Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (2016) 22(9):773-777
http://dx.doi.org/10.5302/J.ICROS.2016.15.0207 ISSN:1976-5622 eISSN:2233-4335

검출기 융합에 기반을 둔 확률가정밀도 (PHD) 필터를 적용한 다중 객체 추적 방법

Fusion of Local and Global Detectors for PHD Filter-Based Multi-Object Tracking

윤 주 홍, 황 영 배, 최 병 호, 윤 국 진*
(Ju Hong Yoon[1], Youngbae Hwang[1], Byeongho Choi[1], and Kuk-Jin Yoon[2,*])
[1]Korea Electronics Technology Institute
[2]Gwangju Institute of Science and Technology

Abstract: In this paper, a novel multi-object tracking method to track an unknown number of objects is proposed. To handle multiple object states and uncertain observations efficiently, a probability hypothesis density (PHD) filter is adopted and modified. The PHD filter is capable of reducing false positives, managing object appearances and disappearances, and estimating the multiple object trajectories in a unified framework. Although the PHD filter is robust in cluttered environments, it is vulnerable to false negatives. For this reason, we propose to exploit local observations in an RFS of the observation model. Each local observation is generated by using an online trained object detector. The main purpose of the local observation is to deal with false negatives in the PHD filtering procedure. The experimental results demonstrated that the proposed method robustly tracked multiple objects under practical situations.

Keywords: probability hypothesis density filter, multi-object tracking, observation fusion, pedestrian tracking, random finite set theory

I. 서론

다중 객체 추적분야는 컴퓨터비전에서 중요한 연구분야로 로봇비전, 지능형자동차, 감시시스템, 증강현실, 객체 행동 분석 등 다양한 산업에서 핵심기술로 활용된다. 최근에는 기계학습(machine learning)의 비약적인 발전으로 많은 양의 객체 데이터를 학습하여 성능을 기존보다 크게 향상시킨 보행자 검출기(detector) 들이 개발되었다[3,4]. 검출기 사용 시 객체 초기화를 효율적으로 진행할 수 있어 대부분의 객체 추적 방법들은 검출기의 검출 결과를 입력으로 하는 Tracking-by-Detection 프레임워크를 기반한다[1,2,20]. 하지만 대부분의 기계학습 방법은 다양한 배경으로부터 보행자의 다양한 형태를 오류 없이 구분하는 객체모델을 학습하기에는 근본적인 한계가 있어 객체 검출기는 그림 1에서 보여지듯이 미검출(false negative)과 오검출(false positive) 결과를 생성한다[3,4]. 다중객체추적은 이러한 불확실성을 최소화하며 객체를 추적을 목적으로 한다. MOT는 크게 오프라인 방식과 온라인 방식으로 구분되며 오프라인 방식의 경우 전체 비디오 프레임에서 획득한 검출결과를 사용하여 객체를 추적하며 온라인 방식의 경우 각 프레임마다 관측치를 획득하여 객체를 추적한다. 오프라인 방식의 경우 온라인 방식보다 향상된 성능을 보여주나 실시간 어플리케이션에 적용하기 어렵다는 단점이 있다. 본 논문에서는 오프라인 방식에 비해 활용 범위가 넓고 지능형 자동차나 지능형 로봇에 적용 가능한 온라인 방식의 MOT 방법을 제안한다.

* Corresponding Author
Manuscript received December 11, 2015 / revised April 1, 2016 / accepted July 12, 2016
윤주홍, 황영배, 최병호: 전자부품연구원
(jhyoon@keti.re.kr/ybhwang@keti.re.kr/bhchoi@keti.re.kr)
윤국진: 광주과학기술원(kjyoon@gist.ac.kr)
※ 본 연구는 2015년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단 (No. NRF-2015R1A2A1A01005455)과 'ICT 유망기술개발지원사업 (R-20150724-001806)'의 지원을 받아 수행된 연구임.

