

일반논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제21권 제6호, 2016년 11월 (JBE Vol. 21, No. 6, November 2016)

<http://dx.doi.org/10.5909/JBE.2016.21.6.957>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

일반적 총변이를 이용한 깊이맵 업샘플링 방법

홍수민^{a)}, 호요성^{a)*}

Depth Upsampling Method Using Total Generalized Variation

Su-Min Hong^{a)} and Yo-Sung Ho^{a)*}

요 약

요즘 들어, 3차원 콘텐츠의 수요는 지속적으로 증가하고 있다. 3차원 콘텐츠의 품질은 해당 장면의 깊이 정보에 큰 영향을 받기 때문에 정확한 깊이 정보를 얻는 것이 매우 중요하다. 카메라와 객체 사이의 깊이 정보는 적외선 센서를 이용한 계산을 통해 직접 얻을 수 있다. 최근 들어, KINECT 카메라와 같이 카메라와 물체 사이의 거리를 적외선이나 광신호를 이용하여 직접 측정하는 Time-of-flight (ToF) 기술을 사용하는 깊이 측정 방법이 널리 사용되고 있다. 이러한 방법은 카메라와 객체 사이의 깊이 정보를 실시간으로 획득할 수 있다는 장점을 갖지만, 획득된 깊이맵에 잡음이 발생하고, 깊이맵의 해상도가 낮다는 단점을 갖는다. 최근 들어, 이런 문제를 해결하기 위해서 양방향 결합 업샘플링 방법 (JBU) 이나 잡음 제거 업샘플링 방법 (NAFDU) 과 같은 필터 기반의 방법이 제안되었다. 그러나 이러한 필터 기반의 업샘플링 방법은 업샘플링된 깊이맵에 색상영상의 질감이 복사되는 문제가 발생한다. 이 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 고차 정규화항을 이용하여 에너지 함수를 만들고, 이를 최적화하여 깊이맵을 업샘플링 한다. 또한, 색상과 깊이맵의 경계 정보를 고려한 경계 가중치항을 추가하여 질감 복사 문제를 해결한다. 실험 결과, 제안하는 깊이맵 업샘플링 방법이 기존의 방법에 비해 깊이 정보의 품질은 유지하면서, 질감 복사 문제를 효과적으로 해결할 수 있음을 확인했다.

Abstract

Acquisition of reliable depth maps is a critical requirement in many applications such as 3D videos and free-viewpoint TV. Depth information can be obtained from the object directly using physical sensors, such as infrared ray (IR) sensors. Recently, Time-of-Flight (ToF) range camera including KINECT depth camera became popular alternatives for dense depth sensing. Although ToF cameras can capture depth information for object in real time, but are noisy and subject to low resolutions. Recently, filter-based depth up-sampling algorithms such as joint bilateral upsampling (JBU) and noise-aware filter for depth up-sampling (NAFDU) have been proposed to get high quality depth information. However, these methods often lead to texture copying in the upsampled depth map. To overcome this limitation, we formulate a convex optimization problem using higher order regularization for depth map upsampling. We decrease the texture copying problem of the upsampled depth map by using edge weighting term that chosen by the edge information. Experimental results have shown that our scheme produced more reliable depth maps compared with previous methods.

Keyword : ToF camera, depth map upsampling, total generalized variation, diffusion tensor

Copyright © 2016 Korean Institute of Broadcast and Media Engineers. All rights reserved.

“This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons BY-NC-ND (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited and not altered.”

I. 서론

최근 들어, 사용자에게 몰입감과 깊이감을 제공할 수 있는 3차원 콘텐츠가 많은 분야에 각광받고 있다^[1]. 3차원 콘텐츠의 품질은 깊이 정보에 큰 영향을 받기 때문에, 정확한 깊이 정보를 획득하고, 그 품질을 개선하는 방법이 매우 중요하다.

3차원 콘텐츠 제작을 위해 깊이 정보를 획득하는 방법은 크게 수동형 방식 (passive sensor-based method) 과 능동형 방식 (active sensor-based method) 으로 나눌 수 있다. 수동형 방식은 스테레오 정합과 같이 양안식 혹은 다시점 카메라를 이용하여 촬영된 색상 영상을 이용하여 깊이 정보를 획득하는 방법을 말한다. 이런 방법은 색상 카메라 이외의 부가적인 장비 없이 깊이 정보를 계산하고, 이를 이용해 3차원 콘텐츠를 제작할 수 있다는 장점이 있지만, 정합 방법에 따라 계산 과정이 매우 복잡해지고 품질이 보장되지 않는다는 단점을 갖는다. 이러한 문제 때문에 3차원 콘텐츠를 제작할 때, 깊이 카메라와 같은 능동 센서를 이용하는 직접적인 방법이 많이 사용되고 있는 추세이다.

