영상로부터의 효과적인 3차원 데이터 모델링 방안

안 은 영°
천안대학교 정보통신학부

3-D Data Modeling from Shading

Ahn, Eun-Young°
Division of Information & Communication Engineering, Cheonan University
ahnyoung@infocom.chonan.ac.kr

요 약

영상의 밝기로부터 표면의 높이를 효과적으로 재구성하기 위한 방안으로 먼저 DCT공간상에서 표면의 형태를 구성한다. 이렇게 구성된 표면형태에 대한 정보를 기초로 축소된 영상과 입력영상에 대해 단계별로 표면을 구성한다. 표면 재구성 과정에서 생성되는 물체의 대략적인 표면정보는 버려지지 않고 게임 등 실시간으로 빠르게 처리해야하는 그래픽을 제공하기 위한 LOD(Level of Detail) 정보를 구성한다. 멀리 있는 물체에 대한 빠른 렌더링을 위해 표면 재구성 초기에 구성된 LOD 메쉬정보를 이용하고 가까운 물체의 경우에는 세밀한 표면의 형태를 표현하는 LOD 메쉬를 사용함으로써 그래픽 처리의 효율을 높일 수 있게 된다.

1. 서 론

빛과 물체 표면의 상관관계에 대한 몇가지 제한 조건을 받아들이면 입력영상의 밝기 정보로부터 3차원 정보를 유추하는 것은 가능한 일이다. 고전적인 방법에서는 영상의 밝기 정보로부터 표면의 높이를 유추하기보다는 표면의 법선 벡터를 구하는 함수로 이 문제에 대한 해를 유도한다[1][2][3]. 따라서, 표면의 법선 벡터에 대한 정보로부터 높이 정보를 재구성하는 과정이 필요하다.

이러한 단점을 보완하기 위해 표면의 법선 방향을 구하지 않고 표면의 높이를 직접 구하도록 이산적 근사에 의해 최적화 함수를 정의한다[5].

최적해를 구하기 위한 전역적인 접근은 지역적인 방법에 비해 정확도는 높지만 많은 계산량을 요구한다. 이를 해결하기 위한 방안으로 계층적 방식에 의해 높이를 구하는 방법이 제시되었다[5]. 계층적 방식에 의한 표면 재구성의 목적은 전역적 방법에 대한 효율을 높이는 데 있다. 계층적 접근 방식의 또 다른 장점은 재구성 과정의 중간 단계에서 생성되는 물체 표면에 대한 데이터를 이용하여 LOD 메쉬정보를 구성할 수 있다는 것이다.

본 논문에서는 전역적 탐색 방법을 통해 표면의 전체적 모양을 구성하되 계층적 방식에 의해 단계적으로 표면을 구성한다.

2. 표면 재구성 과정

2.1 문제의 정의

표면의 임의의 한 점에 대한 밝기의 세기는 식(1)과 같이 나타낼 수 있다. 즉, 조사되는 빛의 방향(L)과 표면의 법선 벡터(N)가 이루는 여현값에 알베도 ρ 값을 곱한 값이 된다.

$$E_{x,y} = \rho N_{x,y} \cdot L \qquad \text{식 (1)}$$

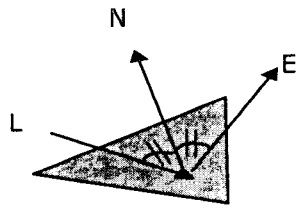


그림 1. 반사 모델

대부분의 표면 재구성 알고리즘은 반사도 함수를 이용하여 그래디언트 공간(gradient space)에서 문제를 해결하고자 시도한다. 하지만, 본 논문에서는 영상으로부터 반사 모델(illumination model)을 이용하여 식(2)를 만족하는 각 점의 높이 정보를 직접 찾는 방법을 사용한다.

$$f(Z_{x,y}) = f(I_{x,y} - E_{x,y}) \approx 0 \qquad \text{식(2)}$$

식(2)를 만족하도록 임의의 점(x,y)의 해당 z 값을 이동함으로써 표면의 전체 모양을 재구성한다. 여기서 $I_{x,y}$는 입력 영상의 임의의 점(x,y)에 대한 밝기를 말한다.

2.2 계층적 표면 재구성

표면 재구성의 전체 과정을 살펴보면 그림2와 같다. 먼저, DCT 공간상에서 표면의 전체 모양을 구성해 낸다. DCT 공간상에서 구해진 DCT 계수는 역변환 과정을 거쳐 최종적으로는 표면의 높이 값으로 변환된다. 이렇게 구해진 개략적인 표면의 높이를 기반으로 축소된 영상과 입력 영상에 대해서 단계별로 표면의 형태를 구성한다.

