

# 컬러경계 잡음 현상을 제거한 Markov 랜덤 필드 기반 깊이맵 업샘플링

\*문지훈 \*\*호요성

광주과학기술원

\*[jhm@gist.ac.kr](mailto:jhm@gist.ac.kr), \*\*[hoyo@gist.ac.kr](mailto:hoyo@gist.ac.kr)

## Depth Map Upsampling via Markov Random Field without Color Boundary Noise Effect

\*Mun, Ji-Hun \*\*Ho, Yo-Sung

Gwangji Institute of Science and Technology (GIST)

### 요약

3차원 영상 제작을 위해서는 장면의 색상 영상과 함께 깊이 정보가 필요하다. 일반적으로 깊이를 측정하는 TOF 카메라에 의해 획득된 깊이 영상은 컬러 영상에 비해 매우 작은 해상도의 영상을 갖게 되는 문제가 있다. 따라서 색상 영상과 함께 3차원 영상 제작에 깊이 영상을 사용하기 위해서는 저해상도 깊이 영상의 업샘플링 방법이 필요하다. 특히 컬러 영상에서 사물 간의 경계에 해당하는 부분에서 색상 차이를 인지하지 못하여 깊이 맵을 부적절하게 처리하게 되는 경우가 발생한다. 본 논문에서는 색상 영상에서 경계부분에 해당하는 영역을 이용하여 저해상도 깊이 영상을 업샘플링 하는 방법을 제안한다. 깊이 영상을 업샘플링 할 때 중요하게 다루어야 할 경계 부분을, 고해상도 색상 영상과 저해상도 깊이 영상을 이용하여 찾아낸다. 색상 경계 부분을 고려하여 깊이 영상 업샘플링을 위한 에너지 함수를 MRF를 이용하여 모델링하고, 신뢰 확산(belief propagation) 방법을 이용하여 에너지 함수 최적화를 수행한다. 제안한 방법은 기존의 다른 에너지 함수나 필터 기반 업샘플링 방법보다 우수한 성능을 나타내었다.

### 1. 서론

시청자에게 입체감과 몰입감을 줄 수 있는 3차원 영상이 최근 빠르게 발전함에 따라 차세대 영상 서비스로 각광받고 있다.[1] 두 대의 카메라로 촬영되는 양안식(stereo) 영상은 고정된 두 시점간에 존재하는 시차정보를 이용하여 입체 영상을 제공하고 다시점(multi-view) 영상의 경우에는 사용자가 원하는 시점에서 자유롭게 입체 영상을 즐길 수 있는 특징을 가진다. 또한 양안식 혹은 다시점 영상과 함께 촬영된 장면의 깊이 정보를 가질 때 3차원 비디오의 다양한 활용이 가능하게 된다.

현재 상용화된 3차원 비디오 서비스는 아무런 상호작용 없이 사용자에게 일방적으로 3차원 정보를 제공하기 때문에 단순히 색상 영상만을 가지고 콘텐츠를 제공하기에는 아무 문제가 없으나 차세대 영상 서비스를 제공하기 위해서는 색상 영상뿐만 아니라 이에 대응되는 깊이 정보 영상도 함께 필요하다. 색상 영상에 대응되는 깊이 정보 영상은 다시점 영상을 이용한 3차원 콘텐츠 제작 시 사용자가 원하는 중간 시점의 영상을 생성하는데 사용되며, 디지털 홀로그램을 제작하기 위해 필요한 추가 정보로써 사용되기도 한다.[2]

지금까지 깊이 영상을 획득하기 위해서 다양한 기술들이 제안되어왔다. 깊이 영상은 가장 대표적으로 스테레오 정합(stereo

matching)을 이용하여 양안의 색상 영상만을 이용하여 깊이 영상을 추정할 수 있다. 하지만 평탄하거나 반복적인 텍스처와 같이 경계 주위가 모호한 영역에서는 노이즈에 의해 정확한 깊이 영상 값을 획득할 수 없는 문제점이 존재한다. 깊이를 측정하는 다른 방법은 장비를 이용하여 측정하는 것이다. 3차원 스캐너는 스테레오 정합 방법보다 정확한 고품질의 깊이 영상을 제공하지만, 움직이는 장면의 깊이 정보를 획득하는 데는 어려움이 존재한다.

