

딥러닝을 이용한 야간 감시 열화상 카메라 개발에 관한 연구

황 웅*, 오 상 빈*, 남 윤 주**, 노 승 환^o

A Study on the Development of Night Vision Thermal Camera Using Deep Learning

Woong Hwang*, Sang Been Oh*, Yoon Joo Nam**, Soonghwan Ro^o

요 약

본 논문에서는 저해상도 적외선 센서를 이용하여 주야간에 감시를 할 수 있는 열화상 카메라를 개발하였다. 본 논문에서 개발된 카메라는 딥러닝을 이용하여 감시 대상 객체를 학습시키고 인식할 수 있는 기능, 인식된 객체를 추적할 수 있는 알고리즘과 PT(Pan-Tilt) 기능을 구현하였다. 개발된 카메라는 지도학습 방법에 의해 인식이 필요한 물체의 열화상 이미지를 이용하여 학습시켰으며, 인식하는 테스트를 실행하였다. 본 논문에서 개발된 열화상 카메라는 야간에 농작물에 피해를 주는 유해 동물 발견과 퇴치, 외딴 지역에서의 야간 감시, 그리고 일반 가정과 산업시설에서 화재 또는 과열 감시 시스템으로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

Key Words : Thermal camera, Infrared, Deep learning, CNN, YOLO

ABSTRACT

In this paper, we developed a thermal surveillance camera that can monitor day and night using low resolution infrared sensor. The developed camera implemented the function of learning and recognizing the target using deep learning, the algorithm to track the recognized object and the PT(Pan-Tilt) function. The developed camera has been trained using the thermal image of the object that needs to be recognized by the supervised learning method, and the recognition test has been performed. The developed camera is expected to be used as a detection and removal of harmful animals that can damage farm at night, night surveillance in remote areas, and fire or overheat monitoring systems at homes and industrial plants.

I. 서 론

열화상(Thermography)이란 물체 온도에 의해서 표면에서 복사되는 적외선 열에너지를 적외선 검출기(Infrared Detector)를 통해, 측정된 복사 강도를 영상

으로 나타낸 것을 말한다. 열화상 카메라란 열화상 검출기를 통해 검출된 적외선 열에너지를 이미지 처리 과정을 통해 시각화시켜주는 장치를 의미하며, 주야간에 영향을 받지 않고 물체의 영상을 볼 수 있다는 장점이 있다. 따라서 이러한 장점을 활용하여 열화상 카

* 이 논문은 2018년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (2018R1D1A1B07049146)

• First Author : Kongju National University, hwang_woong@naver.com, 학생회원

^o Corresponding Author : Kongju National University, rosh@kongju.ac.kr, 종신회원

* Kongju National University, osb0814@naver.com

** Kongju National University, bhd4445@naver.com

논문번호 : 201910-232-D-RN, Received October 14, 2019; Revised October 29, 2019; Accepted October 31, 2019

메라는 침입 감시뿐만 아니라 소방 방재 및 인명구조, 해상 감시용으로 사용되고 있으며, 방위산업에서는 열상 센서를 이용한 정밀 타격 무기뿐만 아니라 야간 감시와 개인 적외선 조준경 시스템 등 매우 다양한 분야에서 활용되고 있다.^[1]

CCTV와 같은 가시광 카메라 또는 열화상 카메라가 물체를 감지하기 위해서 사용될 때에는 사용 목적에 따라서 다양한 구성을 할 수 있다. 예를 들면 화재 감시와 같이 넓은 지역을 고정적으로 감시를 해야 할 필요도 있지만 좁은 지역에서 특정 객체를 발견하고 대상 객체의 움직임을 파악하기 위해서 물체의 인식과 추적이 필요한 경우도 있다.

