

3D 메쉬 모델의 셰이딩 시 시각적 왜곡을 방지하는 법선 벡터 압축에 관한 연구

문현식*, 정채봉**, 김재정***

The Compression of Normal Vectors to Prevent Visual Distortion in Shading 3D Mesh Models

Mun Hyun Sik*, Jeong Chae Bong** and Kim Jay Jung***

ABSTRACT

Data compression becomes increasingly an important issue for reducing data storage spaces as well as transmission time in network environments. In 3D geometric models, the normal vectors of faces or meshes take a major portion of the data so that the compression of the vectors, which involves the trade off between the distortion of the images and compression ratios, plays a key role in reducing the size of the models. So, raising the compression ratio when the normal vector is compressed and minimizing the visual distortion of shape model's shading after compression are important. According to the recent papers, normal vector compression is useful to heighten compression ratio and to improve memory efficiency. But, the study about distortion of shading when the normal vector is compressed is rare relatively. In this paper, new normal vector compression method which is clustering normal vectors and assigning Representative Normal Vector (RNV) to each cluster and using the angular deviation from actual normal vector is proposed. And, using this new method, Visually Undistinguishable Lossy Compression (VULC) algorithm which distortion of shape model's shading by angular deviation of normal vector cannot be identified visually has been developed. And, being applied to the complicated shape models, this algorithm gave a good effectiveness.

Key words : Normal Vector, Compression

1. 서 론

인터넷 혹은 네트워크 상에서 형상 모델을 저장, 전송 그리고 디스플레이 할 때 저장 공간을 줄이는 것과 전송 시간을 단축하는 것 그리고 그 모델을 신속하고 실물에 가깝게 디스플레이 하는 것이 중요한 요소이다^[1]. 이에 대한 하나의 해결 방안으로써 데이터 압축 방법이 이용되는데, 압축 시 압축률을 높이는 것과 압축 후 형상 모델 셰이딩의 시각적 왜곡을 최소화 하는 것이 중요한 사항으로 고려될 수 있다.

형상 모델은 지오메트리와 토폴로지 그리고 법선

벡터와 같은 요소들로 구성된다. Deering의 연구를 기점으로 형상 모델의 지오메트리와 토폴로지 압축에 대한 연구가 활발히 이루어졌다. 그러나 형상 모델을 셰이딩 하는데 필요한 법선 벡터의 데이터 용량이 지오메트리나 토폴로지보다 결코 적지 않음에도 불구하고 법선 벡터 압축에 대한 연구는 상대적으로 미흡하다^[2]. 따라서 본 연구의 목적은 법선 벡터 압축 후에도 형상 모델의 셰이딩에 왜곡이 발생하지 않고 높은 압축률을 유지하기 위한 새로운 압축 방법을 제안하고자 한다.

법선 벡터를 압축하는 방법에는 주로 클러스터링 기법이 사용된다. 클러스터링이란, 같은 종류의 대상에 대해서 일정한 규칙에 의해 그룹을 짓는 것을 의미한다. 클러스터링 기법을 이용한 법선 벡터의 압축 원리는 단위 구 표면에 놓인 물체의 법선 벡터들을 정해진 영역(클러스터)별로 클러스터링 한 후, 클러스터

*교신저자, 정회원, LG 전자
**한양대학교 기계공학부, NIST
***중신회원, 한양대학교 기계공학부
- 논문투고일: 2007. 03. 28
- 심사완료일: 2007. 09. 10

링된 법선 벡터들을 대표하는 대표 법선 벡터 (representative normal vector: RNV)를 생성하여, 그 클러스터 내에 존재하는 모든 법선 벡터들의 정보를 대표 법선 벡터 하나로 나타냄으로써 법선 벡터를 압축하는 방법이다. 이와 같이 법선 벡터를 압축할 때, 실제 법선 벡터를 대표 법선 벡터로 나타냄으로써 각도 편차(angular deviation)가 생기게 된다. 이 각도 편차로 인해 형상 모델의 셰이딩에 왜곡이 발생하게 된다. 각도 편차가 클수록 셰이딩에 왜곡이 많이 발생하기 때문에, 왜곡 발생을 줄이려면 클러스터 사이즈를 작게 하여(법선 벡터 분포 영역을 작은 사이즈로 분할) 각도 편차를 줄여야 한다. 이와 같이 클러스터의 사이즈(각도 편차)를 조절함으로써 형상 모델을 사용자가 원하는 수준으로 셰이딩할 수 있다.

