

POCS에 기반한 3D 메쉬 모델 워터마킹

이 석 환,* 권 기 룡,** 이 건 일*

3D Mesh Model Watermarking Based on POCS

Suk-Hwan Lee,* Ki-Ryong Kwon,** Kuhn-Il Lee*

요 약

본 논문에서는 POCS 기반의 3D 메쉬 워터마킹 방법을 제안하였다. 제안한 방법에서는 3D 메쉬를 두 가지의 제약 조건 집합으로 수렴 조건을 만족할 때까지 반복 투영한다. 이들 집합은 워터마크를 삽입하기 위한 강인성 집합 및 비가시성 집합으로 구성된다. 원 모델없이 워터마크를 추출하기 위하여 제안한 방법에서는 워터마크가 삽입되는 위치 정보 및 결정치를 이용한다. 실험 결과로부터 제안한 방법이 메쉬 간단화, 절단, 아핀 변환, 및 랜덤 잡음 첨가 등의 공격에 우수한 강인성을 가짐을 확인하였다.

Key Words : Mesh watermarking, POCS, Robust constraint set, Invisible constraint set

ABSTRACT

In this paper, we proposed the 3D mesh watermarking using projection onto convex sets (POCS). 3D mesh is projected iteratively onto two constraint convex sets until it satisfy the convergence condition. These sets consist of the robustness set and the invisibility set that designed to embed watermark. Watermark is extracted without original mesh by using the decision values and the index that watermark is embedded. Experimental results verified that the watermarked mesh have the robustness against mesh simplification, cropping, affine transformation, and vertex randomization as well as the invisibility.

1. 서 론

최근 웹 상에서는 평면 이미지뿐만 아니라 3D 그래픽을 구현할 수 있는 웹 3D 기술에 대한 관심이 증가되고 있다. 특히 국제 표준 기구인 ISO/IEC는 웹 상에서 3D 그래픽을 표현하는 표준으로 VRML를 공인하고 있다. 그러나 VRML의 소스 자체가 공개되어 있고, 라이선스를 요구하지 않아 원천기술 개발뿐만 아니라 누구나 자유로이 웹 상에서 3D 그래픽을 표현할 수 있다. 따라서, VRML로 구현된 3D 그래픽 모델의 저작권을 보호하기 위한 워터마킹 연구가 진행되고 있다.[4]-[15]

VRML은 일반적으로 꼭지점 및 연결성 데이터에 의하여 정의되는 메쉬 (mesh)로 구성된다. 그러나

3D 메쉬 워터마킹에서는 정지 영상, 오디오, 및 비디오 워터마킹에 비하여 몇 가지 문제점을 가지고 있다. 먼저 메쉬 데이터들은 다양한 기하학적 (geometric) 및 위상학적 (topologic) 연산에 의하여 편집되기가 쉽다. 그리고 3D 그래픽 모델의 표현 방법이 유일하지 못하다. 즉, 꼭지점의 개수 및 위치가 다르거나 또는 연결성 정보가 다르더라도 원 모델과 같은 형상을 유지할 수 있다. 또한 꼭지점 데이터의 정렬 순서가 고정되어 있지 않다. 각 꼭지점의 좌표값이 동일하고, 정렬 순서가 다를 경우 연결성 정보 또한 달라지지만, 원 모델의 형상은 그대로 유지된다. 마지막으로 웹 상에서는 렌더링 (rendering) 속도를 높이기 위하여 메쉬 데이터 정보를 메쉬 간단화 (mesh simplification)에 의하여

*경북대학교 대학원 전자공학과 e-mail : skyllee@palgong.knu.ac.kr

논문번호 : KICS2004-06-025, 접수일자 : 2004년 6월 1일

** 부산외국어대학교 컴퓨터전자공학부

줄일 수 있다. 메쉬 간단화된 모델에서는 기존의 꼭지점 및 메쉬가 없어지고, 새로운 꼭지점 및 메쉬가 생성된다. 3D 메쉬 모델에 대한 워터마킹 기술은 위의 문제점들을 해결해야 한다.