Copyright© ICROS 2016

II. 기존 연구 및 차별성

다중객체추적 방법은 객체검출기로부터 생성된 불확실한 검출 결과를 관측치로 이용하여 객체의 수와 객체의 상태 벡터(위치, 속도, 사이즈 등)를 함께 추정하는 것을 목적으로 한다. 일반적으로 객체 추적을 위해서는 추적되고 있는 객체들에 올바른 관측치를 할당하는 데이터연관(data association) 과정이 가장 중요하다[21]. 많이 알려진 확률 기반의 데이터 연관 방법으로는 probabilistic data association [5], joint probabilistic data association [6], multiple hypothesis tracking [7] 등이 있으며 최적화 기반의 데이터연관 방법으로는 Hungarian algorithm [16], 전역최적화 기반의 greedy 방법[17] 등이 있다.

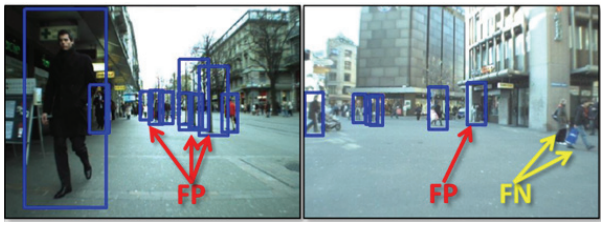


그림 1. [4]의 방법을 이용한 객체 검출 결과 (false positive (FP, 오검출), false negative (FN, 미검출)).
Fig. 1. Detection results using a detector proposed in [4] (False positive (FP), false negative (FN)).

하지만, 검출 불확실성이 존재 하는 환경에서 데이터연관 성능은 부정확해 지기 쉽고 이를 해결하기 위한 고성능 데이터연관 방법[18]의 경우 높은 계산량을 필요로 하고 오프라인 방식이므로 실시간성을 필요로 하는 온라인어플리케이션에 적용하기 어렵다.

본 논문에서는 앞서 언급한 문제를 극복하고자 확률밀도가정(Probability Hypothesis Density (PHD))필터를 이용하여 영상기반의 온라인 다중객체추적을 구현한다. PHD 필터는 다중 객체와 측정치들을 Random Finite Set에 근거하여 객체 집합과 관측치 집합으로 모델링한다. 기존의 데이터연관 기반의 추적 방식들과 다르게 PHD 필터는 각 객체를 독립적으로 추정하기 보다 객체들을 하나의 집합으로 고려하여 추정한다. 이러한 특징 때문에 각 객체에 하나의 관측지를 할당하는 데이터연관 부분이 불필요하다. 또한, PHD 필터는 객체의 사라짐, 출현, 그리고 검출 불확실성을 확률적으로 모델링하여 표적 객체 관리와 검출 불확실성 관리를 필터링 과정에서 자동적으로 처리할 수 있다는 장점이 있다.

PHD 필터는 오검출 추적을 최소화할 수 있지만, 미검출이 빈번하게 발생하는 경우 다른 추적방법과 비교하여 추적성능이 저하된다는 단점이 있다. 이를 해결하기 위해, 본 연구에서는 단일 객체 추적기 기반의 지역 객체 검출기(local object detector)를 이용한다. 여기서, 사용되는 지역 객체 검출기는 하나의 특정 객체만을 추적하며 해당 객체의 지역 관측치를 매 프레임마다 생성한다. 지역 객체 검출기는 온라인(online)으로 객체의 외형 모델을 학습하는 반면에 전역 객체 검출기는 다량의 객체 영상 데이터와 배경 영상 데이터를 이용하여 오프라인(offline)으로 검출기를 학습한다[3]. 본 논문에서 전역 객체 검출기는 객체를 초기화하는 목적으로 사용되고 지역 객체 검출기는 객체 미검출을 보상하기 위한 목적으로 사용된다.

