

견고한 3차원 하악골 통계 형상 모델 생성

(Building a Robust 3D Statistical Shape Model of the Mandible)

유 지 현 [†] 홍 헬 렌 ^{**}
(Ji Hyun Yoo) (Helen Hong)

요약 본 논문에서는 하악골 데이터에서 견고한 통계 형상 모델을 생성하기 위한 방법을 제안한다. 제안 방법은 다음과 같은 네 단계로 구성된다. 첫째, 3차원 입력 형상에 대해 패치 분할을 수행한다. 둘째, 부동 형상에 대한 대응 형상 생성을 위하여 훈련 집합의 모든 형상들을 패치의 형태와 비슷한 도형인 원에 매개화 과정을 수행한다. 셋째, 기준 형상과 각 부동 형상 간 일대일 매핑을 통해 대응 형상을 생성한다. 이때, 패치 경계 부분에서 대응 정점 생성이 불가능한 문제를 해결한다. 마지막으로 대응 형상들을 기준 형상으로 정렬하고, 주성분 분석 기법을 사용하여 통계 형상 모델을 생성한다. 제안 방법을 적용하여 생성한 3차원 하악골 통계 형상 모델의 정확성을 평가하기 위해 육안 평가와 부동 형상과 대응 형상 간 평균 거리 차이를 이용한 유사성 측정을 수행한다. 또한 형상 변화를 표현하는 모드를 이용하여 통계 형상 모델의 밀집도를 측정한다. 실험 결과 다양한 특성을 갖는 하악골 데이터로 생성된 3차원 통계 형상 모델은 부동 형상과 대응 형상 간 높은 유사성을 가지며 적은 수의 모드로 통계 형상 모델 표현됨을 보여 준다.

키워드 : 통계 형상 모델, 매개화, 대응 관계 생성, 주성분 분석, 하악골

Abstract In this paper, we propose a method for construction of robust 3D statistical shape model in the mandible CT datasets. Our method consists of following four steps. First, we decompose a 3D input shape into patches. Second, to generate a corresponding shape of a floating shape, all shapes in the training set are parameterized onto a disk similar to the patch topology. Third, we generate the corresponding shape by one-to-one mapping between the reference and the floating shapes. We solve the problem failed to generate the corresponding points near the patch boundary. Finally, the corresponding shapes are aligned with the reference shape. Then statistical shape model is generated by principle component analysis. To evaluate the accuracy of our 3D statistical shape model of the mandible, we perform visual inspection and similarity measure using average distance difference between the floating and the corresponding shapes. In addition, we measure the compactness of statistical shape model using the modes of variation. Experimental results show that our 3D statistical shape model generated by the mandible CT datasets with various characteristics has a high similarity between the floating and corresponding shapes and is represented by the small number of modes.

Key words : statistical shape model, parameterization, correspondence establish, principal component analysis, mandible, Computed Tomography

* 이 논문은 2007학년도 서울여자대학교 교내학술특별연구비의 지원을 받았음

[†] 학생회원 : 서울여자대학교 미디어학부

jhyu@swu.ac.kr

^{**} 정 회 원 : 서울여자대학교 미디어학부 전임강사

hlhong@swu.ac.kr

(Corresponding Author일)

논문접수 : 2007년 8월 28일

심사완료 : 2008년 1월 5일

Copyright©2008 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용 제 35권 제 2호(2008.2)

1. 서 론

통계 형상 모델은 형상들의 변화에 대한 통계적 정보를 갖고 있는 모델로 평균 모델을 바탕으로 각 형상들의 변화를 표현할 수 있는 기법이다. 의료 응용 분야에서는 컴퓨터단층촬영영상(CT : Computed Tomography), 자기공명영상(MRI : Magnetic Resonance Imaging)과 같은 의료 영상을 바탕으로 통계 형상 모델을 생성하여 특정 집단의 질환부위 변이 분석[1], 손상된 부위에 대한 복구[2] 및 특정 기관의 자동 분할[3-5] 등 다양한 분야에 활용 가능하다. 통계 형상 모델 생성 기

법에는 매개화(parametric) 기법과 정합(registration) 기법이 있으며, 이를 적용한 통계 형상 모델 생성 과정에서는 통계 형상 모델의 정확성에 영향을 미치는 형상 간 대응 관계 결정 방법이 중요하다. 따라서 통계 형상 모델 생성에 대한 기존 연구들은 형상 간 대응 관계 결정 방법을 중심으로 제안하고 있으며 이에 대한 기존 연구를 살펴보면 다음과 같다.

형상 간 대응 관계 결정 시 매개화 기법을 제안하는 기존 연구는 다음과 같다. Davies 등은 MDL(Minimum Description Length) 개념을 이용하여 2차원 영상에서 손 윤곽, 무릎 연골, 심실, 둔부 보철에 대해 유전자 알고리즘으로 모델을 최적화하여 통계 형상 모델을 생성하였다[6,7]. 그러나 전역적 최적화 기법 사용으로 최적화 시간이 오래 걸리는 문제가 있어 이를 해결하기 위하여 다중 해상도 기법과 지역적 최적화 방법인 심플렉스(simplex) 알고리즘을 적용하였다[8]. 이후 3차원 영상에 대한 통계 형상 모델 생성 기법으로 확장하여 신장과 뇌실의 3차원 통계 형상 모델을 생성하였다[9]. Heimann 등[10]은 MDL의 최적화 시간문제를 해결하기 위해 지역적 최적화 기법 중 하나인 기울기 하강(gradient descent) 기법을 적용하여 간과 폐에 대한 3차원 통계 형상 모델을 생성하였으며, Fripp 등[11,12]은 Davies[9]가 제안한 통계 형상 모델 생성 기법을 바탕으로 슬개골, 경골, 대퇴골에 적용하여 3차원 통계 형상 모델을 생성하였다. Lamecker 등[3,13]은 형상 표면 간 매핑 왜곡을 최소화하는 기하학적 접근 기법을 제안하여 3차원 통계 형상 모델을 생성하였다. 간에 대해 형상 표면을 여러 개의 패치로 분할하여 2차원 평면에 매핑하고, 대응 패치들 간의 일대일 매핑을 거쳐 대응 관계를 결정하여 3차원 통계 형상 모델을 생성하였다. 이후 골반뼈와 하악골의 3차원 통계 형상 모델을 생성하여 이를 바탕으로 골반뼈와 하악골 분할에 이용하였으며[4,5], Zachow 등[2]은 하악골의 3차원 통계 형상 모델을 바탕으로 손상된 하악골 복원 연구에 이용하였다.

