

색상 영상의 최대 변화도를 이용한 깊이맵 업샘플링 기법

정재일, 호요성
광주과학기술원 실감방송연구센터
jijung@gist.ac.kr, hoyo@gist.ac.kr

Depth Map Up-sampling Using Maximum Gradient of Color Image

Jae-II Jung and Yo-Sung Ho
Gwangju Institute of Science and Technology

요 약

본 논문은 고해상도의 깊이맵을 얻기 위해서 대응되는 색상 영상의 최대 변화도를 이용한 깊이맵 업샘플링 기술을 제안한다. 기존 알고리즘들이 인접한 화소의 깊이 값을 참조할 때 거리에 따른 가중치를 부여하는 것과 달리, 제안한 방법은 현재 화소와 참조 화소 사이의 최대 색차 변화도를 이용하여 가중치를 부여한다. 이런 접근 방법은 비슷한 색상의 물체가 서로 붙어 있거나 큰 크기의 객체가 존재할 경우에도 모두 올바른 가중치를 부여할 수 있다는 장점을 갖는다. 먼저, 색상 영상의 색차 성분에 대한 변화도 영상을 계산하고, 업샘플링하고자 하는 화소와 참조 화소 사이의 최단 경로 위에서 가장 큰 변화도를 취한다. 변화도가 클수록 다른 객체에 존재할 확률이 높기 때문에 변화도가 큰 참조 화소에는 작은 가중치를 부여하고, 이들의 가중합을 통해 최종 깊이 값을 계산한다. 제안한 방법을 이용하여 깊이맵을 업샘플링한 결과가 기존 알고리즘들에 비해 우수한 결과를 보였다.

1. 서론

최근 들어, 고정된 시점의 입체감을 제공하는 양안식 영상과 달리, 다양한 시점에서 입체 영상을 제공할 수 있는 다시점 영상에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 다시점 영상을 이용하면 사용자가 원하는 시점의 입체 영상을 자유롭게 선택해서 볼 수 있지만, 촬영된 영상의 시점 수가 충분하지 않으면 시점 변경시에 부자연스러운 화면 전환이 발생하게 된다.

이를 위해 여러 시점의 영상이 필요하지만, 무수히 많은 시점의 영상을 실제 카메라로 촬영하는 것은 물리적으로 거의 불가능하다. 따라서 깊이맵 기반의 영상 렌더링 (Depth Image-based Rendering, DIBR) 기술이 개발되어 촬영되지 않는 시점의 영상을 합성하여 재현하는 방법이 제안되었다. 이 방법은 영상의 거리 정보를 나타내는 깊이맵을 이용하여 가상의 영상을 합성하는 기술로서, 깊이맵의 화질이 합성 영상의 화질에 매우 중요한 요인으로 작용한다. 하지만 아직까지 색상 영상에 대응되는 정확한 깊이맵을 획득하는 것은 기술적으로 어렵다.

최근 각광을 받고 있는 깊이맵 획득 방법 중 하나인 깊이 카메라는 실시간으로 영상의 깊이 정보를 획득할 수 있다는 장점을 갖지만, 아직까지는 기술적 한계로 인해 획득된 깊이맵의 해상도가 일반적으로 사용되는 색상 영상에 비해 낮다는 문제점을 갖고 있다. 저해상도의 깊이맵을 대응되는 색상 영상의 해상도만큼 업샘플링하기 위해서, 초기에는 양방향 보간법이나 정방향 보간법 등 깊이맵 자체만을 이용한 업샘플링 방법이 이용되었으나, 최근에는 대응되는 색상 영상 정보를 이용한 기술들이 개발되고 있다.

Diebel *et al.*은 Markov Random Field(MRF)를 이용하여 색상 영상과 깊이맵의 경계를 일치시키는 기술을 제안하였고, Yang *et al.*은 영상의 색상 차이와 거리 차이를 가중치로 이용한 Joint bilateral 필터를 이용한 업샘플링 기술(JBU)을 제안하였다. 이 업샘플링 기술들은 깊이맵만을 이용하는 알고리즘들보다 우수한 성능을 보이지만, 유사한 색상의 객체가 인접해있는 경우 성능이 감소한다는 문제점을 갖는다.

