

IPIU 2011

Workshop on Image Processing and Image Understanding
February 16~18 2011, Jeju, Korea

제23회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵

Workshop on Image Processing and Image Understanding

인사의 글

영상처리 및 이해에 관한 워크샵(IPIU)은 1989년에 학계와 산업계의 선배 연구자들께서 참여하시어 첫 모임을 갖은 이후 올해로서 23회를 맞이합니다. IPIU는 그 동안 영상 분야 연구자들의 학술 교류 및 토론을 통해 국내 관련 산업의 비약적 발전에 기여해 왔습니다. 특히, IPIU는 국내외 다른 학술모임과는 달리 연구책임자가 직접 구두발표를 하는 전통을 갖고 있으며 이를 통해 연구자 사이의 활발한 아이디어 교환 및 대학원생들에 대한 교육의 장을 제공하고 있습니다.

영상처리 및 이해 분야의 응용 분야는 23년 전과는 비교할 수 없을 정도로 확대 발전되고 있습니다. 아시다시피 디지털 TV, 휴대폰 및 디스플레이 분야는 세계 1위의 위치를 점하고 있습니다. 현재, 대학에서 영상 분야의 연구 및 교육을 하시는 교수님들도 600분이 넘고 있습니다. 산업계의 연구자 규모는 훨씬 더 큰 규모일 것입니다. 영상 분야는 'smart', 'ubiquitous', 'fusion'이라는 말들이 대변하는 오늘 및 장래의 국내 관련 산업을 이끌어 가리라 기대됩니다. IPIU2011은 이와 같은 국내 산업 발전을 선도할 연구자들이 수행한 200여편의 훌륭한 연구 성과를 자랑하고 공유하는 축제의 장이 될 것입니다. 모든 저자의 소속이 대학인 논문의 비율이 점점 감소하고 있으며 올해의 경우 작년의 77%보다 낮은 70%로서 산학연구 및 순수 산업계 연구결과가 30%를 차지하고 있습니다. 제주에서 개최되는 제23회 IPIU에 여러분을 초대합니다. 200여편의 연구성과를 위해 밤낮없이 노력한 연구자들을 격려해 주시고 앞으로의 연구를 위한 토론의 기회를 가지시길 바랍니다.

먼저, IPIU2011에 훌륭한 연구 성과 논문으로 제출해 주시고 발표해주실 모든 분들께 감사드립니다. 또한, Tutorial과 특별 강연을 해주실 다섯 분들께도 감사드립니다. 이번 IPIU2011을 주관해주신 한국통신학회와 공동 주최해 주신 대한전자공학회, 한국정보과학회, 한국멀티미디어학회, 한국방송공학회 및 한국전자통신연구원에 감사드립니다. 또한, IPIU2011을 후원해 주신 삼성전자, SK텔레콤, LG전자, LG디스플레이, 필링크, 앤비전, 아엠아이테크, 전자부품연구원, NVIDIA, MPEG Korea 포럼에 감사드립니다. 원활한 워크샵 진행을 도와주신 세종컨벤션에도 감사드립니다. 마지막으로 IPIU를 준비해주신 조직위원 및 프로그램위원들께 감사드립니다.

