

---

## 3차원 물체 모델링을 위한 연속된 스테레오 이미지 상에서의 전경 영역 분리 및 추적

### Foreground segmentation and tracking from sequential stereo images for 3D object modeling

한인규, Inkyu Han\*, 김형년, Hyoungnyoun Kim\*\*, 김경구, Kyungkoo Kim\*\*\*,  
박지형, Ji-Hyung Park\*\*\*\*

---

**요약** 물체를 3차원으로 모델링 하는 데 있어서 기존의 연구들은 주로 모델링할 물체 외에 다른 방해 요소가 없는 제한된 환경에서 작업을 수행하였다. 이러한 환경 제약이 없는 일상적인 생활환경에서 물체를 모델링하기 위해서는 관심영역 외의 주변 물체들이 복잡하게 섞여있고 빈번하게 변하는 상황을 고려해야 한다. 본 논문에서는 스테레오 비전 카메라를 이용하여 동적인 환경에서 대상 물체가 포함된 전경 영역을 배경으로부터 분리하고 지속적으로 추적하는 방법을 제안한다. 스테레오 영상으로부터 획득된 거리 정보를 이용하여 색상 정보를 이용할 때보다 환경변화에 강인하게 전경 영역을 분리할 수 있다. 또한 시간적으로 연속된 두 영상에 나타나는 전경 영역은 위치나 상태에 따른 변화가 크지 않으므로 관심영역의 상대적인 거리 분포를 비교하여 추적할 수 있다. 다양한 조건의 동적인 환경에서 전경 영역을 분리 및 추적하는 실험을 통해 본 논문에서 제안하는 방법의 성능을 평가한다. 이를 통해 분리 및 추적된 전경 영역으로부터 물체 영역을 추출하여 3차원 물체 모델링이 가능함을 보인다.

**Abstract** The previous researches of 3D object modeling have been performed in a limited environment where a target object only exists. However, in order to model an object in the real environment, we need to consider a dynamic environment, which has various objects and a frequently changing background. Therefore, this paper presents a segmentation and tracking method for a foreground which includes a target object in the dynamic environment. By using depth information than color information, the foreground region can be segmented and tracked more robustly. In addition, the foreground region can be tracked on the sequential images by referring depth distributions of the foreground region because both the position and the status in the consecutive images of the foreground region are almost unchanged. Experimental results show that our proposed method can robustly segment and track the foreground region in various conditions of the real environment. Moreover, as an application of the proposed method, it is presented a method for modeling an object extracting the object regions from the foreground region that is segmented and tracked.

**핵심어:** *Bi-layer segmentation, Foreground region tracking, 3D object modeling, Sequential stereo image*

---

본 논문은 2009년 한국과학기술연구원 성장동력기술개발사업 지원에 의하여 연구되었음.

\*주저자 : 한국과학기술연구원 지능인터랙션연구센터, 과학기술연합대학원대학교 석사과정 e-mail: ikhan@kist.re.kr

\*\*공동저자 : 한국과학기술연구원 지능인터랙션연구센터, 과학기술연합대학원대학교 박사과정 e-mail: nyoun@kist.re.kr

\*\*\*공동저자 : 한국과학기술연구원 지능인터랙션연구센터, 과학기술연합대학원대학교 석사과정 e-mail: kkkim@kist.re.kr

\*\*\*\*교신저자 : 한국과학기술연구원 지능인터랙션연구센터 책임 연구원, 과학기술연합대학원대학교 교수 e-mail: jhpark@kist.re.kr

■ 접수일 : 2010년 6월 30일 / 심사일 : 2010년 7월 21일 / 게재확정일 : 2011년 4월 5일

## 1. 서론

물체의 3차원 모델링은 물체 인식, 물체의 자세 추정 등 컴퓨터 비전의 기반 기술과 결합되어 여러 분야에 활용되는 중요한 과정이다. 물체의 모델은 사전에 미리 주어질 수도 있지만, 만약 미지의 물체를 대상으로 작업을 수행해야 한다면 실시간으로 물체의 모델을 생성할 필요가 있다. 3차원 물체 모델 복원에 관한 연구들은 활발히 진행되어 왔다 [1-2]. 대표적으로 물체와의 거리 측정이 가능한 레이저 스캐너나 스테레오 비전 카메라 등의 장비를 이용하여 여러 시점에서 물체를 촬영하면서 3차원 이미지들을 얻어 정합하는 방법들이 적용되었다. 하지만 기존의 연구들은 주로 모델링 할 물체 이외에 다른 방해 요소가 없는 제한된 환경에서 모델링 과정을 수행하였다. 즉, 모델링할 물체 외에 배경이나 노이즈를 쉽게 제거할 수 있도록 미리 환경을 설정하였다. 그러나 이러한 환경 제약이 없는 일상적인 생활환경에서 물체를 모델링하기 위해서는 여러 물체들이 복잡하게 섞여있고 빈번하게 변하는 상황을 고려해야 한다. 따라서 본 논문에서는 동적인 환경에서 대상 물체 영역이 포함된 전경 영역을 그 외의 영역으로부터 분리하고 지속적으로 추적할 수 있는 방법을 제안한다.

실제 생활환경에서 전경 영역을 분리 및 추적할 때 방해가 되는 요소는 크게 세 가지 경우를 들 수 있다. 대상 영역을 다른 물체가 부분적으로 가리는 경우, 배경 영역에서 다른 물체의 움직임이 있는 경우, 그리고 조명이 변하는 경우이다. 기존의 방법들에 주로 사용된 색상 정보는 조명 변화에 민감하며, 겹쳐진 두 영역의 색상이 비슷하다면 색상 정보만을 이용하여 두 영역을 구분하기가 힘들다. 본 논문에서는 스테레오 비전 카메라로부터 얻을 수 있는 기하학적인 거리(depth) 정보를 연속적으로 입력받아 전경 영역을 분리 및 추적하는 방법을 제안한다. 동일한 영역 내에서는 물체의 거리 값이 연속적으로 변하지만, 서로 다른 영역 사이에서는 거리 값이 연속적이지 않다. 이러한 거리 불연속성을 이용하여 레이블링(Labeling) 과정을 수행하면 각 영역을 구분할 수 있다. 또한, 연속적으로 입력되는 영상에서 인접한 두 영상에 놓여있는 동일한 영역은 위치나 상태의 변화가 크지 않으므로 거리 분포를 비교하여 해당 영역을 추적해 나갈 수 있다. 본 논문에서는 연속된 프레임간의 관심영역의 거리 분포를 비교하는 방법을 통해 카메라의 시점 변화 및 배경의 변화에 강인한 추적 방법을 제안한다.

