

깊이 값의 신뢰도를 이용한 반복적 깊이 영상 업샘플링 기술

정재일^{*}, 호요성

광주과학기술원 정보통신공학부

jijung@gist.ac.kr, hoyo@gist.ac.kr

요약

본 논문에서는 참조할 수 있는 깊이 값의 신뢰도를 이용한 반복적 업샘플링 기술을 제안한다. 물체 경계가 뭉개지거나 잘못된 깊이 값이 전파되는 것을 막기 위해서 주변의 깊이 값 중 신뢰도가 높은 깊이 값을 이용해 영상을 업샘플링한다. 이때 신뢰도는 현재 화소와 주변 화소의 색상 차이와 두 화소의 최단 경로상의 국부 변화 값을 이용해 계산한다. 높은 신뢰도를 갖는 깊이 값을 반복적으로 인접한 빈 공간으로 전파하고, 최종적으로 신뢰할 만한 깊이 값이 전파되지 않는 영역은 인페인팅 기술을 이용해서 채운다. 본 논문에서 제안한 방법은 낮은 해상도의 깊이 영상에서도 깨끗한 경계를 유지할 수 있으며, 최근에 제안된 다른 업샘플링 기술에 비해 향상된 정확도를 보였다.

1. 서론

현재 제공되고 있는 3차원 비디오 서비스는 고정된 시점에서 양안 시차만을 제공하는 양안식 영상을 이용하고 있다. 일부 업체에서 제한된 운동 시차를 함께 제공할 수 있는 다시점 디스플레이 장치를 개발했지만, 시청 각도와 지원하는 시점 수의 한계로 상용화되지 못하고 있다. 차세대 3차원 비디오 서비스는 이런 한계를 극복하고 사용자가 원하는 시점을 자유롭게 선택해서 볼 수 있는 자유시점 비디오나 연속적인 모든 시차를 제공할 수 있는 디지털 홀로그래피를 이용한 진정한 의미의 3차원 서비스가 될 것이다 [1].

현재 상용화된 3차원 비디오 서비스는 아무런 상호작용 없이 사용자에게 일방적으로 3차원 콘텐츠를 전달하기 때문에 색상 영상만으로 콘텐츠를 재현하는데 문제가 없지만, 차세대 서비스를 제공하기 위해서는 색상 영상뿐만 아니라 이에 대응되는 깊이 영상도 함께 필요하다. 색상 영상에 대응되는 깊이 영상은 시청자가 원하는 중간시점의 영상을 생성하는데 사용되며, 디지털 홀로그램을 제작하기 위해 필요한 추가 정보로도 사용된다.

깊이 영상을 획득하기 위해서 다양한 기술들이 제안되었다. 가장 널리 알려진 스테레오 정합 방법은 양안의 색상 영상만으로 깊이 영상을 추정할 수 있는 장점이 있지만, 평탄하거나 반복적인 텍스처 같은 모호한 영역에서는 정확한 깊이 값을 획득할 수 없다는 문제점을 갖는다. 3차원 스캐너는 스테레오 정합보다 정확한 고품질의 깊이 영상을 제공하지만, 동적 장면을 촬영하는 데 한계가 있다.

근래에 Time-Of-Flight (TOF) 기술을 이용한 깊이 카메라가 활발히 연구되고 있다 [2]. TOF 카메라는 상대적으로 정확한 깊이 영상을 실시간으로 얻을 수 있지만, 촬영 가능한 깊이 영상의 해상도가 고해

상도(High definition, HD) 색상 영상에 미치지 못한다는 문제점을 갖는다.

따라서 깊이 영상의 해상도를 향상시키는 업샘플링 기술이 관심을 끌고 있다. MPEG 표준화 그룹에서도 깊이 영상의 압축 효율을 높이기 위해 깊이 영상의 해상도를 낮춘 뒤 부호화하여 전송하고, 이를 수신단에서 다시 업샘플링하는 기술을 논의하고 있다 [3]. 본 논문에서는 높은 신뢰도를 갖는 깊이 값만을 이용하여 고해상도 깊이 영상을 생성하는 업샘플링 기술을 제안한다.