형상 간 대응 관계 결정 시 정합 기법을 제안하는 기존 연구는 다음과 같다. Vos 등[14]은 ICP(Iterative Closest Point) 알고리즘을 이용하여 손목뼈에 대한 3차원 통계 형상 모델을 생성하였고, Frangi 등[15]은 다중 해상도 B-스플라인(B-spline) 비강체 정합 기법을 이용하여 좌심실의 3차원 통계 형상 모델 생성 기법을 제안하였으며, Yang 등[16]은 위팔뼈에 대해 강체 정합 기법인 ICP 알고리즘을 적용한 후 B-스플라인 비강체 정합 기법을 수행하여 3차원 통계 형상 모델을 생성하였다. Vrtovec 등[17]은 계층적 탄성(elastic) 정합 기법을 사용하여 통계 형상 모델 생성 기법을 제안하였다. 이와 같은 정합 기법을 이용한 통계 형상 모델은 모델의 정

확성은 높지만 최적화 수행으로 인해 모델 생성 시간이 오래 걸리는 반면, 매개화 기법은 단순히 2차원 매개화 과정을 거쳐 패치 간 대응 관계를 결정하므로 상대적으로 모델 생성 시간이 오래 걸리지 않고, 형상의 형태 제약도 덜 받는다. 그러나 대응 관계 결정 시 형상의 왜곡이 발생할 수 있으므로 형상의 왜곡을 최소화하면서 대응 관계를 결정하는 것이 중요하다.

따라서 본 논문에서는 견고한 하악골 통계 형상 모델 생성 기법에 대해 제안한다. 하악골은 크기와 형태가 다양하기 때문에 형상의 형태에 독립적이고, 수행 시간이 오래 걸리지 않는 매개화 기법[9,10]을 적용하여 형상의 왜곡을 최소화하면서 통계 형상 모델을 생성한다. 모델 생성 과정은 먼저, 훈련 집합의 모든 3차원 하악골 데이터에 대해 굴곡이 많은 부분을 중심으로 2차원 매개화 도형의 형태와 유사하게 8개의 패치로 분할한다. 분할된 패치들은 무게중심 매핑과 원형보전 매핑 매개화 기법을 적용하여 2차원 매개화 과정을 수행한다. 매개화된 정보를 바탕으로 동일한 위치의 패치들에 대해 기준 형상과 부동 형상의 일대일 매핑을 통해 대응 형상을 생성한다. 이 때, 매개화 구조에 따라 패치 경계 부분에서 발생할 수 있는 대응 정점 부재 문제에 대해 형상 왜곡을 최소화하면서 해결할 수 있는 방법을 제안한다. 마지막으로, 생성된 대응 형상들을 기준 형상으로 정렬하고, 주성분 분석 기법을 수행하여 통계 형상 모델을 생성한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안방법을 통한 통계 형상 모델 생성 방법을 설명하고, 3장에서는 본 제안방법을 하악골 CT 영상에 적용하여 얻은 통계 형상 모델의 결과를 제시하며 통계 형상 모델의 육안 평가와 형상간 유사성 및 통계 형상 모델의 밀집도 분석 결과를 제시한다. 마지막으로 4장에서 본 논문에서 제안한 견고한 하악골 통계 형상 모델 생성 방법에 대한 결론을 맺는다.

2. 3차원 통계 형상 모델 생성

그림 1은 본 논문에서 제안한 3차원 통계 형상 모델 생성 과정을 나타낸다. 첫째, 3차원 형상 입력데이터를 바탕으로 매개화 과정에 필요한 패치 분할을 수행한다. 3차원 형상 입력데이터는 전문가가 직접 수동 분할한 CT 영상을 바탕으로 재구성[18,19]하여 간략화[20]한 데이터이다. 3차원 형상의 패치 분할은 전문가의 도움을 받아 굴곡이 많은 위치를 중심으로 2차원 매개화 도형인 원 형태에 매핑이 용이하도록 8개 영역으로 분할한다. 둘째, 부동 형상에 대한 대응 형상 생성을 위해 3차원 형상의 2차원 매개화 과정을 수행한다. 매개화 기법으로는 무게중심 매핑과 원형보전 매핑을 적용한다. 셋

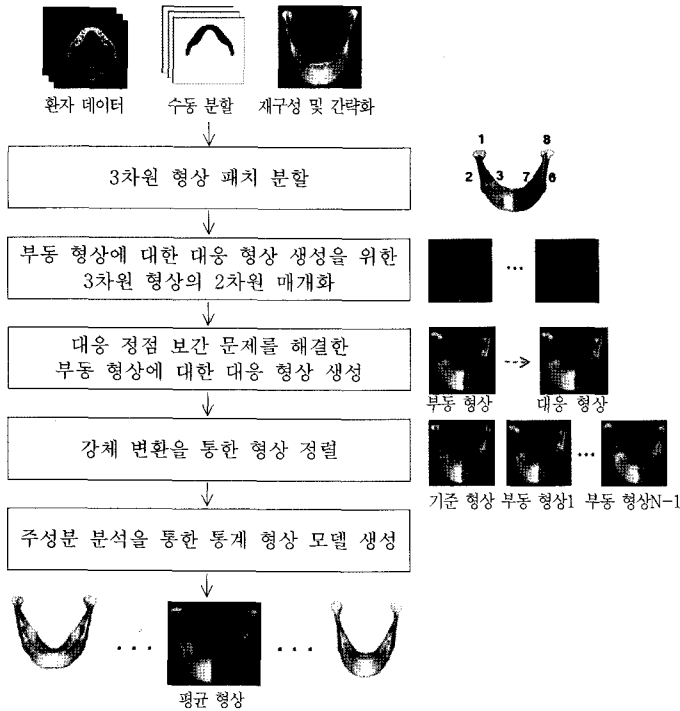


그림 1 3차원 통계 형상 모델 생성 과정

째, 매개화된 정보를 바탕으로 동일한 위치의 패치들에 대해 대응 정점을 생성함으로써 대응 형상을 생성한다. 이 때, 동일한 위치의 패치 경계 부분에서 대응 정점 생성이 불가능한 문제를 해결한다. 마지막으로 강제 변환을 이용하여 형상을 정렬하고, 주성분 분석 기법을 수행하여 통계 형상 모델을 생성한다.