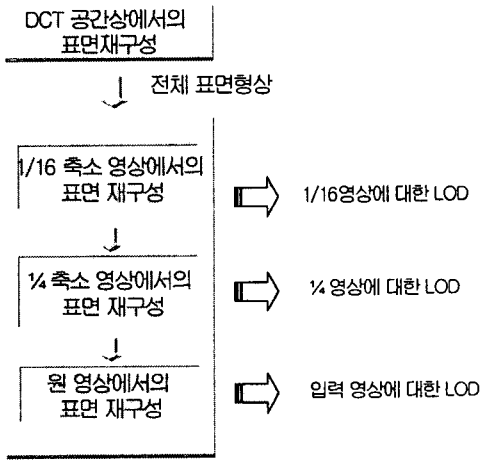


그림 2. 표면 재구성 과정

2.2.1 DCT 공간에서의 물체형상 구성단계

전체 표면의 형상을 구하기 위해서 먼저 초기화된 표면의 높이 값에 대해 식 (3)을 이용하여 DCT 변환을 일으킨다. DCT 공간상에서 최적화 함수를 만족하는 해를 구하기 위해 DCT 상에서 차수로 구분되는 계층 단위로 해를 구해 나간다.

그림 3은 DCT공간상에서 표면을 재구성하기 위한 과정을 보인 것이다. 이 단계에서는 최적화

함수의 해를 구하기 위해서 유전자 알고리즘을 사용하게 되는데, 일반적으로 유전자 알고리즘은 전역적 탐색이 이루어지기 때문에 여러 개의 지역해를 갖는 문제에 대해서 전역 해를 구하기에 적합한 알고리즘으로 알려져 있다. 그러나 이 때문에 유전자 알고리즘은 높은 연산 시간을 요구한다. 더욱이 DCT공간상에서 해를 구하기 때문에 영상의 크기가 커질수록 연산시간이 급격하게 증가하게 된다.

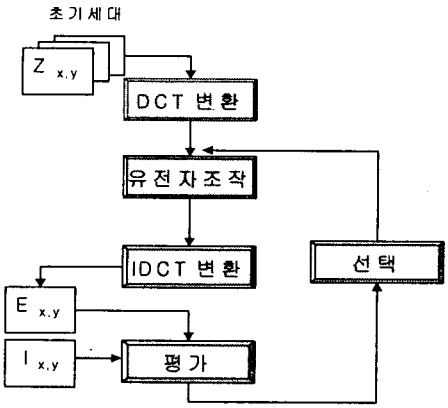


그림 3. DCT 공간상에서의 표면재구성 과정

$$C(u,v) = c(u)c(v)\sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} I(x,y)\cos[\frac{(2x+1)u\pi}{2M}]\cos[\frac{(2y+1)v\pi}{2M}] \quad 식(3)$$

$$I(x,y) = \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} c(u)c(v)C(u,v)\cos[\frac{(2x+1)u\pi}{2M}]\cos[\frac{(2y+1)v\pi}{2M}] \quad 식(4)$$

이러한 문제를 해결하기 위해 DCT공간상에서는 입력영상에 대한 축소된 이미지를 사용한다. 이미지는 1/4씩 단계적으로 줄여나간다. 축소된 영상에서도 영상의 밝기정보에 대한 상대적인 변화량을 보존하기 위해서 그림4와 같은 방법을 사용한다.

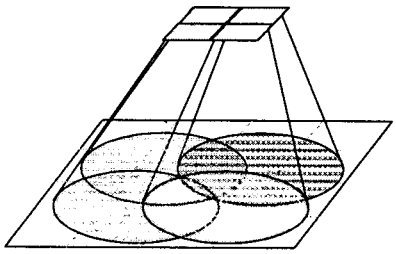


그림 4. blurring을 통한 영상의 축소

2차원 영상에 대한 유전자 표현은 영상 정보의 상하좌우의 연결성이 유지되도록 고안되어야 하며 유전자를 조작하는 연산자들은 연산의 결과가 데이터의 연결성이라는 제약조건을 만족하도록 설계되어야 한다. 또한 연산자는 연산의 결과가 세대를 거듭함에 따라 강도를 조절할 수 있어야 한다. 이러한 고려 사항들은 DCT공간으로 탐색영역을 이동함으로써 매우 간단하게 해결된다. DCT상의 계수들은 전체 영상의 특정 패턴에 대한 값을 나타내기 때문에 유전자 연산에 의해 어떤 차수의 계수 값이 바뀌더라도 영상의 연결성을 유지할 수 있기 때문이다. DCT상의 차수별로 구해나감으로써 자연스럽게 연산의 강도를 조절할 수 있다. 차수가 커질수록 유전자 조작의 강도가 전역적 연산에서 지역적 연산의 성격을 띄게 된다.

