

시공간 영상분할을 이용한 이동 및 이동 중 정지물체 검출

김도형*, 김경환*

Detection of Objects Temporally Stop Moving with Spatio-Temporal Segmentation

Do-Hyung Kim*, Gyeong-Hwan Kim*

요약

본 논문에서는 이동 카메라 환경에서 이동 및 이동 중 정지물체를 검출하기 위한 방법을 제안한다. 이동 중에 일시적으로 정지한 물체는 검출 결과의 응용관점에서 볼 때 이동물체의 검출만큼이나 중요한데, 기존의 이동물체 검출 방법들은 이들을 배경과 구분하지 못하는 한계를 갖는다. 이러한 문제를 해결하기 위해 제안하는 방법에서는 이동 가능성 큐, 위치 가능성 큐, 그리고 색 분포 유사성 큐를 정의하여 이동물체 검출 및 지속적인 추적에 이용한다. 그래프 컷 알고리즘은 세 개의 큐를 결합하여 시공간 영상분할을 수행함으로써 이동 및 이동 중 정지물체를 검출한다. 제안하는 방법은 이동물체 뿐 아니라 이동 중 정지물체에 대해서도 검출이 가능함을 실험을 통해 증명하였다.

Key Words : Objects Temporally Stop Moving, Spatio-Temporal Segmentation, Graph-Cut, Monocular Camera, Moving Camera

ABSTRACT

This paper proposes a method for detection of objects temporally stop moving in video sequences taken by a moving camera. Even though the consequence of missed detection of those objects could be catastrophic in terms of application level requirements, not much attention has been paid in conventional approaches. In the proposed method, we introduce cues for consistent detection and tracking of objects: motion potential, position potential, and color distribution similarity. Integration of the three cues in the graph-cut algorithm makes possible to detect objects that temporally stop moving and are newly appearing. Experiment results prove that the proposed method can not only detect moving objects but also track objects stop moving.

I. 서론

최근 지능형 자동차에 대한 관심이 증가함에 따라 비전센서를 이용한 첨단 운전자 보조 시스템(advanced driver assistance system)관련 연구가 활발

히 이루어지고 있으며, 그중에서도 이동물체 검출과 관련된 연구가 주목을 받고 있다. 전통적으로 이동물체 검출관련 연구는 감시 시스템을 대상으로 이루어져왔으나^[1], 이를 첨단 운전자 보조 시스템에 적용하려는 연구가 진행되고 있다^[2].

* First and Corresponding Author : Sogang University Department of Electronic Engineering, kimdh1st@gmail.com, 학생회원

* Sogang University Department of Electronic Engineering, gkim@sogang.ac.kr, 정회원

논문번호 : KICS2014-11-472, Received November 27, 2014; Revised December 17, 2014; Accepted December 22, 2014

차량 환경에서 이동물체의 존재는 대상뿐만 아니라 운전자에게도 큰 위협이 되기 때문에 이를 미리 감지하는 기술은 높은 정확성을 요구한다. 또한 카메라가 움직이는 상황을 가정하므로, 정지된 카메라를 사용하는 감시 시스템에서의 이동물체 검출 방법과는 다른 접근이 필요하다는 점에서 도전할만한 문제로 남아있다. 현재까지 진행된 움직이는 카메라를 이용한 이동물체 검출 관련 연구들은 공통적으로 카메라와 독립적인 움직임을 가지는 대상을 이동물체로 규정하여 검출한다^[3-5]. 하지만 실제 상황에서는 이동물체 뿐 아니라 이동 중 정지하는 물체가 존재하기 때문에 기존의 접근 방법과는 다른 새로운 접근이 필요하다. 이동 중 정지하는 물체는 다시 이동할 가능성이 높아 이동물체와 같은 수준의 주시가 요구되는데도 불구하고 기존의 카메라의 움직임을 이용한 접근 방법으로는 배경과 구분할 방법이 없어 검출이 불가능하기 때문이다.

따라서 본 논문에서는 기존의 이동물체 검출 관련 방법으로 검출 불가능한 이동 중 정지하는 물체를 지속적으로 검출하기 하기 위하여 시공간 영상분할을 통한 이동물체 검출 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 그림 1과 같이 구성되며, 이동 및 이동 중 정지물체의 속성을 나타내는 세 개의 큐를 결합하여 영상분할을 수행한다. 세 개의 큐는 이동물체의 검출을 유도하는 이동 가능성 큐 p_{mov} 와 과거 검출된 이동물체의 정보를 통해 지속적으로 물체를 추적할 수 있도록 하는 물체의 위치 가능성 큐 p_{pos} , 물체의 색 분포 유사성 큐 p_{color} 로 구성된다.

이동물체일 가능성을 나타내는 p_{mov} 는 영상의 대응쌍에 대해 에피폴라 제약조건을 적용하여 구한다. 이때 에피폴라 제약조건은 영상의 배경 특징점 대응쌍으로부터 fundamental 행렬 F 를 추정하여 이용한다. p_{pos} 는 과거에 검출된 물체의 위치에 대응하는 물체의 현재 위치를 나타낸다. 이때의 대응 위치는 유틸리티 플로우를 통해 얻는다. p_{color} 는 과거에 검출된 물

체의 색 분포를 가우시안 혼합 모델로 학습함으로써 현재 영상에서 해당 물체와 유사한 색 분포를 가지는 영역이 추출되도록 한다.

물체에 대한 속성을 내포하는 세 개의 큐는 상보적인 역할을 통해 이동 및 이동 중 정지물체의 가능성을 나타낸다. 이를 물체영역의 검출에 적합한 방법인 그래프 컷 알고리즘을 통해 결합하여 시공간 영상분할을 수행함으로써 최종적으로 이동 및 이동 중 정지물체를 검출한다.