2.1 3차원 형상의 2차원 매개화

서로 다른 형태의 하악골에 대한 통계 형상 모델을 생성하기 위해 매개화 기법을 적용한다. 매개화는 각 형상들을 공통된 기반 도형으로 매핑하고, 그 정보를 이용하여 대응 관계를 결정하는 기법으로 형상의 형태에 관계없이 임의의 형상에 대하여 적용 가능하다. 매개화 방법에는 크게 무게중심 매핑(barycentric mapping)[21,22]과 원형보전 매핑(shape preserving mapping)[23]이 있으며 3차원 형상의 왜곡을 최소화하며 구성 정점들을 매핑하는 것이 중요하다.

무게중심 매핑 과정은 두 단계로 구성된다. 첫째, 측지적 폴라 맵(geodesic polar map)[24]을 이용하여 3차원 형상에 대해 2차원 단위 원(unit disk)으로 평면화를 수행한다. 둘째, 각 패치의 내부 정점들에 대해 식 (1)의 컨벡스 조합 맵(convex combination map)[23]을 이용하여 정점의 위치를 조정한다. 무게중심 매핑은 식 (2)와 같은 방법으로 이웃 정점들의 가중치를 결정한다.

$$u_i = \sum_{j=1}^N \lambda_{ij} u_j, \quad \sum_{j=1}^N \lambda_{ij} = 1 \tag{1}$$

$$\lambda_{ij} = 1/n_i \tag{2}$$

이 때, u_i 는 최종 내부 정점을 의미하고, u_j 는 u_i 와 연결되어 있는 이웃 정점들이며, λ_{ij} 는 이웃 정점들에 대한 가중치를 나타낸다. n_i 는 이웃 정점들의 개수를 의미한다.

원형보전 매핑 방법은 식 (3)을 만족하는 p를 계산함으로써 정점의 위치를 조정한다. 원형보전 매핑의 가중치 결정은 정점들이 이루는 삼각형 넓이 비율로 식 (4)와 같이 계산된다.

$$p = \sum_{k=1}^{d_i} \lambda_{i,j_k} p_k, \quad \sum_{k=1}^{d_i} \lambda_{i,j_k} = 1 \tag{3}$$

$$\lambda_{i,j_1} = \frac{area(p, p_2, p_3)}{area(p_1, p_2, p_3)}, \quad \lambda_{i,j_2} = \frac{area(p_1, p, p_3)}{area(p_1, p_2, p_3)}, \tag{4}$$

$$\lambda_{i,j_3} = \frac{area(p_1, p_2, p)}{area(p_1, p_2, p_3)}$$

이 때, p_k 는 정점 p의 이웃 정점들을 의미하며, d_i 는 이웃 정점들의 개수로 식 (4)에서는 3인 경우를 나타낸다. λ_{i,j_k} 는 이웃 정점들에 대한 가중치를 나타내며, p_1, p_2, p_3 는 그림 2와 같이 정점 p의 이웃 정점들을 나타낸다.

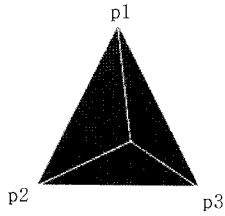
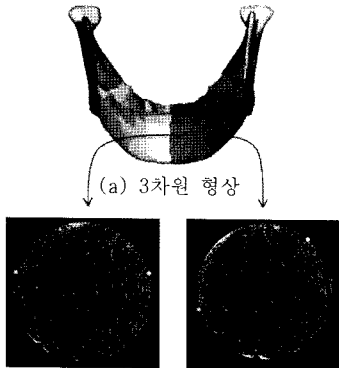


그림 2 원형보전 매핑에서 정점 p에 대한 이웃 정점들



(a) 3차원 형상 (b) 무게중심 매핑 (c) 원형보전 매핑
그림 3 매개화 기법에 따른 매핑 결과

그림 3은 3차원 형상의 동일한 패치에 대한 각 매개화 기법 결과를 나타낸다. 무게중심 매핑과 원형보전 매핑은 내부 정점에 대한 가중치 결정 방법에 차이가 있다. 무게중심 매핑은 이웃 정점 개수의 비율만큼을 동일하게 적용함으로써 그 결과가 원형보전 매핑보다 상대적으로 균일하게 나타난다. 반면 원형보전 매핑은 이웃

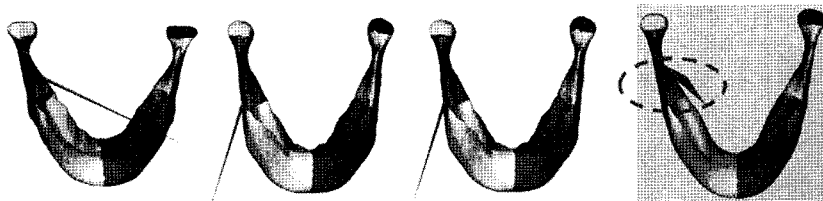
정점으로 구성된 삼각형 넓이의 비율에 따라 각 정점의 가중치를 계산하므로 패치의 형태를 최대한 유지하려는 특성이 있다. 따라서 매개화 결과는 상대적으로 무게중심 매개화보다 균일하지 않게 나타난다.