(1) 적합도 함수

적합도 함수는 유전자 알고리즘의 성능을 좌우하는데 그 이유는 문제의 특성상 초기에는 입력영상의 밝기와 재구성된 영상의 밝기의 차이, 즉 에러 값이 크게 나타나는 반면 후기에 갈수록 에러 값이 작아지므로 식(5)에 의해 이러한 상황을 모두 수용할 수 있도록 에러 값을 정규화(normalize)한다.

$$fitness(i) = 1-(s-1)\cdot\frac{Error(i)-AvgError}{SmallestError-AvgError} \quad 식(5)$$

(2) 유전자 조작 연산자

교배 연산

DCT상의 계수들은 전체 영상의 특정 패턴에

대한 값을 나타내기 때문에 유전자 연산에 의해 어떤 차수의 계수 값이 바뀌더라도 영상의 연결성을 유지할 수 있기 때문에 식(6)과 같은 일반적인 교배 연산자를 적용한다.

$$S_v^{t+1} = \langle v_1, \ldots w_k, \ldots v_1 \rangle$$
$$S_w^{t+1} = \langle w_1, \ldots v_k, \ldots w_1 \rangle \qquad \text{식 (6)}$$

변이 연산

최적화문제를 다루기 위해 식(7)과 같은 불균등 변이 연산자를 사용한다. 여기서 함수 $\Delta(t, y)$는 [0,y]의 범위 값을 갖되 세대 t가 경과할수록 0에 가까울 확률이 커지게 됨으로 점차적으로 값을 미세조정하도록 한다[4].

$$v_k' = \begin{cases} v_k + \Delta(t, u_k - v_k) & \text{if } rand() = 1 \\ v_k + \Delta(t, v_k - l_k) & \text{if } rand() = 0 \end{cases} \qquad \text{식 (7)}$$

$$f(t, \Delta) = \Delta(1 - r^{(1-\frac{t}{T})^b})$$

유전자 조작을 거쳐 수정된 DCT상의 계수는 식(4)에 의해 역변환 작업을 거쳐 표면의 세부모양을 결정하기 위한 깊이 정보로 재구성된다.

2.2.2 표면 세부형태의 구성 단계

개략적으로 구성된 표면의 형태를 기반으로 세부 모양을 구성하는 단계로 영상에 대한 깊이 정보를 직접적으로 구하게 된다. 축소된 영상에서부터 원래 영상에까지 단계별로 표면의 재구성과정을 수행한다. 이 때, 표면을 그림5와 같이 삼각면으로 가정하고 삼각면의 법선 벡터가 최적함수를 만족하는 방향으로 깊이를 조정해 나간다. 따라서 각 단계별로 구성된 결과물은 별도의 모델링 작업 없이 영상에 대한 LOD 정보를 구성하게 된다.

전 단계에서 구해진 높이정보를 이용하여 초기 세대를 구성하고 또한, 전 단계에서 구성된 표면의 높이 중 가장 밝은 점에 대한 높이를 기준으로 상대적인 높이 값을 구함으로써 표면의 모양을 좀 더 안정되게 구성할 수 있게 된다.

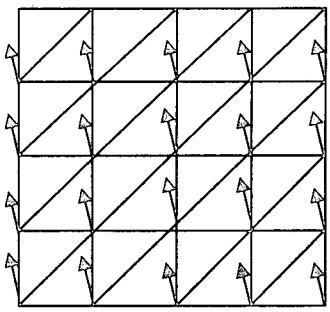


그림 5. 표면을 구성하는 삼각면

(1) 유전자 조작 연산자

DCT공간상에서는 유전자 조작에 크게 제한 조건을 줄 필요가 없다. 하지만 표면의 깊이 정보를 직접적으로 구하는 이 단계에서는 유전자 조작으로 인해 표면의 불연속면이 생기지 않도록 연산자를 정의해야 한다. 변이 조작은 식(7)의 식을 사용하되 $\Delta(t, y)$가 [0,1]의 범위 값을 갖도록 한다.