II. 관련 연구

현재까지 연구된 카메라가 움직이는 상황에서 이동물체를 검출하기 위한 방법들은 크게 배경 제거 방법과 카메라의 기하학적 관계를 이용한 방법으로 구분된다.

배경 제거 방법은 이동물체를 제외한 배경을 모델링하여 현재 입력영상으로부터 제거하는 방법으로 이동물체를 검출한다. 배경 제거 방법의 하나인 가우시안 혼합 모델(Gaussian mixture model)을 이용한 방법^[1]은 배경의 색 분포를 가우시안 혼합 모델로 모델링하여 이동물체를 검출하지만, 카메라가 움직이는 상황에서는 배경의 변화를 반영하지 못한다는 단점이 있다. Yuan^[4]과 Einhorn^[5]은 각각 영상을 평면 또는 부분적인 평면으로 가정하였는데, 카메라의 이동을 보상한 배경모델을 통해 이동물체를 검출하였다. 이들의 방법은 대체로 좋은 성능을 보이지만 배경모델과 이동물체의 밝기차이가 크지 않을 경우 이동물체 검출 영역이 정확하지 못하다는 점과 카메라의 이동에 의해 배경 간에 가려지는 현상으로 오검출이 발생하는 문제가 있다.

기하학적 관계를 이용한 방법^[3]은 두 카메라 시점 사이의 기하학적 관계인 에피폴라 제약조건을 이용하여 배경의 움직임과 독립적인 움직임을 가지는 움직임 벡터를 검출한다. 이 방법은 이동물체의 움직임 벡터 중에서 배경의 움직임과 유사한 방향의 움직임 벡터를 감지하지 못하는 단점이 있지만 움직임 벡터의 분석을 통해 이동물체를 검출하기 때문에 정확도가 높다는 장점이 있다.

이상의 이동물체 검출 관련 연구들은 검출 대상으로 이동하는 물체를 가정하기 때문에 이동 중 일시적으로 정지하는 물체와 같이 다시 이동할 가능성이 높아 주시가 필요한 대상에 대해서는 대응할 수 없다는 한계가 있다. 이와 같이 이동 중 정지물체를 검출하기 위한 근거가 부족한 상황에서 적합한 방법은 과

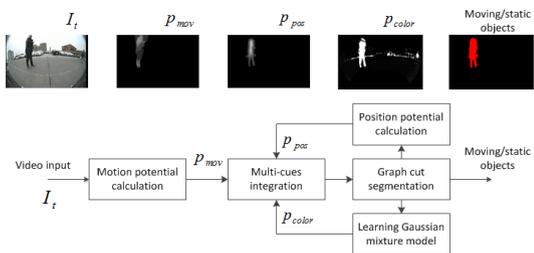


그림 1. 제안하는 방법의 개요
Fig. 1. Overview of the proposed method

거에 검출된 이동물체의 정보를 이용하는 것이다. 이와 관련된 직접적인 연구는 매우 제한적으로 수행되고 있는데, 가능한 접근 방법은 크게 위치 기반의 추적 방법^[6]과 외형 기반의 추적 방법^[7]으로 구분할 수 있다. 위치 기반의 추적 방법은 과거에 검출된 이동물체의 궤적을 추적하여 이동 중 정지한 상황에서의 물체의 위치를 예측하는 방법이다. 하지만 이 방법은 물체의 위치를 예측할 수는 있지만, 검증할 수 있는 방법이 없기 때문에 적용이 어렵다. 외형 기반의 추적 방법은 물체의 외형 정보를 특징으로 하여 지속적으로 추적하는 방법으로, 이동 중 정지하는 상황에서도 검출이 가능하다. 하지만 이와 같은 외형 기반의 추적 방법은 초기 검출 결과의 정확도에 의존하기 때문에 시스템이 불안정해지기 쉽다는 문제가 있다.

현재까지 연구된 방법들과 비교하여 제안하는 방법은 이동물체의 검출과 함께 물체의 속성을 바탕으로 지속적인 검출을 수행한다. 따라서 카메라와 독립적인 움직임을 검출하는 기존의 방법들로는 검출할 수 없는 이동 중 정지 물체를 검출하는 것이 가능하다. 또한 초기 검출결과와 물체로서 유사한 속성을 지니는 영역을 검출하기 때문에 초기 검출 결과의 외형에 종속되지 않는 정확한 검출 결과를 얻을 수 있다.

III. 이동 및 이동 중 정지물체 검출을 위한 멀티큐

3.1 움직임 벡터 추정

연속한 두 영상 $I(x, y, t)$, $I(x + u, y + v, t + \Delta t)$ 에 움직임 벡터 $d_{flow} = (u, v)$ 가 존재한다. 제안하는 방법에서는 p_{mov} 과 p_{pos} 의 계산에 움직임 벡터를 이용한다. 두 영상에서 움직임 벡터를 추정하는 방법에는 옵티컬 플로우를 이용한 방법^[8]과 디스크립터 매칭을 이용한 방법^[9]으로 구분된다. 하지만 두 방법은 공통적으로 영상의 텍스처가 존재하지 않는 평탄한 영역에서 모호성이 나타나는 조리개 문제(aperture problem)를 피할 수 없다^[8]. 따라서 제안하는 방법에서는 평탄한 영역에 대해서도 움직임 벡터의 추정이 가능할 수 있도록 smoothness 가정을 이용한 Brox 등^[10]의 방법을 중심으로 움직임 벡터를 추정한다.

3.2 이동 가능성 큐

연속한 두 카메라 시점의 영상에서 이동물체는 카메라와 독립적인 움직임을 가진다. 제안하는 방법에서는 두 카메라 시점간의 기하학적 관계인 에피폴라 기하관계를 이용하여 이동물체의 움직임을 검출하는 방법을 이용한다^[11]. 이 방법은 배경과 유사

한 방향으로 움직이는 이동물체의 움직임 벡터 검출에는 제약이 따르지만, 오검출이 적고 움직임 가능성의 수치화에 유리하다는 장점이 있다.

