개발하였다. 특히 본 논문에서는 윤곽선 데이터 순정을 위한 양방향 스무딩과 분기 곡면 생성을 위한 복합 윤곽선(composite contour) 생성을 이용한 새로운 알고리즘을 개발하였다. 본 논문에서 제시한 알고리즘을 통해서 고품질의 3 차원 인체 모델을 생성할 수 있고, 이를 이용하여 인체 역학 해석이나 인체 파트를 제작할 수 있다.

2. 연구 배경

2.1 윤곽선 데이터 획득

의료영상은 3 차원 행렬 형태의 볼륨 데이터로 표현된다. 복셀이라고 하는 3 차원 배열을 이루는 각각의 요소들은 측정 물체의 기하정보와 물성치 정보를 나타낸다. 실제 병원에서 사용되고 있는 의료영상은 3 차원 행렬의 단면을 이미지 형태로 표시한 것이다.

각 단면 영상에서 영상처리 알고리즘을 통하여 관심영역 분할 및 윤곽선을 추출하고, 이를 점 데이터로 변환한다. 이러한 과정에서 많은 영상 처리 알고리즘을 적용할 수 있지만, 3 차원 형상 복원을 위해서는 (1)각 관심 영역이 하나의 윤곽선으로써 표현되어야 하며, (2)추출된 윤곽선 점 데이터는 의미 있는 순서로 정렬되어야 한다.

본 논문에서는 이러한 두 가지 조건을 만족하기 위해서 몰포로지(morphology) 연산자와 윤곽선 추적(contour tracing) 알고리즘을 사용하였다. 몰포로지 연산자는 열린 경계를 가진 관심 영역을 닫힌 경계를 갖도록 한다. 몰포로지 연산자를 사용하는 과정에서 종종 수작업이 요구되기도 한다. 그리고, 윤곽선 추적 알고리즘은 관심영역의 정렬된 윤곽선을 획득하기 위해 적용되었다.

본 논문에서는 의료영상으로 추출된 윤곽선은 반시계 방향으로 정렬된 점데이터로 구성되어 있고, 관심 영역의 외부 윤곽선을 표현한다. 그리고 추출된 윤곽선은 단혀 있으며, self-intersection 은 없다. 본 논문에서 사용한 반자동 윤곽선 추출 알고리즘은 참고문헌¹¹에 자세히 기술되어 있다.

3. 양방향 스무딩(Bi-directional smoothing)

3.1 Motivation

이 절에서는 추출된 윤곽선들간의 수직 방향 노이즈를 제거하는 양방향 스무딩 (bi-directional smoothing) 알고리즘을 기술한다. 실제 의료영상에서 추출된 윤곽선 데이터는 종종 노이즈를 포함하고 있기 때문에, 윤곽선 데이터에 적합한 노이즈 순정 알고리즘이 필수적이다. 삼각형 메쉬, 파라메트릭 서피스, 하나의 곡선에 적용할 수 있는 많은 순정 알고리즘이 개발되었지만, 여러 윤곽선으로 이루어진 데이터에 직접 적용할 수 있고, 수직 방향 노이즈를 처리할 수 있는 순정 알고리즘은 드물다. 양방향 스무딩 알고리즘의 기본 개념은 여러 윤곽선 데이터의 (u , v) 양 방향으로 노이즈를 제거함으로써 데이터의 품질을 개선한다.

Fig. 1 에서는 여러 윤곽선들간의 수직 방향 노이즈와 그 문제점을 설명하고 있다. 윤곽선의 수평 방향(u -direction)으로 노이즈가 처리되었다 하더라도, 수직 방향(v -direction)으로 형상이 불규칙하기 때문에 생성된 서피스 모델은 많은 위글(wiggle)을 포함하고 있어 그 품질이 좋지 않다. 일반적으로 윤곽선의 수직 방향으로 형상이 급격하게 변화할 때 많은 위글이 발생한다. 이러한 국소적인 형상 변화를 수직 방향 노이즈라고 간주한다.



Fig. 1 Vertical shape inconsistency between contours;
(a) Contour data with noise, (b) Wiggled surface

수직 방향 노이즈를 다루기 위해서 본 논문에서 양방향 스무딩 알고리즘을 개발하였다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 다음과 같은 3 단계로 이루어진다.

- (1) Re-contouring along the u -direction
- (2) Estimation of connectivity between adjacent contours
- (3) Vertical direction smoothing

3.2 Re-contouring (u -direction smoothing)

주어진 윤곽선에 대하여 수평 방향으로 데이터의 품질을 향상하는 단계로서, 본 논문에서는 현(chord)의 길이에 근거한 순정 알고리즘을 제안하였다.

