

Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering

한국정보통신학회논문지 Vol. 24, No. 10: 1262~1270, Oct. 2020

감시 비디오에서 등록 및 미등록 물체의 실시간 도난 탐지

박혜승¹ · 박승철²* · 주영복³

Realtime Theft Detection of Registered and Unregistered Objects in Surveillance Video

Hyeseung Park¹ · Seungchul Park^{2*} · Youngbok Joo³

¹Ph.D Student, School of Computer Science and Engineering, Korea University of Technology and Education, Chungnam, 31253 Korea

^{2*}Professor, School of Computer Science and Engineering, Korea University of Technology and Education, Chungnam, 31253 Korea

³Associate Professor, School of Computer Science and Engineering, Korea University of Technology and Education, Chungnam, 31253 Korea

요 약

최근 관심이 높아지고 있는 스마트 감시 비디오에 관한 연구는 주로 침입자 탐지 및 추적과 유기 물체 탐지에 초점이 맞춰져 왔고, 도난 물체의 실시간 탐지에 대한 연구는 중요성에 비해 상대적으로 미흡한 상황이다. 본 논문은 스마트 감시 비디오 적용 환경을 고려하여 두 가지의 서로 다른 도난 물체 탐지 알고리즘을 제시한다. 먼저 이중 배경 차감 모델(dual background subtraction model)을 사용하여 사전에 정적 및 동적으로 등록된 감시 대상 물체의 도난을 탐지하는 알고리즘을 제시한다. 그리고 이중 배경 차감 모델과 Mask R-CNN 기반의 객체 세그멘테이션 기술을 통합적으로 적용하여 일반 감시 물체의 도난을 탐지하는 알고리즘을 제시한다. 전자의 알고리즘은 등록된 감시 물체를 대상으로 계산 능력이 높지 않은 환경에서 경제적인 도난 탐지 서비스를 제공할 수 있고, 후자의 알고리즘은 충분한계산 능력을 제공할 수 있는 환경에서 보다 광범위한 일반 감시 물체의 도난 탐지에 적용할 수 있다.

ABSTRACT

Recently, the smart video surveillance research, which has been receiving increasing attention, has mainly focused on the intruder detection and tracking, and abandoned object detection. On the other hand, research on real-time detection of stolen objects is relatively insufficient compared to its importance. Considering various smart surveillance video application environments, this paper presents two different types of stolen object detection algorithms. We first propose an algorithm that detects theft of statically and dynamically registered surveillance objects using a dual background subtraction model. In addition, we propose another algorithm that detects theft of general surveillance objects by applying the dual background subtraction model and Mask R-CNN-based object segmentation technology. The former algorithm can provide economical theft detection service for pre-registered surveillance objects in low computational power environments, and the latter algorithm can be applied to the theft detection of a wider range of general surveillance objects in environments capable of providing sufficient computational power.

키워드: 도난 물체 탐지, 스마트 비디오 감시, 이중 배경 차감 모델, Mask R-CNN

Keywords: Stolen object detection, Smart video surveillance, Dual background subtraction model, Mask R-CNN

 $\textbf{Received} \ 15 \ \text{July} \ 2020, \ \textbf{Revised} \ 22 \ \text{July} \ 2020, \ \textbf{Accepted} \ 9 \ \text{August} \ 2020$

* Corresponding Author Seungchul Park(E-mail:scpark@koreatech.ac.kr, Tel:+82-41-560-1492)

Professor, School of Computer Science and Engineering, Korea University of Technology and Education, Chungnam, 31253 Korea

Open Access http://doi.org/10.6109/jkiice.2020.24.10.1262

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(http://creativecommons.org/li-censes/by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

Ⅰ. 서 론

물체의 도난 방지 및 탐지는 보안 서비스에서 중요한 이슈 중의 하나이다. 대부분의 전통적인 보안 시스템은 물체의 도난을 방지하기 위해 다양한 유형의 센서를 이 용하여 침입자를 탐지하고 경보를 발령한다[1]. 대형 마 켓이나 전시장 등에서는 물체에 태그 또는 센서를 부착 하고, 부착된 태그 또는 센서를 감지할 수 있는 장치를 출입문에 구축하여 허가되지 않은 물체의 반출을 탐지 함으로써 도난 물체를 탐지한다. 그러나 이러한 솔루션 들은 많은 사람들이 자유롭게 접근하는 열린 공간(열린 전시장, 정원, 공원, 백화점 등)에서 물체의 도난 방지 (theft prevention) 또는 도난 탐지(theft detection)에 적 용하기는 어렵다. 예를 들어, 불특정 다수가 자유롭게 접근할 수 있는 공원에 설치된 화분이나 조작 작품 도난 을 방지하기 위해 센서 기반의 침입자 탐지 시스템이나 태그 감지 기반의 도난 탐지 시스템 설치는 비현실적이 다. 대학 건물이나 도서관의 로비 벽면에 걸려있는 미술 작품에 대한 도난 방지 또는 탐지도 유사한 경우이다.