본 논문에서 제안하는 전경 영역 분리 및 추적 방법의 성능을 평가하기 위하여 앞에서 언급한 세 가지 동적 환경에 대한 실험을 진행하였다. 또한, 기존의 영역 추적에 적용된 색상 기반의 특징점 매칭 방법, 거리 영상에 대한 추적 방법과의 비교를 수행하였다. 실험 결과 본 논문에서 제안하는 방법이 기존의 방법에 비해 환경변화에 강건하며, 연산시간에 있어서도 좋은 성능을 보임을 확인하였다. 추가적으로 제안한 방법을 통해 분리 및 추적된 전경 영역으로부터 물체 영역을 추출하여 물체를 3차원으로 모델링이 가능함을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 전경 영역 분리 및 추적에 관련된 기존 연구들을 살펴보고, 제안하는 전경 영역 분리 및 추적 방법에 대해 3장에서 설명한다. 4 장에서는 실험을 통하여 환경 조건에 따른 제안하는 방법의 성능을 평가한다. 그리고, 5장에서는 분리 및 추적된 전경 영역으로부터 물체 영역을 추출하여 물체를 3차원으로 모델링하는 방법에 대해 설명한다. 마지막으로 6장에서 결론과 향후 연구에 대해 기술한다.

## 2. 관련 연구

임의의 영역을 배경 영역으로부터 분리하기 위한 초기의 연구들은 사용자의 입력을 필요로 하였다. Intelligent Scissors [3]는 2차원 영상에서 분리하고자 하는 영역의 외곽선 위의 한 픽셀을 사용자로부터 입력 받아 해당 픽셀을 시작으로 영역의 외곽선을 따라 이동하면서 닫힌 경로를 찾는 방법으로 영역을 분리하였다. 하지만 이 방법은 그레이 영상의 외곽선 정보만을 이용하기 때문에 노이즈에 민감하였다. Graph Cuts [4]는 입력 영상을 그래프(graph)로 표현하여 영역을 분리하는 문제를 해결하였다. 각 픽셀을 정점(vertex)으로 놓고, 모든 인접한 픽셀들을 간선(edge)으로 연결한 후, 두 인접한 픽셀 값의 차를 이용하여 간선의 가중치(weight)를 구하였다. 이렇게 구성된 그래프 상에서 가중치 값이 작은 간선들을 제거하는 방법으로 영역을 분리하였다. 이 방법은 컬러 영상에도 적용이 가능하지만 비슷한 색상을 기준으로 영역이 분리되기 때문에 관심 영역을 분리해 내기 위해서는 영역 내의 모든 색상이 포함될 수 있도록 사용자가 대략적인 영역을 지정해야 했다. Grabcut [5]는 Graph Cuts 방법을 사용하였지만 사용자가 관심 영역의 외곽상자만을 지정하는 방식으로 Graph Cuts에 비해 사용자의 입력을 단순화 하였다. 이후에 Kolmogorov, et. al [6]은 스테레오 영상으로부터 색상 정보와 함께 거리 정보를 같이 이용하여 사용자의 입력 없이 전경 영역을 배경 영역으로부터 분리하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 좋은 성능을 보여주었지만 복잡한 계산 과정으로 인해 연산 시간이 많이 소요되었다.

분리된 영역을 추적하기 위한 대표적인 방법으로 Mean Shift [7] 알고리즘을 기반으로 하는 CAMShift [8]를 들 수 있다. Mean Shift는 확률 분포 맵 상에서 지역 정점을 찾는 알고리즘인데, CAMShift는 입력 영상에서 추적할 영역에 대한 색상 히스토그램을 작성하고 각 히스토그램 값을 입력 영상에 역 투영(back-projection)하는 방법으로 확률 분포 맵을 생성하였다. 하지만 이 방법은 추적할 영역 내의 특정 색상이 두드러질 때만 좋은 성능을 보장할 수 있기 때문에 여러 색상이 복잡하게 섞여있는 영역의 추적에는 적용하기 힘들다. Perez, et. al [9]는 파티클 필터(Particle Filter)를 이용하여 여러 가지 색상 분포를 확률적으로 추적하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 추적하는 영역이 다른 영역에 의해 가려졌을 경우에도 좋은 성능을 보여 주었으나 카메라의 시점 변화에 따라 관심영역이 달라질

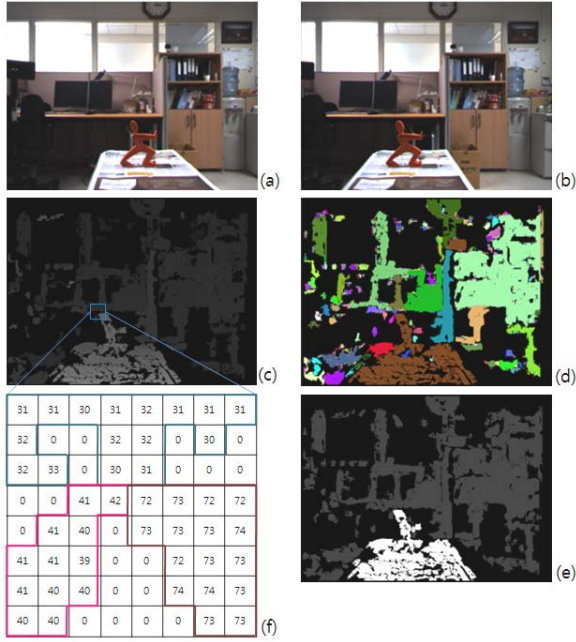


그림 1. 전경 영역 분리 과정. (a), (b) 좌, 우 스테레오 영상. (c) 스테레오 영상으로부터 획득된 거리 영상. (d) 거리 영상에 대한 레이블링 결과. (e) 최종 전경 영역. (f) 거리 영상(c)에서 파란색 사각형 영역 부분의 실제 픽셀 값.