본 논문에서는 주간뿐만 아니라 야간에도 객체의 인식과 추적이 가능한 적외선 검출기를 이용한 열화상 카메라를 개발하였다. 일반적으로 적외선 검출기의 가격이 매우 높기 때문에 본 연구에서는 고가의 고해상도 적외선 검출기 대신에 광각의 렌즈로 넓은 지역을 감시할 수 있는 렌즈-검출기가 일체로 구성된 저가의 저해상도 검출기를 사용하였으며, 주로 야간에 농작물에 피해를 주는 유해동물 발견과 퇴치, 전원주택과 같이 외딴 지역에서의 야간 감시, 그리고 일반 가정과 산업시설에서 과열 감시 시스템으로 활용될 수 있도록 개발되었다.

본 논문의 구성은 2장에서는 본 연구에서 열화상 카메라를 개발하게 된 동기와 이론적 배경에 관해서 설명하고, 3장에서는 본 논문에서 개발하는 열화상 카메라의 구조와 객체를 인식하기 위한 딥러닝(Deep-Learning)에 의한 학습과 인식, 인식된 객체를 추적하기 위한 PT(Pan-Tilt) 제어 그리고 GUI에 관해서 설명하였다. 4장에서는 학습과 인식에 대한 실험 결과에 대해서 설명하였으며, 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

II. 연구 배경

열화상 카메라는 열을 갖는 모든 물체에서 방출되는 적외선 파장을 전자기와 검출기로 감지하여 영상화하는 장치로서 야간에 가시광으로 식별할 수 없는 영상을 볼 수 있을 뿐만 아니라, 직접적인 접촉 없이도 열 분포를 확인할 수 있는 장점이 있다. 따라서 산업, 보안, 방위, 의료 등 다양한 분야에서 활용되고 있으며, 보안 분야에서는 주요시설에 대한 침입 감시에 사용되고 있고, 산업 분야에서는 플랜트의 발열 감지와 전력 선로 감시, 방위 산업 분야에는 야간 감시와 개인 조준경, 표적의 위치 확인 등 다양한 분야에서

활용되고 있다.^{[1],[2]}

본 연구에서 개발하는 카메라는 앞에서 설명한 분야 이외에 다양한 분야에서 활용될 수 있도록 설계·구현하였다, 예를 들어 유해 동물로 인해서 발생하는 농작물의 피해는 매년 수백억에 달하는 것으로 알려졌으며, 이러한 유해동물을 퇴치하는 방법으로는 포획, 전기 울타리, 화학적 퇴치, 레이저 모듈과 LED 빛을 발사하는 방법들이 있으나 이러한 방법들은 대부분 직접적인 접촉 또는 동작감시 센서에 의존하기 때문에 사람에게도 반응하여 악영향을 미칠 수 있다는 단점을 가지고 있다. 개발된 열화상 카메라는 이러한 단점을 보완하기 위한 방법으로 딥러닝을 이용하였다. 이미지를 통해 관심객체를 학습하고 인식할 수 있기 때문에 사람이 아닌 유해동물에만 반응하여 퇴치법을 적용할 수 있다.

앞서 언급한 상황의 단점을 보완하는 방식과 같은 방법으로 본 논문에서 개발된 열화상 카메라는 딥러닝을 이용하여 특정객체나 상황에 대하여 대응이 가능하도록 하고, PT 모듈을 사용하여 감시의 범위를 넓히고, 딥러닝을 이용한 이미지 학습에 의해 대상 객체의 인식과 추적이 가능하도록 하였다. 개발된 열화상 카메라는 일반적인 감시시스템뿐만 아니라 동작 감시 센서와 같은 별도의 센서에 의존하던 기존의 시스템의 단점을 보완할 수 있을 것으로 기대된다.

