

# 정렬되지 않은 3차원 거리 데이터로부터의 다중 해상도 삼각형 메쉬 모델의 생성 기법

정회원 박 인 규\*, 이 경 무\*\*

## On the Multiresolution Triangulation of Unorganized and Scattered 3-D Range Data

In Kyu Park\*, Kyoung Mu Lee\*\* *Regular Members*

### 요약

본 논문에서는 3차원 물체의 거리 데이터로부터 다중 해상도를 가지는 삼각형 메쉬 모델을 생성하는 알고리듬을 제안한다. 입력의 거리 데이터는 정렬되지 않은 공간상의 점들의 집합이며 어떠한 형상 정보도 가지고 있지 않은 원시적인 데이터 집합으로 가정한다. 제안하는 알고리듬은 K-평균 군집화 기법을 이용하여 3차원 공간상에서 거리 데이터의 군집화를 수행한 후 단위 군집에 대하여 다각형 근사를 수행하여 초기 다각형면 모델을 추정하고 이로부터 삼각형 메쉬 모델을 생성한다. 이 때, 삼각형 메쉬 모델은 다중 해상도 표현이 가능하므로 사용자가 원하는 근사 오차의 레벨에 따라 근사의 정밀도를 조절할 수 있다. 또한, 이 과정에서 동역학적 적응 기법 \cite{Terzo91}을 적용하여 근사 과정에서의 삼각형의 왜곡을 최소화한다. 모의 실험 결과 다중 해상도 삼각형 메쉬 모델이 효과적으로 생성되었으며 각 단계에서 삼각형의 왜곡이 개선되어 등각성을 향상함을 알 수 있다.

### ABSTRACT

In this paper, we propose a new efficient algorithm to construct a multiresolution triangular mesh from unorganized and scattered 3-D range data. The proposed algorithm initially segments the range data into a finite number of patches using the K-means clustering algorithm. Each patch is then approximated by an appropriate polyhedron and divided into triangles, yielding finally a triangular mesh model. By controlling the tolerance of the modeling error, multiresolution representation of the mesh model also can be established efficiently. Moreover, in order to improve the equiangularity of each triangle, we employ the dynamic mesh model \cite{Terzo91}, so that the mesh adaptively finds its equilibrium state, according to the equiangularity constraint. Experimental results demonstrate that satisfactory equiangular mesh models are constructed efficiently at various resolutions, while yielding tolerable error.

### I. 서 론

최근 3차원 컴퓨터 시각 (computer vision) 분야에서는 복수의 거리 영상으로부터 얻어진 거리 데이터로부터 3차원 곡면 모델을 생성해 내는 문제에 관하여 활발한 연구가 진행되고 있다. 특히, 레이저 카메라와 공간 부호화 기법 등과 같은 3차원 거리 영상의

측정 기술이 발달함에 따라 물체 표면의 거리 데이터를 신속하고 정확하게 얻을 수 있게 되었다. 그리고, 복수의 거리 영상 간의 레지스트레이션 (registration)과 인터그레이션 (integration)에 관한 연구가 활발히 진행됨에 따라 여러 방향에서 취득한 거리 영상을 병합하여 물체 표면의 전체적인 3차원 좌표 정보를 얻을 수 있게 되었다 [1, 4, 8]. 따라서 병합된 거리 영상으로부터 전체적인 형상을 복원하는

\*서울대학교 전기공학부(pik@sting.snu.ac.kr)정회원, \*\*홍익대학교 전자전기공학부(kmlee@wow.hongik.ac.kr)정회원  
논문번호: 98245-0612, 접수일자: 1998년 6월 12일

3차원 모델링 기법의 중요성이 점차 증대되고 있다. 특히, 이와 같은 과정으로 얻어진 3차원 곡면 모델은 신속 원형 설계 (rapid prototype), 재공학 (reverse engineering), 컴퓨터 그래픽스 (computer graphics), 가상 환경 (virtual environment)등의 다양한 분야에 응용될 수 있으므로 매우 유용하다고 볼 수 있다.

3차원 거리 데이터의 집합으로부터 적절한 3차원 모델을 얻기 위하여 다양한 분야에서 연구가 이루어져 왔고 여러 가지 알고리듬이 제안되었다 [1, 4, 5, 6, 8, 10, 13]. 기존의 모델링 기법은 3차원 모델의 표현 방식에 따라 크게 삼각형 메쉬 기반 모델링 기법 [1, 10, 13]과 B-Splines 기반 모델링 기법 [5, 6]으로 나뉘어 질 수 있다. 특히 삼각형 메쉬를 이용한 표현 기법은 삼각형면들이 Delaunay 삼각형의 조건을 만족하는 경우에는 표현하고자 하는 곡면의 곡률의 최대값이 증가하기 때문에 복잡한 형상을 가지는 물체에 대하여 효과적으로 모델링을 수행할 수 있다 [3]. 또한 삼각형 메쉬를 이용하면 삼각형의 병합 및 분할을 이용한 다중 해상도 모델의 생성이 용이하기 때문에 거리 데이터를 실세계에서 표현하기 위한 매우 유용한 모델이라고 할 수 있다.

이와 같은 장점으로 인하여 삼각형 메쉬는 기존의 연구에서 다양하게 이용되어 왔고 최종 모델이 삼각형 메쉬가 아닌 경우에도 거리 데이터로부터 생성되는 초기 모델로서 이용되어 B-Splines 곡면과 같은 모델을 생성하는 데 매우 중요한 역할을 한다 [6]. 삼각형 메쉬 모델과 관련된 기존의 많은 연구들은 거리 데이터 또는 3차원 점들로부터 효율적으로 삼각화를 수행하는 기법 [1, 10]과 이미 생성되어 있는 초기 삼각형 메쉬로부터 삼각형 꽈지점의 삭제 및 합병, 변의 교환등과 같은 방법을 이용하여 다중 해상도를 구현하거나 오차의 한도내에서 메쉬를 최적화하는 기법 [2, 7, 9]의 두 가지 분야로 나눌 수 있다.