Ohbuchi 등[5]은 메쉬 분광 영역 (mesh spectral domain)에서 워터마크를 삽입하였다. 메쉬 분광은 꼭지점의 좌표값을 연결성 정보에 의하여 정의된 라플라시안 행렬의 고유 벡터에 투영함으로써 얻어진다. 그러므로 이 방법에서는 메쉬 간단화 (mesh simplification) 및 리메쉬 (remesh) 등의 메쉬 연결성을 바꾸는 공격에 대하여 원 메쉬의 연결성 정보를 찾는 재표본화 (resampling) 과정이 필요하다. Kanai 등[8]이 제안한 방법에서는 3D 메쉬 모델의 다해상도 웨이블릿 상에서 웨이블릿 계수 벡터에 워터마크를 삽입한다. 그러나 이 방법에서 적용된 웨이블릿 분해는 4개의 메쉬를 1개의 메쉬로 분할하는 정규적인 (regular) 형태의 부분할 기법이므로, 비정규적인 (irregular) 3D 메쉬 모델의 위상 (topology)을 4-to-1의 연결성으로 바꾸어야 하는 단점이 있다. Praun 등[9]은 점차적 메쉬 (progressive mesh) 상에서 각 꼭지점의 스칼라 기저 함수 (scalar basis function) 집합을 구한 후, 메쉬의 법선 벡터 방향에 따라 기저 함수의 가중치에 워터마크를 삽입하는 방법을 제안하였다. 그러나, 이 방법에서는 워터마크 검출시 원 모델의 동일한 기하학적 및 위상학적 특성을 가지는 재표본화 과정이 필요하다. Benedens[6],[7]은 3차원 방향 히스토그램인 EGI 분포 상에서 랜덤하게 선택된 방향에 속해 있는 메쉬 법선 벡터 분포에 워터마크를 삽입하는 방법을 제안하였다. 그러나 절단과 같은 기하학적 공격이 가해질 경우, 그 방향에 속해 있는 메쉬들이 없어지므로 삽입된 워터마크 정보가 없어진다. 또한 회전 등과 아핀 변환에서는 원 메쉬의 동일한 EGI 분포를 가지기 위하여 재배열 (realignment) 과정이 필요하다. 이상과 같이 기존 방법들에서는 워터마크 검출시 원 모델이 필요한 재배열 및 재표본화 과정이 수행되는 단점을 가진다.

본 논문에서는 메쉬 간단화, 리메쉬, 및 절단과 같은 공격에 강하면서, 워터마크 검출시 원 모델이 필요없는 POCS 기반의 메쉬 워터마킹 방법을 제안하였다. 제안한 방법에서는 각 꼭지점 거리를 등간격으로 나눈 후, 꼭지점 밀도가 높은 간격의 표본 평균값에 워터마크를 삽입한다. 이 때, 각 표본 평균값들은 강인성 및 비가시성의 조건을 만족하는 두 가지 제약 집합 상에 반복 투영됨으로써 워터마

크 정보에 따라 이동된다. 삽입된 워터마크는 꼭지점 밀도가 높은 간격의 위치 정보 및 각 간격의 워터마크 결정치를 이용하여 원 모델 없이 검출된다.

본 논문에서 제안한 방법의 성능을 평가하기 위한 실험에서 제안한 방법이 메쉬 간단화, 랜덤 잡음 첨가 및 절단 등의 공격에 대하여 우수한 견고성 및 비가시성을 가짐을 확인할 수 있었다.

II. POCS에 기반한 3D 메쉬 워터마킹

1. POCS 이론

블록 집합으로 투영 (POCS)은 열화된 영상을 복원하는데 많이 적용되어지고 있다.[1],[2] 본 절에서는 POCS 이론에 대하여 간략히 살펴본다. $N^2 \times 1$ 벡터로 표현되는 영상 f_n 는 힐버트 공간 H 상에서의 원소라 가정한다. H 상에서 m 개의 닫힌 블록 집합 C_i ($i=0, 1, \dots, m-1$)이 주어졌을 때, 이들 집합으로 n 회 반복 투영된 영상 f_n 은

$$f_n = P_m P_{m-1} \dots P_1 f_n, \quad n=1, 2, \dots \quad (1)$$

이다. 여기서 집합 C_i 으로 투영기 P_i 은

$$\|f - P_i f\| = \min_{g \in C_i} \|f - g\| \quad (2)$$

와 같이 정의되며, g 는 f 의 투영된 영상이다. f_n 초기 벡터 f_0 에 대한 집합 $C_0 = \bigcap_{i=1}^m C_i$ 의 한 점으로 수렴한다. POCS에 기반하여 영상을 복원하기 위한 가장 주요한 사항은 원 영상의 모든 특성을 닫혀진 블록 집합으로 표현하는 것이다. 이들 집합의 교집합 성분 벡터인 f^* 는 각각의 닫혀진 블록 집합으로 교대로 반복 투영함으로써 얻어진다.