본 논문은 감시 비디오(surveillance video)를 자동으 로 분석하여 도난 물체를 실시간으로 탐지하는 스마트 비디오 감시 알고리즘을 제시하고자 한다. 최근 많은 관 심을 얻고 있는 스마트 비디오 감시에 관한 연구는 대부 분 침입자를 포함하는 이동 물체의 탐지 및 추적과 유기 물체의 탐지에 집중되어 왔다[2, 3]. 반면, 감시 비디오 에서 도난 물체의 자동 탐지에 관한 연구는 중요성에 비 해 미흡한 상태에 있다. 기술적으로 도난 물체 탐지 (stolen object detection)는 배경 차감 모델(background subtraction mode)에서 전경(foreground)의 차이를 동일 하게 만들어 낸다는 점에서 유기 물체 탐지(abandoned object detection)와 유사하다. 즉, 비디오의 배경 차감 모 델에서 유기된 물체가 배경(background)에 흡수될 때까 지 전경에 남아있는 것처럼, 도난된 물체의 흔적(물체가 사라진 자리)도 배경에 흡수될 때까지 유사한 형태로 전 경에 남아있게 된다.

우리는 그 동안 다양한 환경에서 이중 배경 차감 모델 (dual background subtraction model) 기반으로 유기 물체를 정확하게 탐지할 수 있는 알고리즘 연구를 진행하여 왔고[4, 5], 이중 배경 모델과 Mask R-CNN 기반의 오브젝트 세그멘테이션(object segmentation) 기술을 적용하여 유기 물체와 도난 물체를 정확하게 구분하는 연

구를 진행하여 왔다[6]. 여기서는 우리의 기존 연구를 활용하여 다양한 환경의 감시 비디오에서 관심있는 감 시 물체들의 도난을 탐지할 수 있는 체계적인 알고리즘 을 제시하고자 한다. 본 논문은 스마트 감시 비디오 적 용 환경을 고려하여 서로 다른 두 가지의 도난 물체 탐 지 알고리즘을 제시한다. 첫 번째, 등록된 도난 물체 탐지 알고리즘(registered stolen objects detection algorithm) 은 낮은 계산 능력을 가진 환경에서도 적용 가능한 알고 리즘으로서, 비디오 상에 미리 등록된 감시 물체의 도난 을 자동으로 탐지한다. 감시 물체의 등록은 관리자에 의 해 수동으로 이루어질 수도 있고(정적 등록), 감시 대상 물체를 자동으로 탐지하여 등록할 수도 있다(동적 등 록). 본 연구에서 감시 물체의 자동 등록과 등록된 물체 의 도난 탐지는 모두 이중 배경 차감 모델을 응용하여 이루어진다. 등록된 도난 물체 탐지 알고리즘은 배경 차 감 모델 2개를 보행자 식별 가능 수준의 해상도 비디오 에 동시에 적용할 수 있는 계산 능력을 제공하는 환경 (예, 데스크탑 PC)에서 적용 가능하다.

두 번째, 일반 도난 물체 탐지 알고리즘(general stolen object detection algorithm)은 충분한 계산 능력을 가진 환경에서 적용할 수 있는 알고리즘으로서, 감시 대상 목록에 존재하는 임의의 물체의 도난을 자동으로 탐지한다. 감시 대상 물체의 목록은 Mask R-CNN[7]을 적용하여 사전에 학습시킴으로써 만들어진다. 임의 도난 물체의 자동 탐지는 이중 배경 차감 모델과 Mask R-CNN 기반의 오브젝트 세그멘테이션 및 식별(object segmentation and identification) 기술을 통합적으로 응용하여 이루어진다. 일반 도난 물체 탐지 알고리즘은 배경 차감 모델 2개와 Mask R-CNN을 동시에 적용할 수 있는 계산 능력을 제공하는 환경(예, GPU가 장착된 서버급 PC)에서 적용 가능하다.

기존의 스마트 비디오 감시에 관한 연구는 대부분 침입자를 포함하는 이동 물체의 탐지 및 추적과 유기 물체의 탐지에 집중된 반면, 본 논문은 일반적인 배경 차감모델과 오브젝트 세그멘테이션 및 식별 기술을 사용하여 감시 비디오 상의 다양한 도난 물체를 탐지할 수 있는 기술을 제시하였다는 데에 의미를 부여할 수 있다.

Ⅱ. 관련 연구

본 논문이 제시하는 도난 물체 탐지의 기본 아이디어는 비디오 배경 차감 모델 상의 전경에서 도난 물체의 흔적을 정지 물체(stationary object)로 탐지하는 것이다. 배경 차감 모델은 단일 배경 차감 모델(single background subtraction model) 뿐만 아니라, 이중 배경 차감 모델(dual background subtraction model), 삼중 배경 차감 모델(triple background subtraction model) 등 다양한 모델들이 제시되어 왔다[3]. 본 연구는 도난 물체 탐지를 위해 비교적 간단하고, 오클루젼(occlusion), 빛 변화(illumination change) 등의 복잡한 상황에서도 정지 물체 탐지가 가능함이 입증되어온 이중 배경 차감 모델을 적용한다[4, 5, 8, 9].