대부분의 기존의 연구는 주어진 데이터에 기반하여 가장 높은 해상도로 초기 메쉬를 생성한 후, 모델링 오차를 일정 수준으로 유지하며 메쉬의 노드를 줄여 나가는 기법을 이용하고 있다. 또한 거리 영상에서의 데이터간의 인접도를 이용하여 초기 삼각형 메쉬를 생성할 수 있다. 따라서 이러한 경우 주어진 데-

이터 자체는 메쉬의 노드를 형성하며 이와 같은 기법에서는 데이터에 잡음이 존재하지 않고 전처리 단계에서 데이터의 수가 적절히 줄여져 있어야 효율적으로 삼각형 메쉬를 형성할 수 있다. 그러나 실제 거리 데이터는 일반적으로 레인지 파인더로 데이터를 취득할 때의 측정 오차와 레지스트레이션과 인티그레이션 과정에서의 오차로 인하여 참값에 대하여 무시할 수 없는 오차를 가지고 있다. 따라서 이러한 경우 거리 데이터의 각 점들에 기반하여 삼각화를 수행하는 경우 이러한 오차는 보정없이 모델링 과정에 반영될 것이다. 또한 레지스트레이션과 인티그레이션의 결과로 생성된 거리 데이터는 매우 많은 점들로 이루어져 있으므로 기존의 기법은 매우 많은 계산량을 필요로 하고 생성되는 삼각형 메쉬가 표현하는 삼각형면의 형태가 등각성을 보존하지 않는 경우가 많아 이러한 왜곡을 보상하여야 한다는 한계를 가지고 있다. 또한 거리 데이터가 정렬되어 있지 않는 경우 등각성을 만족하는 Delaunay 삼각화를 수행하는 것은 매우 어려운 문제이다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 통계학적 모델과 동역학적 모델을 이용하여 거리 데이터로부터 효율적으로 다중 해상도 삼각형 메쉬 모델을 생성하는 알고리듬에 관하여 서술한다. 이 때, 입력으로 이용되는 거리 데이터는 3차원 물체의 표면을 구성하는 점들의 집합으로서 점들간의 인접도와 같은 부가 정보를 가지고 있지 않은 정렬되지 않은 3차원 점들의 집합으로 일반화한다. 제안하는 알고리듬은 K-평균 군집화 기법을 이용한 단위 군집 생성, 단위 군집의 다각형 근사와 삼각형 메쉬 생성, 삼각형 메쉬의 재구성 및 동역학적 적응 기법을 이용한 군집화의 세 단계로 구성되어 있다. 입력 거리 데이터는 K-평균 군집화 기법 [16]을 이용하여 단위 군집으로 분할되고 분할된 단위 군집은 주변 단위 군집들과의 인접도를 고려하여 다각형으로 근사되어 초기 모델로서 이용된다. 이 때, 데이터의 표면 밀도의 변화와 데이터 자체의 잡음에 강건하게 다각형 모델을 생성할 수 있고 특정 부분의 데이터가 누락된 경우에도 군집화는 수행될 수 있기 때문에 실제 거리 데이터에 대하여 매우 효과적으로 초기 모델을 생성할 수 있-

다. 이와 같이 생성된 초기 다각형 모델은 각 면이 분할되어 삼각형면 모델로 쉽게 변환될 수 있으므로 효과적으로 초기 삼각형 메쉬 모델을 구성할 수 있다. 또한 K-평균 군집화 과정에서 군집의 수를 변화시킴으로써 다각형 모델과 삼각형 메쉬 모델에 대하여 다중 해상도를 구현할 수 있다.

삼각형 메쉬를 이용하여 3차원 물체를 모델링하는 경우 생성된 모델의 적합성을 판단하는 척도 중 실제 거리 데이터에 대한 근사 오차와 삼각형면의 등각성은 매우 중요한 요소이다 [2]. 즉, 삼각형 메쉬를 구성하는 삼각형면의 세 내각이 등각에 가까워 질수록 같은 오차의 한계내에서 삼각형 메쉬의 구조가 단순화 될 수 있고 또한 표현할 수 있는 곡면의 최대 곡률이 증가하게 된다. 본 논문에서 제안하는 알고리듬은 메쉬 모델의 각 노드와 링크를 동역학적인 특성을 가지는 운동체로 해석하고 거리 데이터와 인접 노드가 작용하는 힘에 의하여 그 위치를 변화할 수 있도록 모델링 한다. 생성된 메쉬 모델은 초기 메쉬와 면적이 같은 정삼각형 메쉬 모델을 향하여 반복 수렴시킴으로써 최종 메쉬 모델은 형태의 왜곡이 최소화 되고 삼각형의 등각성을 향상시킬 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II 장에서는 제안하는 삼각형 메쉬 생성 기법에 대해 서술하고 제 III 장에서는 다중 해상도 구현 및 메쉬 적응 기법에 관하여 기술한다. 또한 제 IV 장에서는 제안하는 알고리듬의 계산량을 분석하고 제 V 장에서 실험 결과를 제시한다. 그림 1에 제안하는 알고리듬의 구조를 블럭 다이어그램으로 나타내었다.

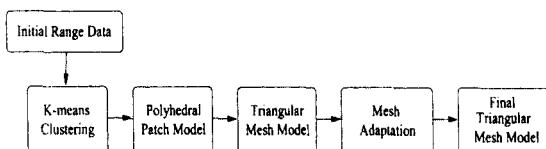


그림 1. Overview of the modeling algorithm

## II. 삼각형 메쉬 모델 추정 기법

시점이 서로 다른 복수의 거리 영상에 대하여 레지스트레이션 (registration)과 인티그레이션 (integration)

의 과정을 거치게 되면 물체 표면의 전체적인 3차원 좌표 정보를 얻을 수 있게 된다. 본 장에서는 이와 같이 생성된 거리 데이터 집합으로부터 초기 삼각형 메쉬 모델의 추정을 수행한다. 추정된 초기 모델은 실제 거리 데이터에 대하여는 해상도에 따른 오차를 가지고 있으나 대상이 되는 물체의 형상 정보를 포함하고 있기 때문에 곡면 근사과정에서 매우 중요한 역할을 하게 된다.

제안하는 초기 모델 추정 기법은 K-평균 클러스터링을 이용한 단위 곡면 생성, 단위 곡면 인접 테이블을 이용한 다각형면 모델 생성 및 삼각형면 모델 생성의 2단계로 나뉘어진다.

