

# 랜덤워크 확률 모델을 이용한 깊이 영상 보간 방법

준회원 이 교 윤\*, 종신회원 호 요 성\*<sup>o</sup>

## Depth Interpolation Method using Random Walk Probability Model

Gyo-Yoon Lee\* Associate Member, Yo-Sung Ho\*<sup>o</sup> Lifelong Member

### 요 약

고해상도 3차원 깊이 영상은 고품질의 3차원 방송을 위해 필요한 중요한 정보이다. 깊이 카메라는 정확한 깊이 정보를 실시간으로 얻을 수 있지만, 카메라 물리적 한계로 인해 저해상도의 깊이 영상만 이용한다. 본 논문에서는 저해상도의 깊이 영상과 색상 영상을 이용하여 색상 영상을 보간 하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 랜덤워크 확률 모델을 이용하여 각 화소들이 초기 깊이값과 값을 확률값을 정의하여 가장 높은 확률을 가지는 초기 깊이값을 나머지 화소들에 복사한다. 제안한 방법은 인접한 화소들만을 이용하는 것이 아니라 경로를 따라 비용을 계산함으로써, 여러 화소에 걸친 색상의 변화율이 고려되어 물체의 경계 주변에서 색상 영역과 깊이 영상간의 경계가 일치하는 향상된 깊이 영상을 얻을 수 있다.

**Key Words** : Multi-View Video, Depth Map, View Synthesis, Boundary Noise

### ABSTRACT

For the high quality 3-D broadcasting, depth maps are important data. Although commercially available depth cameras capture high-accuracy depth maps in real time, their resolutions are much smaller than those of the corresponding color images due to technical limitations. In this paper, we propose the depth map up-sampling method using a high-resolution color image and a low-resolution depth map. We define a random walk probability model in an operation unit which has nearest seed pixels. The proposed method is appropriate to match boundaries between the color image and the depth map. Experimental results show that our method enhances the depth map resolution successfully.

### I. 서 론

최근 3차원 멀티미디어 서비스에 대한 관심이 증대되면서 3차원 방송에 대한 다양한 연구가 진행되고 있다. 3차원 방송은 인간의 좌우 시각 차이에 기인하는 양안 깊이 단서를 이용하기 때문에 기존의 2차원 방송에 비해 높은 입체감과 몰입감을 제공할 수 있다<sup>[1]</sup>. 앞으로의 3차원 영상은 입체감뿐만 아니라 다양한 시점을 제공하여 사용자가 선택하여 원하는 시점을 제공할 수 있도록 하고 있다.

MPEG (Moving Picture Expert Group)에서는 자유롭게 시점을 변화 시키면서 입체 영상을 즐길 수 있는 비디오 시스템에 대한 연구를 진행하고 있다<sup>[2]</sup>. 이 경우 사용자가 원하는 모든 시점의 데이터를 전송, 이용할 수 없기 때문에, 색상 영상과 깊이 영상을 이용하여 가상 시점의 영상을 합성한다. 깊이 영상이란 카메라와 영상내의 물체들과의 거리 정보를 의미한다. 깊이 영상을 얻는 방법에는 수동형 방법과 능동형 방법이 있다. 수동형 방법에는 서로 다른 시점의 두 시점 이상의 색상 영상을 이용하여 깊이 정보를 예측,

\* 광주과학기술원 실감방송연구센터 ({gyoyoon, hoyo}@gist.ac.kr), (\*: 교신저자)

