

영상기반 항해를 위한 유전 알고리즘 기반 적응적 샘플링

이동훈 김종율^o 정순기

동서대학교 디지털콘텐츠학부, 경북대학교 컴퓨터공학과
{dhl, xmaskjr^o}@gdsu.dongseo.ac.kr, skjung@knu.ac.kr

GA based Adaptive Sampling for Image-based Walkthrough

Dong Hoon Lee, Jong Ryul Kim^o, Soon Ki Jung

Div. of Digital Contents, Dongseo University, Dept. of Computer Engineering, Kyungpook Nat'l University

요 약

본 논문에서는 영상 기반 항해를 위하여 최적의 영상 샘플링을 획득하기 위한 영상 샘플링 알고리즘을 제안한다. 이를 위해 초기 과다 샘플링 된 영상열의 입력으로부터 장면 전역에 걸쳐 적절한 렌더링 품질을 보장하는 최소의 샘플링을 선택하는 감소 샘플링(decremental sampling)의 접근 방법을 기반으로 본 문제를 Set Covering 문제로 공식화한다. 각 시점으로부터 최상의 영상 품질을 보장하는 영역을 3D 와핑 알고리즘을 사용하여 포함 영역으로 표현하며, 이렇게 표현된 Set Covering 문제는 유전 알고리즘을 사용하여 최적화 문제로 설계한다. 실험 결과 본 논문에서 제안한 방법을 통해 최적 해를 구함으로써 만족할 만한 영상 기반 항해의 결과를 얻을 수 있었다.

1. 서 론

다양한 영상 기반 렌더링(IBR) 기법 중 영상 획득 시 각 화소 당 깊이정보를 사용하여 새로운 시점의 영상을 3D 와핑 기법을 통해 렌더링하는 와핑에 의한 영상기반 렌더링 기법(Image-based rendering by warping: IBRW)은 대표적인 영상기반 렌더링 기법의 하나로 많은 가능성을 보여주고 있다[1]. 그러나 주어진 참조 영상열로부터 새로운 시점에서의 와핑은 보통 좋은 영상 품질을 보장하지 못한다. 따라서 대부분의 IBRW 관련 연구는 와핑 시 발생하는 결함(visibility hole 등)을 어떻게 완화시킬 것인지에 대한 연구가 주된 관심사이다[2, 3]. 그러나 좋은 품질의 렌더링 결과를 보장하기 위한 보다 근본적이고 중요한 문제는 초기에 어떻게 영상을 샘플링할 것인가에 관한 문제이다.

영상 샘플링 비율은 항해하는 장면의 기하구조, 장면을 이루는 표면의 텍스처 특징, 표면 반사 성질 그리고 영상 획득 및 렌더링 시 사용되는 카메라의 해상도 등에 따라 결정되므로 매우 어려운 문제이다. 대다수 영상 기반 렌더링 기법에서는 과다 샘플링(oversampling)을 입력으로 압축을 통해 영상의 양을 줄이는 방법을 일반적으로 사용함으로써 복잡한 샘플링 문제를 다루지 않았다[4, 5].

따라서 본 논문에서는 영상 기반 항해를 위하여 최적의 영상 샘플링을 획득하기 위한 영상 샘플링 알고리즘을 제안한다. 이를 위해 초기 과다 샘플링 된 영상열의 입력으로부터 장면 전역에 걸쳐 적절한 렌더링 품질을 보장하는 최소의 샘플링을 선택하는 감소 샘플링(decremental sampling)의 접근 방법[6]을 기반으로 본 문제를 Set Covering 문제로 공식화한다. 표현된 Set Covering 문제는 유전 알고리즘을 사용하여 최적해를 구함으로써 이를 통해 만족할 만한 영상 기반 항해의 결과를 얻을 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련된 선행 연구를 살펴보고, 3장에서는 주어진 문제를 Set Covering 문제로 공식화한다. Set 표현을 위한 유전 알고리즘 설계를 4장에서 설명하며, 마지막으로 실험과 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

영상 획득을 위한 카메라가 어떻게 배치되는냐에 따라 IBR 샘플링 기법은 크게 균등(uniform) 샘플링과 비균등(nonuniform) 샘플링으로 나눌 수 있다. 균등 샘플링은 영상 획득의 경로를 따라 고르게 샘플링 하는 방법으로 light field rendering[4]이나 concentric mosaics[5]를 대표적인 예로 들 수 있다. 균등 샘플링의 경우 주요한 연구 과제는 항해 영역 전반에서 최상의 영상 품질을 유지하면서 샘플링된 영상 간의 비율을 최대화시킬 수 있는냐에 있으며, 비균등 샘플링의 경우 이에 더해 카메라의 위치를 어디에 배치시킬 것이냐가 또 다른 중요 문제이다.