능동형 방식은 깊이 카메라를 이용하여 직접 깊이 정보를 획득하는 방식을 말한다. 일반적으로 깊이 카메라는 Time-of-flight (ToF)라고 불리는 카메라와 물체 사이의 거리를 적외선이나 광신호를 이용하여 측정하는 기술을 사용한다. 깊이 카메라를 이용하여 얻어진 깊이 영상은 각 화소가 깊이 카메라와 물체 간의 거리 정보를 나타내기 때문에, 수동형 방식과는 다르게 깊이 정보를 얻을 때, 계산 과정이 필요하지 않다. 그렇기 때문에, 수동형 방식에 비해 정확한 깊이맵을 빠르게 얻을 수 있지만, 기술적 한계로 인해 촬영 범위가 짧고, 획득한 깊이 영상에 잡음이 있거나 색상 영상에 비해 해상도가 낮다는 단점을 갖는다.

고품질의 3차원 콘텐츠를 제작하기 위해서, 획득한 깊이맵의 잡음을 제거하고 저해상도의 깊이맵을 색상 영상의

크기와 맞게 업샘플링을 하는 과정이 필요하다. 초기에는 양방향 보간법이나 정방향 보간법 등이 사용 되었지만, 이러한 방법들은 깊이맵 자체의 정보만을 이용하기 때문에 업샘플링된 깊이맵의 품질에 한계가 있다^[2]. 최근 들어, 이러한 문제를 해결하기 위해서 깊이맵에 대응 되는 색상 영상 정보를 이용하는 기술들이 많이 사용되고 있다^[3,4].

깊이맵의 업샘플링 방법은 크게 필터 기반의 지역적 방법과 에너지 함수를 이용한 전역적 방법으로 나눌 수 있다. 필터 기반의 대표적인 방법으로는 결합형 양방향 업샘플링 (joint bilateral upsampling, JBU)과 NAFDU (noise-aware filter for depth upsampling)를 들 수 있다^[5,6]. 필터 기반의 방법은 그 계산 과정이 단순하기 때문에 업샘플링을 하는데 적은시간이 걸린다는 장점을 갖지만, 높은 품질의 깊이맵을 기대하기 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 에너지 함수를 이용하여 깊이맵의 전역적인 특징을 고려하는 마르코프 랜덤 필드 (Markov random field, MRF) 기반의 방법이 제안되기도 하였다^[7]. 이러한 방법들은 효과적으로 깊이맵을 업샘플링 할 수 있지만, 색상 영상의 질감이 깊이맵에 복사 된다는 단점을 갖는다.

이 논문에서는 기존 방법의 문제점을 해결하기 위해 데이터 항과 정규화 항으로 이루어진 에너지 함수를 정의하고 최적화 방법을 통해 깊이맵을 업샘플링한다. 정규화 항은 2차 Total generalized variation (TGV) 로 구성되며, 깊이맵의 경계 정보를 보존하고 질감 복사 문제를 해결하기 위해, 적응적 diffusion tensor를 적용한다. 실험 결과, 제안하는 업샘플링 방법이 기존 방법의 질감 복사 문제를 효과적으로 해결함과 동시에 높은 품질의 깊이맵을 얻을 수 있음을 확인했다.

II. 제안하는 깊이맵 업샘플링 방법

깊이맵을 고품질로 업샘플링 하기 위해서, 제안하는 에너지 모델은 획득된 깊이 정보의 신뢰성을 고려하는 데이터 항과 색상 영상과 깊이맵의 경계 정보를 고려한 정규화 항으로 이루어진다. 우선, 데이터 항은 계산되어 새로 만들어지는 깊이값들이 기존 저해상도의 깊이값과 일관성을 유지하게 한다. 두 번째, 정규화 항은 기존 저해상도 깊이맵의

a) 광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학부(School of Electrical Engineering and Computer Science, GIST)

‡ Corresponding Author : 호요성(Yo-Sung Ho)

E-mail: hoyo@gist.ac.kr

Tel: +82-62-715-2211

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-7220-1034>

Manuscript received August 30, 2016; Revised November 7, 2016;
Accepted November 7, 2016.