2. 연구 배경

2.1 관련 연구

Deering^[3]은 Fig. 1과 같이 법선 벡터가 위치하는 단위 구를 8등분하고 다시 각 영역에 대하여 θ , ϕ 의 축 방향으로 각각 64개의 구간으로 분할하였다. 그리고, 이로부터 생긴 각 영역에 대해 001, 011과 같은 인덱스를 부여하고, 각 영역에 속하는 법선 벡터를 그 인덱스로 인코딩하는, 단위 구 분할 방법을 이용한 법선 벡터 압축 알고리즘을 제안하였다.

이 방법은 Dissimilarity Measure로 두 법선 벡터 사이의 Angular Discrepancy를 이용하기 때문에 직교 좌표계를 구 좌표계로 매핑하였으며, 직교 좌표계와 구 좌표계 사이의 매핑은 식 (1a), (1b), (1c)와 같다.

$$x = \cos \theta \cdot \cos \phi \tag{1a}$$

$$y = \sin \phi \tag{1b}$$

$$z = \sin \theta \cdot \cos \phi \tag{1c}$$

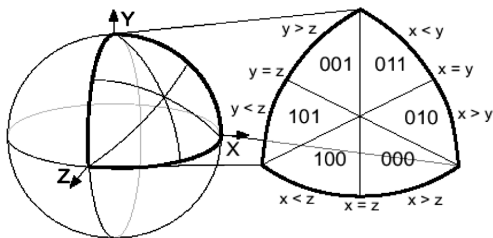


Fig. 1. Encoding of the six sextants of each octant of a sphere.

VRML compressed binary format을 제안한 Taubin^[4]은 Fig. 2(a)와 같이 기본 팔면체(base octahedron)를

2회 분할하여 Fig. 2(c)와 같이 팔면체를 128개의 영역으로 분할하였다. 그리고 분할된 각 영역(triangle)에 Fig. 2(d)와 같이 1부터 128까지 인덱스를 부여하여 각 영역에 클러스터링 되는 법선 벡터를 그 인덱스로 인코딩하는, 팔면체 분할 방법을 이용한 법선 벡터 압축 알고리즘을 제안하였다.

이 방법을 이용하면 96 bits의 법선 벡터는 $(3+2n)$ bits로 인코딩된다. 여기서 n 은 기본 팔면체를 재귀적으로 분할한 횟수이다. 이것은 팔면체의 한 면을 4ⁿ개로 분할하므로 Deering이 제시한 방법보다 메모리의 효율이 높다. 또한 Fig. 2와 같이 최대 각도 편차가 비교적 작기 때문에 Deering이 제시한 방법과 비교해서 압축률이 같더라도 압축 후 형상 모델의 왜곡 발생이 상대적으로 적다. 이 팔면체 분할 방법도 압축 후 원래 법선 벡터 정보를 복원시킬 수 없는 손실 압축 방법이다.

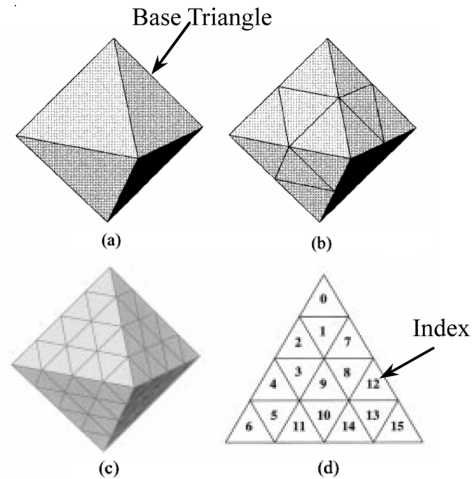


Fig. 2. Three subdivision levels of the base octahedron. (a) Subdivision level 0, (b) Subdivision level 1, (c) Subdivision level 2, (d) Index of Subdivision Level 2.