논문번호: KICS2011-08-380, 접수일자: 2011년 8월 30일, 최종논문접수일자: 2011년 12월 5일

계산 하는 방법으로 스테레오 정합 방법이 주로 이용된다<sup>[3]</sup>. 수동형 방법은 적은 비용으로 깊이 영상을 생성할 수 있지만, 연산 시간이 오래 걸리며 깊이 영상의 성능이 색상 영상의 특성에 의존한다. 능동형 방법에는 깊이정보를 획득할 수 있는 물리적 장치를 이용하는 방법으로서, 대표적으로 깊이 카메라를 이용하는 방법이 있다<sup>[4]</sup>. 깊이 카메라에서 방출된 신호가 물체에 반사되어 돌아오는 시간을 측정하여 깊이를 측정하는 방법이다. 깊이 카메라는 높은 정확도의 깊이 영상을 실시간으로 얻을 수 있는 장점이 있지만, 가격이 비싸며 깊이 영상도의 해상도가 작은 단점이 있다. 두 가지 깊이 영상을 획득하는 방법은 각각의 장단점이 있으며, 최근에는 두 가지 방법의 단점을 보완하기 위하여 수동형과 능동형을 모두 사용하는 복합형 카메라 시스템이 제안되었다<sup>[5,6]</sup>. 그림 1은 광주과학기술원 실감방송연구센터에서 사용하는 복합형 카메라 시스템을 나타낸다.

복합형 카메라 시스템에서는 깊이 카메라를 이용하여 획득한 깊이 영상을 이용하여 색상 영상의 스테레오 정합을 수행한다. 하지만 복합형 카메라 시스템의 깊이 카메라 역시 물리적 기술 문제로 인해 깊이 영상의 해상도가 색상 영상의 해상도보다 작은 문제점이 있다. 그림 2는 색상 영상과 깊이 영상의 해상도 차이를 보여준다.

색상 영상과 깊이 영상의 해상도 불일치 문제를 해결하기 위하여 여러 가지 방법이 사용되어 왔다. 연구 초기에는 단순한 bilinear나 nearest-neighbor, bicubic 보간법 등이 사용되었으나, 이들은 깊이 영상의 특성을 보존할 수 없어 큰 오차가 발생한다. 그 후, Diebel은 Markov 랜덤 필드 기반의 보간법을 제안했으며, 적응적 계수를 사용하여 색상 영상의 불연속 정보를 깊이 영상 보간에 사용하였다<sup>[6]</sup>. Yang은 일반적인 색상 영상과 같은 보간 방법을 사용하여 보간한 후에 보정하는 방법을 이용하였다. 색상 영상을 이용한 bilateral 필터 식을 이용하여 비용값을 정의하여 각 화소에서 깊이값을 선정하여 사용한다<sup>[7]</sup>. 제안된 방법에서는 순차적으로 전체영상에 대하여 반복적으로

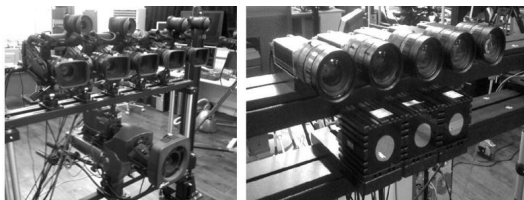


그림 1. 복합형 카메라 시스템

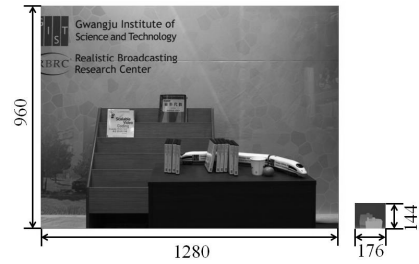


그림 2. 색상 영상과 깊이 영상의 해상도 차이

적용함으로써 깊이 영상을 보정한다. 하지만 이는 초기 깊이값에 의존적이지만 일반적인 보간법을 이용하므로써 불안정한 초기값에서 시작하는 단점이 있다. 또한 이웃한 화소간의 영향력이 커져 잘못된 깊이값이 계속 전파되어 지는 문제점이 있다. 이 후에도 Markov 랜덤 필드 기반과 bilateral 필터를 이용한 유사한 방법들이 많이 연구되었다<sup>[9]</sup>. 이러한 방법들은 초기의 깊이 영상 보간 방법보다 성능 향상을 보였지만, 깊이 영상의 특성을 명확히 보존하지는 못하는 단점이 있었다. 깊이 영상 보간을 위해서 고려해야 할 깊이 영상의 첫 번째 중요한 특성은 깊이 영상의 경계는 색상 영상의 경계와 일치한다는 것이다. 색상 영상과 깊이 영상의 경계 불일치는 3차원 합성 영상에 있어서, 상대적으로 관심 있는 영역에 해당하는 가까운 물체에 급격한 왜곡을 유발한다. 두 번째 특성은 같은 물체의 가까운 화소는 비슷한 깊이 값을 가진다. 같은 물체 안에서의 급격한 깊이 노이즈는 잘못된 영상 합성 결과를 가져온다.

