

몬테카를로 렌더링의 노이즈 제거를 위한 고차원 피쳐 추출*

조인영⁰, Yuchi Huo, 윤성의
한국과학기술원 전산학부
{ciy405x, eehyc0, sungeui}@gmail.com

High-dimensional Feature Extraction for Denoising Monte Carlo Renderings

In-Young Cho⁰, Yuchi Huo, Sung-Eui Yoon
School of Computing, Korea Advanced Institute of Science and Technology

요약

몬테카를로 광선 추적 알고리즘은 현실감 있는 이미지를 렌더링하는 대표적인 알고리즘이다. 그러나 고품질 이미지를 얻기 위해서 한 픽셀 당 충분한 광선 샘플이 필요하여 수렴 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다. 이에 광선을 적게 추출하여 노이즈 있는 이미지를 고속으로 구한 뒤, 노이즈 제거 모듈을 이용해 후처리하는 알고리즘에 관한 연구가 많이 진행되었다. 한편, 렌더링에서는 정의된 장면에서 텍스처 맵, 노말 맵, 깊이 맵 등의 이미지 공간 정보를 추출할 수 있는데, 최신 연구에서는 이를 노이즈 제거 모델의 구성 혹은 학습에 피쳐로 활용해왔다. 본 논문에서는 노이즈 제거 문제에서 기존 저차원 피쳐의 한계를 분석하고, 이를 보완하기 위해 몬테카를로 광선 추적 과정에서 얻을 수 있는 고차원 피쳐를 제안한다. 본 연구진은 이 고차원 피쳐를 최신 노이즈 제거 심층 모델에 적용하여 성능을 확인하였다.

1. 서론

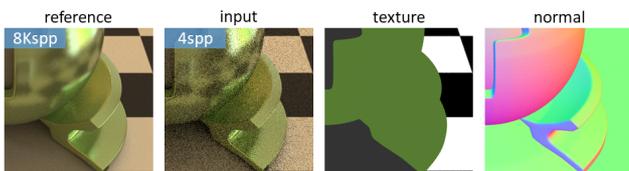


그림 1: 정답 이미지, 노이즈한 이미지와 기하 피쳐

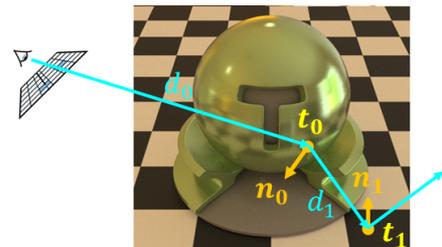
노이즈 제거 알고리즘 연구의 최근 흐름은 텍스처 맵, 노말 맵, 깊이 맵 등의 기하 피쳐(G-buffer)는 단순하게 구성하는 한편 모델을 고도화하는 방향으로 진행됐다 [1, 2, 3]. 그러나 그림 1과 같이 일부 그래픽 효과에서 기하 피쳐의 한계를 찾아볼 수 있다. 그림 1에서 금속 재질의 물체에 고진동수 패턴이 반사된다. 그러나 텍스처 및 노말 맵을 포함한 기하 피쳐에서는 이런 반사 패턴을 찾을 수 없다. 즉, 이런 그래픽 효과에 한해서는 기하 피쳐가 노이즈 제거에 도움이 되는 부가 정보를 제공하기 힘들다.

2. 고차원 다중 반사 피쳐 추출

2.1. 다중 반사 피쳐의 필요성

우리는 복잡한 그래픽 효과의 노이즈를 제거하는 문제에서, 기존의 기하 피쳐의 한계를 보완하기 위해 새로운 고차원 피쳐를 제안한다. 몬테카를로 광선 추적법은 물체나 벽 등에 반사되는 간접광, 색상 혼합, 렌즈로 인한 굴절 등의 전역 조명 효과를 표현하기 위한 알고리즘이다. 알고리즘은 한 면에 투사된 입사 광선에 대해 반사 광선을 반복적으로 추출하면서 빛 경로(light path)를 구성한다. 따라서 다양한 그래픽 효과에서 발생한 노이즈를 제거하기 위해서는 이런 다중 반사에 관한 정보를 포함하는 표현력 높은 피쳐를 사용해야 한다.

