

특집논문 (Special Paper)

방송공학회논문지 제17권 제4호, 2012년 7월 (JBE Vol. 17, No. 4, July 2012)

<http://dx.doi.org/10.5909/JBE.2012.17.4.565>

공동 거리 변환 기반의 깊이맵 잡음 제거

김성열^{a)}, 김만배^{b)†}, 호요성^{a)}

Depth Map Denoising Based on the Common Distance Transform

Sung-Yeol Kim^{a)}, Manbae Kim^{b)†}, and Yo-Sung Ho^{a)}

요 약

깊이 정보를 획득하고 전송하는 과정에서 물리적 잡음 및 부호화 손실로 인하여 깊이맵의 품질이 저하된다. 본 논문은 깊이맵 품질을 향상시키기 위해 공동 거리 변환에 기반한 결합 양측 필터(joint bilateral filter)를 제안한다. 제안하는 방법은 깊이맵의 거리 변환값과 색상 영상의 거리 변환값에 따라 잡음 제거에 필요한 색상 정보량을 결정한다. 그 결과 제안하는 필터는 깊이맵 잡음을 효과적으로 제거하면서 결합 양측 필터의 시각적 왜곡 현상을 최소화한다. 컴퓨터 실험을 통해 제안하는 방법이 기존의 방법보다 잡음 제거와 시각적 왜곡 억제 관점에서 성능이 좋아짐을 확인했다.

Abstract

During depth data acquisition and transmission, the quality of depth maps is usually degraded by physical noise and coding error. In this paper, a new joint bilateral filter based on the common distance transform is presented to enhance the low-quality depth map. The proposed method determines the amount of exploitable color data according to distance transform values of depth and color pixels. Consequently, the proposed filter minimizes noise in the depth map while suppressing visual artifacts of joint bilateral filtering. Experimental results show that our method outperforms other conventional methods in terms of noise reduction and visual artifact suppression.

Keyword : depth map, denoising, distance transform, joint bilateral filter.

1. 서 론

a) 광주과학기술원 정보통신공학부 (Gwangju Institute of Science and Technology, School of Information & Communications)

b) 강원대학교 컴퓨터정보통신공학과 (Kangwon National University, IT College, Dept. of Computer & Communications)

† 교신저자 : 김만배 (Manbae Kim)

E-mail: manbae@kangwon.ac.kr

Tel: +82-33-250-6390, Fax: +82-33-252-6390

※ 본 논문은 지식경제부 및 산업기술평가관리원의 산업융합원천기술개발의 지원을 받았음. [KI002058, 대화형 디지털 홀로그램 통합서비스 시스템의 구현을 위한 신호처리요소기술 및 하드웨어 IP 개발]

· 접수일(2012년5월7일), 수정일(2012년7월17일), 게재확정일(2012년7월17일)

다양한 3차원 디스플레이 장치의 출현과 3차원 방송 시장의 확대로 입체 영상에 대한 관심이 점점 더 커지고 있다. 2차원 색상 영상과 깊이맵으로 구성된 3차원 영상 표현법^[1]은 깊이 정보를 이용하여 양안식 영상과 다시점 영상 같은 입체 영상을 생성한다. 또한, 깊이맵은 색상 영상처럼 저장하고 처리할 수 있어 기존의 2차원 비디오 전송 시스템과 쉽게 호환된다^[2]. 이러한 장점으로 인하여, 색상 영상과 깊

이맵 표현법은 차세대 영상 정보로서 중요한 역할을 할 것으로 기대한다. 그런데, 깊이맵 잡음은 입체 영상의 품질에 심각한 영향을 끼친다^[3]. 깊이맵 잡음은 주로 깊이 센서의 물리적 잡음, 압축으로 인한 정보 손실, 전송 과정 중의 채널 오류 등에 인한 것이다.

깊이맵 잡음을 제거하는 방법은 깊이 정보만을 이용하는 방법^[4,5,6]과 깊이 정보와 색상 정보를 동시에 이용하는 방법^[7,8,9]이 있다. 전자의 대표적인 예로, 양측 필터(bilateral filter, BF)^[4,5]가 있다. BF는 관심 화소와 인접 화소의 깊이 차 및 위치 차를 이용하여 범위 가중치 함수와 공간 가중치 함수를 정한다. 그런 다음, BF는 범위 및 공간 가중치 함수를 결합하여 최종 가중치 함수를 계산하고, 이를 인접 화소에 적용하여 깊이맵 잡음을 제거한다. 후자의 대표적인 예로 결합 양측 필터(joint bilateral filter, JBF)^[7,8]가 있다. JBF는 깊이 차 대신에 색상 차를 이용하여 색상 가중치 함수를 결정하고, 이를 공간 가중치 함수와 결합하여 최종 가중치 함수를 계산한다.