본 논문의 II장에서는 이러한 깊이 영상의 특성을 보존하며 저해상도의 깊이 영상을 고해상도로 확장하기 위하여 랜덤워크 확률 모델을 이용하여 색상 영상의 변화를 고려하여 깊이 영상 보간 방법을 제안한다. III장에서는 본 논문의 실험 결과를 보이고, IV장에서 결론을 맺는다.

## II. 3차원 비디오 시스템

제안하는 깊이 영상 보간에서는 초기 깊이 값으로 저해상도의 깊이 영상을 고해상도에 맞게 이동시킨 영상을 사용한다. 깊이 영상의 해상도가 작기 때문에 초기 깊이 영상은 깊이 화소와 홀로 이루어져있다. 그리고 초기 깊이 값을 이용하여 초기 깊이값이 없는 화소간의 색상 유사성을 고려하여 깊이값을 복사해주는 방법을 이용한다. 그림 3은 제안하는 방법의 초기 깊이값의 예를 보여준다. 그림 3에서는 깊이 카메라와



그림 3. 초기 깊이 영상 생성

색상 카메라의 카메라 파라미터를 이용하여 3차원 위 평을 적용하여 초기 깊이 영상을 획득하였다. 일반적인 Joint bilateral filter (JBF)는 경계 주변에서의 색상 값이 이상적으로 명확한 차이를 갖지 못하고 점진적으로 변화하는 경우, 깊이값의 경계와 색상 영상 경계 불일치를 유발한다. 이를 보완하기 위하여 제안한 논문에서는 점진적인 색상 변화까지 고려할 수 있는 랜덤 워크 확률 모델을 이용하여 깊이 영상을 보간한다.

제안하는 알고리즘에서는 초기 깊이값을 이용하여, 초기 깊이값을 가진 화소들과 깊이값이 없는 홀간의 거리와 색상차이를 이용하여 유사도를 계산한다. 그리고 홀 영역에서 가장 높은 유사도를 가지는 화소의 깊이값을 복사하여 보간한다.

초기 깊이값이 있는 영역을 씨앗 화소라 정의한다. 제안한 방법에서는 가까운 화소들간의 유사도가 높으므로 인접한 씨앗화소만 유사도를 계산하여 깊이값을 보간한다. 초기 깊이 영상의 홀에서 상좌, 상우, 하좌, 하우 4개의 각 방향에서 가장 가까운 씨앗 화소와의 유사도를 계산한다. 그림 4는 제안하는 방법의 연산단위와 유사도 계산의 예를 보여준다. 4개의 방향 중에 씨앗 화소가 없을 경우에는 이용 가능한 씨앗 화소들만을 이용하여 보간한다.

주어진 연산 단위 내에서의 각 화소들은 색상 영상을 이용하여 화소간의 비용값을 정의한다. 식 (1)에 나타난 각 화소들 간의 비용값은 가우시안 확률 분포를 따른다.  $i, j$ 는 각 인접한 화소들을 의미하며,  $|z_i - z_j|^2$ 는 각 화소들 간의 R, G, B 색상의 유클리드 연 차이의 합을 나타낸다.