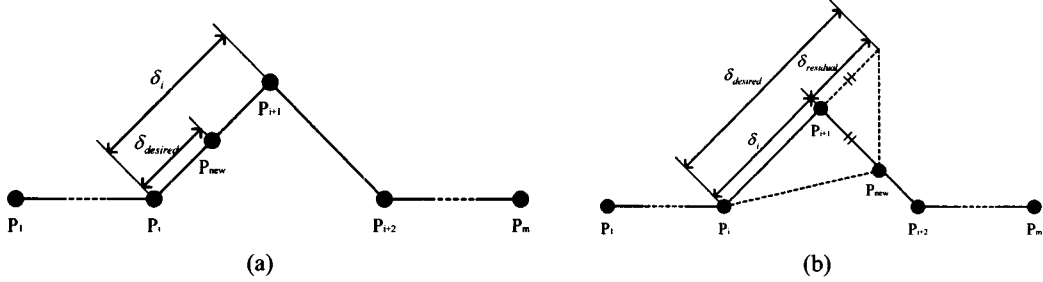


Fig. 2 Two cases in re-contouring; (a) $\delta_i > \delta_{desired}$, (b) $\delta_i \leq \delta_{desired}$ with $s=0$

우선 샘플링 비율에 의거하여 원하는 현의 길이 $\delta_{desired}$ 를 계산한다. 예를 들어, 점데이터의 개수를 절반으로 줄이고 싶은 경우는 샘플링 비율을 0.5 로 정한다. 샘플링 비율이 결정되면 식(1)에 의해서 $\delta_{desired}$ 를 계산한다.

$$\delta_{desired} = \frac{\text{sum of chord lengths}}{\text{sampling ratio} \times \text{number of pts.}} \quad (1)$$

Re-contouring 과정은 샘플링 비율을 조절하여 데이터의 크기를 조절하고, 윤곽선 데이터의 모든 현의 길이가 $\delta_{desired}$ 에 점근적으로 수렴하도록 점 데이터를 삽입하거나 삭제한다.

주어진 윤곽선 데이터의 집합에서 k 번째 윤곽선을 $C_k = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}$ 라고 표시하고, m 을 k 번째 윤곽선에서 점데이터의 개수라 가정한다. 본 논문에서 제안하는 현의 길이에 근거한 순정 알고리즘은 Fig. 2 와 같은 2 가지 경우를 고려하여야한다.

두 점 P_i 와 P_{i+1} 사이의 거리를 δ_i 라고 정의할 때, 첫 번째 경우는 $\delta_i > \delta_{desired}$ 이다. 이 경우에서 순정된 점데이터 P_{new} 는 식(2)로 결정된다.

$$P_{new} = P_i + \left(\frac{\delta_{desired}}{\delta_i}\right)(P_{i+1} - P_i) \quad (2)$$

그리고 계산된 P_{new} 는 윤곽선 C_k 상의 i 와 $(i+1)$ 번째 점데이터 사이에 삽입된다.

두 번째 경우는 $\delta_i \leq \delta_{desired}$ 이다. 이 경우는 순정된 점데이터 P_{new} 는 식(3)에 의해서 계산된다.

$$P_{new} = P_{i+s+1} + \left(\frac{\delta_{residual}}{\delta_{i+s+1}}\right)(P_{i+s+2} - P_{i+s+1}) \quad (3)$$

식(3)의 아래 첨자 s 는 식(4) 를 만족하는 최대 정수이다.

$$\delta_{desired} \geq \sum_{k=i}^{i+s} \delta_k \quad (4)$$

그리고, 현의 잔차 $\delta_{residual}$ 는 식(5)에 의해서 결정된다.

$$\delta_{residual} = \delta_{desired} - \sum_{k=i}^{i+s} \delta_k \quad (5)$$

식(3)에 의해서 P_{new} 가 계산되었다면 윤곽선 C_k 에서 점데이터 리스트 $\{P_{i+1}, \dots, P_{i+s+1}\}$ 는 삭제되고, 대신 P_{new} 를 삽입한다.

식(2)와 식(3)에 의한 연산을 반복적으로 수행하면, 입력 윤곽선의 전체적인 형상은 유지하면서 국소적인 노이즈가 점진적으로 제거된다.

