



깊이 영상 화질 개선 및 업샘플링 기술

+ 호요성 광주과학기술원(GIST) 교수

- ❶ 다시점 3차원 영상을 위한 카메라 조정 및 영상 정렬 기술
- ❷ 다시점 카메라의 색상 특성 및 교정 기술
- ❸ **깊이 영상 화질 개선 및 업샘플링 기술**

서론

현재 3차원 TV가 가정에 보급되고 다양한 장르의 3차원 영화가 극장에서 상영되고 있다[1]. 또한, 다양한 미디어에 시각적 정보를 제공하는 방식으로 양안식 (stereoscopic) 영상이 널리 사용되면서 보다 넓은 시야각을 갖는 다시점 영상에 대한 관심 역시 증가하고 있는 추세이다. 현재, 시청자에게 3차원 효과를 주기 위한 방법은 양안식 카메라 혹은 컴퓨터 그래픽스 기술을 통해서 획득한 양안식 영상을 시청자의 좌우 눈 각각에 분리해서 시청하게 하는 방법을 주로 사용한다.

두 대의 카메라로 촬영되는 양안식 영상과 달리, 다시점 영상은 두 대 이상의 카메라를 서로 가까운 다른 위치에 배치시킨 뒤 촬영하여 획득한다. 또한, 다시점 영상은 사용자가 원하는 시점을 선택적으로 시청할 수 있다는 장점을 가진다. 다시점 영상의 화질은 각 시점의 영상 자체의 화질뿐만 아니라 촬영된 시점의 수에도 좌우되는데, 보다 자연스러운 시점 간 변경을 위해서는 가능한 많은 시점의 영상을 확보하는 것이 중요하다 [2]. 이를 위해서는 무한대의 위치에서 다수의 카메라로 한 장면을 촬영하는 것이 이상적이지만, 카메라의 가격, 부피, 연산량 등을 고려해보면 이 방법은 현실적으로 실현이 불가능하다. 그렇기 때문에 적은 수의 카메라로 영상을 촬영하고, 실제 촬영하지 못한 시점의 영상은 가상시점 영상합성 기술을 통해 생성하는 방법이 개발되어 널리 이용되고 있다.

단일 시점의 색상 영상과 깊이 영상을 이용하면 가상시점 영상을 합성할 수 있는데, 이와 같은 기술을 깊이 영상 기반 렌더링(depth-image-based rendering, DIBR) 기술이라고 한다 [3][4]. 깊이 영상은 3차원 장면에서 객체와 카메라와의 거리를 나타내는 정보로 활용되며, 가상시점 영상합성 방법은

다음과 같은 단계로 진행된다. 색상 영상의 모든 화소들은 카메라 정보와 깊이 영상을 통해 세계 좌표계(world coordinate)로 역사상(back-projection)되고, 역사상된 화소들은 다시 가상시점에서의 영상 평면으로 사상된다. 이러한 과정은 컴퓨터 그래픽스 분야에서 3차원 워핑으로 불린다 [5].

3차원 워핑 과정에서 투영되는 화소의 위치에 가장 중요한 영향을 미치는 정보가 깊이 정보이기 때문에 깊이 영상의 정확도에 따라서 합성된 영상의 화질이 크게 좌우된다. 따라서 색상 영상의 거리 정보를 정확하게 포함하는 깊이 영상을 획득하는 것이 매우 중요하다.

3차원 정보를 획득하는 방법은 크게 능동 센서 방식(active depth sensors)과 수동 센서 방식(passive depth sensors)으로 나눌 수 있다. 능동 센서 방식은 레이저 센서, 적외선 센서 등과 같은 센서 장치를 이용해서 3차원 공간상의 깊이 정보를 직접 획득하는 방식이다 [6][7]. 능동 센서 방식은 깊이 정보를 실시간으로 획득할 수 있지만, 현재 하드웨어의 한계로 인해 해상도가 낮고, 센서의 비용이 상용화에는 무리가 있다는 단점이 있다. 반면에, 수동 센서 방식은 2대 이상의 카메라로부터 얻은 영상의 상관관계를 이용해서 깊이 정보를 계산해서 획득하는 방식이다 [8]-[10]. 수동 센서 방식은 깊이 정보를 획득하기 위해 시간이 많이 걸리고 상대적으로 정확도가 떨어진다는 단점이 있지만 보다 넓은 시야각을 제공할 수 있고 하드웨어 구성을 위한 비용이 낮다는 장점을 지니고 있다. 현재까지도 양질의 깊이 영상을 획득하는 방법뿐만 아니라, 이미 획득된 깊이 영상의 정확도를 향상시키는 기술들이 활발히 연구되고 있다.