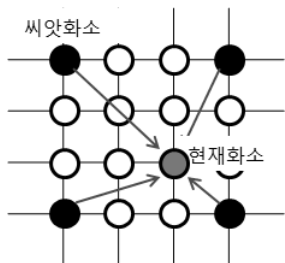


그림 4. 제안하는 방법의 유사도 계산

$$w_{ij} \equiv \exp\left(-\frac{|z_i - z_j|^2}{\sigma}\right) \quad (1)$$

주어진 비용값과 화소들을 이용하여 화소간의 유사도를 그래프 이론에 의한 랜덤워크 확률로 정의한다<sup>[8]</sup>. 랜덤워크란 시작점에서부터 임의의 방향으로 무작위로 이동을 하였을 경우, 특정 위치에 있을 확률을 의미한다. 각 이동 구간에는 에너지 소모가 존재하여, 결국에는 최종 에너지 소모가 가장 적은 위치에 있을 확률이 가장 높게 나타나게 된다. 제안하는 방법에서의 랜덤워크 확률은 씨앗화소에서 출발하여 현재 깊이값이 없는 화소에 있을 확률을 의미한다. 이는 곧 각 씨앗 화소에서 시작하여 보간하고자 하는 현재 화소까지의 홀까지의 경로 사이의 비용의 합을 초기 깊이 값 1에서 뺀 값으로 정의한다. 따라서, 경로 비용의 합이 클수록 확률을 작아지고, 작아질수록 확률은 증가한다. 이는 곧 화소간 거리가 멀수록, 색상차이가 커질수록 확률이 줄어드는 것을 의미한다.

하지만, 씨앗 화소에서 보간하고자 하는 홀로 가는 경로는 여러 가지가 있다. 경로가 바뀌게 되면 경로 비용이 변하게 되고, 곧 확률도 바뀌게 되므로, 하나의 경로를 선택하여 확률을 정의해야 한다. 그림 5는 씨앗 화소로부터 특정 화소로의 여러 가지 경로와 그에 따른 확률값의 변화의 예를 보여준다. 그림 5의 여러 가지 경로 중, 제안한 방법에서는 가장 높은 확률을 가지게 되는 경로, 즉 경로를 따르는 비용의 합이 가장 작은 경로를 선택하여 확률을 정의한다.

그림 5에서는 여러 가지 경로를 통하여 특정 화소에 도착한 확률을 계산 하였을 때 0.22의 값을 가지는 확률값이 가장 크므로 0.22의 확률을 선택한다. 같은 방식으로 4개의 각 씨앗 화소들로부터의 랜덤워크 확률을 계산하게 되면 홀은 씨앗 화소 4개에 대한 확률값을 각각 가지게 된다. 4개의 확률값 중 가장 큰 확률값에 해당하는 씨앗 영역의 화소가 현재 화소와의 유사도가 가장 높으므로 해당하는 씨앗 화소의 깊이

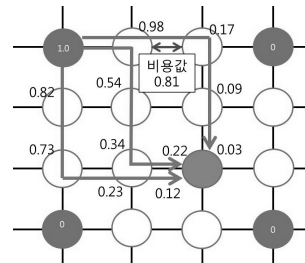


그림 5. 랜덤 워크 확률 계산의 예

값을 현재의 화소로 복사하여 깊이값을 보간한다. 랜덤워크 확률을 이용한 연산은 각 경로를 고려하게 되므로 각 화소 사이의 색상값들의 변화율에도 민감하게 되어 경계주변에서 색상차이가 명확하게 불연속적이 못한 경우에 유용하게 사용될 수 있다.

경로 비용의 합이 가장 작은 경로를 선택하는 방법에는 여러 가지가 있을 수 있다. 제안하는 방법에서는 간단한 행렬 연산으로 가능한 라플라스 행렬을 이용한 방법을 사용하였다. 제안하는 방법의 최소 경로 비용을 찾기 위한 랜덤워크 확률 모델은 combinatorial Dirichlet problem을 푸는 것과 같다<sup>[9]</sup>. Dirichlet integral은 식 (2)와 같이 정의된다.

$$D[u] = \frac{1}{2} \int_{\Omega} |\nabla u|^2 d\Omega \quad (2)$$

식 (2)는 디지털 영상에 맞게 불연속적인 신호로 바뀌며 이는 다시 행렬 연산 (3)으로 변환할 수 있다.