Re-contouring 의 중요한 특징은 주어진 윤곽선의 예각(銳角)을 갖는 선분들을 제거함으로써 점 데이터 순정 효과를 얻는 데 있다. 가우시안(Gaussian), 평균화(average)와 같은 일반적으로 많이 사용하는 순정 알고리즘은 반복해서 수행하는 경우 윤곽선의 면적이 수축(shrinkage)하는 문제점을 가지고 있다. 그러나 본 논문에서 제안한 알고리즘은 반복해서 적용해도 윤곽선 수축문제가 발생하지 않는다.

Fig. 3 은 다른 방법을 사용할 때의 수축이 일어나는 현상과 본 논문에서 제안하는 방법에 대한 비교를 나타내는 실험결과이다. Fig. 3(a)는 한 의료 영상에서 추출된 윤곽선으로 83 개의 점데이터로 구성되어 있다. 보통 의료영상에서 추출된 윤곽선 점데이터는 국소적인 노이즈를 포함하고 있고, 점데이터의 분포 또한 균일하지 못하다. Fig. 3(b)와 Fig. 3(c)는 각각 가우시안 스무딩과 평균화 스무딩을 30 회 반복 실험한 결과이다. Fig. 3(d)는 같은 입력 데이터에 대한 본 연구에서 제안된 방법을 사용한 실험 결과이다. Fig. 3(e)는 반복 수행을 했을 때의 각 방법의 윤곽선이 포함하는 면적을 나타낸다. 알고리즘을 반복 수행할 수록 가우시안과 평균화 방법에서는 윤곽선을 포함하는 면적이 수

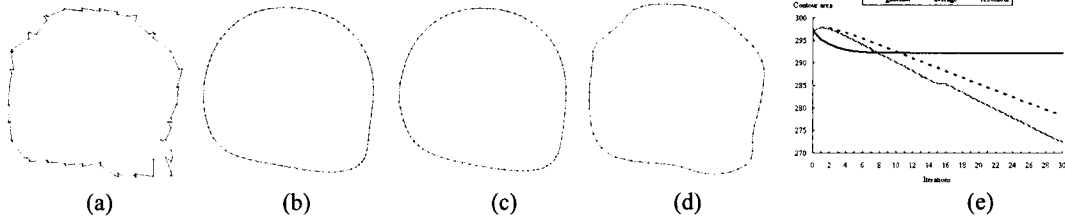


Fig. 3 Comparison between the conventional methods and the proposed re-contouring; (a) The original contour extracted from a CT image (b) Gaussian method (b) Average method (c) The proposed recontouring method, (d) The sizes of contour areas for different smoothing methods

축하는 현상을 볼 수 있으나, 제안된 방법에서는 일정 회수의 반복 수행 후 윤곽선의 형상이 수렴하는 것을 알 수 있다.

3.3 Estimation of connectivity between adjacent contours

수평 방향으로 모든 윤곽선 데이터가 순정된 다음 수직 방향으로 윤곽선들간의 연결성을 결정해 주어야 한다. 수직 방향을 따라 연결성을 결정하는 방법은 파라미터 추정에 근거한다. 이 방법은 파라메트릭 서피스를 생성하지 않고 수직 방향의 형상을 판별할 수 있는 장점을 가지고 있다. 만일 입력 윤곽선이 분기되는 경우는 윤곽선의 중첩도 (degree of overlapping)⁸에 의해서 1:1 연결 관계의 윤곽선 그룹으로 분류한다.

본 논문에서 제안하는 이웃하는 윤곽선의 연결성을 결정하는 방법은 다음 3 단계로 구성된다.

Step 1. 각각의 윤곽선 집합에서 모든 점데이터의 파라미터를 식(6)과 식(7)에 의해 계산한다.

$$u_i = u_{i-1} + \frac{\|P_{i,k} - P_{i-1,k}\|^e}{\sum_{i=1}^m \|P_{i,k} - P_{i-1,k}\|^e} \quad (6)$$

for $i=1, 2, 3, \dots, m$ and $k=1, 2, \dots, n$ with $u_1 = 0$

$$v_j = \frac{z_j - z_1}{z_n - z_1} \quad (7)$$

for $j=1, 2, \dots, n$, where z_k is the z -level of the k^{th} contour

식(6)에서 $P_{i,k}$ 는 k 번째 윤곽선의 i 번째 점데이터를 나타내고, m 은 k 번째 윤곽선에서 점데이터 개수이며, n 은 주어진 윤곽선 집합에서 윤곽선의 총 개수이다.