Deering과 Taubin은 법선 벡터가 분포하는 영역(단위 구, 팔면체)을 정해진 규칙에 따라 분할하여 법선 벡터를 클러스터링 하는 반면, Cho^[2]는 k-means 알고리즘을 이용하여 법선 벡터가 비균일하게 분포한 경우에 유용한 클러스터링 방법을 제안하였다. 일반적으로, 법선 벡터가 균일하지 않게 분포하는 경우를 살펴보면 형상 모델은 기본 프리미티브(primitive)로 구성되어 있거나, 단순한 곡면 또는 평면으로 이루어져 있다. 예를 들어 Fig. 3(a)와 같이 볼트 모델의 경우 간단한 평면과 프리미티브로 구성되어 있고, 이 모델

의 법선 벡터는 Fig. 3(b)처럼 단위 구상에 균일하지 않게 분포하고 있다. 이런 경우 k-means 알고리즘을 이용하여 분할 영역들이 동일하거나 거의 비슷한 수의 법선 벡터들을 갖도록 클러스터링하는 것이다. K-means 알고리즘을 이용하면 영역의 크기가 달라지는 대신에 고정된 크기의 코드(code)의 메모리 효율을 최대화시킬 수 있다^[2].

이와 같이 Cho^[4]는 법선 벡터를 클러스터링 하여 대표 법선 벡터와 클러스터 사이즈 배열로 인코딩하고, 법선 벡터를 가리키는 인덱스를 두 개의 그룹, 절대 인덱스(absolute index)와 상대 인덱스(relative index)로 나누어 표현하여 인덱스에 대해서도 압축을 시도하였다.

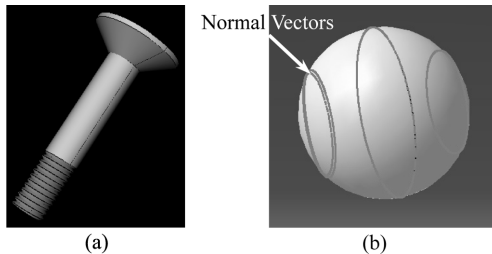


Fig. 3. Model with the normal vectors distributed uneven (a) Bolt model, (b) Distribution of normal vectors.

2.2 연구 목적

기존 연구의 경우, 법선 벡터의 압축에 있어서 압축률을 높이는 연구는 많은 반면 압축 후 형상 모델의 왜곡에 대한 연구는 상대적으로 미흡하다^[2]. 하지만 최근에 인터넷 또는 네트워크 상에서 공유되는 형상 모델의 질(quality)에 대한 사용자의 요구가 높아지고 있어서 형상 모델의 셰이딩에 발생하는 왜곡에 대한 연구가 필요하다고 하겠다. 따라서 본 연구에서는 법선 벡터 압축 후에도 형상 모델의 셰이딩에 왜곡이 발생하지 않는 새로운 방법을 제안하였다. 이를 위해 시각적으로 셰이딩의 왜곡을 구분할 수 없는 손실 압축 알고리즘을 개발하고자 한다.

3. 셰이딩의 왜곡을 시각적으로 구분할 수 없는 압축 방법

법선 벡터 압축은 크게 비손실 압축(lossless compression)과 손실 압축(lossy compression)으로 나뉜다^[2]. 비손실 압축이란 말 그대로 원래의 법선 벡터가 압축 전의 정보를 보존하면서 압축되는 것이다. 그리고 법선 벡터의 손실 압축은 법선 벡터 정보가 압축

전 그대로 보존되지 않고 손실되는 압축을 의미한다. 이처럼 법선 벡터가 손실되면 형상 모델의 셰이딩 시에 왜곡이 발생한다. 이 결과로 형상 모델의 오리지널리티(origin-ality)가 떨어져서 각종 응용 분야에서 사용하는데 제한을 받게 된다.

하지만 손실 압축이라고 해서 항상 셰이딩에 왜곡이 생기는 것은 아니다. 법선 벡터는 IEEE 표준에 따라 32 bits를 사용하는 실수(float)형으로 표현되기 때문에 두 법선 벡터를 구별할 수 있는 최소 각도 편차(angular deviation)가 $2E-46$ radian로 매우 작다^[5]. 이 차이를 사람의 눈으로(시각적으로) 구분한다는 것은 불가능하다. 하지만 각도 편차가 0.01 radian 보다 크면 시각적으로 그 차이를 구분할 수 있다는 것이 실험적으로 증명되었다^[6]. 즉, 각도 편차가 0.01 radian 보다 작으면 형상 모델의 셰이딩 시에 시각적으로 왜곡을 구분할 수 없는 셈이 된다.