2.2 대응 정점 보간 문제를 해결한 대응 형상 생성

통계 형상 모델은 훈련 집합 형상들에 대해 각 형상 간 대응 관계가 존재하는 데이터를 바탕으로 생성되므로 훈련 집합 내 기준 형상 정보에 맞추어 각 부동 형상의 대응 형상을 생성한다. 이 때, 부동 형상 경계 밖에 존재하는 기준 형상 정점에 대해 대응 정점을 계산할 수 없는 문제가 발생한다. 이와 같은 경우 대응 형상을 생성할 수 없으며 오류 정점에 대한 임의 처리는 그림 4와 같이 부정확한 평균 형상을 생성하는 문제가 발생한다. 그림 4(a)는 대응 정점을 계산할 수 없는 오류 정점에 대해 원점 매핑 처리한 대응 형상들을 나타내고, (b)는 이러한 형상들을 바탕으로 생성된 부정확한 평균 형상을 나타낸다. 본 논문에서는 대응 형상의 왜곡을 최소화하면서 오류 정점에 대한 문제를 해결하여 견고한 통계 형상 모델을 생성한다.

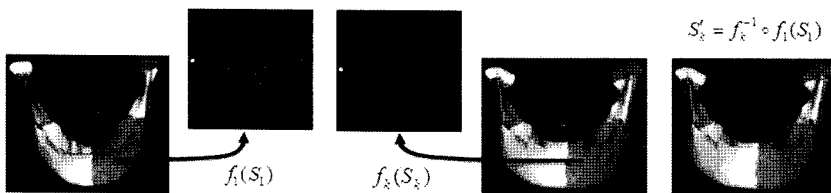
그림 5는 훈련 집합 내 기준 형상에 대한 각 부동 형상의 대응 형상을 생성하는 과정이다. 기준 형상과 부동 형상의 2차원 매개화 정보를 바탕으로 기준 형상 정점에 대한 부동 형상의 3차원 대응 정점을 계산함으로써 대응 형상을 구성한다. 대응 정점을 계산하는 방법으로는 선형 보간(linear interpolation)과 삼각 보간(triangular interpolation)[25] 방법을 이용한다.

대응 정점 생성은 정점 종류별로 보간 방법을 사용하여 3차원 대응 정점을 생성한다. 정점의 종류는 패치 분



(a) 오류 정점에 대한 임의 처리로 구성된 대응 형상들 (b) 평균 형상

그림 4 부정확한 대응 형상 및 평균 형상 생성 예



(a) 기준 형상 (b) 부동 형상 (c) 대응 형상

그림 5 대응 형상 생성 과정

할 시 기준이 되는 정점인 기준 정점(branch point), 패치 경계를 구성하는 정점인 외부 정점(external point), 패치 내부 삼각형을 구성하는 정점인 내부 정점(internal point)이 있다. 기준 정점에 대한 보간은 식 (5)와 같이 계산한다. k번째 3차원 형상에 대한 2차원 평면으로의 매개화 함수를 f_k 라 할 때 대응 정점 생성은 이것의 역함수(f_k^{-1})로 계산한다.

$$f_k^{-1}(r) = f_k^{-1}(f) \quad (5)$$

이 때, f는 부동 형상의 기준 정점을 나타내며, r은 기준 형상의 기준 정점을 나타낸다. 2차원 매개화 과정에서 전체 형상들의 평균 길이로 기준 정점을 고정했기 때문에 기준 정점에 대한 대응 정점은 부동 형상의 기준 정점 값과 동일하다.

외부 정점에 대한 대응 정점은 선형 보간을 이용하여 식 (6)과 같이 계산한다.

$$f_k^{-1}(r) = \alpha f_k^{-1}(f_1) + \beta f_k^{-1}(f_2) \quad (6)$$

이 때, r은 기준 형상의 외부 정점을, f_1, f_2 는 부동 형상의 외부 정점을 나타내며 α, β 는 각 정점의 가중치를 나타낸다. 기준 형상의 외부 정점 r에 대해 앞, 뒤에 위치하는 부동 형상 정점들 f_1, f_2 간의 선형 보간을 이용하여 계산한다.

내부 정점에 대한 대응 정점은 식 (7)과 같이 계산한다. 기준 형상의 내부 정점 r을 포함하는 부동 형상의 세 정점 f_1, f_2, f_3 를 찾아 세 정점으로 이루어지는 삼각형을 이용하여 삼각 보간을 수행한다.

$$f_k^{-1}(r) = \alpha f_k^{-1}(f_1) + \beta f_k^{-1}(f_2) + \gamma f_k^{-1}(f_3) \quad (7)$$

내부 정점에 대한 삼각 보간 시 기준 형상의 내부 정점이 부동 형상의 경계 밖에 위치하면 해당 정점에 대한 삼각 보간이 어려우므로 대응 정점을 생성 할 수 없다. 이와 같은 정점을 오류 정점으로 정의하며 명시적 오류 정점과 잠정적 오류 정점으로 분류한다. 명시적 오류 정점은 그림 6의 정점 r_2 와 같이 삼각 보간이 어려워 대응 정점 생성이 불가능한 정점을 의미하며, 잠정적 오류 정점은 r_3, r_4 와 같은 정점으로 명시적 오류 정점에 대해 제안 기법 적용 시 생성되는 대응 정점과의 중복성을 고려하여 정의한다.

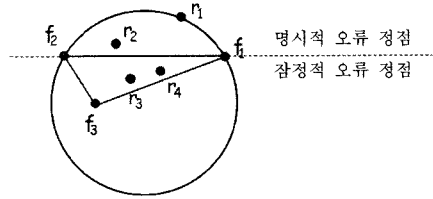


그림 6 오류 정점 정의

명시적 오류 정점에 대한 대응 정점 생성은 오류 정점을 포함하는 삼각형을 결정하여 삼각 보간을 수행하며, 내부 정점에 대한 대응 정점이 반드시 내부 정점이 될 수 있도록 삼각형의 세 정점을 구성한다. 이를 위하여 세 정점의 한 정점을 부동 형상의 내부 정점으로 선택하고, 나머지 두 정점은 오류 정점을 포함하는 외부 정점들 중에 선택하여 삼각형을 구성한다. 그림 7은 명시적 오류 정점의 삼각 보간을 위한 삼각형 선택 방법을 나타낸다. 정점 r_1, r_2, r_3 는 기준 형상의 정점을 나타내고 f_1, f_2, f_3 는 부동 형상의 정점을 나타낸다. 명시적 오류 정점 r_3 에 대해 r_3 를 사이에 둔 부동 형상의 f_1, f_2 정점을 탐색하여 f_1, f_2 정점의 공통 연결 정점인 내부 정점 f_3 를 결정하고, 정점 f_1, f_2 사이의 외부 정점들을 대상으로 반시계 방향으로 정점 r_3 를 포함하는 삼각형을 탐색한다. 그림 7의 경우 최종적으로 $\Delta f_3 r_2 f_2$ 가 선택되어 명시적 오류 정점 r_3 의 삼각 보간이 수행된다.