2.1 열화상 카메라

열화상 카메라는 적외선의 영역($0.7\mu\text{m}-15\mu\text{m}$) 중 장파 영역(LW, $7\mu\text{m}-15\mu\text{m}$)을 이용한다.^[3] 사물로부터 방사된 적외선 복사에너지는 열화상 카메라를 통해 영상으로 표현할 수 있다. 물체로부터 방사된 적외선 에너지는 온도가 높을수록 더 많은 에너지를 가지고 있는데, 열화상 카메라는 이 에너지를 렌즈를 통해 검출기(Detector)로 전달된다. 전달된 적외선 에너지는 센서에서 전기적 신호로 변환되며, 이 전기적 신호를 이

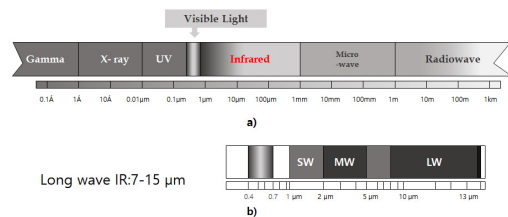


그림 1. 전자기파 스펙트럼과 적외선의 범위 a)전자기 스펙트럼 b)적외선 영역
Fig. 1. Range of Electromagnetic Spectrum and infrared rays, a)Electromagnetic spectrum b)Infrared area

용하여 영상처리를 거쳐 사람이 볼 수 있도록 영상으로 출력된다.^[4]

그림 1은 전자기 스펙트럼과 전자기 스펙트럼 내의 적외선 영역을 나타낸 것이다.

2.2 딥러닝(Deep learning)

CNN(Convolutional neural network)^[5]은 컨볼루션(Convolution)을 사용하여 이미지에서 관심 대상을 검출하는데 최적화되어있는 방법이다. CNN은 크게 컨볼루션 층과 풀링 층, 완전 연결 층으로 구성되어있다.

그림 2는 3x3 크기의 필터를 이용하여 5x5 크기의 이미지를 컨볼루션 연산을 수행하는 과정이다.

컨볼루션 층은 컨볼루션 연산을 통해 이미지의 특징을 추출하는 역할을 수행한다. N×N크기의 이미지에 Y×Y 윈도우 크기 부분들의 값들이 곱해지고 더해져 하나의 값으로 더해지는 과정을 수행한다.

컨볼루션 층에서 특징점을 추출하여 출력된 이미지는 풀링 층을 거친다. 풀링은 이미지의 차원을 줄여주는 연산으로, 풀링의 종류에는 최댓값 풀링, 최솟값 풀링, 평균값 풀링이 있다. 이미지에 K×K 크기의 마스크를 이용하여 연산을 수행하며, 이 중 최댓값 풀링은 이미지에서 K×K 크기의 영역 중 가장 큰 값을 추출하여 K×K 영역의 값으로 대체한다. 풀링은 이미지의 차원을 감소시켜 연산량을 감소시킬 수 있고, 이미지의 특징을 선별해내는 효과를 가지고 있다. 컨볼루션 층과 풀링 층을 거친 이미지는 완전 연결 층으로 입력되어 해당 이미지가 어떤 클래스에 속하는지 분류하는 작업을 통해 물체를 인식한다.

최근에는 Deep-learning 프레임워크를 이용하여 실시간 영상이나 녹화된 영상, 사진에서 물체를 검출 및 인식하는 방법이 사용되고 있다. 여러 가지 영상 인식

네트워크 중 Darknet에서 개발된 영상인식 네트워크인 YOLO(You Only Look Once)^[6]는 실시간 객체검출 및 인식에 특화되어 있다. 기존의 영상인식 네트워크의 경우, 한 프레임 내에서 객체가 존재하는 것으로 추정되는 모든 영역을 관심 지역(ROI : Region Of Interest)으로 선정된 뒤 일일이 CNN에 입력하고 클래스를 분류하지만, YOLO는 한 프레임 전체를 CNN에 입력한 뒤 객체가 존재하는 영역을 예측하고 존재할 확률이 가장 높은 지역을 영역을 선정하여 클래스를 분류한다.

그림 3은 YOLO의 객체 인식의 원리를 나타낸 것이다.