본 논문에서는 이 점에 착안하여 법선 벡터를 손실 압축하되 최대 각도 편차(maximum angular deviation)가 0.01 radian 이하가 되도록 유지하여, 형상 모델의 왜곡을 시각적으로 구분할 수 없도록 하는 법선 벡터 압축 알고리즘을 고안하였다. 본 논문에서는 이것을 VULC 알고리즘이라고 부르며, 그 세부 절차는 다음과 같다.

<VULC 알고리즘 프로세스>

- Step 1. 직교 좌표계 (x, y, z) 로 표현되어 있는 법선 벡터를 구 좌표계 (θ, ϕ) 로 변환한다.
- Step 2. 구 좌표계로 변환된 법선 벡터를 8개의 영역으로 클러스터링 한다. 그리고 8개의 클러스터에 속해 있는 법선 벡터를 대표하는 대표 법선 벡터를 계산한다.
- Step 3. 8개의 클러스터에 대하여 각 대표 법선 벡터와 실제 법선 벡터 사이의 각도의 차이 값을 계산한다.
- Step 4. 최대 각도 편차(maximum angular deviation: ϵ_{\max})가 0.01 radian 이하가 되도록 $(\Delta\theta, \Delta\phi)$ 의 값이 분포하는 영역을 가로, 세로로 각각 128등분한다. 그리고 각 영역에 인덱스를 부여한다.
- Step 5. $(\Delta\theta, \Delta\phi)$ 의 값이 분포하는 영역을 분할한 후 각 클러스터에 인덱스를 부여하여 법선 벡터를 인코딩한다.

3.1 좌표계 변환

법선 벡터는 IEEE의 정의에 따라 32 bits를 사용하

는 실수형으로 표현된 3개 (x, y, z)의 실수 값으로 구성된다. 하지만 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 dis-similarity measure로 angular discrepancy를 이용하기 때문에 Deering의 방법과 마찬가지로 직교 좌표계(orthogonal coordinate)를 구 좌표계(spherical coordinate)로 변환한다.

이렇게 구 좌표계의 (θ_i^j, ϕ_i^j) ($i=1\sim 8$ (클러스터 인덱스), $j=1\sim m$ (m : i 번째 클러스터내의 법선 벡터의 개수)로 변환하면 데이터량이 3분의 2로 줄어든다. 이러한 법선 벡터의 좌표 변환은 식 (2a), (2b)와 같은 간단한 식에 의해 계산된다^[6].

$$\theta_i^j = \tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) \quad (x \geq 0, y \geq 0, i = 1) \quad (2a)$$

$$\phi_i^j = \tan^{-1}\left(\frac{y}{z}\right) \quad (y \geq 0, z \geq 0, i = 1) \quad (2b)$$

3.2 법선 벡터 클러스터링과 대표 법선 벡터 계산

클러스터링이란, 같은 종류의 대상에 대해서 그룹을 짓는 것을 의미한다. 법선 벡터가 분포하는 단위 구를 8개의 영역으로 나누기 때문에 직교 좌표계에서 구 좌표계로 변환된 법선 벡터 (θ_i^j, ϕ_i^j) 는 Fig. 4와 같이 8개의 영역에 클러스터링 된다.

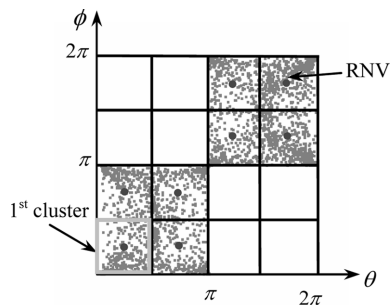


Fig. 4. Distribution of normal vector on spherical coordinate and RNV (Normal vectors of the cow model: 2904).

그리고 이 클러스터에 속한 법선 벡터를 대표하는 대표 법선 벡터(Representative Normal Vector: RNV)는 8개의 클러스터의 θ 축과 ϕ 축에 대해 각 클러스터를 이등분하는 위치에 생성된다. 대표 법선 벡터는 나중에 법선 벡터와의 각도 차이 값을 계산할 때 이용하게 된다.

3.3 대표 법선 벡터와 법선 벡터 사이의 각도 차이 값 계산

법선 벡터의 클러스터링과 대표 법선 벡터가 결정되면, 8개의 클러스터 중에서 동일한 클러스터에 속

하는 법선 벡터와 대표 법선 벡터가 정해진다. VULC 알고리즘이 수행되는 동안 8개의 클러스터로 클러스터링된 법선 벡터는 같은 클러스터에 속한 대표 법선 벡터와 모든 계산을 하게 된다.