2. 깊이 영상 업샘플링

2.1 깊이 영상만을 고려한 업샘플링

깊이 영상에 대한 초기 연구에는 깊이 영상의 특성을 고려하지 않고, 색상 영상에 사용되던 기술을 그대로 깊이 영상에 적용했다. 예를 들면, 깊이 영상의 잡음 제거를 위해 가우시안 필터나 미디언 필터 등을 사용했고, 업샘플링을 위해서는 bilinear, nearest-neighbor, bicubic 보간법 등을 사용했다. 하지만 이런 방법은 깊이 영상의 경계 부분을 뭉개거나 깊이 값을 부적절하게 변경하여, 깊이 영상을 이용한 렌더링 (Depth-image based rendering, DIBR) 성능을 크게 저하시켰다.

최근 이런 문제를 해결하기 위해서 깊이 영상의 특성을 고려한 영상처리 기술이 제안되었다. Oh *et al.*은 깊이 영상 경계 부분의 잡음을 제거하기 위해 깊이 경계 복원 필터를 적용했다. 경계 복원 필터는 깊이 값의 발생 빈도, 깊이 유사도 및 화소 사이의 거리를 고려하여 비선형적으로 설계되었다. 이 방법을 이용하면 깊이 영상의 경계에 발생한 잡음이 제거되어 합성된 영상의 주관적 화질이 향상되고, 압

축 효율까지 높일 수 있다 [4].

2.2 대응되는 색상 영상을 고려한 업샘플링

깊이 영상의 업샘플링은 색상 영상의 업샘플링과 달리 [5], 대응되는 고해상도의 색상 정보를 갖고 있기 때문에 이를 함께 고려한 기술이 연구되고 있다. 일반적으로 깊이 영상의 불연속 영역은 대응되는 색상 영상의 불연속 영역에서 발생할 확률이 높기 때문에, 이 특성을 이용하면 보다 좋은 성능을 얻을 수 있다.

Diebel *et al.*은 색상 영상의 불연속 정보를 Markov random field (MRF) 모델의 사전 확률에 포함시켜 깊이 영상을 업샘플링하는 기술을 제안했다. MRF 모델에서 우도 확률은 저해상도 깊이 영상의 깊이 값과 현재 후보 깊이 값의 차이를 계측하고, 사전 확률은 인접한 후보 깊이 값들끼리의 차이를 계측한다. 이때 대응되는 색상 영상에 불연속 영역이 포함되어 있으면, 사전 확률의 가중치를 줄여 깊이 영상의 경계를 색상 영상에 맞게 조절했다 [6].

Yang *et al.*은 후보 깊이 값들의 비용 불균형을 생성하고, 각 불균형에 Joint bilateral filter(JBF)를 적용하여 깊이 영상을 업샘플링하는 기술을 제안했다. 이때 색상 영상의 경계 정보를 이용하기 위해서 서로 유사한 색상을 갖는 화소에 높은 가중치를 할당했다. JBF를 반복해서 적용하여 최소 비용을 갖는 초기 고해상도 깊이 영상을 획득한 뒤, 부화소 예측을 수행하여 최종 깊이 영상을 얻는다 [7].

Jung *et al.*은 업샘플링 과정에서 발생하는 불확실한 깊이 값을 인접한 값으로 채울 수 있는 MRF 모델을 제안했다. 이를 위해 불확실한 영역의 깊이 값이 높은 유동성을 가질 수 있도록, 사전 확률 모델과 사후 확률 모델을 설계했다. 이 방법은 기존 기술보다 정확한 성능을 보이지만, 때로 부정확한 깊이 값이 인접한 화소로 전파될 수 있다는 문제점을 갖는다 [8].