### 1. K-평균 군집화 기법을 이용한 단위 곡면의 생성

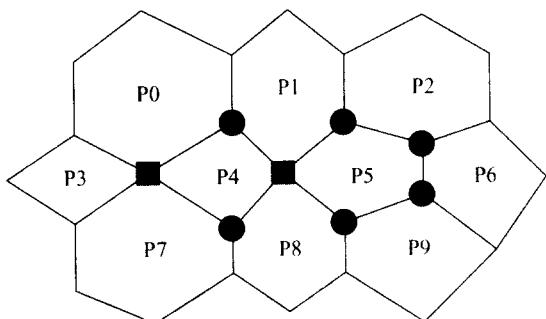
K-평균 군집화 기법 [16]은 다차원 공간의 군집 영역에 속하는 모든 점으로부터 군집 중심가지의 거리의 제곱의 합을 최소화 하는 기법으로서 패턴 인식 및 영상 처리 분야에서 다양하게 이용되고 있다. 거리 데이터의 경우 3차원 유кли드 공간에 데이터들이 분포되어 있으므로 K-평균 알고리듬에 의해 적절한 군집화를 수행할 수 있다. 이 때, 군집의 수는 사용자에 의하여 미리 결정되어 있어야 하고 군집의 중심을 계산하기 위하여 일반 로이드 (generalized Lloyd) 알고리듬 [14]을 이용한다. 이에 의해 얻어진 K개의 군집 중심을  $C = \{y_1, y_2, \dots, y_K\}$ 라고 하면 주어진 3차원 데이터들의 집합은 식 (1)에 의해 K개의 단위 곡면  $P_i (i=1, 2, \dots, K)$ 로 나뉘어지게 된다.

$$\begin{aligned} P_i &= \{\mathbf{x} \mid d(\mathbf{x}, \mathbf{y}_i) \geq d(\mathbf{x}, \mathbf{y}_j) \text{ for all } j (\neq i)\} \\ d(\mathbf{x}, \mathbf{y}_i) &= \mathbf{x} \cdot \mathbf{y}_i - \frac{1}{2} \|\mathbf{y}_i\|^2 \end{aligned} \quad (1)$$

### 2. 단위 곡면의 다각형 근사

K-평균 군집화 기법에 의해 n개의 단위 곡면으로 분할된 거리 데이터는 단위 곡면간의 인접도에 기반한 다각형 근사 기법에 의해 다각형면 모델로 근사된다. 이는 단위 곡면간의 인접 정보를 가지고 있는 단위 곡면 인접 테이블 (Patch Adjacent Table)을 이용하

여 수행될 수 있다. 단위 곡면 인접 테이블은 각 원소가 0 또는 1의 값을 갖는 이진 행렬로서 ( $i, j$ ) 원소는 단위 곡면  $P_i$ 와  $P_j$ 가 서로 인접하였을 경우 1, 그렇지 않은 경우 0의 값을 취한다. 또한 계산상의 편의를 위해 행렬의 대각 원소는 1의 값을 갖도록 한다.



(a)

	P0	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9
P0	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0
P1	1	1	1	0	1	1	0	0	1	0
P2	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0
P3	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0
P4	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0
P5	0	1	1	0	1	1	1	0	1	1
P6	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1
P7	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0
P8	0	1	0	0	1	1	0	1	1	1
P9	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1

(b)

그림2. (a) 단위곡면 (b) 단위 곡면 인접 테이블

그림 2에 단위 곡면의 배열과 결과적으로 생성되는 인접 테이블의 예를 도시하였다. 각 단위 곡면이 근사되는 다각형면의 꼭지점은 세 개 또는 네 개의 단위 곡면이 동시에 인접하는 경우 공통의 경계 점에서 결정된다. 이러한 경계 점들은 단위 곡면 인접 테이블을 이용하여 쉽게 얻을 수 있다. 즉, 단위 곡면  $P_i, P_j, P_k$ , 그리고  $P_t$ 가 동시에 인접하고 있다면 인접 테이블의  $i, j, k$  번째 행, 열로 구성되는 9개의 원소는 모두 1의 값을 가진다. 또한, 네 개의 단위 곡면이 동시에 인접하고 있는 지의 여부도 같은 방식으로 인접 테이블을

참조하여 쉽게 알아 낼 수 있다. 이와 같이 얻어진 다각형의 꼭지점을 그림 2 (a)에 도시하였다. 그림 2 (a)에서 원으로 표시된 점은 세 개의 단위 곡면이 동시에 인접하고 있는 점이고 사각형으로 표시된 점은 네 개의 단위 곡면이 동시에 인접하고 있는 점이다. 이와 같이 단위 곡면에 대한 다각형 근사가 수행되고 전체적으로 연속인 다각형면 초기 모델이 추정된다.

### 3. 삼각형 초기 메쉬 모델의 생성

다각형면 초기 모델이 생성되면 단위 곡면의 무게 중심과 다각형의 꼭지점을 연결하여 새로운 모서리를 생성함으로써 다각형면 초기 모델은 삼각형면 모델로 쉽게 변환될 수 있다. 이 때, 생성되는 삼각형면의 세 꼭지점은 법선 방향으로 가장 가까운 거리 데이터의 위치를 자신의 위치로 취하게 된다. 따라서 결과적으로 생성되는 삼각형 면에서 근사 오차가 발생하는 초기 근사 모델이 형성하는 것이다.

본 논문에서는 인티그레이션의 과정을 거친 거리 데이터를 입력으로 이용하므로 생성되는 초기 모델은 닫힌 면으로 둘러싸여 있다. 따라서, 초기 삼각형 면에서 모서리, 꼭지점의 개수에 대하여 다음과 같은 정리가 성립한다.

- 정리 1: 삼각형면 초기 모델에서 삼각형면의 개수는 항상 짝수이다.

- 정리 2: 다각형면 초기 모델에서 홀수면 다각형 면의 개수는 항상 짝수이다.

정리 1과 정리 2는 간단히 유도될 수 있다. 우선 삼각형의 개수를  $n$ 개라고 가정한다면 하나의 삼각형에는 세 개의 꼭지점이 존재하고 두 개의 삼각형이 하나의 모서리를 공유하므로 전체 모서리의 개수는  $3n/2$ 개가 될 것이다. 그런데 모서리의 개수는 정수가 되어야 하므로  $n$ 은 언제나 짝수가 되어야 한다. 따라서 정리 1이 성립한다. 또한, 홀수면 다각형 내부에 존재하는 삼각형의 개수의 총합이 짝수가 되어야 하므로 홀수면 다각형의 개수도 항상 짝수가 되어 정리 2가 성립한다. 정리 1은 초기 모델이 B-Splines 기반 곡면 모델의 생성에 이용된다면 매우 중요한 의미를

지닌다. 즉, B-Splines 곡면 근사는 격자 구조의 2차원 매개 변수 공간을 필요로 할 수 있는데 한 쌍의 삼각형을 병합하여 하나의 사각형면을 생성함으로써 매개 변수 공간으로 이용할 수 있는 것이다. 그런데 전체적으로 사각형면 모델을 생성하기 위하여 정리 1이 성립하여 삼각형의 개수가 항상 짝수가 되고 사각형면의 개수는 삼각형면의 개수의 절반이 되어 사각형면 모델이 존재할 수 있는 것이다.

