

논문 2011-48SP-6-2

# 카메라 보정 오류에 강건한 깊이맵 업샘플링 기술

( A Robust Depth Map Upsampling Against Camera Calibration Errors )

김재광\*, 이재호\*, 김창익\*\*

( Jaekwang Kim, Jaeho Lee, and Changick Kim )

## 요약

최근 비행시간 (Time-of-Flight, TOF) 원리에 기반한 깊이 카메라의 등장과 함께 저해상도 깊이 카메라와 고해상도 컬러 카메라로 이루어진 복합형 카메라 시스템 (Fusion Camera System) 이 각광을 받고 있다. 복합형 카메라 시스템에서 취득한 저해상도 깊이맵을 컬러 영상과 같은 영상 평면 (Image Plane) 에 위치시키고 같은 해상도를 가질 수 있게 하려면 카메라 보정 및 3차원 투영, 홀 (Hole) 채우기와 같은 일련의 전처리 과정이 필요하다. 그러나 전처리 과정을 거친 깊이맵은 깊이 카메라의 내부 특성, 카메라 보정의 부정확성 등에 의해 많은 오차를 가진다. 그러므로 본 논문에서는 오차가 많은 상황에서도 강건하게 동작하는 깊이맵 업샘플링 방법을 제안한다. 먼저, 전처리 과정을 통해 얻은 깊이 정보의 신뢰도를 컬러 영상과의 상관관계에 기반하여 측정한다. 그리고 낮은 신뢰도의 깊이 정보를 참조하지 않는 수정된 커널 회귀법 (Kernel Regression)을 통해 깊이맵과 컬러 영상의 경계 정합을 수행하여 세밀한 깊이 표현이 가능한 고해상도 깊이맵을 형성한다. 제안하는 알고리즘은 깊이 정보의 신뢰도 정의와 그에 따른 참조를 통해 카메라 보정 결과가 부정확하더라도 높은 성능의 깊이맵 생성을 보장한다. 실험결과를 통해 기존의 깊이맵 업샘플링 기술보다 제안하는 방법이 더 정확한 깊이 정보를 제공하는 것을 확인할 수 있다.

## Abstract

Recently, fusion camera systems that consist of depth sensors and color cameras have been widely developed with the advent of a new type of sensor, time-of-flight (TOF) depth sensor. The physical limitation of depth sensors usually generates low resolution images compared to corresponding color images. Therefore, the pre-processing module, such as camera calibration, three dimensional warping, and hole filling, is necessary to generate the high resolution depth map that is placed in the image plane of the color image. However, the result of the pre-processing step is usually inaccurate due to errors from the camera calibration and the depth measurement. Therefore, in this paper, we present a depth map upsampling method robust these errors. First, the confidence of the measured depth value is estimated by the interrelation between the color image and the pre-upsampled depth map. Then, the detailed depth map can be generated by the modified kernel regression method which exclude depth values having low confidence. Our proposed algorithm guarantees the high quality result in the presence of the camera calibration errors. Experimental comparison with other data fusion techniques shows the superiority of our proposed method.

**Keywords :** Depth Map Upsampling, Hybrid Camera System, Joint Bilateral Filter, Time-of-Flight Camera

## I. 서론

3차원 TV의 보급이 활성화되면서 3차원 영상 획득에 대한 연구가 활기를 띠고 있다. 일반적으로 3차원 영상은 양안식 카메라 혹은 다시점 카메라를 이용하여

획득할 수 있다. 그러나 이 같은 방법에서는 여러 대의 카메라로부터 얻어진 대용량의 영상을 전송해야 하기 때문에 많은 대역폭을 필요로 한다<sup>[1]</sup>. 대역폭의 증가를 해결하기 위한 방법으로 컬러 영상과 그에 대응하는 깊이맵을 획득하여 전송하는 방법이 연구되고 있다. 깊이맵은 단일 채널을 사용하고 컬러 영상에 비해 균일한 영역이 많기 때문에 전송에 있어서 큰 이점을 가진다. 컬러 영상과 그에 대응하는 깊이맵을 획득하기 위해 비행시간 원리에 기반 한 깊이 카메라와 컬러 카메라를

\* 학생회원, \*\* 정회원-교신저자, 한국과학기술원  
전기 및 전자공학과

(Dept. of Electrical Engineering, Korea Advanced  
Institute of Science and Technology)

접수일자: 2011년9월2일, 수정완료일: 2011년10월3일

함께 이용하는 복합형 카메라 시스템이 많이 제안되고 있다<sup>[2~3]</sup>.

TOF 카메라는 빛의 왕복시간을 통해 깊이를 직접적으로 측정하기 때문에 절대적인 깊이를 제공하는 동시에 빠르다는 장점이 있다. 그러나 촬영된 깊이맵은 대응하는 컬러 영상에 비해 심각한 화질 열화를 보이기 때문에 가상 시점 영상을 생성하는데 부적합하다. 그러므로 저해상도 깊이맵으로부터 컬러 영상과 같은 해상도의 깊이맵을 형성하기 위한 업샘플링 기술에 대한 연구가 필수적이다.

그간 다양한 방법으로 저해상도 깊이맵을 업샘플링하는 방법들이 제안되어 왔다. 먼저, 3차원 그래프 모형(Graphical Model)을 통해 컬러 정보와 깊이 정보를 표현하고자 하는 시도들이 있었다. Diebel과 Thrun은 컬러와 깊이값을 표현하기 위한 노드(Node)들을 정의하고 이로부터 형성된 마르코프 랜덤 필드(Markov Random Field) 모델을 제안하였다<sup>[4]</sup>. 이들은 깊이맵과 컬러 영상의 불연속적인 영역이 일치한다는 것을 가정하여 비용함수(Cost Function)를 형성하고, 에너지 최적화 과정을 통해 깊이맵의 업샘플링을 수행하였다. 또한, Zhu는 스테레오 카메라로 얻은 변위맵과 깊이 카메라로 얻은 깊이 정보를 이용하여 마르코프 랜덤 필드 모델을 형성하였고 이를 시간축까지 확장하여 일관성 있는 깊이맵 업샘플링 방법을 제안하였다<sup>[5]</sup>. 그러나 이 같은 마르코프 랜덤 필드에 기반한 방법들은 에너지를 최적화하기 위해 많은 계산량이 요구된다는 단점이 있다.