이번 호에서는 최근 활발히 연구되고 있는 깊이 영상의 화질을 향상시키는 방법과 깊이 영상의 해상도를 업샘플링하는 기술들에 대해 소개한다.

깊이 영상만을 이용한 화질 개선 및 업샘플링 기술

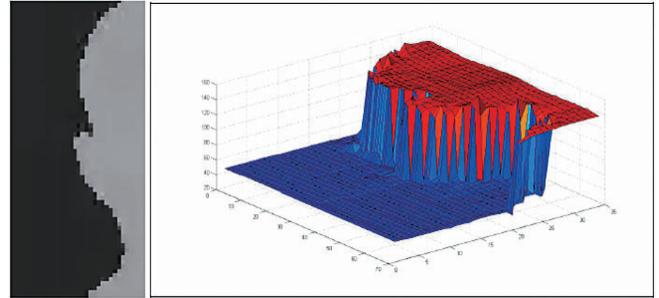
다시점 영상과 DIBR에 대한 연구가 이뤄진 초창기에는 깊이 영상의 특성을 고려한 화질 개선 기술들이 따로 개발되지 않았기 때문에, 깊이 영상의 화질을 개선하기 위해서 주로 색상 영상에 대해서 사용되던 영상처리 기술을 그대로 깊이 영상에 적용했었다. 깊이 영상의 잡음 제거를 위해 Gaussian 저역 필터나 미디언 필터 등의 저역 필터들이 사용됐었고, 업샘플링을 위해서는 bilinear, nearest-neighbor, bicubic 보간법 등이 사용되었다. [그림 1]은 기존의 영상처리 기술을 이용한 깊이 영상의 화질 개선 및 업샘플링 결과를 보여준다.



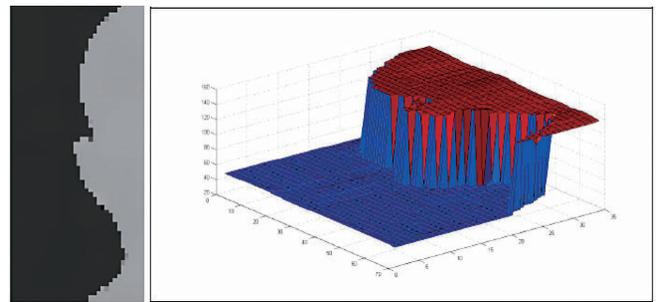
그림 1. 기존의 영상처리 기술을 이용한 깊이 영상 업샘플링 결과

하지만 위 방법들은 깊이 영상의 경계 부분을 흐리게 만들거나 객체 경계를 부정확하게 만드는 단점이 있다. 이를 해결하기 위해 깊이 영상의 특성을 분석하여 효율적으로 깊이 영상의 화질을 개선하는 기술들이 개발되었다.

Oh et al. 은 깊이 영상 압축 등에 의해 발생한 객체 경계 부분의 잡음을 개선하기 위해서 깊이 경계 복원 필터를 제안했다 [11]. 깊이 영상은 일반적으로 색상 영상에 비해 단순한 형태의 정보를 가지기 때문에 깊이값의 발생 빈도, 깊이 유사도와 화소간의 거리를 고려하여 비선형적으로 경계 복원 필터를 설계하였다. 이렇게 경계 복원 필터를 적용하면 깊이 영상 경계에 발생한 잡음이 제거되기 때문에, 합성 영상의 화질을 개선한다는 장점을 가지게 된다. [그림 2]는 경계 복원 필터 적용 전후 결과를 나타낸다.



a 경계 복원 필터 적용 전



b 경계 복원 필터 적용 후

그림 2. 경계 복원 필터 적용 전후 결과

Soh et al. 은 깊이 영상의 경계를 선명하게 보존하기 위해서 평면 맞춤(plane fitting) 기술을 이용하여 깊이 영상을 업샘플링하는 기술을 제안하였다 [12]. 이를 위해 bicubic 보간법을 이용해서 초기 고해상도 깊이 영상을 생성하고, 색분할을 통해서 유사한 값을 갖는 초화소(super pixel)들로 깊이 영상을 구성한다. 그런 다음, 각 초화소 별로 오차가 최소가 되는 평면함수를 계산한다.