일반적으로, BF를 이용하여 깊이맵의 잡음을 제거하면 객체 에지 부분의 깊이 정보가 퍼지는 현상이 발생한다. 반면에, JBF는 객체 에지 부분의 깊이 정보를 효과적으로 향상시키지만, 객체 내부에서 색상 영상의 텍스처 정보가 깊이맵에 투영된다. 이 문제를 JBF의 시각적 왜곡(visual artifacts)^[11,12] 현상이라 부른다.

본 논문은 공동 거리 변환(common distance transform) 값에 따라 이용할 색상 정보량을 선택하여 깊이맵 품질을 향상시키는 새로운 JBF를 제안한다. 공동 거리 변환은 깊이 화소와 색상 화소 사이의 유형 유사도(modal similarity)를 나타내는 변환기법이다. 제안하는 방법은 객체 내부와 에지 부분의 깊이맵 잡음을 효과적으로 제거하면서 시각적 왜곡 현상을 줄인다.

II. 결합 양측 필터

깊이맵의 관심 화소 x 는 공간 좌표 (i, j) 에 위치한 화소이고 x 의 깊이값은 d_x 이며, x 의 인접 화소 x_n 은 공간 좌표 (i_n, j_n) 에 위치해 있고 x_n 의 깊이값은 d_n 으로 정의한다. 유사하게, 색상 영상에서 x 와 상응하는 색상 화소를 c_x

라 하고, x_n 과 상응하는 색상 화소를 c_n 이라 하자. JBF를 적용하여 측정된 x 의 새로운 깊이값 d'_x 는 식 (1)과 같다.

$$d'_x = \frac{\sum_{n \in W} w_n \cdot d_n}{\sum_{n \in W} w_n} \quad (1)$$

여기서 w_n 은 가중치 함수이고, W 는 가중치 함수의 커널 크기이다.

JBF의 w_n 은 식 (2)에서 구해진다

$$w_n = f(|x_n - x|) \cdot g(|c_n - c_x|) \quad (2)$$

여기서 f 와 g 는 각각 공간 가중치 함수(spatial weighting function)와 색상 가중치 함수(color weighting function)를 의미하며, $|\cdot|$ 은 유클리드 거리를 계산하는 연산자이다. 본 논문에서 f 와 g 는 식(3)과 같은 지수 함수로 정의한다.

$$f(\Delta) = \exp\left(\frac{-\Delta^2}{\sigma_f^2}\right), \quad g(\Delta) = \exp\left(\frac{-\Delta^2}{\sigma_g^2}\right) \quad (3)$$

여기서 f 는 화소간의 거리에 따라 값이 달라진다. x 와 x_n 이 근접할수록 가중치가 커지며, 멀수록 가중치는 작아진다. g 는 화소간의 색상값 차이로 c_n 과 c_x 의 차이가 작을수록 가중치가 커진다. σ_f , σ_g 는 각각 가중치 비중을 조절하는 인수이다.

한편, BF의 가중치 함수는 식 (1)의 w_n 을 식 (4)와 같이 정의한다.

$$w_n = f(|x_n - x|) \cdot h(|d_n - d_x|) \quad (4)$$

여기서 h 는 범위 가중치 함수(range weighting function)를 의미하고, 식 (5)과 같이 정의한다.

$$h(\Delta) = \exp\left(\frac{-\Delta^2}{\sigma_h^2}\right) \quad (5)$$

여기서 σ_h 는 가중치 비중을 조절하는 인수이다. h 는 화소간의 깊이값 차이에 따라 달라지는데, d_n 와 d_x 의 차이가 작을수록 가중치가 커진다.