커널 회기법을 통해 깊이맵의 경계를 컬러 영상의 경계와 맞추는 방법도 연구되어 왔다. 이런 방법들은 주로 컬러 영상의 분포로부터 형성된 커널을 깊이맵에 적용하는 JBF(Joint Bilateral Filter)<sup>[6~7]</sup>에 기반한다. JBF는 선명도를 증가시키고 잡음을 감소시키기 위한 비선형 필터인 양방향 필터(Bilateral Filter)<sup>[8]</sup>의 변형이다. Kopf는 업샘플링과 동시에 커널 회기법을 수행하는 JBU(Joint Bilateral Upsampling)를 제안하고 깊이맵 업샘플링에 적용하였다<sup>[9]</sup>. 그러나 JBU는 깊이맵과 컬러 영상의 불연속점이 일치하지 않는 구간에서 깊이맵 경계에 블러링(Blurring)이 발생하거나 원치 않는 컬러 영상의 텍스처(Texture)가 복사되는 등 많은 결함을 보인다. 이런 결함들을 해결하기 위해 Chan은 깊이맵의 변화량에 따른 필터를 설계하고 적용하는 방법을 제안하였다<sup>[10]</sup>. Chan의 제안은 JBU에 비해 성능적인 개선을 보였으나 경계의 블러링과 같은 결함들을 해결하지는

못하였다. 커널 회기법은 마르코프 랜덤 필드에 기반한 방법에 비해 인접 화소와의 단순한 계산만으로 결과를 얻어낼 수 있다는 장점이 있다. 하지만 잘못된 참조값에 큰 영향을 받기 때문에 카메라 보정 및 초기 깊이정보 측정이 제대로 이루어지지 않아 깊이맵과 컬러 영상이 정확히 정합되지 않는 경우 높은 성능을 기대하기 어렵다는 단점이 존재한다.

본 논문에서는 카메라의 내부 특성 및 보정의 부정확성을 보완하기 위한 강건한 깊이맵 업샘플링 기술을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 깊이 정보의 신뢰도를 컬러 영상과의 상관관계로부터 정의하여 오차에 의한 잘못된 깊이 정보의 참조를 최소화한다. 이로 인해 잘못된 카메라 보정 환경에서 다른 방법들이 보이는 결함을 줄이고 높은 성능의 깊이맵 형성을 보장한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 간단한 전처리 과정에 대한 소개와 더불어 제안하는 깊이 정보의 신뢰도 측정 방법과 수정된 커널 회기법을 통한 경계 정합 방법을 소개한다. III장에서는 다양한 실험 영상을 통해 제안하는 알고리즘의 강건함과 효율성을 보인다. 마지막으로 IV장에서 결론 및 향후 과제를 논의한다.

## II. 제안하는 시스템

본 논문에서 제안하는 고해상도 깊이맵 생성 시스템에 대한 흐름도는 그림 1과 같다. 먼저 TOF 깊이 카메라와 고해상도 컬러 카메라를 이용하여 각각의 출력 영상인 저해상도 깊이맵( $d$ )과 고해상도 컬러 영상( $C$ )을 얻어낸다. 얻어진 저해상도 깊이맵은 고해상도 컬러 영상에 비해 가로, 세로 각각 1/8, 1/6의 해상도를 가진다. 저해상도 깊이맵으로부터 컬러 영상과 같은 해상도의 사전 깊이맵( $\bar{D}$ )을 만들기 위해 깊이 정보를 컬러 영상의 영상 공간에 위치시키고 일련의 전처리 과정을 수행한다. 그 후, 제안하는 깊이 정보 신뢰도 측정과 경계 정합 방법을 이용하여 사전 깊이맵으로부터 고해상도 깊이맵( $D$ )을 얻어낸다. 제안하는 깊이맵 보정 알고리즘을 이용하면 영상획득 및 전처리 과정에서 나타나는 오류를 검출하고 경계 정합에 반영하여 세밀한 객체 경계의 깊이 표현이 가능한 고해상도 깊이맵 생성이 가능하다.

### 1. 전처리 과정

복합형 카메라 시스템에서는 각 카메라의 시점이 다

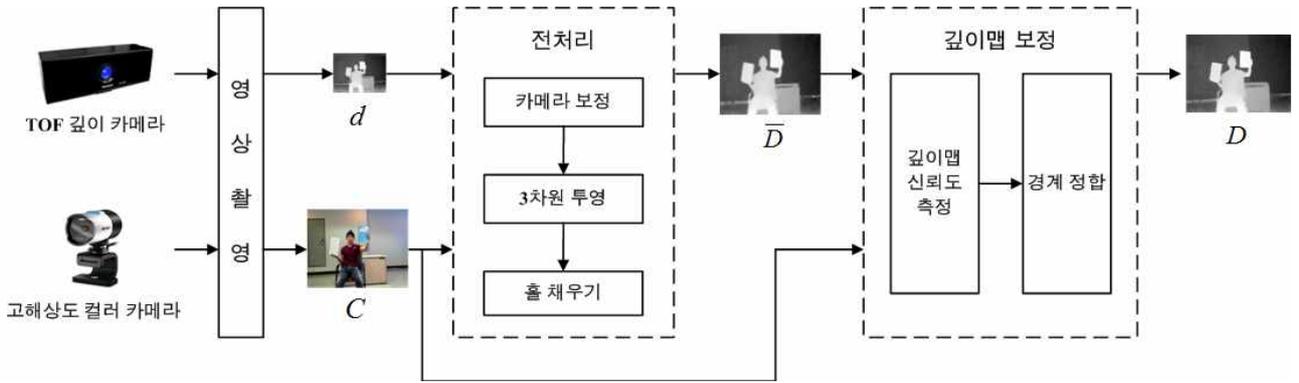


그림 1. 제안하는 시스템의 블록 다이어그램  
 Fig. 1. Block diagram of the proposed system.

르기 때문에 획득한 영상들을 동일한 영상 공간에 위치시켜 줄 필요가 있다. 제안하는 시스템에서는 전처리 과정을 통해 깊이 정보들을 컬러 영상의 영상 공간으로 위치시켜 사전 깊이맵을 생성한다. 동일한 영상 공간으로 깊이 정보와 컬러 정보가 위치하면 이들의 상관관계를 고해상도 깊이맵 생성에 이용할 수 있게 된다.