경우에 발생할 수 있는 색상 분포의 변화에는 효과적으로 대응하지 못하는 제약이 있다.

3차원 물체 모델링을 위해서는 카메라의 시점변화 및 배경 변화에 강인한 추적 방법이 적용되어야 하기 때문에, 본 논문에서는 기존 연구들에서 사용된 색상 정보가 아닌 스테레오 영상으로부터 구할 수 있는 거리 정보를 이용하여 물체 복원을 위한 전경 영역 분리 및 추적 방법을 제안한다.

### 3. 전경 영역 분리 및 추적

본 논문에서 제안하는 전경 영역 분리 및 추적 방법은 연속적으로 입력되는 스테레오 영상의 거리 정보를 이용한다. 우선 첫 번째 영상에서 전경 영역을 분리한 후, 이후의 영상에서 분리된 영역을 추적하게 된다. 연속적으로 입력되는 영상에서 카메라의 시점이 변하거나 영역의 위치나 상태가 변할 수 있다. 영역을 추적하는 단계는 이러한 대상 영역의 상태 변화 속에서 해당 영역을 지속적으로 찾아내기 위한 것으로, 바로 이전 영상에서 분리나 추적을 통해 얻은 전경 영역을 입력 값으로 하여 현재 영상에서 해당 영역을 다시 찾아내는 과정이다.

#### 3.1 전경 영역 분리

전경 영역을 분리하는 과정은 그림 1과 같다. 우선 스테레오 영상으로부터 구한 거리 영상에서 영역들 사이의 거리 불연속성을 이용한 레이블링(labeling) 기법을 적용한다(그림 1.(d)). 거리 영상의 각 픽셀은 밝을수록 카메라로부터 가까운 곳, 어두울수록 카메라로부터 먼 곳을 나타내는데, 영역들 사이의 거

리 불연속성은 동일한 영역 내에서는 값이 부드럽게 변하지만 서로 다른 영역 사이에서는 값이 급격하게 바뀌게 되어 그림 1.(f)처럼 레이블들을 나눌 수 있다. 그러나 거리 영상에서 레이블링을 수행할 때, 물체 내부에 텍스처가 없는 부분에서는 거리 값을 구할 수 없기 때문에 동일한 영역이 여러 레이블로 나뉘는 경우가 발생할 수 있다. 따라서 레이블링 후, 주변 레이블들과의 거리 값을 비교하여 비슷한 거리 값을 가지는 레이블들을 하나의 레이블로 통합하는 과정이 필요하다. 마지막으로, 거리상 카메라에 가까운 쪽에 있는 레이블을 휴리스틱하게 선택하는 것으로 전경 영역을 분리하는 과정이 마무리 된다.

#### 3.2 전경 영역 추적

연속적으로 입력되는 영상에서 인접한 두 영상에 놓여있는 동일한 영역은 위치나 상태의 변화가 크지 않으므로 인접한 두 거리 영상 사이에서 해당 영역의 거리 분포는 비슷하다고 가정한다. 이에 따라 바로 이전 영상의 대상 영역의 거리 분포를 현재 영상의 여러 영역들의 거리 분포와 비교하여 가장 비슷한 분포를 보이는 영역을 선택하면 현재 영상에서 대상 영역을 찾을 수 있다.

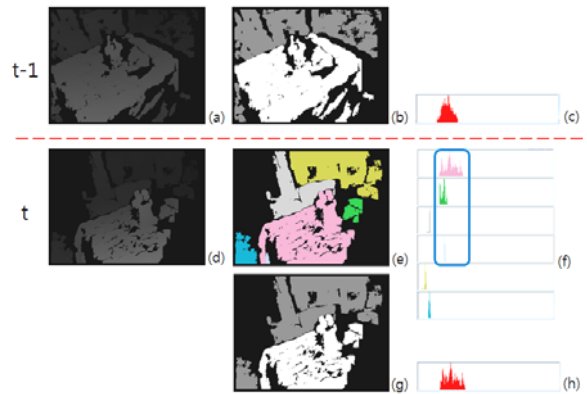


그림 2. 전경 영역 추적 과정. (a)  $t-1$  시점의 거리 영상. (b)  $t-1$  시점의 전경 영역. (c) 전경 영역에 대한 거리 히스토그램. (d) 추적하고자 하는  $t$  시점의 거리 영상. (e)  $t$  시점의 거리 영상에 대한 레이블링 결과. (f) 같은 색상끼리 대응된 각 레이블들의 거리 히스토그램. (g)  $t$  시점에서의 전경 영역 추적 결과. (h) 추적된 전경 영역에 대한 거리 히스토그램.

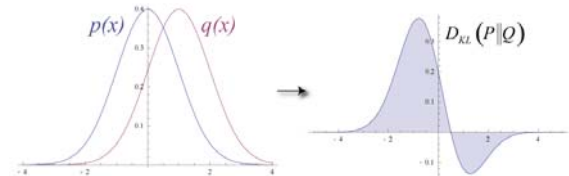


그림 3. KLD (Kullback-Leibler Divergence)를 이용한 분포의 유사도 측정 [13].

그림 2는 전경 영역을 추적하는 전체적인 과정을 설명하고 있다.  $t-1$  시점의 거리 영상에 대한 전경 영역을 알고 있을 때,  $t$  시점에서의 거리 영상에 대한 전경 영역을 구하는 것을 목적

으로 한다. 이를 위하여 우선  $t-1$  시점의 전경 영역에 대한 거리 히스토그램을 그림 2.(c)와 같이 구한다. 거리 히스토그램은 일반적인 히스토그램 계산 방법을 거리 영상에 적용한 것이다. 그 후,  $t$  시점에서의 거리 영상을 전경영역 분리 과정에서 사용 하였던 레이블링 방법을 이용하여 여러 레이블로 구분하고, 각 레이블 영역에 대한 히스토그램 을 계산한다. 대응되는 각 레이블과 히스토그램은 그림 2.(e), (f)와 같이 표시하였다. 다음 과정은 히스토그램 조합들 중에서 이전 영상에서의 전경 영역 히스토그램과 가장 유사한 조합을 찾는 것이다. 선택된 히스토그램 조합에 포함된 레이블들을 결합하면,  $t$  시점에서의 전경 영역을 추출할 수 있다.