III. 문제 정립

다중 객체 추적에서 객체의 상태는 크게 세 가지로 표현한다. 객체의 출현, 객체의 사라짐, 그리고 객체의 존재이며 객체 검출기는 영상에 존재하는 객체를 탐지하여 객체의 위치와 크기 정보를 포함하는 관측치를 생성한다. 하지만, 장면의 복잡성, 영상 노이즈, 그리고 객체 외형의 변화 때문에 검출기는 불확실한 검출 (미검출과 오검출)도 함께 생성한다. 객체 상태와 불확실한 관측치 상태를 유한집합(finite sets) 으로 다음과 같이 표현할 수 있다. t시간에 N_t개의 객체의 집합은 $\mathbf{X}_t = \{\mathbf{x}_t^1, \dots, \mathbf{x}_t^{N_t}\}$으로 나타내며 객체 상태 공간 $\chi \in \mathbb{R}^{n_x}$에서 정의된다. M_t개의 관측치의 집합은 $\mathbf{Z}_t = \{\mathbf{z}_t^1, \dots, \mathbf{z}_t^{M_t}\}$으로 나타내며 관측치 공간 $\mathcal{Z} \in \mathbb{R}^{n_z}$에서 정의 된다. 객체 상태 집합과 관측치 집합들은 객체 상태 공간 χ와 관측치 공간 $\mathcal{Z}$의 유한집합의 부분집합으로 $\mathbf{X}_t \subseteq \mathcal{F}(\chi)$, $\mathbf{Z}_t \subseteq \mathcal{F}(\mathcal{Z})$으로 정의된다[7,15]. 본 연구에서 각 객체와 관측치는 그림 1에서처럼 영상 내의 바운딩박스로 표현되며 이는 객체의 중심 위치와 영상에서의 객체의 넓이와 높이로 표현한다.

일반적으로 PHD 필터는 전역 객체 검출기로부터 얻은 관측치만을 고려하지만 제안된 방법에서는 지역 객체 검출기로 생성한 관측치도 함께 활용한다.

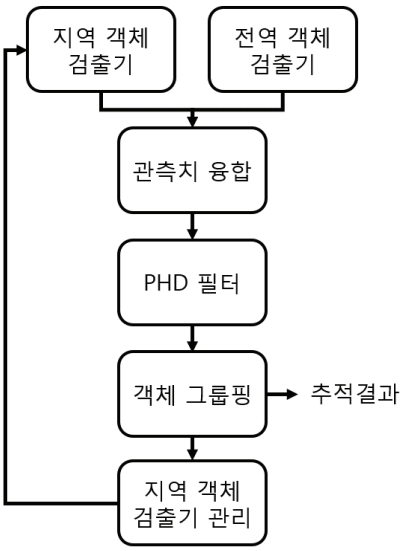


그림 2. 제안된 다중 객체 추적 방법.
Fig. 2. Procedure of the proposed tracking method.

지역 관측치는 $\mathbf{Z}_{L,t} = \{\mathbf{z}_{L,t}^1, \dots, \mathbf{z}_{L,t}^{M_{L,t}}\}$로 정의하고 전역 관측치 집합은 $\mathbf{Z}_{G,t} = \{\mathbf{z}_{G,t}^1, \dots, \mathbf{z}_{G,t}^{M_{L,t}}\}$로 정의한다. 여기서, 두 집합의 관측치들 중 일부는 같은 객체로부터 생성된 관측치도 있으므로 이런 경우 식 (1)의 PASCAL score [8]를 이용하여 두 관측치들 간의 겹치는 영역 비율을 측정한다.

$$S = \frac{area(\mathbf{z}_{L,t}^i \cap \mathbf{z}_{G,t}^j)}{area(\mathbf{z}_{L,t}^i \cup \mathbf{z}_{G,t}^j)} \tag{1}$$

Pascal score S가 0.5보다 크다면 해당 전역 관측치와 지역 관측치는 다음과 같이 하나의 관측치로 융합된다. $\mathbf{z}_{F,t}^k = 0.5\mathbf{z}_{L,t}^i + 0.5\mathbf{z}_{G,t}^j$. 여기서, 융합 관측치 집합은 $\mathbf{Z}_{F,t} = \{\mathbf{z}_{F,t}^1, \dots, \mathbf{z}_{F,t}^{M_{F,t}}\}$로 표현한다. 최종적으로 제안된 객체 추적에서 사용되는 관측치 집합은 다음과 같다.

$$\mathbf{Z}_t = \mathbf{Z}_{F,t} \cup \tilde{\mathbf{Z}}_{G,t} \cup \tilde{\mathbf{Z}}_{L,t}\,. \tag{2}$$

여기서 $\tilde{\mathbf{Z}}_{G,t}$와 $\tilde{\mathbf{Z}}_{L,t}$는 융합관측치에 사용되지 않은 전역 관측치와 지역 관측치들의 집합을 각각 나타낸다.