먼저 TOF 깊이 카메라와 컬러 카메라의 내부, 외부 파라미터를 구하기 위해 카메라 보정 알고리즘<sup>[11]</sup>을 수행한다. 그리고 구해진 두 카메라의 파라미터를 기초로 상대적인 회전행렬 및 이동행렬을 계산한다. 카메라 보정 과정을 통해 얻은 TOF 깊이 카메라의 내부 파라미터와 측정된 절대적인 깊이값을 이용하면 저해상도 깊이맵의 모든 화소들을 3차원 워핑을 통해 세계 좌표 (World Coordinate) 내에 위치시킬 수 있다<sup>[12]</sup>. 이렇게 위치된 깊이값들을 컬러 영상의 영상 공간에 투영하면 컬러 영상과 같은 해상도를 가지는 사전 깊이맵을 형성할 수 있다. 형성된 사전 깊이맵은 TOF 깊이 카메라로 얻은 저해상도 깊이맵과 컬러 영상과의 해상도 차이에 의해 다수의 홀을 가진다. 그러므로 사전 깊이맵의 홀의 값을 결정하기 위해 식 (1)과 같은 보간법을 이용한다.

$$\bar{D}(\mathbf{p}) = \frac{1}{n_s} \sum_{\mathbf{s} \in \Omega(\mathbf{p})} \bar{D}(\mathbf{s}) \quad (1)$$

$\Omega(\mathbf{p})$  는 화소  $\mathbf{p}$  를 중심으로 하는 이웃 화소의 집합을 의미한다.  $\bar{D}(\mathbf{p})$  는 화소  $\mathbf{p}$  의 위치에서의 사전 깊이맵의 깊이값이다.  $n_s$  는 이웃 화소 중 홀이 아닌 유효한 이웃 화소의 개수이다.

### 2. 깊이 정보의 신뢰도 측정

일반적으로 TOF 깊이 카메라와 컬러 카메라의 보정 및 정합 단계에서 대부분의 오차는 객체의 경계와 같이 깊이 정보의 변화가 큰 영역에 나타난다. 또한, TOF 카메라의 물리적인 특성에 의해서도 깊이 변화가 큰 영역에서 정확성이 저하된다. 그림 2(c)에 사전 깊이맵과 컬러 영상을 이용하여 만든 오버레이 (Overlay) 영상을 표현하였다. 오버레이 영상은 깊이맵의 절대적인 크기에 따라 빨간색에서 초록색, 초록색에서 파란색으로 변하는 24비트의 깊이맵을 생성하여 컬러 영상과 채널별로 평균을 내어 형성하였다. 결과를 보면 책의 왼쪽 부분이나 피실험자의 머리 부분과 같이 깊이 정보의 변화

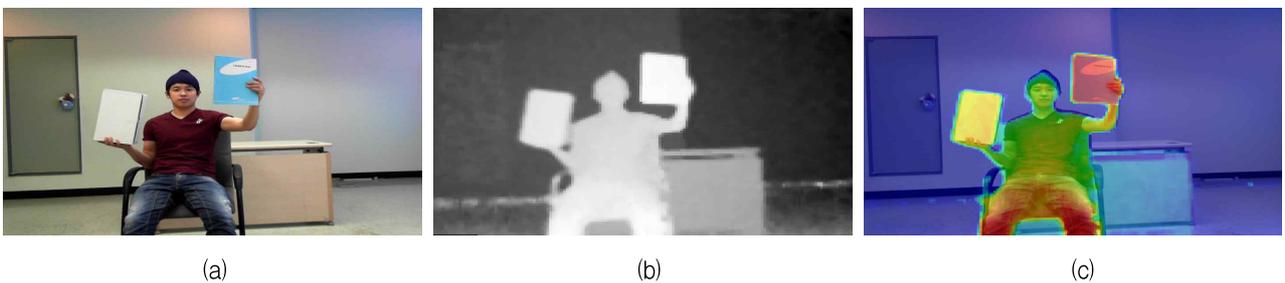


그림 2. 전처리 과정을 통해 얻은 사전 깊이맵. (a) 원본 영상 (b) 사전 깊이맵 (c) 오버레이 영상  
 Fig. 2. Pre-depth map by the pre-processing. (a) original image (b) pre-depth map (c) overlay image

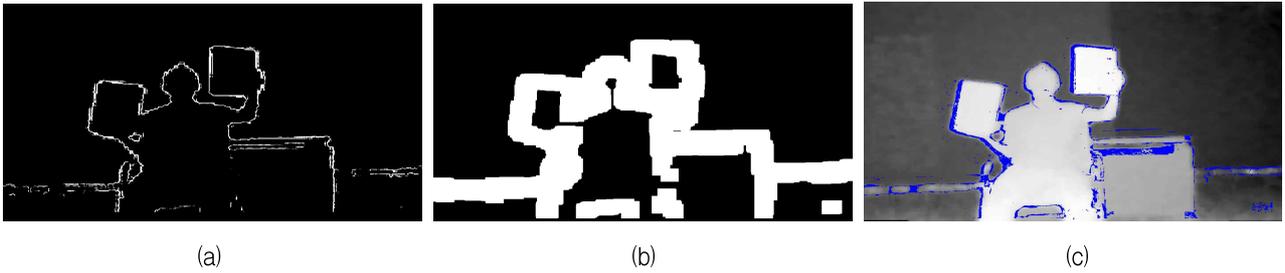


그림 3. 신뢰도 측정 영역 설정 및 신뢰도 측정 결과. (a) ROI (b) 신뢰도 측정 영역 (c) 신뢰도가 낮은 깊이 정보 (파란색으로 명시)

Fig. 3. The region for estimating the confidence value and the estimation result. (a) ROI (b) the region for estimating the confidence value (c) the region that has the low confidence value (marked in white)