본 논문에서는 3D 메쉬 M 에 워터마크를 삽입하기 위하여 위의 이론을 적용하였다. 제안한 방법에서는 워터마크 삽입 조건을 만족하는 두 개의 닫힌 블록 집합을 정의한 후, M 을 두 집합으로 반복 투영함으로써 이들 집합의 교집합 성분인 M^* 을 얻는다.

2. 제안한 3D 메쉬 워터마킹

2.1 워터마크 삽입 개요

본 논문에서는 N 개 꼭지점을 가지는 메쉬 M 이 H 상에서 $N \times 1$ 길이의 벡터라 가정한다. 제안한 방법에서는 먼저 메쉬 M 의 무게 중심을 원점으로 이동하기 위하여 각 꼭지점 v_j 의 좌표값을

$$v_j^T = v_j - 1/N \sum_{i=1}^N v_i, \quad j=1, 2, \dots, N-1 \quad (3)$$

와 같이 바꾼다. 이는 좌표축 변환 이동된 메쉬에서 기준 원점을 찾은 후에 워터마크를 추출하기 위한 것이다.

변환 이동된 모델의 직각 좌표계를 구 좌표계 (r, θ, ρ) 로 바꾼다. 그리고 모든 r 의 값들은 동일 거리를 가지는 K 개의 구간으로

$$Q(r_j) = \text{int} \left(\frac{r_j - r_{\min}}{r_{\max} - r_{\min}} \times K + 0.5 \right), \quad j=1, 2, \dots, N \quad (4)$$

와 같이 나누어진다. 여기서 r_{\max} 및 r_{\min} 는 각각 r 의 값들 중 최대값 및 최소값을 나타낸다. 구간의 개수 K 는 삽입되는 워터마크의 길이를 고려하여 결정된다. 각 구간에 표본화된 r 의 평균값 $E_k[r]$, ($r = Q^{-1}(k)$, $0 \leq k < K$)을 구한 후, 꼭지점 밀도가 높은 순으로 각 구간의 순위를 정한다. 제안한 방법에서는 높은 순위를 가지는 구간의 표본 평균값에 N_w 길이의 이진 워터마크를 삽입한다. 즉, k ($0 \leq k < N_w \leq K-1$) 번째 워터마크 w_k 는 k 번째 순위를 가지는 구간의 표본 평균값 $E_k[r]$ 에

$$E'_k[r] = (1 + \alpha R_k) \times E_k[r] \quad (5)$$

$$R_k = \begin{cases} -1, & \text{if } w_k = 0 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}$$

와 같이 삽입된다. α 는 삽입 강도를 나타낸다. 원 모델 없이 워터마크를 추출하기 위하여 제안한 방법에서는 두 가지의 워터마크 키 정보가 필요하다. 즉, 워터마크가 삽입된 구간의 순위 정보 및 각 구간의 표본 평균값 $E_k[r]$ 이다. 본 논문에서는 $E_k[r]$ 를 간단히 E_k 로 표시하며, 이는 워터마크

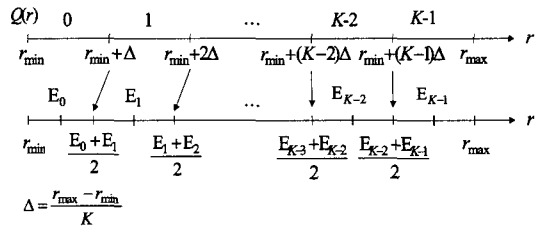


그림 1. 모든 r 이 나누어지는 일정 거리를 가지는 K 개의 구간 및 각 구간의 표본 평균값
Fig. 1. K bins with uniform distance into which all r values are sampled and sample means of each bin.

삽입시 기준값이며, 또한 워터마크 검출을 위한 결정값이다. 그리고 다음 절에 표기되는 $E'_k[r]$ 는 블록 집합으로 반복 투영시키기 위하여 매회 계산되는 표본 평균값이다. 각 구간에서의 표본 평균값 E_k 이 그 구간의 중간값이 되도록 그림 1에서와 같이 구간의 크기를 재조정한다.