3. 색상 최대 변화도를 고려한 업샘플링

본 논문에서는 경계 뭉개짐 현상과 잘못된 깊이 값이 전파되는 현상을 줄이기 위해서 인접한 화소들의 신뢰도를 계산하고, 높은 신뢰도를 갖는 깊이 값만을 반복적으로 전파하는 기술을 소개한다. 제안하는 기술을 크게 초기 깊이 영상과 국부 변화도 지도 생성, 신뢰도 계산, 반복적 깊이 값 전파 과정으로 나누어 설명한다.

3.1 초기 깊이 영상과 국부 변화도 지도 생성

초기 깊이 영상 생성 단계에서는 인접한 깊이 값이 모두 동일한 경우, 해당 화소를 인접한 깊이 값으로 채운다. 이는 깊이 영상에서 평탄하다고 판

단되는 영역은 신뢰도에 대한 고려 없이 값을 채우는 것으로, 다운샘플링 비율보다 4배 큰 영역을 검사하여 평탄성 여부를 판단한다.

제한한 기술은 인접한 깊이 값의 신뢰도를 계산하기 위해서, 두 화소간 거리가 아니라 경로 상의 최대 변화도를 이용한다. 계산을 용이하게 하기 위해서 대응되는 색상 영상의 변화도 값을 미리 계산한다. 변화도 값은 현재 화소와 인접한 4개 화소의 색상 값 차이 중 가장 큰 값을 사용한다. 객체를 구분하는 데에는 색상 차이의 크기보다 국부 영역의 상대적인 변화도가 더 중요하기 때문에, 다음 식을 이용하여 변화도 값을 필터링한다.

$$grad(i) = \begin{cases} \alpha \cdot grad(i) & \text{if } grad(i) > mgrad(i) \\ \alpha^{-1} \cdot grad(i) & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

여기서 $grad(i)$ 는 현재 화소 i 에서의 변화도 값을 의미하고, $mgrad$ 는 인접한 영역의 변화도 평균값을 나타낸다. α 값은 변화도 값을 조절하는 변수로서, 1보다 큰 상수 값을 이용한다.

그림 1은 변화도 지도와 (1)에 의해 필터링된 국부 변화도 지도를 나타낸다.

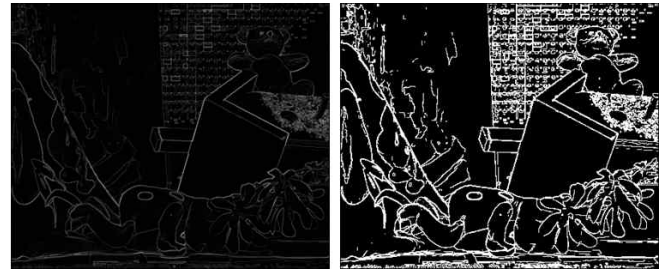


그림 1. 초기 변화도 지도와 향상된 변화도 지도

이렇게 얻어진 초기 깊이 영상과 국부 변화도 지도는 인접한 깊이 값의 신뢰도를 계산하기 위한 정보로 사용된다.

3.2 주변의 참조 가능한 깊이 값의 신뢰도 계산

앞에서 언급한 것처럼, 부정확한 깊이 값이 인접 영역으로 전파되는 것을 막기 위해서 인접한 깊이 값들의 신뢰도를 계산한다. 신뢰도는 현재 화소(i)에 대한 인접한 화소(i_n)의 정확도를 계측하는 척도로서, 색상 차이와 국부 변화도를 고려하여 다음과 같이 정의한다.

$$conf(i, i_n) = \exp(-(w_c(i, i_n) + \lambda(ite)r)w_g(i, i_n)) \quad (2)$$

식 (2)와 같이 신뢰도는 색상 차이를 고려한 w_c 와 국부 변화도를 고려한 w_g 의 합에 의해 결정된다. $\lambda(ite)r$ 는 두 신뢰도 사이의 가중치를 나타내며, 반복 횟수가 증가하면 w_c 에 큰 가중치를 부여한다. 이때 색상 차이는 일반적인 JBF와 같이 현재 화소와 인접한 화소 색상 차이로 정의한다.