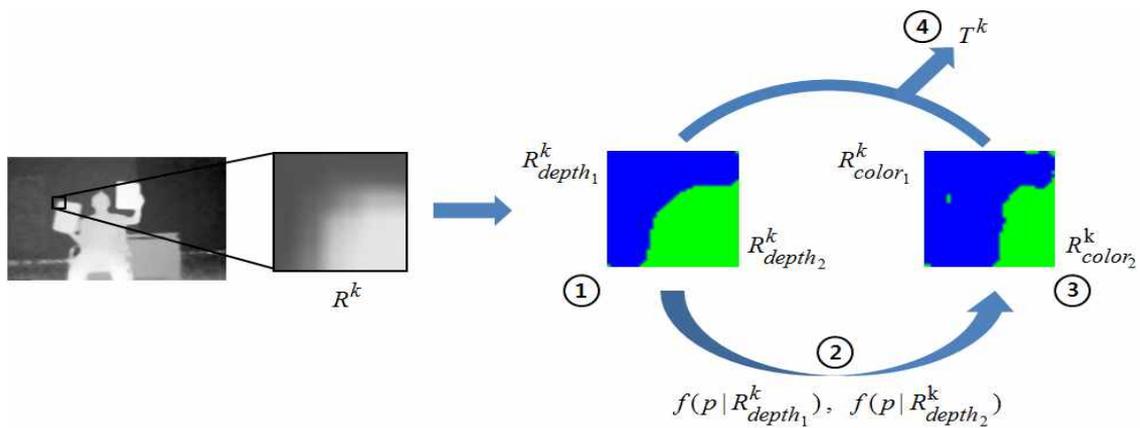


그림 4. 블록 단위의 신뢰도 측정 과정

Fig. 4. The process of the block-wise confidence estimation

가 큰 영역에서 경계가 일치하지 않으며 오류가 많이 발생하는 것을 확인할 수 있다.

그러므로 사진 깊이맵에서 불연속적인 특징을 가지는 영역을 신뢰도 측정을 위한 관심영역으로 정의한다. 이를 위해 사진 깊이맵의 변화도 (Gradient) 크기가 큰 점들의 집합을 ROI 라 하고 다음과 같이 정의한다 (그림 3(a)).

$$ROI = \{ \mathbf{p} \mid |\Delta \bar{D}(\mathbf{p})| > Th \} \quad (2)$$

그림 3(b)와 같이 ROI 에 속하는 점을 중심으로 블록을 형성하고, 그 블록 내의 영역을 신뢰도 측정 영역 (R) 으로 정의한다. 신뢰도 측정 영역은  $n_b$  개의 블록들의 모임으로 식 (3)과 같이 정의된다.

$$R = R^1 \cup R^2 \cup \dots \cup R^{n_b} \quad (3)$$

$R^k$ 는  $k$  번째 신뢰도 측정 블록 내의 영역을 의미한다. 사진 깊이맵의 신뢰도 측정은 구성된 신뢰도 측정 블

록을 따라가며 이루어진다. 신뢰도 측정 블록 내의 영역은 깊이맵의 변화도가 큰 영역이기 때문에 2개의 영역으로 나누어질 수 있다. 영역을 나누는 판단 기준에 따라 깊이값에 기반하여 나누어진 영역을  $R^k_{depth_1}$ ,  $R^k_{depth_2}$  라 하고, 컬러값에 기반하여 나누어진 영역을  $R^k_{color_1}$ ,  $R^k_{color_2}$  라 정의한다.

먼저,  $R^k$  를 식 (4)와 같은 분류법을 이용하여  $R^k_{depth_1}$  과  $R^k_{depth_2}$  로 분할한다 (그림 4의 단계 ① 에 해당).

$$\begin{aligned} R^k_{depth_1} &= \{ \mathbf{p} \mid \bar{D}(\mathbf{p}) \geq \frac{1}{n_q} \sum_{\mathbf{q} \in R^k} \bar{D}(\mathbf{q}), \mathbf{p} \in R^k \} \\ R^k_{depth_2} &= \{ \mathbf{p} \mid \bar{D}(\mathbf{p}) < \frac{1}{n_q} \sum_{\mathbf{q} \in R^k} \bar{D}(\mathbf{q}), \mathbf{p} \in R^k \} \end{aligned} \quad (4)$$

$n_q$  는 블록 내의 화소 수를 의미한다. 분할된 영역은 깊이값의 변화도가 큰 지점을 중심으로 양쪽으로 위치한다.

$$\begin{aligned}
f(\mathbf{p}|R_{depth_1}^k) &= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{dim}|\Sigma_1|}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{C}(\mathbf{p})-\boldsymbol{\mu}_1)^T \Sigma_1^{-1}(\mathbf{C}(\mathbf{p})-\boldsymbol{\mu}_1)\right\} \\
f(\mathbf{p}|R_{depth_2}^k) &= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{dim}|\Sigma_2|}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{C}(\mathbf{p})-\boldsymbol{\mu}_2)^T \Sigma_2^{-1}(\mathbf{C}(\mathbf{p})-\boldsymbol{\mu}_2)\right\}
\end{aligned} \tag{5}$$

$R_{depth_1}^k$  과  $R_{depth_2}^k$  에 속하는 화소의 컬러값을 바탕으로 각 영역의 평균 컬러 벡터와 공분산 행렬인  $\boldsymbol{\mu}_1$  과  $\Sigma_1$ ,  $\boldsymbol{\mu}_2$  과  $\Sigma_2$  를 계산한다. 그 후, 두 영역에 대한 확률 밀도함수  $f(\mathbf{p}|R_{depth_1}^k)$  과  $f(\mathbf{p}|R_{depth_2}^k)$  를 식 (5)와 같이 계산한다 (그림 4의 단계 ② 에 해당).  $dim$  는 특징점의 차원으로 3개의 채널의 컬러값을 사용하기 때문에 3의 값을 가진다. 그리고  $\mathbf{C}(\mathbf{p})$  는 화소  $\mathbf{p}$  에서의 컬러 벡터를 의미한다.