또한, 최근에 주목받고 있는 적응적 결합 양측 필터(adaptive joint bilateral filter, A-JBF)^[9, 14]의 가중치 함수는 식 (6)과 같이 f , g , h 를 모두 이용한다.

$$w_n = f(|x_n - x|) \cdot g(|c_n - c_x|) \cdot h(|d_n - d_x|) \quad (6)$$

III. 공동 거리 변환 기반의 결합 양측 필터

1. 공동 거리 변환

색상 정보를 이용하여 깊이 정보를 향상시키기 위해서, 색상 정보와 깊이 정보의 특성을 동시에 표현하는 새로운 변환이 필요하다. 공동 거리 변환은 깊이 화소의 거리 변환값과 색상 화소의 거리 변환값을 비교하여 유형 유사도를 계산하는 새로운 변환 기법이다. 제안하는 공동 거리 변환 기반의 JBF는 다음과 같은 과정으로 구현한다.

- 1) 깊이맵과 색상 영상으로부터 깊이 에지맵(edge map)과 색상 에지맵을 생성한다.
- 2) 입력된 두 에지맵에 거리 변환을 수행한다.
- 3) 깊이맵 거리 변환값과 색상 영상 거리 변환값을 비교하여 공동 거리 변환맵을 생성한다.
- 4) 공동 거리 변환값에 따라 색상 가중치 함수의 가중치 조정 함수를 결정한다.
- 5) 공간, 범위, 색상 가중치 함수를 통합하여 최종 가중치 함수를 계산한다.
- 6) 최종 가중치 함수에 따라 JBF를 수행한다.

거리 변환^[13]은 한 영상에서 추출한 에지들과 그 영상에 존재하는 화소 사이의 최단 거리를 나타낸다. 거리 변환을 위해, 깊이맵과 색상 영상으로부터 에지맵 E_D , E_C 를 추출^[15]한다. 그런 다음, E_D , E_C 의 에지 화소는 0 나머지 화소는 영상 최대값으로 초기화한다. 마지막으로, a - b 거리 변환에 의한 화소의 거리 변환값 q^k 는 식 (7)과 같이 계산한다.

$$q_{i,j}^k = \min [q_{i-1,j-1}^{k-1} + b, q_{i-1,j}^{k-1} + a, q_{i-1,j+1}^{k-1} + b, q_{i,j-1}^{k-1} + a, q_{i,j}^{k-1}, q_{i,j+1}^{k-1} + a, q_{i+1,j-1}^{k-1} + b, q_{i+1,j}^{k-1} + a, q_{i+1,j+1}^{k-1} + b]$$

여기서 k 는 반복 횟수이고, a 와 b 는 거리 변환의 강도를 조절하는 인수이다.

x 의 거리 변환값이 q_x 이고, c_x 의 거리 변환값이 q_c 라 하

자. 만약 q_x 가 q_c 와 같거나 비슷하면 두 화소가 동시에 동질 영역에 속하거나 비동질 영역에 속할 가능성이 높다. 그림 1(a)와 그림 1(b)는 깊이맵과 색상 영상의 1-2 거리 변환을 도시화하여 보여준다. 그림 1(a)에서 최상단 좌측 깊이 화소의 거리 변환값 q_x 는 4이다. 이에 상응하는 색상 화소의 거리 변환값 q_c 는 5이다. 두 화소의 거리 변환값이 크기 때문에 에지로부터 멀리 떨어져 있다. 결과적으로 두 화소는 동시에 동질 영역(homogeneous area)에 속할 가능성이 높다. 또한 q_x 와 q_c 가 0 또는 1이면, 두 화소는 에지로부터 가까이 있다. 따라서 두 화소가 동시에 비동질 영역(non-homogeneous area)에 속할 가능성이 높다.

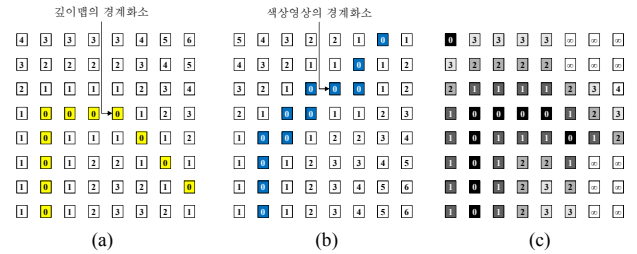


그림 1. 공동 거리 변환맵 생성 (a) 깊이맵의 거리 변환 (b) 색상 영상의 거리 변환 (c) 공동 거리 변환값

Fig. 1. Generation of the common distance transform map (a) distance transform of a depth map, (b) distance transform of a color image, and (c) common distance transform values

