

야생동물 영상인식 딥러닝 소프트웨어 개발 연구

A Study on the Development of Deep Learning Software for Image Recognition of wildlife

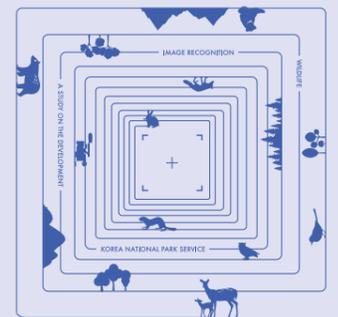
1차년도 결과보고서



야생동물 영상인식 딥러닝 소프트웨어 개발 연구

A Study on the Development of Deep Learning Software for Image
Recognition of wildlife

1차년도 결과보고서



참여연구진

본 『야생동물 영상인식 딥러닝 소프트웨어 개발 연구』 1차년도 연구는 다음과 같은 연구진에 의하여 수행되었습니다.

구분	분야	이름	소속	직위
총괄	사업총괄	최승운	국립공원연구원	본부장
	연구총괄	채희영	국립공원연구원	정책개발실장
	총괄책임	허학영	국립공원연구원	정책연구부장
연구진	연구책임	김미리	국립공원연구원	연구원
	공동연구	유병혁	국립공원연구원	계장
		전세근	국립공원연구원	계장
	참여연구진	이임평	서울시립대학교	교수
		송아람	서울대학교	연구원
		함상우	서울시립대학교	연구원
	자문위원	박주흠	(주)다비오	대표
		박찬	서울시립대학교	교수
		전태균	(주)에스아이에이	대표
		천승만	경북IT융합산업기술원	팀장
		한국진	한국환경정책·평가연구원	과장

CONTENTS

야생동물 영상인식
딥러닝 소프트웨어 개발 연구

I. 과업개요

10

1. 연구배경 및 목적
2. 연구범위 및 방법

12

13

II. 영상인식 딥러닝 선행 연구사례 조사

16

1. 배경 모델링(Background Modeling)
2. 딥러닝을 활용한 컴퓨터 비전 기법
3. 딥러닝 기반의 객체 검출 알고리즘 사례

18

20

21

III. 생태통로 및 무인센서카메라 현황 분석

28

1. 생태통로 운영·관리 현황
2. 국립공원 생태통로 무인센서카메라 현황
3. 국립공원 생태통로 시범지역 선정

30

39

43

IV. 야생동물 영상인식 딥러닝 소프트웨어 시범 개발

44

1. 국립공원 생태통로 모니터링 자료 수집
2. 딥러닝 학습 대상종 선정
3. 학습데이터 구축
4. 야생동물 영상인식 딥러닝 학습결과

46

48

49

51

V. 결론 및 발전방안(2차년도)

62

1. 학습데이터 구축 발전방안
2. 딥러닝 학습 발전방안

64

65

참고문헌

66

연구요약



I. 연구개요

가. 야생동물 영상인식 딥러닝 소프트웨어 개발 연구_1차년도

■ 추진배경

- 야생동물 데이터가 수집되면 직원이 육안 판독하는 방식의 무인센서카메라 기반 야생동물 현황 모니터링 체계운용 중 → 단순 반복적인 현행 조사방법 개선을 위한 딥러닝 활용 연구 필요
- 무인센서카메라는 동물이 가려지거나, 모션이 흐려지거나, 주/야간과 같은 다른 상황에서 촬영되므로 분석이 어려움 → 영상인식 딥러닝 선행연구사례 분석 후 본 연구에 적용 필요
(시간적 범위) 2020. 4. ~ 2020. 12.(9개월)
(공간적 범위) 2개 생태통로 시범지역 선정(설악산국립공원 한계령, 소백산국립공원 죽령)
(내용적 범위) 대상종(포유류 4종) 동물감지 및 인식 기능 구현 소프트웨어 시범 개발

나. 주요내용

■ 생태통로 및 무인센서카메라 현황 분석

- 생태통로 관련 법령 및 지침, 국립공원 생태통로 운영·관리 현황 파악
- 국립공원 생태통로 무인센서카메라 설치 현황 파악 및 주이용 모델(2개 모델) 비교
※ 국립공원 생태통로 16개소 내 73대 무인센서카메라 18개 모델 사용 중(2020. 11. 기준)
주 이용모델: Spypoint FORCE-12(14대), Browning BTC-6PXD(13대)

■ 영상인식 딥러닝 선행 연구사례 조사 및 객체 검출 알고리즘 선정

- 딥러닝 기반의 객체 검출 대표 알고리즘 사례 분석(R-CNN, YOLO)을 통한 Megadetector, YOLOv5s 2개 알고리즘 선정

■ 시범지역 모니터링 자료 수집 및 딥러닝 학습 대상종 선정

- 2개 생태통로 모니터링 자료 총 5,317개(이미지 1,964개, 동영상 3,353개) 수집
- 912장 학습데이터 시범 구축(이미지 자료 활용) 및 딥러닝 학습 대상종 선정
※ 딥러닝 학습 대상종 포유류 4종 선정: 고라니, 멧돼지, 노루, 오소리

■ 야생동물 영상인식 딥러닝 소프트웨어 시범 개발

- 학습데이터 총 32,213장(자동생성 30,213장, 수동생성 2,000장) 구축
※ 학습데이터 구축종: 멧돼지, 고라니, 노루, 오소리, 너구리, 다람쥐, 멧비둘기, 산양 총 등 총 22종 학습데이터 구축
- 2개 알고리즘 딥러닝 학습 후 70개 Test-dataset의 탐지 정확도 도출
※ Test-dataset: 오대산국립공원 출현동물 고라니 10개, 멧돼지 10개, 노루 9개, 기타 41개 총 70개 무인센서카메라 동영상 제공



(좌)멧돼지 및 (우)고라니 탐지 결과(주간)

(Megadetector) 고라니 0.74 멧돼지 0.96 노루 0.06 기타 0.39

(좌)고라니 및 (우)멧돼지 탐지 결과(야간)



(좌)고라니 및 (우)멧돼지 탐지 결과

(YOLOv5s) 고라니 0.8, 멧돼지 0.7 노루 0.0

노루 탐지 결과(고라니로 오탐지)

다. 향후계획

■ 대상종 식별 정확도 향상을 위한 학습데이터 추가 구축

- 외형적 구분이 모호한 고라니와 노루의 구별을 위한 학습데이터 구축방법 마련
- 성장 단계(새끼-아성체-성체)에 따른 특징을 반영한 학습데이터 구축

■ 생물종 이동패턴 구현(공간분석 통계)

- 야생동물의 크기, 이동 방향성 등 3차원 이동 패턴을 활용한 행태 통계화

■ 야생동물 영상인식 딥러닝 알고리즘 개선 및 고도화

- 대상종별 학습데이터 불균형 문제를 해결할 수 있는 딥러닝 모델 설계
- 직원이 활용 가능하도록 웹기반 system 구축 용역 또는 연구진 확대 필요



+

야생동물 영상인식
딥러닝 소프트웨어 개발 연구

I

과업개요

1. 연구배경 및 목적
2. 연구범위 및 방법

I 과업 개요

01. 연구배경 및 목적

■ 국립공원공단은 카메라트랩(Camera-trap; 이하 무인센서카메라)을 통하여 야생동물 데이터가 수집되면 직원이 육안 판독하는 방식의 무인센서카메라에 기반한 야생동물 현황 모니터링 체계 운용 중

- 카메라트랩(무인센서카메라): 모션 센서가 장착되어 있어 움직임이 있을 때 자동으로 사진이나 영상을 촬영 및 저장하는 장비로 적외선 센서가 장착된 경우에는 야간에도 활용 가능

