

삼각형 팬 구조에 기반한 3차원 메쉬 부호화 기법

준회원 심재영*, 종신회원 이상욱**

3D Mesh Encoding Technique Based on Triangle Fan Structure

Jae-Young Sim* Associate Member, Sang-Uk Lee** Life Member

요 약

본 논문에서는 삼각형 메쉬(triangular mesh)로 이루어진 3차원 모델의 연결 정보(connectivity data)와 형상 정보(geometry data)를 삼각형 팬(triangle fan) 구조에 기반하여 효율적으로 압축하는 부호화 기법을 제안한다. 첫째로, 연결 정보의 무손실 부호화로 꼭지점 차수 왜곡(vertex degree warping) 기법을 제안한다. 기존의 알고리즘이 연결 정보와 형상 정보를 분리하여 부호화하는데 반해 제안하는 알고리즘은 연결 정보를 부호화하는데 형상 정보를 이용하여 압축 효율을 높인다. 둘째로, 형상 정보를 압축하기 위해 이중 평행사변형 예측(dual parallelogram prediction) 기법을 제안한다. 삼각형 팬 구조를 이용함으로써 기존의 삼각형 스트립(triangle strip) 기반의 알고리즘보다 정확한 형상 예측이 가능하고, 예측 오차가 작아지게 된다. 다양한 3차원 메쉬 모델에 대한 모의 실험을 통하여 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 우수한 압축 성능을 나타냄을 확인한다.

ABSTRACT

In this paper, we propose an efficient encoding algorithm for the compression of 3D triangular mesh model, which consists of the connectivity data and the geometry data, based on the triangle fan structure. First, the vertex degree warping technique is proposed for a lossless encoding of the connectivity data. While most conventional algorithms treat the connectivity and the geometry data separately, the proposed algorithm exploits the geometrical information to improve the compression performance for the connectivity encoding. Secondly, the dual parallelogram prediction technique is proposed in order to compress the geometry data. By adopting the triangle fan structure, the proposed algorithm provides the more accurate geometry prediction and smaller prediction error than the conventional prediction algorithm which employs the triangle strip. Experimental results for various 3D mesh models demonstrate that the proposed algorithm yields the higher compression ratio than the conventional algorithms.

1. 서론

최근에 3차원 데이터는 가상 현실(virtual reality), CAD, 오락, 의료 영상 등 다양한 분야에서 사용되고 있다. 그러나 3차원 데이터는 일반적으로 그 양이 매우 방대해서 제한된 대역폭에서 전송을 하거나 저장하기가 어렵다. 따라서 높은 압축률을 구현하는 효율적인 부호화 알고리즘의 개발이 필수적이다. 삼각형 메쉬(triangular mesh)는 3차원 데이터를

표현하는데 가장 널리 쓰이는 방법 중 하나이며, 연결 정보(connectivity data)와 형상 정보(geometry data)로 이루어진다. 연결 정보는 삼각형 메쉬의 꼭지점들을 잇는 링크(link)들의 관계를 나타내며, 형상 정보는 공간상의 꼭지점 위치를 의미한다. 지금까지 삼각형 메쉬의 연결 정보와 형상 정보의 압축에 대한 많은 연구가 이루어져 왔다.

삼각형 메쉬의 압축에 대한 연구는 종합된 삼각형 스트립(generalized triangle strip)^[1]을 제안한 Deering에 의해 시작되었다. Taubin과 Rossignac은

* 서울대학교 전기컴퓨터공학부 신호처리연구실(jyoung@ipl.snu.ac.kr),
논문번호 : 010079-0426, 접수일자 : 2001년 4월 27일

** 서울대학교 (sanguk@sting.snu.ac.kr)

꼭지점 스페닝 트리(vertex spanning tree)와 삼각형 스페닝 트리(triangle spanning tree)를 통해서 삼각형 메쉬의 연결 정보를 압축하였다^[2]. 서로 듀얼 그래프(dual graph)관계에 놓여있는 트리들을 이용하여 연결 정보를 부호화하는데 꼭지점 당 평균 비트량(bits per vertex (bpv))이 4 비트가 요구되었다. Touma와 Gotsman은 연결 정보를 메쉬의 넓이 우선 탐색(breadth-first traversal) 과정에서 나타나는 꼭지점 차수(vertex degree)와 연결 부호로 나타내고, 이를 엔트로피 부호화(entropy coding)함으로써 평균 2 bpv의 연결 정보 압축 성능을 보였다^[8]. 꼭지점 차수는 삼각형 메쉬를 구성하는 꼭지점과 연결되어 있는 링크의 총 개수를 의미한다.

메쉬의 연결 정보가 삼차원 데이터를 복원하는데 매우 중요하기 때문에 무손실 부호화(lossless coding)를 하는 것과는 달리, 형상 정보인 꼭지점의 좌표는 일정한 해상도로 양자화(quantization) 한 후에 양자화 된 정수 값을 무손실 부호화하는 것이 일반적이다. 형상 정보의 압축 효율을 높이기 위해서 위치를 예측하고, 예측 오차를 실제 부호화의 대상으로 한다. Taubin과 Rossignac은 예측하고자 하는 꼭지점에 선행하는 꼭지점들의 위치를 이용하여 최소 자승법(least square method)으로 예측 오차를 줄이는 방법을 제안하였다^[2]. Touma와 Gotsman은 삼각형 면들이 이루는 접힌 각(crease angle)을 이용한 개선된 평행사변형 예측(parallelogram prediction) 기법을 제안하였다^[8]. 그밖에 형상 정보의 압축과 관련하여 벡터 양자화(vector quantization)와 형상 왜곡의 정도를 측정하는 기법 등이 제안되었다^[5,10,11].