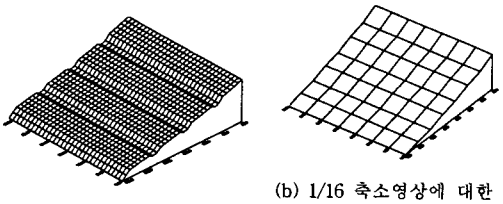
한편, 교배 연산자는 교배로 인해 불연속면이 생기지 않도록 산술 교배 연산자를 사용한다. 여기서 a=[0,1]의 값을 갖는다.

$$S_v^{t+1} = a \cdot S_v^t + (1-a) s_w^t$$
$$S_w^{t+1} = a \cdot S_w^t + (1-a) s_v^t \qquad \text{식 (8)}$$

3. 실험조건

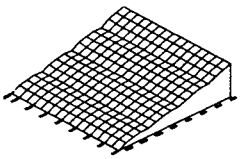
이 논문은 게임 등에 사용될 배경 영상에 대한 높이 값을 구하는 것을 최종 목표로 하고 있으나 먼저 간단한 합성 이미지에 대해 실험을 수행한다. 유전자 알고리즘의 성능은 유전자 조작 확률이나 선택함수에 크게 좌우된다. 유전자 알고리즘의 교배확률과 변이확률을 각각 0.3. 0.025로 하고 세대수는 수행시간을 감안하여 차수에 따라 다르게 지정한다. 그림 6과 7은 DCT 공간상에서 구해진 높이 정보를 기반으로 축소 영상과 원영상에 대해 각 단계별로 표면을 재구성한 결과이다. 각 단계별 표면 재구성을 위해 표면의 가장 밝은 위치의 높이 정보를 고정점으로 두고 상대적인 높이

를 구하기 때문에 표면 재구성의 전 단계에서 구성된 표면의 형태를 계속적으로 유지해가면서 세부적인 모양을 형성하게 된다.

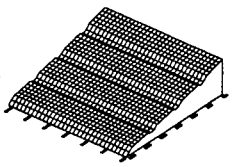


(a) 대상 물체 표면

(b) 1/16 축소영상에 대한 결과

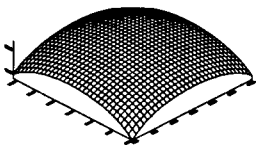


(c) 1/4 축소 영상에 대한 결과

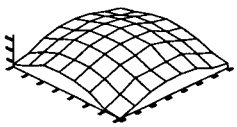


(d) 최종결과

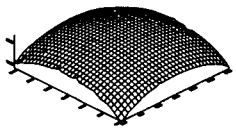
그림 6. 요철 있는 경사면에 대한 표면 재구성



(a)입력 영상에 대한 표면 형태



(b) 1/16 축소 영상에 대한 결과



(c) 최종 결과

그림 7. 곡면에 대한 표면 재구성

4. 결론

영상의 밝기로부터 표면의 높이를 효과적으로 재구성하기 위한 방안으로 먼저 DCT공간상에서 표면의 형태를 구성한 후, 표면형태에 대한 정보를 기초로 축소된 영상과 입력영상에 대해 단계별로 표면을 구성한다. 두 개의 서로 다른 공간에서 해를 구하기 위해서 이에 적합한 유전자 조작 연산자를 정의하였다. 표면의 높이를 직접 구하는 단계에서는 표면을 작은 삼각면으로 가상하여 최적함수를 만족하는 방향으로 높이를 조정함으로써 직접적으로 해를 구한다. 이 과정을 통해 생성되는 물체의 단계별 표면정보는 버려지지 않고 실시간 그래픽 처리를 위한 LOD(Level of Detail) 정보를 구성한다.

5. 참고문헌

[1] Oliensis J. and Dupuis P., "A global algorithm for shape from shading," Int. Conf. on Compter Vision, 692-701, 1994.

[2] Alex P. Pentland, "Linear Shape From Shading," Journal of Computer Vision, Vol. 4, 1990.

[3] B.K.P. Horn, Height and gradient from shading, Journal of Computer Vision, Vol. 5, No. 1, pp37-75

[4] Z. Michalewicz, Genetic Algorithm, Springer-Verlag, 1996

[5] 유전자 알고리즘을 이용한 영상으로부터의 물체 높이의 계층적 재구성, 한국정보과학회 논문지 6권 12호, 1999.

[6] Yuan-Kai Wang, Kuo-Chin Fan, "Applying genetic algorithm on pattern recognition:An analysis and survey,"704-744, 1996

[7] A. P Pentland, "Local analysis of the image," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Recog. 6(2), pp 170-187, 1984