오류 영역을 개선함과 동시에 업샘플링을 할 때, 깊이맵의 경계 정보를 보존하게 한다. 이를 위해, 정규화 항은 2차 Total generalized variation (TGV) 로 구성되며, 질감 복사 문제를 해결하기 위해, 색상 영상과 깊이맵의 경계 정보를 반영한 적응적 anisotropic diffusion tensor를 적용한다.

1. 에너지 모델

제안하는 업샘플링 방법은 저해상도의 깊이맵을 업샘플링 할 때, 고해상도의 색상 영상과 저해상도의 깊이맵의 경계 정보를 동시에 고려한다. 색상 영상과 깊이맵의 경계 정보를 동시에 고려하기 위해서, 우선 저해상도의 깊이맵의 정보를 대응되는 고해상도 색상영상의 화소 위치로 매핑한다. 이때, 일반적으로 3차원 워핑을 사용하며, 이러한 매핑 과정을 통해 저해상도 깊이맵의 초기값을 색상 영상 크기의 이미지에 배치해 놓은 Sparse depth map (D_s)를 얻을 수 있다.

업샘플링된 고해상도의 깊이맵 D_H 는 다음과 같이 얻어진다.

$$D_H = \operatorname{argmin}_u G(u, D_s) + \alpha F(u) \quad (1)$$

수식 (1)은 새로 생성 되어지는 깊이맵 u 와 초기 깊이맵 D_s 사이의 일관성을 고려하는 데이터 항 $G(u, D_s)$ 와 효과적으로 깊이맵을 업샘플링 하기위해 사전지식이 반영되는 정규화항 $F(u)$ 로 이루어져 있다. 위 식에서 상수 α 는 업샘플링을 진행할 때, 데이터 항과 정규화 항의 가중 정도를 조절한다.

제안하는 에너지 모델에서 데이터 항은 실제 획득된 깊이맵과 생성되는 깊이맵들의 일관성을 보존하기 위해 설계된다. 또한, 매핑되지 않은 이미지 화소 위치에 0의 가중치를 적용하고, 매핑 되어진 이미지 화소 위치에 1의 가중치를 적용하는 가중치 항 $w = [0, 1] \in R^{\Omega_H}$ 을 추가한다. 데이터 항은 다음 수식을 통해 구해진다.

$$G(u, D_s) = \int_{\Omega_H} w |u - D_s|^2 dx \quad (2)$$

최근 영상 처리에는 1차 smoothness 추정을 고려하는 Total variation semi norm과 같은 모델이 정규화 항에 많이 사용되고 있다. Total variation (TV) 은 기울기 크기의 절대

값 크기를 고려하므로 경계 영역을 효과적으로 보존하는 장점을 갖는다. 그러나 TV 모델을 정규화 항에 직접 사용했을 때, 이미지의 계단화 (staircasing effects) 와 같은 문제점이 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해서, 제안하는 에너지 모델은 Total generalized variation을 이용하여 정규화 항을 구성한다^[8].

2. Total generalized variation

Total generalized variation은 Total variation 과 다르게 이미지의 특정 미분 차수의 특성까지 고려할 수 있다. 기존의 Total variation 모델은 다음과 같다.

$$TV(u) = \int_{\Omega} |\nabla u| dx \quad (3)$$

Total variation은 영상의 경계 정보를 고려하지만, 영상의 특정 차수만큼 미분된 특성을 고려하지 못한다. 이러한 특성들을 고려하기 위해 제안된 개념이 Total generalized variation 이며, 제안하는 에너지 모델의 정규화항에서는 2차 Total generalized variation을 사용한다. 2차 Total generalized variation은 다음과 같이 구해진다.

$$TGV_{\alpha}^2 = \min_v \left\{ \alpha_1 \int_{\Omega} |\nabla u - v| dx + \alpha_0 \int_{\Omega} |\nabla v| dx \right\} \quad (4)$$

수식에서 알 수 있듯이, 전체 이미지 영역 Ω 에서 최소가 되는 벡터 필드 v 가 선택되어 지며, $|\nabla v|$ 는 u 의 미분을 나타낸다. 또한, Total generalized variation에서 α_0 와 α_1 은 1차 미분과 2차 미분의 균형을 맞춰주는 가중치 항을 나타낸다.