- 국립공원 내 생물종 감지 카메라는 255대 설치되어 있으며(2020년 3월 기준) 이 중 국립공원 생태통로 모니터링 무인센서카메라는 73대 설치·운용 중(2020년 11월 기준)

■ 현행 야생동물 모니터링 조사방법은 직원 육안판독으로 장시간이 소요되며, 조사품질의 일관성 유지가 어려운 한계 존재 → 단순 반복적인 현행 조사방법을 개선하기 위한 딥러닝 활용 연구 필요

- 딥러닝(Deep learning): 인공지능 핵심기술의 하나인 인공신경망 기반의 기술로 어떠한 데이터가 있을 때 이를 컴퓨터가 알아들을 수 있는 명령 중심으로 학습을 통해 적용하도록 되어있으며 학습 후 목적에 부합된 특수한 영역에 활용될 수 있는 알고리즘 형태의 기계학습(최희식과 조양현, 2019)

→ 즉, 컴퓨터가 마치 사람처럼 스스로 학습할 수 있게끔 하는 기술로 이미지나 동영상 입력하면 데이터 패턴을 인식하여 자동으로 분류결과 산출 가능

■ 야생동물 모니터링 체계 개선을 위한 딥러닝 활용 선행연구: 국립공원공단 소백산국립공원북부사무소

- 2018년 딥러닝을 통한 야생동물 자동식별 시험 진행 → 딥러닝 활용 가능성을 확인하고 제39차 아시아원격탐사학술대회 혁신상을 수상(2018)하는 등 공단 자체 연구 수행능력 검증

연구목적

이전 시험결과를 바탕으로 야생동물 모니터링 업무 지원을 위한 자동화된 소프트웨어 개발 → 딥러닝으로 작업 대체 시 야생동물 모니터링 조사시간 단축, 인적오류 최소화 및 정확도 향상 등에 기여

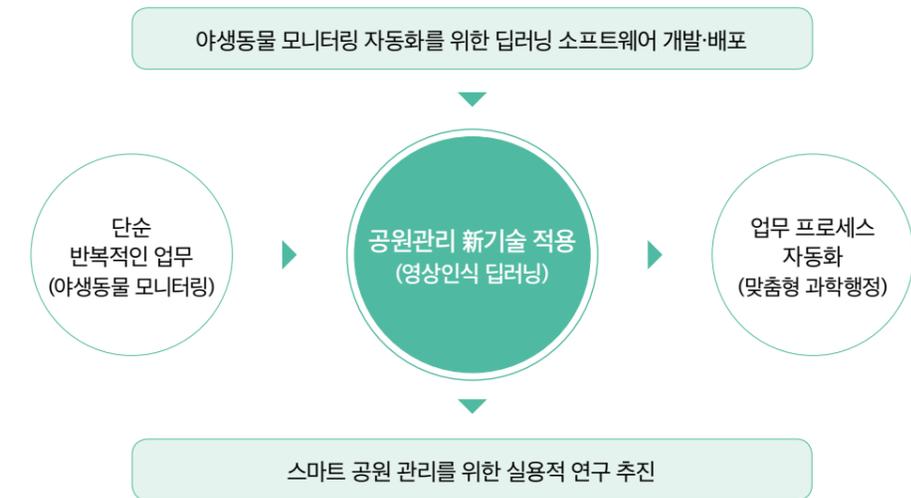


그림 1 -1. 야생동물 영상인식 딥러닝 소프트웨어 개발 연구배경 및 목적

02. 연구범위 및 방법

가. 연구범위

구분	1차년도	2차년도
시간적 범위	2020.4.~12.(9개월)	2021.2.~12.(11개월)
공간적 범위	2개 생태통로 시범지역 선정 (설악산국립공원 한계령, 소백산국립공원 죽령)	생태통로 시범지역 확대
내용적 범위	<p><업무절차 중 연구 범위></p>	
	<ul style="list-style-type: none"> •포유류 4종 대상종 선정 (고라니, 멧돼지, 노루, 오소리) •동물감지 및 인식 기능 구현 소프트웨어 시범 개발 	<ul style="list-style-type: none"> •대상종 식별 정확도 향상 •동물감지 및 인식+이동패턴 구현 알고리즘 개선 및 고도화

나. 연구방법

- 최근 딥러닝 기술은 컴퓨터 비전(Computer Vision) 분야에서 탁월한 성능으로 부각되고 있으며 딥러닝 알고리즘 중 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network; CNN)은 개체 분류 및 탐지 기능에서 정확성 및 신속성을 인정받고 있음(이소영 등, 2019). CNN은 이미지를 분류하는 인공 신경망 알고리즘 중 하나이며 1989년에 필기체의 우편번호를 분류하기 위해 최초로 제안(이강혁, 2018)

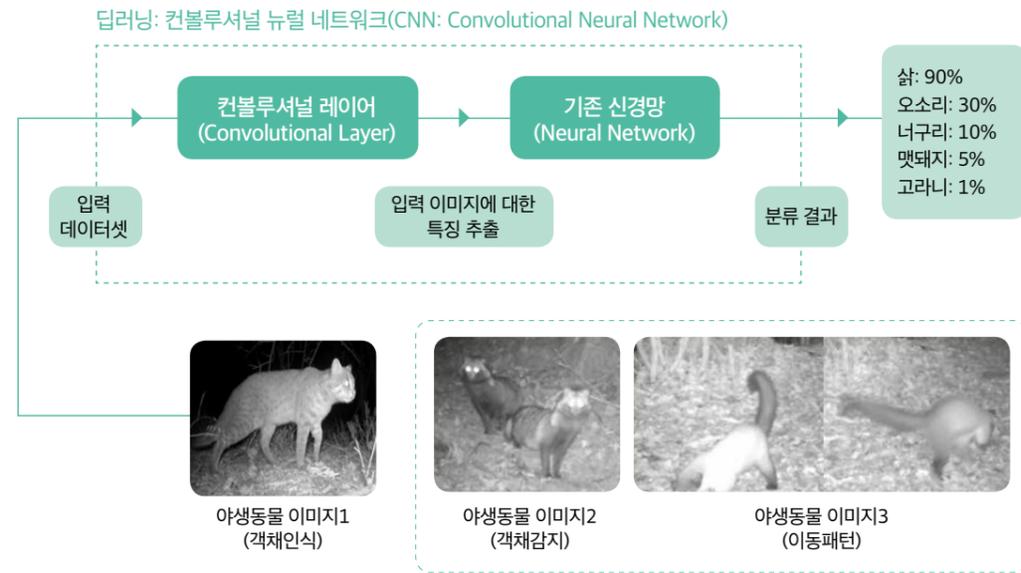


그림 1-2. 딥러닝 알고리즘 합성곱 신경망

- 본 연구에서는 야생동물 데이터가 수집되면 직원이 육안판독하는 방식의 현행 야생동물 모니터링 조사방법 개선으로 딥러닝을 적용한 야생동물 영상인식 방법을 구성하였음
 - 무인센서카메라는 동물이 가려지거나, 모션이 흐려지거나, 주/야간과 같은 다른 상황에서 촬영되므로 분석이 어려움

- 배경 모델링, 딥러닝을 활용한 컴퓨터 비전 기법, 딥러닝 기반의 객체 검출 알고리즘 사례 분석 → 야생동물 영상인식 딥러닝 학습을 위한 알고리즘 선정

- 야생동물 영상인식 방법으로 CNN을 활용한 딥러닝 기반의 대표적인 객체 검출 알고리즘 중 ① R-CNN의 Faster R-CNN을 활용한 Megadetector 모델과 ② YOLO의 YOLOv5s를 활용한 딥러닝 학습 수행