YOLO는 이미지를 S×S 그리드(Grid)로 나눈 뒤 CNN에 입력한다. 객체로 추정되는 모든 것들에 대해 Bounding Box를 설정하고 각각의 그리드 셀을 기준으로 Bounding Box들의 중심 좌표를 생성한다. 이후 Bounding Box의 Confidence Score를 예측한다. Confidence Score란, 객체가 존재할 것으로 예측한 Bounding Box가 얼마나 정확하진지 반영하는 점수이다. 만약 Bounding Box 안에 객체가 존재하지 않는다면 Confidence Score는 0이 된다.

Confidence Score 측정을 마친 각각의 Bounding Box는 그 Box가 속해있는 그리드 셀을 기준으로 한 중심 좌표값 (x, y)와 입력 이미지를 기준으로 판단한 Box의 넓이와 높이인 w, h 그리고 Confidence Score를 포함하고 있다. 위의 5가지 요소를 이용하여 객체가 학습된 데이터 중에 어떠한 클래스에 속해있는지 확률을 예측하여 분류한다.

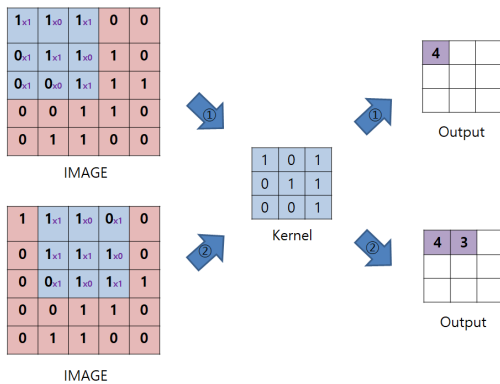


그림 2. 컨볼루션 연산
Fig. 2. Convolution computation

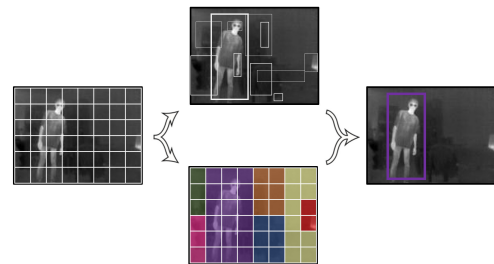


그림 3. YOLO의 객체인식 원리
Fig. 3. Principles of Object Recognition in YOLO

III. 열화상 카메라 개발

3.1 시스템 구조

그림 4는 본 논문에서 개발된 열화상 카메라의 구조를 보여준다.

열화상 모듈의 열화상 영상 데이터는 MCU로 전송된다. 수신된 영상 데이터는 영상처리를 거쳐 HDMI 포트를 통해 출력됨과 동시에 이더넷을 통해 PC로 전송되어 PC의 GUI에서 출력된다. 영상 데이터를 수신한 PC에서는 관심객체가 학습되어있는 데이터 셋을 Load하고 영상 처리를 통해 영상 속의 객체가 데이터 셋에 학습된 관심객체인지 연산을 통해 판별하고 감시대상이라고 판별되면 해당 물체를 둘러싸는 박스(box)를 생성한 뒤 영역의 영상 내 좌표값을 이더넷을 통해 전송한다. 좌표값을 전송받은 MCU는 연결되어 있는 PT 모듈에 제어 신호를 전송하여 해당 객체에 대한 실시간 추적이 가능하도록 한다. 열화상 모듈은 FLIR사의 Lepton 3.0을 사용하였고, MCU는 라즈베리파이를 사용하였다.^[7]

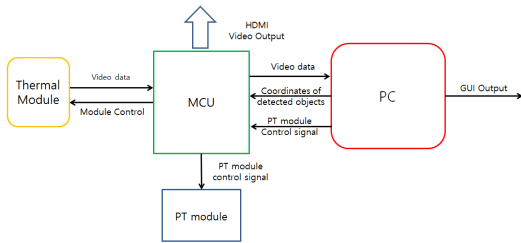


그림 4. 전체 시스템 블록도
Fig. 4. Block diagram of total System

3.2 객체 인식 및 추적

YOLO는 Visual Studio 프로젝트와 결합할 수 있도록 라이브러리를 제공한다. 콘솔을 빌드 후 출력되는 DLL파일을 Visual Studio의 라이브러리처럼 사용할 수 있으며 관심객체들을 학습시킨 데이터 파일들과 함께 로드(load)하여 객체 인식을 진행한다.