### III. 다중 해상도 구현 및 메쉬 적용 기법

본 장에서는 삼각형 초기 메쉬 모델에서 제안하는 다중 해상도의 구현 및 동각성이 향상된 메쉬 모델로의 수렴 기법에 관하여 서술한다. 본 논문에서는 기존의 적용 메쉬 기법 [11]을 초기 메쉬 모델에 적용한 뒤 제안하는 참조 메쉬로의 수렴 기법을 통하여 삼각형의 동각성을 향상시킨다.

#### 1. 다중 해상도 구현

컴퓨터 그래픽스나 가상 현실 분야에서 3차원 물체를 표현하는 경우, 같은 모델을 다중 해상도를 가지도록 표현하여 시점의 원근의 변화나 그래픽 시스템의 부하 상황 등에 적합한 해상도의 모델을 이용하는 것이 효율적이다. 따라서 초기 모델 추정 단계에서는 다중 해상도를 가지는 모델을 쉽게 생성할 수 있는 성질을 가지는 것이 매우 바람직하다.

본 논문에서 제안하는 초기 모델 추정 기법은 다중 해상도를 가지는 모델의 추정에 매우 용이하게 이용될 수 있다. K-평균 군집화 과정에서 군집의 수는 결국 초기 모델의 다각형 면의 수를 결정한다. 따라서, 이를 변화시킴으로써 초기 다각형 면 모델의 다각형 면의 수를 변화시킬 수 있고 결과적으로 초기 모델과 거리 데이터와의 근사 오차를 조절할 수 있다.

일반적으로 초기 모델의 다각형면의 수가 증가할 수록 거리 데이터에 대한 세부적인 근사가 가능하고 따라서 근사 오차는 줄어든다. 그러나 최초의 다각형면 모델의 근사 오차가 허용 범위를 넘어섰다면 다각형면의 수를 점진적으로 증가시켜 오차를 줄여 나간 뒤 오차의 허용 범위로 들어오면 다각형면의 수를

고정시킴으로써 원하는 해상도의 초기 근사를 수행한다. 그림 3에 다중 해상도 초기 모델의 추정 과정을 블럭 다이어그램으로 도시하였다.

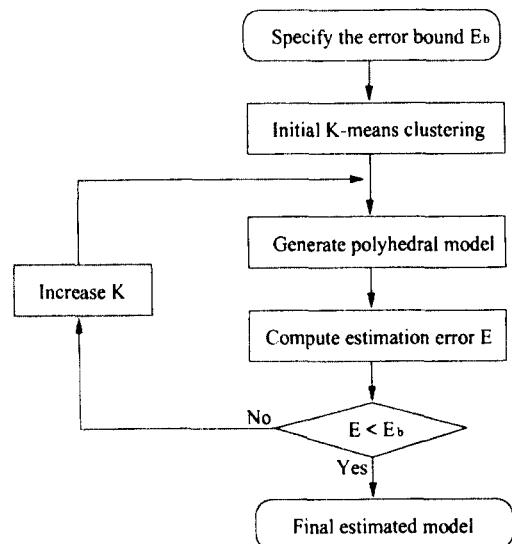


그림 3. 다중해상도 초기 모델 추정 과정

#### 2. 동적 메쉬(dynamic mesh)를 이용한 적용 기법

적용 메쉬 [11]는 밝기 영상 또는 거리 영상에 대하여 입력 특성에 적응적인 샘플링을 가능하게 하기 위하여 제안된 기법으로서 동역학적인 스프링 모델을 활용한 것이다. 메쉬의 노드와 노드를 연결하는 스프링의 자연 상태에서의 길이와 현재 상태에서의 길이의 차이에 의하여 탄성력이 발생하고 노드에 연결된 모든 스프링의 탄성력의 합에 의하여 노드가 이동한다.

이를 수식적으로 살펴보면 다음과 같다. 즉, 노드  $N_i$ 가 자연 상태에서의 길이가  $l_i$ 이고 스프링 상수가  $c$ 인 스프링에 의해 노드  $N_j$ 에 연결되어 있을 때,  $N_i$ 가  $N_j$ 에 작용하는 탄성력  $\vec{F}_i$ 는 다음과 같다.

여기서,  $\vec{x}_i$ 와  $\vec{x}_j$ 는 각각 노드  $N_i$ 와  $N_j$ 의 위치 벡터를 의미한다. 이와 같은 노드와 스프링에 의해 메쉬가 구성되어 있을 때, 메쉬상의 노드  $N_i$ 의 운동은 식 (3)으로 나타내어지는 운동 방정식에 의해 결정된다.

$$\vec{s}_{ij} = \frac{c}{\|\vec{r}_{ij}\|} \vec{r}_{ij}$$

where  $\begin{cases} \vec{r}_{ij} = \vec{x}_j - \vec{x}_i \\ c_{ij} = \|\vec{r}_{ij}\| - l_{ij}, \end{cases}$  (2)

$$m \frac{d^2 \vec{x}_i}{dt^2} + \gamma \frac{d \vec{x}_i}{dt} + \vec{g}_i = \vec{f}_i$$

$$\vec{g}_i = \sum_j \vec{s}_{ij}$$
 (3)

여기서, 상수  $m$ 과  $\gamma$ 는 각각 노드의 질량과 땜평 상수를 의미하며  $\vec{f}_i$ 는 노드  $N$ 에 작용하는 외력을 나타낸다.식 (3)에 의하여 메쉬는 정상 상태로 수렴하게 되는데 이 과정에서 노드의 가속도  $\vec{a}$ 와 속도  $\vec{v}$ 는 0에 가까운 값으로 수렴하게 된다.일반적으로 노드의 질량과 땜평 상수를 크게 설정할수록 메쉬의 운동이 둔감해지며 결과적으로 최종 상태로의 수렴 속도가 느려지게 된다.반면에 질량과 땜평 상수를 작게 설정할 수록 수렴 속도는 빨라지나 국부 최소치로 수렴할 확률이 커지게 된다.

식 (3)에 나타낸 운동 방정식은 시변 방정식이기 때문에 일반적인 해를 구할 수 없으므로 수치 해석적 기법 [15]을 이용하여 현 시각에서의 해를 구한다.즉, 식 (4)과 같이 시각  $t$ 에서의 노드에 작용되는 힘에 의한 가속도를 구하고 이로부터 노드의 새로운 속도와 위치를 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} \vec{f}_i^{new} &= \vec{f}_i - \gamma \vec{v}_i - \vec{g}_i \\ \vec{a}_i^{new} &= \frac{\vec{f}_i^{new}}{m} \\ \vec{v}_i^{new} &= \vec{v}_i + \Delta t \vec{a}_i^{new} \\ \vec{x}_i^{new} &= \vec{x}_i + \Delta t \vec{v}_i^{new} \end{aligned} \quad (4)$$

여기서  $\Delta t$ 는 수치 해석을 위한 시간 구간을 의미하며 작게 설정할수록 수렴 속도는 느려지지만 국부 최소치로 수렴할 가능성은 낮아지게 된다.