- 본 연구를 수행하기 위하여 문헌조사를 토대로 국립공원 생태통로 시범지역 및 야생동물 대상종 선정

- 생태통로 관련 법령 및 지침, 국립공원 생태통로 운영·관리 현황 파악, 국립공원 생태통로 무인센서카메라 설치 현황 등 검토 → 국립공원 생태통로 시범지역 선정

- 국립공원 생태통로 운영·관리 현황 및 시범지역 모니터링 자료 수집 → 딥러닝 학습 대상종 선정

- 야생동물 영상인식 딥러닝 학습데이터 구축 및 시험용 데이터셋 마련

- 국립공원 생태통로 시범지역에 설치된 무인센서카메라로 촬영 후 판독을 완료한 모니터링 자료 수집
- 2개 딥러닝 알고리즘 학습결과와 정확한 비교를 위하여 시범지역 외의 시험용 테스트셋 마련 → 시범지역 외 지역의 비포장도로 등에 설치된 무인센서카메라로 촬영 후 판독을 완료한 모니터링 자료 수집

- 야생동물 영상인식 딥러닝 소프트웨어 시범 개발 및 2차년도 발전방안 모색

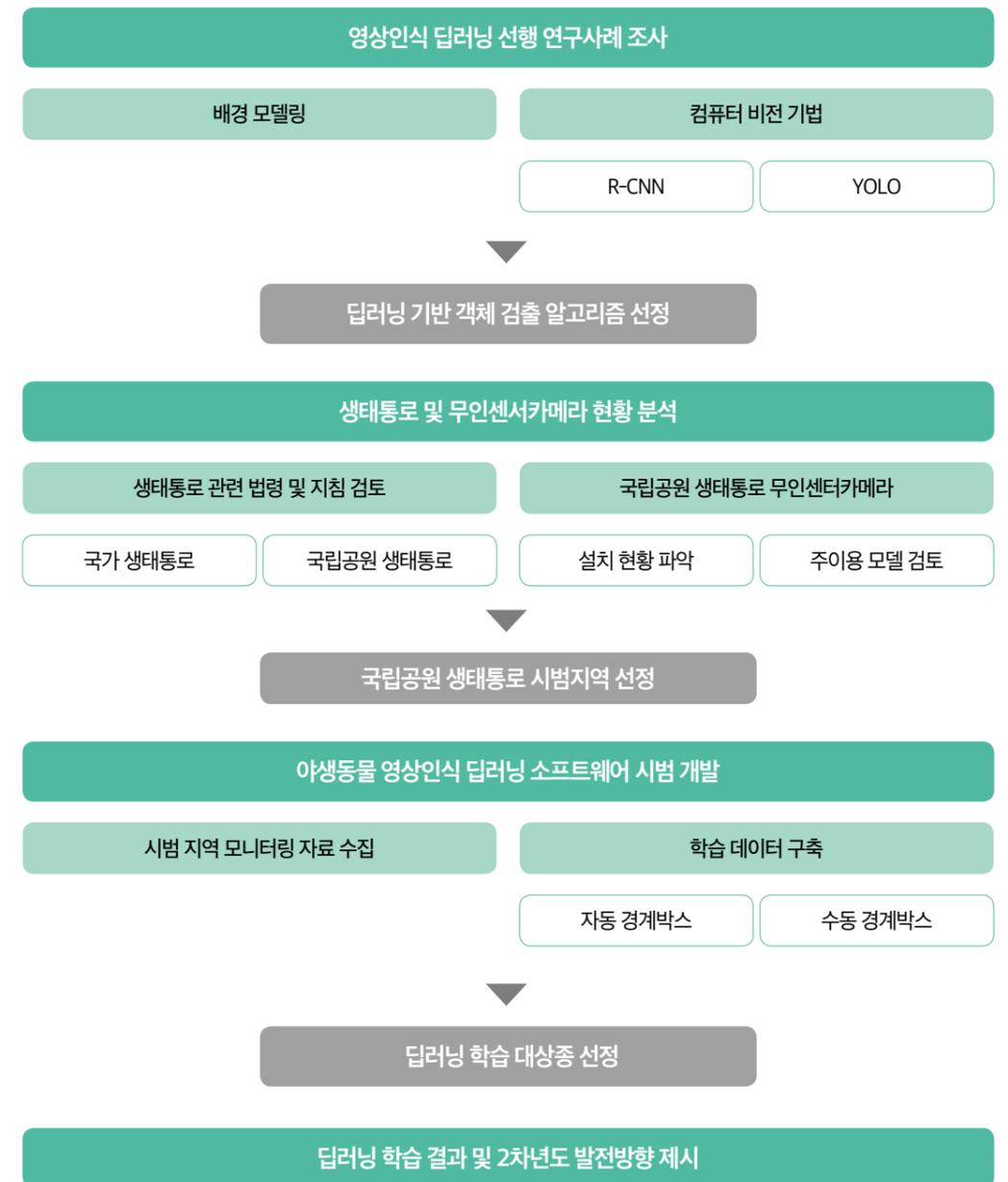
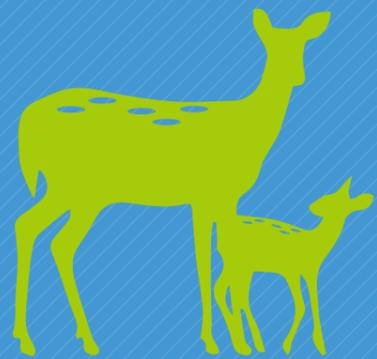


그림 1-3. 연구흐름도



+

야생동물 영상인식
딥러닝 소프트웨어 개발 연구

II

영상인식 딥러닝 선행 연구사례 조사

1. 배경 모델링(Background Modeling)
2. 딥러닝을 활용한 컴퓨터 비전 기법
3. 딥러닝 기반의 객체 검출 알고리즘 사례

II 영상인식 딥러닝 선행 연구사례 조사

01. 배경 모델링(Background Modeling)

가. 배경 모델링 정의 및 분류

- 배경 모델링(background modeling): 동영상에서 배경(background)과 전경(foreground, 배경을 제외한 부분)을 구분하여 전경을 추출하는 알고리즘 → 동영상에서 움직이는 객체를 추출하기 위한 방법은 컴퓨터 비전 분야의 주요 문제 중 하나로 최근 딥러닝에서 활용 추세
 - 고정된 카메라에서 움직이는 객체를 추출하기 위한 전처리 과정(비변화 물체와 변화 물체 구분 고려)
 - 동영상의 일부분을 이용하여 배경에 해당하는 화소값의 확률분포를 추정하고 해당 확률분포에서 크게 벗어나는 화소를 전경으로 분류
 - 배경 모델을 우선 생성·갱신하면서 현재 프레임과 모델과의 일치도를 계산하여 전경 영역 판단 → 배경초기화(background initialization)와 배경 갱신(background update)으로 구분

(적용 기법) 화소 기반(pixel-based), 지역 기반(region-based), 융합 기법(hybrid-methods)
 (적용 조건) 카메라 위치의 고정(fixed camera), 일정한 조명(constant illumination), 고정된 배경(static background) 등 (Bouwmans, 2014)

- 배경 모델링 알고리즘 적용 결과에 영향을 미치는 주요 요인: 조명변화(illumination change), 동적배경(dynamic background), 정적 물체(sleeping foreground object), 그림자(shadow) 등



그림 II-1. 배경 모델링 알고리즘 결과에 영향을 미칠 수 있는 주요 요인(Bouwmans, 2014)