물체가 도난되면 이중 배경 차감 모델의 전경 상에서 도난 물체의 흔적이 정지 물체로 나타나므로, 전경 분석 을 통해 비교적 쉽게 도난 물체를 탐지할 수 있다. 그러 나 도난 물체(stolen object) 흔적뿐만 아니라 유기 물체 (abandoned object)도 전경 상에서 동일하게 정지 물체 로 나타나기 때문에 전경 상의 정지 물체를 도난 물체로 판정할 수 있는 기법이 필요하다. 전경상의 정지 물체가 유기 물체인지 도난 물체인지 구분하는 기존 연구는 [10, 11, 12]을 들 수 있다. [10]과 [11]은 실제 비디오 이 미지와 배경 차감 모델의 배경 이미지에서 정지 물체에 대응되는 영역의 에지 강도(edge intensity)를 비교하여 유기 물체와 도난 물체를 구분한다. 배경에 비해 실제 비디오의 에지 강도가 낮으면 기존에 존재하던 물체가 현재의 비디오에서 사라진 것으로 보고 도난 물체로 판 정한다. [12]는 정지 물체 영역과 주변 배경의 칼라 (color) 유사도 분석을 통해 유기 물체와 도난 물체를 구 분한다. 정지 물체 영역의 칼라가 주변 배경의 칼라와 유사하면 해당 위치에 놓여있던 물체가 사라진 것으로 보고 도난 물체로 판정한다. 그러나 이러한 기법들은 물 체와 배경의 특징에 따라 오류가 발생할 수 있는 문제점 을 가진다. 예를 들어, 배경이 복잡하여 물체 보다 에지 강도가 높거나, 물체의 칼라와 배경의 칼라가 유사한 경 우에는 오류가 발생한다. 우리는 이러한 문제점을 해소 하기 위해 Mask R-CNN 기반의 오브젝트 세그멘테이션 기술을 접목하여 유기 물체와 도난 물체를 구분하는 연 구를 수행한 바 있다[6]. 이 기법은 Mask R-CNN으로 감 시 대상 물체들을 학습시킬 수 있는 충분한 컴퓨팅 역량

을 가진 환경의 도난 물체 탐지에 응용할 수 있다.

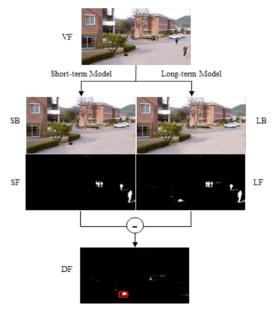
기존의 도난 물체 탐지 관련 연구들은 유기 물체와 도 난 물체의 구분에 국한되어 진행되었기 때문에, 관심 있 는 감시 물체와 그렇지 않은 물체의 도난을 구분할 수 없는 문제점을 공통적으로 가진다.

Ⅲ. 도난 물체 탐지 알고리즘 제안

3.1. 이중 배경 차감 모델과 Mask R-CNN

본 절에서는 제안하는 알고리즘의 기초를 형성하는 이중 배경 차감 모델 기반의 정지 물체 탐지 과정에 대해 설명하고, Mask R-CNN을 사용한 딥러닝 기반의 객체 세그멘테이션 및 식별에 대해 설명한다. 객체 세그멘테이션 및 식별 정보는 이중 배경 차감 모델을 통해 탐지된 정지 물체의 속성을 파악하는데 사용된다.

3.1.1. 이중 배경 차감 모델 기반의 정지 물체 탐지 본 연구에서 채택한 이중 배경 차감 모델은 장기 모델 (long-term model)과 단기 모델(short-term model)의 두 개의 서브 모델(sub-model)로 구성된다.



VF: Video Frame, SB: Short-term Background, SF: Short-term Foreground, LB: Long-term Background, LF: Long-term Foreground, DF: Difference Foreground

Fig. 1 Stationary Foreground Object Detection by Dual Background Subtraction Model

장기 모델은 배경 흡수 속도(background absorbtion speed)가 낮다. 따라서 비디오에 나타나는 새로운 물체가 정지 상태로 유지되더라도 전경에 오래 남아있고 배경에는 천천히 흡수된다. 반면 단기 모델은 높은 배경흡수 속도가 적용되어 새로운 정지 물체가 빨리 배경에 흡수되어 전경에서 그만큼 빨리 사라진다.