2.2 블록 집합 및 투영기

2.1 절의 워터마크 삽입 개요에 의하여 두 가지의 단힌 블록 집합이 정의된다. 첫 번째로는 식 (5)에 의하여 정의된 강인성 블록 집합으로, 이는 전체적 제약 집합이다. 두 번째로는 비가시성 블록 집합으로, 이는 국부적 제약 집합이다. 제안한 방법에서는 메쉬 M 를 강인성 블록 집합 및 비가시성 블록 집합으로 교대로 반복 투영함으로써, 이들 교집합의 원소인 M' 을 얻는다. 그러므로 워터마크가 삽입된 메쉬 M' 은 공격에 강인한 특성을 가지며, 또한 우수한 비가시성을 가진다.

2.2.1 강인성 블록 집합

k 번째 순위를 가지는 구간에서의 표본 평균값 $E_k[r]$ 은 k 번째 워터마크 w_k 에 의하여 그림 2에서와 같이 이동된다. w_k 가 1이면, $E'_k[r]$ 는

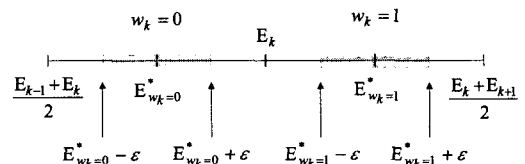


그림 2. k 번째 순위를 가지는 구간에서의 워터마크 삽입
Fig. 2. Watermark embedding at bin of k th. rank.

$[E_k, \frac{E_k + E_{k+1}}{2}]$ 의 범위 내에, 그리고 w_k 가 0이면, $E_k[r]$ 는 $[\frac{E_{k-1} + E_k}{2}, E_k]$ 내에 있다. 여기서 $E_k[r]$ 는 공격에 대한 강인성을 갖는 위치에 있어야 한다. 이 위치는 기준되는 평균값 E_k 및 인접한 구간의 경계의 중간값 $E^*_{w_k}$ 에 근접한 위치이다. 그러므로 강인성 블록 집합 C_r 은

$$C_r = \{ M \mid |E_k[r] - E^*_{w_k}| \leq \varepsilon, k=1, 2, \dots, N_w \} \quad (6)$$

와 같이 정의되며, $E^*_{w_k}$ 은

$$E^*_{w_k} = \begin{cases} (3 E_k + E_{k+1})/4, & \text{if } w_k = 1 \\ (3 E_k + E_{k-1})/4, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

이며, ε 은

$$\varepsilon = \begin{cases} (E^*_{w_k} - \frac{1}{2}(\frac{E_{k-1} + E_k}{2} + E^*_{w_k}))/c \\ = \frac{E_k - E_{k-1}}{8 \times c}, & \text{if } w_k = 0 \\ (\frac{1}{2}(\frac{E_{k+1} + E_k}{2} + E^*_{w_k}) - E^*_{w_k})/c \\ = \frac{E_{k+1} - E_k}{8 \times c}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

이다. 여기서 c 는 식 (6)에서의 제약 조건 범위를 결정하는 상수값이다. 그리고 집합 C_r 가 블록이며 닫혀진 집합임을 알 수 있다.

메쉬 M 을 집합 C_r 으로 투영 $M' = P_r M$ 하는 투영기 P_r 은 다음과 같이 정의된다. 이 집합에 만족하는 표본 평균값 $E^*_{w_k}[r]$ 은 w_k 가 1일 때

$$E^*_{w_k}[r] = \alpha (E^*_{w_k=1} + \varepsilon) + (1 - \alpha)E_k[r] \quad (9)$$

이며, $E_k[r]$ 가 C_r 으로 투영되기 위하여 α 는

$$\frac{(E^*_{w_k=1} - \varepsilon) - E_k[r]}{(E^*_{w_k=1} + \varepsilon) - E_k[r]} \leq \alpha \leq 1 \text{의 범위를 가져야}$$

한다. 그리고 w_k 가 0일 때

$$E^*_{w_k}[r] = \alpha (E^*_{w_k=0} - \varepsilon) + (1 - \alpha)E_k[r] \quad (10)$$

이며, 마찬가지로 α 는 $\frac{E_k[r] - (E^*_{w_k=0} + \varepsilon)}{E_k[r] - (E^*_{w_k=1} - \varepsilon)} \leq \alpha \leq 1$ 의 범위를 가져야 한다. 본 논문에서는 α 를 이들 범위의 중간값으로 정하였다.