그림 II-2. 조명 변화로 인한 배경 모델링 결과 비교(Bouwmans, 2014)

- OpenCV 등 범용 오픈소스 컴퓨터비전 라이브러리에서 제공하는 배경 모델링 알고리즘 기법: MOG(Mixture-of-Gaussians), GMG, CNT(CouNT), GSOC(Google Summer of Code), LSBP(Local SVD Binary Pattern) 등
 - 배경화소는 하나의 화소 값을 가지고 조명 변화나 영상 취득 장치의 잡음에 따라 변화를 보이거나, 가우시안 혼합 모델(Gaussian mixture model)은 이러한 배경의 값을 가우시안 확률 분포로 모델링함으로써 빛의 변화나 잡음으로 인한 영향을 고려

표 II-1. 배경 모델링 알고리즘 기법

명칭	연구 논문	특징
MOG	KaewTraKulPong and Bowden, 2001	가우시안 혼합 모델을 이용하여 배경 확률분포 추정 가우시안 분포 개수(k)를 직접 정해줘야 함
MOG2	Zivkovic, 2004	MOG와 유사하나 가우시안 분포 개수(k)를 자동으로 설정함
GMG	Godbehere et al., 2012	배경 모델링에 영상 초반 일부 프레임만 사용
CNT	sagi-z, 2017	기존 배경 추출 알고리즘에 비해 속도 향상
GSOC	Emgu CV Library Documentation version 3.4.3.	OpenCV의 다른 알고리즘에 비해 CDNET 2014 데이터 세트에서 더 나은 성능을 보였음
LSBP	Guo et al. 2016	로컬 영역의 잠재적 구조 활용, 조명 변화 및 노이즈에 대한 영향 최소화

- 배경모델링 기법 적용 결과: 움직이는 동적 객체는 배경과 잘 분리하나 야생동물이 멈춰있는 순간 등의 정적 객체는 배경과 객체를 구분하기 어려움
 - MOG: 야간 촬영 영상에서 제대로 작동하지 않는 경향이 나타남
 - LSBP: 바람에 의해 흔들리는 나뭇잎도 객체로 인식하여 야생동물을 포함한 나뭇잎도 객체로 분류

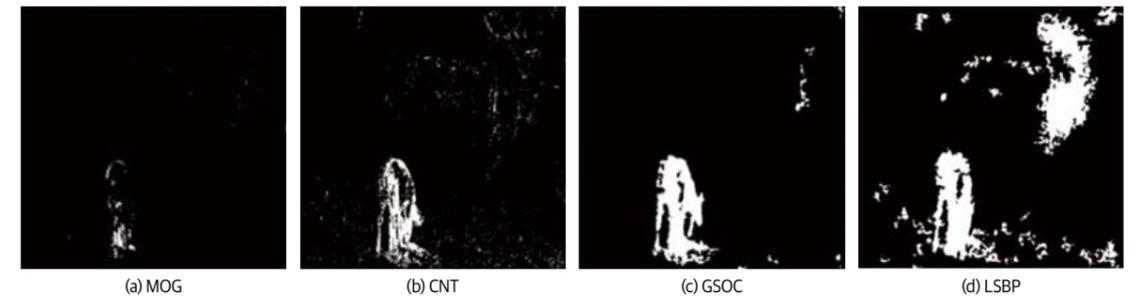


그림 II-3. Open CV를 적용한 무인센서카메라 영상의 배경 제거 결과

나. 배경 모델링시 전처리 및 후처리 필요성

■ 배경 추출 알고리즘 자체도 중요하지만, 영상 노이즈를 소거해주는 전처리 및 후처리 과정도 중요

(전처리) 배경 추출시 동영상 초반에는 야생동물이 등장하지 않다가 중반부터 나타나는 것이 가장 이상적이지만, 무인센서 카메라의 특성상 해당 조건을 가지는 동영상이 많지 않으므로 전처리 과정으로 동영상을 역재생하는 방법을 고려할 수 있음

(후처리) 형태학적 연산을 적용하여 야생동물의 형체는 보존하면서 작은 노이즈는 소거하는 작업을 고려할 수 있음

02. 딥러닝을 활용한 컴퓨터 비전 기법

■ 딥러닝을 이용한 컴퓨터 비전에서 기본적인 시각적 인식 문제는 객체 분류(Image Classification), 객체 검출(Object Detection), 이미지 분할(Image segmentation)로 구분(Wu et al., 2020)

- 객체 분류(Image Classification): 이미지에 해당하는 객체(Object)의 종류(class)만 분류
- 객체 검출(Object Detection): 이미지나 동영상에서 사람, 동물, 차량 등 의미 있는 객체의 종류와 그 위치를 예측(Localization) → 2-stage, 1-stage 방식으로 구분

(2-stage object detection) 영역 후보망(Region Proposal Network;RPN)을 거친 후 객체 검출

(1-stage object detection) 영역 후보망을 거치지 않고 바로 객체 검출 → 속도는 빠르나 정확성은 2-stage 방식보다 저조

- 영역화(Localization): 이미지 내 객체 위치정보 출력(주로 경계박스(Bounding box) 사용)
- 영역 후보망(Region Proposal Network): 종류를 고려하지 않고 객체가 있을 법한 위치에 영역 후보 표기

- 이미지 분할(Image Segmentation): 이미지 내 객체 중 의미가 있거나, 영역의 균일한 특성으로 하나로 묶일 수 있는 객체들을 픽셀들의 집합으로 분할하는 작업 → Semantic, Instance 방식으로 구분

(Semantic Segmentation) 이미지의 모든 객체를 픽셀단위로 구분하고 미리 지정된 종류를 기반으로 분류

(Instance Segmentation) 분할의 기본 단위를 객체로 하여 같은 종류여도 각 객체마다 다른 색상 표시

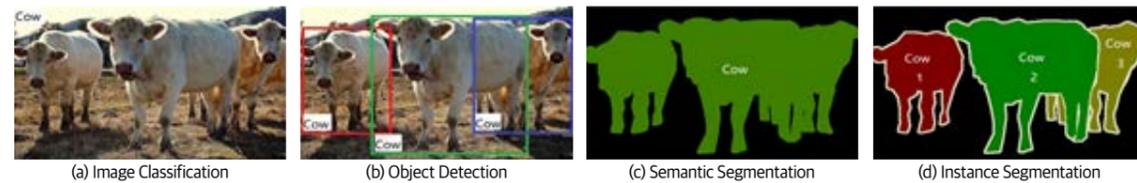


그림 II-4. 컴퓨터 비전 기법 구분(Wu et al., 2020)

■ 컴퓨터 비전 기법 중 ① 이미지 내 객체 분류 및 영역화 가능, ② 학습데이터 구축의 용이함 고려

→ 딥러닝 기반의 객체 검출 연구 검토 필요

■ 2012년부터 딥러닝 기반의 CNN 객체 검출 주요 연구 흐름을 살펴보면 2-stage 방식의 R-CNN과 1-stage 방식의 YOLO 2가지 계열이 대표적(Wu et al., 2020)