$$w_c(i, i_n) = \frac{(I(i) - I(i_n))^2}{\gamma_c} \quad (3)$$

두 화소 사이의 국부 변화도는 최단 경로의 최대 변화도를 사용한다. 예를 들어, 그림 2와 같이, 현재 화소 n 에 대한 인접 화소 n_1 과 n_2 의 최대 변화도를 구하기 위해서는 붉은 선과 같이 최단 경로를 구하고, 그 위에 존재하는 변화도중에서 최대 값을 택한다. 이 경우, n_1 의 화소가 n_2 보다 더 멀리 있음에도 불구하고, 경로상에 큰 변화도 값이 존재하지 않기 때문에 보다 큰 신뢰도를 갖게 된다.

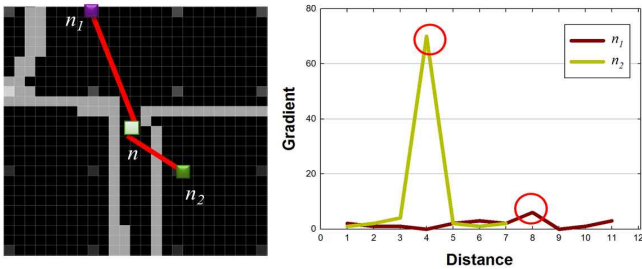


그림 2. 참조 가능한 깊이 값의 최대 변화값

이때, 최대 변화도를 고려한 신뢰도 w_g 는 다음과 같이 정의된다.

$$w_g(i, i_n) = \frac{\max_grad(i, i_n)}{\gamma_g} \quad (4)$$

여기서 \max_grad 는 두 화소간 경로상의 최대 국부 변화도를 의미한다.

이런 접근 방법은 단순히 화소의 색상 차이만을 비교하는 JBF와 달리, 국부적 특성을 고려하기 때문에 다른 객체의 깊이 값이 잘못된 영역으로 전파되는 현상을 줄일 수 있다.

3.3 높은 신뢰도를 갖는 깊이 값의 전파

제안한 방법은 계산된 신뢰도를 바탕으로 현재 화소의 깊이 값을 반복적으로 채운다. 반복적인 깊이 값 전파 과정은 그림 3과 같다.

우선 초기 깊이 영상의 빈 화소에 대한 $flag$ 를 모두 $FALSE$ 로 설정하고, 신뢰도를 계산한다. 이때 인접한 참조 가능 화소 중에서 $Th(ite)$ 이상의 신뢰도를 갖는 깊이 값이 존재하면, 그 중 가장 큰 신뢰도를 갖는 깊이 값으로 현재 위치를 채우고, $flag$ 값을 $TRUE$ 로 변환한다.

이때 Th 는 신뢰도의 문턱 값으로서, 0.5부터 시작해서 반복 횟수($iter$)가 증가함에 따라 점점 감소한다. 추가 과정은 $flag$ 값이 $FALSE$ 인 화소에 대해서만 반복적으로 수행되며, 반복 횟수가 초기에 설정한 최대 반복 횟수에 이르면 중지한다. 이때 채워지지 않은 빈 영역은 신뢰도를 고려하지 않고 인접한 깊이 값을 통해 채운다.