2.2.2 비가시성 블록 집합

강인성 집합 C_r 으로 투영은 전체적인 제약 조건 집합으로 각 꼭지점의 인접한 특성을 고려하지 않는다. 그러나 비가시성 블록 집합 C_v 은 국부적인 제약 조건 집합으로

$$C_v = \{ M \mid R_{Li} \leq r_i \leq R_{Hi}, i=1, 2, \dots, M \} \quad (11)$$

와 같이 각 꼭지점의 r 값의 변화량을 제한함으로써 워터마크의 비가시성을 갖는다. 여기서 R_{Li} 및 R_{Hi} 은 r_i 값의 하한 및 상한값이다. 이 집합은 블록이며 또한 닫혀있다. 집합 C_v 으로 투영기 P_v 는 R_{Li} 및 R_{Hi} 을 결정함으로써 구현된다. 각 꼭지점 v_i 의 변화량은 이에 연결된 꼭지점들 $v_{ia} = \{x_{ia}, y_{ia}, z_{ia}\}$ 의 각 좌표값 범위 내에 있어야 한다. 즉, v_i 의 직각 좌표계 값들이 바뀌 어지는 범위는 각각

$$\begin{aligned} x_i &= [x_i - \Delta x_i, x_i + \Delta x_i], \\ y_i &= [y_i - \Delta y_i, y_i + \Delta y_i], \\ z_i &= [z_i - \Delta z_i, z_i + \Delta z_i] \end{aligned} \quad (12)$$

이다. 여기서 Δx_i , Δy_i 및 Δz_i 는 각각

$$\begin{aligned} \Delta x_i &= \min |mx_i - x_{ia}|/2, \\ \Delta y_i &= \min |my_i - y_{ia}|/2, \\ \Delta z_i &= \min |mz_i - z_{ia}|/2 \end{aligned} \quad (13)$$

이다. 여기서 $mx_i = \sum_{a=1}^{n_i} x_{ia}$, $my_i = \sum_{a=1}^{n_i} y_{ia}$ 및

$mz_i = \sum_{a=1}^{n_i} z_{ia}$ 이며, n_i 는 v_i 에 연결된 꼭지점의 개수를 나타낸다. 투영기 P_v 는 각 꼭지점의 r_i 값의 범위를

$$r'_i = \begin{cases} R_{Hi}, & \text{if } r_i > R_{Hi} \\ R_{Li}, & \text{else if } r_i < R_{Li} \\ r_i, & \text{else} \end{cases} \quad (14)$$

와 같이 제한함으로써 메쉬 M 을 C_v 집합으로 투영시킨다. R_{Li} 및 R_{Hi} 는 식 (12)의 조건을 고려하여 각각 $R_{Li} = r_{i,avg} - \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2}$, $R_{Hi} = r_{i,avg} + \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2}$ 이며, $r_{i,avg} = \sqrt{mx_i^2 + my_i^2 + mz_i^2}$ 이다.

2.2.3 POCS 기반 워터마크 삽입

메쉬 M 를 본 논문에서 정의된 볼록 집합 C_r 및 C_v 집합으로 투영되는 과정은 다음과 같다.

- 1) 초기 벡터 M_0 는 원 메쉬 M 으로 가정한다.
- 2) 매 회 투영되는 벡터 M_n 를 계산한다.

$$M_n = P_v P_r M_{n-1}, \quad n \geq 1$$

3) 제약 조건 $\sum_{k=0}^{N_w} \|E'_{k,n} - E'_{k,n-1}\|^2 \approx 0$ 을 만족할 때까지 2) 번을 반복 수행한다. 여기서 $E'_{k,n}$ 및 $E'_{k,n-1}$ 은 각각 M_n 및 M_{n-1} 에서 k 번째 구간에서의 표본 평균값이다.

초기 벡터 M_0 에서 각 구간의 표본 평균값 E_k ($k=1, 2, \dots, N_w$), r_{\max} , r_{\min} 그리고 워터마크가 삽입된 구간의 위치 정보들은 워터마크 키로서 이용되며, 이들은 워터마크 추출에 필요한 정보이다.

3. 워터마크 추출

좌표축 이동 (translation), 스케일링 (scaling), 회전 (rotation) 등의 아핀 변환 (affine transformation)된 메쉬에서 워터마크를 추출하기 위하여 재배열 과정이 필요하다. 기존의 방법에서는 원 모델이 필요하

지만, 제안한 방법에서는 저장된 워터마크 키를 이용하여 원 모델없이 재배열 과정을 수행한다.