Ferstl et al.은 위 수식의 Total generalized variation 모델과 색상 영상의 anisotropic diffusion tensor를 이용하여 깊이맵을 업샘플링하는 ATGV (Image Guided Depth Upsampling using Anisotropic Total Generalized Variation)방법을 제안하였다^[9]. ATGV는 기존 업샘플링 방법에 비해 고품질의 깊이맵을 효과적으로 업샘플링 할 수 있다는 장점을 갖지만, 색상 영상의 질감이 깊이맵에 복사되는 문제점을 가지고 있다. 질감 복사 문제는 색상 영상과

깊이맵의 서로 다른 경계 영역 정보에 의해 발생 된다. 또한, 깊이맵이 많은 오류 영역을 포함하고 있을 때 나타나기도 한다. 제안하는 방법은 ATGV 업샘플링 방법을 바탕으로 기존 방법에서 나타나는 질감 복사 문제를 해결하였다. 표 1은 질감 복사의 원인을 나타낸다.

표 1. 질감 복사 문제의 원인
Table 1. Source of the texture copying problem

Color Image	Depth Map	
Homogeneous	Homogeneous	
Homogeneous	Discontinuous	Edge blurring
Discontinuous	Homogeneous	Texture copying
Discontinuous	Discontinuous	

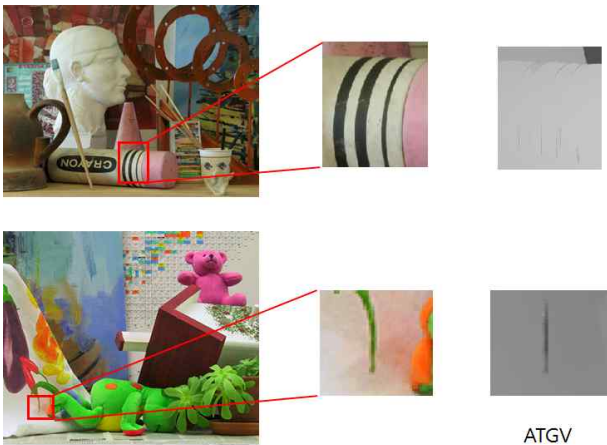


그림 1. ATGV의 질감 복사 영역 확대
Fig. 1. Enlarged texture copying area of the ATGV

그림 1은 기존 ATGV 방법을 이용하여 깊이맵을 업샘플링 했을 때 나타나는 질감 복사 문제를 보여준다. 그림에서 볼 수 있듯이, 색상 영상과 깊이맵의 영역 정보가 일치하지 않을 때 질감 복사 문제가 생기는 것을 확인할 수 있다.

3. Adaptive weighting tensor

질감 복사 문제를 해결하기 위해서, 제안하는 에너지 모

델은 깊이 경계 정보를 바탕으로 한 적응적 가중치 tensor를 이용한다. 깊이맵 업샘플링의 최종 목적은 고품질, 고해상도의 깊이맵을 얻는 것이다. 이를 위해, 경계 영역의 정보를 고려하는 것은 필수적이다. 제안하는 모델에서 경계 가중치는 다음과 같이 구해진다.

$$w_e = \alpha(x)D_c + (1 - \alpha(x))D_d \quad (5)$$

제안하는 경계 가중치는 블렌딩 함수 α 와 색상 diffusion tensor D_c , 깊이 diffusion tensor D_d 로 이루어져 있다. 식 5에서 x 는 색상 영상과 깊이맵을 고려한 경계 강도를 나타낸다.

$$x = |\nabla D_d| |\nabla I_h| \quad (6)$$

경계 정보를 얻기 위해서 제안하는 방법은 색상 영상의 그래디언트 크기 $|\nabla I_h|$ 와 깊이맵의 그래디언트 크기 $|\nabla D_b|$ 를 이용한다. 색상 영상과 깊이맵의 그래디언트 크기를 곱해줌으로써, 색상 영상과 깊이맵에서 동일한 불연속 정보를 갖는 부분은 유지되게 되며, 색상 영상이나 깊이맵 중 한 영상에 대해서만 불연속적인 영역은 0에 가까운 값을 갖게 된다. 이를 통해, 업샘플링을 할 때, 실제로 고려해야 할 깊이맵 불연속 정보는 유지하면서, 질감 복사가 일어나는 색상 영상과 깊이맵의 불연속지점 불일치 문제를 해결할 수 있다. 이 때, 색상 영상 크기에 대응하는 깊이맵이 존재하지 않기 때문에, 경계 정보 계산을 위해 1차적으로 바이큐빅 정합을 이용한 초기 깊이맵을 구한다. 또한, 그래디언트의 곱을 통해 구한 경계 정보는 최대, 최소값을 고려하여 0~1의 값으로 정규화 한다. 결과적으로, 각 화소의 x 값은 그 위치에서 깊이맵이 어느정도의 불연속적인 정보를 가지고 있는지를 나타내게 된다.