이러한 동적 메쉬 모델을 이용하여 초기 삼각형 메쉬의 등각성을 향상시키기 위하여 제안하는 알고리듬에서는 스프링의 자연 상태에의 길이  $l_{ij}$ 가 적절히

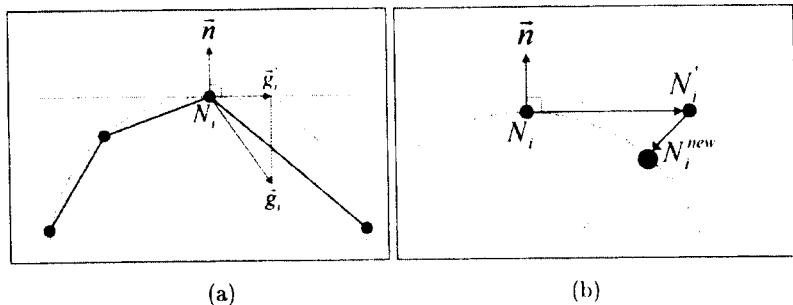
설정된 메쉬로 초기 메쉬를 수렴시킨다. 즉, 초기 메쉬에서의 각 삼각형면과 면적이 같은 정삼각형의 한 변의 길이로  $l_{ij}$ 를 설정한다. 초기 메쉬가 반복 수렴을 계속하게 되면 스프링의 상태는 이러한 자연 상태로 수렴하게 되고 따라서 삼각형은 정삼각형으로 수렴하게 되는 것이다.그런데 하나의 스프링은 인접하고 있는 삼각형의 변을 구성하게 되므로  $l_{ij}$ 가 유일하게 결정되지 않는다. 따라서 두 개의 가능한  $l_{ij}$ 의 값의 평균값을 자연 상태의 길이로 취함으로써 인접하고 있는 두 삼각형에 대해 동등하게 정삼각형에 가까운 삼각형으로 수렴할 수 있도록 한다. 즉, 스프링이 인접하고 있는 두 삼각형의 면적을  $S_i, S_j$ 라고 하면, 스프링의 자연 상태에서의 길이  $l_{ij}$ 는 다음과 같이 결정된다.

$$l_{ref} = \frac{l_1 + l_2}{2} \quad (5)$$

$$\text{여기서, } l_i = \sqrt{\frac{4\sqrt{3}}{3} S_i}, i = 1, 2. \quad (6)$$

또한, 제안하는 알고리듬에서 동적 모델을 적용하는 대상은 3차원 공간상의 메쉬 구조이므로 식 (3)에서 노드에 작용하는 외력  $\vec{f}_i$ 를 적절히 설정하는 문제는 각 수렴 단계에서의 균사 오차에 큰 영향을 주므로 매우 중요한 문제이다.이러한 문제를 효율적으로 해결하기 위하여 제안하는 기법은 메쉬의 노드 위치를 항상 곡면 상에 고정시킴으로써 데이터에 의한 외력  $\vec{f}_i$ 를 0으로 생각할 수 있도록 한다. 즉, 노드의 이동에 의한 새로운 위치 역시 곡면 상으로 투영 시킴으로써 노드 자체에 대한 균사 오차는 0이 되어거리 데이터의 노드에 대한 외력을 고려할 필요가 없게 되는 것이다.그림 4에 이 과정을 2차원으로 도시하였다. 그림 4(a)에서 점선으로 나타내어진 부분은 샘플링된 곡면을 의미한다.

이 때, 노드  $N$ 가 인접한 노드들에 의해 받는 힘의 총 합을  $\vec{g}_i$ 라고 하였을 때, 노드의 움직임을 접평면의 방향으로 제한하기 위하여 접평면위로 사영시킨  $\vec{g}_i'$ 의 성분  $\vec{g}_i'$ 에 의하여 노드가 이동하도록 한다. 그림 4(b)에 나타낸 바와 같이  $N$ 가  $N'$ 으로 이동했다면 다

그림 4. 노드의 이동(a)  $\vec{g}'_i$ 의 설정(b)  $\vec{g}'_i$ 의 설정

시  $N'$ 로부터 곡면상에 내린 수선의 발  $N''$ 을 노드의 새로운 위치로 설정함으로써 노드의 위치를 곡면상으로 고정시킬 수 있는 것이다. 이와 같은 제한 조건과 함께 메쉬를 수렴시킴으로써 등각성을 점차적으로 개선되지만 근사 오차는 일정 수준으로 유지시킬 수 있다.

#### IV. 계산량 분석

거리 데이터를 구성하고 있는 점의 수를  $n$ ,  $K$ -평균 군집화에서의 군집의 수를  $K$ 이라고 하자. 이 때, 전체 모델링 과정을 단위 곡면 생성과 다각형 및 삼각형 모델 생성, 그리고 메쉬 적용의 3단계로 구분하여 계산량을 분석하면 다음과 같다. 우선, 단위 곡면 생성 과정은 각각의 거리 데이터와 군집의 중심간의 거리를 계산하므로 계산량은  $n$ 과  $K$ 의 곱에 비례한다. 또한 다각형 근사 및 삼각형 메쉬 생성 과정의 계산량의 대부분을 차지하는 단위 곡면 인접 테이블을 구하기 위하여 단위 곡면의 평균 거리 데이터의 수, 즉  $n/K$ 의 제곱에 비례하는 연산을  $\binom{n}{2}$ 회 수행하게 된다. 그러나 이 과정에서 특정 거리 이내의 단위 곡면간의 인접도 계산으로 제한하면 계산량을 줄일 수 있으므로 실제로는  $\binom{n}{2}$  대신 다각형의 수  $K$ 에 비례하는 연산을 수행하게 된다. 마지막으로 동적 메쉬를 이용한 적응 과정에서는 메쉬의 노드수에 비례하는 계산이 필요한데 노드의 수는 결국  $K$ 에 비례하게 되므로 적응 과정 역시  $K$ 에 비례하는 연산을 필요로 한다.

표 1에 각 단계에서의 계산량을  $O$  표기법을 이용

하여 나타내었다.