본 논문에서는 삼각형 메쉬로 이루어진 3차원 데이터의 연결 정보와 형상 정보의 압축을 위한 효율적인 부호화 알고리즘을 제안한다. 첫째로, 꼭지점 차수^[8] 표현 방법을 기반으로 연결 정보의 압축률을 높이는 꼭지점 차수 왜곡(vertex degree warping (VDW)) 기법을 제안한다. 제안하는 알고리즘에서는 3차원 메쉬 모델의 꼭지점 차수 분포를 삼각형 팬 기반의 형상 정보를 이용하여 왜곡된 꼭지점 차수(warped vertex degree) 분포로 변형시킨다. 변형된 분포는 실제 꼭지점 차수의 분포보다 더 작은 엔트로피를 갖기 때문에 엔트로피 부호화를 통한 압축 효율을 높일 수 있다. 둘째로, 형상 정보에 대한 예측으로 이중 평행사변형 예측(dual parallelogram prediction (DPP)) 기법을 제안한다. DPP는 삼각형 팬에 기반하여 순방향 평행사변형(forward

parallelogram)과 역방향 평행사변형(backward parallelogram)을 동시에 사용하여 꼭지점의 위치를 예측함으로써 기존의 삼각형 스트립 기반의 예측 기법에 비해 정확한 예측이 가능하고, 예측 오차를 줄임으로써 부호화 효율을 얻을 수 있다. 또한 기존의 평행사변형 예측에 의한 오차와 DPP의 예측 오차에 대한 분석을 통해서 부호화 효율을 예측한다. 다양한 3차원 메쉬 모델에 대한 모의 실험을 통하여 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘 [2]와 [8]에 비해 각각 1.45~1.86 배와 1.02 배 높은 압축률을 보임을 확인한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II.장에서는 VDW 기법을 설명하고, III.장에서는 DPP 기법을 제안하고, 예측 오차의 특성에 대해서 분석한다. IV. 장에서는 모의 실험 결과를 보이고, V.장에서 본 논문을 끝맺도록 한다.

II. 연결 정보 부호화

본 장에서는 형상 정보를 이용하여 연결 정보인 꼭지점 차수^[8]를 보다 효율적으로 압축하는 부호화 기법을 제안한다.

1. 꼭지점 차수에 기반한 연결 부호

연결 정보의 부호화 과정에서 나타나는 연결 부호는 다음과 같다^[8]. 삼각형 메쉬를 일정한 방향으로 탐색해 나가면서 새롭게 나타나는 꼭지점들에 대해서는 이를 꼭지점 리스트에 저장하고, 해당 꼭

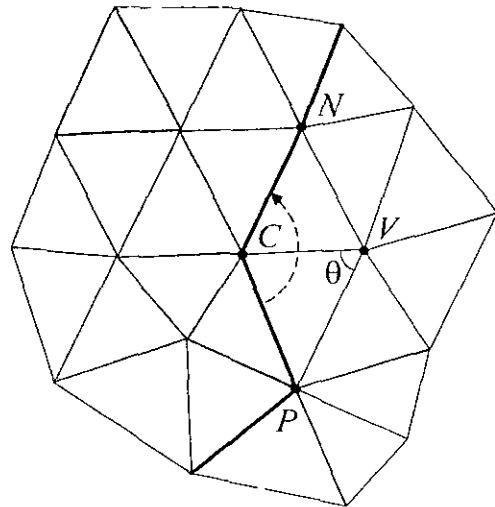


그림 1. 꼭지점 차수 왜곡 기법이 적용되는 일반적인 메쉬에 점선으로 표시된 화살표는 삼각형 메쉬 부호화의 탐색 방향을 의미한다.

지점의 차수(degree)를 “add <degree>” 부호로 부호화한다. 탐색 과정에서 새롭게 나타나는 꼭지점이 이미 현재의 꼭지점 리스트에 들어있는 예외적인 경우는 리스트에서 이 꼭지점의 위치(offset)만을 “split <offset>” 부호로 부호화하고, 리스트를 분할하여 각각의 리스트에 대하여 부호화 과정을 진행한다. 비슷한 예외 경우로 새롭게 나타난 꼭지점이 이미 부호화를 거친 다른 리스트에 들어있는 경우 이 리스트의 차례(index)와 리스트에서 꼭지점의 위치(offset)를 “merge <index><offset>” 부호로 부호화하고, 현재의 리스트에 해당 리스트를 병합시켜 부호화를 진행한다. 일반적인 메시 모델은 균일하지 않은 꼭지점 차수 분포를 갖기 때문에 허프만 부호화(Huffman coding)나 산술 부호화(arithmetic coding)와 같은 엔트로피 부호화 기법을 사용하면 부호화 효율을 높일 수 있다. 실제로 [8]에서는 연결 부호들에 엔트로피 부호화와 줄 길이 부호화(run-length coding)를 적용하여 평균 1 bpv 이하로 연결 정보를 압축하고 있다.

2. 꼭지점 차수 왜곡 기법

제안하는 VDW 알고리즘은 연결 정보에 대한 부호화 효율을 보다 높이기 위해서 꼭지점 차수를 부호화하는데 삼각형 팬의 형상 정보를 이용한다. 삼각형 팬이란 여러 개의 삼각형이 하나의 꼭지점을 공유하며 부채꼴 모양으로 맞물려 있는 구조를 말하며, 삼각형들이 지그재그로 길게 맞물려 있는 스트립에 대응되는 개념이다. VDW 기법은 삼각형 팬을 기반으로 중심점의 꼭지점 차수를 부호화 할 때, 팬을 이루는 삼각형이 중심점과 맞물려 있는 부분의 각도를 이용하여 꼭지점 차수를 가상의 연결 정보인 왜곡된 꼭지점 차수로 변환시킨다. 그림 1은 삼각형 메쉬를 넓이 우선 탐색으로 확장해 나가면서 VDW 기법이 적용되는 예를 보여주고 있다. 어두운 영역과 흰 영역은 각각 형상 정보가 이미 부호화 된 영역과 부호화 될 영역을 나타내고 있다. 굵은 선은 이 두 영역의 경계이며, 심볼 C는 현재 삼각형들이 부호화되는 팬의 중심점이다. 심볼 P, N은 각각 경계에서 C의 이전, 이후 꼭지점을 나타낸다.