블렌딩 함수 α 는 식 6에서 구한 경계 정보 x 를 이용하여 만들어진다. 식 7은 블렌딩 함수를 나타낸다.

$$\alpha(x) = \frac{1}{1 + e^{-\epsilon(x-\tau)}} \quad (7)$$

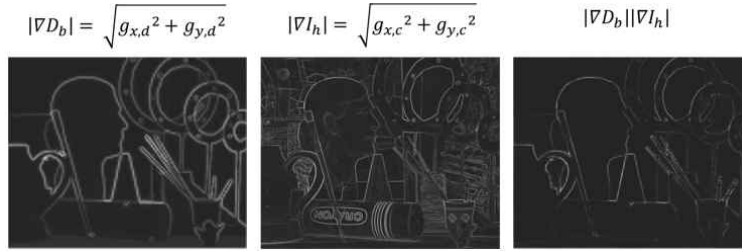


그림 2. 경계 정보 x
Fig. 2. Edge information x

식 7에서 x 는 식 6의 결과인 경계 정보를 나타내며, ϵ 은 얼마나 많은 영역에 대해서 경계 정보를 반영할 것인지, τ 는 블렌딩 함수의 중간값을 결정하는데 사용된다. 그림 3은 블렌딩 함수 α 를 보여준다.

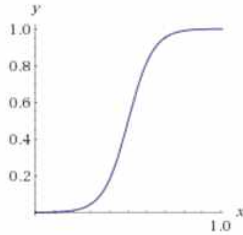


그림 3. 블렌딩 함수 α
Fig. 3. Blending function α

높은 값의 α 는 기존의 ATGV와 비슷하게 업샘플링을 수행하게 하여 경계 영역을 보존하게 하고, 낮은 값의 α 는 깊이맵의 경계 정보를 이용하게 하여 질감 복사 문제가 나타나지 않게 한다. 식 5에서 볼 수 있듯이, 색상 영상과 깊이맵을 고려하여 구한 블렌딩 함수 α 를 이용해, 제안하는 경계 가중치 항은 두 개의 anisotropic diffusion tensor를 이용한다. 색상 영상을 이용하여 계산하는 tensor D_c 는 다음과 같다.

$$D_c = \exp(-\beta|\nabla I_h|^\gamma)nn^\top + n^\perp n^{\perp\top} \quad (8)$$

식 8에서 n 은 방향 벡터 $n = \frac{\nabla I_h}{|\nabla I_h|}$ 을 나타내며, n^\perp 은

$$\min_{u,v} \left\{ \alpha_1 \int_{\Omega} |w_e(\nabla u - v)| dx + \alpha_0 \int_{\Omega} |\nabla v| dx + \int_{\Omega} w |u - D_s|^2 dx \right\} \quad (10)$$

법선 벡터를 나타낸다. 또한, β, γ 는 tensor의 크기와 가파른 정도를 조정하는 상수이다. anisotropic diffusion tensor는 업샘플링이 진행 되는 동안, 경계 정보의 크기뿐만 아니라 경계 정보의 방향까지 고려하게 한다. 식 8과 유사하게 깊이맵을 이용하여 계산하는 tensor D_d 는 다음 식으로 구해진다.

$$D_d = \exp(-\beta|\nabla D_b|^\gamma)nn^\top + n^\perp n^{\perp\top} \quad (9)$$

제안하는 에너지 모델의 경계 가중치 항은 깊이맵이 평활한 영역인데 색상 영상이 불연속 정보를 가지고 있어 질감 복사가 일어나던 문제를 해결하며, 기존의 경계 영역을 보존하는 특성은 유지하도록 만들어준다. 데이터 항과 경계 가중치를 적용한 정규화 항으로 구성된 제안하는 업샘플링의 최종 에너지 모델은 다음과 같다.

제안하는 에너지 모델은 데이터 항의 가중치와 정규화 항의 TGV 모델을 사용하기 때문에 블록, 불연속적인 함수이다. 보다 빠르게 최적화 문제를 해결하기 위해서, 제안하는 업샘플링 방법은 해당 에너지 모델을 Legendre Fenchel 변환 방법을 이용하여 saddle point 문제로 변환한 후, primal-dual 최적화 방법을 이용한다⁹⁾.