표 1. 각 단계에서의 계산량

모델링 단계	계산량
단위 곡면 생성	$O(n \cdot K)$
다각형 근사 및 삼각형 메쉬 생성	$O(\frac{n^2}{K})$
메쉬 적용 (1회반복)	$O(K)$

#### V. 실험 결과

제안하는 모델링 기법의 성능을 평가하기 위하여 합성 및 실제 거리 데이터에 대하여 모의 실험을 수행하였다. 실험에 사용된 거리 데이터는 토러스와 전화기 모델의 거리 데이터이며 각각 16,200개와 41,522개의 점으로 이루어져 있다. 토러스 모델의 거리 데이터는 합성 데이터이며 전화기 모델의 거리 데이터는 10장의 거리 영상에 대해 레지스트레이션과 인티그레이션의 과정을 거쳐 생성되었다 [8]. 실험에 이용되는 거리 데이터는  $x$ ,  $y$ ,  $z$  축 방향으로의 최대 크기가 40이 되도록 확대 또는 축소되어 상대적인 오차의 크기를 측정하기 용이하도록 하였다. 그림 5에 토러스와 전화기 모델의 거리 데이터를 도시하였다.

##### 1. 다중 해상도 삼각형 메쉬 생성

토러스와 전화기의 거리 데이터에 대하여 다중 해상도를 구현하기 위하여  $K$ -평균 군집화 과정에서의

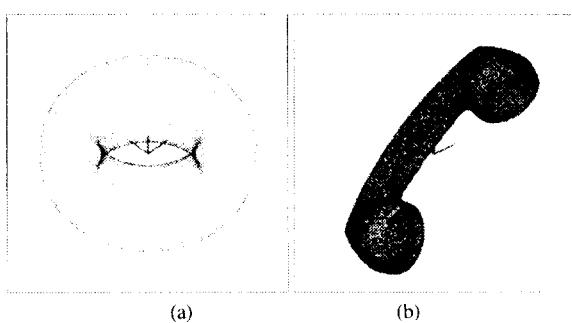


그림 5. 실험에 사용된 거리 데이터(a) 토러스(b) 전화기

군집의 수를 변화시켜가며 초기 모델을 추정하였다. 토러스에 대하여 다각형면의 수를 증가시키며 생성된 초기 모델을 그림 6에 도시하였다. 그림 6의 (a)와 (b)는 30면 다각형면 모델과 80면 다각형면 모델이며 다양한 형태의 다각형면으로 모델링이 수행되었음을 알 수 있다. 만약 거리 데이터가 균일하게 분포되어 있고 거리 데이터의 곡률이 일정하다면 생성되는 다각형은 모두 6각형이 되겠지만 실제로는 이러한 조건이 만족될 수 없으므로 생성되는 다각형 모델은

4각형면에서 8각형면까지 다양하게 존재하고 있음을 알 수 있다. 또한, 도시된 초기 모델의 다각형면들은 한 평면에 위치하지 않는데 각각의 다각형면들에 대하여 다각형면에 의해 근사된 단위 곡면의 중심을 기준으로 내부적으로 삼각형면으로의 분할이 이루어졌기 때문이다. 그림 6의 (c)와 (d)는 초기 모델을 삼각형면 모델로 나타낸 것이다. 이 때, 생성된 삼각형면은 정삼각형에 가까운 형태를 지니므로 초기 모델의 바람직한 형태라고 할 수 있다. 이것은 K-평균 군집화 과정에서 최소 거리 군집화를 수행하므로 생성되는 다각형면이 정다각형에 가까운 형태를 지니기 때문이다.

같은 방식으로 전화기에 대하여 생성된 다중 해상도 모델을 그림 7에 도시하였다. 그림 7의 (a)와 (b)는 전화기 거리 데이터에 대한 80면 다각형면 모델과 130면 다각형면 모델이며, 이로부터 생성된 삼각형면 모델을 (c)와 (d)에 도시하였다.

다중 해상도 초기 모델에 대하여 실제 근사 오차의 변화를 알아보기 위하여 실제 거리 데이터로부터 초기 모델까지의 거리를 오차로 설정하여 그 결과를 표

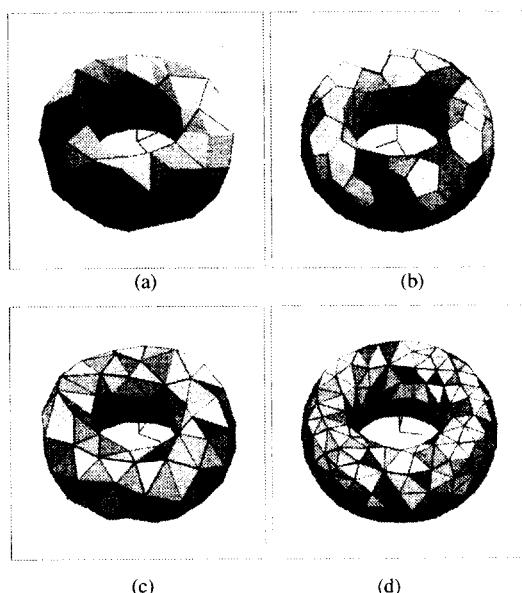


그림 6. 토러스에 대한 다중 해상도 초기 추정 모델 (a) 다각형 모델(30면) (b) 다각형 모델(80면) (c) 삼각형 모델(176면) (d) 삼각형 모델(470면)

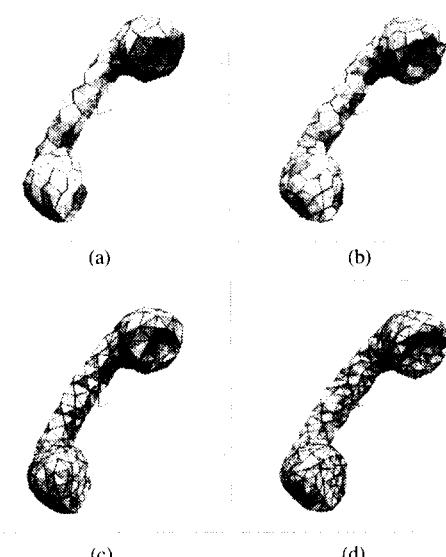


그림 7. 전화기에 대한 다중 해상도 초기 추정 (a)모델다각형 모델(80면) (b)다각형면 모델(130면) (c)삼각형면 모델(438면) (d)삼각형면

표 8. 토리스의 다중 해상도 초기 모델

다각형면의 수	삼각형 면의 수	꼭지점수	모서리수	근사 오차	평균 거리데이터
30	176	88	264	1.38	540
40	236	118	354	0.95	405
50	298	149	447	0.72	324
60	356	178	534	0.58	270
70	416	208	624	0.52	231
80	470	235	705	0.44	203