히스토그램의 유사도 비교에는 두 확률 분포 함수 간의 상대적 엔트로피를 계산하는 방법인 KLD(Kullback-Leibler Divergence) [10]가 사용된다. 그림 3에서  $p(x)$ 와  $q(x)$ 는 임의의 두 확률 분포 함수를 나타내고, 이들 두 함수 간에 계산된 KLD 값인  $D_{KL}(P||Q)$ 는 그림 3의 오른쪽에 음영처리 된 부분의 면적에 해당한다. 이 값이 작을수록 두 함수는 비슷하다고 볼 수 있다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$D_{KL}(P||Q) = \sum_i P(i) \log \frac{P(i)}{Q(i)} \quad (1)$$

위의 수식에서 주의 할 점은 그림 3에서의  $p(x)$ 와  $q(x)$ 는 연속 확률 분포에 대한 함수를 나타내는데, 이를 이산 확률 분포 함수로 표현하기 위하여  $P(i)$ ,  $Q(i)$ 를 대신 사용하였다. 앞에서 설명한 거리 히스토그램 비교에 KLD 기법을 적용하기 위해서는 수식 (2)와 같이 거리 히스토그램을 이산 확률 분포 함수로 표현해야한다.

$$P(i) = \frac{C(i)}{M \times N}, (i = 0 \dots 255) \quad (2)$$

여기서  $M$ 과  $N$ 은 각각 입력된 거리 영상의 가로, 세로 크기를 나타내고,  $C(i)$ 는 입력 영상의 주어진 임의의 영역에서  $i$ 의 값을 가지는 픽셀의 개수를 나타낸다.  $i$ 는 픽셀 값의 범위로 보통 0에서 255 사이의 값을 갖는다. 이제 위의 두 수식 (1), (2)를 이용하여 이전 영상의 전경 영역에 대한 분포와 가장 비슷한 현재 영상에서의 레이블 조합을 수식 (3)과같이 구할 수 있다.

**입력:** 현재 영상의 레이블 집합  $L = \{L_1 \dots L_n\}$ ,  
이전 영상의 전경 영역에 대한 거리 분포  $P_p$   
**출력:**  $L$ 의 요소들 중  $P^*$ 를 만족하는 레이블 조합  $I$ ,  
현재 영상의 전경 영역에 대한 거리 분포  $P_{cur}$   
 $P = L$ 의 각 레이블에 대한 거리 분포의 집합;  
 $index = \underset{i}{\operatorname{argmin}} KLD(P_p, P_i)$ ;  
 $P_{cur} = P_{index}$ ;

```

I = {index};
while forever do
  index = argmini KLD(Pp, Pcur + Pi), (Pi ∈ P & i ∉ I);
  if KLD(Pp, Pcur + Pindex) < KLD(Pp, Pcur) then
    I = {I, index};
    Pcur += Pindex;
  else then
    return I, Pcur;
  end
end

```

알고리즘 1. 수식 (3)의  $P^*$ 를 만족하는 레이블 조합을 찾기 위한 의사 코드(Pseudo-code)

$$P^* = \underset{P_x}{\operatorname{argmin}} D_{KL}(P_x || P_p) \quad (3)$$

여기서  $P_p$ 는 이전 영상의 전경 영역에 대한 확률 분포 함수를 나타내고,  $P_x$ 는 레이블들의 임의의 조합에 대한 확률 분포 함수를 의미한다. 현재 영상에 대한  $P^*$ 를 만족하는 레이블들의 조합을 찾는 방법을 알고리즘 1에 나타내었다.

#### 4. 실험

본 논문에서 제안하는 전경 영역 분리 및 추적 방법이 실제 환경의 다양한 변화 속에서 강건하게 수행됨을 보이기 위하여 세 가지 조건, 즉, 조명이 변하는 경우, 배경 영역에서 다른 물체가 움직이는 경우, 그리고 전경 영역을 다른 물체가 부분적으로 가리는 경우에 대해 실험을 수행하였다. 실험 데이터는 카메라의 시점을 자유롭게 움직일 수 있도록 한 상태에서 세 가지 조건에 대한 비디오 영상을 획득하였다. 획득된 각각의 영상에서 전경 영역 분리 및 추적 과정을 수행한 후, 그 결과를 참값(Ground Truth)과 비교하였다. 또한 전경 영역 분리에 사용된 레이블링만을 사용한 방법, KLT(Kanade-Lukas Tomasi)를 이용한 색상 기반의 특징점 매칭 방법 [11, 12], CAMshift를 거리 영상에 적용한 추적 방법 [8]과 비교하였다. 첫 번째 거리 이미지에서 전경 영역을 분리한 후, 분리된 전경 영역을 제안하는 영역 추적 방법과 함께, 위에서 언급한 기존의 두 방법으로 추적 과정을 수행하였다. 전경 영역 분리 및 추적의 성능을 비교, 측정하기 위해 사용되는 전경 영역의 참값은 입력된 각각의 거리 영상에 레이블링 기법만을 적용한 후, 수동으로 대상 전경 영역의 레이블들을 선택하여 구하였다. 실험에 사용된 스테레오 영상과 그에 따른 거리 영상은 Bumblebee 카메라를 이용하여 얻었으며,  $320 \times 240$ 의 해상도를 사용하였다. 그림 4, 5, 6은 위에서 언급한 세 가지 조건하에서의 실험 결과들을 보여준다. 각각의 실험에서 전체 비디오 영상은 순서대로 309, 349, 485개의 프레임으로 이루어져 있다. 그림 4는 대상 물체를 다른 물체가 부분적으로 가리는 경우에 대한 실험 결과