이러한 방식으로, x 와 c_x 사이의 유형 유사도를 측정할 수 있다. 공동 거리 변환은 화소 유형 유사도를 표현하는 것으로, x 의 공동 거리 변환값 q_x^J 는 다음과 같다.

$$q_x^J = \begin{cases} 0 & \text{if } q_x, q_c > T_1 \\ q_x & \text{else if } |q_x - q_c| \leq T_2 \\ \infty & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

여기서 T_1 은 동질 영역 임계치이고, T_2 는 비동질 영역 임계치이다. 그림 1(c)는 $T_1=3$, $T_2=2$ 일 경우, 그림 1(a)와 그림 1(b)의 거리 변환값으로부터 계산한 공동 거리 변환맵을 보여준다. 경험적으로, a - b 거리 변환을 이용하여 q_x^J 를 계산할 때, T_1 은 $6a$, T_2 는 $2a$ 로 정한다.

2. 공동 거리 변환 기반의 결합 양측 필터

제안하는 JBF는 공동 거리 변환값에 따라 이용할 색상 정보량을 결정한다. 그림 1(c)에서 q_x^J 가 0이면, x 와 c_x 의 유형 유사도가 높다. 따라서 A-JBF처럼 색상 정보와 깊이 정보를 함께 이용하여 깊이맵 잡음을 제거한다. 반면에, q_x^J 가 ∞ 이면, x 와 c_x 의 유형 유사도가 낮다. 이 경우, 제안하는 JBF는 BF처럼 깊이 정보만을 이용하여 깊이맵 잡음을 제거한다. 나머지 경우는 x 와 c_x 의 유형 유사도가 중간이므로, q_x^J 에 따라 이용할 색상 정보량을 계산한다. 기본적으로 q_x^J 이 클수록, 이용할 색상 정보량은 적어진다.

제안하는 JBF의 가중치 함수는 식 (1)의 w_n 을 식 (9)와 같이 나타낸다.

$$w_n = \begin{cases} f(|x_n - x|) \cdot g(s_n \cdot |c_n - c_x|) \cdot h(|d_n - d_d|) & \text{if } q_n^J < T_1 \\ f(|x_n - x|) \cdot h(|d_n - d_d|) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

여기서 s_n 은 색상 가중치 함수 g 의 가중치 조정 함수 (weighting control function)이다. 가중치 함수 f, g, h 는 식 (3), 식 (5)에서 정의한다. T_1 은 식 (8)의 동질 영역 임계치이다. s_n 은 공동 거리 변환값 q_n^J 을 인수로 갖는 함수로, 식 (10)과 같다.

$$s_n = \begin{cases} 1 & \text{if } q_n^J \leq a \\ \exp\left(\frac{\log\beta \cdot (q_n^J - a)}{T_1 - a}\right) & \text{if } a < q_n^J \leq T_1 \end{cases} \quad (10)$$

여기서 a 는 거리 변환 인수이고, β 는 가중치 조정 함수의 최대값이다. β 는 1보다 큰 수이다.

만약, q_n^J 가 a 보다 작으면 s_n 은 1이다. 이 경우 x 와 c_x 의 유형 유사도가 높다. 결과적으로 제안하는 필터는 식 (6)의 A-JBF 가중치 함수와 같게 되어 색상 정보를 모두 사용한다. 반면에 q_n^J 가 a 보다 크고 T_1 보다 작으면, s_n 은 1보다 크다. 이 경우, x 와 c_x 의 유형 유사도가 중간이다. 결과적으로, $s_n \cdot |c_n - c_x|$ 에 의해 색상 가중치 g 가 감소한다. 마지막으로, q_n^J 가 T_1 보다 크면, x 와 c_x 의 유형 유사도가 낮다. 이 경우 식 (9)와 같이 색상 정보를 고려하지 않는다.