2. 최대 색상 변화도를 이용한 업샘플링

본 논문에서는 기존 알고리즘들의 문제점을 해결하기 위해서 인접한 화소를 참조할 때 거리 정보를 이용하지 않고 최대 색상 변화도를 이용하는 기술을 제안한다. 우선 저해상도의 깊이맵을 Nearest Neighbor 알고리즘을 이용하여 확대한 뒤, 이를 초기 깊이맵으로 사용한다. 그 후 색상 영상을 고려하여 인접한 초기 깊이 값들을 가중적으로 합하여 최종 깊이 값을 계산한다. 이때 적응적인 가중치를 사용하기 위해서 제안한 알고리즘은 joint bilateral 필터의 거리 정보 대신에 색차 변화도를 이용한다.

먼저 인접해 있는 네 개의 이웃들 가운데서 가장 색차 성분 차이가 큰 화소를 선택하여 색상 변화도를 계산한다. 그 뒤, 참조하고자 하는 국부 영역에서 현재 화소와 참조 화소간의 최단 경로에서의 최대 변화도를 계산한다. 이를 이용해서 최종 깊이 값 d_i 는 식(1)을 통해 계산할 수 있다.

$$d_u(i) = \frac{\sum_{\tilde{i} \in N(i)} w_c(i, \tilde{i}) w_g(i, \tilde{i}) d_i(\tilde{i})}{\sum_{\tilde{i} \in N(i)} w_c(i, \tilde{i}) w_g(i, \tilde{i})} \quad (1)$$

여기서 d 는 초기 깊이 값을 나타낸다. r 는 정제하려는 화소를 나타내며, \tilde{i} 는 i 의 인접한($N(i)$) 참조 화소를 나타낸다.

이때 두 개의 가중치가 사용되는데, w_c 는 두 화소의 색차 성분 차이를 반영한 가중치로서, 식(2)와 같이 정의된다. 밝기 성분에 대한 고려가 없는 이유는 동일 객체라도 조명 등의 차이에 의해 밝기 성분이 달라지는 경우가 많기 때문이다.

$$w_c(i, \tilde{i}) = \exp\left(-\frac{\max(|U(i)-U(\tilde{i})|, |V(i)-V(\tilde{i})|)}{\gamma_c}\right) \quad (2)$$

여기서 U 와 V 는 YUV 색상 영역에서의 색차 성분을 의미하며, γ_c 는 가중치의 민감도를 나타내며 본 논문에서는 15의 고정값을 사용한다.

두 번째 가중치 w_g 는 현재 화소와 참조 화소의 최단 경로 사이에 존재하는 최대 변화도를 반영한 가중치로 식(3)과 같이 정의된다.

$$w_g(i, \tilde{i}) = \exp\left(-\frac{\max_gradient(i, \tilde{i})}{\gamma_g}\right) \quad (3)$$

이때 γ_g 는 색차 변화도에 대한 가중치의 민감도를 조절하는 변수로서, 본 논문에서는 30의 고정값을 사용했다. $\max_gradient$ 는 두 화소 사이의 최대 변화도를 계산하는 함수로서, 두 화소의 직선 식을 정의하고 그 선 위에 존재하는 모든 화소의 변화도 중 가장 큰 값을 선택한다.