Step 2. 모든 점데이터의 (u, v) 파라미터를 계산한

후, Fig. 4 와 같이 파라미터의 간격이 균일하도록 점데이터를 다시 생성한다. 수평 방향의 파라미터 간격은 식(8)에 의해서 결정하고, 수직 방향의 파라미터 간격은 식(9)에 의해서 결정한다.

$$u_i = \Delta_u + u_{i-1} \quad (8)$$

where $\Delta_u = \frac{\delta_{desired}}{\text{sum of chord length}}$ for $i=2, 3, \dots, m$ and $u_1 = 0$

$$v_j = \Delta_v + v_{j-1} \quad (9)$$

where $\Delta_v = \frac{1}{n}$ for $j=2, 3, \dots, n$ and $v_1 = 0$

Step 3. 윤곽선 사이의 수직 방향 연결성을 정의한다. Step 2 에서 파라미터화된 윤곽선들은 2 차원 배열 (u_b, v_j) 형태로 맵핑된다. 즉 $v_j = \text{constant}$ 인 2 차원 배열의 행은 같은 윤곽선내에 존재하는 점데이터 리스트를 표현한다. 또한 $u_i = \text{constant}$ 이면 2 차원 배열의 하나의 열을 나타내고, 수직 방향으로 배열되어 있는 서로 다른 윤곽선의 점데이터의 연결성을 정의한다. 따라서, 수직 방향 연결성은 2 차원 파라미터 배열에서 같은 u_i 값을 갖는 점데이터로 정의한다. 만약 주어진 점데이터가 (u_b, v_j) 의 파라미터 값을 갖는다면, 이 점에 대한 수직 방향 연결성은 $(u_b, v_{j+1}), (u_b, v_{j-1})$ 의 파라미터를 가지는 점데이터 리스트를 이용하여 정의한다.

본 논문에서 제안하는 파라미터 도메인 상에서 연결성을 정의하면 수직 방향 연결성을 갖는 이웃하는 점데이터를 효율적으로 검색할 수 있다는 장점이 있다. 그리고 입력 점데이터의 분포에 관계없이 2 차원 파라미터 배열로 저장할 수 있기 때문에 파라미터 (u_b, v_j) 의 이웃점을 효율적이고 빠르게 검색할 수 있다.

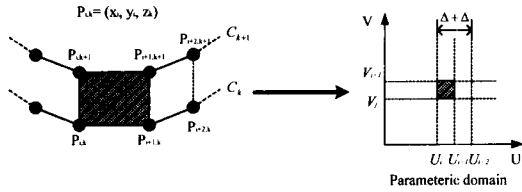


Fig. 4 Vertical connectivity by parameterization

3.4 Vertical direction smoothing

수직 방향의 스무딩은 이산형 곡률의 변화량을 계산하여 수직 방향 노이즈를 제거하는 과정이다. 이 방법은 Laplacian 식과 adaptive fairing 을 연계한 것이다.

본 논문에서 제안하는 수직 방향 스무딩은 다음과 같이 4 단계로 구성된다.

1. 2 차원 파라미터 배열을 이용하여 수직 윤곽선 (vertical contour) VC_i 를 생성한다. 수직 윤곽선은 2 차원 파라미터 배열에서 u_i 의 값이 같은 열을 의미한다.
2. 각각의 수직 윤곽선 VC_i 에서 이산형 곡률의 변화량 분석을 통해 가장 불연속이 큰 점데이터 P_{imp} 을 찾는다.
3. 가장 불연속이 큰 점데이터 P_{imp} 의 이웃점 P_{nb} 는 2 차원 파라미터 배열에서 $(u_i \pm \Delta u, v_i \pm \Delta v)$ 의 내부에 포함되는 점데이터로 정의한다.
4. 가장 불연속 점데이터 P_{imp} 과 이웃점 P_{nb} 를 식(10)의 Laplacian 식에 적용한다. 위의 4 단계의 과정을 만족하는 결과를 얻을 때까지 반복한다.

원래의 Laplacian 식은 식(10)으로 표현된다.

$$P_{new} = P_{ij} + \lambda \sum_{n \in neighbors} (P_{nb} - P_{ij}) \quad (10)$$

식(10)에서 P_{ij} 는 입력 데이터를 나타내고, P_{nb} 는 P_{ij} 의 이웃점이고, P_{new} 는 P_{ij} 의 순정된 데이터이다. 순정도(relaxation factor) λ 는 사용자에게 의해서 결정되는 상수이다. 일반적으로 식 (10) 은 많은 횟수의 반복 수행이나 큰 순정 값에 대해서 형상이 수축하는 문제점이 있다. 그러나 본 논문에서는 가장 불연속이 큰 점데이터 P_{imp} 을 찾고 그 점데이터에 대해서만 Laplacian 식을 적용하기 때문에 수축 효과를 줄일 수 있다.