2와 표 3에 나타내었다. 다각형면의 수가 증가함에 따라 근사 오차가 감소하고 있음을 알 수 있다. 모델링 과정에서 거리 데이터는 한 변의 길이가 80인 정육면체의 내부에 꼭 맞게 존재하도록 정규화된다. 이것을 고려해 볼 때, 표 2와 표 3에 나타낸 근사 오차는 매우 작은 수준임을 알 수 있다. 또한 삼각형면 초기 모델

표 3. 전화기의 다중 해상도 초기 모델

다각형면의 수	삼각형 면의 수	꼭지점수	모서리수	근사 오차	평균 거리데이터
80	438	221	657	0.49	519
90	476	240	714	0.47	461
100	548	276	822	0.40	415
110	584	294	876	0.41	377
120	646	325	969	0.36	346
130	722	363	1083	0.31	319

에 대하여 꼭지점의 수, 모서리의 수, 면의 수, 관통로의 수에 대하여 오일러의 공식이 만족되고 있음을 알 수 있다.

## 2. 동적 메쉬를 이용한 초기 메쉬의 적용

다음으로는 초기 삼각형 메쉬 모델에 대하여 동역

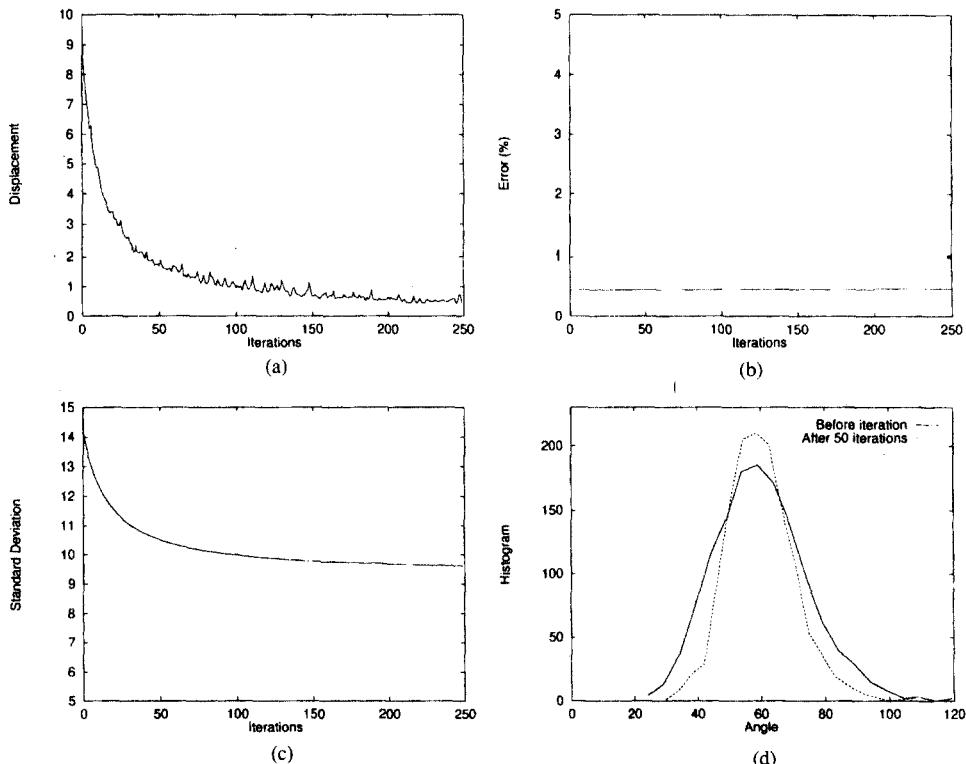


그림 8. 전화기 모델에 대한 삼각형 메쉬의 적용 결과 (a) 노드 위치의 변화량 (b) 근사 오차의 변화량 (c) 삼각형 각의 표준편차 변화 (d) 삼각형 각의 누적 도수 변화

학적 적응 메쉬 기법을 적용하여 초기 메쉬의 적응 과정을 실험하였다. 그림 8에 전화기 모델에 대한 실험 결과를 도시하였다. 사용된 초기 메쉬 모델은 80면의 다각형 모델로부터 생성되었으며 250번의 반복 수렴 과정을 통하여 각 단계에서의 메쉬 노드의 총 변위와 실제 거리 데이터에 대한 근사 오차를 계산하였다. 또한 삼각형 메쉬의 등각성의 변화를 알아보기 위하여 삼각형면의 각의 평균값과 표준 편차의 변화 추이를 도시하였다. 그림 8(a)에 나타난 바와 같이 노드의 총 변위는 반복 수렴이 진행될수록 감소하여 삼각형 메쉬가 정상 상태로 수렴하고 있음을 알 수 있다. 또한 이 때의 근사 오차는 그림 8(b)에 도시한 바와 같이 거의 변화가 없으며 삼각형 각의 표준 편차는 그림 8(c)에 나타낸 바와 같이 감소하고 있음을 알 수 있다. 그림 8(d)에는 초기 삼각형 메쉬와 50번 반복 수렴을 한 뒤의 삼각형 각의 누적 도수 분포를 나타내었다.

### 3. 모델링 시간 분석

제안하는 모델링 기법이 지니는 장점중의 하나는 계산량이 기존의 기법에 비해 적다는 것이다. 그림 9에 초기 삼각형 메쉬 생성에 소요된 모델링 시간을 도시하였다. 실험에 이용된 프로세서 Intel Pentium II 266MHz이다. 여기에서 알 수 있듯이 토러스에 대하여

25초 이내, 전화기에 대하여는 90초 이내에 초기 메쉬가 생성되었다. 또한 다각형면의 수를 변화시켜가며 측정한 모델링 단계별 소요 시간은 제 IV 장에서 분석한 계산량에 거의 일치하는 경향을 보임을 알 수 있다. 한편, 적응 과정에서는 반복회수당 2초(토러스)와 5초(전화기) 정도의 시간이 소요되었다.