이 방법을 적용하면 초기 깊이 정보의 부드러운 경계 부분은 상대적으로 평면함수를 결정하는데 큰 영향을 미치지 않기 때문에 흐려진 경계 부분이 선명하게 복원될 수 있다.

하지만 평면들 사이에서 원치 않는 불연속 구간이 발생할 수 있기 때문에 모든 초화소의 평면 방정식을 계산한 뒤, 마르코프 랜덤 필드(Markov random field, MRF) 모델을 이용하여 계산된 평면 방정식과 인접한 깊이값들과의 오차를 고려하여 최종 깊이값을 계산한다. 이때는 평면함수와 계산된 깊이값들의 차이와 인접한 화소들의 유사도가 고려된다. 이 방법을 이용하면 [그림 3]과 같이 색상 영상의 1/64 해상도를 갖는 저해상도 깊이 영상도 경계 흐림 현상 없이 효과적으로 업샘플링할 수 있게 된다.



그림 3. 평면 맞춤을 이용한 깊이 영상 화질 개선 결과

색상 정보를 활용한 화질 개선 및 업샘플링 기술

앞서 소개한 깊이 영상만을 이용한 화질 개선 기술도 좋은 성능을 보이고 있지만 보다 정확한 객체 경계 부분의 깊이값 개선을 위해서 대응되는 색상 정보를 이용하는 방법이 널리 연구되고 있다. 깊이 영상은 색상 영상과 동일한 시점에서 객체의 거리 정보를 포함하기 때문에 서로 매우 높은 상관도를 가진다. 또한, 불연속한 깊이값은 색상 영상에서 불연속한 색상값과 같은 영역에서 발생하기에 이 특성을 활용하면 깊이 영상만을 이용하는 방법보다 객체 경계를 보정하는 측면에서 효율적으로 깊이 영상을 개선할 수 있다.

Kopf et al. 은 양방향 필터에서 화소값 차이 필터를 색상 정보로부터 얻어내어 사용하는 결합형 양방향 필터(joint bilateral filter, JBF)를 제안했다 [13]. 기존의 양방향 필터는 한 장의 색상 영상에 적용되는 저역 필터로서, 인접 화소와의 거리차, 색상차 각각에 대한 두 개의 Gaussian 함수를 사용한다. 반면, JBF는 깊이 영상의 화질을 개선하기 위해 색상 영상으로부터 계산된 Gaussian 함수를 그대로 사용해서 깊이값을 필터링한다. [그림 4]는 JBF를 이용해서 깊이 영상의 화질을 개선한 결과를 나타낸다.



그림 4. 결합형 양방향 필터를 이용한 깊이 영상 화질 개선 결과

JBF 기술은 객체 경계 부근에서 깊이 영상의 화질을 획기적으로 개선시키지만 깊이 정보가 평탄한 영역에서 색상 무늬가 존재할 경우 색상의 경계 정보가 그대로 반영되는 텍스처 복사 문제가 발생한다. Chan et al. 은 이러한 문제점을 해결하기 위해 잡음 인지 필터(noise-aware filter, NAF)를 제안했다 [14]. NAF는 깊이 영상의 경계값 부근에서는 JBF를 적용하고 그 외의 영역에서는 기존의 양방향 필터를 적응적으로 적용하도록 설계되었으며 이 기술은

색상과 깊이값의 불연속적인 부분이 일치할 때에만 두 영상의 경계를 일치시키도록 한다. [그림 5]는 NAF 기술을 적용한 결과를 보여준다.

Diebel et al. 은 색상 영상의 불연속 정보를 MRF 모델에 포함시켜 저해상도 깊이 영상을 업샘플링하는 기술을 제안했다 [15]. MRF 모델은 우도 모델(likelihood model)과 사전 모델(prior model)로 나뉘며, 우도 확률은 저해상도 깊이 영상의 깊이값과 현재 후보 깊이값과의 차이, 사전 확률은 인접한 깊이값은 서로 유사한 값을 가져야 한다는 사전 정보를 이용한다. [그림 6]은 이 방법을 통해 개선된 깊이 영상과 3차원 모델을 보여준다.