4. 분기 곡면 생성

일반적으로 분기 곡면(branching surface) 생성에서는 다음 두 가지 경우를 고려해야 한다.

- (1) 1:1 관계의 윤곽선에 대한 곡면 생성
- (2) 분기 영역에 대한 곡면 생성

첫 번째 경우는 이미 잘 알려진 곡면 근사 알고리즘이 존재하나, 분기 영역에 대한 곡면 생성은 아직 자동화 시키기 어렵다. 분기 영역의 곡면을 생성하기 위해서 복합 윤곽선(composite contour)을 사용하였다. 복합 윤곽선을 생성하기 위해서 참고문헌 8 의 방법을 사용할 수 있으나, 이 방법은 분기 영역에서 부드러운 곡면 생성이 어렵다. 본 논문에서는 부드러운 곡면을 생성하기 위해서 브리지 에지(bridge edge)와 바이섹터(bisector)를 이용한 복합 윤곽선 생성 방법을 제안한다.

4.1 Composite contour generation

본 논문에서 제안하는 복합 윤곽선 생성 방법은 다음 3 단계로 구성되어 있다.

첫 번째 단계는 Fig. 5 에서 보는 바와 같이 각각의 기본 윤곽선(base contour)과 분기 윤곽선(branching contour)에서 수직 탄젠트 벡터를 계산하고, 초기 복합 윤곽선을 생성하는 것이다. 각각의 윤곽선 집합에서 3.3 절에서 설명한 방법으로 수직 윤곽선 VC_i 를 생성하고, 각 수직 윤곽선 VC_i 의 마지막 두 정점을 분기 영역으로 연장한다. 예를 들어, 만일 $P_{(i,1)}$ 과 $P_{(i,2)}$ 가 기본 윤곽선의 마지막 두 정점이라면 수직 윤곽선 VC_i 에서의 수직 탄젠트 벡터 t_i 는 식(11)에 의해서 계산된다.

$$t_i = P_{(i,1)} + r \frac{P_{(i,2)} - P_{(i,1)}}{\|P_{(i,2)} - P_{(i,1)}\|} \quad (11)$$

for $r \in (0, \infty)$ and $i=1,2,\dots,m$, where m is the number of points in the base or the branching contours

각각의 수직 윤곽선 VC_i 에서 수직 탄젠트 벡터 t_i 을 계산한 후 초기 복합 윤곽선(initial composite contour)을 생성한다. 초기 복합 윤곽선의 z-레벨은 식(12)에 의해서 계산되고, 각각의 수직 탄젠트 벡터와 z_{com} 레벨의 평면과 교점을 구한다.

$$z_{com} = \frac{(z_{ba} + z_{br})}{2} \quad (12)$$

식(12)에서 z_{ba} 는 기본 윤곽선의 z-레벨이고, z_{br} 은 분기 윤곽선의 z-레벨이다. 이러한 방법으로 생

성된 초기 복합 윤곽선의 형상은 주어진 윤곽선 형상의 수직 방향 형상의 경향성을 유지한다.

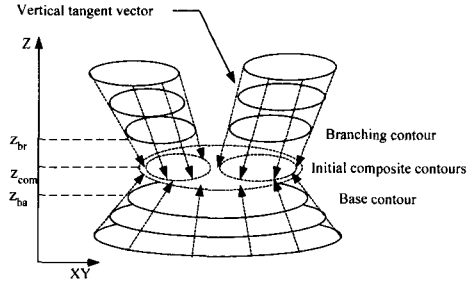


Fig. 5 The initial composite contour estimated by tangent vectors

두 번째 단계는 브리지 에지와 바이섹터를 생성한다. Fig. 6에서 $P_{(ba, i)}$ 와 $P_{(br, i)}$ 를 각각 기본 윤곽선과 분기 윤곽선의 한 정점이라고 가정한다. 분기 윤곽선의 한 정점 $P_{(br, i)}$ 를 기준으로 D_{ba} 는 기본 윤곽선과의 최단 거리, D_{br} 은 $P_{(br, i)}$ 가 속하지 않은 다른 분기 윤곽선과의 최단 거리라 한다면, 브리지 에지 e_i 는 식(13)에 의해서 정의된다.

$$e_i = \overline{P_{(ba, i)} P_{(br, i)}} \quad \text{if } D_{ba} < D_{br} \quad (13)$$

식(13)의 정의에 따르면 브리지 에지 e_i 는 분기 윤곽선에서 기본 윤곽선을 연결하지만, 분기 윤곽선과 다른 분기 윤곽선은 결코 연결하지 않는다. 그리고 캐년(canyon) 영역에서는 브리지 에지 e_i 가 정의되지 않는다.