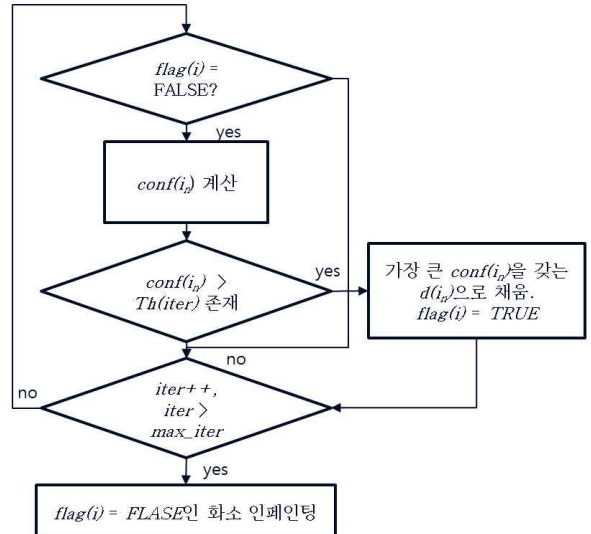


그림 3. 신뢰도를 이용한 단계적 깊이 값 전파

그림 4는 반복 횟수에 따라 신뢰도가 높은 깊이 값이 전파되는 과정을 보여준다. 반복 횟수가 늘어남에 따라, 제안하는 기술이 정확한 깊이 값들을 객체의 경계에 맞게 전파하는 것을 확인할 수 있다.



그림 4. 반복 횟수에 따른 깊이 영상

4. 실험 결과 및 분석

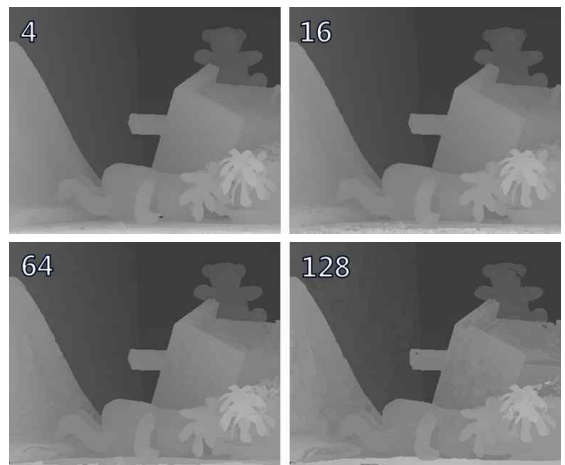


그림 5. 다운 샘플링 비율에 따른 알고리즘 성능

다운샘플링 비율에 따른 제안한 알고리즘의 성능을 확인하기 위해서 Middlebury의 Teddy 영상을 면적을 기준으로 각각 4, 16, 64, 128배로 다운샘플링한 뒤, 제안한 기술을 이용하여 업샘플링했다. 그림 5에 보인 것처럼, 큰 비율로 다운샘플링된 영상의 경우에도 경계 뭉개짐이 없는 선명한 경계를 얻을 수 있다.

제안한 알고리즘과 기존의 알고리즘의 성능을 비교하기 위해서 Diebel과 Yang, 그리고 Jung이 제안한 기술을 구현하여 동일한 테스트 영상에 적용했다. 각 영상을 면적을 기준으로 16과 64의 비율로 다운샘플링한 뒤, 각 알고리즘을 사용하여 다시 업샘플링했다. 표 1은 업샘플링된 영상과 원본 영상의 오차율을 비교한 결과인데, 기존의 알고리즘보다 제안한 알고리즘이 좀더 정확한 성능을 보임을 확인할 수 있다.

표 1. 깊이 영상 업샘플링 알고리즘의 오차율 비교

Factor	tsukuba		teddy		venus		cone	
	16	64	16	64	16	64	16	64
Bilinear	8.64	14.98	11.04	18.89	1.63	3.33	14.04	23.61
Bicubic	7.96	13.03	10.42	17.33	1.35	2.77	12.81	22.27
Diebel's	5.12	9.68	8.33	14.50	1.24	2.69	7.52	14.40
Yang's	2.56	6.95	5.95	11.50	0.42	1.19	4.76	11.00
Jung's	1.62	2.81	5.01	7.33	0.42	1.02	5.59	8.78
Proposed	1.31	2.30	5.05	7.34	0.25	0.37	4.75	7.01

그림 6은 64의 비율로 다운샘플된 영상에 대한 실험 결과를 보여준다. 경계가 뭉개지거나 잘못된 깊이 값이 전파되는 문제가 발생하는 기존 알고리즘과 달리, 제안한 기술은 선명한 경계와 정확한 깊이 값을 유지하면서 저해상도의 깊이 영상을 업샘플링할 수 있음을 확인할 수 있다.