III. 실험 결과

제안하는 깊이맵 업샘플링 방법을 실험하기 위해서

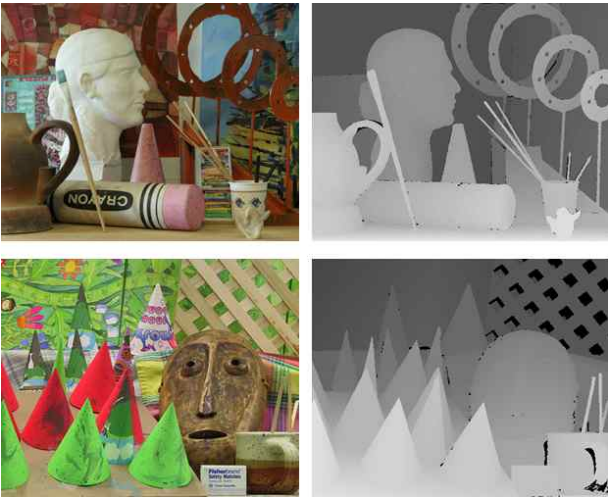


그림 4. 깊이맵 업샘플링 실험을 위한 이미지 세트: "Art", "Cones"
 Fig. 4. Image sets for experiments on depth upsampling: "Art", "Cones"

Middlebury에서 제공하는 테스트 영상 Cones, Tsukuba, Venus, Books, Bowling, Baby, Art, Moebius, Monopoly, Aloe를 사용하였다.

제안하는 방법의 성능을 살펴보기 위해 원본 깊이맵을 각각 1/2배, 1/4배 그리고 1/8배로 다운샘플링 하였다. 다운샘플링 방법은 n배 다운샘플 깊이맵을 만들 때, 원본 깊이맵에서 x축과 y축에 대하여 각각 n번째 화소마다 그 값을 추출하였다. 실험을 진행하는 동안, diffusion tensor의 파라미터 β, γ 는 모든 영상과 업샘플링 배수에 대하여 10, 0.75를 사용하였다. 또한, 에너지 모델의 α_0, α_1 은 2배 / 4배 / 8배 각각의 경우에 대하여 0.154, 0.023 / 0.05, 0.0056 /

0.267, 0.03으로 실험하였다. 그리고 블렌딩 함수의 ϵ, τ 는 2배 / 4배 / 8배 각각의 경우에 대하여 0.11, 20 / 0.1, 0.005 / 4.8, 0.01로 실험하였다. 이러한 파라미터 값들은 실험을 통해 책정되었다. 그림 5는 제안하는 방법을 통해 업샘플링된 깊이맵들을 보여준다.

그림 6은 업샘플링된 깊이맵의 특정 부분을 확대한 영상이다. 그림에서 볼 수 있듯이, 기존의 ATGV 방법이 가지고

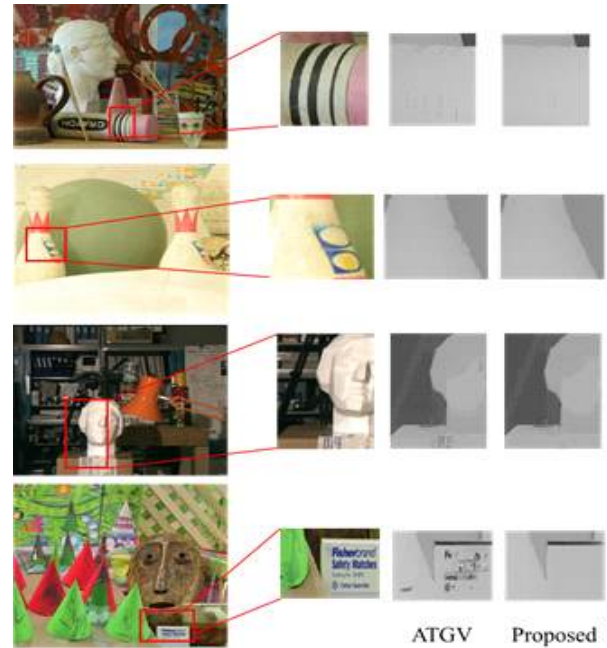


그림 6. 질감 복사 영역 확대 ($\times 4$)
 Fig. 6. Enlarged upsampled depth maps by ATGV and proposed method ($\times 4$)