에피폴라 기하관계에 의해 과거시점의 영상좌표 x_t 에 대응하는 현재시점의 영상좌표 x_{t+1} 은 에피폴라 라인위에 존재한다. 이를 에피폴라 제약조건이라 하며, 대응되는 두 좌표간의 관계를 fundamental 행렬 F 를 통해 $x_{t+1}^T F x_t = 0$ 으로 나타낼 수 있다. 카메라와 독립적인 움직임이 존재할 경우, x_{t+1} 은 에피폴라 라인위에 존재하지 않으며, 에피폴라 라인과의 거리가 멀수록 이동점일 가능성이 높아진다. 따라서 제안하는 방법에서는 에피폴라 라인과의 거리 $d_{epi} = w_{sampson} x_{t+1}^T F x_t$ 을 이용하여 p_{mov} 을 정의한다. 이때 $w_{sampson}$ 은 영상에서의 실제 거리를 반영하기 위한 가중치이다^[12]. 식 (1)에 의해 p_{mov} 는 $d_{epi}(i)$ 를 정규화한 값으로 정의되며, σ_{mov} 으로 p_{mov} 의 분포를 조절한다.

$$p_{mov}(i) = 1 - \exp\left(-\frac{d_{epi}(i)^2}{2\sigma_{mov}^2}\right) \quad (1)$$

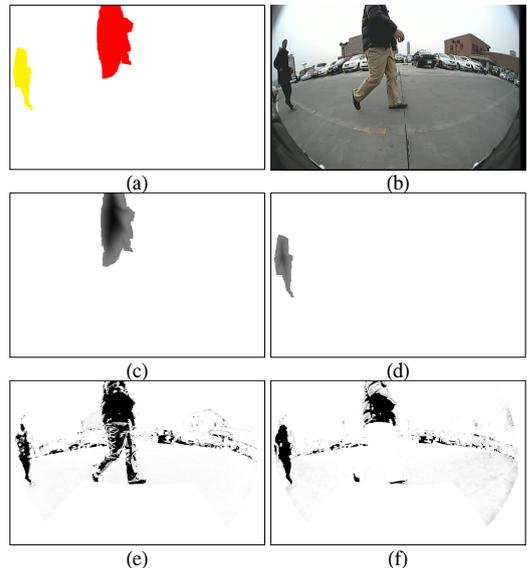


그림 2. p_{pos} 와 p_{color} 의 예 (a) 이전 검출 결과 (b) 입력 영상 (c) 물체1의 p_{pos} (d) 물체2의 p_{pos} (e) 물체1의 p_{color} (f) 물체2의 p_{color}
 Fig. 2. Examples of p_{pos} and p_{color} (a) previous detection result (b) input image (c) p_{pos} of object1 (d) p_{pos} of object2 (e) p_{color} of object1 (f) p_{color} of object2

p_{mov} 의 계산에는 두 영상의 대응쌍과 높은 정확도의 fundamental 행렬 F 가 필요하다. F 는 최소자승법^[12] 또는 선형 해법^[13]을 이용하여 추정 할 수 있다. 최소 자승법은 선형 해법에 비해 계산량이 많지만 비교적 정확한 해를 구할 수 있다는 장점이 있기 때문에 제안하는 방법에 적합하다. 따라서 제안하는 방법에서는 에피플라 제약조건으로 목적함수를 구성한 최소자승법을 통해 F 를 추정한다. F 의 추정 정확도는 샘플로 이용되는 움직임 벡터의 정확도에 영향을 받는다. 텍스처가 없는 평평한 영역의 경우, smoothness 가정을 통해 옵티컬 플로우의 추정이 가능하지만 F 의 추정에 쓰이기 적합한 수준의 정확도를 보장하지 못한다. 따라서 제안하는 방법에서는 Harris 코너 검출기^[14]를 이용하여 옵티컬 플로우의 정확도가 높은 점들을 추출하고, 이들의 대응쌍을 F 추정을 위한 샘플로 이용한다.

3.3 이동 중 정지물체의 지속적 검출

카메라가 움직이는 상황에서 이동 중 정지한 물체는 움직임 벡터의 양상이 배경과 동일하기 때문에 구분이 불가능하다. 따라서 제안하는 방법에서는 과거에 검출된 물체의 위치와 색 분포를 이용하여 이동 중 정지물체를 검출한다.

3.3.1 위치 가능성 큐

제안하는 방법에서는 물체 밝기의 시간적 일관성 가정을 통해 과거에 검출된 물체의 위치로부터 현재 물체의 위치를 추정한다. 두 영상의 옵티컬 플로우 d_{flow} 를 통해 과거에 검출된 물체의 위치와 대응되는 현재 영상에서의 물체의 위치를 특정 지을 수 있다. 하지만 영상의 대응 관계를 이용한 이 방법은 과거에 물체로 오검출된 배경영역이 지속적으로 검출이 되는 문제가 존재한다.

따라서 제안하는 방법에서는 물체의 경계에 대한 거리변환을 이용하여 물체의 현재위치를 나타내는 p_{pos} 를 정의한다. 상술한 문제는 물체의 경계에서 주로 발생하기 때문에 거리변환을 통해 물체의 중심에서 멀어질수록 p_{pos} 가 낮아지도록 유도함으로써 배경 오검출의 억제가 가능하다.