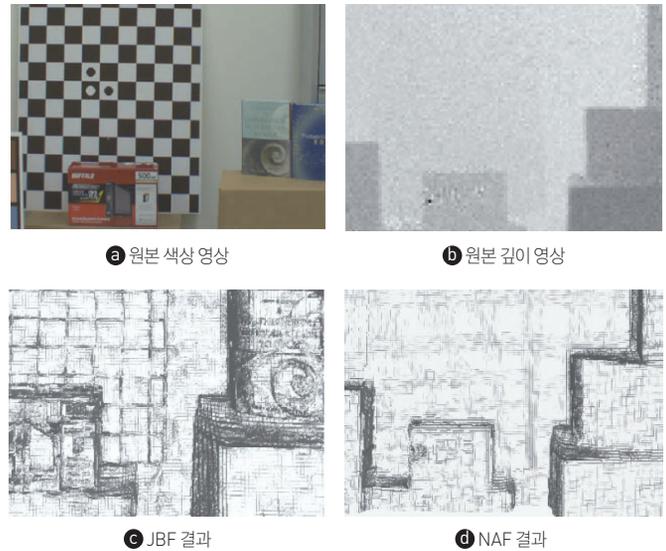


그림 5. 잡음 인지 필터를 이용한 깊이 영상 화질 개선 결과

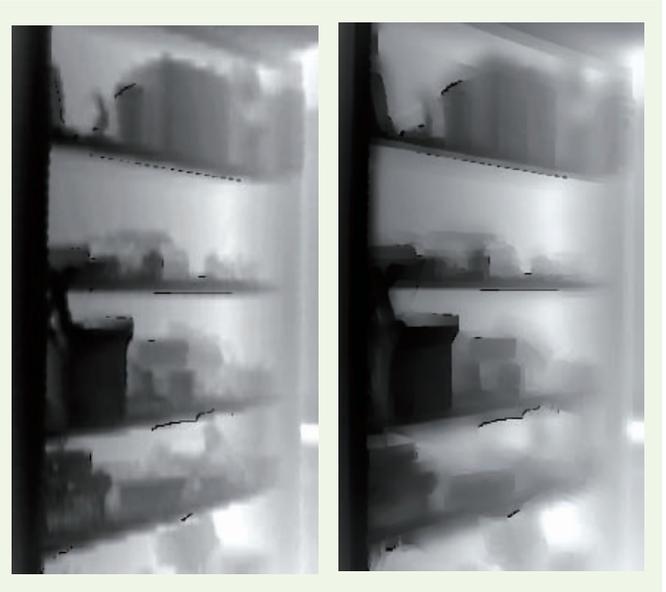
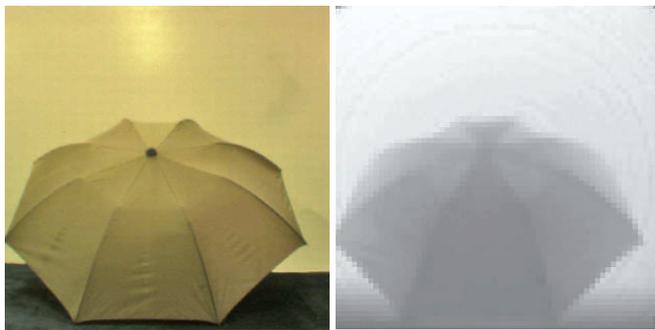




그림 6. MRF와 색상 불연속 정보를 이용한 업샘플링 결과

Yang et al. 은 각 후보 깊이별로 비용 볼륨을 생성하고, 각 볼륨에 변형된 양방향 필터를 수행하여 깊이 영상을 향상시키는 기술을 제안했다 [16]. 이때, 색상 불연속 정보를 이용하기 위해서 필터의 가중치는 인접한 깊이값을 고려하는 것이 아니라 색상 영상의 불연속 정보를 이용하였다. 이 필터는 각 비용들이 가운데 화소와 인접화소의 색상과 거리 차이에 따라서 서로 다른 가중치를 갖고 집적될 수 있도록 설계되었다. 이 필터를 비용 볼륨에 반복해서 적용하면서 비용이 최소가 되었을 때의 깊이 영상에 부화소 예측을 수행하여 최종 깊이 영상을 얻는다. [그림 7]은 변형된 양방향 필터링 기술을 적용한 결과를 보여준다.