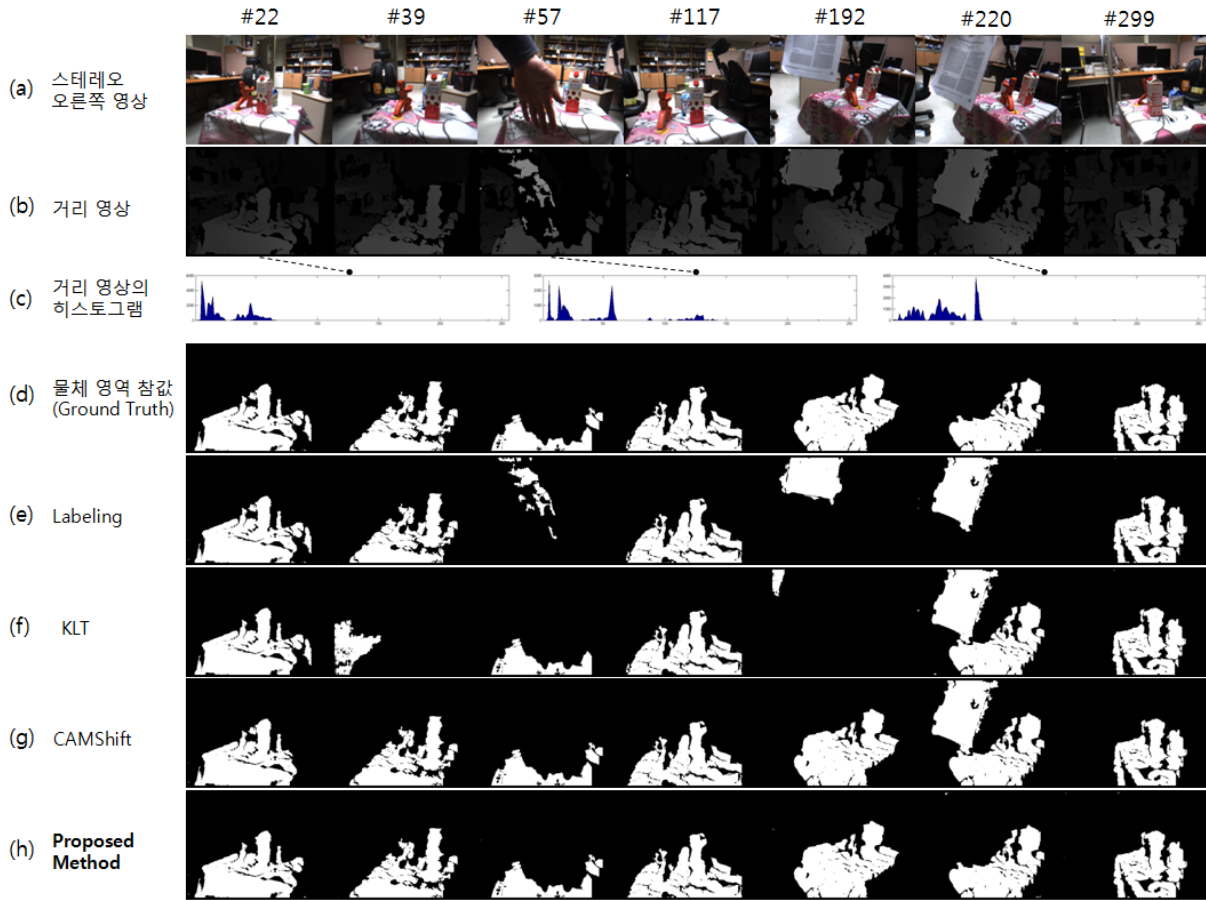


그림 4. 전경 영역을 다른 물체가 부분적으로 가리는 경우의 전경 영역 분리 및 추적 결과.

이다. 전경 영역의 참값을 구하는 방법이 레이블링을 이용한 전경 영역 분리 과정과 비슷하기 때문에 그림 4.(e)의 전경 영역의 분리 결과는 전경 영역의 참값과 대체로 일치한다. 하지만 그림 4.(e)의 57번째, 192번째, 그리고 220번째 프레임의 전경 영역 분리 결과에서 볼 수 있듯이 대상 영역을 다른 물체가 가렸을 경우 새로운 물체를 대상 영역으로 잘못 분리할 수 있다. 이는 영역을 분리할 때 거리상 카메라에 가까운 쪽에 있는 영역을 휴리스틱하게 대상 영역으로 선정하기 때문으로, 전경 영역 분리 방법만으로는 이 문제를 해결할 수 없다. 그림 4.(h)의 제안한 추적 방법의 결과를 보면 대상 영역을 다른 물체가 가렸을 경우에도 처음에 선정된 영역을 지속적으로 추적하고 있음을 알 수 있다. 기존의 방법 중, CAMShift 방법은 대체적으로 제안한 방법과 비슷한 결과를 보여준다. 이것은 기존의 색상 히스토그램을 이용한 CAMShift를 사용하는 대신에 거리 히스토그램을 사용하기 때문으로 분석된다. 하지만 그림 4.(g)의 220번째 프레임에서 볼 수 있듯이, 대상 영역에 다른 물체가 가까이 접근하였을 때, 두 영역을 모두 대상 영역으로 인식하는 경우가 발생했다. 한편, KLT 방법은 색상기반으로 특징점을 추적하기 때문에 비슷한 색상의 물체가 가까이에서 움직이면 작은 변화에도 민감하게 반응하여 전체적으로 좋지

않은 성능을 보여주었다. 그림 5는 배경 영역에서 동적인 움직임이 있는 경우의 결과로 KLT를 제외하고는 대체적으로 만족할만한 결과를 보여주었다. 하지만 대상 영역에 다른 물체가 가까이 접근한 169번째 프레임의 경우 모든 방법에서 두 영역을 모두 대상 영역으로 인식하였는데, 영역 사이의 거리를 기반으로 영역을 나누기 때문에 두 영역의 사이가 너무 가까우면 이를 하나로 인식하게 되는 문제점이 있었다. 169번째 이후의 프레임에서 가까이 붙어있던 물체가 사라지면서 제안한 영역 분리 및 추적 방법은 원래의 대상 영역으로 복귀한 반면, CAMShift의 경우는 복귀되지 못하고 이후의 프레임에서 계속 전경 영역 추적이 실패하였다. KLT 방법은 앞의 실험에서와 마찬가지로 대상 영역과 배경 영역에 비슷한 색상이 포함되어 있기 때문에 추적이 자주 실패하였다. 마지막으로 그림 6은 조명 변화하는 경우의 결과를 보여준다. KLT를 제외한 다른 방법들은 거리 정보를 사용하기 때문에 조명변화에 관계없이 안정적으로 대상 영역을 분리 및 추적하였다.