그림 8은 잠정적 오류 정점의 삼각 보간 방법을 나타낸다. 잠정적 오류 정점의 삼각 보간은 명시적 오류 정점에 대한 삼각 보간 시 사용하는 삼각형을 동일하게 적용하여 처리한다. 그림 8에서 정점 r_6, r_7, r_8 이 잠정적 오류 정점이며, 정점 r_5, r_6 은 $\Delta f_3 r_1 r_1$ 으로, 정점 r_4, r_7 은 $\Delta f_3 r_1 r_2$ 로, 정점 r_3, r_8 은 $\Delta f_3 r_2 f_2$ 로 각각 삼각 보간을 수행한다.

본 절에서 제안하는 오류 정점에 대한 대응 정점 생성 방법은 내부 정점 처리 방법인 삼각 보간으로 동일하게 처리하며, 삼각형을 구성하는 정점 중 한 정점을 내부 정점으로 선택함으로써 기준 형상의 오류 내부 정점이 대응 정점 생성 후에도 내부 정점의 위치를 유지할 수 있도록 한다.

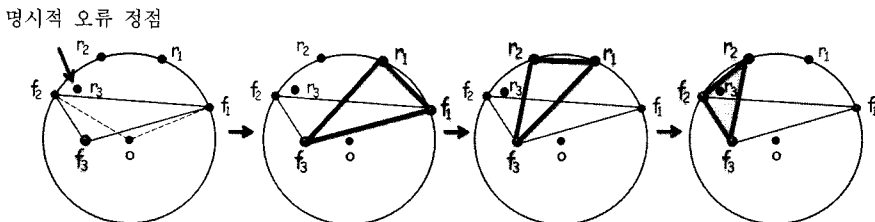


그림 7 명시적 오류 정점의 삼각 보간 방법

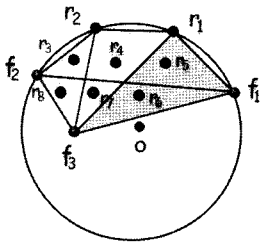


그림 8 잠정적 오류 정점의 삼각 보간 방법

2.3 강제 변환을 통한 형상 정렬 및 주성분 분석

크기 및 위치가 다른 형상들의 통계 형상 모델을 생성하기 위해 훈련 집합의 부동 형상들을 기준 형상으로 정렬한다. 정렬 방법으로는 특이값 분해(Singular Value Decomposition)[26] 기법을 이용하여 각 부동 형상에 대해 식 (5)를 최소화하는 이동 벡터 t 와 회전 행렬 R 을 계산하여 기준 형상으로 이동, 회전 및 크기 변환을 수행한다.

$$\sum_{i=1}^n \|p_i - (Rq_i + t)\|^2 \tag{5}$$

이 때, p_i, q_i 는 각각 기준 형상과 부동 형상의 정점을 의미한다.

정렬된 형상들을 대상으로 주성분 분석 기법(Principal Component Analysis)[27]을 적용하여 통계 형상 모델을 생성한다. 주성분 분석은 데이터의 변화를 분석하는 기법으로 평균 형상을 중심으로 형상들의 변이를 반영하여 통계 형상 모델을 생성한다. 주성분 분석 과정은 다음과 같다. 첫째, 식 (6)과 같이 전체 N 개의 형상들에 대해 평균 형상을 계산하여 식 (7)과 같이 공분산 행렬 S 를 계산한다.

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \tag{6}$$

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \tag{7}$$

이 때, x_i 는 형상을 구성하는 정점을 나타낸다.

둘째, 공분산 행렬 S 에 대해 식 (8)과 같이 고유값 분해(Eigen Decomposition)[28] 과정을 거쳐 고유값(Eigenvalue) λ_k 과 고유벡터(Eigenvector) P_k 를 계산한다.

$$SP_k = \lambda_k P_k \tag{8}$$

이 때, P_k 는 공분산 행렬 S 의 단위 고유벡터로 형상들의 변이를 나타내는 중심축으로 사용되며, 고유값 λ_k 는 공분산 행렬의 k 번째 고유값($\lambda_k \geq \lambda_{k+1}$)으로 중심축에 대한 변이의 정도를 나타내는데 사용된다.

식 (8)에서 계산된 고유값과 고유벡터를 바탕으로 훈련 집합 내 임의의 i 번째 형상에 대해 식 (9)와 같이 표현할 수 있다. 식 (9)를 이용하여 훈련 집합 내 형상들

에 대한 변이를 반영하는 새로운 형상 x 를 표현할 수 있다.

$$x_i = \bar{x} + P b_i \tag{9}$$

$$b_i = P^T(x_i - \bar{x}), \quad P^T P = I \tag{10}$$

이 때, P 는 고유벡터들 행렬을 나타내고, b 는 고유벡터들에 대한 가중치를 나타내는 벡터로 통계 형상 모델의 변화를 나타내는 모드를 의미하며 식 (10)과 같이 계산된다.

3. 실험 및 결과 분석

본 실험은 인텔 코어2듀어 6600 2.4GHz CPU와 2.0GB 메모리를 장착한 PC에서 수행하였다. 실험데이터로는 Siemens Sensation 10에서 촬영된 서로 다른 환자로부터 획득한 14개의 하악골 CT 영상을 사용하였으며 영상 크기는 512x512, 픽셀 크기는 0.26~0.5mm, 슬라이스 간격은 0.5mm인 슬라이스 193~245장의 데이터를 사용하였다. 실험에서 사용한 하악골은 전체적인 외관이 중형으로 긴 하악골, 하악골 표면이 매끄러운 것, 오목, 볼록하게 굴곡이 있는 것 등 여러 가지 특징을 가진 하악골 데이터를 사용하여 실험하였다. 실험에 대한 평가는 통계 형상 모델의 생성 결과인 육안 평가와 형상 간 거리측정을 통한 유사성 평가 및 3차원 통계 형상 모델의 밀집도 측정을 수행하였다.