→ 딥러닝 기반의 객체 검출의 대표적인 R-CNN과 YOLO 2가지 알고리즘에 대한 사례 분석 실시

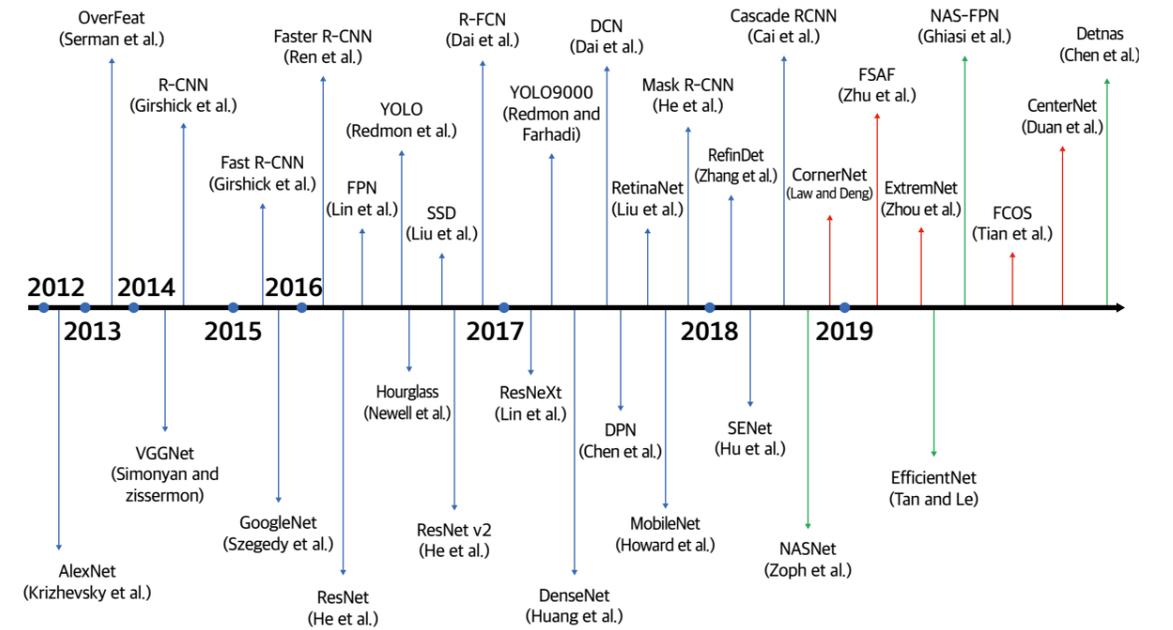


그림 II-5. 딥러닝 기반의 CNN 객체 검출 주요 연구 흐름도(Wu et al., 2020)

03. 딥러닝 기반의 객체 검출 알고리즘 사례

가. R-CNN

| R-CNN 정의 및 관련연구 진행 현황 |

■ CNN은 객체에 Convolutional layer와 Max pooling layer를 번갈아 적용하여 특징을 추출하고 Fully connected layer를 통해 이미지 분류

- 이미지 분류에서 더 나아가 물체를 탐지하는 것은 이미지 내 객체들에 대한 영역화(Localization) 필요 → 객체의 영역화와 이에 관한 데이터 처리를 고려한 것이 R-CNN(장지원 등, 2019)
- R-CNN은 기존 Convolutional Network에 이미지 내에 존재하는 객체의 영역을 제안(Region proposal)하는 알고리즘의 기능을 추가한 영역 기반 객체 검출 시스템(Girshick et al, 2016)

(R-CNN) CNN을 이용하여 구현한 RPN으로 bounding box proposal을 생성하며, 각 bounding box마다 원본 영상을 crop하여 classification 수행

- 모든 bounding box proposal마다 classification 수행하므로 연산 속도 매우 낮음

(Fast R-CNN) R-CNN의 병목 구조를 개선하였으며, 전체 이미지에 대해 CNN으로 특징을 추출한 후 원본 영상이 아닌 특징 맵에서 crop 및 classification 수행

- RPN으로 CNN이 아닌 selective search 사용하여 속도 저하 여전히 발생

(Faster R-CNN) Faster R-CNN의 selective search를 CNN 기반의 RPN으로 대체하였으며, CNN을 통과한 특징 맵에서 각 지점마다 가능한 bounding box의 좌표와 점수를 계산하고, bounding box에 해당하는 특징 맵 classification 수행

- Fast R-CNN보다 속도 향상되었지만, 1-stage에 비해서는 느림

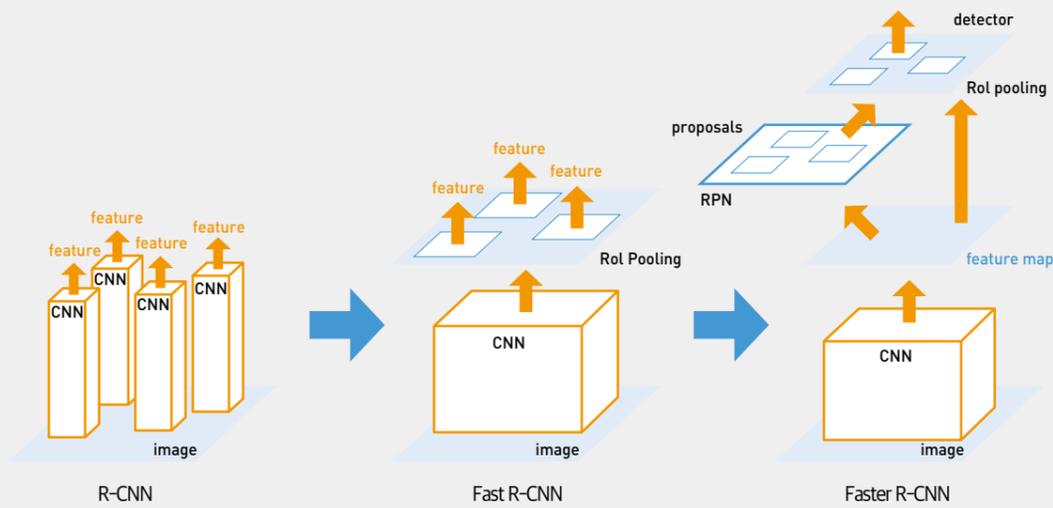


그림 II -6. R-CNN의 발전 과정(<https://blog.lunit.io/2017/06/01/r-cnns-tutorial>)

| R-CNN 활용 사례: Megadetector¹⁾ |

■ 2018년부터 Microsoft AI for Earth에서 무인센서카메라 영상에서 동물을 탐지하는 프로젝트

- 수십만 개의 경계박스를 사용하여 무인센서카메라 이미지 중 동물, 사람, 차량을 감지하도록 훈련
- 현재 13개 조직의 2,500만 개 이상의 이미지 훈련 중, 2020.4.20. ver4.1모델 공개

■ 약 1TB 분량의 WCS 데이터셋을 Faster R-CNN(InceptionResNetv2 backbone)에 학습시켜 고성능 모델을 획득하였으며, 학습된 모델은 오픈소스 저장소인 github에 공개

- 주야간 이미지뿐만 아니라 동물의 일부나 흐린 영상도 식별이 가능하나 특정 종식별은 불가

1) <https://github.com/microsoft/CameraTraps/blob/master/megadetector.md>



그림 II -7. MegaDetector github 화면 및 동물 탐지 예시

| R-CNN 활용 사례: Sensing Clues²⁾ |

■ Sensing Clues: 야생동물 인사이트 플랫폼 개발(2020)

- 야생동물 카메라트랩 정보를 플랫폼에 통합 시 카메라트랩 장면을 수동으로 선별 → 노동집약적
- iNaturalist(<https://www.inaturalist.org>) dataset의 사진 훈련된 알고리즘이 있으나 해당 이미지의 대부분은 카메라트랩 데이터가 아닌 사진 이미지 사용
- Lila BC저장소(전 세계에서 일부 지역의 카메라트랩 데이터만 포함), iWildCam2020 FGVC7 Kaggle대회(전 세계 수많은 종의 20만 개 이상 카메라트랩 데이터 포함) 카메라트랩 데이터 활용