최근에는 Time-of-Flight (TOF) 기술을 이용한 깊이 카메라가 활발히 연구되고 있다.[3] TOF 기술을 이용한 깊이 센서는 적외선 신호의 송, 수신 시간 차이를 이용한다. TOF카메라 원리는 적외선 출력 센서로부터 구하고자 하는 물체까지의 적외선 송,수신 차이를 측정하여 깊이 영상을 획득하게 된다. 깊이 센서를 이용하면 장면의 정확한 깊이 정보를 실시간으로 획득할 수 있지만, 출력되는 깊이 맵의 해상도가 컬러 영상의 해상도에 비해 매우 작다는 문제점이 존재한다. 게다가 기기 내부적인 물리적 제약과 외부 환경문제가 결합하여 랜덤 노이즈가 발생하게 된다. 이러한 깊이 맵의 저해상도 문제를 해결하기 위해, 깊이 센서를 이용한 방법과 스테레오 정합을 동시에 사용하는 방법이 제안되었으며[4], 현재까지 깊이 영상의 해상도를 효율적으로 업샘플링 하는 방법들에 관한 많은 연구가 지속적으로 수행되고 있다.

깊이 영상의 업샘플링 방법에는 크게 필터 기반 방법과 마르코브

랜덤 필드(Markov random field, MRF) 기반 방법을 사용한다. 필터 기반 방식으로는 양방향 필터(bilateral filter)를 변형한 결합형 양방향 필터를 이용한 업샘플링(joint bilateral upsampling, JBU)[5]이나 깊이 영상 업샘플링을 위한 잡음 인지 필터(noise-aware filter for depth upsampling, NAFDU)가 많이 사용된다. 이러한 방법들은 기존에 획득한 high-resolution (HR) 컬러 영상을 통해, 깊이맵 영상이나 super-resolution (SR) 영상의 화질 개선을 목적으로 한다. 이 방법은 깊이 영상의 해상도 확대에 의해 발생하는 빈 공간을 채울 때, 색상 영상의 정보의 분포 특성을 기반으로 하여 깊이 값을 채우게 된다. 업샘플링 된 깊이 영상들에 색상 영상의 특성이 나타나거나 주변의 깊이 값들을 혼합하기 때문에 경계가 흐려지는 현상이 발생하기도 한다. Yang et al.[6]은 양방향 필터를 반복적으로 사용하여 깊이 영상의 화질을 개선시키는 방법을 사용했다. 하지만 컬러 영상과 빛에 의한 왜곡에 의해 경계 주변에 잘못된 정보가 전달되는 결과를 얻게 된다.

필터 기반 방법과는 다르게 Diebel과 Thrun은 SR 깊이 영상을 얻기 위해 마르코브 랜덤 필드를 이용한 최적화 기법을 이용했다[7]. 마르코브 랜덤 필드 기반의 방법은 색상 영상과 깊이 정보가 포함된 확률 모델을 이용하여 빈 공간에 해당하는 깊이 값을 위한 에너지 함수를 모델링한다. 에너지 함수에서 계산된 가장 작은 비용 값이 해당 화소의 깊이 값으로 할당된다[8]. 에너지 함수를 최적화하기 위해서는 두 가지 방법이 주로 사용된다. 그래프 절단(graph cut) 방법이나 신뢰도 확산(belief propagation) 방법이 주된 최적화 방법이다. 그러나 MRF 기반 방법 또한 주변 잡음이 이웃한 화소 값에 전달되어 결과값에 영향을 미치는 문제를 가지게 된다. 따라서 본 논문에서는 컬러 경계에 따라 서로 다른 가중치를 사용하는 방법을 통해 저해상도 깊이 영상을 업샘플링 하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법에서는 고해상도의 색상 영상과 저해상도 깊이 영상을 이용한다. 우선 색상 영상에서의 화소 값 차이를 일정 문턱값을 기준으로 서로 다른 가중치 값을 갖도록 하고, 주변 화소와의 완만함 정도를 분석한다. 이러한 2가지 요소들의 정보에 기반하여 MRF 모델의 평활화(smoothness) 항을 새롭게 제안한다.