임의의 물체 j 내에 픽셀 x_i 가 존재한다고 할 때, 물체 경계에 대한 x_i 의 거리변환 $d_{boundary}^j(x_i)$ 은 x_i 에서 가장 가까운 물체 경계와의 거리로 정의된다. 이를 통해 $p_{pos}(i)$ 를 식 (2)와 같이 정의한다. 이때, σ_{pos} 는 p_{pos} 의 분포를 조절하는 파라미터이다. 식 (2)를 통해

x_i 에 대응하는 과거 영상에서의 점 $x_i - d_{flow}$ 가 과거에 검출된 물체의 경계와 떨어진 정도에 따라 p_{pos} 를 0과 1사이의 값으로 결정한다.

$$p_{pos}(i) = 1 - \exp\left(-\frac{d_{boundary}^j(x_i - d_{flow, i})}{\sigma_{pos}^2}\right) \quad (2)$$

그림 2(c)와 (d)는 그림 2(a)의 과거에 검출된 두 물체의 위치로부터 얻은 p_{pos} 를 나타낸다. 각 물체의 경계로 갈수록 p_{pos} 이 작아지기 때문에 배경이 포함되는 오검출 문제를 피할 수 있다.

3.3.2 색 분포 유사성 큐

물체를 구성하는 색 분포는 물체를 나타내는 특징으로써 물체 인식과 관련된 많은 연구에서 이용되었다. 대표적으로 Rother 등^[15]은 배경과 물체의 색 분포를 가우시안 혼합 모델을 이용하여 학습함으로써 영상분할을 하였다. 이를 응용하여 Choi 등^[1]은 감시 카메라 환경에서 배경의 색 분포를 통해 물체를 검출하였다. Choi 등의 방법은 배경의 색 분포가 변화하는 카메라 이동 상황에서 색 분포의 유사성을 판단하기 어렵지만, 물체의 경우에 한해서는 과거와 현재의 색 분포사이에 유사성이 성립한다. 따라서 제안하는 방법에서는 과거에 검출된 물체의 색 분포를 학습하여 현재 영상에서의 p_{color} 를 측정함으로써 물체의 지속적 검출에 이용한다.

픽셀 i 에 대한 물체의 $p_{color}(i)$ 는 식 (3)과 같이 가우시안 혼합 모델을 이용하여 정의한다. 가우시안 혼합 모델은 색 벡터 c_i 의 분포를 k 개의 가우시안 모델 $N(c_i; \mu_j, \Sigma_j)$ 로 나타내며 w_j 는 j 번째 가우시안 성분의 가중치이다. j 번째 가우시안 성분 $N(c_i; \mu_j, \Sigma_j)$ 는 식 (4)와 같이 색의 평균이 μ_j 이고 공분산이 Σ_j 인 정규 분포이다. 가우시안 혼합 모델을 구성하는 각 가우시안 성분의 파라미터 μ_j, Σ_j 는 expectation-maximization 알고리즘을 이용하여 추정한다^[16].

$$p_{color}(i) = \sum_{j=1}^k w_j N(c_i; \mu_j, \Sigma_j) \quad (3)$$

$$N(c_i; \mu_j, \Sigma_j) = \frac{1}{\sqrt{|\Sigma_j|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(c_i - \mu_j) \Sigma_j^{-1} (c_i - \mu_j)\right) \quad (4)$$

그림 2(e)와 (f)는 그림 2(a)와 같이 과거에 검출된 각 물체의 색 분포를 학습하여, 입력 영상의 p_{color} 을 구한 결과이다. 이 결과만을 이용하여 물체를 검출할 경우, 영상 전역에서 유사한 색을 가지는 영역이 함께 검출되는 문제가 있지만 검출하고자하는 물체 영역에 높은 p_{color} 가 고르게 분포한다는 장점이 있다. 이는 그림 2(c)와 같이 p_{pos} 가 사람의 대략적인 위치 정보를 나타낼 수는 있지만 다리와 같이 세밀한 위치는 표현하지 못하는 점과 비교되는 점이다. 이와 같이 과거에 검출된 물체의 정보를 나타내는 p_{pos} 와 p_{color} 는 상보적인 특성을 가지기 때문에, 본 논문에서는 그래프 컷 기반의 최적화를 통해 큐를 결합하여 정확한 물체 영역을 검출한다.

IV. 그래프 컷 기반 영상분할

상술한 세 개의 큐는 0에서 1사이의 정규화 된 값으로 물체의 가능성을 나타낸다. 제안하는 방법에서는 픽셀단위로 계산된 물체의 가능성을 통해 영역단위로 물체를 검출하기 위하여 문제를 그래프 기반으로 모델링한다.

제안하는 방법에서는 그래프 $G = (V, \epsilon)$ 의 노드 V 를 영상의 픽셀에 대응시키고, 에지 ϵ 는 각 픽셀 i 와 4-인접성을 가지는 픽셀 j 와의 연결로 대응시킨다. 식 (5)의 에너지 함수 E 의 data cost E_{data} 는 픽셀 i 의 레이블 L_i 에 따라 부과되는 에너지의 총합이며, smoothness cost E_{smooth} 는 인접한 픽셀간의 유사성에 의해 부과되는 에너지의 총합이다. 에너지 함수 E 는 그래프 컷 알고리즘을 통해 최적화 된다¹⁷⁾. 에너지 함수를 구성하는 항들은 각 절에서 자세히 다룬다.

$$E = \sum_{i \in V} E_{data}(L_i) + \sum_{(i,j) \in \epsilon} E_{smooth}(L_i, L_j) \quad (5)$$

4.1 Data cost

E_{data} 에는 상술한 물체 가능성을 나타내는 세 개의 큐가 이용된다. 이를 이용한 물체의 레이블링을 위해 레이블을 배경 L_{bck} , 추적물체 L_{trk} , 그리고 이동물체 L_{mov} 의 세 종류로 구분한다.