일반적으로 장면이 비균등 확산면(non-Lambertian surface)이나 가려진 영역이 존재할 경우 많은 샘플링이 필요한 반면 균등 확산면의 경우 비교적 적은 샘플링으로 장면을 표현할 수 있다. 따라서 장면 속에 존재하는 표면의 특성을 고려하지 않는 균등 샘플링은 균등 확산면에서의 과다 샘플링과 비균등 확산면에서의 과소 샘플링을 야기시킬 위험이 있다. 대표적인 비균등 샘플링의 관련 연구의 예는 다음과 같다.

Fleishman[7]은 장면의 메쉬 모델을 활용하여 자동화된 카메라 샘플링 알고리즘을 제안했다. 이 방법은 획득된 시점에서 가장 잘 표현된 메쉬 모델을 시점 영상에 저장하여 최소한의 영상 정보로 전역적인 영상 품질을 보장하는 기법이다. 그러나 본 방법은 사용되는 장면에 대한 3차원 메쉬 모델을 구해야한다는 제약사항이 있다.

Schirmacher[8]는 light field 렌더링을 위한 적응적 샘플링 기법을 제안하였다. 본 방법은 증분(incremental) 샘플링의 접근방법을 기반으로 초기의 비교적 작은 샘플로 이루어진 삼각 메쉬를 분할함으로 최적의 샘플링을 구하는 기법이다. 그러나 실사의 장면을 샘플링 할 경우 새로운 시점의 영상이 필요할 때마다 새로운 영상을 샘플링해야 한다는 근본적인 한계를 지니고 있다.

본 논문에서는 카메라의 배치의 관점에서 비균등 샘플링을 사용하며, 미리 구해진 과다 샘플로부터 적합한 샘플을 선택하는 감소 샘플링을 통해 보다 현실적이며 적응성 있는 IBR 샘플링 기법을 제안한다.

3. 문제 정의

샘플링 된 각 영상에 대해 깊이 맵이 주어져 있으므로 3D 와핑 알고리즘을 이용하여 과다하게 샘플링 된 각각의 시점영상을 이용하여 주변의 위치에 대해 새로운 와핑 영상을 생성할 수 있다. 본 논문에서는 McMillan의 3D 와핑 알고리즘[1]과 이를 통해 생성될 수 있는 결함을 해결하기 위해 Popescu의 Forward Rasterization 알고리즘[9]을 사용한다. 새로운 시점에 대해서도 이미 샘플링 된 영상이 존재하므로 와핑 된 영상과 샘플링 된 영상의 차 영상을 통해 와핑 영상의 품질을 측정할 수 있다. 실원치를 통해 구해진 임의의 에러 이하의 와핑 영상을 적합한 영상이라 할 경우 각각의 지점의 샘플링 된 영상으로부터 와핑을 하더라도 원영상이 필요치 않은 영상의 범주를 표현할 수 있다.

본 논문에서는 이러한 각 지점에서 와핑 가능한 영상 열의 모음을 각 지점이 포함할 수 있는 포함 영역(covered region)으로 정의한다. 그림 1은 포함 영역을 표현한 샘플링 환경의 예이다. 그림 1에서 각 원($e_1 \sim e_9$)은 항해가 가능한 최소 단위의 원소 지점을 의미하며 문제를 간결하게 표현하기 위하여 검은 색으로 채워진 원(e_1, e_3, e_4, e_6, e_8)은 샘플링된 지점이며, 그 외의 원은 샘플링 되지 않았지만 항해의 대상이 되는 지점을 의미한다. 앞에서 제시한 방법을 사용하여 각각의 샘플링 지점으로부터 와핑이 가능한 포함 영역($x_1 \sim x_5$)을 구할 수 있다. 이러한 해석으로부터 최적화된 영상 샘플링 문제는 모든 지점이 임의의 포함 영역에 속하면서 샘플링 된 영상의 수를 최소화시키는 문제로 다시 정의할 수 있다.