3. 실험 결과와 분석

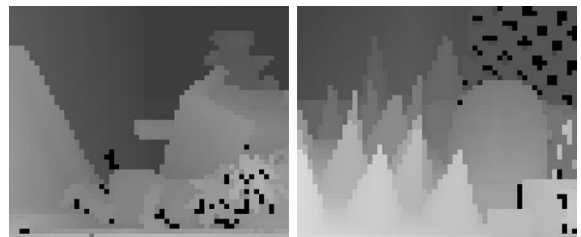
본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 Middlebury 테스트 영상을 1/64 크기로 줄인 뒤, 제안한 알고리즘을 적용했다. 정확한 최대 변화도 영상을 얻기 위해서 색상 영상에는 bilateral 필터를 적용하여 잡음의 효과를 줄인 뒤, 알고리즘을 적용했다. 가중 합을 계산하기 위해 35 x 35 크기의 국부 영역내의 화소들을 참조했다.

그림 1은 원본 저해상도 깊이맵과 제안한 기술로 업샘플링한 고해상도 깊이맵을 보여 준다. 초기 깊이맵은 경계 근처에서 계단 현상을 보이지만, 업샘플링된 영상은 경계의 계단 현상이 객체의 실제 모양에 따라 깊이 값들이 잘 분포되어 있음을 확인할 수 있다.

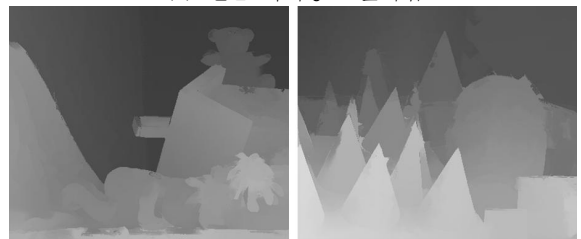
이를 정량적으로 평가하기 위해 축소된 깊이맵을 각 알고리즘을 이용하여 업샘플링한 뒤, 실측 깊이맵과의 비교를 통해 오차 화소의 비율을 계산했다. 표 1과 같이 제안한 알고리즘이 기존 알고리즘들 보다 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있다. cone 영상의 경우 JBU에 비해 낮은 정확도를 보이지만, 대부분의 오차 영역이 뒤쪽에 분포해 있어서 실제로 가상 시점 영상을 만들 때 크게 문제가 되지 않는다.

4. 결론

본 논문에서는 색상 영상의 최대 색차 변화도를 이용한 깊이맵 업샘플링 기술을 제안했다. 제안한 기술은 거리에 따라서 가중치를 부여하던 기존의 기술들과 달리 색상 영상의 최대 색차 변화도를 고려한 가중치를 부여하여 보다 정확한 고해상도 깊이맵을 생성하였다. 다양한 영상에 대한 실험을 통해 제안한 기술이 기존 기술에 비해서 우수한 성능을 가짐을 확인할 수 있었다. 제안한 기술은 다시점 영상 생성은 물론, 깊이맵 압축에도 널리 사용될 수 있을 것으로 기대된다.



(a) 원본 저해상도 깊이맵



(b) 제안한 기술로 업샘플링한 고해상도 깊이맵
그림 1. 깊이맵의 화질 비교: cones, teddy 영상

표 1. 깊이맵 업샘플링 알고리즘의 성능 비교 (실측 깊이맵과 비교한 오차화소의 비율, 64배 확대)

오차율(%)	Bilinear	Bicubic	MRF	JBU	제안한방법
tsukuba	14.98	13.03	9.68	6.95	6.50
venus	3.33	2.77	2.69	1.19	1.09
cones	23.61	22.27	14.40	11.00	13.66
teddy	18.89	17.33	14.50	11.50	10.74

감사의 글

본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2012년도 콘텐츠산업기술지원사업으로 수행되었음.

참고문헌

- [1] C. Fehn, "Depth-image-based rendering (DIBR), compression, and transmission for a new approach on 3D-TV," SPIE Stereoscopic Displays and Virtual Reality Systems XI, pp. 93-104, May 2004.
- [2] J. Diebel and S. Thrun, "An application of markov random fields to range sensing," Advances in neural information processing systems, vol. 18, no. pp. 291-298, 2006.
- [3] Y. Qingxiong, Y. Ruigang, J. Davis, and D. Nister, "Spatial-Depth Super Resolution for Range Images," in proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-8, June 2007.