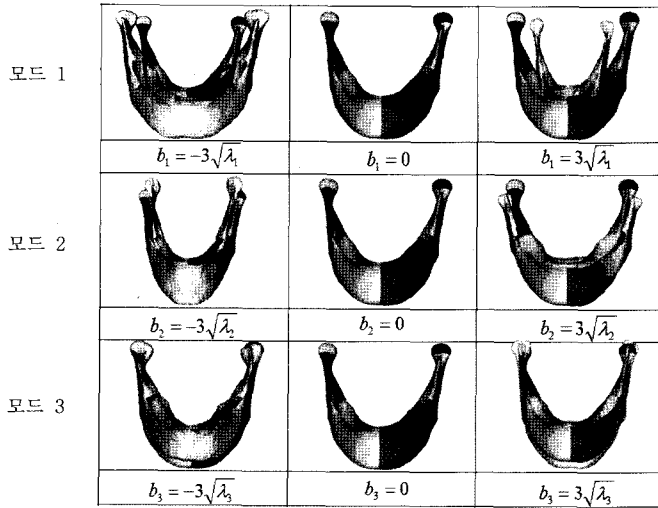
그림 9는 제안방법을 적용하여 생성한 3차원 하악골 통계 형상 모델을 나타내는 것으로 (a)는 매개화 방법 중 무게중심 매핑을 사용한 결과이고 (b)는 원형보전 매핑을 사용한 결과이다. 각 행은 통계 형상 모델의 변화를 모드로 표현한 것으로 모드 1은 모델의 주요 특징 변화를 표현한 것이며 모드 2, 모드 3의 순서로 특징 변화의 순위를 표현한다. 각 열은 평균 형상을 중심으로 고유값(λ)에 대한 표준 편차 $-3\sqrt{\lambda}$ 와 $+3\sqrt{\lambda}$ 의 변화를 보여준다. 평균 형상으로부터의 변화를 쉽게 관찰하기 위하여 평균 형상과 편차 적용 형상을 겹쳐서 표현하였다.

훈련 집합 내 부동 형상과 이로부터 생성되는 대응 형상간 유사성 평가를 위하여 형상 간 평균 거리 차이를 이용한다. 형상 간 평균 거리 차이는 부동형상 표면 S 를 구성하는 정점 x 로부터 대응형상 내 표면 S' 까지의 평균 거리를 나타내며 식 (11)과 같이 계산된다.

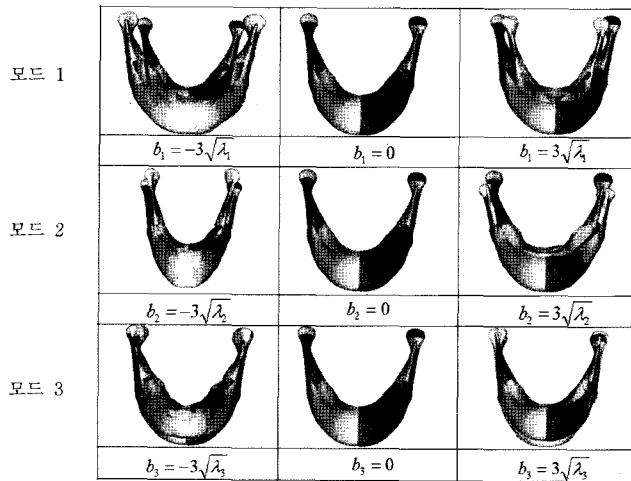
$$d(x, S') = \frac{1}{N} \sum_{x \in S'} |x - x'|^2 \tag{11}$$

이 때, N 은 부동형상 표면 S 를 구성하는 정점의 수를 나타낸다.

그림 10은 본 실험에 사용된 14개의 실험데이터에 대한 형상 간 평균 거리 차이의 그래프이다.



(a) 매개화 방법으로 무게중심 매핑을 사용한 경우



(b) 매개화 방법으로 원형보전 매핑을 사용한 경우

그림 9 제안 방법을 적용한 통계 형상 모델 생성 결과

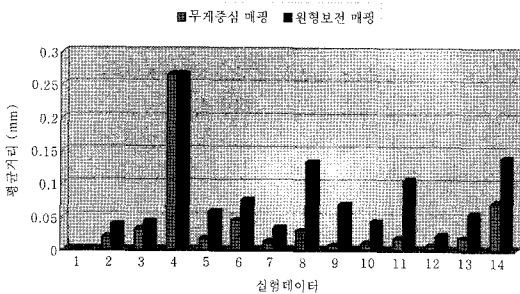


그림 10 부동 형상에 대한 대응 형상 간 평균 거리 차이 측정 결과

실험 결과 형상 간 평균 거리 차이는 무게중심 및 원형보전 매핑을 사용한 경우 각각 평균 $0.04\text{mm} \pm 0.06\text{mm}$, 평균 $0.08\text{mm} \pm 0.06\text{mm}$ 의 차이를 보였다. 이는 픽셀 크기보다 작은 수치로 두 형상 간에 유사성이 높음을 알 수 있다. 형상 4의 경우, 하악골 뒷면에 오목한 굴곡 부분이 많은 특징이 있어 다른 형상들보다 평균 거리 차이가 큰 값으로 측정되었으며 평균에서 약 0.2mm 의 오차가 발생한다. 각 매개화에 따른 형상 간 평균 거리는 형상의 굴곡에 민감한 원형보전 매핑이 무게중심 매핑보다 평균 2배 정도 차이를 보였다.

통계 형상 모델의 밀집도[29]는 형상 변화를 표현하는

모드의 비율로 측정된다. 밀집도가 높은 통계 형상 모델 일수록 사용된 모드의 비율은 작게 나타난다. 밀집도 측정은 식 (12)와 같이 계산된다.

$$\sum_{i=1}^{N-1} \frac{\lambda_i}{\Lambda} \Lambda = \sum_{i=1}^{N-1} \lambda_i \quad (12)$$

이 때, λ_i 는 i 번째 고유값을 나타내는 것으로 0~1 사이의 값으로 정규화하여 계산하였으며 N 은 훈련집합의 수를 나타낸다.