2.2. 다중 반사 피쳐의 추출법



Multi-bounce path features

그림 2: 몬테카를로 광선 추적 과정에서 다중 반사 피쳐의 추출법.

일반적으로 기하 피쳐는 눈에서 픽셀을 향하게 발사된 광선과 장면 내 물체와의 첫 번째 교차점에서 구한다. 이를 확장하면, 몬테카를로 방법으로 추출한 빛 경로의 각 꼭짓점에서도 텍스처, 노말, 깊이에 관한 정보를 추출 및 저장할 수 있다(그림 2 참고). 또한, 이는 전체 렌더링 및 노이즈 제거 과정에서 볼 때 무시할 만한 오버헤드만 발생시킨다.

본 연구에서는 한 경로의 꼭짓점마다 텍스처, 노말, 직접 광 라디언스(radiance)의 세 가지 피쳐를 추출한다. 직접 광 라디언스는 각 꼭짓점에서 다중 중요도 샘플링을 위해 광원에서 추출하여 계산하는 라디언스이다[4]. 한 경로에서 다중 반사 피쳐를 구하는 꼭짓점의 개수를 6으로 제한하여 각 경로당 54차원의 벡터를 구하였다.

* 구두 발표논문

* 이 성과는 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (2019R1A2C3002833).

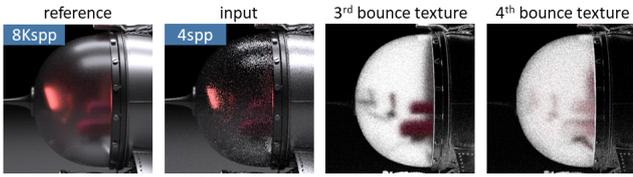


그림 3: 추출한 고차원 피쳐.

위 그림 3은 거친 유리 돔 내부에 있는 조종석을 표현한다. 일반적으로 기하 피쳐는 위 예시처럼 유리 돔 내부의 물체를 표현하기 힘들지만, 본 논문에서 제시한 다중 반사 피쳐를 이용했을 때는 그림 3의 3번째 및 4번째 결과 같이 돔 내부의 조종석까지 표현할 수 있다.

2.3 노이즈 제거 심층 모델 학습

제안한 다중 반사 피쳐를 이용하여 최신 노이즈 제거 심층 모델인 SKSN[3]을 훈련했다. 몬테카를로 광선 추적법의 확률론적 특성상, 이미지상에서 가까운 픽셀 또는 같은 픽셀에서 추출한 다중 반사 피쳐라도 서로 간의 상관관계가 복잡하다. 그러므로 일반적으로 노이즈 제거 연구에 활용되는 픽셀 기반 심층 모델을 활용하기 힘들다. 따라서 본 연구에서는 각 샘플 기반 심층 모델인 SKSN을 활용하였다. 학습에는 SKSN에서 제안한 하이퍼 파라미터를 이용하였고, GTX1080ti 4개로 약 3일간 학습하였다.

3. 결론

	ReIMSE	Tone-mapped ReIMSE	MSE	RelL1	L1
G-buffer	0.155176	0.153839	0.035666	0.263642	0.039345
ours	0.081201	0.151985	0.039978	0.249911	0.044445

표 1: 테스트 데이터에서 다양한 오차 측도 비교.

표 1과 같이, 가장 일반적으로 활용되는 상대 평균 제곱 오차(reIMSE) 측도에서는 본 논문에서 제안한 피쳐로 학습시킨 모델이 큰 향상을 보인다. 다만, 다른 측도에서는 비교적 큰 차이가 없음을 알 수 있다. 매우 고차원인 다중 반사 피쳐의 특성상, 모델이 고차원 공간을 완전하게 탐험하는 것은 어려웠다고 해석한다.