그림 5는 데이터 셋이 출력 영상에 적용되는 과정을 나타낸 것이다. GUI 실행 후 카메라 연결 시 열화상 카메라로부터 영상이 수신됨과 동시에 학습이 완료된 파라미터와 가중치를 불러온다. 이후 YOLO의 물체 인식 API인 'Detector'에 의해 수신된 영상 속에서 관심객체를 찾는 과정이 이루어진다. 객체 인식이 끝나고 영상 속에 관심객체가 있다면 객체 주위에 박스(box)를 생성하도록 한다. 이 후 영상 출력 버퍼에 저장되어 GUI에 출력된다.

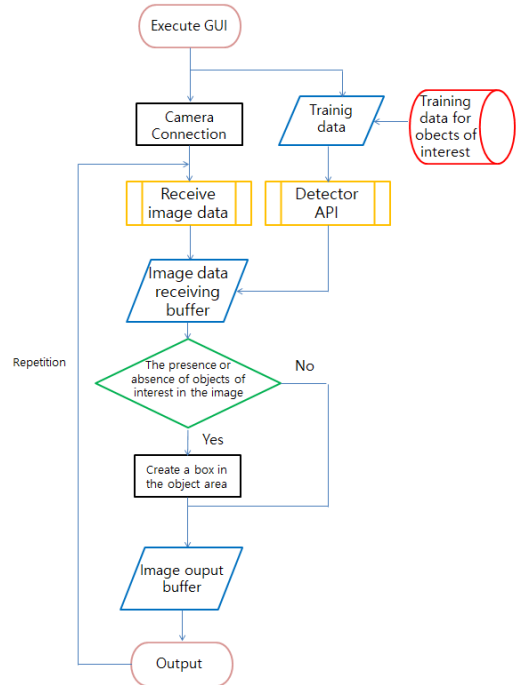


그림 5. 객체 인식 알고리즘
Fig. 5. Object recognition algorithm

개발된 열화상 카메라는 자동 또는 수동으로 객체를 추적할 수 있다. 수동은 GUI의 중앙 상단에 있는 화살표 버튼으로 제어가 가능하며, 자동의 경우 GUI로 이더넷을 통해 열화상 카메라와 연결 시 라즈베리파이가 PT 모듈을 작동하여 상하좌우 동작을 테스트하도록 설정하였다. 카메라 연결 후 모듈 테스트가 끝나고 카메라가 정면을 바라보았을 때 영상의 정중앙에 가상의 중심점 (0, 0) 이 설정되도록 하였다. 설정된 중심점을 이용하여 객체를 추적하는 방법은 다음과 같다.

수신된 열화상 영상에 관심객체가 검출·인식되어 넓이가 w , 높이가 h 인 박스가 생성되었을 때, 생성된 박스의 좌측 상단 부분의 좌표를 (x, y) 라고 가정하면 박스의 중심점의 좌표는 식(1)과 같다.

$$(x + w/2, y + h/2) \tag{1}$$

식 (1)을 통해 얻은 객체영역의 중심좌표는 이더넷을 통해 PT 모듈이 연결된 라즈베리파이로 전송된다. PT 모듈은 두 개의 스텝 모터를 이용하여 제작하였으며, 전송된 좌표는 카메라가 정면을 바라볼 때 설정되었던 중심점의 좌표 (0, 0)과 비교하는 방식으로 객체