<2단계 접근 방식>

- (전처리) 분류가 용이하도록 가우시안필터로 이미지를 흐리게 처리 후 원본과 중첩, 이미지 간의 차이 제거
- (1단계) 이미지에서 동물 감지(Megadetector 사용)
- (2단계) 동물종 분류(TensorFlow로 훈련된 InceptionV3³⁾네트워크 기반의 전용 분류기로 전달)



그림 II -8. Sensing clues 가우시안필터 전처리 과정

| R-CNN 활용 사례: iWildCam2020 FGVC7 Kaggle대회(2020)⁴⁾ |

■ Kaggle: 2018년부터 iWildCam대회 개최, 야생동물 분류 문제에 대한 솔루션을 마련하도록 유도

- 오스틴의 텍사스대학교 공대생 그룹, iWildCam2020 대회 dataset에서 65.7%의 정확도 달성
- 전 세계 552개 카메라트랩(훈련세트 441개, 테스트세트 111개)으로 찍은 280,852개 이미지 사용

2) <https://www.sensingclues.nl>

3) InceptionV3: GoogLeNet(Inceptionv1)의 개선 모델(이미지 분류) INaturalist2017 dataset으로 사전 훈련된 네트워크

4) <https://medium.com/@bbouslog/iwildcam-2020-trail-camera-animal-classification-2535a23cebae>

<2단계 접근 방식>

- (전처리) 이미지에 CLAHE⁵⁾(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) 알고리즘 적용
- (1단계) 이미지에서 동물정보 추출; 경계 박스 생성(Megadetector 사용, 신뢰도 50% 이상의 경우만)
- (2단계) 사전훈련된 ImageNet의 ResNet50⁶⁾를 Pytorch로 분석

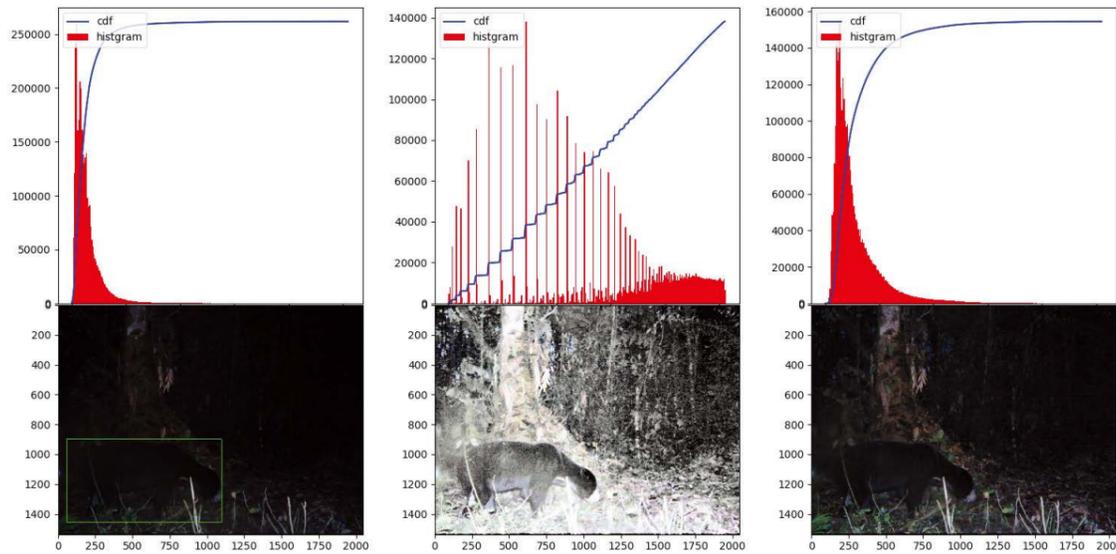


그림 II -9. Kaggle대회 CLAHE 전처리 과정

나. YOLO

YOLO의 정의 및 관련연구 진행 현황

■ YOLO(You Only Look Once): 영상 내 물체의 중심위치와 크기를 찾고 그 물체의 명명화가 가능한 딥러닝 알고리즘

- YOLO 네트워크는 기본적인 CNN의 구조를 따르지만, 최종 출력층의 노드 구성과 입력 영상에 대한 고정 분할에 따른 추정 방식을 사용하여 물체 검출 프로세스와 인식 프로세스를 통합된 프레임워크로 가능하게 제작(고광은 외, 2017)

■ 네트워크의 구조: GoogleNet을 기반으로 설계

- 입력되는 이미지를 임의로 설정된 M×M 크기의 격자 셀 형태로 균등 분할, 각 셀에서는 B개의 경계박스와 각 경계박스가 객체를 포함할 확률 Pr(Obj)을 계산
- 경계박스 내 객체가 포함될 확률과 예측 정확도를 동시에 반영할 수 있는 신뢰도(confidence) 점수 산정
- 예측한 경계박스 내 물체가 존재하지 않을 경우: 신뢰도 점수 0, 경계박스와 참조자료(ground truth:GT)가 일치하는 경우: 신뢰도 점수 1

5) CLAHE알고리즘: grey image에 적용할 수 있는 대조 이미지 처리 프로세스

6) ResNet50: DNN에서 그라디언트가 사라지는 문제를 효율적으로 해결, 2015년 ImageNet(수백만 개의 이미지를 포함하는 이미지 database) 대회에서 우승

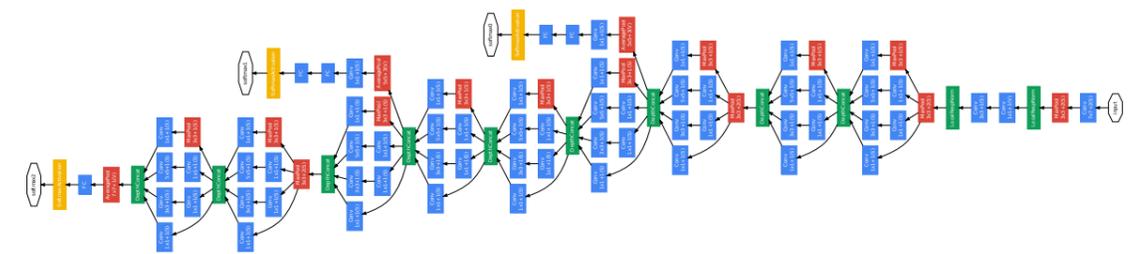


그림 II -10. GoogleNet의 구조(Szegedy et al, 2015)

■ 경계박스에 대한 예측은 5개의 파라미터를 예측하는 문제로 해석 → 각 파라미터는 다음과 같음

- 경계상자의 중심점 좌표 (x,y)
- 입력 이미지에 대한 상자의 상대적인 너비 w
- 높이 h
- 상자의 신뢰도 점수(confidence)(경계박스 내 객체가 존재할 확률을 의미, 0~1 사이의 값을 가짐)

(YOLOv1) 최초의 1-stage object detection 네트워크란 의미가 있으며, 2-stage 방식인 R-CNN 방식과 비교하여 속도가 약 10배 정도 빠른 장점

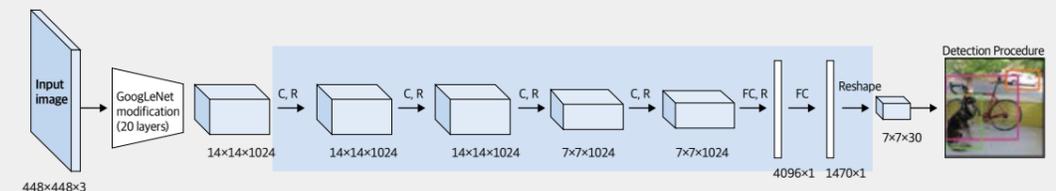


그림 II -11. YOLO v1 구조(Redmon et al, 2016)