## 2. 저해상도 깊이영상 업샘플링

### 2.1 Markov Random Field 모델과 에너지 함수 최적화 방법

그림 1에 나타난 것 같이, MRF를 이용한 저해상도 깊이 영상의 업샘플링 문제를 해결하기 위한 구조는 다음과 같다.

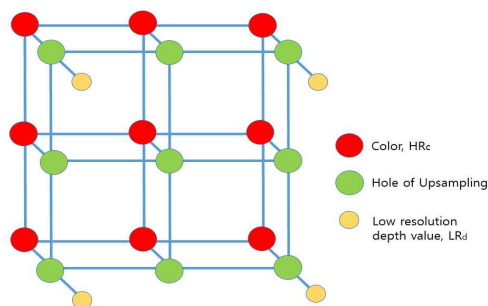


그림1. MRF를 이용한 깊이맵 업샘플링

MRF를 수행하기 위한 입력 정보는 다음 두 가지로 구성된다. 첫째로 고해상도의 컬러 영상 HRc와, 저해상도의 깊이 영상 LRd를 입력 받게 된다. 즉 고해상도 컬러 영상 HRc을 y라 하고, 저해상도 깊이 영상으로부터 색상 영상의 위치로 투영된 값을 의미하는 LRd는 z라고 한다. 이때, 현재 화소 값 i에서 자료항(data term)과 평활화항(smoothness term)의 합으로 구성된 깊이 영상의 업샘플링을 위한 MRF 에너지 함수 E를 정의할 수 있다[7]. 먼저 자료항의 경우는 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\psi = \sum_{i \in L} k(y_i - z_i)^2 \quad (1)$$

식 (1)에서 L은 깊이 값이 측정 가능한 화소의 인덱스 값을 나타내며, k 값은 자료항의 크기를 조절하는 상수값을 의미한다. 자료항은 고해상도 컬러 영상 값 y와 저해상도 깊이 영상으로부터 업샘플링 된 z 값과의 2차 거리 측정값으로 계산할 수 있다.

평활화항의 경우 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\Phi = \sum_i \sum_{j \in N(i)} w_{ij} (y_i - y_j)^2 \quad (2)$$

식 (2)에서 N(i)는 현재 화소 i 값과 인접한 노드 값들을 나타내며, 자료항의 식과 마찬가지로 2차 거리 측정값으로 계산할 수 있다. 화소 값 i와 j의 관계에 의해 정의되는 평활화 항의 가중치 w<sub>ij</sub>는 평활화 항의 값을 조절하는 중요한 값이다.

자료항과 평활화 항의 합을 통해 업샘플링을 위한 전체 에너지 함수 E를 식 (3)과 같이 정의할 수 있다.

$$E = \sum_{i \in L} k(y_i - z_i)^2 + \sum_i \sum_{j \in N(i)} w_{ij} (y_i - y_j)^2 \quad (3)$$

자료항에서는 저해상도 깊이 영상 값이 투영되어 존재하는 위치에서만 후보 값들과 비교를 통해 비용 값이 계산되며, 평활화 항에서는 현재 화소와 주변 화소들과의 관계 값을 계산하여 전체적인 에너지 함수 값을 얻을 수 있게 된다. 이와 같이 구성된 에너지 함수 값 으로부터 각 화소에서 깊이 값들의 후보군들에 대한 비용 계산이 신뢰 확산이나 그래프 절단과 같은 최적화 방법을 통해 이루어진다. 본 논문에서는 에너지 함수 최적화를 위해 신뢰 확산 기법을 사용한다.