2011년 2월

김 춘 우

IPIU 2011 조직위원장

인하대학교 정보통신공학부

프로그램

번호	구분	비고
구두발표1	트래킹/모델링	2월 17일(목) 08:30 - 10:10 크리스탈볼룸 좌장: 박인규(인하대학교)
구두발표2	영상처리1	2월 17일(목) 08:30 - 10:10 아메티스트룸 좌장: 김상호(삼성전자)
구두발표3	신진 연구자	2월 17일(목) 10:30 - 12:00 크리스탈볼룸 좌장: 호요성(광주과학기술원)
구두발표4	영상처리2	2월 17일(목) 10:30 - 12:10 아메티스트룸 좌장: 김정태(이화여자대학교)
포스터1	포스터1	2월 17일(목) 13:10 - 14:00 제이드룸 좌장: 이상화(서울대학교)
구두발표5	의료영상	2월 17일(목) 14:00 - 16:05 크리스탈볼룸 좌장: 예종철(한국과학기술원)
구두발표6	영상무호화	2월 17일(목) 14:00 - 16:05 아메티스트룸 좌장: 심동규(광운대학교)
구두발표7	영상복원	2월 17일(목) 16:20 - 18:00 크리스탈볼룸 좌장: 김창수(고려대학교)
구두발표8	영상인식1	2월 17일(목) 16:20 - 18:25 아메티스트룸 좌장: 김동식(한국외국어대학교)
구두발표9	영상이해	2월 18일(금) 08:30 - 10:10 크리스탈볼룸 좌장: 서용덕(서강대학교)
구두발표10	영상처리3	2월 18일(금) 08:30 - 10:10 아메티스트룸 좌장: 이상근(중앙대학교)
포스터2	포스터2	2월 18일(금) 10:10 - 11:00 제이드룸 좌장: 박종일(한양대학교)
구두발표11	3D TV	2월 18일(금) 11:00 - 12:40 크리스탈볼룸 좌장: 허남호(한국전자통신연구원)
구두발표12	영상인식2	2월 18일(금) 11:00 - 12:40 아메티스트룸 좌장: 우운택(광주과학기술원)

영상이해3

[P-114. 다중 정보 다층 제한 볼츠만 기계를 이용한 데이터 변환](#)

강윤섭, 최승진 (포항공과대학교)

[P-115. Weighted Point-to-Line ICP for 2D Laser Scan Based SLAM Application](#)

Lei Zhang, 최성민, 박순용 (경북대학교)

[P-116. 보행자의 3차원 보행 동작 분석 및 구조 추정](#)

신봉기, 권기홍, 성택영 (부경대학교)

[P-117. 적외선 구조광 방식을 이용한 3D 맵스 생성 시스템](#)

박지영, 홍승기, 이충환, 남승우 (한국전자통신연구원), 류문욱 (도담시스템스)

[P-118. 곡률 계산을 이용한 깊이 인식](#)

소용석, 이상욱 (서울대학교), 심재영 (울산과학기술대학교)

[P-119. 색상 분할을 이용한 Markov 랜덤 필드 기반의 깊이 영상 보간법](#)

정재일, 호요성 (광주과학기술원)

[P-120. 실시간 줌\(Zoom\)이 가능한 스테레오 카메라의 왜곡 보정 방식](#)

김찬, 이광순, 허남호 (한국전자통신연구원)

색상 분할을 이용한 Markov 랜덤 필드 기반의 깊이 영상 보간법

정재일⁰, 호요성

광주과학기술원 영상통신연구실

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

요약

고해상도 깊이 영상은 고품질의 자유시점 3차원 영상 서비스를 제공하기 위해 반드시 필요하다. 하지만 깊이 카메라로 획득된 깊이 영상의 경우 일반적으로 색상 영상보다 낮은 해상도를 가지므로, 이를 직접 사용하기에 많은 문제가 따른다. 본 논문에서는 색상 영상의 불연속 정보를 이용하여, 대응되는 고해상도의 깊이 영상을 생성하는 방법을 제안한다. 제안한 방법은 색상 기반 영상 분할 방법과 3차원 워핑, 그리고 Markov 랜덤 필드 기반의 모델을 이용하여 워핑된 깊이 영상에 존재하는 홀을 채우고, 색상 영상과의 경계를 일치시킨다. 여러 실험을 통해 경계 불일치가 존재하는 색상 영상과 깊이 영상으로부터 고품질의 고해상도 깊이 영상을 생성할 수 있었다.