그림 11은 제안방법을 적용하여 생성한 통계 형상 모델의 밀집도 측정 결과에 대한 그래프로 모드 수에 따른 형상의 변화량을 보여준다.

각 매개화 적용 방법에 따라 무게중심 매핑은 6개의 모드로 전체 형상 변화 95%의 표현이 가능하며 원형보전 매핑은 7개의 모드로 전체 형상 변화 95%를 표현하는 것이 가능하였다. 표 1은 매개화 방법에 따른 형상 변화율과 사용된 모드 비율을 나타내는 것으로 동일한 형상 변화율 95%를 표현하는데 있어 각 매개화 방법에 따라 무게중심 매핑은 46%, 원형보전 매핑은 54%의 모드를 사용하였다. 전체 모드의 수가 작음에도 불구하고 작은 모드 비율로 대부분의 형상 변화를 나타냄으로써 통계 형상 모델의 높은 밀집도를 알 수 있다.

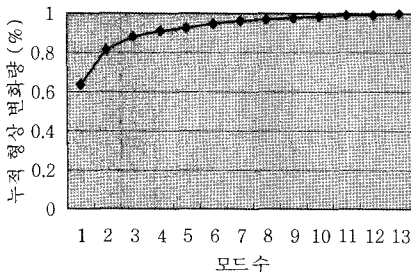
4. 결론

본 논문에서는 하악골 영상에 대한 견고한 통계 형상 모델 생성 기법을 제안하였다. 서로 다른 형태의 하악골 영상에 대해 매개화 기법을 적용하여 각 형상간 대응 관계를 결정하였으며 이 과정에서 각 패치의 경계 부분에서 발생할 수 있는 대응 정점에 대한 문제점을 해결하였다. 대응 정점 생성이 불가능한 오류 정점에 대해 명시적 오류 정점은 그 정점을 포함하는 삼각형을 결정

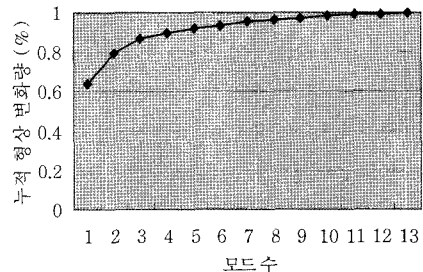
하여 삼각 보간을 수행함으로써 대응 정점을 생성하였고, 잠정적 오류 정점은 명시적 오류 정점의 삼각 보간 시 사용한 삼각형을 동일하게 적용하여 대응 정점을 생성하였다. 제안방법을 평가하기 위해 다양한 특성의 하악골을 갖은 14명의 환자 데이터를 사용하였으며, 모델 변화를 나타내는 육안 평가, 훈련 집합 내 부동 형상과 제안 방법을 적용하여 생성된 대응 형상 간 평균 거리를 측정된 유사성 평가, 통계 형상 모델을 표현하는데 사용된 모드 비율을 측정한 밀집도 평가를 수행하였다. 육안 평가 결과로는 대응 형상의 왜곡을 최소화하면서 통계 형상 모델을 생성할 수 있었고, 부동 형상과 대응 형상 간 유사성 평가 결과는 무게중심 및 원형보전 매핑을 사용한 경우 각각 평균 0.04mm±0.06mm, 평균 0.08mm±0.06mm의 차이를 보임으로써 두 형상간 유사성이 높음을 알 수 있었다. 밀집도 평가 결과는 동일한 형상 변화율 95%를 표현하는데 있어 무게중심 매핑은 46%, 원형보전 매핑은 54%의 모드 비율을 나타냄으로써 적은 수의 모드로 대부분의 형상 변화를 나타냄을 알 수 있었다. 본 제안 방법은 손상된 하악골 형상 복원 및 자동 하악골 분할에 활용될 수 있으며 향후 연구로는 보다 많은 하악골 데이터를 사용하여 제안방법을 평가하고자 한다.

참고 문헌

[1] R. Paulsen, R. Larsen, C. Nielsen, S. Laugesen, C. Nielsen, and B. Ersbøll, "Building and Testing a Statistical Shape Model of the Human Ear Canal," MICCAI 2002, LNCS, Vol.2489, pp. 373-380, 2002.
 [2] S. Zachow, H. Lamecker, B. Elsholtz, M. Stiller, "Reconstruction of mandibular dysplasia using a statistical 3D shape model," Proc. CARS 2005,



(a) 무게중심 매핑을 사용한 경우



(b) 원형보전 매핑을 사용한 경우

그림 11 모드 수에 따른 형상 변화량을 나타내는 밀집도 측정 결과

표 1 매개화 방법에 따른 형상 변화율 및 사용된 모드 비율

모델 생성 방법	형상 변화율	전체 모드 수	사용된 모드 수	전체 모드에 대한 사용된 모드의 비율
무게중심 매핑	95%	13	6	46%
원형보전 매핑	95%	13	7	54%