삼각형의 형상 부호화가 C를 중심으로 하는 팬에서 반 시계 방향으로 이루어지고 있다고 가정하면 새로운 꼭지점 차수를 부호화 할 꼭지점은 V가 된다. 이 과정에서 V의 형상 정보도 같이 부호화되는데, VDW 기법은 형상 정보를 먼저 부호화하

고, 연결 정보를 나중에 부호화하는 구조를 취한다. 형상 정보를 먼저 부호화하게 되면 V의 꼭지점 차수를 부호화하기 전에 V를 중심으로 하는 삼각형 팬의 일부인 삼각형 VCP의 형상 정보를 알 수 있다. 이 삼각형의 형상 정보라고 볼 수 있는 각 θ 와 연결 정보인 V의 꼭지점 차수간에는 다음과 같은 관계가 근사적으로 성립함을 알 수 있다. 일반적으로 팬이 많은 수의 삼각형을 포함할수록, 중심점과 만나는 부분의 삼각형들의 내각의 평균값이 작아지게 되고, θ 도 작아지게 된다. 따라서 적당한 정규화 상수 ϕ 를 고려하면 $\frac{2\pi-\theta}{\phi}$ 를 꼭지점 차수의 예측자로 생각할 수 있고, 이 값을 이용하여 기존의 꼭지점 차수를 왜곡된 꼭지점 차수로 다음과 같이 변환할 수 있다.

$$\delta_{warp}(V) = \alpha(V) - \left[\frac{2\pi - \theta}{\phi} \right]. \tag{1}$$

식 (1)에서 $\alpha(V)$ 와 $\delta_{warp}(V)$ 는 각각 V의 꼭지점 차수와 왜곡된 꼭지점 차수를 나타내고,

[x]는 x에 가장 가까운 양의 정수를 의미한다. 그리고 ϕ 는 변환에 사용되는 정규화 파라미터로서 부호화 이전에 미리 구해서 복호기(decoder)에 부가 정보로 보낸다. ϕ 는 $[0, \pi]$ 에서 왜곡된 꼭지점 차수의 엔트로피를 최소화하는 값으로 선택한다. 식 (1)과 같이 $\alpha(V)$ 와 θ 의 관계를 이용하면 $\delta_{warp}(V)$ 는 $\alpha(V)$ 에 대한 예측 오차의 성격을 갖게되고, $\alpha(V)$

표 1. 다양한 형상 정보의 양자화 해상도 하에서 “Skull” 모델의 꼭지점 차수와 왜곡된 꼭지점 차수의 분포 비교

꼭지점 차수	빈도수	왜곡된 꼭지점 차수	빈도수		
			8 bpc	10 bpc	12 bpc
3	2	-5	2	2	1
4	1766	-4	7	9	8
5	2101	-3	74	143	95
6	3020	-2	502	813	654
7	2318	-1	1803	2279	2015
8	1362	0	3370	3740	3615
9	339	1	3663	3157	3462
10	40	2	1354	744	1009
11	4	3	146	61	85
12	0	4	31	4	8
엔트로피	2.43	엔트로피	2.22	2.20	2.19

보다 더 밀집된 분포를 형성함으로써 엔트로피가 작아지게 된다. 표 1은 “Skull” 모델에 대한 δ 와 δ_{warp} 의 분포를 8 bits per coordinate (bpc), 10 bpc, 12 bpc의 양자화 해상도 하에서 비교하고 있다. 이 경우 부호화 이전에 구해진 ϕ 는 27°이다. 표에서 볼 수 있듯이 형상 정보의 양자화 해상도가 10 bpc 이상에서 뿐 만 아니라 비교적 낮은 8 bpc에서도 $\delta_{warp}(V)$ 가 $\delta(V)$ 에 비해 보다 밀집된 분포를 갖고, 엔트로피가 작아지는 효과가 있어 제안하는 알고리즘은 순수한 꼭지점 차수를 부호화하는 기존의 알고리즘에 비해 부호화 효율을 높일 수 있다.

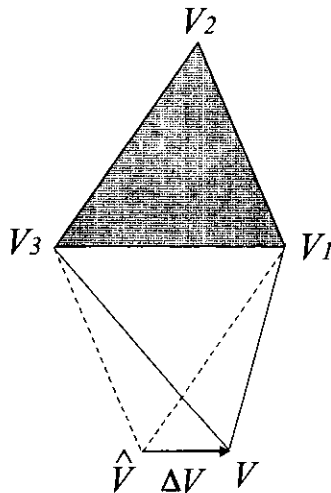


그림 2. 평행사변형 예측 기법.

III. 형상 정보 부호화

형상 정보의 압축 효율은 꼭지점의 위치에 대한 예측이 정확할수록 높아진다. 기존의 알고리즘들은 연결 정보의 부호화 과정에서 발생하는 삼각형 스트립에 기반한 선형 예측 기법을 사용한다^[2,8]. 본 장에서는 삼각형 팬에 기반한 정교하고 정확한 예측 기법을 제안한다. 삼각형 팬 구조를 꼭지점 위치의 예측에 이용하게 되면 순방향 평행사변형 예측과 역방향 평행사변형 예측이 동시에 적용되어 한 방향으로만 평행사변형 예측을 하는 기존의 알고리즘보다 예측 오차를 줄일 수 있고 부호화 효율을 높일 수 있다.

1. 이중 평행사변형 예측 기법

가장 간단하고, 정확한 형상 정보의 예측 기법 중 하나는 그림 2에 나타난 평행사변형 예측 기법이다.

그림에서 어두운 삼각형의 세 꼭지점의 위치는 이미 부호화를 통해서 알고 있고, V 는 새롭게 위치를 부호화 할 꼭지점이라 가정하자. 그러면 V 의 위치를 예측하기 위해서 형상을 알고 있는 삼각형 $V_1V_2V_3$ 로부터 다음과 같은 관계식을 통해서 평행사변형 $V_1V_2V_3\hat{V}$ 를 만들 수 있다.

$$\hat{V} = V_1 + V_3 - V_2 \quad (2)$$

이 때, 예측 오차 벡터는 $\Delta V = V - \hat{V}$ 로 정의된다.

제안하는 DPP 알고리즘은 삼각형 팬 구조를 이용한 개선된 평행사변형 예측 기법이다. 그림 3은 DPP가 삼각형 팬 구조에서 어떻게 이루어지는가를 보여준다. 어두운 부분과 밝은 부분은 각각 형상 부호화 과정에서 이미 부호화가 끝난 삼각형들과 부호화를 할 삼각형들을 나타낸다. C 의 팬에서 삼각형 탐색 방향이 반 시계 방향이라고 가정하면 V 는 형상 정보가 부호화 될 새로운 꼭지점이 된다. F_2 와 B_1 은 팬의 중심점인 C 와 새로운 꼭지점 V 에 동시에 연결되어 있는 꼭지점들이다. F_1 은 반 시계 방향으로 F_2 의 선행 꼭지점이고, B_2 는 B_1 다음에 놓이는 꼭지점이다. V 의 위치를 부호화 할 때, 이미 삼각형 CF_1F_2 와 CB_1B_2 의 형상 정보를 알고 있기 때문에 이 두 개의 삼각형들을 이용하면 탐색 경로의 순방향과 역방향으로 V 의 위치를 예측할 수 있다. \hat{V}_F 와 \hat{V}_B 를 각각 삼각형 CF_1F_2 와 CB_1B_2 로부터 유도되는 순방향 평행사변형 예측자와 역방향 평행사변형 예측자라고 하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