이번 단계에서는 클러스터링 된 법선 벡터와 대표 법선 벡터 사이의 각도 차이 값을 계산하게 되는데, 이 값은 식 (3a)와 식 (3b)를 통해 계산된다. 이렇게 계산된 값은 식 (3a)와 (3b)의 범위에 포함되는데, 이것은 Fig. 5(b)를 통해서 확인할 수 있다.

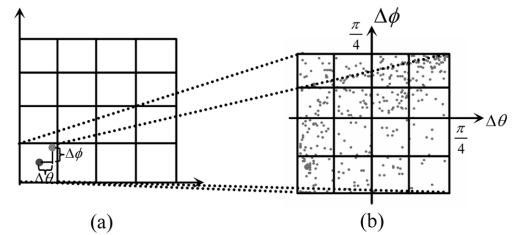


Fig. 5. Reposition of subtracted value between NV_i^j and NV_{RNV}^j : (a) Subtraction NV_i^j from NV_{RNV}^j , (b) Distribution of $(\Delta\theta_i^j, \Delta\phi_i^j)$.

이렇게 계산된 값 $(\Delta\theta_i^j, \Delta\phi_i^j)$ 은 각각의 법선 벡터가 몇 번째 대표 법선 벡터와 계산되었는지 기억하기 위하여 라벨을 포함하며, 이 라벨은 압축을 풀 때 다시 이용된다.

$$\Delta\theta_i^j = |\theta_{RNV} - \theta_i^j| \leq \frac{\pi}{4} \quad (0.785399) \quad (3a)$$

$$\Delta\phi_i^j = |\phi_{RNV} - \phi_i^j| \leq \frac{\pi}{4} \quad (3b)$$

3.4 법선 벡터와 대표 법선 벡터 사이의 차이 값이 분포하는 영역 분할

법선 벡터 압축 방법에는 클러스터링 기법이 이용된다. Deering은 단위 구를 일정한 규칙에 의해서 분할하고 법선 벡터를 클러스터링 했으며, Taubin은 기본 팔면체에 대해서 클러스터링을 수행했다. Cho는 k-means 알고리즘을 이용해서 메모리 효율을 향상하기 위한 새로운 클러스터링 기법을 제안했다. 이 단원에서 설명될 영역 분할도 일종의 클러스터링 방법으로써, 법선 벡터와 대표 법선 벡터 사이의 각도 차이 값 $(\Delta\theta_i^j, \Delta\phi_i^j)$ 이 분포하는 영역을 정해진 규칙으로 분할하여 각 영역별로 위의 값들을 클러스터링 하게 된다.

대표 법선 벡터와 법선 벡터 사이의 차이 값은 식 (3a), (3b)의 범위에 항상 분포한다. 이렇게 분포하는 값을 압축하기 위해서 이 값이 분포하는 영역을 $\Delta\theta$

축과 $\Delta\phi$ 축에 대하여 2^n 등분한다. Fig. 6의 n 값에 따라 분할 영역(클러스터) 개수를 조절할 수 있다.

클러스터의 개수는 법선 벡터의 압축 시 형상 모델의 셰이딩의 시각적 왜곡과 연관된다. 즉, 클러스터의 개수가 많을수록 각도 편차의 크기가 작아지기 때문에 압축 후 셰이딩의 시각적 왜곡 발생이 적고, 클러스터 개수가 적을수록 각도 편차의 크기가 커지기 때문에 압축 후 셰이딩의 시각적 왜곡 발생이 많다.

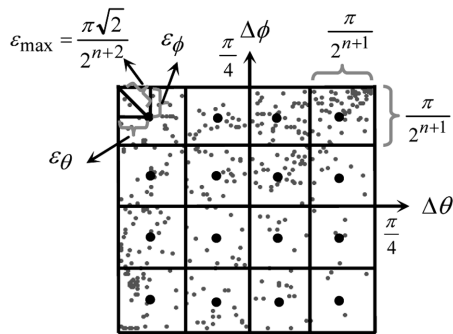


Fig. 6. Division of difference angle in one of 8 clusters.