그림 1은 이중 배경 차감 모델을 사용한 정지 물체 탐 지 과정을 보이고 있다. 단기 모델에서는 비디오에 새로 나타난 물체(가방)가 정지 상태로 놓여있어서, 시간이 지남에 따라 빠르게 배경(SB, Short-term Background) 에 흡수되고 전경(SF, Short-term Foreground)에서 사라 진다. 단기 모델의 전경에는 이후에 새롭게 등장한 이동 물체(moving object)들만 남아있는 것을 볼 수 있다. 반 면 장기 모델에서는 동일한 시간이 경과하였음에도 불 구하고 가방이 배경(LB, Long-term Background)에 흡 수되지 않고 이동 물체들과 함께 전경(LF, Long-term Foreground)에 남아있다. 단기 전경(SF)와 장기 전경(LF) 의 차이로 구성되는 차전경(DF, Difference Foreground) 에는 공통적으로 존재하는 이동 물체는 제거되고, 단기 전경(SF)에는 이미 사라졌지만 장기 전경(LF)에는 아직 존재하는 정지 물체(가방)만 나타남을 볼 수 있다. 결과 적으로 이중 배경 차감 모델의 차전경(DF) 분석을 통하 여 쉽게 정지 물체를 탐지할 수 있다.

물체의 도난의 경우에도 도난된 물체의 흔적이 동일한 방식으로 정지 물체로 탐지된다. 즉, 사라진 물체의 흔적이 단기 모델에는 배경으로 빨리 흡수되는 반면, 장기 모델에는 상응하는 시간 동안에 여전히 전경에 남아있다. 따라서 도난 물체의 흔적은 장기 전경(LF)와 단기 전경(SF)의 차전경(DF)에서 정지 물체로 탐지되는 것이다.

3.1.2. Mask R-CNN 기반의 객체 세그멘테이션

본 연구의 일반 도난 물체 탐지 알고리즘에서 이중 배경 차감 모델과 함께 사용된 Mask R-CNN은 딥 러닝 기반의 객체 세그멘테이션 및 식별 기술이다. Mask R-CNN은 딥 러닝을 통해 학습한 객체들에 대한 지식을 바탕으로 비디오 이미지 상의 객체에 대한 마스크 데이터(mask data)와 객체 식별 정보를 제공한다.

그림 2는 Mask R-CNN을 사용한 객체 세그멘테이션 과 식별의 예를 보이고 있다. 해당 이미지에서 Mask R-CNN은 100% 신뢰점수(confidence score)로 사람에 대한 마스크 데이터를 제공하고, 72%의 신뢰점수로 가방에 대한 마스크 데이터를 제공하고 있음을 알 수 있다. 그러나 학습되지 않은 물체들에 대해서는 낮은 신뢰점수의 부정확한 마스크 데이터와 식별 정보를 제공하고 있다. Mask R-CNN은 딥 러닝을 통해 충분히 학습된 물체일수록 더욱 정확한 마스크 데이터와 식별 정보를 제공한다.

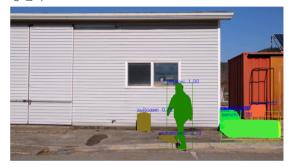


Fig. 2 Object Segmentation and Identification by Mask-RCNN

3.2. 등록된 도난 물체의 경량 탐지 알고리즘

많은 경우 감시 비디오의 감시 대상 물체는 알려져 있는 것이 일반적이다. 예를 들면 그림 전시장에서 벽면의 그림들이 감시 대상이 되고, 진열대의 전시 상품이 감시 대상이 될 수 있다.

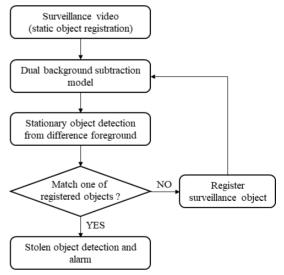


Fig. 3 Stolen Object Detection Algorithm for Registered Objects

여기서 제안하는 등록된 도난 물체 탐지 알고리즘 (registered stolen objects detection algorithm)은 계산 역량 요구가 높지 않은 이중 배경 차감 모델을 사용하여감시 대상으로 등록된 물체의 도난을 탐지한다. 알고리즘의 전체적인 흐름은 그림 3과 같다. 감시 대상 물체의 등록은 정적으로(statically) 이루어질 수도 있고, 동적으로(dynamically) 이루어질 수도 있다. 정적 등록(static registration)은 초기에 관리자가 마우스 등을 이용하여비디오에서 감시 물체의 바운딩 박스(물체 포함하는 다각형) 정보를 직접 입력한다. 필요하면 여러 개의 물체를 포함하는 그룹 바운딩 박스(예, 여러 개의 물체가 전시된 진열대 전체)를 지정할 수도 있다. 동적 등록(dynamic registration)은 관심 영역에 놓여지는 정지 물체를 이중 배경 차감 모델을 사용하여 탐지하고, 탐지된물체의 바운딩 박스 정보를 자동으로 등록한다.