본 논문에서 제안된 다중 객체 추적 방법은 식 (2)에서 정의된 관측치 집합 $\mathbf{Z}_t$을 이용하여 객체 집합 $\mathbf{X}_t$를 추정한다.

IV. PHD 필터를 이용한 객체 상태 집합 추정

다중 객체 집합을 추정하기 위해 Sequential Monte Carlo 기반의 PHD 필터(SMC-PHD)기법을 적용한다. SMC-PHD 방법은 확률가정밀도(PHD)를 샘플링하여 근사화한다[9]. 다른 Bayesian기반의 필터 방법들과 유사하게 PHD 필터도 예측단계와 보정 단계로 구성된다. 예측된 PHD의 샘플로 근사화하여 다음과 같이 표현하다.

$$D(\mathbf{x}_t|\mathbf{Z}_{t-1}) \approx \{w_{t|t-1}^k, \mathbf{x}_t^k\}_{k=1}^{S_{t-1}+B_t}. \tag{3}$$

여기서 S_{t-1}는 추적중인 객체들의 상태벡터에 할당된 샘플 수를 나타내며 B_t는 새롭게 출현한 객체의 상태벡터에 할당된 샘플수를 나타낸다. 샘플링 방식은 파티클필터(partical filter) [10]에서 제안된 기법을 적용하였다. 생존 객체의 상태벡터 샘플은 생존 객체 중요도 함수(importance function) $\mathbf{x}_t^k \sim q(\mathbf{x}|\mathbf{x}_{t-1}^k, \mathbf{Z}_t)$ 기반으로 생성한다. 출현 객체의 상태벡터 샘플은 출현 객체 중요도 함수 $\mathbf{x}_t^k \sim q(\mathbf{x}|\mathbf{Z}_t)$ 기반으로 생성한다. 각 샘플들의 가중치는 다음과 같이 정의한다.

$$w_{t|t-1}^k = \begin{cases} \dfrac{p_S(\mathbf{x}_t^k) f(\mathbf{x}_t^k|\mathbf{x}_{t-1}^k) w_{t-1}^k}{q(\mathbf{x}_t^k|\mathbf{x}_{t-1}^k, \mathbf{Z}_t)}, k = 1, \dots, S_{t-1} \\ \dfrac{p_B(\mathbf{x}_t^k)}{B_t q(\mathbf{x}_t^k|\mathbf{Z}_t)}, k = S_{t-1}+1, \dots, S_{t-1}+B_t \end{cases} \quad (4)$$

위의 식 (4)에서 $p_S(\mathbf{x}_t^k)$는 객체 생존 확률을 나타내며 0에서 1사이 값을 갖는다. $f(\mathbf{x}_t^k|\mathbf{x}_{t-1}^k)$는 객체의 상태 변화 모델로 제안된 방법에서는 상태 변화를 랜덤워크(random walk)모션으로 가정한다. $p_B(\mathbf{x}_t^k)$는 객체 출현 인텐시티(intensity)이며 구현 및 실험에서 0.1의 값을 적용하였다.

관측치 집합 $\mathbf{Z}_t$를 이용하여 앞서 설명한 예측된 PHD $D(\mathbf{x}_t|\mathbf{Z}_{t-1})$의 샘플 가중치를 보정한다.

$$w_t^k = \left(1 - p_D(\mathbf{x}_t^k)\right) w_{t|t-1}^k + \sum_{l=1}^{M_t} w_t^{k,l}. \quad (5)$$

여기서 가중치 $w_t^{k,l}$는 관측치 $\mathbf{z}_t^l \in Z_t$를 이용하여 다음과 같이 연산된다.

$$w_t^{k,l} = \frac{p_D(\mathbf{x}_t^k) p(\mathbf{z}_t^l|\mathbf{x}_t^k) w_{t|t-1}^k}{\kappa(\mathbf{z}) + \sum_{k=1}^{S_{t-1}+B_t} p(\mathbf{z}_t^l|\mathbf{x}_t^k) w_{t|t-1}^k} \quad (6)$$

위의 식 (6)에서 $p_D(\mathbf{x}_t^k)$는 객체 검출 확률을 나타내며 0과 1사이 값으로 정해지며 실험에서 해당 값은 0.95로 고정하였다. $\kappa(\mathbf{z})$는 클러터(clutter) 밀도 함수로 객체 오검출률이 관측치 검색 공간에서 균등분포를 따른다고 가정한다. 공산(Likelihood) $p(\mathbf{z}_t^l|\mathbf{x}_t^k)$은 다음과 같이 가우시안(Gaussian)분포로 정의한다.