$$\begin{aligned} D[x] &= \frac{1}{2} \sum_{e_{ij} \in E} w_{ij} (x_i - x_j)^2 \\ &= \frac{1}{2} x^T L x \end{aligned} \quad (3)$$

$i, j$ 는 연산 단위 내의 각 화소를 의미하며,  $w_{ij}$ 는 화소들간의 비용값을 나타내고,  $\sum_{i,j \in E} w_{ij} (x_i - x_j)^2$ 은 식 (2)의 gradient의 제곱의 합을 나타낸다. 이는 곧 행렬 연산  $x^T L x$ 로 변환한다.  $L$ 은 각 경로 비용과 경로 비용의 합으로 나타내어진 라플라스 행렬을 나타낸다. 식 (4)는 라플라스 행렬을 나타낸다

$$L_{ij} = \begin{cases} d_i & \text{if } i=j \\ -w_{ij} & \text{if } |i-j|=1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$i, j$ 는 각 화소를 뜻하며,  $d_i$ 는 화소  $i$ 가 인접한 화소들과 가지는 경로비용의 합이다.

식 (3)의 행렬 연산을 각 요소들로 나타내면 식 (5)를 얻는다.

$$\begin{aligned} D[x_{Hole}] &= \frac{1}{2} [x_{Secd}^T \quad x_{Hole}^T] \begin{bmatrix} L_{Secd} & B \\ B^T & L_{Hole} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{Secd} \\ x_{Hole} \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{2} (x_{Secd}^T L_{Secd} x_{Secd} \\ &\quad + 2x_{Hole}^T B^T x_{Secd} + x_{Hole}^T L_{Hole} x_{Hole}) \end{aligned} \quad (5)$$

$L_{Secd}$ 는 전체 라플라스 행렬 중  $i, j$ 가 씨앗 화소의 위치에 있는 부분 집합 행렬,  $L_{Hole}$ 는 깊이값이 없는 홀을 나타내는 구하고자 하는 행렬이다.  $B$ 는 전체 라플라스 행렬 중  $L_{Secd}, L_{Hole}$ 에 속하지 않는 행렬의 부분들이다.  $x_{Hole}$ 과  $x_{Secd}$ 는 각 화소에서의 확률을 의미한다. 나타낸 식이 최소가 되는 지점이 경로 비용의 합이 최소가 되는 점이므로 변곡점을 찾기 위해 식 (5)를 미지수  $x_{Hole}$ 에 관하여 미분을 하여 식 (6)을 얻는다.

$$L_{Hole} x_{Hole} = -B^T x_{Secd} \quad (6)$$

식 (6)을 통하여 구하고자하는 씨앗 화소들로부터의 랜덤워크 확률을 나타내는 행렬  $x_{Hole}$ 를 구할 수 있다.  $x_{Hole}$ 의 홀과 씨앗화소로 이루어져 각 씨앗 화소들과의 확률을 나타낸다. 각 깊이값이 없는 화소에서 구해진 씨앗 영역으로부터의 랜덤워크 확률 중 가장 큰 확률을 가지는 씨앗 영역의 깊이값을 취함으로써 깊이값을 보간한다.

### III. 실험 결과 및 분석

이 논문에서 제안한 방법의 성능을 평가하기 위해서 Middlebury에서 제공하는 색상 영상과 깊이 영상을 이용하였다<sup>[10]</sup>. 깊이 영상의 좌, 우 해상도를 2배, 4배, 8배 줄인 후 영상을 다시 보간 하여 원본과의 화질을 비교한다. 깊이 영상의 성능 비교 역시 Middlebury의 스테레오 정합 프로그램에서 포함되어있는 깊이 영상 원본과의 오차를 측정 프로그램을 사용하였다. 오차율은 전체 화소의 수 대비 원본 영상과 깊이값 차이가 나는 화소들의 갯수의 비율을 의미한다. 표 1은 기존의 Markov 랜덤 필드 기반의 보간법과 Bilateral 필터를 이용한 보간 방법과의 오차율 비교를 나타낸 표이다.