IV. 실험 결과 및 분석

1. 가우시안 잡음 제거에 대한 성능 평가

본 실험을 위해, Middlebury Stereo 사이트^[10]에서 제공하는 Baby1, Bowling, Cone, Midd1, Monopoly, Teddy 영상을 실험 깊이맵으로 채택했다. 잡음이 포함된 입력 깊이맵은 원 깊이맵(ground truth depth map)에 가우시안 잡음을 추가하여 생성했다. 제안하는 필터는 기존의 방법인 가우시안 필터(Gaussian filter, GF)^[16], BF^[5], JBF^[7], A-JBF^[9, 14]와 비교했다. 성능 평가를 위하여, 기존의 필터와 제안하는 필터를 이용하여 입력 깊이맵의 잡음을 제거한 후, 입력 깊이맵과 원 깊이맵의 최대 신호 대 잡음비(peak signal to noise ratio, PSNR)를 계산한다. 제안하는 필터의 인수인 $\beta, T_1, T_2, W, \sigma_f, \sigma_g, \sigma_h$ 는 각각 1.5, 6, 2, 11×11, 2, 0.1, 0.1로 정의했고, 공동 거리 변환을 위해 1-2 거리 변환을 이용했다.

표 1과 표 2는 PSNR 비교 결과를 보여준다. 표 1에서 보듯이, $\sigma=10$ 인 경우, GF, BF, JBF, A-JBF, 제안하는 방법의 평균 PSNR은 각각 31.77 dB, 37.42 dB, 32.29 dB, 38.00 dB, 38.33 dB였다. 따라서 제안하는 방법의 평균 PSNR은 GF, BF, JBF, A-JBF보다 약 6.56 dB, 0.91 dB, 6.04 dB, 0.33 dB 만큼 더 높았다. 가우시안 잡음을 더 추가한 $\sigma=20$ 인 경우, 제안하는 방법의 평균 PSNR은 기존의 방법보다 약 5.2 dB, 0.6 dB, 4.43 dB, 0.48 dB 높았다. 결과적으로 제안하는 방법의 평균 PSNR 이득은 GF, BF, JBF, A-JBF에 대하여 약 5.88 dB, 0.75 dB, 5.23 dB, 0.41 dB 더 많았다.

그림 2는 Teddy와 Monopoly의 실험 결과를 보여준다. 그림 2(a)는 입력 깊이맵 ($\sigma=10$)과 원 깊이맵의 일부분을 보여준다. 그림 2(b)에서 보듯이, BF는 다른 방법에 비해 객체 에지 부분의 깊이 정보를 퍼지게 하였다. 예로, Teddy 영상에서 흰색 천의 에지 깊이 정보가 흐릿해졌다. 또한, 그림 2(c)와 그림 2(d)에서 보듯이, JBF와 A-JBF는 객체 내부에 시각적 왜곡 현상이 생겼다. 예로, Monopoly 원 깊이맵에서 놀이판 내부는 동질한 깊이 정보로 이루어져 있다. 그런데, JBF와 A-JBF를 수행하는 동안 색상 영상의 텍스처

정보가 깊이맵에 반영되어 놀이판의 동질한 깊이 정보가 불연속적으로 변했다. 이에 반해, 그림 2(e)에서 보듯이, 제안하는 방법은 객체 내부와 외부의 깊이맵 잡음을 제거하면서 시각적 왜곡을 최소화한다.

표 1. PSNR 비교 ($\sigma=10$, 단위: dB)
 Table 1. PSNR comparison($\sigma=10$, unit: dB)

실험영상	GF	BF	JBF	A-JBF	제안방법
Baby1	35.00	38.65	35.51	39.36	39.59
Bowling	32.77	38.75	33.36	39.59	39.64
Cone	29.30	36.86	29.45	37.74	37.90
Midd1	32.49	37.55	32.46	38.36	38.44
Monopoly	32.85	38.12	34.39	39.20	39.49
Teddy	28.20	34.65	28.54	34.25	35.00
평균	31.77	37.42	32.29	38.00	38.33

표 2. PSNR 비교 ($\sigma=20$, 단위: dB)
 Table 2. PSNR comparison($\sigma=20$, unit: dB)

실험영상	GF	BF	JBF	A-JBF	제안방법
Baby1	33.78	35.92	34.66	35.79	36.30
Bowling	31.89	35.78	32.73	36.17	36.40
Cone	28.82	34.20	29.06	33.78	34.62
Midd1	31.48	34.67	31.70	34.57	34.97
Monopoly	32.02	35.76	33.58	35.69	36.44
Teddy	28.61	37.35	28.87	38.37	38.54
평균	31.00	35.60	31.77	35.72	36.20

비교 알고리즘은 2 GB Ram과 3.0 GHz GPU로 구성된 PC환경에서 구현되었다. 본 연구의 첫 번째 목표가 깊이맵의 화질 회복이기 때문에 알고리즘의 코드 최적화는 이루어지지 않았다. 본 구현에서 6가지 실험영상에 대한 제안하는 방법의 평균 연산속도는 5.2초이다. BF, JBF, A-JBF의 평균 연산속도는 각각 0.6초, 4.3초, 4.7초이다. BF는 색상 정보를 고려하지 않아 연산속도가 가장 빠르다. 색상을 고려하는 방법에서 제안하는 방법이 JBF와 A-JBF보다 연산속도가 늦다. 그 이유는 공동 거리 변환하는데 필요한 연산 때문이다.