좌표축 이동에서는 메쉬의 무게 중심을 기준 원점으로 이동한 후, 워터마크를 추출한다. 스케일링에서는 원 메쉬의 r_{\max} 및 r_{\min} 을 이용하여 모든 꼭지점들을 이들 다이내믹 영역 $r_{\max} - r_{\min}$ 으로 γ 의 비율을 조정한다. 그리고 제안한 방법에서는 γ 의 표본 평균값에 워터마크를 삽입하므로 회전과는 무관하다. 그러나 메쉬 간단화 및 부분 절단과 같은 공격과 함께 아핀 변환된 모델에서는 기준 원점을 찾는 과정이 매우 어렵다. 제안한 방법에서는 워터마크 추출시 필요한 정보인 워터마크 삽입된 구간의 위치 정보를 이용하여 기준 원점을 찾는다. 이 정보는 각 구간의 꼭지점 밀도에 따라 순위가 매겨진 정보이다. 먼저, 공격당한 모델의 무게 중심을 기준 원점으로 가정하고, 이 기준 원점에서부터 각 꼭지점의 γ' 을 구한다. 그리고 γ' 을 $r_{\max} - r_{\min}$ 으로 비율을 조정한 후에 각 구간으로 표본화한다. 각 구간을 꼭지점 밀도에 따라 순위를 정한 후, 이 순위와 저장된 워터마크 삽입된 구간의 위치 정보의 순위와 비교한다. 이들 순위가 같을 때까지 기준 원점을 이동한다.

이와 같이 재배열 과정이 수행된 후에 공격당한 메쉬에서 워터마크 삽입된 구간의 표본 평균값 \bar{E}_k 과 저장된 워터마크 결정치 E_k 를

$$w_k = 1, \text{ if } E_k - \bar{E}_k < 0$$

$$w_k = 0, \text{ otherwise}$$

와 같이 비교하여 워터마크를 검출한다.

III. 실험 결과

본 논문에서 제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 컴퓨터 모의 실험을 행하였다. 본 실험에서는 Stanford bunny 및 knots 모델의 VRML 데이터 [16]를 사용하였고, 삽입된 워터마크로는 길이가 50인 이진 부호화된 가우시안 랜덤 시퀀스를 사용하였다. 그리고 γ 의 표본화 구간을 100개의 구간으로 나뉘었으며, 이들 구간 중 꼭지점 밀도가 높은 50개 구간의 표본 평균값에 워터마크를 삽입하였다. 본 논문에서 제안한 방법에 의하여 워터마크가 삽입된

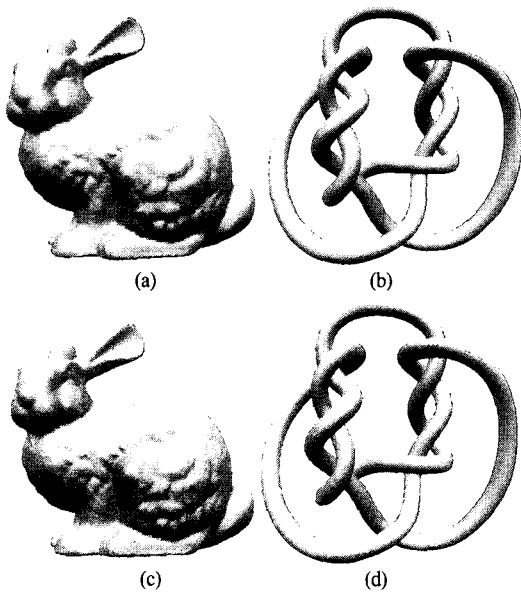


그림 3. 모의 실험에 사용된 (a) Stanford bunny 및 (b) Knots의 모델 그리고 제안한 방법으로 워터마크가 삽입된 (a) Stanford bunny 및 (b) Knots의 모델
 Fig. 3. (a) Stanford bunny and (b) Knots model used for simulation and watermarked (c) Stanford bunny and (d) Knots model using proposed method.

모델 및 원 모델을 그림 3에서 나타내었다. 이 그림에서 볼 수 있듯이 시각적으로는 워터마크의 삽입 여부를 구분하기 어렵다.