E_{data} 는 식 (6)과 같다. 이때, w_{mov} , w_{pos} , w_{color} 는 각각 p_{mov} , p_{pos} , p_{color} 의 가중치이며, $w_{mov} + w_{pos} + w_{color} = 1$ 이다. $E_{data}(L_{mov})$ 는 p_{mov} 가 클수록 작은 cost를 가진다. $E_{data}(L_{trk})$ 는 p_{mov} , p_{pos} ,

p_{color} 의 선형결합 p_{obj} 으로 결정되며, 그 값이 클수록 작은 cost을 가진다. 과거에 검출된 물체로부터 얻은 정보인 p_{pos} 와 p_{color} 는 물체의 추적에 이용된다. 이때, 추적에 관련된 두 큐만을 이용할 경우, 물체의 국소부분 검출이 지속되는 문제가 발생할 수 있다. 따라서 배경과 독립적인 움직임 벡터들의 집합인 p_{mov} 를 추적 레이블의 data cost에 포함시킴으로써 국소영역만 검출되더라도 유사한 움직임을 가지는 영역이 함께 검출될 수 있도록 유도한다. $E_{data}(L_{bck})$ 는 이동물체와 추적물체가 위치할 가능성이 높은 영역에 큰 cost를 가지도록 구성한다.

$$E_{data}(L_i) = \begin{cases} p_{obj}(i) & \text{if } L_i = L_{bck} \\ 1 - p_{obj}(i) & \text{if } L_i \in L_{trk} \\ 1 - p_{mov}(i) & \text{if } L_i = L_{mov} \end{cases} \quad (6)$$

$$p_{obj}(i) = w_{mov}p_{mov}(i) + w_{pos}p_{pos}(i) + w_{color}p_{color}(i)$$

위의 방식으로 식 (6)과 같이 세 개의 큐의 결합함으로써 이동물체의 공간적 영상분할과 함께 과거에 검출된 물체와 동일한 레이블이 상속되도록 추적물체의 시간적 영상분할이 수행된다.

4.2 Smoothness cost

큐들의 결합을 통해 나타나는 물체의 가능성에는 정확한 물체의 위치 검출을 저해하는 요소가 존재한다. 각 큐는 픽셀 단위로 계산되기 때문에 영상의 잡음에 민감하다. 또한 영상의 반복적인 패턴 영역 또는 텍스처가 부족한 영역에서 움직임 벡터 추정에 실패하기 쉽다. 이와 같은 문제는 오검출을 발생시키는 요인이 되기 때문에 제안하는 방법에서는 물체의 영역에 대한 정보를 E_{smooth} 에 반영함으로써 이를 극복하고자 한다.

물체 영역을 구성하는 픽셀들은 공통적으로 인접한 픽셀의 색과 움직임 벡터가 유사하다는 속성을 가진다. 이와 같은 물체 영역의 속성에 따라 식 (7)과 같이 인접한 픽셀 i, j 의 색 벡터 \mathbf{c}_i , \mathbf{c}_j 와 움직임 벡터 $\mathbf{d}_{flow,i}$, $\mathbf{d}_{flow,j}$ 의 유클리디안 거리를 각각 E_{smooth} 에 반영한다. $w_{s,color}$, $w_{s,motion}$ 는 색과 움직임 벡터의 공간적 유사성의 가중치이며, σ_s , $\sigma_{s,motion}^2$ 는 각 분포 크기를 조절한다. E_{smooth} 를 통해 영상 잡음 또는 움직임 벡터 추정 실패에 의한 부분적 에러 증가를 억제할 수 있다.

$$E_{smooth}(L_i, L_j) = \begin{cases} w_{s.color} \exp\left(-\frac{(c_i - c_j)^2}{2\sigma_{s.color}^2}\right) \\ + w_{s.motion} \exp\left(-\frac{(d_{flow,i} - d_{flow,j})^2}{2\sigma_{s.motion}^2}\right) & L_i \neq L_j \\ 0 & L_i = L_j \end{cases} \quad (7)$$

V. 실험 결과 및 고찰

제안하는 이동 및 이동 중 정지물체 검출 방법의 성능을 검증하기 위하여 차량에서 촬영한 영상을 대상으로 실험을 진행하였다. 실험 영상은 광각 카메라를 통해 30fps(frame per second)로 720×480 크기의 영상을 취득하였다. 제안하는 방법에서 p_{mov} 를 구하는 과정에 도입한 가정의 적용을 위해 광각 카메라에 의한 내재적인 왜곡을 광각보정한 후 실험을 진행하였다^[18].

제안하는 방법은 이동물체를 검출하기 위해 에피플라 제약조건을 이용하는 점과 그래프 컷을 이용한 영상분할을 수행한다는 점이 제안하는 방법과 유사한 Wedel 등^[3]의 방법과의 비교를 통해 검출 성능을 검증하였다.

또한 제안하는 방법에서 이용한 세 개의 큐가 검출 성능에 어떻게 영향을 미치는지 확인하기 위하여 큐의 조합을 달리하는 실험을 수행 하였다. 물체의 추적과 관련된 두 큐 중에서 p_{color} 는 앞서 언급한 바와 같이 부정확도가 높기 때문에 독립적으로 이용하여 물체를 추적하기에 적합하지 않은 반면에 p_{pos} 는 독립적으로 이용하는 것이 가능하다. 따라서 본 실험에서는 p_{mov} 만을 이용한 Wedel 등^[3]의 방법과 p_{mov} 와 p_{pos} 이용한 방법, 그리고 모든 큐를 이용한 제안하는 방법의 비교 실험을 수행하고 및 그 결과를 분석 한다.