제안한 깊이 영상 보간 방법을 사용하였을 경우 오차율이 줄어들을 알 수 있다. 영상을 가로, 세로 2배 줄인 경우에는 씨앗 화소와 홀과의 거리가 짧아 두 화소 사이에 존재하는 경로의 색상 변화율을 반영하기가 힘들기 때문에 영상에 따라 낮은 보간율에서 성능이 떨어지는 경우도 있지만, 깊이 영상의 크기가 작을수록 제안한 알고리즘의 오차율이 큰 폭으로 줄었다. 그림 6은 제안하는 방법을 이용하여 2배, 4배, 8배 확장한 깊이 영상이다. 그림 7은 제안하는 알고리즘의

표 1. 각 보간된 영상의 오차율 비교

	보간율	MRF	Bilateral	제안한 방법
Tsukuba	2	2.51	1.16	0.69
	4	5.12	2.56	1.23
	8	9.68	6.95	2.33
Venus	2	0.57	0.25	0.18
	4	1.24	0.42	0.27
	8	2.69	1.19	0.31
Teddy	2	2.78	2.43	2.92
	4	8.33	5.95	3.91
	8	14.50	11.50	5.98
Cone	2	3.55	2.39	3.01
	4	7.52	4.76	3.67
	8	14.40	11.00	5.37

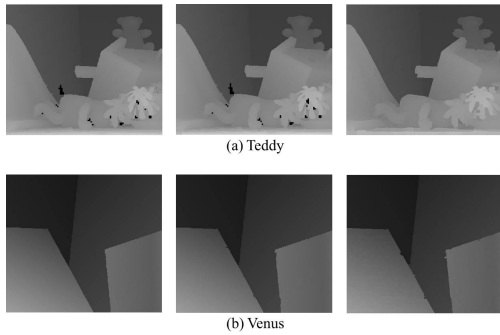


그림 6. 2배, 4배, 8배 확장된 깊이 영상

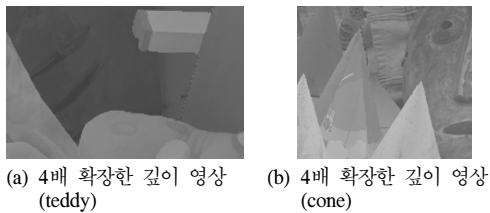


그림 7. 깊이 영상과 색상 영상의 경계

깊이 영상과 색상 영상을 동시에 보여줌으로써 경계가 상당 부분 일치함을 보여준다.

제안하는 방법을 이용하여 저해상도 깊이 카메라를 이용하여 촬영한 영상을 고해상도 색상 영상에 맞추어 보간할 경우, 카메라 파라미터 오차에 의한 3차원 워핑 오류 혹은 깊이 카메라의 노이즈 문제로 인하여 잘못된 초기 깊이값을 획득할 수 있다. 잘못된 초기 깊이값은 보간된 깊이 영상에 영향을 주므로 이를 제