도난 물체 탐지를 위해 먼저 이중 배경 차감 모델의 장기 전경(LF)와 단기 전경(SF)의 차전경(DF)을 분석하 여 관심 영역 내의 정지 물체(stationary object)를 탐지 한다. 그런 다음 해당 정지 물체가 이미 등록된 감시 물 체와 일치하는 지 비교한다. 정지 물체와 등록 물체의 일치 여부는 탐지된 정지 물체의 위치와 크기가 등록된 바운딩 박스 중의 하나와 같은지 비교하여 판정된다. 여 러 개의 물체가 포함된 그룹 바운딩 박스가 등록된 경우 는 탐지된 정지 물체가 등록된 그룹 바운딩 박스에 포함 되는 지 확인하여 일치 여부를 판정할 수 있다. 만약 일 치하면, 해당 감시 물체가 사라진 흔적이 정지 물체로 탐지된 경우에 해당되므로 도난 물체 탐지 경보를 발령 한다. 일치하지 않은 경우는 관심 영역 내에 놓여진 새 로운 물체가 정지 물체로 탐지된 것이다. 따라서 해당 물체의 바운딩 박스 정보를 자동으로 입력함으로써 감 시 대상 물체를 신규 등록한다.

3.3. 미등록 일반 도난 물체 탐지

등록된 도난 물체 탐지 알고리즘은 계산 요구량이 많지 않은 이중 배경 차감 모델 기반의 경량 알고리즘이지만, 관리자가 감시 대상 물체를 정확하게 지정할 수 있거나, 관심 구역 내에 놓여지는 모든 물체가 감시 대상물체가 되는 환경 등에 적용이 국한되는 한계를 가진다. 또한 감시 대상물체 앞에 놓여진 유사한 크기의 다른 정지물체가 도난물체로 잘못 탐지될 수도 있다.

여기서는 이중 배경 차감 모델과 Mask R-CNN 딥러

닝 기반의 객체 세그멘테이션 및 식별 기술을 적용하여 그림 4와 같은 미등록의 일반 도난 물체 탐지 알고리즘 을 제시한다. 이중 배경 차감 모델을 사용하여 도난 물 체 흔적에 해당하는 정지 물체를 탐지하는 과정은 등록 도난 물체 탐지 알고리즘과 동일하다.

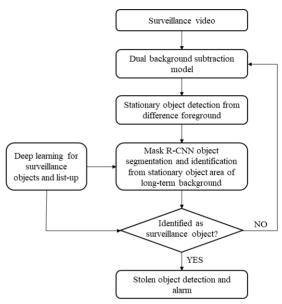


Fig. 4 Stolen Object Detection Algorithm for Unregistered General Objects

본 알고리즘에서는 차전경 상에서 정지 물체가 탐지되면 Mask R-CNN을 사용하여 해당 정지 물체 영역에 대한 객체 세그멘테이션 작업을 수행한다. 이 때 중요한 것은 객체 세그멘테이션의 입력이 장기 모델의 배경 (LB, Long-term Background) 이미지가 된다는 점이다. 물체가 도난이 되어 그 흔적이 차전경의 정지 물체로 탐지되었다는 것은, 현재 비디오와 단기 모델의 배경에는 해당 물체가 사라졌지만 장기 모델의 배경에는 아직 남아있다는 것을 의미한다. 따라서 정지 물체 탐지 시점에서 장기 배경의 해당 영역에서 도난된 물체의 객체 세그멘테이션 작업이 가능하다. 만약 차전경의 정지 물체가 도난 물체 흔적이 아니고 유기 물체라면 장기 배경 이미지의 해당 영역에서 객체 세그멘테이션 작업은 실패하게 된다.

Mask R-CNN을 사용한 객체 세그멘테이션을 수행하기 전에 감시 대상 객체들에 대한 충분한 학습이 이루어

지고, 관심이 있는 감시 대상 물체 목록이 만들어 진다. 장기 배경 비디오의 정지 물체에 대응하는 영역에서 객 체 세그멘테이션 작업이 성공하면, 해당 객체가 미리 정 해진 감시 대상 물체의 목록에 포함되는지 확인한다. 확 인 결과 감시 물체 목록에 포함된 물체이면 도난 물체 탐지를 경보한다.

Ⅳ. 실 험

본 실험을 위해 구현한 도난 물체 탐지 시스템은 이중 배경 차감 모델 기반의 정지 물체 탐지 시스템을 위해 KNN 배경 차감 기법[13]을 사용하였고, 객체 세그멘테 이션과 식별을 위해 Facebook Research에서 개발하여 배포한 PyTorch 기반의 Mask R-CNN[14]을 사용하였다. 등록 물체 도난 탐지를 위한 실험은 3.3 GHz Xeon E3 CPU 데스크탑 환경에서 진행되었고, 일반 물체 도난 탐지 실험은 Intel Xeon W-2123 CPU 3.6GHz, 16.0GB RAM, 그리고 NVIDIA TITAN RTX GPU 환경에서 진행되었다. 모든 실험은 1920x1080 / 29.97 FPS의 RTSP(Real-Time Video Streaming) 비디오 스트리밍 환경에서 진행되었으며, 라이브 비디오 입력에 대해 지연 없이 도난 물체가 실시간으로 탐지됨을 보였다.