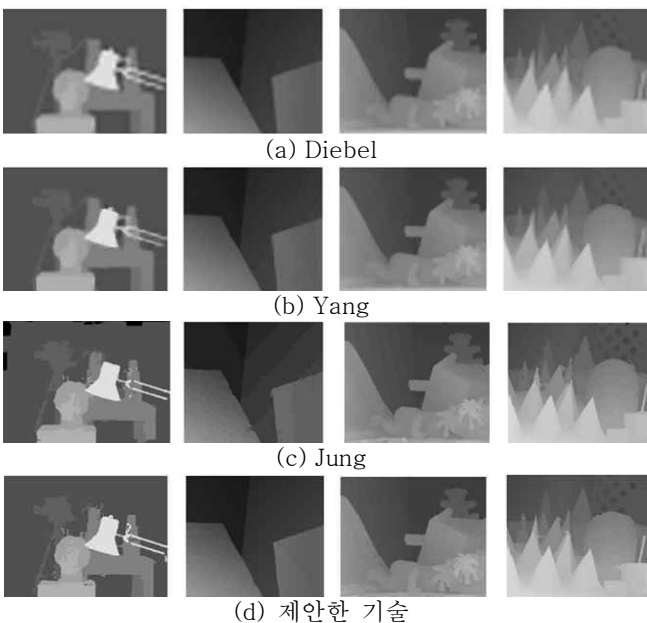


그림 6. 64배로 다운 샘플된 영상에 대한 실험 결과

5. 결론

본 논문은 깊이 영상을 업샘플링할 때 경계가 뭉개지거나 잘못된 깊이 값이 전파되는 것을 막기 위해서 신뢰도 기반의 깊이 영상 업샘플링 기술을 제안했다. 제안한 기술은 인접한 화소간의 색상과 국부 변화도 차이를 고려하여 신뢰도를 계산하고, 높은 신뢰도를 갖는 깊이 값을 반복적으로 인접한 영역에 전파한다. 제안한 방법을 이용하여 깊이 영상을 업샘플링하면, 기존 제안된 기술을 이용한 경우보다 높은 정확도를 갖는 고해상도 영상을 얻을 수 있을 뿐 아니라, 깊이 영상의 경계도 매우 명확하게 복원할 수 있다. 본 기술은 저해상도의 깊이 카메라나 깊이 영상 압축 등 고해상도 깊이 영상이 필요한 다양한 분야에 활용될 수 있다.

감사의 글

본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2012년도 콘텐츠산업기술지원사업으로 수행되었음.

참고문헌

- [1] S. Reichelt, R. Häussler, G. Fütterer, and N. Leister, "Depth Cues in Human Visual Perception and Their Realization in 3D Displays," *Three-Dimensional Imaging, Visualization, and Display*, p. 76900B, 2010.
- [2] S. Gokturk, H. Yalcin, and C. Bamji, "A Time-Of-Flight Depth Sensor - System Description, Issues and Solutions," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, pp. 35-35, 2004.
- [3] A. Smolic, K. Mueller, P. Merkle, C. Fehn, P. Kauff, P. Eisert, and T. Wiegand, "3D Video and Free Viewpoint Video - Technologies, Applications and MPEG Standards," *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pp. 2161-2164, 2006.
- [4] K. Oh, A. Vetro, and Y. Ho, "Depth Coding using a Boundary Reconstruction Filter for 3D Video Systems," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 21, no. 9, pp. 350-359, 2011.
- [5] S. Park, M. Park, and M. Kang, "Super-resolution image reconstruction: a technical overview," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 20, no. 3, pp. 21-36, 2003.
- [6] J. Diebel and S. Thrun, "An Application of Markov Random Fields to Range Sensing," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 18, pp. 291-298, 2006.
- [7] Q. Yang, R. Yang, J. Davis, and D. Nister, "Spatial-Depth Super Resolution for Range Images," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1-8, 2007.
- [8] J. Jung and Y. Ho, "Depth Image Interpolation Using Confidence-based Markov Random Field," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, pp. 1-4, Nov. 2012.