5.1 정성적 평가

그림 3은 큐의 조합을 달리해가며 실험한 결과이다. 그림 3(a)는 물체가 거의 정지한 상태의 입력 영상이다. 그림 3(e)의 과거 검출 결과를 이용하여 입력 영상에 대한 p_{mov} , p_{pos} , p_{color} 를 그림 3(b-d)와 같이 측정하였다. 그림 3(f)는 p_{mov} 만을 이용한 Wedel 등^[3]의 방법의 검출 결과로, 물체의 전체적인 움직임이 거의 존재하지 않기 때문에 얼굴, 손, 다리와 같이 부분적인 움직임을 가지는 영역만이 검출된다. 그림 3(g)는 p_{mov} 와 p_{pos} 만을 이용하여 검출한 결과로, p_{mov} 가 부

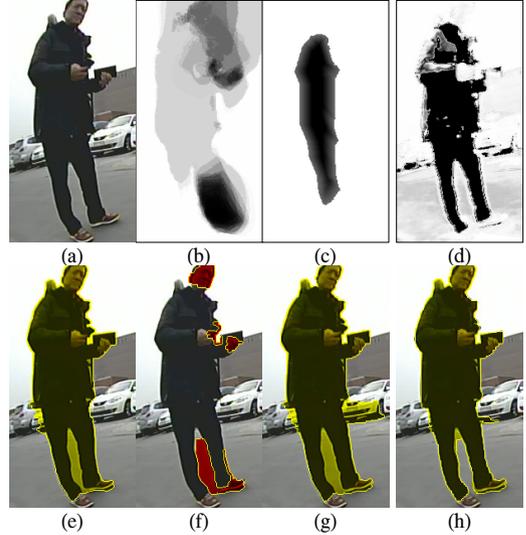


그림 3. 큐의 조합에 따른 검출 결과 양상의 변화 (a) 입력 영상 (b) p_{mov} (c) p_{pos} (d) p_{color} (e) 과거 검출 결과 (f) p_{mov} 만을 이용한 Wedel 등^[3]의 방법의 검출 결과 (g) p_{mov} 와 p_{pos} 만을 이용한 검출 결과 (h) 세 큐를 모두 이용한 검출 결과
Fig. 3. Variation of the detection results for integration of cues (a) input image (b) p_{mov} (c) p_{pos} (d) p_{color} (e) previous detection result (f) detection result using p_{mov} (g) detection result using p_{mov} and p_{pos} (h) detection result using all cues

족하지만 물체의 전반적인 영역에 대해 높은 p_{pos} 가 존재하기 때문에 물체 검출에 성공한 것을 볼 수 있다. 하지만 p_{pos} 가 물체의 디테일을 반영하지 못하기 때문에 배경 영역이 함께 검출된다. 반면 물체의 경계와 같이 세밀한 영역 정보를 담고 있는 p_{color} 가 추가 될 경우, 그림 3(h)의 결과와 같이 물체의 정확한 영역을 검출하는 것이 가능하다.

그림 4는 이동 중 정지하는 물체를 검출한 결과이다. 그림 4의 좌측 열은 제안하는 방법의 검출 결과이고, 우측 열은 Wedel 등^[3]의 방법의 검출 결과이다. Wedel 등^[3]의 방법은 그림 4(e)와 같이 이동물체가 정지하는 상황에서는 검출 근거가 희박해서 검출하지 못하는 반면, 제안하는 방법은 과거에 검출된 물체의 위치와 색 분포를 통해 물체를 추적함으로써 그림 3(b)와 같이 이동물체가 정지하는 상황에서도 검출이 가능하다.

그림 5는 카메라가 앞으로 이동하는 상황에서 이동 물체를 검출한 결과이다. Wedel 등^[3]의 방법은 순수하게 이동하는 물체의 검출에는 좋은 성능을 보인다. 하지만 그림 4(d)의 사람 허리부근에서와 같이 이동물

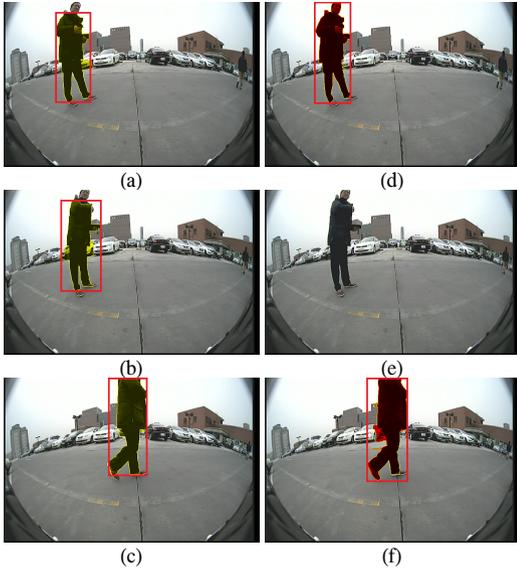


그림 4. 이동 중 정지 물체의 검출 결과 비교 (a-c) 제안하는 방법 (d-f) Wedel 등^[3]의 방법
 Fig. 4. Comparison of the detection of object temporally stop moving (a-c) proposed method (d-f) Wedel et al. method^[3]

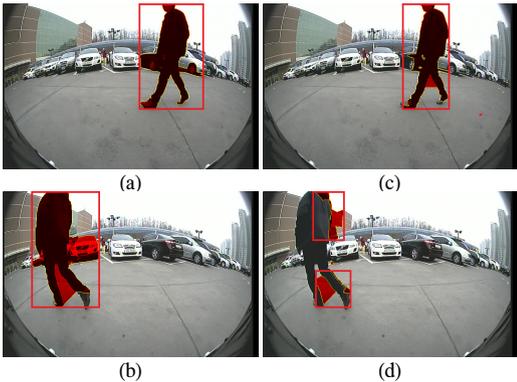


그림 5. 이동물체의 검출 결과 비교 (a-b) 제안하는 방법 (c-d) Wedel 등^[3]의 방법
 Fig. 5. Comparison of the detection results of moving object (a-b) proposed method (c-d) Wedel et al. method^[3]

체의 움직임 벡터가 에피폴라 라인의 방향과 유사한 경우에는 d_{epi} 가 작기 때문에 이동물체의 검출이 정확하지 못한 문제가 발생한다. 반면 제안하는 방법은 물체의 움직임에 대한 근거가 부족한 경우에도 정확한 이동물체의 검출이 가능하다.