$$p(\mathbf{z}_t^l|\mathbf{x}_t^k) = \frac{1}{(2\pi)^2|\Xi|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{z}_t^l - \mathbf{x}_t^k)^{\mathrm{T}} \Xi^{-1} (\mathbf{z}_t^l - \mathbf{x}_t^k)\right) \quad (7)$$

여기서 Ξ는 공분산을 나타낸다. 식 (5)에서처럼 보정된 가중치로부터 최종적으로 보정된 PHD $D(\mathbf{x}_t|\mathbf{Z}_t) \approx \{w_t^k, \mathbf{x}_t^k\}_{k=1}^{S_{t-1}+B_t}$를 얻는다.

본 논문에서 PHD는 샘플들로 근사화하기 때문에 해당 샘플 집합에서 다중 객체 상태 벡터를 추출하는 과정이 필요하다. 상태벡터 추출하기 전에 리샘플링(resampling) [10]기법을 이용하여 작은 가중치를 갖는 샘플들은 제거한다. 다중 객체 상태 벡터 추출은 [11]에서 제안된 그룹핑(Grouping) 방법을 적용한다. 식 (6)에서 연산된 $w_t^{k,l}$를 이용하여 다음과 같이 다중 객체 상태 벡터가 형성된다.

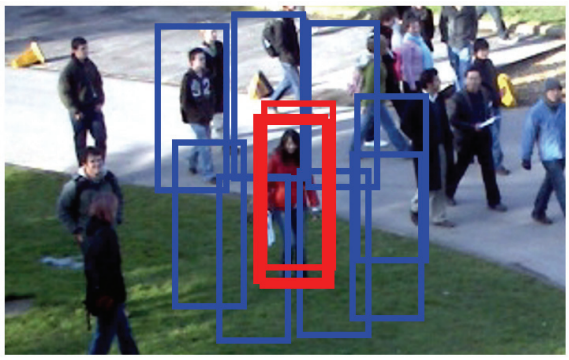


그림 3. 지역객체 검출기를 위한 학습데이터 샘플링: Positive 샘플 (빨간색 박스), Negative 샘플 (파란색 박스).

Fig. 3. Training sample extraction for a local object detector: Positive sample (red box), Negative sample (blue box).

$$\mathbf{x}_t^l = \sum_{k=1}^{S_{t-1}+B_t} \frac{w_t^{k,l}}{W^l} \mathbf{x}_t^k, W^l = \sum_{k=1}^{S_{t-1}+B_t} w_t^{k,l}. \quad (8)$$

위의 식 (8)에서 W^l은 l번째 관측치에 할당된 전체 가중치의 합을 나타낸다. 만약에 W^l이 0.5보다 크면 해당 객체는 생존 객체이거나 새롭게 출현한 객체로 간주된다. 생존 객체이면 해당 객체의 지역 검출기를 보정한다[12]. 새롭게 출현한 객체의 경우 새로운 지역 검출기를 섹션 IV에서 언급한 방식으로 생성한다. W^l이 0.5 이하이고 해당되는 관측치는 새로운 객체를 초기화하기 위한 중요도 함수 $\mathbf{x}_t^k \sim q(\mathbf{x}|\mathbf{Z}_t)$를 모델링 하는데 이용된다[11].

V. PHD 필터를 이용한 객체 상태 집합 추정

지역 객체 검출기의 목적은 온라인(online)으로 학습되는 분류기를 이용하여 영상의 작은 영역에서 해당 객체를 찾는 것이며 단일 객체 추적기[12]와 같은 방식으로 구현된다. 본 논문에서는 다중 객체 추적을 목적으로 하고 있기 때문에 객체 추적기의 수는 객체 수에 비례하며 각 추적기는 새로운 객체가 초기화 될 때 마다 생성된다. 각 객체의 외형 모델은 최근에 많이 활용되고 있는 histogram of gradient (HOG) [3]로 표현한다.