제안한 방법의 견고성을 평가하기 위하여 본 실험에서는 워터마크가 삽입된 모델에 메쉬 간단화, 절단, 랜덤 잡음 첨가, 및 아핀 변환 등의 공격을 행하였다. 이에 대한 결과로는 표 1에서와 같이 공격당한 모델에서 검출된 워터마크의 비트 에러율 (Bit error rate, BER)로써 나타내었다.

메쉬 간단화에 대한 실험에서는 MeshToSS[16]을 이용하여 워터마크 삽입된 모델의 꼭지점 개수를 다양한 비율로 줄였다. 메쉬 간단화에서 %는 원 메쉬의 꼭지점 개수와 간단화된 메쉬의 꼭지점 개수의 비율을 나타낸다. 이 표에서 살펴보면 Stanford bunny 모델에서는 20 - 35 % 로 간단화되었을 때 워터마크가 90 - 98 % 정도 손실없이 검출됨을 알 수 있었다. 마찬가지로 Knots 모델에서는 40 % 간단화되었을 때 워터마크가 92 % 정도 손실없이 검출되었다. 메쉬 간단화에서는 꼭지점의 개수가 줄어들면서 기존 메쉬의 연결성 정보가 없게 되고 새로운 메쉬의 연결성 정보가 생성된다. 제안한 방법에서는 꼭지점 r 분포의 표본 평균값에 워터마크를 삽입하므로, 메쉬가 50 % 정도 간단화되

표 1. 다양한 공격에 대한 워터마크의 BER
 Table 1. BER of watermark at various attacks.

Test model	Attacks		BER
Stanford bunny (35,947 vertices, 69,451 meshes)	Mesh simplification	35.28% (12,684 vertices)	2 %
		21.00% (7,582 vertices)	10 %
	Vertex randomization ($\alpha=0.02$)		4 %
	Cropping (14,284 vertices)		2 %
	35.28% mesh simplification + cropping (4,979 vertices)		14 %
Knots (23,232 vertices, 46,464 meshes)	Mesh simplification	56.50% (13,136 vertices)	4 %
		40.00% (9,316 vertices)	8 %
	Vertex randomization ($\alpha=0.02$)		12 %
	Cropping (10,455 vertices)		0 %
	56.50% mesh simplification + cropping (6,050 vertices)		10 %
56.50% mesh simplification + cropping + rotation (6,050 vertices)		10 %	

어도 워터마크는 손실없이 검출됨을 알 수 있었다. 절단에 대한 실험에서는 직각 좌표계 x 축의 값이 $\max_x/8$ 보다 큰 값을 가지는 모든 꼭지점들을 제거하였다. 여기서 \max_x 은 x 축의 값들 중 최대값이다. 이와 같이 절단된 모델들은 그림 4의 (c) 및 (d)와 같으며, 이 모델에서는 55 % 정도의 꼭지점들이 제거되었다. 그러나 이들 모델에서 검출된 워터마크들은 거의 손실없이 검출됨을 알 수 있었다. 제안한 방법은 꼭지점 r 분포를 등간격으로 나눈 후, 꼭지점 밀도가 높은 구간의 평균값에 워터마크를 삽입하므로, 특정 부분이 없어지더라도 워터마크는 손실되지 않는다.

랜덤 잡음 첨가에 대한 실험에서는 모든 꼭지점 v 의 각 좌표값을 $v \times (1 + \alpha \times \text{uniform}(\))$ 로 바꾸었다. 여기서 α 는 변조도이며, $\text{uniform}(\)$ 는 [-0.5 0.5]의 범위를 가지는 균등한 랜덤 함수이다. 그림 4의 (c) 및 (d)에서와 같이 랜덤 잡음 첨가에서는 메쉬의 연결성이 보존되지만, 꼭지점의 좌표값이 모두 바뀌어 지므로 원 형상이 변질됨을 볼 수 있다. 그러나 제