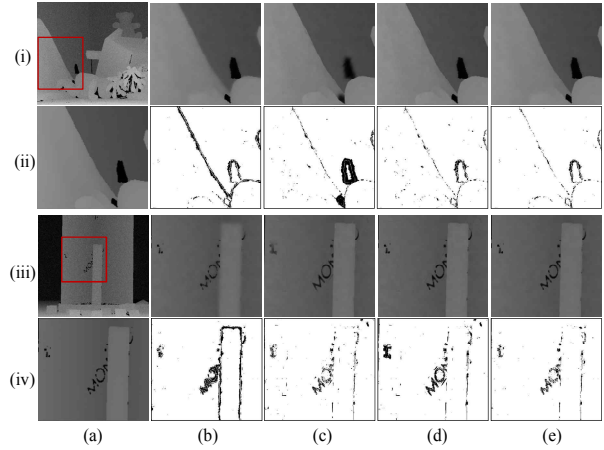


그림 2. 깊이맵 잡음 제거 결과, (i), (iii) 좌측 영상은 Teddy, Monopoly 입력 깊이맵, (ii), (iv) 좌측 영상은 원 깊이맵 일부, (a) 입력 및 원 깊이맵 (b) BF 결과와 차이영상 (c) JBF 결과 (d) A-JBF 결과 (e) 제안하는 방법 결과.
 Fig. 2. Results of depth map denoising, (a) input depth map and ground truth data, (b) results of bilateral filter and difference image, (c) results of joint bilateral filter, (d) results of adaptive joint bilateral filter, and (e) results of the proposed method

2. 부호화 손실에 대한 성능 평가

본 실험을 위하여, MPEG 3DVC 실험 영상인 Undo_Dancer^[17]를 채택하였다. Undo_Dancer는 9시점으로 이루어져 있는데, 각 시점마다 250 프레임으로 구성되어 있다. 본 실험에서는 Undo_Dancer의 1번 시점을 입력 영상으로 사용하였다. Undo_Dancer의 색상 영상과 깊이맵은 3DV-ATM 버전 0.3^[18]으로 부호화하였는데, 5번 시점을 참조시점으로 하여 1번 시점 영상을 IP구조로 예측 부호화한다. 사용한 부호화 양자화 인수는 31이었다. 4.1절 가우시안 잡음 제거 실험과 달리, 입력 깊이맵과 색상 영상은 부호화 손실로 인한 잡음을 포함한다.

그림 3은 Undo_Dancer의 처음 20 프레임에 대한 PSNR 결과를 보여준다. 총 250 프레임에 대해서 제안하는 방법은 BF와 JBF보다 각각 평균 약 2.0 dB와 1.6 dB 만큼 PSNR이 높았다. 그림 4는 Undo_Dancer의 20번째 프레임에 대한 결과를 보여준다. 그림 4(a)는 원 깊이맵과 색상 영상의 일부분을 보여주고, 그림 4(b)는 부호화 손실로 인한 잡음이 포함된 입력 깊이맵과 색상 영상을 보여준다. 그림 4(c)는

공동 거리 변환맵과 제안하는 방법으로 향상된 출력 깊이 맵을 보여준다. 실험 결과에서 보듯이, 제안하는 방법은 부호화 손실로 왜곡된 색상 영상을 입력으로 하여도 깊이맵 정보를 부분적으로 향상시킬 수 있었다.