각 화소에 대한 두 개의 확률밀도함수 값의 크기를 비교하여 식 (6)과 같이  $R^k$  를 다시  $R_{color_1}^k$  과  $R_{color_2}^k$  로 나눈다 (그림 4의 단계 ③ 에 해당).

$$\begin{aligned}
R_{color_1}^k &= \{\mathbf{p} | f(\mathbf{p}|R_{depth_1}^k) \geq f(\mathbf{p}|R_{depth_2}^k), \mathbf{p} \in R^k\} \\
R_{color_2}^k &= \{\mathbf{p} | f(\mathbf{p}|R_{depth_1}^k) < f(\mathbf{p}|R_{depth_2}^k), \mathbf{p} \in R^k\}
\end{aligned} \tag{6}$$

이렇게 나누어진 영역  $R_{depth_1}^k$  과  $R_{depth_2}^k$ ,  $R_{color_1}^k$  과  $R_{color_2}^k$  는 각각 식 (7)과 같이 합집합이  $R^k$  에 해당하는 상호배반 (mutually exclusive) 집합이다.

$$\begin{aligned}
R^k &= R_{depth_1}^k \cup R_{depth_2}^k, \quad R_{depth_1}^k \cap R_{depth_2}^k = \emptyset \\
R^k &= R_{color_1}^k \cup R_{color_2}^k, \quad R_{color_1}^k \cap R_{color_2}^k = \emptyset
\end{aligned} \tag{7}$$

그림 4에서 볼 수 있듯이  $R_{depth_1}^k$  과  $R_{depth_2}^k$  로 분할한 결과와  $R_{color_1}^k$  과  $R_{color_2}^k$  로 분할한 결과가 상이한 것을 알 수 있다. 이런 상이한 분할 결과는 사전 깊이맵과 컬러 영상의 경계가 제대로 맞지 않아 발생하게 된다. 이런 분할 결과를 이용하여 최종적으로 블록 내 화소의 신뢰도를 측정하기 위해 식 (8)과 같은 판단조건을 이용한다 (그림 4의 단계 ④ 에 해당).

$$T^k(\mathbf{p}) = \begin{cases} 1, & \text{if } \mathbf{p} \in R_{depth_1}^k \text{ and } \mathbf{p} \in R_{color_1}^k \\ 0, & \text{if } \mathbf{p} \in R_{depth_2}^k \text{ and } \mathbf{p} \in R_{color_1}^k \\ 0, & \text{if } \mathbf{p} \in R_{depth_1}^k \text{ and } \mathbf{p} \in R_{color_2}^k \\ 1, & \text{if } \mathbf{p} \in R_{depth_2}^k \text{ and } \mathbf{p} \in R_{color_2}^k \end{cases} \tag{8}$$

여기서  $T^k(\mathbf{p})$  는  $k$  번째 신뢰도 측정 블록에서 판단한  $\mathbf{p}$  의 신뢰도로서 0인 경우는 신뢰도가 낮은 영역에 속함을 의미한다. ROI를 중심으로 하는 각 신뢰도 측정 블록 내 화소들의 신뢰도는 최종 신뢰도 측정에 사용된다.

신뢰도 측정 블록 내 화소들의 신뢰도를 파악하는 과정을 요약하면 다음과 같다.

**Step 1.** 깊이값의 분포에 따라  $R^k$  를  $R_{depth_1}^k$  과  $R_{depth_2}^k$  로 나눈다. ( 식 (4) )

**Step 2.** 분할 결과를 기반으로 컬러값의 확률밀도함수 (probability density function) 를 정의한다. ( 식 (5) )

**Step 3.** 정의된 확률밀도함수에 의해  $R^k$  를 다시  $R_{color_1}^k$  과  $R_{color_2}^k$  로 나눈다. ( 식 (6) )

**Step 4.** 두 가지의 분할된 영역 결과를 바탕으로 블록 내의 각 화소의 신뢰도를 측정한다. ( 식 (8) )

측정된 블록 단위의 신뢰도 값을 바탕으로 모든 화소의 신뢰도를 결정한다. 먼저, 신뢰도 측정 과정에서 화소  $\mathbf{p}$  는  $R$  을 이루는 복수의 블록에 포함될 수 있고, 그에 대한 블록의 색인 (Index) 을  $BI(\mathbf{p})$  로 정의한다.

$$BI(\mathbf{p}) = \{i | \mathbf{p} \in R^i\} \tag{9}$$

겹치는 블록을 고려하여  $\mathbf{p}$  의 최종적인 신뢰도  $T(\mathbf{p})$  를 식 (10)과 같이 구한다.

$$T(\mathbf{p}) = \begin{cases} \prod_{k \in BI(\mathbf{p})} T^k(\mathbf{p}), & \text{if } \mathbf{p} \in R \\ 1, & \text{if } \mathbf{p} \notin R \end{cases} \tag{10}$$

$\mathbf{p}$  가 신뢰도 측정 영역에 포함되는 경우, 최종 신뢰도는 각 블록에서 구한 신뢰도의 곱으로 이루어지고, 신뢰도 측정 영역에 포함되지 않은 경우는 항상 높은 신뢰도를 가지게 된다. 그림 3(c)에 낮은 신뢰도를 가지는 영역을 표현하였다. 일반적으로 깊이맵과 컬러 영상이 정확히 정합되지 않은 영역이 낮은 신뢰도를 가지는 것

$$D(\mathbf{p}) = \frac{1}{\kappa_p} \sum_{\mathbf{q} \in \Omega(\mathbf{p})} \bar{D}(\mathbf{q}) g(\|\mathbf{p} - \mathbf{q}\|) h(\|\mathbf{C}(\mathbf{p}) - \mathbf{C}(\mathbf{q})\|) \delta(1 - T(\mathbf{q})) \quad (12)$$

을 확인할 수 있다.

### 3. 깊이맵과 컬러 영상 사이의 경계 정합

두 영상간의 경계 정합을 위해 주로 사용되는 JBF는 식 (11)과 같이 구성된다.

$$D(\mathbf{p}) = \frac{1}{\kappa_p} \sum_{\mathbf{q} \in \Omega(\mathbf{p})} \bar{D}(\mathbf{q}) g(\|\mathbf{p} - \mathbf{q}\|) h(\|\mathbf{C}(\mathbf{p}) - \mathbf{C}(\mathbf{q})\|) \quad (11)$$

$g$  와  $h$  는 각기 다른 분산의 가우시안으로 모델링된 함수를 의미하며,  $\kappa_p$  는 정규화를 위한 상수이다. 식의 처음 가우시안 커널은 주변값들과의 비교를 통해 참조되는 값의 잡음을 제거하는 역할을 한다. 두 번째 가우시안 커널은 모델 영상,  $C$  의 경계부분의 대조(contrast)를 살리며 필터링을 수행하는 역할을 한다. 우리는 위에서 구한 신뢰도를 바탕으로 식 (12)와 같은 필터를 형성하여 정확하지 않은 깊이 정보의 사용을 줄이며 사전 깊이맵을 개선한다.