그림 6은 카메라와 이동물체가 같은 방향으로 이동하는 상황으로, 위에서 언급한 에피폴라 제약조건의 한계가 더 크게 나타난다. Wedel 등^[3]의 방법은 그림 6(c-d)와 같이 d_{epi} 가 작아지는 문제의 영향이 크게 나

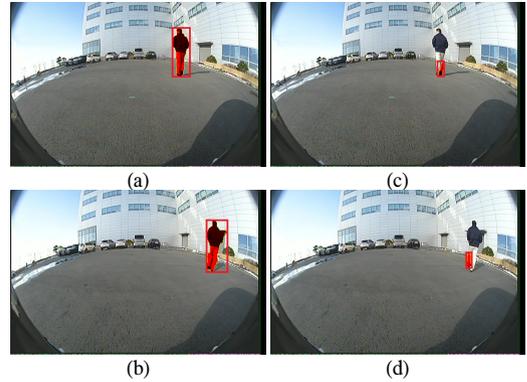


그림 6. 카메라와 평행하게 움직이는 이동물체의 검출 결과 비교 (a-b) 제안하는 방법 (c-d) Wedel 등^[3]의 방법
 Fig. 6. Comparison of the detection results of object moving object in the same direction with camera (a-b) proposed method (c-d) Wedel et al. method^[3]

타나 이동물체의 검출에 실패한다. 반면 제안하는 방법은 d_{epi} 의 감소에도 안정적인 이동물체의 검출이 가능하다.

5.2 정량적 평가

표 1은 성능평가에 이용한 데이터세트의 특성을 보여준다. 제안하는 방법의 성능을 알아보기 위해 이동 중 정지물체가 포함된 영상, 에피폴라 제약조건의 한계가 나타나는 영상, 그리고 일반적인 이동물체가 등장하는 영상으로 데이터세트를 구성하였다. 정량적 성능 평가를 위해 데이터세트의 인식률을 식 (8)와 같이 정의한다. N_{frames} 는 데이터세트의 전체 프레임의 수이고, $N_{success}$ 는 인식에 성공한 프레임의 수이다. 물체의 검출 결과가 각 프레임에서 물체의 정답에 해당하는 바운딩 박스와 절반 이상 중첩된 경우, 인식에 성공한 것으로 간주한다.

$$Detection\ rate(\%) = \frac{N_{success}}{N_{frames}} \times 100 \quad (8)$$

그림 7은 제안하는 방법과 Wedel 등^[3]의 방법의 성능을 비교한 결과이다. 제안하는 방법은 이동물체의 일시적인 정지 상황에도 지속적인 검출이 가능하기 때문에 이동 중 정지물체의 검출 결과에서 Wedel 등^[3]의 방법에 비해 전체적으로 큰 차이로 높은 검출률을 보인다. 또한 카메라와 평행한 움직임을 보이는 이동물체의 경우, 에피폴라 제약조건의 한계로 작은 p_{mov} 를 가지는 상황에서도 제안하는 방법은 상대적으로 높은 검출률을 보인다. 제안하는 방법의 일반적인

표 1. 실험에서 이용한 영상 데이터세트에 대한 설명
Table 1. A description of the image dataset

Datasets	N_{frames}	Place	Feature
dataset_1	693	Parking area	Object temporally stop moving
dataset_2	197	Front of the building	Object temporally stop moving
dataset_3	320	Parking area	Object temporally stop moving
dataset_4	150	Parking area	Object temporally stop moving
dataset_5	98	Front of the building	Object temporally stop moving, Moving object in the same direction with camera
dataset_6	178	Front of the building	Moving object in the same direction with camera
dataset_7	221	Alleyway	Moving object
dataset_8	151	Parking area	Moving object
dataset_9	148	Front of the building	Moving object
dataset_10	171	Front of the building	Moving object

이동물체 검출성능은 비교 방법과 큰 차이가 없지만, 그림 5(d)의 경우와 같이 이동물체의 p_{mov} 가 순간적으로 작아지는 상황에서 안정적인 검출이 가능하여 비교 방법보다 높은 검출률을 보인다.

제안하는 방법에서 각 큐가 미치는 영향을 알아보기 위해 p_{color} 을 제외한 p_{mov} 와 p_{pos} 만을 이용하였을 때의 검출 결과를 비교하였다. 그림 7에서 p_{mov} 와 p_{pos} 를 이용한 검출 결과는 p_{mov} 만을 이용한 Wedel 등^[3]의 방법과 비교하여 큰 차이로 높은 검출률을 보이며, p_{color} 까지 모두 이용한 경우에는 이보다 더 높은 검출률을 보인다. p_{color} 는 앞서 설명한 바와 같이 부정확성 문제로 독립적으로 이용하지 못한다는 점을 상기할 때, 물체의 추적에 주도적인 역할을 하는 큐는 p_{pos} 임을 알 수 있다. 또한 그림 3의 결과와 같이 p_{color} 에 의해 더 정확한 물체 영역의 검출이 가능하기 때문에 p_{color} 의 추가로 더 안정적인 물체의 추적이 가능하고, 이는 검출률의 향상으로 이어진다는 점을 결과를 통해 확인할 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 이동물체는 물론 이동 중 정지하는 물체의 연속적인 검출을 위해 대상 물체의 속성을 서술하는 세 개의 큐를 도입하고 이들을 통한 검출 및 추적 방법을 제안하였다. 에피플라 제약조건을 이용하여 얻은 이동 가능성 큐는 이동물체 영역의 검출을 유도한다. 검출된 이동물체는 물체의 위치와 색 분포를 기반으로 추적이 이루어진다. 현재의 입력 영상에 대한 시간적인 물체 위치의 대응관계와 색 분포의 유사성을 통해 위치 가능성 큐와 색 분포 유사성 큐를 구성하여 과거 검출된 물체가 위치할 가능성이 높은 영역을 나타냈다. 이를 통해 물체가 일시적으로 정지하여 이동물체로서 검출할 근거가 없는 상황에서도 지속적인 검출이 가능하였다. 최종적으로 세 개의 큐를 이용한 그래프 기반의 영상분할을 통해 이동 및 이동 중 정지물체를 검출하였다. 물체 영역의 연속성을 가정한 그래프 기반의 영상분할을 수행하기 때문에 정확한 물체 영역의 검출이 가능하였으며, 이는 다시 정확한 물체의 추적으로 이어졌다.