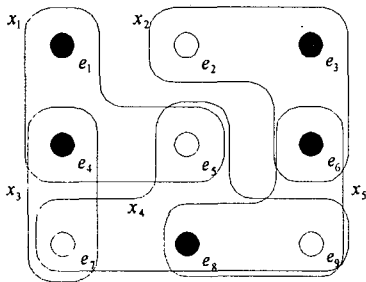


그림 1. 포함영역을 표현한 샘플링 환경 예.

3.1 Set Covering 문제

Set Covering 문제(SCP)는 m 개의 행, n 개의 열 및 0-1 행렬(a_{ij})에 대해 최소의 비용을 가진 열의 부분집합으로 행을 모두 포함하는 문제이다. 만약 열 j 가 해에 속할 경우 x_j 가 1, 그렇지 않은 경우 x_j 가 0인 벡터 x 를 가정할 때 Set Covering 문제는 다음과 같이 정의할 수 있다 [10].

$$\text{Minimize } \sum_{j=1}^n c_j x_j \quad (1)$$

$$\text{Subject to } \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \geq 1, \quad i = 1, \dots, m \quad (2)$$

$$x_j \in \{0,1\}, \quad j = 1, \dots, n \quad (3)$$

매개변수 c_j 는 집합 x_j 를 포함할 경우 드는 비용을 나타내며, 수식(2)는 각각의 행이 적어도 하나의 열에 포함됨을 의미한다.

영상 샘플링 문제에 있어 각각의 행은 항해 공간 상의 지점들을 의미하며 열은 포함 영역을 지닌 각각의 샘플링된 집합을 의미한다. 따라서 그림 1의 샘플링 환경은 아래와 같이 9개의 행과 5개의 열을 지닌 행렬 A 로 표현 가능하다 (비용은 동일 비용 1로 가정 시).

$$A^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

위의 행렬에 대한 Set Covering 문제의 해는 비용 3을 지닌 $x=[1, 1, 0, 1, 0]$ 이다.

4. SCP를 위한 유전 알고리즘

SCP를 위한 유전 알고리즘은 행 기반 표현 방법과 열 기반 표현 방법으로 영색체를 설계할 수 있다. 열 기반 표현 방법은 n 개의 열, 즉 집합을 비트 스트링으로 표현하여 각 열이 해집합에 포함되는지의 여부를 0-1 정수 값으로 표현하는 방식이다. 열 기반 표현 방법은 초기 유전자 무작위로 선별되므로 선택된 열의 집합이 모든 행을 포함하고 있음을 보장할 수 없다는 근본적인 문제를 지닌다. 모든 행이 포함되어야 한다는 제약을 만족시키기 위한 방법이 행 기반 표현 방법이다. 행 기반 표현 방법은 행의 크기에 해당하는 비트 스트링을 사용하여 각 행을 포함하는 열을 표기하는 방법으로 모든 비트 스트링이 하나의 열을 포함하므로 문제 표현에 적합하다고 할 수 있다 (그림 2 참조).

row(gene)	1	2	3	4	5	...	m-1	m
string	10	7	10	21	5	...	49	7

그림 2. 행 기반 표현 방법.

적합함수로는 수식 (1)이 사용되며, 이 때 비용 c_j 는 임의의 행이 선택된 열에 포함되지 않을 비율, 즉 선택한 집합으로 부터 자신의 지점을 와핑 시 생긴 에러율을 비용 값으로 사용한다. 이를 통해 선택되어지는 집합(열)의 수는 최소화하면서 집합에 포함하는 각 원소(행)는 와핑 시 최상의 영상 품질을 보증하기 위한 제약으로 작동한다. 다시 말하면 동일한 수의 최적화된 집합이라 할지라도 여러 집합에 중복되어 포함된 각 원소는 자신을 가장 잘 표현하는, 즉 최상의 영상 품질을 보증하는 집합에 속하도록 해를 최적화시킨다.

5. 실험 및 결론

실험을 위해 Pentium4, CPU 1.7GHz, Ram521MB 성능의 컴퓨터를 사용하였고, 3D Studio Max로 모델링된 거리 환경에 대해 15개의 경로를 따라 각각 30장의 영상(총 450장)을 샘플링하였다. 전방위에 대한 영상 기반 항해를 위해 단일 위치에서는 각각 90도의 시야를 가진 네 장의 영상을 획득하였고, 이를 통해 360도의 시야를 가지는 파노라믹 영상으로 정합하였다. 그림 3은 실험에 사용된 거리 환경이다. GA의 연산으로는 토너먼트 선택법, 균등 교차법, 단순 돌연변이법을 사용하였으며, 500개의 염색체에 대해 교차율은 0.7, 돌연변이율 0.9를 실험 변수로 선택하였다.