기존의 방법들<sup>[13-14]</sup>이 많이 사용하는 단순한 JBF를 이용한 경계 정합의 경우, 잘못된 참조값에 의해 깊이맵이 블러링되는 현상이 발생하므로 정확한 카메라 보정이 필수적이다. 그러나 제안하는 경계 정합 방법은 신뢰도가 낮게 측정된 깊이값의 참조를 제한하기 때문에 깊이맵의 블러링과 같은 결함이 발생하지 않고 세밀한 경계모사가 가능하다.

## IV. 실험 결과

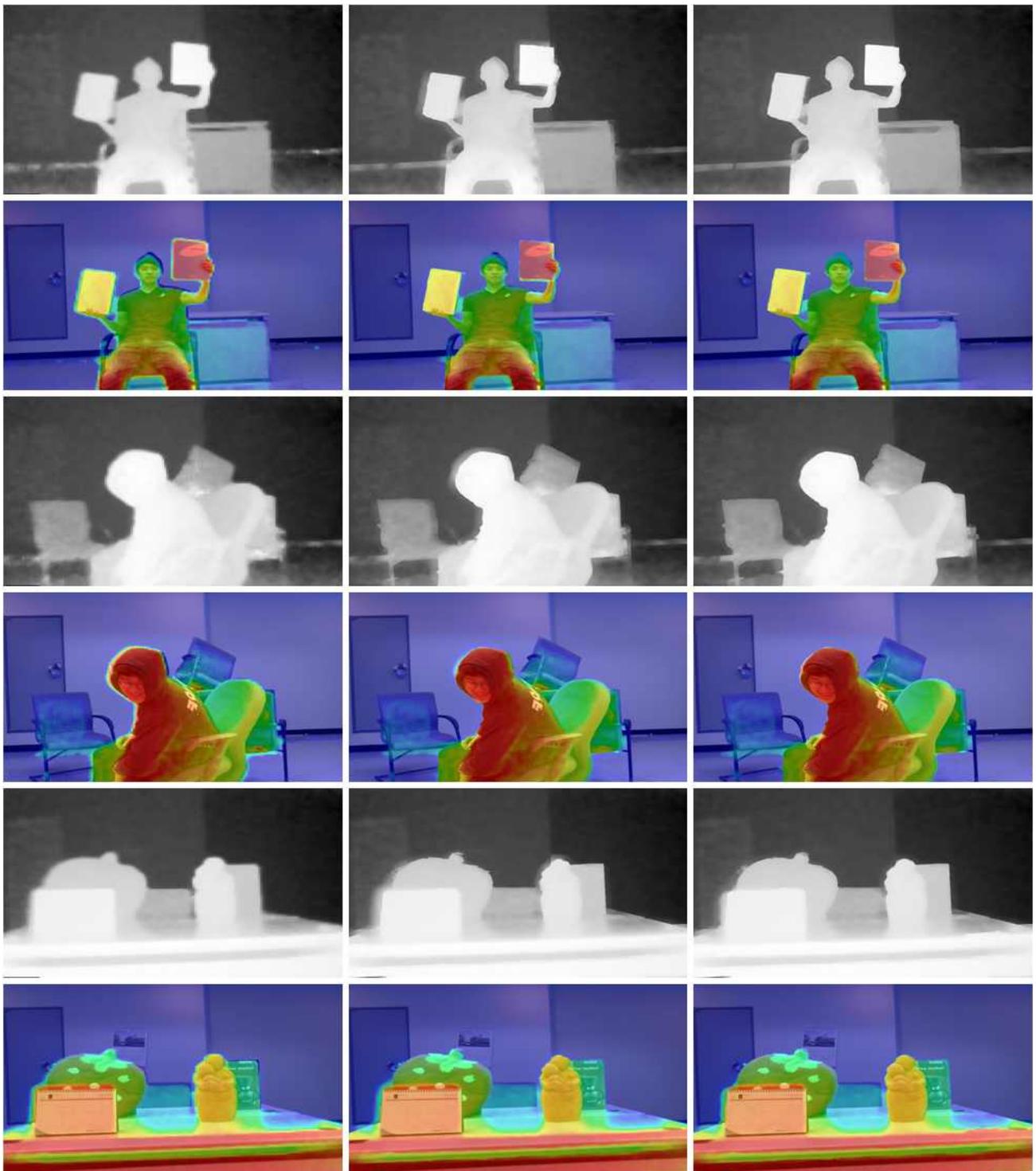
제안하는 방법의 실험은 Panasonic 사의 EKL 3104 TOF 깊이 카메라 모델과 Microsoft 사의 LifeCam Studio 컬러 카메라 모델로 이루어진 복합형 카메라 시스템에서 진행되었다. 초기 깊이맵은  $160 \times 120$  해상도를 가지며, 컬러 영상은  $1280 \times 720$  의 해상도를 가진다.

알고리즘의 우수성을 판단하기 위해 같은 시스템 내에서 II-2, II-3의 과정 대신 단순한 JBF를 이용하는 방법과 결과를 비교하였다.

그림 5에 3개의 영상에 대한 실험 결과를 나타내었

다. 3개의 영상들은 카메라 보정 및 카메라 측정의 오류로 인해 사전 깊이맵의 경계가 컬러 영상의 경계와 제대로 정합하지 않은 경우들이다. 실험 결과는 전처리 과정 (II-1) 까지의 결과인 사전 깊이맵, JBF를 이용하여 사전 깊이맵을 보정한 결과, 그리고 제안하는 방법을 이용한 최종 결과를 첨부하였다. 깊이맵의 JBF를 이용한 결과를 보면 필터링시 잘못 측정된 깊이정보의 참조로 인해 깊이맵에 블러링 현상이 발생하는 것을 확인할 수 있다. 그러나 제안하는 방법의 경우에는 이와 같은 결함을 찾을 수 없다. 오버레이 영상을 보면 JBF가 정확하지 않은 사전 깊이맵의 경계를 많이 보정하였으나 역시 제안하는 방법에 비해서는 낮은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.