신뢰 확산 알고리즘은 현재 픽셀과 주변 픽셀의 연속성을 업데이트하기 위해 이웃 픽셀의 정보를 통합하고 전역 에너지의 최소화에도 달하기 위해 연속성을 반복적으로 업데이트 하여 최적화를 수행하는 방법이다[8]. 신뢰 확산 알고리즘은 식 (3)의 에너지 함수를 최소화하는 라벨 값을 구하기 위해 주변 픽셀들 간의 연속성을 고려한 메시지를 구성하여 전달하고 업데이트를 반복함으로써 라벨 값들에 대한 신뢰도를 향상시킨다. 메시지는 주어진 라벨의 인접 4방향 픽셀에 대해 구성되며 최대 Disparity 값에 의해 주어지는 차원의 벡터이다. m<sub>p→q</sub><sup>t</sup>는 픽셀 p에서 이웃하는 픽셀 q로 t 번 반복해서 보내는 메시지를 의미한다. 각 메시지의 초기값 m<sub>p→q</sub><sup>0</sup>은 0으로 초기화되며 각 반

복에서 계산되는 메시지는 식 (4)와 같다.

$$m_{p \rightarrow q}^t(f_q) = \min \left[ (k(y_i - z_i) + w_{ij}(y_i - y_j)^2) + \sum_{s \in N(p)|q} m_{p \rightarrow s}^{t-1}(f_p) \right] \quad (4)$$

식 (4)에서  $N(p)|q$ 는  $q$ 를 제외한  $p$ 의 이웃 픽셀을 나타낸다. 이러한 메시지 전달을 통한 업데이트는 그림 2와 같이 실행된다.

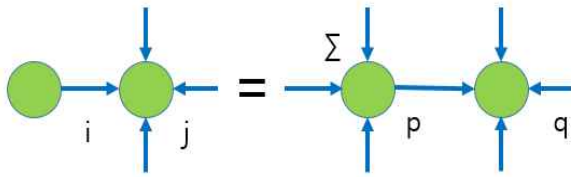


그림2. 메시지 업데이트 과정

$t-1$  번째에서  $q$ 를 제외한 현재 화소 주변의 화소들로부터 값을 전달받은 뒤  $t$  번째에 다음 화소인  $q$ 로 메시지를 전달해주게 된다. 이전 메시지  $p$ 를 바탕으로 하여 다음 메시지  $q$ 에 관한 값을 준비하여 다음 화소 값에 전달해주는 방법을 반복적으로 수행하게 된다.

## 2.2 컬러 영상의 색상차를 이용한 깊이 영상 업샘플링

본 절에서는 MRF 에너지 함수의 평활화 항을 모델링 하기 전, 컬러 영상과 깊이 영상 간의 불연속성 문제를 해결하는 방법을 제시한다. 저해상도 깊이 영상을 업샘플링 할 경우 고해상도 컬러 영상을 기반으로 하여 업샘플링을 수행하게 되는데, 컬러 영상에서는 동일한 깊이 값을 갖지만 색상 차이에 의해 서로 다른 깊이 값을 갖는 것으로 판단하는 경우가 발생한다. 이러한 현상을 그림 3에서 확인할 수 있다.

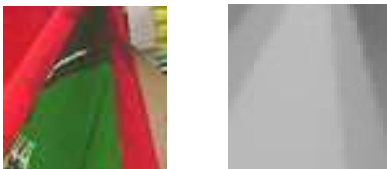


그림3. 색상차에 의한 잘못된 깊이 정보

이러한 업샘플링 오류는 주로 컬러 영상의 경계부분이나 색상 차이가 모호한 부분에서 종종 발생하게 되는데 위와 같은 문제를 해결하기 위해 새로운 업샘플링 방법을 제안한다.

MRF 에너지 함수의 평활화 항의 영향력은 가중치  $w_{ij}$ 에 의해 결정되는데, 일반적으로 깊이 값의 변화가 작은 평탄한 영역에서는 그 영향력을 크게 하고, 깊이 불연속 구간과 같이 깊이 값의 변화 차이가 큰 영역에서는 적은 영향력을 가지도록 설계해야 한다. 깊이 값의 차이가 큰 영역에서 에너지 함수가 큰 값을 갖게 되면 해당 영역은 깊이 값의