를 추적한다. PC로부터 전송받은 객체의 좌표를 (x_1, y_1) , 화면의 중심 좌표 $(0, 0)$ 을 (x_2, y_2) 라고 하고 두 좌표 간의 거리의 임계값을 T , 카메라의 수직·수평 이동을 담당하는 두 개의 모터를 각각 $motor1$, $motor2$ 라고 할 때, 식(2)과 식 (3)은 설정한 임계값을 기준으로 객체의 영상 내 좌표 값과 중심 좌표 값 간의 차이에 따른 스텝모터의 움직임을 수식으로 표현한 것이다.

$$motor1 = \begin{cases} A & \text{if } x_1 - x_2 > T \\ -A & \text{if } x_1 - x_2 < T \end{cases} \quad (2)$$

$$motor2 = \begin{cases} B & \text{if } y_1 - y_2 > T \\ -B & \text{if } y_1 - y_2 < T \end{cases} \quad (3)$$

만약 식을 통해 계산된 값이 임계값 T 보다 클 경우 $motor1$ 은 카메라가 우측으로 움직이고 작을 경우 좌측으로 움직인다. 같은 방식으로 $motor2$ 는 계산된 값이 임계값 T 보다 클 경우 위쪽으로, 작을 경우 아래쪽으로 움직인다. 모터의 움직임은 영상 내 객체 영역의 중심 좌표가 화면의 중심 좌표(0, 0)와 일치할 때까지 이루어지며, 객체의 좌표값이 지속해서 갱신되기 때문에 객체가 움직이더라도 추적이 가능하다.

3.3 GUI(Graphic User Interface)

Visual Studio를 이용해 열화상 카메라 연결을 제어하고 영상을 출력하는 GUI를 개발하였다. 그림 6은 개발된 GUI이며 빨간색 영역은 라즈베리파이로부터 수신한 영상 데이터를 출력한다. 연두색 영역은 이전 프레임과 비교하여 픽셀 값의 변화가 설정된 임계치보다 큰 부분을 움직임이 발생한 것으로 보고 이진화를 통해 확인할 수 있도록 한다. 중앙 상단부에 위치

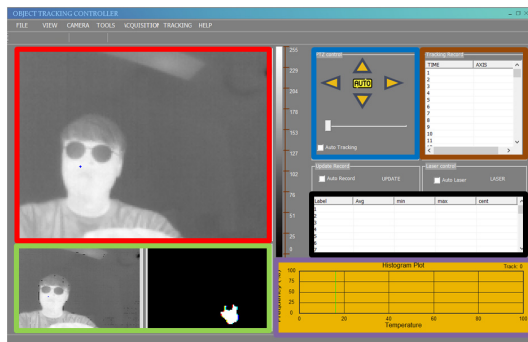


그림 6. 영상 출력과 Pan/Tilt 제어가 가능한 GUI
Fig. 6. GUI with Image Output and Pan/Tilt Control

한 파란색 영역은 화살표 버튼을 이용하여 카메라의 Pan/tilt 각도를 조절할 수 있으며 버튼의 오른쪽, 갈색 영역인 Tracking Record를 통해서 객체가 인식된 시간과 영상에서 객체가 검출된 좌표를 확인할 수 있다. 검은색 영역은 관심객체가 검출·인식되었을 때 객체 영역의 최소 온도와 최대온도, 평균온도 및 영역의 중심부의 온도를 확인할 수 있고 하단부의 보라색 영역에 위치한 그래프는 히스토그램(Histogram) 그래프로 출력되는 영상의 픽셀 데이터 값 분포를 확인할 수 있다.

IV. 실험

표 1은 실험에 사용된 PC의 성능과 학습 조건으로, 학습을 위한 데이터는 개와 고양이 경우 320x240의 해상도를 가진 열화상 카메라로 영상을 녹화하고 영상으로부터 이미지 파일을 얻는 방식을 사용하였으며 사람의 경우 Lepton 카메라를 이용하여 촬영한 160x120 해상도의 이미지를 사용하였다.

그림 7은 학습에 사용된 샘플 이미지이며, 실험을 진행하기 위해 개체의 수를 사람과 고양이, 개로 선정하였고 개체마다 5,000장씩 총 15,000장의 이미지들이 사용되었고 학습은 총 10,000회 이루어졌다.