a 원본 색상 영상

b 원본 깊이 영상

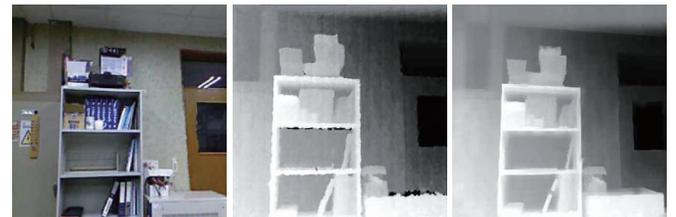


c 필터링 결과

d 3차원 모델

그림 7. 변형된 양방향 필터를 이용한 업샘플링 결과

Lee et al. 은 정확한 깊이 영상의 경계를 얻기 위해서, 경로 정보를 이용한 확률 모델과 랜덤 워크(random walk)를 이용한 깊이 영상 경계 향상 기술을 제안했다 [17]. 랜덤 워크란 시작점에서 임의의 방향으로 무수히 많은 객체가 이동했을 때, 특정 시간이 지난 뒤 각 구간에 객체들이 존재할 확률을 의미한다. 이를 위해 각 구간에 확률 가중치를 부여하고, 각 경로의 비용값을 계산하여 최종 위치에 객체가 존재할 확률을 구한다. [그림 8]은 랜덤 워크 확률을 이용해서 경계 영역의 화질을 개선시킨 깊이 영상을 보여준다. 원본 깊이 영상에 비해서 경계 부분의 오차가 이 기술을 통해 현저히 감소하는 것을 확인할 수 있다.



a 원본 색상 영상

b 원본 깊이 영상

c 경계 향상 결과

그림 8. 랜덤 워크 확률 모델을 통한 경계 향상 결과

복합형 카메라를 위한 화질 개선 및 업샘플링 기술

앞서 언급한 색상 정보를 이용한 기술들은 색상 영상과 깊이 영상의 경계가 일치한다는 가정, 즉, 동일한 시점에서 색상 영상과 깊이 영상을 획득하는 시스템에서 개발된 기술들이다. 하지만 깊이 카메라와 색상 카메라의 조합으로 이뤄진 복합형 카메라에서는 두 카메라의 시점이 다르기 때문에, 3차원 워핑을 통해 두 카메라의 위치를 일치시키더라도 경계 간의 불일치가 발생하거나 유효 화소의 분포가 다를 수 있다.

이를 해결하기 위해 Jung et al. 은 색상 분할 기술과 MRF 모델링을 이용하여 경계 불일치 문제가 존재하는 깊이 영상을 업샘플링하는 기술을 제안했다 [18]. 이 방법은 첫 번째로 고해상도 깊이 영상의 확률을 MRF 모델을 통해 정의하고, 색상 영상을 분할한 정보를 사전 확률 모델에 반영한다. 결과적으로, 이와 같이 MRF 모델을 정의하게 되면, 경계 주변 영역의 깊이값의 유연성이 증가하여, 정확한 값으로 수렴할 확률을 높인다. 이를 실제 영상에 적용한 결과를 살펴보면, [그림 9]와 같이 기존 방법에 비해서 정확하게 영상의 경계 부분을 복원할 수 있음을 확인할 수 있다. [그림 9]는 영상 전체에 해당 기술을 적용하여 깊이 영상을 업샘플링하고 이를 3차원으로 모델링한 결과를 보여준다.

Zhu et al. 은 복합형 카메라로부터 깊이 영상을 생성하기 위해 확률 분산 함수를 적용하여 깊이 카메라에서 획득한 깊이 정보를 보정하는 방법을 제안했다 [19]. 이 방법은 양안식 카메라와 깊이 카메라를 동시에 사용하며, 두 센서로부터 MRF 모델을 정의한다. 능동 센서로부터 얻은 깊이 영상과 스테레오 정합 기술을 통해 얻은 깊이 영상은 각각 우도 모델에 반영되며 이를 통해 두 센서의 단점을 보완한다. [그림 10]은 각 단계별 깊이 영상 획득 결과를 보여준다.