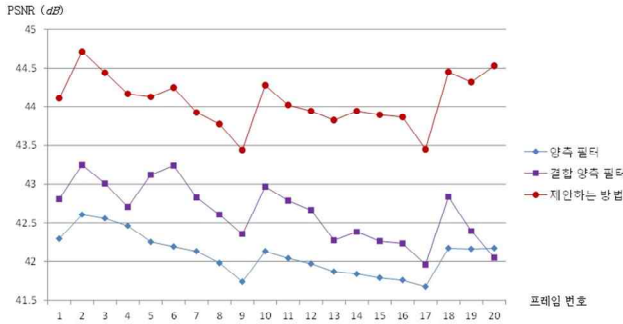


그림 3. Undo_Dancers의 PSNR 비교
Fig. 3. PSNR comparison of Undo_Dancer

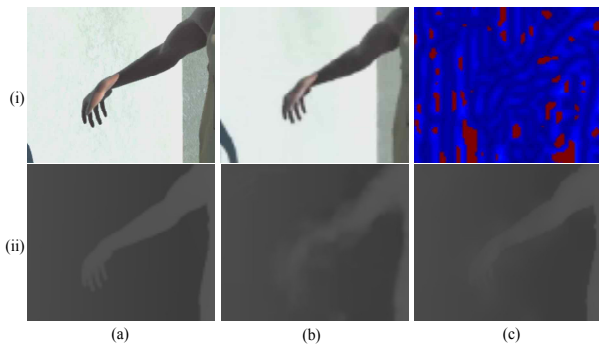


그림 4. Undo_Dancer의 실험 결과 (a) 원 깊이맵과 색상 영상 (b) 입력 깊이맵과 입력 색상 영상 (c) 공동 거리 변환맵과 제안하는 방법으로 향상된 출력 깊이맵
Fig. 4. Results of Undo_Dancer (a) ground truth depth map and its color image, (b) input depth map and color image, and (c) common distance transform map and output depth map enhanced by the proposed method

그림 4(c)의 (i)의 공동 거리 변환맵에서 진한 파란색으로 표시된 부분은 해당 위치의 깊이 화소와 색상 화소의 유형 유사도가 높은 곳이다. 이 영역은 깊이 정보를 향상시키기 위해 색상 정보를 완전히 이용한다. 옅은 파란색으로 표시된 부분은 깊이 및 색상 화소의 유형 유사도가 중간 정도이다. 따라서 이 영역은 공동 거리 변환값에 따라 이용할 색상 정보량이 결정된다. 마지막으로, 빨간색으로 표시된 부분

은 두 화소의 유형 유사도가 매우 낮다. 결과적으로 BF처럼 색상 정보를 전혀 이용하지 않는다. 이와 같이, 제안하는 필터는 잡음이 포함된 색상 영상을 입력으로 사용할 경우도 필요한 색상 정보만을 선택적으로 이용한다.

V. 결론

본 논문은 색상 정보를 이용하여 깊이맵 잡음을 효과적으로 제거하는 새로운 결합 양측 필터를 제안했다. 제안하는 결합 양측 필터는 공동 거리 변환맵에 따라 가중치 조정 함수를 결정하고 이를 색상 가중치 함수에 적용하여 필요한 색상 정보만 선별했다. Middlebury 영상을 이용한 가우시안 잡음 제거 실험에서, 제안하는 방법이 가우시안 필터, 양측 필터, 결합 양측 필터, 적응적 양측 필터보다 약 5.88 dB, 0.75 dB, 5.23 dB, 0.41 dB만큼 PSNR이 더 높았다. 또한, MPEG 3DV 그룹의 실험영상인 Undo_Dancer을 이용한 부호화 손실에 대한 실험에서, 제안하는 방법은 부호화 손실로 왜곡된 깊이 정보를 효과적으로 회복했다.

참고 문헌

- [1] C. Fehn, "A 3D-TV system based on video plus depth information," in Proc. of ACSSC, vol. 2, pp. 1529-1533, 2003.
- [2] C. Fehn, R. Barré, and S. Pastoor, "Interactive 3-D TV- concepts and key technologies," Proceedings of the IEEE, vol. 94, no. 3, pp. 524-538, 2006.
- [3] S.U. Yoon and Y.S. Ho, "Multiple color and depth video coding using a hierarchical representation," IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 17, no. 11, pp.1450-1460, 2007.
- [4] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," in Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 839-846, 1998.
- [5] M. Elad, "On the origin of the bilateral filter and ways to improve it," IEEE Trans. on Image Processing, vol. 11, no. 10, pp.1141-1150, 2002.
- [6] H. Takeda, S. Farsiu, and P. Milanfar, "Kernel regression for image processing and reconstruction", IEEE Trans. on Image Processing, vol. 16, no. 2, pp. 349-366, 2007.
- [7] G. Petschnigg, M. Agrawala, H. Hoppe, R. Szeliski, M. Cohen, and K. Toyama, "Digital photography with flash and no-flash image pairs," ACM Trans. on Graphics, vol. 23, no. 3, pp. 664-672, 2004.
- [8] J. Kopf, M.F. Cohen, D. Lischinski, and M. Uyttendaele, "Joint bi-