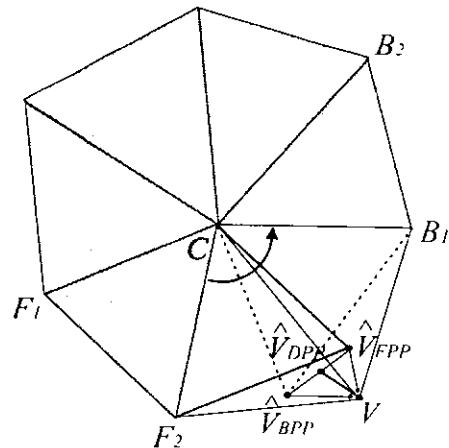


그림 3. 이중 평행사변형 예측 기법. 화살표는 삼각형 예측 부호화의 탐색 방향을 의미한다.

$$\begin{aligned} \hat{V}_F &= C + F_2 - F_1, \\ \hat{V}_B &= C + B_1 - B_2. \end{aligned} \quad (3)$$

그러면 이중 평행사변형 예측자 \hat{V}_D 는 \hat{V}_F 와 \hat{V}_B 의 평균으로 정의한다.

$$\hat{V}_D = \frac{\hat{V}_F + \hat{V}_B}{2}. \quad (4)$$

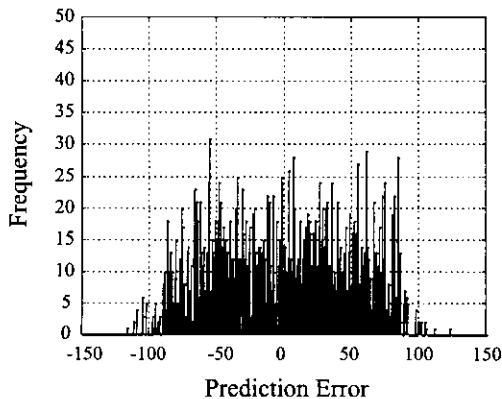
실제로 형상 정보의 심볼로서 부호화가 되는 것은 꼭지점의 위치가 아니고 위치에 대한 예측 오차이기 때문에 식 (3)과 (4)로부터 세 가지 예측 오차는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta V_F &= V - \hat{V}_F, \\ \Delta V_B &= V - \hat{V}_B, \\ \Delta V_D &= V - \hat{V}_D. \end{aligned} \quad (5)$$

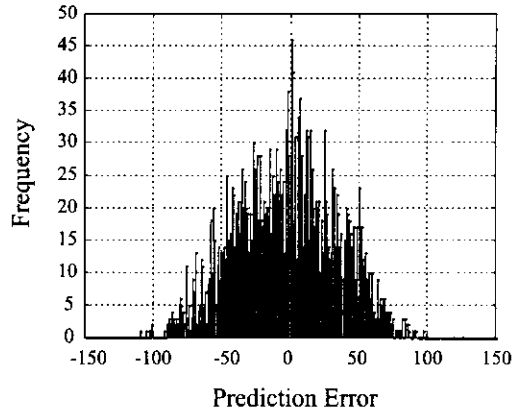
DPP는 메시 모델의 모든 꼭지점에 적용되지 않고, 그림 3의 V 와 같이 팬에서 가장 마지막에 탐색되는 꼭지점에만 적용된다. 그러므로 이중 예측이 불가능한 꼭지점들에 대해서는 기존의 순방향 평행사변형 예측 기법만을 적용한다. 이중 예측을 적용하는 꼭지점 수에 대한 전체 꼭지점 수의 비는 메시 모델의 연결 특성에 따라 다른 값을 갖는다. 이 비율을 이중 비율(dual ratio)이라고 정의하고 ρ 로 표현하면 다음과 같다.

$$\rho = \frac{\text{Number of dually predictable vertices}}{\text{Number of total vertices}}. \quad (6)$$

이중 예측이 모든 꼭지점에 대해서 적용되지 않음에도 불구하고, 일반적으로 제안하는 DPP 알고리즘의 예측 오차는 기존의 순방향 평행사변형 예측 기



(a) 평행사변형 예측



(b) 이중 평행사변형 예측

그림 4. “Shape” 모델에 평행사변형 예측과 이중 평행사변형 예측 기법을 적용한 경우 예측 오차 벡터의 x-좌표 성분의 비교. 형상 정보의 양자화 해상도는 12 bpc.

법의 오차보다 작다. 그림 4는 3차원 메시 모델 “Shape”에 기존의 평행사변형 예측 오차와 제안하는 DPP 예측 오차의 x-좌표 성분의 분포를 비교하고 있다. 그림에서 볼 수 있듯이 DPP의 예측 오차는 평행사변형 예측 오차보다 0을 중심으로 보다 밀집된 분포를 갖고 있다. 따라서 엔트로피 부호화를 적용하면 DPP 알고리즘이 기존의 예측 기법보다 더 향상된 압축률을 얻을 수 있다.

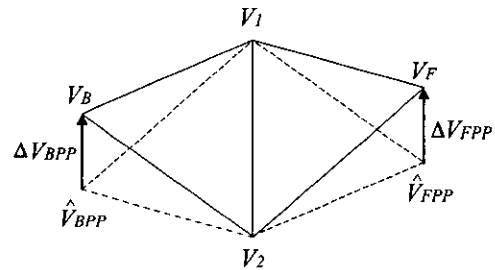


그림 5. 순방향 평행사변형 예측 오차와 역방향 평행사변형 예측 오차의 관계.

2. 예측 오차의 분석

형상 부호화의 압축 성능은 예측 오차에 대한 엔트로피 부호화에서 나타난다. 예측 오차가 보다 밀집되어 분포할수록 이를 부호화하는데 적은 비트량 (bitrate)이 요구된다. 앞에서 언급한 바와 같이, DPP 예측 오차는 기존의 평행사변형 예측 오차보다 작고, 밀집된 분포를 갖는다. 본 장에서는 평행사변형 예측 오차와 DPP 예측 오차의 통계적 분포 특성인 분산에 대해서 분석한다. 식 (5)의 예측 오

차는 벡터이므로 $\Delta x, \Delta y, \Delta z$ 중 하나의 좌표 성분의 분산으로도 오차의 통계적 특성을 분석하는데 충분하므로 앞에서 정의한 벡터 표기법들을 한 좌표 성분에 대한 스칼라 표기법으로 표현하도록 한다.