법선 벡터는 32 bits의 실수 형으로 표현되는데 두 법선 벡터가 구별할 수 있는 최소 각도가 $2E-46$ radian이다. 이 값을 지구에 표현하면 10 cm 간격으로 법선 벡터가 분포하는 것으로 상세한 정보이다^[3]. 이 차이를 시각적으로 구분하는 것은 불가능하다. 하지만 각도 편차가 0.01 radian보다 크면 시각적으로 그 차이를 구분할 수 있다. 이와 같이 각도 편차가 0.01 radian 보다 작으려면 식 (4)에서 최대 각도 편차 값 (ϵ_{max})이 0.01 보다 작으면 되고, 여기서 계산된 최대 각도 편차 값을 식 (5)에 대입하면 $\epsilon_{max} = \pi\sqrt{2}/2^{n+2} \leq 0.01$ 을 만족하는 n 값은 7로 결정된다. 따라서 ($\Delta\theta_i^j, \Delta\phi_i^j$) 값이 분포하는 영역에 대하여 가로 세로로 2^n ($2^7 = 128$) 등분한다.

본 연구에서는 각도 편차와 셰이딩의 왜곡 사이의 관계에 대한 판단 기준이 될 ADC 계수를 정의한다. ADC는 Angular Deviation Coefficient의 약자로써 법선 벡터의 압축 후 각도 편차에 따라 압축된 모델이 원래 모델과 비교해서 얼마나 흡사(충실)한지를 나타내는 계수이다. 식 (4)는 ADC의 계산 식이다. 그리고 식 (5)은 최대 각도 편차에 대한 계산 식이다.

$$ADC = \frac{\epsilon_{max}}{0.01} \tag{4}$$

$$\epsilon_{max} = \frac{\pi\sqrt{2}}{2^{n+2}} \tag{5}$$

- i) $ADC \leq 1$ 인 경우, 원래의 형상과 비교해서 시각적으로 왜곡을 구분할 수 없음
- ii) $ADC > 1$ 인 경우, 원래의 형상과 비교해서 시각적으로 왜곡을 구분할 수 있음

위에서 설명한 내용을 실제 모델에 적용한 결과를 통해 확인하고자 한다. Fig. 7은 ADC, 압축률, n 의 관계를 나타낸 그래프이고, Fig. 8(a)는 압축되지 않은 원래 모델이고, Fig. 8(b)는 VULC 알고리즘을 만족하는 모델($n = 7, ADC = 0.867(\epsilon_{max} = 0.00867 \text{ radian})$)로써 원래 모델과 비교했을 때 시각적으로 왜곡을 구분할 수 없는 반면, Fig. 8(c)는 VULC 알고리즘을 만족하지 않는 모델($n = 3, ADC = 14.387(\epsilon_{max} = 0.14387 \text{ radian})$)로써 원래 모델과 비교했을 때 시각적으로 왜곡을 구분할 수 있다. Fig. 8(d)는 VULC 알고리즘을 만족하지 않는 모델($n = 2, ADC = 28.773(\epsilon_{max} =$

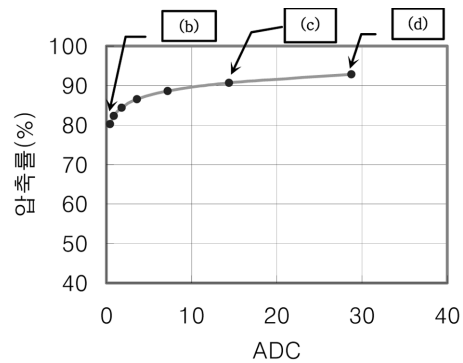


Fig. 7. Compression ratio, ADC, n .

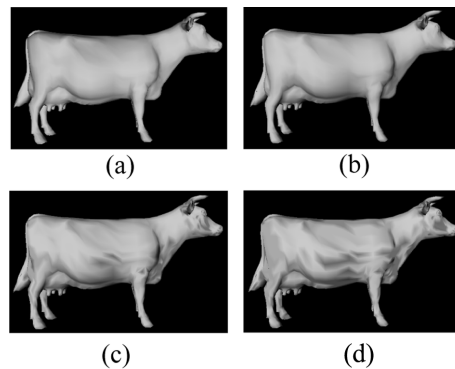


Fig. 8. Cow models (Normal vectors: 2904): (a) Original model (VRML Model), (b) Satisfy with VULC ($n = 7$, Compression ratio = 82.3%), (c) Dissatisfy with VULC ($n = 3$, Compression ratio = 90.7%), (d) Dissatisfy with VULC ($n = 2$, Compression ratio = 92.8%).