## V. 결 론

본 논문에서는 통계학적 모델과 동역학적 모델을 이용하여 거리 데이터로부터 다중 해상도 삼각형 메쉬 모델을 생성하는 알고리듬을 제안하였다. 제안하는 알고리듬은 K-평균 군집화 기법을 이용한 단위 군집 생성, 단위 군집의 다각형 근사와 삼각형 메쉬 생성, 삼각형 메쉬의 재구성 및 동역학적 적응 기법을 이용한 균일화의 세 단계로 구성되어 있다. 이 과정에서 K-평균 군집화 기법에서의 군집의 수를 변화시킴으로써 생성되는 삼각형 메쉬 모델에 대하여 다중 해상도를 구현할 수 있었으며 동역학적 적응 메쉬 기법을 초기 삼각형 메쉬 모델에 적용하여 삼각형면의 등각성을 향상시켰다. 거리 데이터의 모델링 기법에 있어서 삼각형 메쉬는 매우 중요한 역할을 한다. 그러나 생성된 3차원 모델이 재공학이나 캐드등과 같은 실제 분야에 보다 더 유용하게 이용되게 하기 위하여

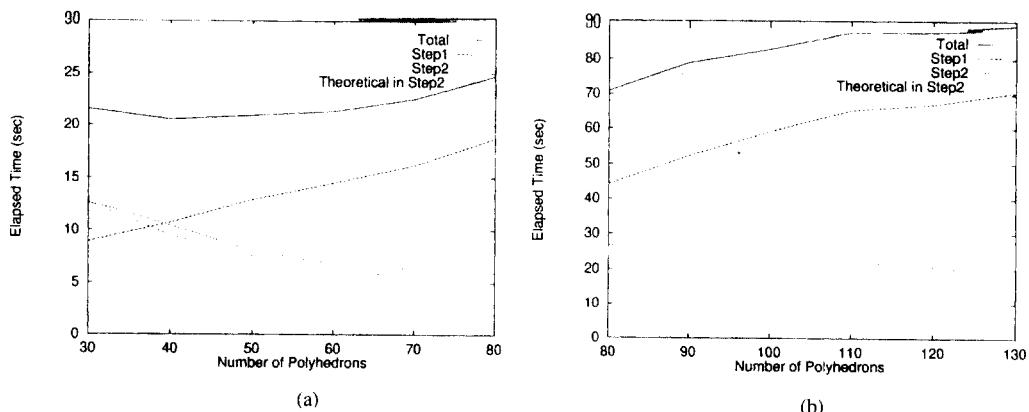


그림 9. 모델링 수행 시간 (a)토러스 (b)전화기

NURBS 곡면 모델과 같은 캐드 모델을 생성하는 문제 역시 매우 중요한 문제이다. 본 논문에서 제안하는 기법으로 생성된 삼각형 메쉬는 거리 데이터에 대하여 효과적인 다중 해상도 초기 모델을 제공하므로 이를 기반으로 하고 삼각형 메쉬 모델의 단점을 극복한 NURBS 곡면 모델의 생성이 본 연구의 앞으로의 진행 방향이다.

## 참 고 문 헌

1. M. Soucy and D. Laurendeau, "A general surface approach to the integration of a set of range views," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no. 4, pp. 344-358, April 1995.
2. M. Soucy and D. Laurendeau, "Multiresolution surface modeling based on hierarchical triangulation," *CVGIP:Image Understanding*, vol. 63, no. 1, pp. 1-14, January 1996.
3. L. Floriani, B. Falcidieno, and C. Pienovi, "Delaunay-based representation of surfaces defined over arbitrarily shaped domains," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 32, no. 1, pp. 127-140, 1985.
4. B. Curless and M. Levoy, "A volumetric method for building complex models from range images," *Proceedings of SIGGRAPH '96*, pp. 303-312, August 1996.
5. V. Krishnamurthy and M. Levoy, "Fitting smooth surfaces to dense polygon meshes," *Proceedings of SIGGRAPH '96*, pp. 313-324, August 1996.
6. M. Eck and H. Hoppe, "Automatic reconstruction of B-spline surfaces of arbitrary topological type," *Proceedings of SIGGRAPH '96*, pp. 325-334 August 1996.
7. M. Eck, T. DeRose, T. Duchamp, H. Hoppe, M. Lounsbery, and W. Stuetzle, "Multiresolution analysis of arbitrary meshes," *Proceedings of SIGGRAPH '95*, pp. 173-182, August 1995.
8. G. Turk and M. Levoy, "Zippered polygon meshes from range images," *Proceedings of SIGGRAPH '94*, pp. 311-318, August 1994.
9. H. Hoppe, T. DeRose, T. Duchamp, J. McDonald, and W. Stuetzle, "Mesh optimization," *Proceedings of SIGGRAPH '93*, pp. 19-26, August 1993.
10. H. Hoppe, T. DeRose, T. Duchamp, J. McDonald, and W. Stuetzle, "Surface reconstruction from unorganized points," *Proceedings of SIGGRAPH '92*, pp. 71-78, July 1992.
11. D. Terzopoulos and M. Vasilescu, "Sampling and reconstruction with adaptive mesh," *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 70-75, June 1991.
12. M. Vasilescu and D. Terzopoulos, "Adaptive meshes and shells: irregular triangulation, discontinuities, and hierarchical subdivision," *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 829-832, June 1992.
13. Y. Chen and G. Medioni, "Description of complex objects from multiple range images using an inflating balloon model," *CVGIP:Image Understanding*, vol. 61, no. 3, pp. 325-334, May 1995.
14. A. Gersho and R. M. Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*, Kluwer Academic Publishers, 1992.
15. W. Press, B. Fannery, S. Teukosky, and W. Vetterling, *Numerical Recipes: The Art of Scientific Computing*, Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1986.
16. J. L. Marroquin and F. Girosi, "Some extensions of the K-means algorithm for image segmentation and pattern recognition," AI Memo 1930, MIT Artificial Intelligence Laboratory, January 1993.
17. I. K. Park and S. U. Lee, "Geometric modeling from scattered 3-D range data," *IEEE Int'l*

Conference on Image Processing, vol. II, pp.  
712-715, October 1997.



박 인 규(In Kyu Park) 정회원  
1972년 1월 28일 생  
1995년 2월 서울대학교 제어계측  
공학과 졸업(공학사)  
1997년 2월 서울대학교 제어계측  
공학과 졸업(공학석사)  
1997년 3월-현재 서울대학교 전  
기공학부 박사과정

<연구분야>영상 신호처리, 컴퓨터 비전, 멀티미디어  
등.



이 경 무 (Kyoung Mu Lee) 정회원  
1984 서울대학교 제어계측공학  
과 학사  
1986 서울대학교 제어계측공학  
과 석사  
1993 Univ. of Southern California  
전기공학과 박사

1993-1994 Signal & Image processing Institute, USC,  
Research Fellow

1994-1995 삼성전자 자동화연구소 선임연구원  
1995-현재 홍익대학교 전자전기공학부 조교수  
<연구분야>컴퓨터비전, 영상처리 및 멀티미디어응용