순방향, 역방향, 이중 평행사변형 예측 오차들의 평균과 분산을 각각 m_F, m_B, m_D 와 $\sigma_F^2, \sigma_B^2, \sigma_D^2$ 로 표현하자. 엔트로피 부호화의 성능과 관계되는 통계적 특성은 분산이므로 일반성을 잃지 않고, 예측 오차들의 평균을 0으로 놓을 수 있다.

표 2. 8개의 메쉬 모델에 대해서 실험적으로 구한 이중 비율(ρ)과 이론적, 실험적 λ_{var} 값의 비교

3D 메쉬 모델	실험값 ρ	이론값 λ_{var}	실험값 λ_{var} (오차)		
			8 bpc	10 bpc	12 bpc
Bunny	0.75	0.62	0.88 (0.42)	0.77 (0.24)	0.76 (0.23)
Crocodile	0.66	0.67	0.92 (0.37)	0.85 (0.27)	0.84 (0.25)
Eight	0.84	0.58	0.73 (0.26)	0.72 (0.24)	0.72 (0.24)
Horse	0.82	0.59	0.87 (0.47)	0.82 (0.39)	0.82 (0.39)
Monster	0.64	0.68	0.87 (0.28)	0.86 (0.26)	0.85 (0.25)
Shape	0.92	0.54	0.56 (0.04)	0.55 (0.02)	0.55 (0.02)
Skull	0.54	0.73	0.79 (0.08)	0.78 (0.07)	0.78 (0.07)
Triceratops	0.56	0.72	0.82 (0.14)	0.81 (0.13)	0.80 (0.11)
평균			0.26	0.20	0.20

$$\begin{aligned} m_F &= E(\Delta V_F) = 0, \\ m_B &= E(\Delta V_B) = 0, \\ m_D &= E(\Delta V_D) = 0. \end{aligned} \quad (7)$$

그림 5에 도시된 바와 같이 ΔV_F 와 ΔV_B 는 서로 같은 값을 갖기 때문에 통계적 특성이 동일하고, 다음과 같이 같은 크기의 분산을 갖는다고 볼 수 있다.

$$\begin{aligned} \sigma_F^2 &= \sigma_{FP}^2, \\ \sigma_B^2 &= \sigma_{BP}^2. \end{aligned} \quad (8)$$

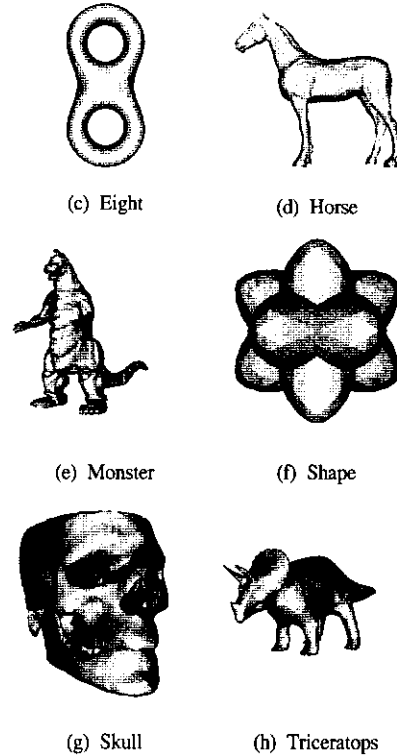
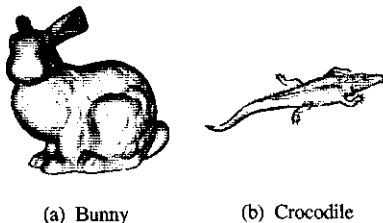
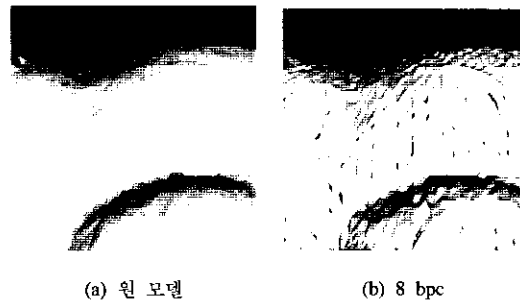


그림 6. 삼각형 메쉬로 이루어진 3차원 모델의 예.

ΔV_D 의 분산은 식 (4),(5),(7),(8)로부터 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \sigma_D^2 &= E\left\{ \left(V - \frac{V_F + V_B}{2} \right)^2 \right\} \\ &= \frac{1}{4} E\{ (V - V_F + V - V_B)^2 \} \\ &= \frac{1}{4} (\sigma_F^2 + \sigma_B^2 + 2E\{\Delta V_F \Delta V_B\}). \end{aligned}$$

여기서 ΔV_F 와 ΔV_B 가 서로 독립(independent)인 확률 변수(random variable)이므로, $E\{\Delta V_F \Delta V_B\}$ 는 σ_{FP}^2 에 비해 매우 작은 값이 되어 σ_D^2 는 다음과 같이 표현할 수 있다.



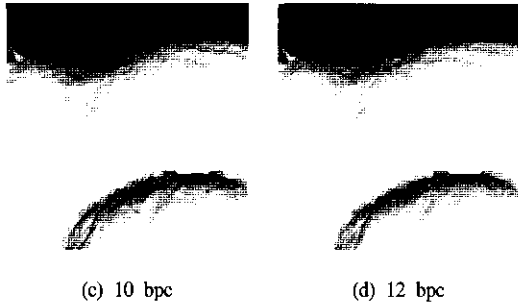


그림 7. “Bunny” 원 모델과 다양한 형상 정보의 양자화 해상도에서 부호화와 복호화를 거친 복원 모델의 정확도 비교

$$\sigma_D^2 \approx \frac{1}{2} \sigma_{PP}^2 \quad (9)$$

이제 제안하는 DPP의 예측 오차와 분산을 각각 ΔV_{DPP} 와 σ_{DPP}^2 라고 하자. 또한, 이중 예측이 적용되는 꼭지점 수, 적용되지 않는 꼭지점 수, 전체 꼭지점 수를 각각 N_{duo} , N_{uni} , N_{total} 라고 하자 그러면 제안하는 DPP 알고리즘에서 나타나는 N_{total} 개의 ΔV_{DPP} 는 N_{duo} 개의 ΔV_D 와 N_{uni} 개의 ΔV_F 로 이루어지므로 식 (6)과 (9)로부터 σ_{DPP}^2 는 다음과 같이 표현된다.