온라인으로 객체의 외형 모델을 학습하기 위해 그림 2에서처럼 Positive 샘플을 객체중심의 근처에서 Negative 샘플을 객체 중심으로부터 멀리 있는 영역에서 추출한다. 추출된 샘플들을 online boosting [12] 기법으로 학습하여 분류기를 생성한다. 객체의 색상정보는 RGB 히스토그램(histogram) 정보를 이용하여 표현하며 해당 히스토그램과의 유사성 판별은 Bhattacharyya coefficient [13] 기법을 이용한다.

VI. 지역 객체 검출기 관리 기법

다중 객체 추적 시 객체는 지속적으로 출현하고 사라지므로 그에 따른 검출기 관리가 필요하다. 영상에서 사라지는 객체에 할당된 검출기를 제거하기 위해 검출기의 신뢰도를 측정한다. 지역 객체 검출기 신뢰도의 초기 값은 $P_t(LD^i) = 0$로 설정한다. 각 프레임마다 신뢰도를 보정하기 위해 해당 검출기의 관측치와 전역 관측치의 pascal score(식 (1))를 연산

하고 0.5 이상인 경우 다음의 식으로 검출기 신뢰도를 보정한다.

$$P_t(LD^i) = \frac{p_D P_{t-1}(LD^i)}{p_D P_{t-1}(LD^i) + p_{FA}\left(1 - P_{t-1}(LD^i)\right)}. \quad (9)$$

여기서 p_D와 p_{FA}는 객체 검출 확률과 객체 오검출 확률을 나타낸다. Pascal score가 0.5이하인 경우 다음의 식으로 보정한다

$$P_t(LD^i) = \frac{(1 - p_D)P_{t-1}(LD^i)}{(1 - p_D)P_{t-1}(LD^i) + (1 - p_{FA})\left(1 - P_{t-1}(LD^i)\right)} \quad (10)$$

여기서, 검출기의 신뢰도 $P_t(LD^i)$가 0.1이하가 되는 경우 해당 검출기는 제거한다.

VII. 실험 결과

다중 객체 추적에 대한 실험을 위해서 많이 활용되고 있는 ETH 데이터[14]와 PET데이터[19]를 이용하여 제안된 방법의 성능을 평가하였다. ETH 데이터 영상에서는 보행자가 인도 환경에서 출현하고 사라짐을 시간이 흐름에 따라 반복한다. 또한, 배경이 복잡하고 보행자와 유사한 부분이 많아서 검출기의 오검출률과 미검출률이 높은 편이다. 제안된 방법의 성능을 효과적으로 보여주기 위해 최근에 제안되었던 PHD 필터기반의 다중 객체 추적 방법[1,2]과 성능을 비교하였다. 정량적 비교를 위하여 추적 성공률(SR: Success Rate)과 평균 오검출률(FAF: False Alarm per Frame)를 측정하였다. 여기서 SR은 전체 프레임에서 객체 추적이 성공한 객체의 합과 전체 프레임의 ground truth 객체의 수를 나눈 값이다. 각 프레임에서 객체 추적 성공 유무는 식 (1)의 Pascal score를 이용하였고 ground truth와 추적 결과간의 겹치는 영역의 비율이 0.5 이상인 추적 성공으로 간주하였다.

실험에서 사용된 전역 검출기는 프레임 당 0.92개의 오검출 관측치를 생성한다. 표 1이 보여주듯이 두 방법 모두 PHD 필터를 이용하기 때문에 FAF를 감소시켰다. 하지만 해당 객체 검출기의 미검출율이 높기 때문에 기존 PHD 필터 기반 다중객체추적 방법[1,2]은 SR 성능도 낮음을 알 수 있다. 반면에 제안된 방법은 지역 검출기로부터 생성된 관측치도 함께 사용하기 때문에 상대적으로 높은 SR 성능을 보여줌을 알 수 있다. 그림 3은 기존 방법[1,2]의 추적 결과이다.

표 1. 정량적 성능 비교 (추적성공률(SR), 오검출률(FAF)).
Table 1. Quantitative evaluation (success rate (SR), false alarm per frame (FAF)).