앞서 수행한 세 가지 실험에 대한 전경 영역 참값과의 비교 그래프를 그림 7에 나타내었다. 또한 평균 오차 픽셀의 개수를 표 1에 정리하였다. 그림 7.(a)는 그림 4에 대응하는 결과로, 레이블링을 통한 전경 영역 분리 방법은 일반적인 상황에서 참값과

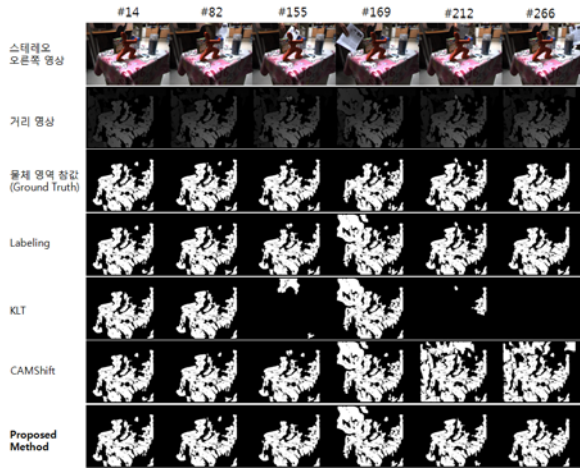


그림 5. 배경 영역에서 다른 물체가 움직이는 경우의 전경 영역 분리 및 추적 결과.

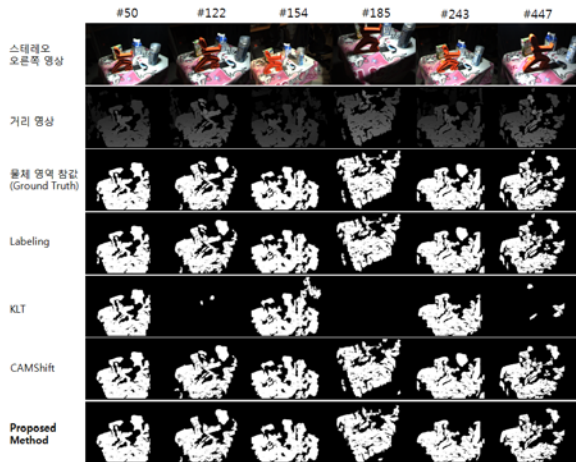


그림 6. 조명이 변하는 경우의 전경 영역 분리 및 추적 결과.

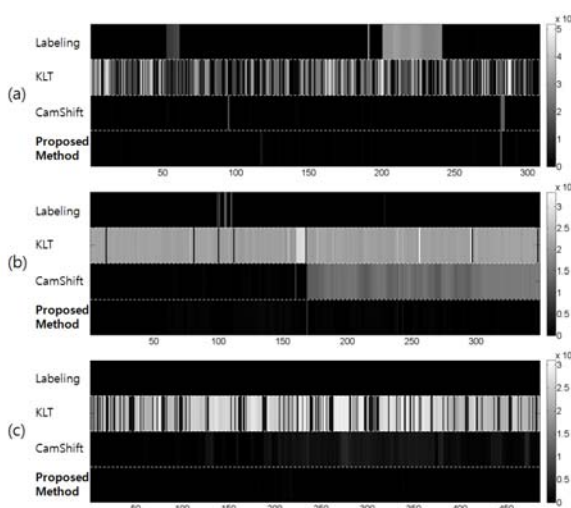


그림 7. 전경 영역 참값과의 오차 비교. (a) 대상 영역을 다른 물체가 가림 (b) 배경 영역의 움직임 (c) 조명 변화

거의 일치하였지만 대상 영역을 다른 물체가 가릴 때마다 오차가 급격히 커졌다. 제안한 영역 추적 방법은 대체적으로 큰 오차 없이 전체 영상에서 지속적으로 전경 영역을 추적하였으며, CAMShift 방법은 제안한 방법에 비해 오차가 컸지만 일부 구간을 제외하고는 추적에 성공하였다. KLT 방법은 전체 구간에서 변화에 민감하게 반응하면서 오차 값의 변화가 심하였다. 그림 7.(b)는 그림 5에 대응하는 배경 영역에서 동적인 움직임이 있는 경우의 결과로, 대략 170번째 프레임까지는 부분적인 노이즈를 제외하고 좋은 성능을 보여 주었다. 하지만 모든 방법에서 169번째 프레임의 추적 실패 이후, 제안한 방법은 다시 전경 영역이 복구되었지만 CAMShift의 경우는 복구되지 못하고 이후의 프레임에서 계속 추적에 실패했음을 알 수 있다. 그림 7.(c)는 그림 6에 대응하는 조명이 변화가 있을 때의 결과로 앞에서 설명한 것처럼 제안한 전경 영역 분리 및 추적 방법, CAMShift 방법에서 매우 좋은 성능을 보여주었다.

표 1. 각 방법과 전경 영역 참값과의 평균 오차 픽셀의 개수

실험 조건	Labeling	KLT	CAMShift	Proposed Method
대상 물체를 다른 물체가 가림 (Occlusion)	4432.4	16538.3	365.7	<b>255.8</b>
배경 영역의 움직임 (Dynamic Background)	184.1	20932.6	7601.1	<b>528.5</b>
조명 변화 (Illumination)	0	18727.1	1481.9	<b>94.2</b>

표 2. 전경 영역 분리 및 추적 방법의 연산시간 비교.