또한, 알고리즘의 성능에 대한 객관적인 평가를 위해 Kopf의 JBU<sup>[9]</sup>, Chan의 NAFDU (Noise Aware Filter for Depth Upsampling)<sup>[10]</sup>와 결과를 비교하였다. Middlebury 테스트 영상 집합<sup>[15]</sup>에서 제공되는 영상 중 *Barn1*, *Flower pots*, *Bowling1* 영상을 이용하여 실험을 진행하였다. 각 영상들은 상응하는 깊이맵이 제공되며, 그 깊이맵을 가로, 세로 각각 1/8씩 다운샘플링하여 입력 깊이맵으로 사용하였다. 이전 실험과 달리 각 영상들은 컬러 영상과 깊이맵 사이의 경계가 잘 정합되어 있다. 그러므로 경계 정합이 제대로 이루어진 상황에서의 제안하는 알고리즘의 성능을 객관적으로 판단하기에 적합하다. 제안하는 알고리즘에서는 전처리 과정을 통해 컬러 영상과 같은 크기의 사전 깊이맵을 생성하기 때문에 다운샘플링된 깊이맵을 다시 업샘플링하여 사전 깊이맵으로 설정하고 실험을 진행하였다. 그림 6에 각 방법의 실험 결과를 나타내었다. 제안하는 방법이 기존 방법들에 비해 객체 경계를 잘 보존하며 고해상도 깊이맵을 형성하는 것을 확인할 수 있다. 비교 결과를 수치로 나타내어 정확성을 측정하기 위해 Middlebury 테스트 영상 집합에서 제공하는 깊이맵과 각 방법들로 얻은 깊이맵 사이의 *RMSE* (root mean square error) 와 *PSNR* (peak signal to noise ratio) 을 측정하였다. 표 1에서 볼 수 있듯이 제안하는 방법이 다른 방법들에 비해 높은 성능이 보이는 것을 확인할 수 있다.



(a)

(b)

(c)

그림 5. 제안하는 방법의 깊이맵 생성 결과와 JBF를 이용한 깊이맵 생성 결과의 비교. 위에서부터 아래로 영상 1의 깊이맵 생성 결과와 오버레이 영상, 영상 2의 깊이맵 생성 결과와 오버레이 영상, 영상 3의 깊이맵 생성 결과와 오버레이 영상. (a) 사전 깊이맵 (전처리 과정 후) (b) JBF를 이용한 결과 (c) 제안하는 방법의 결과

Fig. 5. Comparison between the results of the proposed method and JBF, from top to bottom, the final depth maps and the overlay images of the image 1, the final depth maps and the overlay images of the image 2, the final depth maps and the overlay images of the image 3. (a) pre-depth map (b) results of JBF (c) results of the proposed method

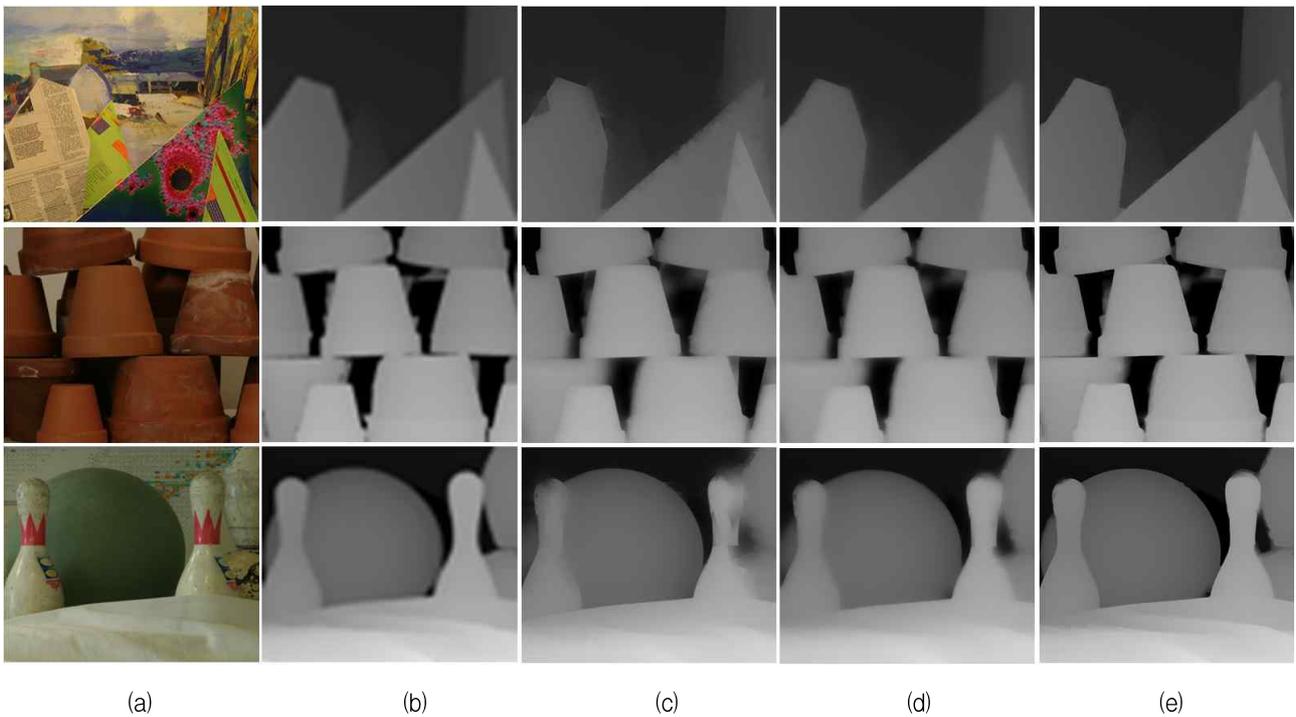


그림 6. Middlebury 테스트 영상 집합에 대한 깊이맵 업샘플링 결과. 위에서부터 아래로 Barn1, Flower pots, Bowling1 영상. (a) 컬러 영상 (b) 저해상도 깊이맵 (c) JBU의 결과 (d) NAFDU의 결과 (e) 제안하는 방법의 결과

Fig. 6. Depth map upsampling results for Middlebury dataset, from top to bottom, Barn1, Flower pots, Bowling1 image. (a) color images (b) low resolution depth maps (c) results of the JBU (d) results of the NAFDU (e) results of the proposed method.