차이가 없는 것으로 판단하여 정확한 깊이 값을 획득할 수 없는 문제가 발생하기 때문이다. 따라서 제안하는 방법에서는 식 (5)와 같이 가중치를 색상 불일치 정보에 기반을 둔  $w_{ij}$ 로 정의하고 각 가중치는 다음과 같이 계산한다.

$$w_{i,j} = \begin{cases} \exp(-\frac{\Delta C_{i,j}}{\gamma}) & , Edge = 1 \\ \alpha_p \exp(-\frac{\Delta C_{i,j}}{\gamma}) + (1-\alpha_p) \exp(-\frac{C_{diff}}{\gamma}) & , Edge = 2 \end{cases} \quad (5)$$

$\gamma$  값은 상수이고  $\Delta C_{ij}$  값은 RGB 채널에서 현재 화소와 인접 화소 간의 최대 색상차이 값을 나타낸다.

다음으로, 색상 불일치 정보를 고려한 가중치를 업샘플링에 이용할 수 있다. 색상 영상에서 깊이의 정보의 불연속 영역을 찾기 위해서는 먼저 식 (6)과 같이 색상 영상의 최대, 최소값을 계산한다. 식 (6)에서 영역  $W(center)$ 는 중심 화소  $C$ 를 기준으로 일정 크기의 정사각 영역을 설정한 것이다.

$$C_{diff} = \max_{C \in W(center)} (C) - \min_{C \in W(center)} (C) \quad (6)$$

계산된 영상의 최대, 최소 값들의 차이를 비교하여 그 차이가 주어진 문턱값 보다 작은 경우에는 식 (7)에 나타난 바와 같이 Edge값이 1을 갖게 되고, 반대로 차이 값이 문턱값보다 큰 경우에는 Edge값으로 2를 갖는다.

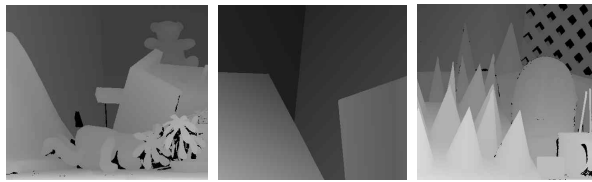
$$C_{Edge} = \begin{cases} 1, & C_{diff} \leq th \\ 2, & C_{diff} > th \end{cases} \quad (7)$$

$th$ 는 색상 불일치 영역을 허용하는 문턱값으로 사용된다.

지금까지 정의된 식들을 바탕으로 식 (5)의 Edge 값을 고려해보면, Edge 값이 1일 때는 깊이 영상의 불일치성이 존재함을 확인할 수 있다. Edge가 1일 때 갖는 가중치 값은 최대 색상차이 값과 연관되어 음의 값을 갖기 때문에 최종적으로는 MRF 에너지 함수  $E$  값이 적은 값을 갖게 된다. 에너지 함수가 적은 값을 갖게 되는 경우에는 깊이 값의 차이가 있는 것으로 판단하기 때문에 해당 영역에서 불일치성을 인지할 수 있게 된다.

## 3. 실험 결과 및 분석

실험을 위해 Middlebury 웹사이트에서 제공하는 테스트 영상 Teddy, Venus, Cones를 사용했다. 그림 4는 각각의 테스트 영상에 대해 색상 영상과 동일한 해상도의 원본 깊이 영상(ground truth)를 나타낸다.



(a) Teddy (b) Venus (c) Cones

그림 4. 테스트영상의 컬러 및 깊이 영상

제안한 방법의 업샘플링 실험을 위해 깊이 영상의 원본 해상도에 대하여 각각의 영상을 4배, 8배로 다운샘플링을 수행했다. 다운샘플링 방법은 bicubic 알고리즘을 이용하여 다운샘플링 된 영상을 만들어냈다. 그리고 다운샘플링 된 영상에 대해 컬러 영상의 해상도로 업샘플링을 수행한 결과를 표 1에 나타내었다. 업샘플링에 사용된 파라미터 값으로  $th$ 는 10,  $\gamma$ 는 15를 사용하였다.