방법	연산 시간 (단위 ms)
Labeling	38,263
KLT	13,286
CAMShift	26,632
<b>Proposed Method</b>	<b>17,358</b>

각 전경 영역 분리 및 추적 방법의 평균 연산시간을 비교한 결과는 표 2와 같이 KLT, 제안한 영역 추적 방법, CAMShift, 그리고 제안한 영역 분리 방법 순으로 나타났다. 연산 시간을 측정하는 데에는 2.8GHz의 Intel Core i7 CPU가 사용되었다. 지금까지 세 가지 실험을 통해 본 논문에서 제안한 전경영역 분리 및 추적 방법과 기존 방법의 성능을 비교 측정해 보았다. 실험 결과 레이블링을 이용한 전경 영역 분리 방법만으로도 일반적인 경우 대부분 전경 영역을 찾는데 성공 하였지만, 대상 영역 외에 다른 물체의 방해가 있을 경우 매 프레임 대상 영역을 분리하는 것보다 영역을 추적하는 방법이 더 효과적임을 알 수 있었다. 또한 본 논문에서 제안한 영역 추적 방법이 기존의 방법에 비해 오차가 적음을 확인하였다. 연산시간에 있어서도 제안한 방법이 비슷한 추적 성능을 보였던 CAMShift에 비해 좋은 성능을 보였다. 레이블링을 이용한 전경 영역 분리 방법은 가장 느린 연산 시간을 보였는데, 이 점을 통해서도 전경 영

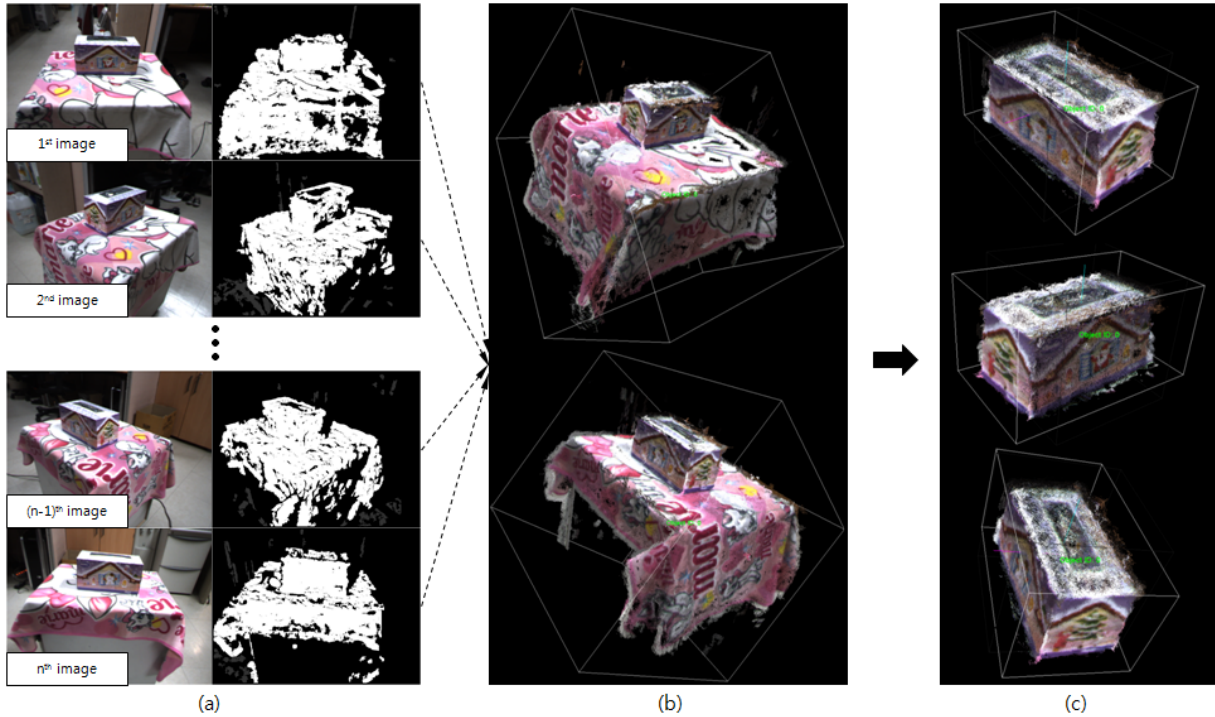


그림 8. 3차원 물체 모델링 과정. (a) 여러 시점에서 촬영된 모델링 할 물체의 이미지들과 물체를 포함하는 전경 영역의 분리 및 추적 결과. (b) 전경 영역의 3차원 점들(Point Cloud)의 정합 결과. (c) 정합된 전경 영역에서 물체 외의 영역을 제거한 최종 물체 모델.

역 분리 방법과 함께 추적 방법을 같이 사용하는 것이 효율적임을 알 수 있었다.

## 5. 응용

본 논문에서 제안한 전경 영역 분리 및 추적 방법에 대한 응용 예로써, 분리 및 추적된 전경 영역으로부터 물체 영역을 추출하여 물체를 3차원으로 모델링하는 방법에 대해 기술한다. 물체를 3차원으로 모델링하는 전체적인 과정은 그림 8과 같다. 우선, 그림 8.(a)와 같이 모델링하고자 하는 물체가 포함된 영상을 여러 시점에 촬영하고, 제안하는 분리 및 추적 과정을 통해 각 영상에 대한 전경 영역을 구한다. 그 후, 전경 영역의 3차원 점들(Point Cloud)을 정합하여 전경 영역에 대한 3차원 모델(그림 8.(b))을 복원한다. 마지막으로, 복원된 전경 영역에서 물체 외의 영역을 제거하여 최종 물체 모델(그림 8.(c))을 얻는다. 물체는 책상이나 테이블, 바닥 등 평평한 면에 놓여 있다고 가정하여, 전경 영역에서 대표 평면을 찾아 해당 평면을 포함한 아랫부분을 제거하면 물체 영역을 구할 수 있다. 이미지 정합에는 DLT(Direct Linear Transformation) [14] 알고리즘이 사용되었고, DLT 알고리즘을 수행하는데 필요한 인접한 이미지들 간의 대응점들은 SURF [15]를 이용하여 구하였다. 복원된 3차원 전경 모델에서 물체 영역을 구하는 데에는 RANSAC [16] 알고리즘을 이용한 평면 적합(Plane Fitting) 방법을 사용하였다.