1. 서론

3차원 영화인 “아바타”가 역대 최고의 흥행 기록을 달성하고, 그 뒤를 “이상한 나라의 앨리스”와 “하늘에서 음식이 내리면” 등의 다양한 3차원 영화가 흥행을 이어가고 있다. 이와 더불어 많은 사람들의 3차원 비디오 서비스에 대한 관심이 크게 증가하고 있다. 최근 인기를 얻고 있는 3차원 비디오 서비스는 양안 깊이 단서에 기반하고 있어서 두 대의 카메라로 촬영된 양안식 영상이 주로 이용되고 있다.

이보다 더 진보한 3차원 서비스를 제공하기 위해, MPEG(Moving Picture Experts Group)에서 자유롭게 시점을 변화 시키면서 입체 영상을 즐길 수 있는 비디오 시스템에 대한 연구를 진행하고 있다 [1].

이 경우 사용자가 원하는 모든 시점을 촬영할 수 없기 때문에 색상 영상과 기하학 정보를 이용하여 가상 시점의 영상을 합성한다. 기하학 정보란 카메라와 영상내의 객체들간의 거리를 의미하는 것으로 깊이 정보라고 불린다. 깊이 영상을 얻는 방법에는 여러 가지가 있는데, 그 중 서로 다른 시점의 색상 영상에서 거리를 유추해내는 스테레오 정합이 널리 쓰이고 있지만 이 방법은 다양한 영상에 대한 깊이 정보의 정확성이 보장되지 못한 상태이다.

이를 보완하기 위해, 색상 카메라와 깊이 카메라를 결합한 복합형 카메라 시스템이 제안되었다 [2]. 그림 1은 광주과학기술원 실감방송센터에서 제안한 복합형 카메라 시스템을 나타낸다. 이는 동적인 사물의 색상 영상과 이에 대응되는 깊이 영상을 동시에 촬영할 수 있다는 장점을 갖는다.



그림 1. 복합형 카메라 시스템

하지만, 깊이 카메라의 기술적인 문제 때문에 아직 깊이 영상의 해상도가 색상 영상의 해상도에 미치지 못한다는 문제점을 갖고 있다. 그림 2는 복합형 카메라로 촬영된 색상 영상과 깊이 영상의 해상도 차이를 보여준다.

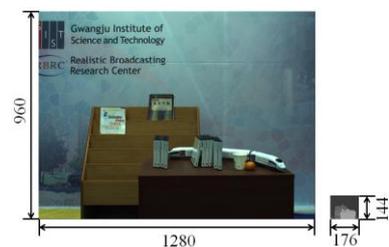


그림 2. 색상 영상과 깊이 영상의 해상도 차이

가상 시점의 영상을 생성하기 위해서 깊이 영상의 색상 영상과 같은 해상도의 고품질 깊이 영상이 반드시 필요하기 때문에 저해상도의 깊이 영상을 색상 영상의 해상도로 확대하는 과정이 반드시 필요하다.

이런 문제를 해결하기 위해서 연구 초기에는 단순한 bilinear나 nearest-neighbor, bicubic 보간법 등이 사용되었으나, 이들은 색상 영상의 불연속 정보에 대한 고려가 없어서 깊이 경계 부분에 많은 오차가 발생한다는 문제가 있다.

그 후, Diebel은 Markov 랜덤 필드 기반의 보간법을 제안했으며, 적응적 계수를 사용하여 색상 영상의 불연속 정보를 깊이 영상 보간에 사용하였다 [3]. Yang은 바이레터럴 필터를 반복적으로 적용하여 깊이 영상의 해상도를 높이는 방법에 대해 연구하였다 [4]. 이런 방법은 초기의 단순 보간법보다 좋은 성능을 보였지만, 색상 영상과 깊이 영상의 경계가 일치하지 않는 경우에 대한 고려가 없어서 실제 복합형 카메라 시스템에 적용되기가 어렵다. 본 논문에서는 경계 불일치 문제를 포함하고 있는 고해상도 색상 영상과 저해상도 깊이 영상에서 효과적으로 고해상도 깊이 영상을 생성할 수 있는 방법을 제안한다.