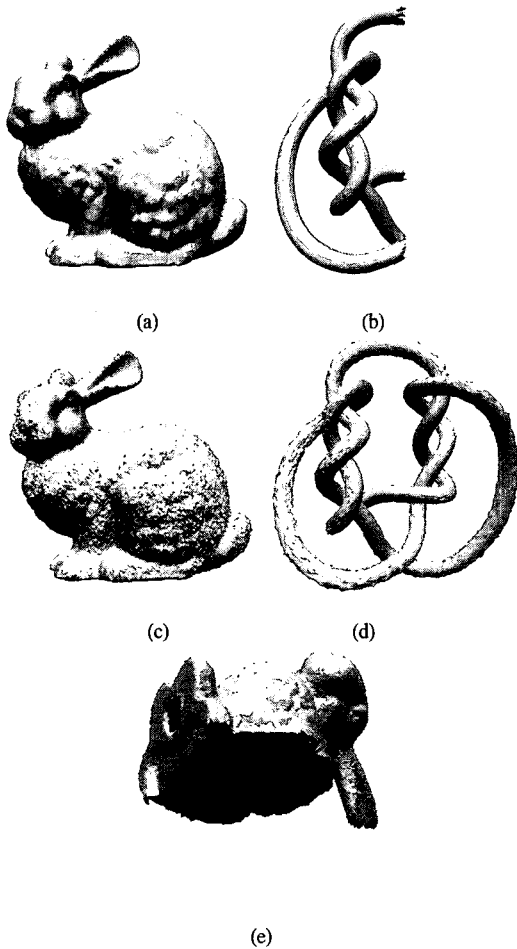


그림 4. (a) 메쉬 간단화에 의하여 35.28% 간단화된 Stanford bunny, (b) 부분 절단된 Knots 모델, 모든 꼭지점에 랜덤 잡음을 첨가한 (c) Stanford bunny 및 (d) Knots 모델, 그리고 (e) 절단, 35.28% 간단화, 및 (45°, 45°, 45°)로 회전된 Stanford bunny

Fig. 4. (a) Stanford bunny simplified to 35.28% by using mesh simplification, (b) partial cropped Knots, (c) Stanford bunny and (d) Knots added to random noise at all vertices, (e) cropped, 35.28% simplified, and (45°, 45°, 45°) rotated Stanford bunny.

안한 방법에서는 γ 의 분포에 워터마크를 삽입하므로 표에서 살펴보듯이 워터마크가 88 - 96 % 정도 손실없이 검출됨을 알 수 있었다. 메쉬 간단화, 절단, 및 회전 등에 의하여 공격당한 모델에서도 워터마크는 86 - 90 % 정도 검출됨을 표에서 알 수 있다. 이 결과로부터 제안한 방법이 다양한 공격에 대한 우수한 견고성을 가짐을 확인할 수 있었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 POCS 기반의 3D 메쉬 워터마킹을 제안하였다. 제안한 방법에서는 꼭지점의 거리를 동일 간격의 구간으로 나눈 후에 각 구간을 꼭지점 밀도에 따라 순위를 매긴다. 그리고 이진 워터마크를 순위가 높은 구간의 표본 평균값에 삽입한다. 여기서, 각 표본 평균값들은 강인성 및 비가시성의 조건을 만족하는 두 가지 제약 집합 상에 반복 투영됨으로써 워터마크 정보에 따라 이동된다. 삽입된 워터마크는 꼭지점 밀도가 높은 간격의 위치 정보 및 각 간격의 워터마크 결정치를 이용하여 원 모델 없이 검출된다. 본 논문에서 제안한 방법의 성능을 평가하기 위한 실험에서 제안한 방법이 메쉬 간단화, 랜덤 잡음 첨가 및 절단 등의 공격에 대하여 우수한 견고성을 가지며, 또한 비가시성이 우수함을 확인할 수 있었다.

본 논문에서는 기존의 영상 복원에 응용되고 있는 POCS 이론을 워터마킹 기술에 적용하였다. POCS 방법은 사용자가 원하는 제약 조건 집합을 구현하여 임의의 신호를 이 집합에 반복 투영함으로써 최적의 결과치를 얻을 수 있는 장점을 가진다. 그러므로 POCS 이론이 워터마킹 기술의 많은 부분에서 적용될 수 있을 것이다.

Acknowledgement

본 과제는 2003년도 Brain Busan 21 Project으로 수행한 연구결과입니다.

참 고 문 헌

- [1] Y. Yang, N. P. Galatsanos, A. K. Katsaggelos, "Regularized Reconstruction to Reduce Blocking Artifacts of Block Discrete Cosine Transform Compressed Images," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Tech.*, vol. 3, no. 6, Dec. 1993
- [2] Y. Yang, and N. P. Galatsanos, "Projection-Based Spatially Adaptive Reconstruction of Block-Transform Compressed Images," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 4, no. 7, July 1995.
- [3] Z. Sun, A. M. Tekalp, N. Navab, and V.