표 1. 실험 결과 비교

Image	Scale	error rate (%)			
		Bicubic	MRF	JBU	Proposed
Teddy	×4	17.32	10.15	8.06	9.12
	×8	28.92	14.24	13.61	13.18
Venus	×4	4.87	0.97	2.03	1.27
	×8	9.10	1.95	2.64	2.04
Cones	×4	22.35	8.97	7.75	6.91
	×8	37.24	13.05	11.18	10.84

저해상도 깊이 영상의 업샘플링 성능을 판단하기 위해 bad pixel 비율을 이용하여 결과를 나타냈다. bad pixel 비율은 획득한 깊이 영상의 업샘플링 영상과 깊이 영상의 원본 영상과의 각각의 화소 값을 비교했을 때 각 화소 값의 차이가 1 이상 차이가 나는 것을 수치로 나타낸 것이다. 표 1 은 업샘플링 된 깊이 영상과 원본 깊이 영상(ground truth)과의 각 화소를 비교했을 때의 차이를 나타낸다.

그림 5에서는 제안한 방법을 사용하여 업샘플링 된 실험 결과를 보여준다. 제안한 방법은 다른 업샘플링 방법에 비해 우수한 성능을 나타내었다. 경계부분에서 오류 값이 전달되지 않고 정확한 깊이 정보를 얻어내는 것을 확인할 수 있다.



(a)원본영상 (b)Bicubic (c)MRF



(d)JBU (e)Proposed

그림 5. 실험 결과 비교

#### 4. 결론

TOF 카메라를 사용하여 사물의 깊이 정보를 획득할 경우 정확한 깊이 정보를 얻을 수 있지만 컬러 영상보다 적은 해상도를 갖는 문제가 존재한다. 본 논문에서는 마르코브 랜덤 필드의 에너지 모델을 설계하여, 컬러 영상에서 경계 불일치 부분의 깊이 정보를 이용한 깊이맵 업샘플링 방법을 제안했다. 원본 컬러 영상에서의 최대, 최소 값들의 차를 비교하여 색상 변화가 큰 경우에는 작은 값의 에너지 함수를 갖고, 반대로 색상 변화가 작은 경우에는 큰 값의 에너지 함수를 갖도록 MRF 평활화 항의 가중치 값을 모델링 한다. 마지막으로 신뢰 확산 방법을 이용해 MRF 에너지 함수의 최적화를 실행한다. 그 결과 업샘플링 된 깊이 영상의 정확성이 기존의 필터나 업샘플링 방법들 보다 우수한 성능을 나타낸 것을 확인할 수 있었다.

#### 감사의 글

이 논문은 2013년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NO. 2013-067321)

#### 참고 문헌

- [1] C. Fehn, R. Barre, and S. Pastoor, "Interactive 3DTV -concepts and key technologies," Proc. IEEE, vol. 94, no. 3, pp. 524-538, Mar. 2006.
- [2] A. Smolic and P. Kauff, "Interactive 3-D video representation and coding technologies," Proc. IEEE, vol. 93, no. 1, pp. 99-110, Jan. 2005.
- [3] S. Gokturk, H. Yalcin, and C. Bamji, "A Time-Of-Flight Depth Sensor - System Description, Issues and Solutions," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, pp. 35-35, 2004.
- [4] Y. S. Kang and Y. S. Ho, "Generation of high-resolution disparity map using multiple cameras and low-resolution depth camera," Proc. KICS 2012 Fall Conf., pp. 287-288, Seoul, Korea, Nov. 2012.
- [5] J. Kopf, M. Cohen, D. Lischinski, and M. Uyttendaele, "Joint bilateral up-sampling," ACM Trans. Graphics, vol. 26, no. 3, pp. 1-5, Aug. 2007.
- [6] Q. Yang, R. Yang, J. Davis, and D. Nister, "Spatial-depth super resolution for range images," IEEE CVPR, pp. 1 - 8, June 2007.
- [7] J. Diebel and S. Thrun, "An application of Markov random fields to range sensing," MIT Press NIPS, pp. 291 - 298, 2005.
- [8] S. Guan and R. Klette. "Belief-propagation on edge images for stereo analysis of image sequences," CITR-TR-208, Computer Science, The University of Auckland, Auckland, 2007.