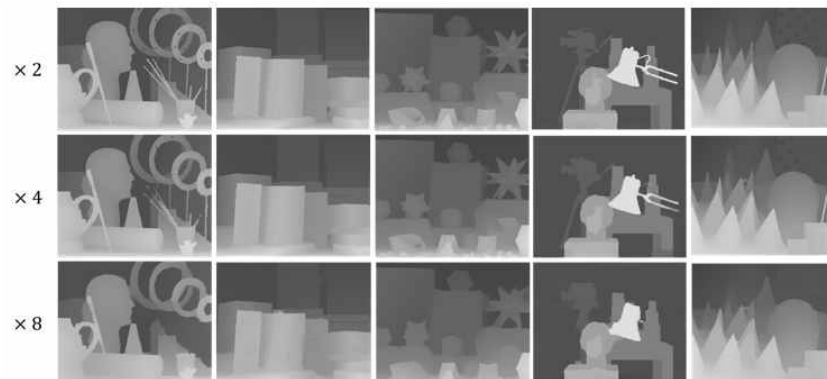


그림 5. 제안하는 방법을 통해 업샘플링된 깊이맵
 Fig. 5. Upsampled depth maps by the proposed algorithm

있던 질감 복사 문제를 해결한 것을 확인할 수 있다.

깊이맵의 품질을 정량적으로 평가하기 위하여 root-mean-square error (RMSE)을 비교하였다. RMSE를 구하는 식은 다음과 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{XY} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} |f(x,y) - g(x,y)|^2} \quad (11)$$

여기서 X는 가로축의 총 픽셀 수를 나타내며, Y는 세로축의 총 픽셀 수를 나타낸다. 그리고 $f(x, y)$ 는 ground-truth 깊이맵을 $g(x, y)$ 는 실험을 통해 업샘플링 된 깊이맵

표 2. RMSE 비교

Table 2. Comparison of root-mean-square error

Dataset		JBU	NAFDU	MRF	ATGV	Proposed
cones	× 2	5.18	5.01	4.14	3.52	3.43
	× 4	5.91	5.84	5.02	4.00	3.82
	× 8	8.03	7.91	7.03	5.40	5.30
tsukuba	× 2	4.97	5.45	5.34	4.62	3.05
	× 4	6.72	6.32	5.43	4.62	4.40
	× 8	8.86	9.02	7.72	6.18	5.91
venus	× 2	2.54	3.02	1.78	0.11	0.07
	× 4	3.23	3.05	1.78	0.26	0.16
	× 8	3.31	3.12	1.30	0.73	0.37
books	× 2	3.46	3.04	2.03	0.83	0.73
	× 4	4.05	4.19	2.84	1.25	1.09
	× 8	4.21	4.31	3.05	2.07	1.91
bowling	× 2	5.35	4.98	3.84	2.54	1.31
	× 4	5.72	5.23	4.02	2.53	1.72
	× 8	7.44	6.45	5.91	4.24	3.77
baby	× 2	3.32	3.51	1.79	0.45	0.38
	× 4	3.72	3.70	1.91	0.70	0.62
	× 8	4.42	4.03	2.98	1.48	1.44
art	× 2	3.41	3.56	2.11	0.98	0.80
	× 4	3.74	3.82	3.03	1.97	1.80
	× 8	8.07	7.06	5.45	4.26	4.11
moebius	× 2	3.87	3.40	2.14	0.96	0.86
	× 4	4.09	3.47	2.78	1.30	1.22
	× 8	5.25	5.28	4.01	2.35	2.35
monopoly	× 2	3.33	3.42	2.32	0.89	0.69
	× 4	3.78	3.86	2.39	1.17	0.99
	× 8	7.09	6.13	4.06	1.81	1.55
aloe	× 2	4.84	4.85	3.42	2.77	2.52
	× 4	5.01	4.95	4.98	3.32	3.15
	× 8	8.01	8.07	7.45	5.52	5.51

을 나타낸다. 이를 통해 깊이맵이 얼마나 ground-truth 깊이맵과 유사하게 업샘플링 되었는지를 판단할 수 있다. 표 2, 3, 4는 Middelbury에서 제공하는 실험 영상을 이용하여 2배, 4배, 8배 업샘플링한 정량적 결과를 보여준다.

표 2에서 볼 수 있듯이 제안하는 업샘플링 방법이 기존의 업샘플링 방법인 JBU, NAFDU, MRF, ATGV에 비해 모든 실험 영상, 모든 업샘플링 배수에 대해 뛰어난 RMSE 결과를 나타낸 것을 확인할 수 있었다.