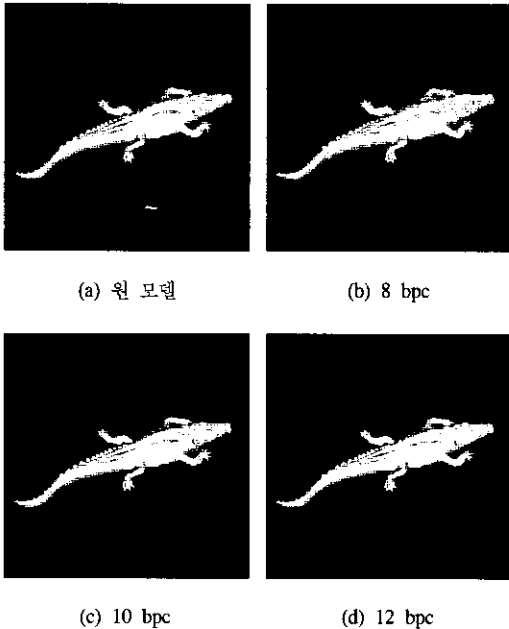


그림 8. “Crocodile” 원 모델과 다양한 형상 정보의 양자화 해상도에서 부호화와 복호화를 거친 복원 모델의 정확도 비교

$$\begin{aligned} \sigma_{DPP}^2 &\approx \frac{N_{uni}}{N_{total}} \sigma_{PP}^2 + \frac{N_{duo}}{N_{total}} \sigma_D^2 \\ &= (1 - \rho) \sigma_{PP}^2 + \rho \sigma_D^2 \\ &= \left(1 - \frac{\rho}{2}\right) \sigma_{PP}^2 \end{aligned} \quad (10)$$

식 (10)에서 알 수 있듯이, 메쉬 모델내의 모든 꼭지점이 이중 평행사변형을 통해서 예측될 수 있다면 ($\rho=1$), $\sigma_{DPP}^2 \approx \frac{1}{2} \sigma_{PP}^2$ 이 되고, 이중 평행사변형 예측이 전혀 적용되지 않는다면 ($\rho=0$), $\sigma_{DPP}^2 \approx \sigma_{PP}^2$ 이 된다. 따라서 ρ 가 1에 가까워질수록 DPP 알고리즘은 평행사변형 예측 오차보다 작은 분산을 갖는 예측 오차를 부호화함으로써 압축 성능이 높아지게 된다.

식 (10)에서 유도된 ρ 와 예측 오차의 분산간의 이론적인 관계를 8개의 메쉬 모델에 대한 실험을 통해서 확인해본다. $\lambda_{var} = \frac{\sigma_{DPP}^2}{\sigma_{PP}^2}$ 로 놓으면

$\lambda_{var} = \left(1 - \frac{\rho}{2}\right)$ 가 된다. 표 2는 실험적으로 계산한 ρ 로부터 얻어진 이론적인 λ_{var} 과 다양한 형상 양자화 해상도 하에서 실험을 통해 계산한 실제 λ_{var} 의 관계를 비교하고 있다. 표에서 보는 바와 같이 실험적으로 계산한 λ_{var} 은 주어진 ρ 로부터 구한 이론적인 λ_{var} 과 유사한 값을 가지며 그 오차는 대략 20% 정도임을 확인할 수 있다. “Shape” 모델은 매우 규칙적인 정삼각형으로 이루어져 있고, ρ 가 크기 때문에 λ_{var} 이 비교적 작은 값을 가지며, 이론값과 실험값이 거의 일치함을 확인할 수 있다. ρ 의 정의와 이론적, 실험적인 ρ 와 λ_{var} 의 관계로부터 ρ 는 (0,1)내의 값을 가지며, σ_{DPP}^2 는 σ_{PP}^2 보다 항상 작은 값을 가짐을 알 수 있다. 또한 ρ 가 1에 가까워질수록 제안하는 알고리즘의 예측 오차는 기존의 평행사변형 예측 오차에 비해 0 주위에 밀집된 분포를 가지며, 엔트로피 부호화를 통한 압축 성능이 커지게 된다.

IV. 모의 실험 결과

제안하는 알고리즘과 기존의 알고리즘 [2,8]과의 압축 성능을 다양한 양자화 해상도 하에서 비교 실험한다. 그림 6은 실험에 사용한 삼각형으로 이루어진 3차원 메쉬 모델로서 MPEG4-SNH그룹에서 제공하고 있다. 그림 7과 그림 8은 다양한 양자화 해상도에서 부호화와 복호화를 거친 복원된 모델과

표 3. 제안하는 알고리즘과 기존의 알고리즘 [2],[8]의 압축 성능 비교 꼭지점 좌표에 대한 양자화 해상도는 8 bpc.

3D 메쉬 모델	꼭지점 수	Taubin[2]		Touma[8]		제안 알고리즘		압축 비	
		연결 정보	형상 정보	연결 정보	형상 정보	연결 정보	형상 정보	[2]/Prp.	[8]/Prp.
Bunny	34835	12352(2.84)	30577(7.02)	5624(1.29)	20445(4.70)	5190(1.19)	19652(4.51)	1.73	1.05
Crocodile	17332	12601(5.82)	23206(10.71)	3827(1.77)	10437(4.82)	4162(1.92)	9883(4.56)	2.55	1.02
Eight	766	363(3.79)	1146(11.97)	39(0.41)	781(8.16)	38(0.40)	753(7.86)	1.91	1.04
Horse	11135	3958(2.84)	11488(8.25)	1065(0.77)	7652(5.50)	1079(0.78)	7553(5.43)	1.79	1.01
Monster	25118	12977(4.13)	35155(11.20)	5751(1.83)	17517(5.58)	5709(1.82)	16614(5.29)	2.16	1.04
Shape	2562	713(2.23)	4578(14.30)	28(0.09)	3198(9.99)	33(0.10)	3223(10.06)	1.63	0.99
Skull	10952	8848(6.46)	15487(11.31)	3880(2.83)	11951(8.73)	3396(2.48)	12785(9.34)	1.50	0.98
Triceratops	3100	2389(6.17)	4358(11.25)	998(2.58)	3290(8.49)	963(2.49)	3268(8.43)	1.60	1.01
평균		4.29	10.75	1.45	7.00	1.40	6.94	1.86	1.02

원 모델의 형상을 비교 도시하고 있다. 그림에서 볼 수 있듯이 꼭지점의 위치가 8 bpc 이상의 해상도로 양자화 되는 경우 복원된 메쉬 모델은 원 모델과 거의 유사함을 확인할 수 있다.