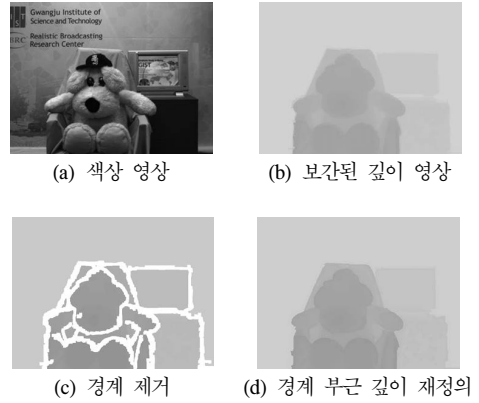


그림 8. 깊이 카메라의 깊이값 보간

거하기 위하여, 깊이값이 불연속적인 경계 부근에서 깊이값을 새롭게 적용하였다. 그림 8은 SR-4000 깊이 카메라를 이용하여 촬영한 영상을 보간하고, 경계부근의 깊이값을 재정의한 영상이다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 작은 해상도를 가지는 깊이 영상을 색상 영상을 이용한 랜덤워크 확률 모델을 통하여 유사도가 높은 화소를 찾아 깊이값을 보간한다. 제안한 알고리즘에서는 현재의 화소와 가장 유사한 씨앗 영역을 찾아 그 화소값을 취하며, 화소간의 유사도를 찾기 위하여 색상 영역의 변화를 고려함으로써 색상 영상의 경계가 명확하지 못한 경우에도 사용될 수 있었다. 이는 곧 색상 영상과 깊이 영상의 경계 불일치 문제를 완화 하면서 깊이값을 보간할 수 있었다. 제안한 알고리즘은 적은 오차율을 보이며 효과적으로 깊이 영상을 보간하였다. 특히, 깊이 영상의 크기가 수평, 수직으로 8배 이상 작을 때 기존에 제안된 알고리즘에 비하여 절반 이하의 오차율을 보여주었다. 또한 깊이 카메라는 정확도가 높지만 해상도가 낮다는 단점을 가지고 있다. 본 논문에서는 깊이 카메라를 이용하여 획득한 저해상도 깊이 영상을 색상 영상과 일치하는 높은 정확도의 고해상도 깊이 영상을 생성할 수 있었다.

#### 참 고 문 헌

[1] O. Schreer, P. Kauff, and T.Sikora, 3D Videocommunication, John Wiley&Sons, 2005.  
 [2] ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 N9784, "Introduction

to 3D Video,” May, 2008.

[3] C. Zitnick, S. Kang, M. Uyttendaele, S. Winder and R. Szeliski, “High-quality video view interpolation using a layered representation,” Proceedings of ACM SIGGRAPH 23(3), pp.600-608, 2004.

[4] G. Iddan and G. Yahav, “3D Imaging in the studio (and elsewhere),” in: Proceedings of SPIE Videometrics and Optical Methods for 3D Shape Measurements, Vol.4298, pp.48-55, 2001.

[5] E. -K. Lee and Y. -S. Ho, “Generation of Multi-View Video Using a Fusion Camera System for 3D Displays,” IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.56, paper 4, pp.2797-2805, 2010.

[6] E. K. Lee, Y. S. Ho, “Generation of High-quality Depth Maps using Hybrid Camera System for 3-D Video,” Journal of Visual Communication and Image Representation (JVCI), Vol. 22, paper Issue 1, pp. 73-84, 2011.

[7] 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.

[8] Q. Yang, R. Yang, J. Davis, and D. Nister, “Spatial-depth super resolution for range images,” International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Jun., 2007.

[9] J. I. Jung, Y. S. Ho, “MRF-based Depth Map Interpolation using Color Segmentation,” Asia-Pacific Signal and Information Processing Association (APSIPA) 2010, pp. 19-22, 2010.

[10] Leo Gardy, Random Walks for Image Segmentation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.28, No.11, 2006.

[11] N. Biggs, “Algebraic potential theory on graphs,” Bulletin of London Mathematics Society, Vol.29, pp.641-682, 1997.

[12] <http://vision.middlebury.edu/stereo/>

이 교 윤 (Gyo-Yoon Lee)

준회원



2010년 경북대학교 전자전기 컴퓨터공학부 (학사)  
2010년~현재 광주과학기술원 정보통신공학과 석사과정  
<관심분야> 3차원 TV, 실감방송, 3차원 비디오 부호화

호 요 성 (Yo-Sung Ho)

중신회원



1981년 서울대학교 공과대학 전자공학과 (학사)  
1983년 서울대학교 전자공학과 (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 정보통신공학과 교수  
<관심분야> 디지털 신호처리, 영상 신호 처리 및 압축, 디지털 TV와 고선명 TV, 멀티미디어 시스템, MPEG 표준, 3차원 TV, 실감방송