IV. 결론

이 논문에서는 깊이 경계 정보를 적응적으로 적용하는 깊이맵 업샘플링 방법을 제안하였다. 제안하는 에너지 모델은 깊이맵의 초기값과 새로 생성되는 깊이값들의 유사성을 고려하는 정규화 항과 깊이맵의 경계를 보존하기 위해 total generalized variation 모델을 이용한 정규화 항으로 이루어진다. 또한, 기존 대다수의 업샘플링 방법이 가지고 있던 질감 복사 문제를 해결하기 위해 정규화 항에 적응적 경계 가중치를 적용하였다. 실험 결과, 적응적 경계 가중치를 통해 실제 깊이맵의 경계 영역은 보존하면서, 색상 영상과 깊이맵의 불연속지점 불일치 문제를 해결할 수 있었다. 또한, 기존의 ATGV를 이용하여 업샘플링된 깊이맵과 제안하는 방법을 이용하여 업샘플링된 깊이맵의 정량적인 품질을 비교했을 때, 평균 0.26%의 RMSE가 감소되었으며, 가장 큰 폭으로 감소한 5개의 이미지에 대해서는 평균 0.41%의 RMSE가 감소된 것을 확인할 수 있었다. 이를 통해, 제안하는 업샘플링 방법이 기존의 방법에서 일어나는 색상 영상의 질감 복사 문제를 효과적으로 해결함과 동시에 업샘플링된 깊이맵의 품질도 더욱 나아진 것을 확인할 수 있었다.

참고 문헌 (References)

- [1] 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," in Proc. of IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pp. 2161-2164, July 2006.
- [2] Jong In Gil, Saeed Mahmoudpour, and Manbae Kim, "Analysis of Relationship between Objective Performance Measurement and 3D

- Visual Discomfort in Depth Map Upsampling," JBE, vol 19, no.1, pp. 31-43, January 2014.
- [3] Jaehun Kim, Kibaek Kim, Gwanggil Jeon, and Jechang Jeong, "New Adaptive Interpolation Based on Edge Direction extracted from the DCT Coefficient Distribution," JBE, vol 18, no.1, pp. 10-20, January 2013.
- [4] Dong-Won Shin and Yo-Sung Ho, "Temporally-Consistent High-Resolution Depth Video Generation in Background Region," JBE, vol 20, no.3, pp. 414-420, May 2015.
- [5] J. Kopf, M.F. Cohen, D. Lischinski, and M. Uyttendaele, "Joint bilateral upsampling," ACM Transactions on Graphics. vol 26, no. 3, pp. 1-6, July. 2007.
- [6] D. Chan, H. Buisman, C. Theobalt, and S. Thrun, "A noise-aware filter for real-time depth upsampling", in Proc. of ECCV Workshop on Multi-camera and Multi-modal Sensor Fusion Algorithms and Applications, pp. 1-12, 2008.
- [7] J. Diebel and S. Thrun, "An Application of Markov Random Fields to Range Sensing," in Proc. of Advances in Neural Information Processing Systems, vol. 18, pp. 291-298, Dec. 2006.
- [8] K. Bredies, K. Kunisch, and T. Pock, "Total generalized variation," SIAM J. Imaging Sci., vol. 3, no. 3, pp. 492 - 526, 2010.
- [9] D. Ferstl, C. Reinbacher, R. Ranftl, Matthias Ruther, and H. Bischof, "Image guided upsampling using anisotropic total generalized variation," in Proc. IEEE ICCV, 2013

저 자 소 개



홍 수 민

- 2014년 : 충북대학교 정보통신공학부 졸업(학사)
- 2016년 : 광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학부 졸업(석사)
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0003-0239-718X>
- 주관심분야 : 3D 영상처리, 증강 현실, 컴퓨터 비전



호 요 성

- 1981년 : 서울대학교 공과대학 전자공학과 졸업(학사)
- 1983년 : 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사)
- 1989년 : Univ. of California, Santa Barbara, Dept. of Electrical and Computer Engineering(박사)
- 1983년 ~ 1995년 : 한국전자통신연구소 선임연구원
- 1990년 ~ 1993년 : 미국 Philips 연구소, Senior Research Member
- 1995년 ~ 현재 : 광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학부 교수
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0002-7220-1034>
- 주관심분야 : 디지털 신호처리, 영상 신호 처리 및 압축, 멀티미디어 시스템, MPEG 표준, 3차원 TV, 실감방송