연결 정보의 부호는 왜곡된 꼭지점 차수로서 실제 꼭지점 차수보다 밀집된 분포를 갖기 때문에 엔트로피가 작다. 이 왜곡된 꼭지점 차수를 부호화하기 위해서 산술 부호화 기법^[14]을 사용하고, 예외적인 경우의 연결 정보에 대해서는 고정 길이 부호화(fixed length coding)를 사용한다. 형상 정보의 부호화에서는 제안하는 DPP 알고리즘의 예측 오차가 기존의 평행사변형 예측 오차에 비해 훨씬 작고, 0을 중심으로 밀집된 분포를 갖기 때문에 역시 산술 부호화 기법을 사용하여 예측 오차를 부호화함으로써 압축 성능을 높인다.

표 3,4,5는 각각 양자화 해상도가 8 bpc, 10 bpc, 12 bpc일때 기존의 알고리즘 [2,8]과 제안하는 알고리즘의 압축 성능을 비교하고 있다. 부호화된 연결

정보와 형상 정보는 압축 데이터의 크기를 바이트(byte) 단위로 표기하고, 꼭지점 당 요구되는 평균 비트량을 괄호 안에 표기하였다. 마지막 두 열은 압축비로서 각각 기존의 알고리즘 [2]와 [8]의 압축된 연결 정보와 형상 정보의 합을 제안하는 알고리즘의 그것으로 나눈 값이다. 표에서 보는 바와 같이 기존의 알고리즘에서 연결 정보의 부호화는 형상 정보와 독립적으로 이루어지므로 압축된 연결 정보는 형상 정보의 양자화 해상도에 상관없이 일정한 크기를 갖는다. 이와는 달리 제안하는 VDW 알고리즘은 연결 정보의 부호화에 형상 정보를 이용하기 때문에 형상 정보의 양자화 해상도에 따라 각각 다른 크기로 압축된 연결 정보를 갖게 된다. 일반적으로 “Bunny”나 “Monster”와 같이 세밀한 모델은 많은 수의 꼭지점을 갖는다. 그리고, 메쉬 모델을 3차원 공간상의 단위 큐브(cube)에 정규화(normalization)한 경우 성긴 모델에 비해 삼각형의 크기가 훨씬 작아진다. 따라서 양자화 된 꼭지점 위치의 예측 오차는 비교적 작

표 4. 제안하는 알고리즘과 기존의 알고리즘 [2],[8]의 압축 성능 비교 꼭지점 좌표에 대한 양자화 해상도는 10 bpc.

3D 메쉬 모델	꼭지점 수	Taubin[2]		Touma[8]		제안 알고리즘		압축 비	
		연결 정보	형상 정보	연결 정보	형상 정보	연결 정보	형상 정보	[2]/Prp.	[8]/Prp.
Bunny	34835	12352(2.84)	51257(11.77)	5624(1.29)	33204(7.63)	5108(1.17)	32534(7.47)	1.69	1.03
Crocodile	17332	12601(5.82)	31986(14.76)	3827(1.77)	17790(8.21)	4176(1.93)	17453(8.06)	2.06	1.00
Eight	766	363(3.79)	1767(18.45)	39(0.41)	1325(13.84)	32(0.33)	1284(13.41)	1.62	1.04
Horse	11135	3958(2.84)	18720(13.45)	1065(0.77)	13573(9.75)	1078(0.77)	13589(9.76)	1.55	1.00
Monster	25118	12977(4.13)	49868(15.88)	5751(1.83)	29828(9.50)	5646(1.80)	28367(9.03)	1.85	1.05
Shape	2562	713(2.23)	6635(20.72)	28(0.09)	5087(15.88)	43(0.13)	5098(15.92)	1.43	1.00
Skull	10952	8848(6.46)	23594(17.23)	3880(2.83)	19789(14.46)	3362(2.46)	20617(15.06)	1.35	0.99
Triceratops	3100	2389(6.17)	6531(16.85)	998(2.58)	5433(14.02)	957(2.47)	5398(13.93)	1.40	1.01
평균		4.29	16.14	1.45	11.66	1.38	11.58	1.62	1.02

표 5. 제안하는 알고리즘과 기존의 알고리즘 [2],[8]의 압축 성능 비교 꼭지점 좌표에 대한 양자화 해상도는 12 bpc.

3D 메쉬 모델	꼭지점 수	Taubin[2]		Touma[8]		제안 알고리즘		압축 비	
		연결 정보	형상 정보	연결 정보	형상 정보	연결 정보	형상 정보	[2]/Prp.	[8]/Prp.
Bunny	34835	12352(2.84)	75205(17.27)	5624(1.29)	53441(12.27)	5104(1.17)	52848(12.14)	1.51	1.02
Crocodile	17332	12601(5.82)	43646(20.15)	3827(1.77)	28701(13.24)	4121(1.90)	28592(13.20)	1.72	0.99
Eight	766	363(3.79)	2343(24.47)	39(0.41)	1918(20.03)	33(0.34)	1844(19.26)	1.44	1.04
Horse	11135	3958(2.84)	26919(19.34)	1065(0.77)	21616(15.53)	1071(0.77)	21718(15.60)	1.35	1.00
Monster	25118	12977(4.13)	66470(21.17)	5751(1.83)	44024(14.02)	5633(1.79)	41980(13.37)	1.67	1.05
Shape	2562	713(2.23)	8555(26.71)	28(0.09)	7234(22.59)	35(0.11)	7078(22.10)	1.30	1.02
Skull	10952	8848(6.46)	31790(23.22)	3880(2.83)	28143(20.56)	3351(2.45)	28974(21.16)	1.26	0.99
Triceratops	3100	2389(6.17)	8802(22.71)	998(2.58)	7768(20.05)	951(2.45)	7630(19.69)	1.30	1.02
평균		4.29	21.88	1.45	17.29	1.37	17.07	1.45	1.02