(YOLOv2) fully convolutional network 방식을 도입하여 다양한 해상도로 입력 이미지를 취할 수 있도록 개선되었으며, 최종 특징맵의 크기가 출수가 되도록 함

- imageNet의 데이터셋에서 488×488 이미지들을 다시 학습시켜 fine-tuning을 사용하여 기존 244×244보다 고해상도 영상에 대한 CNN모델 재학습(Shafiee et al., 2017)

(YOLOv3) multi-label을 고려하여 softmax를 쓰지 않고 independent logistic classifier를 사용, loss term도 binary cross-entropy로 대체(Tian et al. 2019)

(YOLOv4) YOLO로 탐지가 어려운 크기가 작은 객체를 탐지하기 위하여 input resolution을 크게 사용, 기존에는 224, 256 등의 해상도를 이용하여 학습한 것과 달리 512 크기의 영상 사용

- receptive field를 물리적으로 키워주기 위하여 layer를 늘렸으며, 하나의 이미지에서 다양한 종류, 다양한 크기의 객체를 동시에 검출하기 위해 parameter수 증가(Bochkovskiy et al., 2020)

(YOLOv5) 2020년 6월 발표, 4가지 모델(YOLO v5s(small), YOLO v5m(medium), YOLOv5l(large), YOLOv5x(xlarge))로 제안

- 4종류의 네트워크는 backbone이나 head는 모두 동일하지만 depth_multiple(model depth multiple)과 width_multiple(layer channel multiple)이 다르며, 일반적으로 YOLOv5l이 기준이 되는 크기로 봄(Jocher et al., 2020)

| YOLO 활용 사례: 해양분야(선박해양플랜트연구소)⁷⁾ |

- **선박해양플랜트연구소:** 해양 조난자 검출 모델을 딥러닝 객체 탐지 방식으로 개발
 - 해양에서 육안에 의존해 생존자를 수색하고 구조했는데 보다 효율적이고 정확한 검출을 위해 YOLO 객체 검출 알고리즘을 사용한 AI 기반 실시간 생존자 수색솔루션 개발
 - UDP 통신을 이용해 다른 기준 드론 제어 및 모니터링 앱을 통합함으로써 딥러닝 모델이 드론 영상 데이터를 기반으로 객체와 조난자 여부 탐지 → 평균 정밀도 99% 달성, 현장 수색 대체 가능

| YOLO 활용 사례: 농업분야(이희준 등, 2020) |

- 수확작물의 품질을 평가하여 불량품을 분류하기 위한 표피분석 모델 개발
 - 복숭아를 촬영한 동영상 이미지에 영역기반 합성곱 신경망을 기반으로 한 YOLOv3 알고리즘 적용
 - 총 4개의 클래스로 구분하여 학습 진행, 총 97,600번의 epoch를 통해서 불량검출 모델 구현

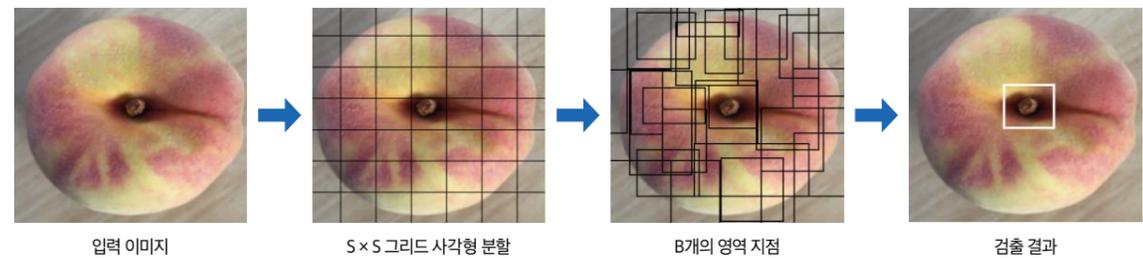


그림 II-12. YOLOv3를 사용한 객체 검출 과정(이희준 등, 2020)

| YOLO 활용 사례: ClassifyMe⁸⁾ |

- **카메라트랩 이미지에서 동물종의 감지 및 분류를 지원하는 소프트웨어(2018)**
 - 호주 NSW주 1차 산업부(NSW DPI)와 뉴잉글랜드대학교(UNE) 협업
 - 호주, 뉴질랜드 및 아프리카 동물에 대한 모델 제공, 범위 확장 중(현재 비공개 베타 테스트 중)
 - YOLOv2를 기반으로 하며 일반PC 및 워크스테이션에서 사용 가능(Thick-client)

7) <https://icnweb.kr/2020/44642>
 8) <https://github.com/agentmorriscamera-trap-ml-survey>, <https://classifymeapp.com>

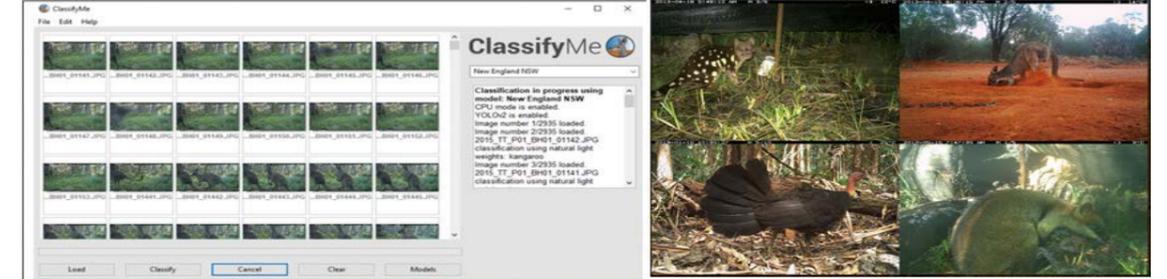


그림 II-13. ClassifyMe 소프트웨어 화면

다. 딥러닝 알고리즘 선정

| Megadetector를 이용한 동물탐지 알고리즘 구현 |

- Megadetector는 이미 대규모 데이터셋이 학습되어 있으며, 별도 비용 없이 다운로드할 수 있고 1-stage 모델에 비해 성능이 높은 Faster R-CNN을 이용
 - 원활한 학습을 위해 학습 데이터셋을 직렬화(serialize)하는 툴이 함께 배포되어있고 학습 과정을 모니터링하는 tensorboard가 이미 설정되어 있음
 - 모델을 처음부터 학습시키는 것보다 기 학습된 모델을 최대한 활용하여 효율적인 연구 수행 가능
- 다만 megadetector는 동물종을 탐지하지 않으므로(동물, 차량, 사람만 탐지) 추가적 자료가공 필요
 - 국립공원 생태통로 모니터링 수집 자료파일명에 명시된 동물종명(국명) 활용 가능

| YOLO를 이용한 동물탐지 알고리즘 구현 |

- 기존 객체 감지 모델은 다양한 전처리 모델과 인공신경망을 결합하여 사용했으나 YOLO는 통합된 모델을 사용하므로 간단하며 실시간으로 객체 탐지가 가능 → Faster R-CNN보다 6배 빠른 성능을 보이나 작은 물체에 대해 상대적으로 낮은 정확도를 보임⁹⁾
- 본 연구에서는 많은 양의 데이터를 처리해야 하는 특성과 기존의 컴퓨터 성능을 고려하여 backbone의 크기가 가장 작지만 빠른 특징의 YOLOv5s 선정