2. Markov 랜덤 필드 기반의 깊이 영상 보간

복합형 카메라 시스템에서 깊이 영상과 색상 영상은 서로 다른 위치에서 촬영되었기 때문에, 저해상도의 깊이 영상을 3차원 워핑 기술을 이용하여 고해상도 색상 영상의 위치로 투영한다. 그 뒤 색상 영상을 분할하고, 분할된 영상을 기반으로 Markov 랜덤 필드 모델을 정의한다. 정의된 모델과 전역 최적화 알고리즘을 사용하여 최적의 해를 찾는다.

2.1 3차원 워핑

서로 다른 위치에서 촬영된 두 영상으로부터 색상 영상에 대응하는 깊이 영상을 얻기 위해서는, 깊이 카메라로 촬영된 깊이 영상을 색상 카메라의 위치로 투영시키는 과정이 필요하다.

이를 위해 3차원 워핑이 수행된다. 3차원 워핑은 카메라 매개변수를 기반으로 수행되는데, 카메라 매개변수는 실제 카메라와 세계좌표계간의 관계를 나타낸다 [5]. 카메라의 내부 특성을 나타내는 변수 A 와 회전 정도를 나타내는 변수 R , 그리고 위치를 나타내는 변수 t 로 표현된다. 깊이 카메라의 카메라 변수를 이용하면, 촬영된 깊이 영상을 식 (1)을 통해 세계좌표계로 투영시킬 수 있다.

$$X_r = R_r^{-1} \cdot A_r^{-1} \cdot x_r \cdot d_r(x_r) - R_r^{-1} \cdot t_r \quad (1)$$

이때 X_r 은 깊이 영상의 화소 x_r 의 세계좌표계 좌표 값을 의미하고, $d_r(x_r)$ 은 화소 x_r 의 깊이 값을 의미한다. 세계좌표계의 화소 X_r 은 다시 색상 카메라의 매개 변수와 식 (2)를 이용해서 색상 영상의 위치로 재투영될 수 있다.

$$x_t = P_t X_r \quad (2)$$

여기서, x_t 는 워핑된 깊이 영상에서 x_r 의 대응 화소를 의미하며, 이때 사용된 투영 함수 $P_t = A/R/t$ 으로 정의된다. 촬영된 깊이 영상의 모든

화소에 상기한 과정을 모두 적용하면, 색상 영상에 대응하는 깊이 영상을 얻을 수 있다.

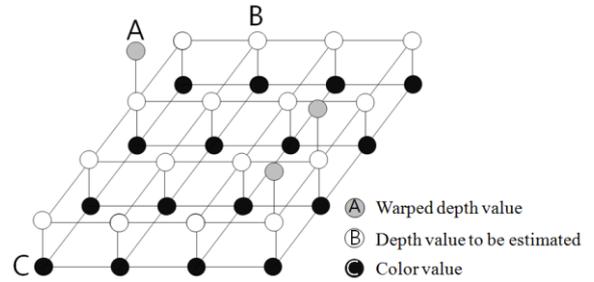


그림 3. 3차원 워핑을 통해 생성된 화소 구조

그림 3은 3차원 워핑을 수행한 후, 화소의 구조를 나타낸다. 검은색 노드 C는 색상 영상의 화소를 의미하고, 회색 노드 A가 워핑된 깊이 영상의 화소를 의미한다. 색상 영상과 깊이 영상의 해상도 차이 때문에 모든 C 노드는 대응되는 깊이 값 A를 갖지 못한다. 또한, 카메라 매개변수의 오차 등에 의해 정확한 투영이 이뤄지지 않아 경계 불일치 문제가 야기될 수 있기 때문에 색상 영상에 모두 대응되는 정확한 깊이 영상 B를 만들기 위해 확률 모델을 정의하여 최적의 해를 구한다.