a 원본 색상 및 깊이 영상



a 원본 색상 영상



b 업샘플링 결과



b 원본 깊이 영상



c 3차원 모델



c 능동 센서 깊이 영상

그림 9. 분할 영상을 적용한 MRF 모델 기반의 업샘플링 결과



㉔ 수동 센서 깊이 영상



㉕ 센서 혼합 깊이 영상

그림 10. 센서 혼합 방법의 깊이 영상 획득 결과

결론

최근 들어 보다 많은 시점을 제공하여 사용자가 편안하게 3차원 영상을 관람할 수 있도록 하는 다시점 영상 기반 기술들이 개발됐다. 본 원고는 이러한 고품질의 다시점 영상을 합성하기 위해서 필수적인 깊이 영상의 화질을 개선하는 기술의 최근 동향을 살펴보았다. 소개된 기술들은 깊이 영상만을 사용하거나 색상 정보의 도움을 받아 화질을 향상시키거나 업샘플링하는 기술들로, 이미 획득한 깊이 영상의 화질을 향상시켜 고화질 및 고해상도의 다시점 영상을 생성한다는 공통의 목적을 갖는다. 최근 활발히 연구되고 있는 이런 기술들은 3차원 영상 산업의 활성화에 상당 부분 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

- [1] 호요성, 김성열, "3차원 입체 영상 정보처리," 두양사, 2010.
- [2] 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, July 2006.
- [3] C. Fehn, "Depth-image-based rendering (DIBR), compression and transmission for a new approach on 3-D TV," SPIE Conference Stereoscopic Displays and Virtual Reality Systems, vol. 5291, pp. 93-104, Jan. 2004.
- [4] C. Fehn, K. Hopf, Q. Quante, "Key Technologies for an Advanced 3D-TV System," SPIE Three-Dimensional TV, Video and Display, pp. 66-80, Oct. 2004.
- [5] W. R. Mark, L. McMillan, G. Bishop, "Post-Rendering 3D Warping," Symposium on Interactive 3D Graphics, pp. 7-16, April 1997.
- [6] 호요성, 이은경, 강윤석, "다시점 깊이 카메라를 이용한 3차원 입체영상의 정보 획득 방법," 방송공학회지, 제15권, 제2호, pp. 88-100, 2010.
- [7] 강윤석, 호요성, "다시점 카메라와 깊이 카메라를 이용한 3차원 장면의 깊이 정보 생성 방법," 전자공학회논문지 SP면, 제48권, 제3호, pp. 013-018, 2011.
- [8] 이상범, 이천, 호요성, "3차원 영상 생성을 위한 깊이맵 추정 및 중간시점 영상합성 방법," 한국통신학회 논문지, 제34권, 제10호, pp. 1070-1075, 2009.
- [9] I. Shin and Y. Ho, "Disparity Estimation at Virtual Viewpoint for Real-time Intermediate View Generation," Systems and Applications 2011 (3DSA 2011), S6-2, pp. 195-198, 2011.
- [10] W. Jang and Y. Ho, "Disparity Map Refinement using Occlusion Handling for 3D Scene Reconstruction," International Conference on Embedded Systems and Intelligent Technology (ICESIT), pp. 213-216, Feb. 2011.
- [11] 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. 3, pp. 350-359, March 2011.
- [12] 소용석, 이대현, 심재영, 이상욱, "평면 맞춤을 이용한 깊이 초 해상도," 영상처리 및 이해에 관한 워크샵, P-084, 2012년 2월.
- [13] J. Kopf, M. F. Cohen, D. Lischinski, and M. Uyttendaele, "Joint Bilateral Upsampling," ACM Transactions on Graphics, vol. 26, no. 3, pp. 1-5, July 2007.
- [14] D. Chan, H. Buisman, C. Theobalt, and S. Thrun, "A Noise-aware Filter for Real-time Depth Upsampling," ECCV Workshop on Multi-camera and Multi-modal Sensor Fusion Algorithms and Applications, pp. 1-12, Oct. 2008.
- [15] 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, Dec. 2006.
- [16] Y. Qingxiong, Y. Ruigang, J. Davis, and D. Nister, "Spatial-Depth Super Resolution for Range Images," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-8, June 2007.
- [17] G. Lee, Y. Ho, "Depth Map Boundary Enhancement using Random Walk," International Workshop on Advanced Image Technology, pp. 118-121, Jan. 2012.
- [18] J. Jung, Y. Ho, "MRF-based Depth Map Interpolation using Color Segmentation," Asia-Pacific Signal and Information Processing Association, pp. 19-22, Dec. 2010.
- [19] J. Zhu, L. Wang, R. Yang, and J. Davis, "Fusion of Time-of-flight Depth and Stereo for High Accuracy Depth Maps," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-8, June 2008.