실험은 햇빛의 영향을 받지 않는 야간의 경우를 고려하여 기온이 높지 않은 평균 기온 20°C의 햇빛이 차단된 실내에서 진행되었으며, 카메라와 객체는 1~2M의 거리를 두었다. GUI를 통해 제작한 카메라와 연결한 후, 좌표보정이 끝나면 열화상 카메라로부터 들어오는 실시간 영상 속의 객체를 인식 및 분류한 뒤, 10초간 해당 객체를 추적하는 과정을 1회로 하여 각각의 객체마다 100회씩 실험을 진행하였다.

그림 8은 학습한 데이터를 기반으로 실험을 진행하여 관심객체 검출 및 인식에 성공한 경우를 보여준다. 화면 속에서 검출된 객체가 무엇인지 인식을 진행하고 인식 결과에 따라 해당 객체가 속하는 클래스를 알려줌과 동시에 서로 다른 색으로 영역을 지정해준다는 것을 확인할 수 있다.

표 1. 실험 환경
Table 1. Environment for experiments

CPU / RAM	i7 / 8Gb
GPU	GTX1060 6Gb
infrared image resolution	160 × 120
Number of Object types	3
Number of Training data	5000 / Object
Number of Training	10,000
Number of Test	100회 / Object



그림 7. 학습에 사용된 이미지의 예
Fig. 7. Examples of images used in training

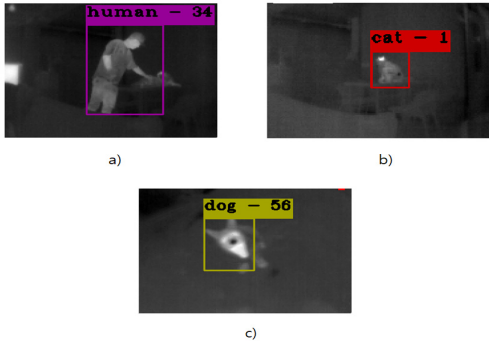


그림 8. 클래스별 영상 객체 검출 및 인식 결과 a)사람 b)고양이 c)개
Fig. 8. Results of detection and recognition of image objects by class a)human b)cat c) dog

표 2는 실험을 진행하여 인식된 결과로 사람과 개의 인식 및 추적 성공률은 높은 수치를 보이지만 고양이의 객체 인식 및 추적 성공률은 현저하게 떨어지는 것을 확인할 수 있다. 개와 고양이의 학습 데이터 수집은 열화상 카메라로 영상을 촬영하고 동영상에서 학습이미지를 수집하였다. 수집된 학습 이미지에서 개는 고양이에 비해서 활발하게 움직이기 때문에 다양한 형태의 영상을 얻을 수 있었지만 고양이는 상대적으로 움츠리고 앉아 있는 동작을 취하고 있기 때문에 다양한 자세의 이미지를 얻을 수 없었다. 두 객체와 비교하여 확연하게 다른 외관을 가지고 있는 사람의 경우 인식 및 추적에 높은 성공률을 얻을 수 있었지만, 고양이의 경우, 개와 비교할 때 두 객체 모두 사족 보행 동물이고 종에 따라 유사한 형태를 가지고 있는 경우로 인해 고양이를 실험하는 과정에서 고양이 특유의 자세를 취하는 경우를 제외하고는 개로 인식하

표 2. 객체 인식 및 추적 성공률
Table 2. Success rate of detection and tracking

Object type	human	cat	dog
recognition and tracking rate(%)	90	60	95

는 경우가 발생하거나 고양이 또는 개를 나타내는 박스가 동시에 생성되었다. 반면에 개의 경우 움직임이 많아 더 다양한 이미지를 얻을 수 있었고 그 결과 높은 성공률을 얻을 수 있었다.