- lateral upsampling,” ACM Trans. on Graphics, vol. 26, no. 3, pp.1-6, 2007.
- [9] S.Y. Kim, J. Cho, A. Koschan, and M. Abidi, “Spatial and temporal enhancement of depth images captured by a time-of-flight depth sensor,” in Proc. of IEEE International Conference of Pattern Recognition, pp. 2358-2361, 2010.
- [10] D. Scharstein and R. Szeliski, “A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms,” International Jour. of Computer Vision, vol. 47, no. 1-3, pp. 7-42, 2002.
- [11] O.P. Gangwal and B. Djapic, “Real-time implementation of depth map post-processing for 3D-TV in dedicated hardware,” in Proc. of International Conference of Consumer Electronics, pp. 173-174, 2010.
- [12] S.Y. Kim, W. Cho, A. Koschan, and M. Abidi, “Depth map enhancement using adaptive steering kernel regression based on distance transform,” in Proc. of International Symposium and Visual Computing, Lecture Notes in Computer Science, vol. 6938, pp. 291-300, 2011.
- [13] G. Borgefors, “Hierarchical chamfer matching: a parametric edge matching algorithm,” IEEE Trans. on Patten Analysis and Machine Intelligence, vol. 10, no. 6, pp. 849-865, 1988.
- [14] J. Cho, S.Y. Kim, Y.S. Ho, and K.H. Lee, “Dynamic 3D human actor generation method using a time-of-flight depth camera,” IEEE Trans. on Consumer Electronics, vol. 54, no. 4, pp.1514-1521, 2008.
- [15] J. Canny, “A computational approach to edge detection,” IEEE Trans. on Patten Analsys and Machine Intelligence, vol. 8, no. 6, pp. 679-698, 1986.
- [16] S.M. Kim, J. Cha, J. Ryu, and K.H. Lee, “Depth video enhancement for haptic interaction using a smooth surface reconstruction,” IEICE Trans. on Information and Systems, vol. E89-D, no. 1, pp. 37-44, 2006.
- [17] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, “Call for proposals on 3D video coding technology,” MPEG document N12036, 2011.
- [18] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, “Test model under consideration for AVC-based 3D video coding (3DV-ATM),” MPEG document N12349, 2011.

저 자 소 개



김 성 열

- 2001년 : 강원대학교 정보통신공학과 학사
- 2003년 : 광주과학기술원 정보통신공학과 공학석사
- 2008년 : 광주과학기술원 정보통신공학과 공학박사
- 2009년 ~ 2011년 : University of Tennessee 전기공학과 박사후연구원
- 2012년 ~ 현재 : 광주과학기술원 정보통신공학부 박사후연구원
- 주관심분야 : 깊이영상기반렌더링, 3D영상처리, 3차원 TV, 실감방송



김 만 배

- 1983년 : 한양대학교 전자공학과 학사
- 1986년 : University of Washington 전기공학과 공학석사
- 1992년 : University of Washington 전기공학과 공학박사
- 1992년 ~ 1998년 : 삼성종합기술원 수석연구원
- 1998년 ~ 현재 : 강원대학교 컴퓨터정보통신공학과 교수
- 주관심분야 : 3D영상처리, 깊이맵처리, 입체변환



호 요 성

- 1977년 ~ 1981년 : 서울대학교 전자공학과 학사
- 1981년 ~ 1983년 : 서울대학교 전자공학과 석사
- 1983년 ~ 1995년 : 한국전자통신연구소 선임연구원
- 1985년 ~ 1989년 : University of California, 전기전산공학과 박사
- 1990년 ~ 1993년 : 미국 필립스 연구소 선임연구원
- 2003년 ~ 2011년 : 광주과학기술원 실감방송연구센터 센터장
- 1995년 ~ 현재 : 광주과학기술원 정보통신공학부 교수
- 주관심분야 : 디지털 영상신호 처리 및 압축, 디지털 TV, MPEG 표준, 3차원 TV, 실감방송