	방법	SR	FAF
ETH데이터1	[1,2]	58%	0.55
	제안된 방법	75%	0.79
ETH데이터2	[1,2]	64%	0.39
	제안된 방법	76%	0.24
PET데이터	[1,2]	89%	0.12
	제안된 방법	96%	0.32

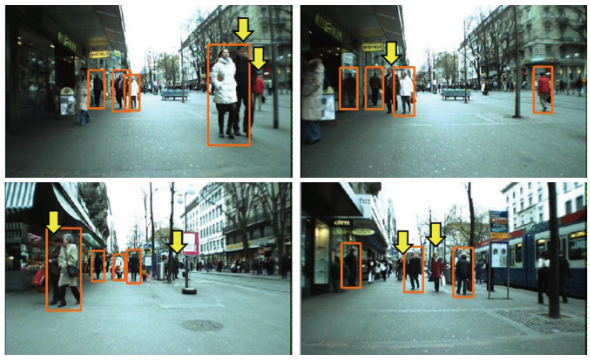


그림 4. 기존 방법 [1,2]을 이용한 객체 추적 결과: 노란색 화살표는 미검출 객체를 나타낸다.
Fig. 4. Tracking results: Upper(conventional framework), Bottom (the proposed method); Yellow arrows denote missed objects.

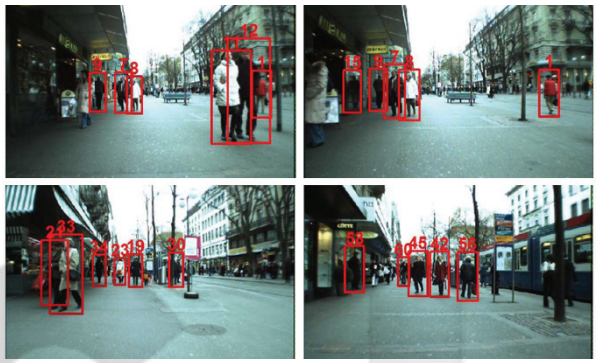


그림 5. 제안된 방법을 이용한 다중객체 추적 결과: 객체 라벨은 지역 검출기 라벨로 표시한 결과이다.
Fig. 5. Tracking results: Upper(conventional framework), Bottom (the proposed method); Yellow arrows denote missed objects.

그림 3에서 보여지듯이 검출기의 객체 미검출로 인한 추적 실패(노란색 화살표)가 빈번히 발생한다. 그림 4는 제안된 방법의 객체 추적 결과로 기존 방법보다 객체 추적을 더 강건하게 함을 알 수 있다.

VIII. 결론

본 논문에서는 객체 검출기의 오검출과 미검출에 강건한 PHD 필터 기반의 다중 객체 추적 방법을 소개하였다. 기존의 PHD 필터 방식과 달리 제안된 방법은 전역 검출기와 지역 검출기로부터 생성된 관측치를 융합하여 사용하기 때문에 오검출율은 줄이면서 객체 검출율을 향상 시킬 수 있다. 또한, 지역 검출기 관리를 확률적으로 모델링하여 PHD 필터 내의 하나의 프레임워크에서 동작 가능하도록 하였다.

REFERENCES

[1] Y.-D. Wang, J.-K. Wu, A. A. Kassim, and W. Huang, "Data-driven probability hypothesis density filter for visual tracking," *IEEE Transactions on Circuits System and Video Technology*, vol. 18, no. 8, pp. 1085-1095, 2008.

[2] E. Maggio, M. Taj, and A. Cavallaro, "Efficient multitarget visual tracking using random finite sets," *IEEE Transactions on Circuits System and Video Technology*, vol. 18, no. 8, pp. 1016-1027, 2008.