반면, 시각적으로는 기하 피쳐로 훈련한 모델과 제안한 다중 반사 피쳐로 훈련한 모델이 생성한 노이즈 제거 이미지는 흥미로운 차이를 보였다(그림 4 참고). 기하 피쳐의 한계를 분석하며 예상했던 바와 같이, 반사나 굴절처럼 기하 피쳐가 표현하기 어려운 그래픽 효과에 관해서는 본 연구에서 제시한 피쳐가 이미지 재구성에 효과가 있음을 알 수 있다. 제시한 피쳐로 훈련한 모델은 LIVINGROOM 장면에서는 거울에 비친 조각을 더 뚜렷하게 재구성했으며, STAIRCASE 장면에서는 유리판 뒤편에 있는 계단을 더 뚜렷하게 재구성했다.

한편, 제안한 피쳐는 기하 피쳐보다 차원이 높아 심층 모델의 추론 시간을 저하했다. 기하 피쳐를 사용한 모델은 데이터 로드 1.01s, 추론에 8.02s를 소요했으며,

제안한 피쳐의 경우 각각 4.03s와 9.10s를 소요했다.

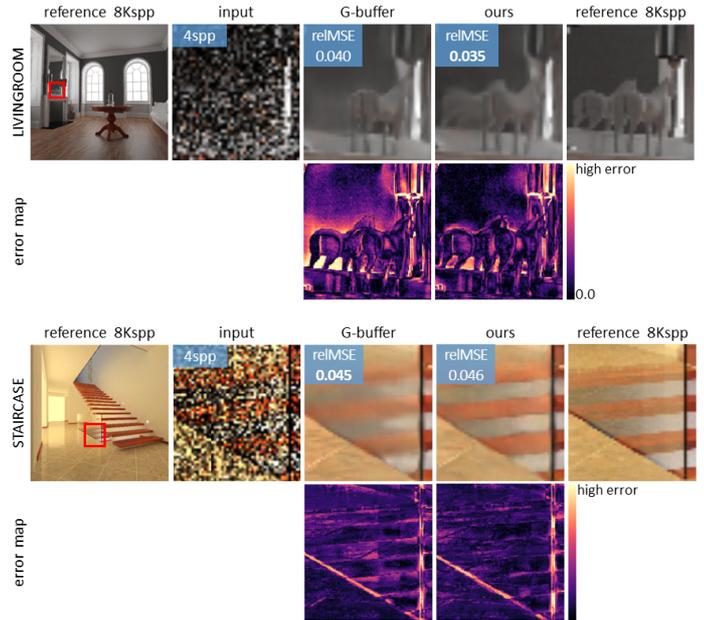


그림 4: SKSN 네트워크를 기하 피쳐와 본 연구에서 제시한 고차원 피쳐를 이용해 각각 학습시킨 뒤 테스트 데이터에서 비교한 결과. relMSE는 고해상도 이미지 전체에서 측정함.

4. 결론

본 연구에서는 기존 기하 피쳐가 갖는 본질적인 한계를 탐구하여, 전역 조명 효과를 더 잘 표현할 수 있는 다중 반사 피쳐를 제안했다. 제시된 피쳐를 이용하여 최신 심층 모델을 훈련했을 때, 수치적으로는 기하 피쳐로 훈련한 모델과 비슷하거나 더 나은 결과를 얻었고, 시각적으로는 반사 및 굴절 효과가 지배적인 장면에서 정답 이미지에 더 가까운 이미지를 생성했다. 다중 반사 피쳐는 고차원인 특성을 가져 학습에 어려움이 있는 것으로 예상하고, 고차원 피쳐를 효과적으로 학습하는 방법에 관한 후속 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] S.Bako, T.Vogels, et al., Kernel-predicting convolutional networks for denoising Monte Carlo renderings, *ACM Transactions on Graphics*, 36(4):97-1, 2017.
- [2] C.R.A.Chaitanya, A.S.Kaplanyan et al., Interactive reconstruction of Monte Carlo image sequences using a recurrent denoising autoencoder, *ACM Transactions on Graphics*, 36(4):1-12, 2017.
- [3] M.Gharbi, T.M.Li, et al., Sample-based Monte Carlo denoising using a kernel-splatting network, *ACM Transactions on Graphics*, 38(4):1-12, 2019.
- [4] E.Veach, and L.J.Guibas, Optimally combining sampling techniques for Monte Carlo rendering, *Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pp.419-428, 1995.