표 1. 본 논문에서 제안하는 알고리즘과 기존 알고리즘을 이용한 실험 결과들의 RMSE, PSNR 값  
Table 1. RMSE and PSNR between the ground truths and upsampled depth maps.  
(by the proposed method and the previous methods)

Test image	RMSE			PSNR		
	JBU	NAFDU	proposed method	JBU	NAFDU	proposed method
Barn1	2.15	2.02	0.85	27.86	27.67	32.72
Flower pots	7.26	6.48	1.82	20.89	21.22	23.20
Bowling1	4.71	3.86	1.57	26.31	27.34	30.17

### V. 결 론

본 논문에서는 저해상도 깊이 카메라와 고해상도 컬러 카메라의 복합형 카메라 시스템에서 고해상도 깊이 맵을 형성하는 방법에 대해 제안하였다. 제안하는 방법은 기존의 방법과 달리 깊이맵 획득 과정에서 생길 수 있는 오차를 컬러 영상과의 상관관계를 기초로 보정하여 잘못된 카메라 보정 환경에서도 고해상도의 깊이맵

을 획득할 수 있다. 깊이맵의 오차가 많이 발생하는 깊이값의 변화가 큰 영역을 관심영역으로 설정하고 블록 단위의 신뢰도 측정 방법을 이용하여 신뢰도가 낮은 영역을 효율적으로 검출하였다. 낮은 신뢰도를 가지는 영역의 참조에 제한을 둔 경계 정합 방법을 통해 깊이맵과 컬러 영상과의 경계를 맞추고 세밀한 깊이맵 묘사를 가능하게 하였다. 마지막으로 기존의 방법과의 비교결과를 통해 제안하는 시스템의 우수성을 입증하였다. 따

라서 본 논문이 제안하는 시스템은 3차원 콘텐츠 제작과 같이 높은 성능과 실시간 영상 취득이 필요한 여러 응용분야에 유용하게 활용될 수 있을 것이다.

### 참 고 문 헌

- [1] C. Fehn, "Depth-Image-Based Rendering (DIBR), Compression and Transmission for a New Approach on 3D-TV," in Proc. of SPIE, Stereoscopic Displays and Virtual Reality Systems XI, vol. 5291, pp. 93-104, 2004.
- [2] J. Zhu, L. Wang, R. Yang, and J. Davis, "Fusion of Time-of-Flight Depth and Stereo for High Accuracy Depth Maps," in Proc. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008.
- [3] Y. Kim, D. Chen, C. Theobalt, and S. Thrun, "Design and Calibration of a Multi-view TOF Sensor Fusion System," in Proc. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-7, 2008.
- [4] J. Diebel and S. Thrun, "An Application of Markov Random Fields to Range Sensing," Advances in Neural Information Processing Systems, 18:291-298, 2005.
- [5] J. Zhu, L. Wang, J. Gao, and R. Yang, "Spatial-Temporal Fusion for High Accuracy Depth Maps Using Dynamic MRFs," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 32, no. 5, pp. 899-909, 2010.
- [6] E. Eisemann and F. Durand, "Flash Photography Enhancement via Intrinsic Relighting," ACM Trans. on Graphics, vol. 23, no. 3, pp. 673-678, 2004.
- [7] G. Petschnigg, M. Agrawala, and H. Hoppe, "Digital Photography with Flash and No-Flash Image Pairs," ACM Trans. on Graphics, vol. 23, no. 3, pp. 664-672, 2004.
- [8] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral Filtering for Gray and Color Images," in Proc. IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 836-846, 1998.
- [9] J. Kopf, M. Cohen, D. Lischinski, and M. Uyttendaele, "Joint Bilateral Upsampling," ACM Trans. on Graphics, vol. 26, no. 3, 2007.
- [10] D. Chan, H. Buisman, C. Thebalt, and S. Thrun, "A Noise-Aware Filter for Real-Time Depth Upsampling," in Workshop on M2SFA2, ECCV, 2008.
- [11] Camera calibration toolbox program for Matlab provided by Caltech, [http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib\\_doc](http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc)
- [12] SY. Kim, EK. Lee, and YS. Ho, "Generation of ROI Enhanced Depth Maps Using Stereoscopic Cameras and a Depth Camera," IEEE Trans. on Broadcasting, vol. 54, no. 4, pp. 732-740, 2008.
- [13] Y. Qingxiong, Y. Ruigang, J. Davis, and D. Nister, "Spatial-Depth Super Resolution for Range Images," in Proc. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-8, 2007.
- [14] A. Reimens, O. Gangwal, B. Barenbrug, and RM. Berretty, "Multi-step Joint Bilateral Depth Upsampling," in Proc. SPIE Visual Communication and Image Processing, 2009.
- [15] <http://www.middlebury.edu/stereo>.

— 저 자 소 개 —



김 재 광(학생회원)  
 2010년 연세대학교 전기전자  
 공학과 학사 졸업.  
 2010년~한국과학기술원 전기 및  
 전자공학과 석사과정.  
 <주관심분야 : 영상이해, 3D 영상  
 처리, 패턴인식>



이 재 호(학생회원)  
 2006년 부산대학교 전자전기통신  
 공학부 학사 졸업.  
 2007년~2009년 한국전자통신연  
 구원 실감방송시스템연구  
 팀 위촉연구원.  
 2008년 한국정보통신대학교  
 공학부 석사 졸업.

2008년~한국과학기술원 전기 및 전자공학과  
 박사과정  
 <주관심분야 : 3D 영상처리, 의료영상처리, 패턴  
 인식>



김 창 익(정회원)-교신저자  
 1989년 연세대학교 전기공학과  
 학사 졸업.  
 1991년 포항공과대학교 전자전기  
 공학과 석사 졸업.  
 1991년~1997년 SKC Ltd. R&D  
 센터 선임연구원

2000년 워싱턴주립대학교 전기공학과 박사 졸업.  
 2000년~2005년 Senior member of Technical  
 Staff, Epson Palo Alto Laboratory,  
 Epson R&D Inc.  
 2005년~2009년 한국정보통신대학교 공학부  
 부교수  
 2009년~한국과학기술원 전기 및 전자공학과  
 부교수  
 <주관심분야 : 3D 영상처리, 의료영상, 영상이  
 해>