바이섹터(bisector)는 각 분기 윤곽선에 연결된 브리지 에지 e_i 의 중점을 연결하는 곡선의 궤적이라고 정의한다. 기하학적으로 바이섹터는 보르노이(Voronoi) 다이어그램과 유사하나 캐년 영역에서는 다른 결과를 보인다.

마지막 단계에서는 바이섹터를 곡선 근사한다.

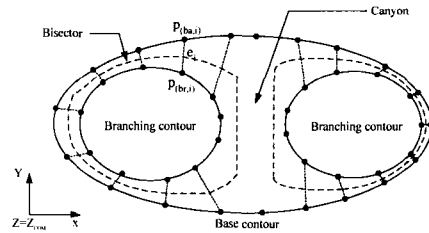


Fig. 6 Bridge edges and the bisectors

예를 들어, 브리지 에지 e_i 가 두 정점 $P_{(ba, i)}$ 와 $P_{(br, i)}$ 의 선분으로 정의되었다면, 두 정점의 좌표를 두 정점의 중간점으로 변경한다. 최종적으로 각 정점의 위치가 변경된 복합 윤곽선을 B-spline 곡선으로 근사화 한다.

Fig. 7은 본 논문에서 제안한 복합 윤곽선 생성의 예를 보여준다. Fig. 7(a)와 Fig. 7(b)는 초기 복합 윤곽선으로부터 계산된 브리지 에지와 바이섹터를 나타낸다. Fig. 7(c)와 Fig. 7(d)는 각각 바이섹터에 의해서 정점의 위치가 변경된 기본 윤곽선과 분기 윤곽선을 나타낸다. 그림에서와 같이 캐년 영역에서 불연속성을 나타내기 때문에 각각의 기본 윤곽선과 분기 윤곽선은 B-spline 곡선으로 근사화하여 Fig. 7(e)의 최종 복합 윤곽선을 생성한다.

5. 예제

본 연구와 관련하여 “MediSurf” 라는 소프트웨어를 개발하였다. 이 소프트웨어는 (1)의료영상으로부터 윤곽선 데이터 획득, (2)양방향 스무딩, (3) 분기 곡면 생성의 기능을 가지고 있다. 알고리즘 구현은 C++을 이용하였으며, 3 차원 렌더링을 위해서 OpenGL 그래픽 라이브리를 사용하였다. 본 논문에서 사용한 고관절 부분의 CT 이미지는 Visible Human Project 에서 제공된 것이다.

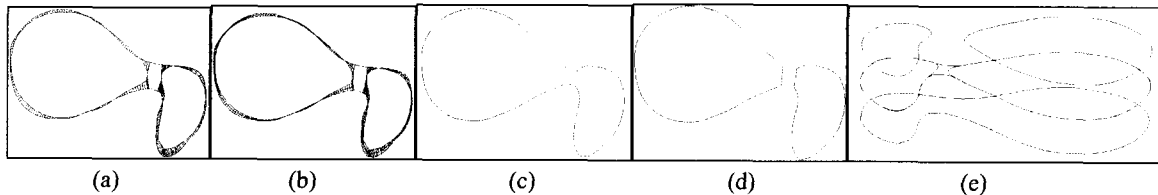


Fig. 7 Example of composite contour generation; (a) Bridge edges, (b) Bisector, (c) Base contour modified by the bisector, (d) Branching contours modified by the bisector, (e) The final composite contours with the base and the branching contours

5.1 윤곽선 데이터 획득

본 논문에서는 150 개의 고관절 CT 이미지를 사용하였다. 각 단면은 512×512(width×height) 크기로 구성되어 있으며, 각 픽셀은 16 비트의 HU (Hounsfield unit)를 나타낸다. 각 단면 이미지의 간격은 1.0mm 이고, 픽셀간의 간격은 0.9375mm 이다. 윤곽선 데이터는 Fig. 8 에서 설명하는 방식으로 각각의 단면에서 추출하였다. 자세한 알고리즘은 참고문헌¹¹에 기술되어 있다.