## 6. 결론

본 논문에서는 연속적으로 입력되는 스테레오 영상의 거리 정보를 이용하여 여러 동적인 변화가 존재하는 환경에서 전경 영역을 분리 및 추적하는 방법을 제안하였다. 거리정보의 시간적 연속성을 이용함으로써, 효과적인 관심영역 추적이 가능하였다. 실험을 통하여 본 논문에서 제안한 전경 영역 분리 및 추적 방법이 색상 정보를 사용하는 기존의 방법들에 비해 환경 변화에 강인함을 보였다. 또한 연산시간 측면에서도 제안하는 방법이 기존의 방법들에 비해 개선됨을 보였다. 하지만 실험 결과를 통해 거리 정보만을 사용하면 배경 영역의 물체가 전경 영역에 가까이 접근할 때 영역 분리 및 추적에 실패하는 경우가 발생함을 알 수 있었다.

본 논문에서 제안한 방법을 통해 동적 환경에서의 3차원 물체 모델링이 가능할 것으로 기대한다. 아울러 향후 연구에서는 거리 정보와 함께 색상 정보를 사용한 Graph Cuts 방법 등을 통해 다양한 환경변화 속에서 전경 영역 분리 및 추적 방법을 개선하고자 한다.

## 참고문헌

- [1] Choi, S.-I., Park, S.-Y., Kim, J. and Park, Y.-W. Multi-view Range Image Registration using CUDA, International Technical Conference on Circuits /Systems, 2008.

- [2] Yamazaki, K., Tomono, M., Tsubouchi, T. and Yuta, S. 3-D Object Modeling by a Camera Equipped on a Mobile Robot, In Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004.
- [3] Mortensen, E. N. and Barret, W. A. Intelligent scissors for image composition, In Proceedings of International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. pp. 191-198, 1995.
- [4] Boykov, Y. U. and Jolly, M. P. Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary & Region Segmentation of Objects in N-D Images, In Proceedings of International Conference on Computer Vision, Vol. 1, pp. 105-112, 2001.
- [5] Rother, C., Kolmogorov, V. and Blake, A. Grabcut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts. In Proceedings of ACM SIGGRAPH, 2004.
- [6] Kolmogorov, V., Criminisi, A., Blake, A., Cross, G. and Rother, C. Bi-layer segmentation of binocular stereo video. In Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 2005.
- [7] Fukunaga, K. Introduction to Statistical Pattern Recognition, Academic Press, Boston, 1990.
- [8] Allen, J. G., Xu, R. Y. D. and Jin, J. S. Object Tracking Using CamShift Algorithm and Multiple Quantized Feature Spaces, In Proceedings of the Pan-Sydney Area Workshop on Vision Information Processing. Vol. 36. pp. 3-7. 2004.
- [9] Perez, P., Hue, C., Vermaak, J. and Gangnet, M. Color-based Probabilistic Tracking. In Proceedings of European Conference on Computer Vision, 2002.
- [10] Kullback, S. and Leibler, R.A. On Information and Sufficiency. Annals of Mathematical Statistics, Vol. 22, No. 1. pp. 79-86, 1951.
- [11] Lucas, B. D. and Kanade, T. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. In Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1981, pp. 674-679.
- [12] Tomasi, C. and Kanade, T. Detection and Tracking of Point Features, Carnegie Mellon University Technical Report CMU-CS-91-132, 1991.
- [13] Nathan, T. The Kullback-Leibler divergence for a normal Gaussian probability distribution. <http://en.wikipedia.org/wiki/File:KL-Gauss-Example.png>. 2009.
- [14] Hartley R. and Zisserman, A. Multiple View Geometry in Computer Vision, Cambridge University Press, 2000.
- [15] Bay, H., Tuytelaars, T. and Gool, L. V. SURF: Speeded Up Robust Features, Computer Vision and

Image Understanding, Vol. 110, No. 3. pp. 346-359, 2008.

- [16] Fischler M. A. and Bolles, R. C. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartograph. Communications of the ACM, 1981, pp. 381-395, 1981.



#### 한 인규

1999년 3월 ~ 2008년 2월 국민대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사). 2009년 9월 ~ 현재 과학기술연합대학원대학교 HCI 및 로봇응용공학 석사과정. 관심분야는 컴퓨터비전, 패턴인식, 기계학습.



#### 김형년

1998년 3월 ~ 2002년 2월 서울대학교 원자핵공학과 졸업(공학사). 2005년 3월 ~ 현재 과학기술연합대학원대학교 HCI 및 로봇응용공학 석사통합과정. 관심 분야는 컴퓨터비전, 패턴인식, 기계학습.



#### 김경구

2002년 3월 ~ 2008년 6월 한국산업기술대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사). 2009년 3월 ~ 2011년 2월 과학기술연합대학원대학교 석사 졸업(공학석사). 관심분야는 패턴 인식, 컴퓨터 비전.



#### 박지형

1975년 3월 ~ 1979년 2월 서울대학교 기계설계학과 졸업(공학사). 1979년 3월 ~ 1981년 2월 서울대학교대학원 유압공학전공 졸업(공학석사). 1987년 3월 ~ 1993년 2월 서울대학교대학원 생산공학전공 졸업(공학박사). 2004년 3월 ~ 현재 과학기술연합대학원대학교 HCI 및 로봇응용공학과 교수. 1984년 5월 ~ 현재 한국과학기술연구원 시스템 연구부 선임, 책임 연구원. 2007년 1월 ~ 현재 한국과학기술연구원 지능인터랙션센터 센터장.