0.28773))으로써 원래 모델과 비교했을 때 시각적으로 왜곡을 구분할 수 있다. 결과적으로 $n=7$ 인 경우 법선 벡터 압축 시 형상 모델의 왜곡을 시각적으로 구분할 수 없음을 알 수 있다. 또한 Fig. 7에서 $n=2$ 인 경우와 $n=7$ 인 경우의 압축률을 비교해 보면 92.8%와 82.3%로써 압축률이 크게 저하되지 않음을 알 수 있다. Fig. 7의 결과는 Model에 따라 약간의 차이는 있으나 같은 패턴을 보인다.

3.5 법선 벡터와 대표 법선 벡터 사이의 각도 차이 값 인코딩

본 단원에서는 VULC 프로세스의 마지막 단계인 각도 차이 값 ($\Delta\theta_i^j, \Delta\phi_i^j$)의 인코딩에 대해서 설명한다. 이전 단계에서 Fig. 6과 같이 각도 차이 값이 분포하는 영역을 분할하여 2^n 개의 클러스터를 생성하였다. 각 클러스터는 1부터 2^n 의 고유의 인덱스를 부여 받게 되고, 클러스터에 속한 각도 차이 값들은 클러스터의 인덱스로 인코딩된다. 이 때 각도 차이 값은 n 값에 따라서 $2n$ bits로 인코딩되고, 좌표계에서 법선 벡터 (θ_i^j, ϕ_i^j)가 분포한 영역을 $8(2^3)$ 개의 영역으로 분할하므로 각 영역은 3 bits의 라벨 bit로 인코딩된다. 결과적으로 96 bits인 법선 벡터는 $(2n+3)$ bits로 인코딩 된다. 따라서 압축된 법선 벡터의 데이터 용량은 식 (7)에서 계산된다.

$$\text{Original size} = \sum_{i=1}^8 \{m_i \times 96\} \text{ bit} \quad (6)$$

$$\text{Compressed size} = \sum_{i=1}^8 \{m_i \times (2n+3)\} \text{ bits} \quad (7)$$

m_i = i 번째 클러스터에 속하는 법선 벡터의 개수

식 (5)로부터 계산된 $n=7$ 을 식 (7)에 대입하면 Compressed size는 법선 벡터 당 17 bits가 되므로 압축률은 82.3%가 된다.

4. 적용 사례

본 논문에서는 3D 메쉬 모델 중에서 VRML 포맷을 사용하였고, VRML을 구성하는 요소 중에서 법선 벡터 정보를 나타내는 ASCII 파일을 이용했다. 본 논문에서 제시한 VULC 알고리즘을 검증하기 위하여 Fig. 9~Fig. 11의 다양한 자유곡면체 모델에 대해서 법선 벡터를 압축하고 VRML 전용 뷰어인 Cosmo Player2.1에 디스플레이 하여 결과를 확인하였다. 특히 $n=2$ (ADC = 28.7)일 때와 $n=7$ (0.867)인 경우의

압축된 모델과 원래 모델에 대해서 압축률과 세이딩의 왜곡 정도를 비교하였다.

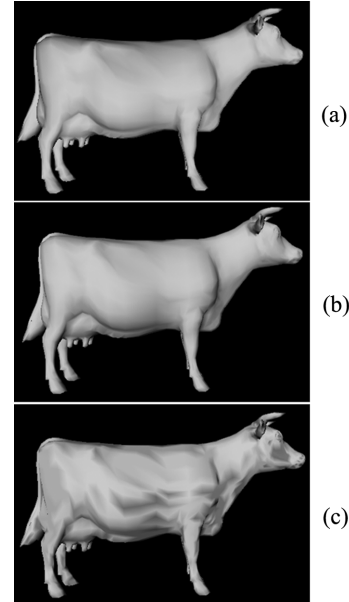


Fig. 9. Cow Models. Normal Vectors = 2904: (a) Original model (235,926 Bytes), (b) Compressed model ($n=7$, ADC = 0.867, 41,758 Bytes), (c) Compressed model ($n=2$, ADC = 28.7, 16,986 Bytes).

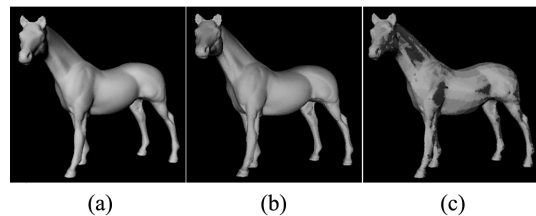


Fig. 10. Horse Models. Normal Vectors = 32281: (a) Original model (3,098,976 Bytes), (b) Compressed model ($n=7$, ADC = 0.867, 548,518 Bytes), (c) Compressed model ($n=2$, ADC = 28.7, 223,126 Bytes).