2.2 색상 영상 분할

확률 모델을 정의하기에 앞서 효율적으로 경계 불일치 문제를 해결하기 위해, 본 논문에서는 색상 영상 분할 기법을 이용한다 [6]. 색상 분할을 이용하면 그림 4와 같이 잘못 워핑된 깊이 값들이 분할된 영역의 경계에 존재하게 되어 이를 좀 더 쉽게 확률 모델에 감안할 수 있다.

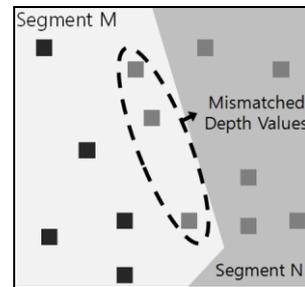


그림 4. 분할된 영상과 경계 불일치 문제

2.3 Markov 랜덤 필드 모델링

앞서 언급한 문제들을 해결하기 위해서, Markov 랜덤 필드를 이용한 확률 모델을 정의한다. 마프코프 랜덤 필드 이론은 영상의 화소나 관련된 특성들에 대해서 확률 모델을 정의하는데 효과적인 방법이다..

모델을 정의하기 위해 먼저 다음과 같이 사후 확률(Posterior probability)을 정의한다.

$$P(I_d | I_c, D_w) = \frac{P(I_c, D_w | I_d)P(I_d)}{P(I_c, D_w)} \quad (3)$$

이때 확률 $P(I_d)$ 는 깊이 영상 I_d 의 사전 확률(Prior probability)를 의미하고, $P(I_c, D_w | I_d)$ 는 깊이 영상 I_d 가 주어졌을 때, 워핑된 깊이 영상 D_w 과 색상 영상 I_c 의 조건부 확률을 나타내며 우도 확률(Likelihood probability)라고 불린다. $P(I_c, D_w)$ 는 색상 영상과 워핑된 깊이 영상의 확률을 의미하는 것으로 둘 변수 모두 관측된 값이므로 상수처럼 고려된다. 따라서 우리가 구하고자 하는 사후 확률 $P(I_d | I_c, D_w)$ 다음과 같이 구할 수 있다.

$$I_d^* = \arg \max_{I_d} \{P(I_c, D_w | I_d)P(I_d)\} \quad (4)$$

사후 확률은 다음과 같은 에너지 함수 U 에 비례하게 정의할 수 있다.

$$P(I_c, D_w | I_d)P(I_d) \propto e^{-U(I_d | I_c, D_w)} \quad (5)$$

$$U(I_d | I_c, D_w) = U(I_c, D_w | I_d) + U(I_d)$$

따라서 식 (4)의 확률은 다음 식 (6)과 같이 표현될 수 있다.

$$I_d^* = \arg \min_{I_d} U(I_d | I_c, D_w) \quad (6)$$

에너지 함수 U 는 사전 확률 $P(I_d)$ 와 우도 확률 $P(I_c, D_w | I_d)$ 를 고려하여 다음과 같이 정의한다.

$$U(I_d | I_c, D_w) = \sum_{i \in L} f_1(d_i, d_{wi}) + \sum_i \sum_{j \in N(i)} f_2(d_i, d_j) \quad (8)$$

여기서, i 는 현재 화소 위치를 나타내고, $N(i)$ 는 i 의 인접한 화소를 나타낸다. d 는 예측된 깊이 값을, d_w 는 워핑된 깊이 값을 의미한다. L 은 실제 워핑된 깊이 값이 존재하는 화소들이다.

경계 불일치 문제를 해결하기 위해, f_1 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$f_1(d_i - d_{wi}) = \begin{cases} w/|d_{wi} - d_i| & \text{if } |d_i - d_{wi}| < T \\ |d_{wi} - d_i| & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

여기서, T 는 워핑된 깊이 값과 예측된 깊이 값 차이에 대한 임계 값을 나타내고 w 는 작은 오차를 갖는 함수 값에 대한 가중치를 의미한다. 이 가중치는 1보다 큰 값으로 정의하여 작은 오차를 갖는 경우 더 큰 함수 값을 반환하도록 한다. 경계 불일치 문제가 발생한 부분에서는 측정된 값과 예측된 값의 차이가 크기 때문에 작은 함수 값을 반환하여 선택될 확률을 높인다.