제안하는 방법의 성능은 차량에 장착된 카메라가 이동 또는 정지하는 상황에서 촬영한 영상을 통해 검증하였다. 기존의 방법이 이동 중인 물체만을 검출한 반면, 제안하는 방법은 이동 중 정지하는 물체에 대해서도 검출이 가능하였다. 또한 이동물체임에도 카메라가 평행하게 이동하여 이동물체로서 판단할 근거가 부족한 상황에서도 안정적인 검출이 가능하였다. 이동 가능성 큐는 이동물체의 검출을 유도하고, 물체의 추적에는 위치 가능성 큐가 주도적인 역할을 수행하며, 색 분포 유사성 큐를 통해 물체 영역 검출의 정확도가

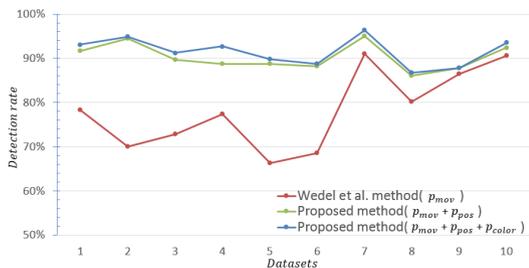


그림 7. 제안하는 방법과 Wedel 등^[3]의 방법의 성능 비교
Fig. 7. Performance comparison among the proposed method and Wedel et al. method^[3]

향상됨을 실험을 통해 확인하였다.

본 논문에서 제시한 이동 및 이동 중 정지물체 검출에 대한 논제는 이동물체 검출 결과의 이용 관점에서 실제 상황에서 필수적인 사항이다. 따라서 이와 같이 확장된 패러다임이 적용된 제안하는 방법은 지능형 자동차의 접근물체 감지 장치와 같이 범용성이 필요한 시스템에 적용되어 안정성 향상에 기여할 것으로 기대한다.

References

- [1] J. M. Choi, H. Song, S. H. Park, and C. D. Lee, "A Study on the Object Extraction and Tracking System for Intelligent Surveillance," *J. Commun. Networks (JCN)*, vol. 38B, no. 7, pp. 589-595, Jul. 2013.
- [2] J. Kwon and D.-S. Kim, "Detecting moving objects from slowly moving viewpoint for automotive rear view camera systems," in *Proc. IEEE Int. Conf. Consumer Electron.*, pp. 51-52, 2014.
- [3] A. Wedel, A. Meißner, C. Rabe, U. Franke, and D. Cremers, "Detection and segmentation of independently moving objects from dense scene flow," in *Proc. Int. Conf. Energy minimization methods in computer vision and pattern recognition*, pp. 14-27, 2009.
- [4] C. Yuan, G. Medioni, J. Kang, and I. Cohen, "Detecting motion regions in the presence of a strong parallax from a moving camera by multiview geometric constraints," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 29, no. 9, pp. 1627-1641, 2007.
- [5] E. Einhorn, M. Filzhuth, C. Schröter, and H.-M. Gross, "Monocular detection and estimation of moving obstacles for robot navigation," in *Eur. Conf. Mob. Robots*, pp. 121-126, 2011.
- [6] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," *J. Basic Eng.*, pp. 35-45, 1960.
- [7] Z. Kalal, K. Mikolajczyk, and J. Matas, "Tracking-learning-detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 34, pp. 1409-1422, 2012.
- [8] Y. Wang, J. Ostermann, and Y. Q. Zhang, *Video processing and communications*, Upper Saddle River, Prentice Hall, 2002.
- [9] S. Leutenegger, M. Chli, and R. Y. Siegwart, "BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints," in *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.*, pp. 2548-2555, 2011.
- [10] T. Brox, A. Bruhn, N. Papenberger, and J. Weickert, "High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping," in *Proc. European Conf. Comput. Vis.*, pp. 25-36, 2004.
- [11] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple view geometry in computer vision*, Cambridge university press, 2003.
- [12] P. H. S. Torr and D. W. Murray, "The development and comparison of robust methods for estimating the fundamental matrix," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 24, pp. 271-300, 1997.
- [13] R. I. Hartley, "In defense of the eight-point algorithm," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 19, pp. 580-593, 1997.
- [14] C. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector," in *Proc. The Fourth Alvey Vis. Conf.*, pp. 147-151, 1988.
- [15] C. Rother, V. Kolmogorov, and A. Blake, "Grabcut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts," *ACM Trans. Graphics*, pp. 309-314, 2004.
- [16] C. M. Bishop, *Pattern recognition and machine learning*, springer New York, 2006.
- [17] A. Delong, A. Osokin, H. N. Isack, and Y. Boykov, "Fast approximate energy minimization with label costs," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 96, pp. 1-27, 2012.
- [18] J. Weng, P. Cohen, and M. Herniou, "Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 14, pp. 965-980, 1992.

김도형 (Do-Hyung Kim)



2013년 2월 : 서강대학교 전자
공학과 졸업
2013년 2월~현재 : 서강대학교
전자공학과 석사과정
<관심분야> 컴퓨터 비전, 임베
디드 시스템 디자인

김경환 (Gyeong-Hwan Kim)



1984년 2월 : 서강대학교 전자
공학과 졸업
1986년 2월 : 서강대학교 전자
공학과 석사
1996년 2월 : State University of
New York at Buffalo 전기 및
컴퓨터 공학과 박사
1997년 3월~현재 : 서강대학교 전자공학과 교수
<관심분야> 영상신호해석, 패턴인식, 임베디드 시스
템 디자인