그림 3. 실험에 사용된 환경.

본 논문에서 제안한 방법을 통해 최적화된 영상 샘플링을 구한 결과 67개의 집합으로 최적화됨을 확인할 수 있었다. 최적화된 집합의 영상 품질을 정량적으로 평가하기 위해 각 집합에 속한 원소의 에러율에 대한 평균값을 측정하고 결과 0.173의 측정치의 결과를 보였다. 이 결과치는 실험적으로 허용할만한 에러율을 1로 정규화하였을 때의 수치로서 영상 품질이 최적의 결과 내에 존재함을 증명한다.

본 논문에서는 정량적인 수치 비교를 위하여 본 문제를 k -means 클러스터링 문제로 모델링하여 결과치를 비교하였다. 비교 실험은 GA 수행 결과 나온 최소 집합 수를 k 로 하고 그 때 집합의 위치를 초기 위치로 설정하였을 시 클러스터링 결과의 에러율(a)과 동일한 최소 집

합 수에 대해 집합의 위치를 장면 전체에 균등하게 분포시켜 클러스터링 한 결과의 에러율(b), 그리고 k 의 수치를 낮추고 클러스터링 한 결과의 에러율(c)에 관한 실험이었다. 실험 (c)의 경우 50개의 집합을 최적 집합으로 가정하여 수행하였으며, GA를 통해 최적화된 집합의 개수가 최대의 성능을 나타내는 최소의 숫자인가에 대한 검증으로 볼 수 있다. 실험 결과 에러율은 표 1과 같다.

표 1. k-means 클러스터링 알고리즘과의 에러율 비교.

실험	GA	(a)	(b)	(c)
에러율	0.173	0.150	0.202	0.211

실험 결과 본 논문에서 제시한 방법을 사용한 최적화 결과는 이를 입력으로 클러스터링한 결과에 비해 미세하지만, 좋지 않은 성능을 보였다. 그러나 동일한 최소 집합을 입력으로 하더라도 실험 (b)와 같이 초기 집합의 위치를 임의로 줄 경우 클러스터링 결과는 GA를 사용한 결과보다 낮은 성능임을 볼 수 있었다. 이를 통해 본 논문에서 제시한 GA 기법을 사용하여 구한 해를 클러스터링의 후처리를 통해 보다 정확한 해를 구할 수 있다는 가능성을 확인할 수 있었다. 실험 (c)는 집합의 개수를 줄일 경우 해는 보다 낮은 성능을 보이므로 집합의 개수는 최적의 값으로 수렴됨을 증명한다.

감사의 글

본 연구는 산업자원부의 지역혁신 인력양성사업의 연구결과로 수행되었음

참고문헌

- [1] L. McMillan, G. Bishop, "Plenoptic modeling: An image-based rendering system," ACM SIGGRAPH, pp.32-43, 1995.
- [2] W. Mark, L. McMillan, G. Bishop, "Post-Rendering 3D Warping," Symposium on Interactive 3D Graphics, pp.7-16, 1997.
- [3] L. McMillan, *An image-based approach to three-dimensional computer graphics*, Ph.D. thesis, UNC, 1997.
- [4] M. Levoy, P. Hanrahan, "Light field rendering," ACM SIGGRAPH, pp.31-42, 1996.
- [5] H. Shum, L. He, "Rendering with concentric mosaics," ACM SIGGRAPH, pp.299-306, 1999.
- [6] C. Zhang, *On sampling of image-based rendering data*, Ph.D. thesis, Carnegie Mellon University, 2004.
- [7] S. Fleishman, D. Cohen-Or, D. Lischinski, *Automatic camera placement for image-based modeling*, Computer Graphics Forum, 2000.
- [8] H. Schirmacher, W. Heidrich, H.P. Seidel, "Adaptive acquisition of lumigraphs from synthetic scenes," Proc. of EUROGRAPHICS, 1999.
- [9] V. Popescu, J. Eyles, A. Lastra, J. Steinhurst, N. England, L. Nyland, "The WaprEngine: An architecture for the post-polygonal age," ACM SIGGRAPH, pp.433-442, 2000.
- [10] M. Gen, R. Cheng, *Genetic algorithms and engineering optimization*, John Wiley&Sons, Inc., 2000.