4.1. 정적 등록 물체 도난 탐지

관리자에 의해 정적으로 등록된 물체의 도난 탐지 실험은 그림 5와 같은 건물의 로비 벽면에 전시된 미술 작품을 대상으로 진행되었다. 먼저 감시 비디오 상에서 감시 대상 작품에 대한 바운딩 박스(bounding dox) 정보를 저장함으로써 감시 물체를 등록 한다. 그림 5에서 등록된 감시 작품의 바운딩 박스가 붉은 색으로 표시되어 있다.

그림 5의 (a)는 누군가 미술 작품에 접근하는 t 시점의 비디오 이미지(VF, Video Frame), 단기 전경(SF, Short-term Foreground), 장기 전경(Long-term Foreground), 그리고 차전경(DF, Difference Foreground) 이미지를 보이고 있다. 그리고 (b)는 7초가 지난 뒤에 도둑이 작품을 훔쳐가는 시점의 VF, SF, LF, 그리고 DF 이미지를 보여준다. 이때는 단기 모델과 장기 모델 모두에서 도난 물체의 흔적이 배경으로 흡수되지 않았기 때문에 SF와 LF 모두에 흔적이 남아 있음을 알 수 있고, 따라서 차전경이미지에는 아무것도 나타나지 않음을 알 수 있다. (c)는

추가로 6초가 흐른 t+13초 시점의 VF, SF, LF, 그리고 DF 이미지를 보인다. 이 시점의 단기 모델에는 도난된 작품의 흔적이 이미 배경으로 흡수된 반면 장기 모델에는 여전이 전경에 남아 있다.

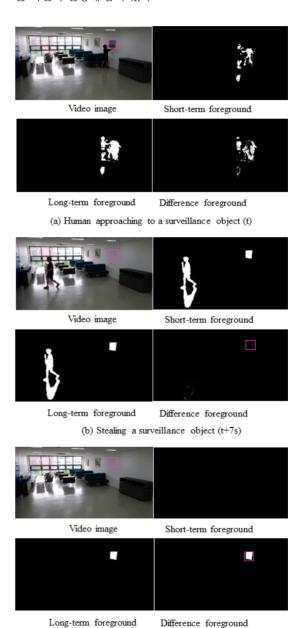


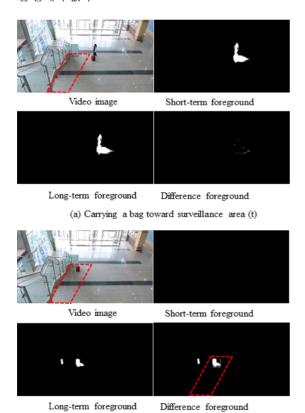
Fig. 5 Statically Registered Stolen Object Detection

(c) Stolen object detected(t+13s)

결과적으로 도난 작품의 흔적은 DF 이미지 상태서 등록된 바운딩 박스내에 정지 물체로 탐지되고, 따라서 해당 물체의 도난이 성공적으로 탐지된다.

4.2. 동적 등록 물체 도난 탐지

감시 대상 물체의 동적 등록과 동적으로 등록된 물체 의 도난 탐지 실험은 그림 6과 같이 도서관 로비의 일정 감시 구역에서 진행되었다. 본 실험은 감시 구역에 놓여 지는 물체를 탐지하여 감시 물체로 등록할 수 있는지, 그리고 등록된 물체의 도난이 성공적으로 탐지될 수 있 는지 확인하였다. 그림 6의 (a)와 (b)는 감시 대상 물체 의 탐지와 자동 등록 과정을 보이고 있다. 그림 6의 (a) 시점에 누군가 물체를 가지고 감시 구역에 접근하고 있 다. 그리고 16초가 지난 (b) 시점에 장기 전경과 단기 전 경의 차전경(DF) 상에 정지 물체가 탐지되고, 기존에 등 록된 감시 물체 중에 해당 물체의 바운딩 박스에 대응되 는 물체가 없다.



(b) Surveillance object detection and registration (t+16s)

Long-term foreground

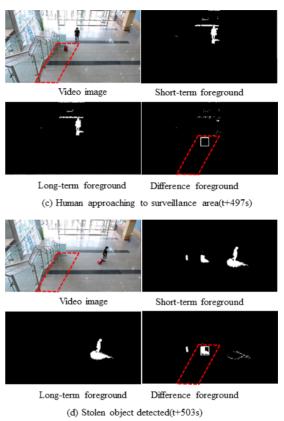


Fig. 6 Dynamically Registered Stolen Object Detection

따라서 해당 정지 물체의 바운딩 박스 정보를 기록함 으로써 새로운 감시 물체 등록이 완료된다. 그림 6의(c) 와 (d)는 감시 구역에 등록된 감시 물체의 도난 탐지 과 정을 보이고 있다. (c) 감시 물체가 등록되고 충분한 시 간이 흐른 t+497초의 시점에 도둑이 감시 구역으로 접 근하여 물체를 도난하려 한다. 그리고 (d)에서 보는 것 처럼 6초 경과 후 장기 전경과 단기 전경의 차전경(DF) 상에 정지 물체가 탐지되고, 이 정지 물체는 기존에 등 록된 물체의 바운딩 박스와 일치한다. 따라서 DF 상의 정지 물체는 도난 물체로 판정되고 적절한 경보가 발령 된다.