- ICS, Vol.1281, pp. 1238-1243, 2005.
- [3] H. Lamecker, T. Lange, M. Seebass, "Segmentation of the Liver using a 3D Statistical Shape Model," Technical Report, ZIP PaperWeb 04-09, 2004.
- [4] H. Lamecker, M. Seebaß, H.-C. Hege, P. Deuffhard, "A 3D Statistical Shape Model of the Pelvic Bone For Segmentation," Medical Imaging 2004, SPIE Vol.5370, pp. 1341-1351, 2004.
- [5] H. Lamecker, S. Zachow, A. Wittmers, B. Weber, H.-C. Hege, B. Elsholtz, M. Stiller, "Automatic Segmentation of Mandibles in Low-Dose CTData," International Journal of CARS, Vol.1, Suppl. 1, pp. 393-394, 2006.
- [6] Rhodri H. Davies, Tim F. Cootes, and Chris J. Taylor, "A Minimum Description Length Approach to Statistical Shape Modelling," IPMI 2001, LNCS Vol.2082, pp. 50-63, 2001.
- [7] Davies, R.H., Twining, C.J., Cootes, T.F., Waterton, J.C., Taylor, C.J., "A minimum description length approach to statistical shape modeling," IEEE transactions on medical imaging, Vol.21, No.5, pp. 525-537, 2002.
- [8] Rhodri H. Davies, Tim F. Cootes, John C. Waterton, and Chris J. Taylor, "An Efficient Method for Constructing Optimal Statistical Shape Models," MICCAI 2001, LNCS Vol.2208, pp. 57-65, 2001.
- [9] Rhodri H. Davies, Carole J. Twining, Tim F. Cootes, John C. Waterton, Chris J. Taylor, "3D Statistical Shape Models Using Direct Optimisation of Description Length," ECCV 2002, LNCS, Vol.2352, pp. 3-20, 2002.
- [10] Tobias Heimann, Ivo Wolf, Tomos Williams, and Hans-Peter Meinzer, "3D Active Shape Models Using Gradient Descent Optimization of Description Length," IPMI 2005, LNCS Vol.3565, pp. 566-577, 2005.
- [11] Jurgen Fripp, Sebastien Ourselin, Simon Warfield, "Automatic Generation of 3D Statistical Shape Models of the Knee Bones," In APRS Workshop on Digital Image Computing, pp. 15-21, 2005.
- [12] Jurgen Fripp, Pierrick Bourgeat, Andrea J.U. Mewes, Simon K.Warfield, Stuart Crozier, and S'ebastien Ourselin, "3D Statistical Shape Models to Embed Spatial Relationship Information," CVBIA 2005, LNCS, Vol.3765, pp. 51-60, 2005.
- [13] Hans Lamecker, Thomas Lange, and Martin Seebass, "A Statistical Shape Model for the Liver," MICCAI 2002, LNCS Vol.2489, pp. 412-427, 2002.
- [14] F. M. Vos, P.W. de Bruin, J.G.M. Aubel, G.J. Streekstra, M. Maas, L.J. van Vliet, A.M. Vossepoel, "A Statistical Shape Model without Using Landmarks," Proc. of the Pattern Recognition, ICPR Vol.3, pp. 714-717, 2004.
- [15] A. F. Frangi, D. Rueckert, J.A. Schnabel, and W.J. Niessen, "Automatic Construction of Biventricular Statistical Shape Models," FIMH 2003, LNCS Vol. 2674, pp. 18-29, 2003.
- [16] Yuhui Yang, Anthony Bull, Daniel Rueckert, and Adam Hill, "3D Statistical Shape Modeling of Long Bones," WBIR 2006, LNCS Vol. 4057, pp. 306-314, 2006.
- [17] Tomaz Vrtovec, Dejan Tomazevic, Bostjan Likar, Ludvik Travnik, and Franjo Pernus, "Automated Construction of 3D Statistical Shape Models," Image Anal Stereol 2004, Vol.23, pp. 111-120, 2004.
- [18] Lorensen, W.E. and Cline, H.E., "Marching Cubes: a high resolution 3D surface reconstruction algorithm," Computer Graphics, Vol.21, No.4, pp 163-169, 1987.
- [19] E. V. Chernyaev, "Marching cubes 33: Construction of topologically correct isosurfaces," Technical Report CN/95-17, CERN, 1995.
- [20] P. Cignoni, C. Rocchini, C. Montani, R. Scopigno, "External Memory Management and Simplification of Huge Meshes," IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, Vol.9, No.4, pp. 525-537, 2002.
- [21] W. T. Tutte, "Convex representations of graphs," Proc. London Math. Soc. 10. pp. 304-320, 1960.
- [22] W. T. Tutte, "How to draw a graph", Proc. London Math. Soc. 13, pp. 743-768, 1963.
- [23] M. S. Floater, "Parameterization and smooth approximation of surface triangulations," Computer Aided Geometric Design, Vol.14, No.3, pp. 231-250, 1997.
- [24] W. Welch, A. Witkin, "Free-form shape design using triangulated surfaces," Computer Graphics, Vol.28, Special. 2, pp. 247-256, 1994.
- [25] M. Z'ockler, D. Stalling, and H.-C. Hege, "Fast and intuitive generation of geometric shape transitions," The Visual Computer, Vol.16, No.5, pp. 241-253, 2000.
- [26] Arun, K.S., T.S. Huang, and S.D. Blostein., "Least-Squares Fitting of Two 3-D Point Sets," IEEE Transactions on PAMI, Vol.9, No.5, pp. 698-700, 1987.
- [27] M. B. Stegmann, D. D. Gomez, "A Brief Introduction to Statistical Shape Analysis," Technical Report, 2002.
- [28] R. A. Johnson & D. W. Wichern, "Multivariate Statistics," a Practical Approach, Chapman & Hall, 1988.
- [29] M. A. Styner, K. T. Rajamani, L.-P. Nolte, G. Zsemlye, G'abor Sz'ekely, C. J. Taylor, R. H. Davies, "Evaluation of 3D Correspondence Methods for Model Building," IPMI, LNCS Vol.2732, pp. 63-75, 2003.



유 지 현

2001년 2월 서울여자대학교 컴퓨터학과 학사. 2003년 2월 서울여자대학교 컴퓨터학과 석사. 2006년 2월 서울여자대학교 컴퓨터학과 박사 수료. 2006년 3월~현재 서울여자대학교 컴퓨터학과 초빙강의교수. 관심분야는 영상분할, 영상정합, 의료

영상처리



홍 헬 렌

1994년 2월 이화여자대학교 전자계산학과 학사. 1996년 2월 이화여자대학교 전자계산학과 석사. 2001년 8월 이화여자대학교 컴퓨터학과 박사. 2001년 9월~2003년 7월 서울대학교 컴퓨터공학부 BK 박사후연구원. 2002년 12월~2003년 4월 (주)인피니트테크놀로지 책임연구원. 2003년 8월~2006년 2월 서울대학교 컴퓨터공학부 BK 계약조교수. 2006년 3월~현재 서울여자대학교 미디어학부 전임강사. 관심분야는 의료영상처리, 영상매칭, 컴퓨터 그래픽스, 가상증강현실, HCI