고 0 주위에 밀집된 분포를 갖게 되어 형상 정보의 엔트로피 부호화 효율이 높아진다. “Shape”과 “Eight”은 대부분의 꼭지점 차수가 6으로 비교적 균일한 연결 특성을 갖기 때문에 엔트로피 부호화 결과 제안하는 알고리즘과 [8]에서 연결 정보를 평균 1 bpv 이하로 압축할 수 있다. 제안하는 알고리즘에서 “Skull”은 [8]에 비해 형상 정보의 부호화 성능이 비교적 낮게 나오는데 이는 제안하는 알고리즘의 예측 오차가 다른 모델에 비해 비교적 크게 나타나기 때문이다. 이에 대한 이유는 크게 두 가지가 있는데 첫째로, “Skull”의 이중 비율 ρ 가 0.54로서 다른 모델에 비해 비교적 낮기 때문에 III.2의 분석에 따라 이중 평행사변형 예측의 기여도가 낮아져서 예측 오차의 분산이 크게 줄어들지 않기 때문이다. 둘째로, “Skull”은 매우 불규칙적인 형상을 가지고 있어서 기본적으로 평행사변형을 통한 형상 예측이 부정확하여 예측 오차가 커지기 때문이다. 모의 실험 결과를 정리하면, 제안하는 알고리즘은 기존의 알고리즘 [2]에 비해 1.45~1.86 배의 압축 성능을 나타내고, [8]보다 1.02 배 우수한 압축비를 갖는다. 따라서, 제안하는 알고리즘은 삼각형 메쉬로 이루어진 3차원 데이터를 기존의 알고리즘에 비해 작은 양의 공간에 저장할 수 있고, 제한된 대역폭을 통해서 전송할 수 있다. 그 외의 양자화 해상도 하에서 다른 여러 모델에 대해 모의 실험한 결과 제안하는 알고리즘이 3차원 메쉬를 압축하는데 효율적인 부호화 알고리즘임을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문은 삼각형 메쉬로 이루어진 3차원 데이터

를 삼각형 팬 구조에 기반하여 효율적으로 압축하는 부호화 알고리즘을 제안하였다. 먼저 형상 정보를 이용하여 연결 정보를 부호화하는 꼭지점 차수 왜곡 기법을 제안하였다. 또한, 팬 구조를 이용하여 순방향과 역방향의 두 방향으로 꼭지점의 위치를 보다 정확히 예측하는 이중 평행사변형 예측 기법을 제안하였고, 예측 오차의 분산 특성을 분석하였다. 다양한 실험 모델에 대한 모의 실험을 통하여 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘 [2]와 [8]에 비해 각각 1.45~1.86 배와 1.02 배 우수한 압축 성능을 나타냄을 확인하였다.

본 연구와 관련하여 향후 연구 방향으로 다음과 같은 주제를 생각해 볼 수 있다. 첫째로, 본 연구에서는 형상 정보를 양자화 한 후에 무손실 부호화를 수행하였는데, 형상 정보를 비율-왜곡(rate-distortion) 측면에서 보다 효율적으로 압축할 수 있는 손실 부호화에 대한 연구도 중요한 과제이다. 둘째로, 본 논문은 정적 메쉬(static mesh)를 대상으로 하는 부호화 알고리즘인데, 인터넷이나 무선 통신망을 통해서 점진적으로 3차원 정보를 전송하기 위한 점진적 메쉬(progressive mesh)의 부호화에 대한 연구도 매우 중요한 연구 과제이다.

참고 문헌

[1] M. Deering, “Geometry compression,” in *Proc. of SIGGRAPH*, ACM Press, pp. 13-20, 1995.
 [2] G. Taubin and J. Rossignac, “Geometric compression through topological surgery,” *Research Report RC-20340*, IBM Research Division, 1996.

[3] G. Taubin *et al.*, "The VRML compressed binary format," June 1997. The document and the execution file are available from <http://www.research.ibm.com/vrml/binary>.

[4] M. Chow, "Optimized geometry compression for real-time rendering," *Proc. of Visualization*, IEEE Computer Society Press, pp. 347-354, 1997.

[5] "Description of core experiments on 3D model coding," ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11 MPEG98/M4061, Oct. 1998.

[6] "A color coding technique for 3D meshes using adaptive prediction," ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11 MPEG98/4252, Dec. 1998.

[7] S. Gumhold and W. Strasser, "Real time compression of triangle mesh connectivity," in *Proc. of SIGGRAPH*, ACM Press, pp. 133-140, 1998.

[8] C. Touma and C. Gotsman, "Triangle mesh compression," in *Proc. Graphics Interface '98*, pp. 26-34, 1998.

[9] J. Rossignac, "Edgebreaker: connectivity compression for triangle meshes," *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, vol. 5, no. 1, Jan. 1999.

[10] J.S. Choi, *et al.*, "Geometry compression of 3-D mesh models using predictive two-stage quantization," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 19, no. 2, Mar. 2000.

[11] J.-H. Ahn and Y.-S. Ho, "An efficient geometry compression method for 3D objects in the spherical coordinate system," in *Proc. Int'l Conf. Image Processing*, vol. 2, pp. 482-486, 1999.

[12] G. Taubin, W.P. Horn, F. Lazarus, and J. Rossignac, "Geometry coding and VRML," *Proc. of IEEE*, vol. 86, no. 6, pp. 1228-1243, June 1998.

[13] H. Hoppe, "Progressive meshes," in *Proc. of SIGGRAPH*, pp. 99-108, 1996.

[14] I.H. Witten, R. Neal, and J.G. Cleary, "Arithmetic coding for data compression," *Commun.*, ACM, vol. 30, pp. 520-540, June 1987.

[15] T.M. Cover and J.A. Thomas, *Elements of*

Information Theory, John Wiley & Sons, 1991.

[16] T.C. Bell, J.G. Cleary, and I.H. Witten, *Text compression*, Prentice Hall, 1990.

[17] W.A. Gardner, *Introduction to random processes: with applications to signals and systems*, 2nd ed., McGraw-Hill, 1990.

[18] A. Gersho and R.M. Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*, Norwell Kluwer, 1992.

심재영(Jac-Young Sim) 준회원



1999년 2월 : 서울대학교
전기공학부 졸업
2001년 2월 : 서울대학교
전기.컴퓨터 공학부 석사
2001년 3월~현재 : 서울대학교
전기.컴퓨터 공학부
박사과정

<주관심 분야> 신호처리, 영상처리

이상욱(Sang-Uk Lee) 중신회원



1973년 : 서울대학교
전기공학과 졸업
1976년 : Iowa State University
전기공학 석사
1980년 : University of Southern
California 전기공학
박사

1980년~1981년 : General Electric Company
1981년~1983년 : M/A-COM Research Center
1983년~현재 : 서울대학교 전기.컴퓨터 공학부 교수
<주관심 분야> 신호처리, 영상처리, 컴퓨터비전