사전 확률을 기반으로 하는 에너지 함수 f_2 는 인접한 깊이 값들의 차이에 대해 정의하며, 다음과

같이 나타낼 수 있다.

$$f_2(d_i, d_j) = \begin{cases} |d_i - d_j| & \text{if } i, j \in a \text{ segment} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

이 함수는 두 깊이 값 d_i 와 d_j 가 같은 분할 영역에 존재할 때만 그 차이에 대한 값을 반환하고, 그렇지 않은 경우에는 0의 값을 반환한다. 이는 서로 다른 영역에 존재하는 깊이 값은 서로 영향을 미치지 않도록 하기 위함이다.

2.4 전역 최적화

실제로 2.3장에서 정의한 에너지 함수를 최소화하는 I_d 를 구하는 과정은 매우 어렵다. 최근에 전역 최소값을 유추하기 위한 다양한 알고리즘들이 개발되었으며, 본 논문에서는 그래프 컷 알고리즘을 통해 식 (8)을 최소화 하였다 [7].

그래프 컷 알고리즘은 반복 과정을 통해 함수 값을 최소화 하며, 그림 5은 반복 횟수에 따른 제안한 모델의 각 에너지 값을 나타낸다. 처음에는 워핑된 깊이 값을 바탕으로 초기 값을 계산하므로 우도 확률에 대한 에너지가 작은 값을 갖고, 사전 확률에 대한 에너지가 큰 값을 갖는다. 하지만 반복 횟수가 늘어남에 따라 경계 불일치 문제를 해결하기 위해 사전 확률에 대한 에너지는 감소하고 우도 확률에 대한 에너지가 증가한다.

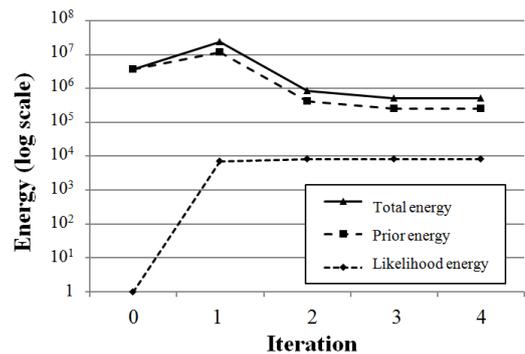


그림 5. 전역 최적화의 반복 횟수에 따른 에너지 함수의 변화 추이

3. 실험 결과 및 분석

본 장에서는 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 저해상도의 깊이 영상을 제안한 방법을 통해 보간하는 실험을 진행하였다. 그림 6은 고해상도 색상 영상에 대응되는 깊이 영상을 각 축에 대해 1/4 크기로 축소한 뒤, 제안한 알고리즘을 통해 확대시킨 결과를 보여준다. 그림 6(c)에서 확인할 수 있듯이 제안한 방법은 경계 성분을 유지함과 동시에 원본 깊이 영상에서 존재하는 홀까지 복원함을 알 수 있다.

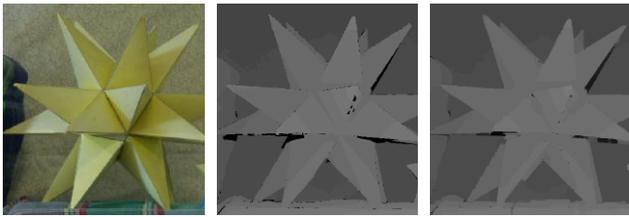


그림 6.(a) 원본 색상 영상, (b) 원본 깊이 영상, (c)제안한 방법으로 생성한 깊이 영상

제안한 알고리즘의 실제 워핑된 영상에 대한 성능을 확인해보기 위해 복합형 카메라로 촬영된 영상에 대한 실험을 수행하였다. 그림 7(a)는 색상 영상과 워핑된 깊이 영상을 보여주며, 이를 통해 실제로 많은 경계 불일치 화소들이 존재함을 확인할 수 있다. 이를 주변 값을 이용하여 보간할 경우 그림 7(b)와 같이 경계 부분의 많은 잡음이 발생하지만 제안한 알고리즘을 적용할 경우 그림 7(c)와 같이 경계 부분이 깔끔하게 복원됨을 확인할 수 있었다.