4.3. 일반 미등록 물체 도난 탐지

일반 미등록 물체의 도난 탐지 과정에서 도난 물체의 흔적을 탐지하는 과정은 등록 물체에 대한 도난 탐지 과 정과 동일하다.

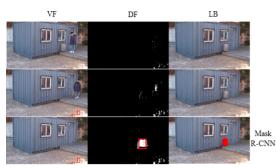


Fig. 7 Unregistered Stolen Object Detection : Stationary Object in DF and Segmented Object in LB

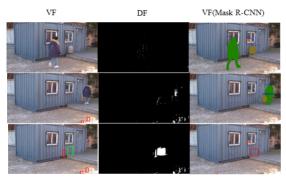


Fig. 8 Unregistered Stolen Object Detection : Unregistered Stolen Object Detection : Stationary Object in DF and No Segmented Object in VF

그림 7은 누군가 컨테이너 밖에 놓여진 물체를 가지고 사라진 후 일정 시간이 경과하면, 장기 전경(LF)과 단기 전경(SF)의 차전경(DF) 상에 도난 물체의 흔적이 정지물체로 탐지됨을 보이고 있다. 이 때 해당 시점의 장기 배경(LB)의 이미지에 대해 객체 세그멘테이션을 수행한다. 그 결과 정지 물체의 영역에서 객체 세그먼트가 생성되었다. 이 객체는 감시 목록에 포함된 물체(가방)로 식별됨으로써 도난 물체가 성공적으로 탐지되었고, 비디오이지지(VF)에서 도난된 물체의 위치는 녹색 박스(green box)로 표시되어 있다. 그림의 비디오 이미지의 작은 적색 박스(red box)들은 날씨 변화로 나뭇잎 사이로 비친햇빛 자국들이, 차전경에서 정치 물체로 탐지되었으나 Mask R-CNN 객체 세그멘테이션 작업에 실패하여 걸러진 유령 물체(ghost object)들의 위치를 표시한다.

그림 8은 미등록 일반 도난 물체 탐지를 위한 객체 세 그멘테이션이 정지 물체 탐지 시점의 비디오 이미지 (VF)가 아닌 장기 배경(LB) 이미지 상에서 실행되어야 하는 이유를 보여준다. 차전경(DF) 상에서 도난 흔적이 정지 물체로 탐지되는 시점에는 이미 도난된 물체가 비 디오 상에서 사라진 상태이다. 따라서 그림 8은 현재 비 디오 이미지에 대한 객체 세그멘테이션을 실행하더라 도 정지 물체 영역에서 해당 물체의 객체 세그먼트를 얻 을 수 없음을 보여주고 있다.

Ⅴ. 결 론

최근에 스마트 비디오 감시에 대한 관심이 높아지고 많은 연구가 진행되어 왔지만 도난 탐지에 대한 연구는 거의 이루어지지 않고 있다. 본 논문은 일반적인 배경 차 감 모델과 오브젝트 세그멘테이션 및 식별 기술을 사용 하여 스마트 감시 비디오 상에서 등록된 물체 도난의 자 동 탐지뿐만 아니라, 미등록 일반 도난 물체를 탐지할 수 있는 알고리즘을 제시하였다. 정적 및 동적으로 등록된 감시 물체 도난 탐지 알고리즘은 사전에 등록된 감시 물 체, 그리고 감시 물체 앞에 유사한 크기의 임의의 물체가 놓여지지 않는 환경 등에 적용되어야 하는 한계가 있는 반면, 계산 요구량이 많지 않은 이중 배경 차감 모델 기반 으로 동작하기 때문에 경량의 도난 탐지 시스템이 필요 한 환경에서 경제적인 솔루션을 제공한다. 딥러닝 기반 의 객체 세그메테이션 기술이 추가적으로 접목된 미등록 일반 도난 물체 탐지 알고리즘은 이러한 한계를 극복할 수 있는 반면, 딥러닝 기술을 적용할 수 있는 충분한 계산 역량이 제공되는 환경에 적합한 솔루션이다. 본 논문에 서 제안된 알고리즘은 특히 많은 사람들이 자유롭게 접 근 가능한 열린 공간에서 도난 물체의 실시간 탐지 서비 스 제공에 유용하게 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구의 실험은 1920x1080 / 29.97 FPS의 해상도 비디오를 사용하여 진행되었다. 그러나 실제 환경의 감 시 비디오는 이보다 높거나 낮은 해상도를 적용할 수 있 다. 비디오 해상도가 탐지의 정확도에 미치는 영향에 대 해서는 추후에 추가적으로 연구가 진행될 예정이다.