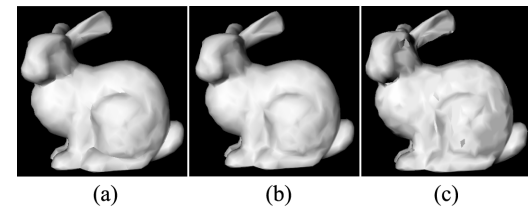


Fig. 11. Bunny Models. Normal Vectors = 1629: (a) Original model (156,384 Bytes), (b) Compressed model ($n=7$, ADC = 0.867, 27,676 Bytes), (c) Compressed model ($n=2$, ADC = 28.7, 11,259 Bytes).

5. 결론 및 향후 연구과제

5.1 결론

본 연구에서는 3D 메쉬 모델의 법선 벡터 압축 시 압축률을 크게 저하시키지 않으면서 형상 모델의 셰이딩에 시각적으로 왜곡이 생기지 않도록 하는 새로운 법선 벡터 압축 방법을 제안하였다. 그리고 이를 위해 시각적 왜곡의 기준이 되는 ADC(Angular Deviation Coefficient)를 고려한 법선 벡터의 VULC 알고리즘을 개발하였다.

본 연구에서 제안한 방법을 통하여 법선 벡터의 압축 시 형상 모델에 생기는 셰이딩의 왜곡을 시각적으로 구분할 수 없고, 압축률이 크게 저하되지 않기 때문에, 인터넷 또는 네트워크 상에서 데이터의 저장 공간과 전송 시간을 줄일 수 있으며 형상 모델의 셰이딩에 대하여 높은 질(quality)을 유지할 수 있다. 따라서 본 알고리즘은 네트워크 기반 가상 박물관이나 개발 제품의 디지털 폼핑과 같은 응용 분야에서 이용될 수 있다.

5.2 향후 연구 과제

본 연구에서 제안한 VULC 알고리즘은 점진적 전

송에는 이용될 수 없다. 실제로 모델 사이즈가 클수록 점진적 전송 방법이 많이 이용된다. 따라서 향후, 보다 다양한 분야에 적용될 수 있도록 점진적 전송이 가능하도록 하는 방안을 연구할 필요가 있다고 하겠다.

참고문헌

1. Bar-Yehuda, R. and Gotsman, C., "Time/space Tradeoffs for Polygon Mesh Rendering", *ACM Trans. Graph*, Vol. 15, No. 2, pp. 141-152, Apr. 1996.
2. Kim, D.-S., Chom Y. S. and Kim, D. U., "The Compression of the Normal Vectors of 3D Mesh Models Using Clustering", *Computational Science - ICCS 2002*, pp. 275-284, April 21-24, 2002, Amsterdam, Metherlands.
3. Deering, M., "Geometry Compression", In Proc. SIGGRAPH'95, 13-20, 1995.
4. Taubin, G, Horn, W. P., Lazarus, F. and Rossignac, J., "Geometry Coding and VRML", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 86, Issue 6, pp. 1228-1243, 1998.
5. Jain, A. K. and Dubes, R. C., "Algorithms for Clustering Data", Prentice-Hall, 1988.
6. 김재정, "CATIA로 배우는 CAD/CAM", 반도출판사, 1998.



문 현 식

2001년 국민대학교 자동차공학과 학사
2003년 한양대학교 기계설계학과 석사
2003년~현재 LG전자

정 채 봉

현재 한양대학교 기계공학부 및 미국표준
기술연구소(NIST) 근무



김 재 정

1981년 한양대학교 정밀기계공학과 학사
1983년 미국 George Washington대학
공학석사
1983년~1984년 미국 National Food
Processors Association 연구원
1989년 미국 MIT 공학박사
1989년~1991년 미국 IBM T.J. Watson
연구소 연구원

1991년~1993년 한국 IBM 소프트웨어 연구소 연구원
2002년~2003년 미국 NIST 객원 연구원
2003년 프랑스 Dassault System 객원 연구원
1993년~현재 한양대학교 기계공학부 교수
관심분야: Geometric Modeling, CAD/CAM 응용, PDM/PLM