Fig. 8(a)는 고관절(femur)과 관골구(acetabulum)를 포함한 CT 이미지를 나타낸다. Fig. 8(b)는 1200 값의 HU 를 임계값으로 적용한 CT 이미지를 나타낸다. 관심 영역은 고관절이기 때문에 관골구 부분을 삭제하였으며, morphology 연산자를 이용하여

Fig. 8(c)와 같이 닫힌 형상의 고관절 이미지를 생성하였다. 다음 단계는 윤곽선 추적(contour tracing) 알고리즘을 적용하여 Fig. 8(d)의 윤곽선 데이터를 추출하고, 내부 윤곽선은 point-in-polygon 테스트를 이용하여 제거하였다.

5.2 Bi-directional smoothing

관심영역의 윤곽선을 추출한 후 양방향 스무딩을 적용한다. Fig. 9 는 양방향 스무딩의 결과를 나타낸다. Fig. 9(a)는 고관절의 CT 이미지에서 각각 1550 개의 점데이터로 이루어진 31 개의 윤곽선 데이터를 나타낸다. Fig. 9(a)는 고관절의 머리 부분에 해당한다. Fig. 9(b)는 양방향 스무딩의 적용을 하지 않은 윤곽선 데이터를 곡면으로 근사한 것이다.

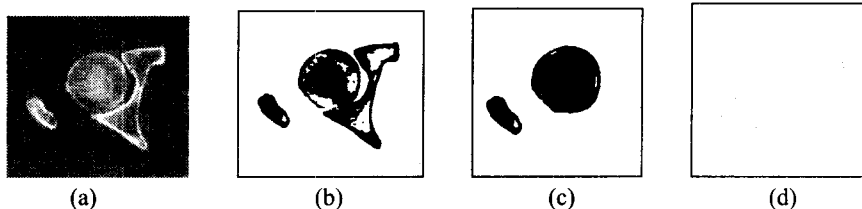


Fig. 8 Contour data acquisition; (a) Original CT image of a femur, (b) Threshold image, (c) Morphology operators applied, (d) Extracted contours

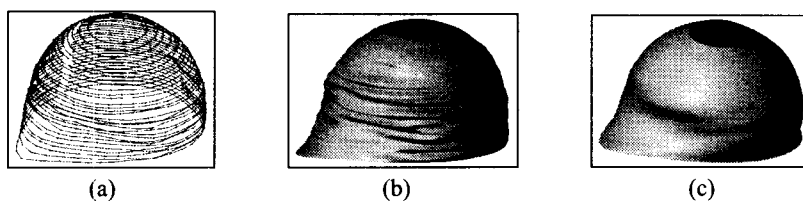


Fig. 9 Sample output of the bi-directional smoothing; (a) Contour data, (b) Skinned model without bi-directional smoothing, (c) Skinned model with bi-directional smoothing

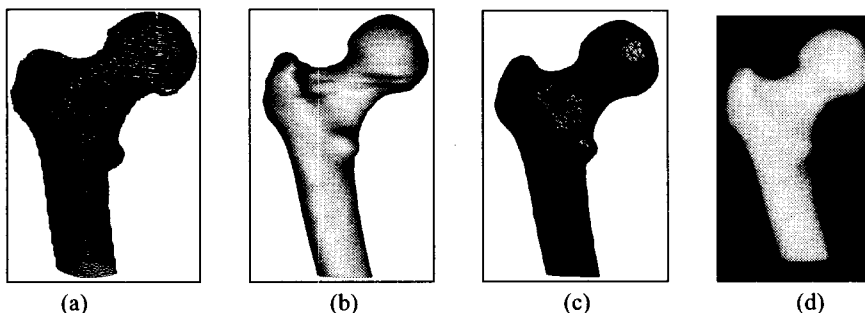


Fig. 10 Surface modeling and its applications; (a) Contours from CT images, (b) NURBS model from contours, (c) Finite element model, (d) Rapid prototyping part

Fig. 9(c)는 0.7의 순정도, 0.18의 이웃점 크기로 양방향 스무딩을 3회 반복 적용한 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 양방향 스무딩으로 데이터의 부드러움이 크게 향상되었다.