ACKNOWLEDGEMENT

This paper was studied by the support of 2020 education and research promotion program for professors of Korea University of Technology and Education.

References

- [1] H. S. Park, J. H. Park, H. G. Kim, S. Q. Lee, and K. H. Park, "Hybrid Sensor Network-Based Indoor Surveillance System for Intrusion Detection," *Symmetry 2018*, vol. 10, no. 181, pp. 1-17, 2018.
- [2] L. Jiao, F. Zhang, F. Liu, S. Yang, L. Li, Z. Feng, and R. Qu, "A Survey of Deep Learning-based Object Detection," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 128837-128868, Sep. 2019.
- [3] E. Luna, J. C. Miguel, D. Ortego, and J. M. Martínez, "Abandoned Object Detection in Video-Surveillance: Survey and Comparison," *Sensors*, vol. 18, no. 12 pp. 1-32, Dec. 2018.
- [4] H. E. Park, S. C. Park, and Y. B. Joo, "Robust Detection of Abandoned Object for Smart Video Surveillance in Illumination Changes," *Sensors*, vol. 19, no. 23, pp. 1-17, Nov. 2019.
- [5] H. E. Park, S. C. Park, and Y. B. Joo, "Robust Realtime Detection of Abandoned Objects using a Dual Background Model," KSII Transaction on Internet and Information Systems, vol. 14, no. 2, pp. 771-788, Feb. 2020.
- [6] H. E. Park, S. C. Park, and Y. B. Joo, "Detection of Abandoned and Stolen Objects Based on Dual Background Model and Mask R-CNN," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 80010-80019, Feb. 2020.
- [7] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, and R. Girshick, "Mask R-CNN," 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Venice, pp. 2980-2988, Oct. 2017.
- [8] F. Porikli, Y. Ivanov, and T. Haga, "Robust Abandoned Object detection using Dual Foregrounds," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2008, pp. 1-11, Oct. 2007.
- [9] K. Lin, S. Chen, C. Chen, D. Lin, and Y. Hung, "Abandoned Object Detection via Temporal Consistency Modeling and Back-Tracing Verification for Visual Surveillance," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 10, no. 7, pp. 1359-1370, Jul. 2015.
- [10] J. Connell, A. W. Senior, A. Hampapur, Y. -. Tian, L. Brown, and S. Pankanti, "Detection and Tracking in the IBM PeopleVision System," 2004 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), Taipei, pp. 1403-1406, 2004.
- [11] P. L. Venetianer, Z. Zhang, W. Yin, and A. J. Lipton, "Stationary Target Detection using the Objectvideo Surveillance System," 2007 IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, London, pp. 242-247, Sep. 2007.

- [12] Y. Tian, R. S. Feris, H. Liu, A. Hampapur, and M. Sun, "Robust Detection of Abandoned and Removed Objects in Complex Surveillance Videos," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 41, no. 5, pp. 565-576, Sep. 2011.
- [13] Z. Zivkovic and F. van der Heijen, "Efficient Adaptive Density Estimation per Image Pixel for the Task of Background Subtraction," *Pattern Recognition Letter*, vol. 27, no. 7, pp. 773-780, May. 2006.
- [14] F. Massa and R. Girshick. (2019). Maskrcnn-Benchmark: Fast, Modular Reference Implementation of Instance Segmentation and Object Detection Algorithms in PyTorch [Internet]. Available: http://github.com/facebookresearch/detectron2



박혜승(Hyeseung Park)

2012,2: 한양대학교 컴퓨터공학과 졸 2014,8: 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 석사 2016,2 - 현재: 한국기술교육대학교 컴퓨터공학과 박사과정

※관심분야: 이미지 처리, 지능형 비디오 감시, 인공 지능



박승철(Seungchul Park)

1985,2: 서울대 계산통계학과 졸 1987,2: KAIST 전산학과 석사 1996,8: 서울대 컴퓨터공학과 박사 ETFI 연구원, 한국IBM, 현대전자네트워크연구소장 역임, 현재 한국기술교육대학교 컴퓨터공학부 교수 ※관심분야: 컴퓨터 네트워크, 네트워크 보안, 핀테크 보안, 지능형 영상 처리



주영복(Youngbok Joo)

1991,2: 연세대학교 컴퓨터공학과 졸 1993,2: 연세대학교 컴퓨터공학과 석사 2000,: Univ, of New South Wales(Australia) 박사 Platypus Technology, Q-vis Ltd., Univ, of Western Australia, 경북대학교 연구원 및 연구교수 역임, 현재 한국기술교육대학교 컴퓨터공학부 교수 ※관심분야: 패턴 인식, 얼굴 인식, 지능형 영상 처리