그림 7. (a) 색상 영상과 깊이 영상, (b) 주변 값을 이용한 보간, (c) 제안한 방법으로 보간한 영상

그림 8은 실제로 촬영된 고해상도 색상 영상과 저해상도 깊이 영상에 제안한 알고리즘을 적용하여 고해상도의 깊이 영상을 얻고 이를 통해 3차원 모델을 생성한 결과를 보여준다. 제안한 방법은 효과적으로 원본 깊이 영상으로부터 고해상도 깊이 영상을 생성할 수 있고, 동시에 경계 불일치 문제를 상당 부분 해결하여 정확한 3차원 렌더링 결과를 얻을 수 있었다.

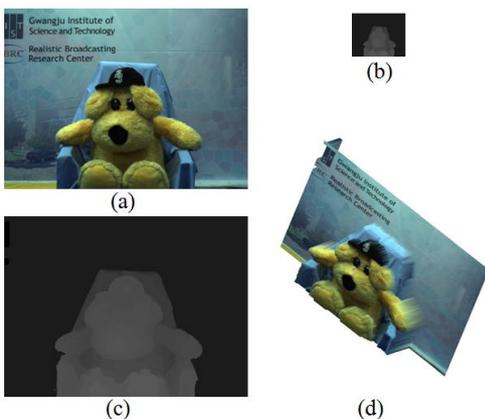


그림 8. (a) 색상 영상, (b) 저해상도 깊이 영상, (c) 보간한 고해상도 깊이 영상, (d) 3차원 모델

4. 결론

깊이 카메라를 이용할 경우 정확한 깊이 영상을 얻을 수 있지만, 기술적인 한계 때문에 해상도가 일반적인 색상 영상보다 작다는 문제점을 갖고 있다. 본 논문에서는 색상 분할과 Markov 랜덤 필드 모델을 이용하여 경계 불일치 문제와 홀 채움 문제를 효과적으로 해결할 수 있는 방법을 제안하였다. 경계 부분에서 깊이 값의 큰 변동이 가능하도록 우도 함수를 정의하고, 색상 분할에 기반한 사전 함수를 통해 깊이 영상을 보간한다. 다양한 실험을 통해 제안한 방법이 상기한 문제들을 효과적으로 해결할 수 있음을 확인할 수 있다.

감사의 글

본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (NIPA-2011-(C1090-1011-0003))

참고문헌

- [1] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 N9784, "Introduction to 3D Video," May 2008.
- [2] Y. Kang, E. Lee, and Y. Ho, "Multi-Depth Camera System for 3D Video Generation," Proceedings of International Workshop on Advanced Image Technology, pp. 44(1-6), Jan. 2010.
- [3] 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, Dec. 2005.
- [4] Q. Yang, R. Yang, J. Davis, and D. Nister, "Spatial-depth super resolution for range images," International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 2007.
- [5] C. Fehn, "Depth-Image-Based Rendering (DIBR), Compression and Transmission for a New Approach on 3D-TV," SPIE Stereoscopic Displays and Virtual Reality System XI, vol. 5291, pp. 93-104, Jan. 2004.
- [6] D. Comanicu and P. Meer, "Mean shift: A robust approach toward feature space analysis," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, pp. 603-619, May 2002.
- [7] Y. Boykov, O. Veksler, and R. Zabih, "Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts," IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 23, no. 11, Nov. 2001.