[3] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 886-893, 2005.
[4] P. Dollar, S. Belongie, and P. Perona, "The fastest pedestrian detector in the west," *Proc. of the British Machine Vision Conference*, pp. 66.1-66.11, 2010.
[5] Y. Bar-Shalom, F. Daum, and J. Huang, "The probabilistic data association filter," *IEEE Control Systems*, vol. 29, no. 6, pp. 82-100, 2009.
[6] T. E. Fortmann, Y. Bar-Shalom, and M. Scheffe, "Multi-target tracking using joint probabilistic data association," *Proc. of IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 807-812, 1980.
[7] R. P. S. Mahler, "Multitarget bayes filtering via first-order multitarget moments," *IEEE Transactions on Aerospace Electronics Systems*, vol. 39, no. 4, pp. 1152-1178, 2003.
[8] J. Santner, C. Leistner, A. Saffari, T. Pock, and H. Bischof, "PROST Parallel robust online simple tracking," *Proc. of IEEE Conference on Comuter Vision and Pattern Recognition*, 2010.
[9] B.-N. Vo, S. Singh, and A. Doucet, "Sequential monte carlo methods for multitarget filtering with random finite sets," *IEEE Transactions on Aerospace Electronics Systems*, vol. 41, no. 4, pp. 1224-1245, 2005.
[10] M. S. Arulampalam, S. Maskell, and N. Gordon, "A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, pp. 174-188, 2002.
[11] B. Ristic, D. Clark, B.-N. Vo, and B.-T. Vo, "Adaptive target birth intensity for phd and cphd filters," *IEEE Transactions on Aerospace Electronics Systems*, vol. 48, no. 2, pp. 1656-1668, 2012.
[12] H. Grabner and H. Bischof, "On-line boosting and vision," *IEEE Conference on Comuter Vision and Pattern Recognition*, pp. 260-267, 2006.
[13] M. Sohail Khalid, M. Umer Ilyas, M. Saquib Sarfaraz, and M. Asim Ajaz, "Bhattacharyya coefficient in correlation of gray-scale objects," *Journal of Multimedia*, vol. 1, no. 1, pp. 56-61, 2006.
[14] A. Ess, B. Leibe, K. Schindler, and L. Van Gool, "A mobile vision dystem for robust multi-person tracking," *Proc. of IEEE Conference on Comuter Vision and Pattern Recognition*, 2008.
[15] J. H. Yoon, D. Y. Kim, and K.-J. Yoon, "Multi-object tracking using hybrid observation in PHD filter," *Proc. of IEEE Conference on Image Processing*, pp. 3890-3894, 2013.
[16] H. W. Kuhn and B. Yaw, "The Hungarian method for the assignment problem," *Naval Research Logistics Quarterly*, pp. 83-97, 1955.
[17] H. Pirsiavash, D. Ramanan, and C. C. Fowlkes, Globally-optimal greedy algorithms for tracking a variable number of objects," *Proc. of IEEE Conference on Comuter Vision and Pattern Recognition*, 2011.
[18] A. Milan, S. Roth, and K. Schindler, "Continuous energy minimization for multitarget tracking," *Proc. of IEEE Conference on Comuter Vision and Pattern Recognition*, 2014.
[19] http://www.cvg.reading.ac.uk/PETS2009/a.html.
[20] S.-U. Kim and J.-W. Lee, "Traffic sign recognition, and tracking using RANSAC-based motion estimation for autonomous vehicles," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 22, no. 2, pp. 110-116, 2016.
[21] T. L. Song, "Multi-target tracking filters and data association: a survey," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 20, no. 3, pp. 313-322, 2014.

윤 주 홍

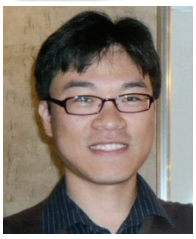
2008년 성균관대학교 정보통신공학부(공학사). 2009년 광주과학기술원 기전공학부(공학석사). 2014년 광주과학기술원 정보통신공학부(공학박사). 2014년~현재 전자부품연구원 선임연구원.

황 영 배

2001년 KAIST 전기및전자공학과(공학사). 2003년 KAIST 전자전산학과(공학석사). 2009년 KAIST 전자전산학과(공학박사). 2009년~2011년 삼성테크윈 책임연구원. 2011년~현재 전자부품연구원 선임연구원.

최 병 호

1991년 한양대학교 전자공학과(공학사). 1993년 한양대학교 전자공학과(공학석사). 1993년~1997년 엘지전자 주임연구원. 2010년 중앙대학교 전자공학과(공학박사). 1997년~현재 전자부품연구원 지능형영상처리연구센터 센터장.



윤 국 진

1998년 KAIST 전기및전자공학과(공학사). 2000년 KAIST 전자전산학과(공학석사). 2006년 KAIST 전자전산학과(공학박사). 2006년~2008년 INRIA Rhone-Alpes, France 박사후 연구원. 2008년~현재 광주과학기술원 정보통신공학부 부교수.