V. 결 론

본 논문에서는 저해상도 적외선 센서를 이용하여 야간 감시 및 물체 인식이 가능한 열화상 카메라를 개발하였다. 개발된 열화상 카메라를 테스트하기 위해서 열화상 카메라를 이용하여 사람, 개 그리고 고양이에 대한 적외선 영상을 수집하였으며, 각각의 객체에 대한 인식 실험을 하였다. 사람과 개의 경우에는 높은 인식 및 추적률을 실험을 통해 확인할 수 있었으며, 고양이의 경우 인식률이 다른 객체에 비해서 떨어지는 것을 확인할 수 있었다. 고양이의 인식 및 추적률이 현저하게 낮은 성공률을 보이는 이유는 고양이의 적외선 학습 영상을 수집하는 과정에서 수집된 고양이 영상 자세가 다양하지 못했기 때문인 것으로 추정된다. 실험과정에서 적외선 학습 영상 데이터를 수집하는 적외선 영상을 수집하는 것이 매우 어려우며, 추후 객체에 대해 다양한 적외선 영상 데이터를 쉽게 확보할 수 있다면 관찰 대상 물체의 인식률은 크게 향상될 수 있을 것으로 기대된다. 따라서 본 논문에서 개발된 열화상 카메라는 야간 감시용, 농작물에 피해를 줄 수 있는 유해 동물 발견과 퇴치, 그리고 일반 가정과 산업시설에서 화재 또는 과열 감시 시스템으로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

References

- [1] J.-H. Kim, "Infrared thermal imaging camera application," *Optical World*, 2, pp. 22-23, Sep. 2012.
- [2] K. Lim, "The principle of temperature measurement using infrared thermal imaging," *Sourcebook of the Korean Soc. Noise and Vibration Eng.(KSNVE)*, pp. 373-388, Dec. 2009.
- [3] M. Vollmer and K.-P. Mollmann, *Infrared Thermal Imaging Analysis Technology-Basic, Research and Various Applications*, Hong-neung Science Publishing House, 2014.
- [4] W. Kim, "Principles and system configuration of infrared thermography," *J. The Korean Soc.*

Nondestructive Testing, vol. 31, no. 2, pp. 181-188, 2011.

- [5] Solaris, *Deep Learning to Learn by Tensorflow*, Youngjin.com Inc., pp. 120-133, 2018.
- [6] J. Redmon, et al., "You only look once: Unified, real-time object detection," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vision And Pattern Recognition*, pp. 779-788, 2016.
- [7] FLIR, FLIR LEPTON® *Engineering Datasheet*(2014), Retrived Sep. 10, 2019, from <http://www.flir.com/globalassets/imported-asset/s/document/flir-lepton-engineering-datasheet.pdf>

황 웅 (Woong Hwang)



2018년 2월 : 공주대학교 정보통신공학부 학사 졸업
2018년 3월~현재 : 공주대학교 정보통신과 석사과정
<관심분야> 임베디드 시스템, 데이터 통신, 딥러닝

[ORCID:0000-0002-6152-7645]

오 상 빈 (Sang been Oh)



2016년 3월~현재 : 공주대학교 정보통신공학부 학사과정
<관심분야> 임베디드시스템, 데이터 통신, 영상처리

[ORCID:0000-0002-3327-904X]

남 윤 주 (Yoon Joo Nam)



2016년 3월~현재 : 공주대학교 정보통신공학부 학사과정
<관심분야> MFC프로그래밍, 데이터 통신
[ORCID:0000-0001-9520-2593]

노 승 환 (Soonghwan Ro)



1987년 : 고려대학교 전자공학과 (공학사)
1989년 : 고려대학교 전자공학과 (공학석사)
1987년 : 고려대학교 전자공학과 (공학박사)
2003년 : 영국 버밍엄 대학교 초빙연구원

1994~현재 : 국립 공주대학교 정보통신공학부 교수
<관심분야> 5G이동통신, 임베디드시스템, 열화상 영상처리

[ORCID:0000-0001-6091-796X]