5.3 Surface model generation

CT 이미지에서 윤곽선을 추출하고 양방향 스무딩을 적용한 다음 분기 곡면 모델을 생성하는 단계이다. Fig. 10(a)는 150 단면의 고관절 CT 이미지에서 추출한 윤곽선 데이터를 보여주고 있다. 총 26,311 개의 점데이터로 구성되어 있으며, 1:2 연결 관계의 분기 영역이 존재한다. 즉 고관절의 아래 부분에서는 각 단면마다 하나의 윤곽선이 존재하나, 고관절의 윗부분에서는 각 단면에서 2개의 윤곽선이 존재하게 된다. 1:1 연결 관계의 윤곽선 그룹에서는 스킨닝(skinning) 알고리즘을 적용하여 곡면 모델을 생성하고, 분기 영역에서는 4.1절에서 설명한 복합 윤곽선을 이용하여 분기 곡면을 생성하였다. Fig. 12(b)에서 보는 바와 같이 분기 영역에서 부드러운 변환이 이루어졌다. Fig. 12(c)와 Fig. 12(d)는 본 논문의 2 가지 응용분야를 보여주고 있다. Fig. 12(c)는 사면체 볼륨으로 생성한 유한요소 메쉬를 나타내고, Fig. 12(d)는 SLS 장비를 이용하여 제작한 쾌속조형 파트를 나타낸다. CT 이미지로부터 생성한 곡면 모델을 이용하여 쉽게 유한요소 해석이나 쾌속조형 파트를 제작하여 의공학 분야에 응용할 수 있다.

6. 결론

본 논문에서는 의료영상에서 곡면 생성을 위한 알고리즘을 기술하였다. 포함된 전체적인 과정은 (1)의료영상에서 윤곽선 데이터 추출, (2)윤곽선 데이터 순정, (3)곡면 모델 근사화의 3 단계이다. 고품질의 인체 곡면 모델 생성을 위해서 위의 3 단계 모두 중요하지만 본 논문에서는 새로 개발한 양방향 스무딩과 복합 윤곽선 생성 알고리즘을 위주로 기술하였다.

양방향 스무딩에서는 (u , v) 방향으로 윤곽선 데이터를 순정하였다. 특히 re-contouring 단계에서는 데이터의 수축을 방지하였으며, 수직 방향 스무딩에서는 Laplacian 식과 adaptive fairing 병행한 방법을 제안하였다. 그리고 복합 윤곽선 생성에서는 수직 탄젠트 벡터로부터 초기 복합 윤곽선을

생성하고 브리지 에지와 바이섹터를 이용하여 이를 수정하였다.

본 논문에서 제안한 방법은 인체 모델 자동 생성에 기여할 수 있으며, 인체 모델의 해석이나 인공관절 제작의 기초 형상 데이터로 사용할 수 있다.

참고문헌

1. Chua, C. K., Chou, S. M., Ng, W. S., Chow, K. Y., Aung, S. T. and Seah, C. S., "An integrated experimental approach link a laser digitiser, a CAD/CAM system and a rapid prototyping system for biomedical applications," International Journal of Advanced Manufacturing Technology, Vol. 14, pp. 110-115, 1998.
2. Eberly, D., Ridges in image and Data analysis, Kluwe Academi Publishers, 1996.
3. Atkins, M. S. and Mackiewicz, B. T., "Fully automatic segmentation of the brain in MRI," IEEE Transaction on Medical Imaging, Vol. 7, No. 1, pp. 98-107, 1998.
4. Zhu, Y. and Yan, H., "Computerized tumor boundary detection using a Hopfield neural network," IEEE Transaction on Medical Imaging, Vol. 16, No. 1, pp. 55-67, 1997.
5. Meyers D., Reconstruction of surfaces from planar contours, Ph. D Dissertation, University of Washington, 1994.
6. Ekoule, A. B., Peyrin, F. C. and Odet, C. L., "A triangulation algorithm from arbitrary shaped multiple planar contours," ACM Transaction on Graphics, Vol. 10, No. 2, pp. 182-199, 1992.
7. Marsan, A. L. and Dutta, D., "Computational techniques for automatically titling and skinning branched objects," Computers & Graphics, Vol. 23, No. 1, pp. 111-126, 1999.
8. Fujimura, K., "Shape reconstruction from contours using isotopic deformation," Graphical Models and Image Processing, Vol. 61, pp. 127-147, 1999.
9. Cong, G. and Parvin, B., "An algebraic solution to surface recovery from cross sectional contours," Graphical Models and Image Processing, Vol. 61, pp. 222-243, 1999.

10. Boissonnat, J. D., Shape reconstruction from planar cross sections 1988, Computer Vision, Graphics, Image Processing; 44(1): 1-29.
11. Lee, K. H., Ryu, J. H. and Kim, H. S., "Contour based algorithms for generating 3D medical model," Proceeding of Numerisation 3D, Scanning 2001, Paris, 2001.