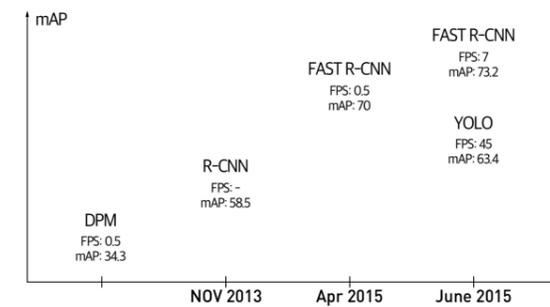


그림 II-14. 객체 감지 모델의 속도 비교 (<https://ctkim.tistory.com/91>)

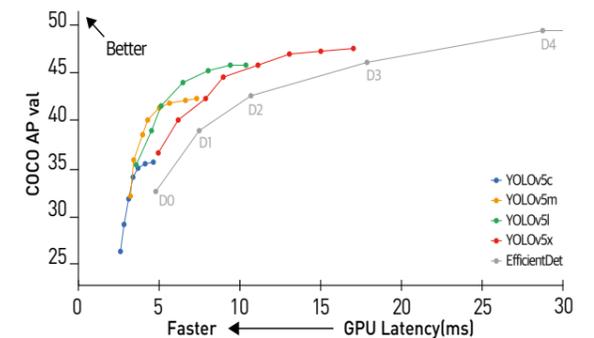
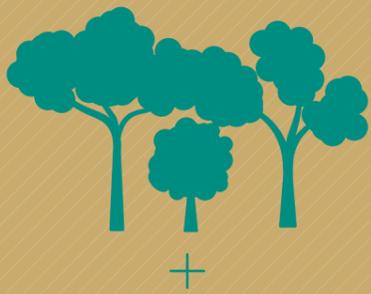


그림 II-15. YOLOv5 모델별 성능 차이 (<https://lv99.tistory.com/69>)

9) <https://ctkim.tistory.com/91>



야생동물 영상인식
딥러닝 소프트웨어 개발 연구

III

생태통로 및 무인센서카메라 현황 분석

1. 생태통로 운영·관리 현황
2. 국립공원 생태통로 무인센서카메라 현황
3. 국립공원 생태통로 시범지역 선정

III 생태통로 및 무인 센서카메라 현황 분석



I. 생태통로 운영·관리 현황

가. 생태통로 관련 법령 및 지침

| 자연환경보전법 |

- 생태통로 정의: 「자연환경보전법」 제2조에 따라 도로·댐·수중보·하굿둑 등으로 인하여 야생생물의 서식지가 단절되거나 훼손 또는 파괴되는 것을 방지하고, 야생생물의 이동 등 생태계의 연속성 유지를 위하여 설치하는 인공구조물·식생 등의 생태적 공간
- 생태통로 설치 및 조사: 같은 법 제45조 생태통로의 설치 등에 따라 생태통로를 설치해야 하며 제46조에 따라 야생동물 서식 중 현황 조사 실시

제45조(생태통로의 설치 등)

- ① 국가 또는 지방자치단체는 개발사업 등을 시행하거나 인·허가 등을 할 때 야생생물의 이동 및 생태적 연속성이 단절되지 아니하도록 생태통로 설치 등의 필요한 조치를 하거나 하게 하여야 한다.
- ② 국가 또는 지방자치단체는 야생생물의 이동 및 생태적 연속성이 단절된 지역을 조사·연구하여 생태통로가 필요한 지역에 대하여 생태통로 설치계획을 수립·시행하여야 한다. 이 경우 생태통로가 필요한 지역에 위치한 도로 및 철도 등의 관리주체에게 생태통로 설치를 요청할 수 있으며 요청을 받은 자는 특별한 사유가 없으면 생태통로를 설치하여야 한다.
- ③ 제1항 또는 제2항에 따라 생태통로를 설치하려는 자는 다음 각 호의 조사를 실시하여야 한다.
 1. 야생동물 서식 중 현황
 2. 개발사업 등의 시행으로 서식지가 단절될 우려가 있는 야생동물 중 현황

3. 차량사고 등 사고발생 우려가 높은 야생동물 중 현황
 4. 그 밖에 「백두대간 보호에 관한 법률」 제2조 제1호에 따른 백두대간 등 주요 생태축과의 연결성에 관한 조사
- ④ 제1항에 따른 생태통로의 설치대상 지역, 야생생물의 특성에 따른 생태통로 등의 설치기준, 그 밖에 필요한 사항은 환경부령으로 정한다.

제46조(생태통로의 조사 등)

- ① 제45조 제1항 및 제2항에 따라 생태통로를 설치하거나 관리하고 있는 자는 생태통로가 적정하게 활용될 수 있도록 환경부령으로 정하는 주기 및 방법에 따라 조사를 실시하여야 한다.
- ② 환경부장관은 생태통로 설치·관리자에게 다음 각 호의 사항에 관한 자료를 제출하도록 요청할 수 있다. 이 경우 생태통로 설치·관리자는 특별한 사유가 없으면 요청받은 자료를 제출하여야 한다.
 1. 생태통로의 설치·관리 현황
 2. 제1항에 따른 조사 결과
- ③ 환경부장관은 제2항에 따른 자료를 환경부령으로 정하는 기준에 따라 평가하여 생태통로가 제대로 기능하지 못한다고 판단할 때에는 해당 생태통로 설치·관리자에게 개선조치를 하도록 요청할 수 있다. 이 경우 생태통로 설치·관리자는 특별한 사유가 없으면 요청받은 개선조치를 수행하여야 한다.

- 생태통로 설치기준 및 관리: 「자연환경보전법」 시행규칙 제28조의 생태통로 설치대상지역 및 설치기준에서 자연공원법 제2조 제1호의 규정에 따른 자연공원에 설치가 가능하며, 제28조의2의 조사의 주기 및 방법에 따라 생태통로 관리

시행규칙 제28조(생태통로의 설치대상지역 및 설치기준)

- ① 법 제45조 제1항에 따른 생태통로 설치대상지역은 다음 각 호의 어느 하나에 해당하는 지역으로 한다.
 1. 「백두대간보호에 관한 법률」 제6조의 규정에 따른 백두대간보호지역
 2. 비무장지대
 3. 법 제12조의 규정에 따른 생태·경관보전지역 중 핵심구역 또는 완충구역, 법 제24조의 규정에 따른 시·도생태·경관보전지역
 4. 법 제34조의 규정에 따른 생태자연도 1등급 권역
 5. 「자연공원법」 제2조 제1호의 규정에 따른 자연공원
 6. 「야생동물 보호 및 관리에 관한 법률」 제27조 제1항에 따른 야생동물 특별보호구역 및 같은 법 제33조 제1항에 따른 야생동물 보호구역
 7. 야생동물이 차량에 치어 죽는 사고가 자주 발생하는 지역 등 생태통로의 설치가 필요하다고 인정되어 환경부장관이 고시하는 지역
- ② 법 제45조 제1항에 따른 생태통로의 설치기준은 별표 2와 같다.

시행규칙 제28조의2(생태통로 조사의 주기 및 방법 등)

- ① 법 제45조의2 제1항에 따른 생태통로 조사의 주기 및 방법은 다음 각 호와 같다.
 - 1. 생태통로 조성 후 3년 동안: 다음 각 목의 어느 하나에 해당하는 방법으로 조사
 - 가. 현장 직접조사: 계절별 1회 이상 현장을 직접 방문하여 조사
 - 나. 무인센서카메라, 폐쇄회로텔레비전(CCTV) 등 감시장비를 이용한 조사: 계절별 1개월 이상 감시장비를 작동시켜 조사
 - 2. 제1호에 따른 기간 이후: 다음 각 목의 어느 하나에 해당하는 방법으로 조사
 - 가. 현장 직접조사: 연 1회 이상 현장을 직접 방문하여 조사
 - 나. 감시장비를 이용한 조사: 연 1개월 이상 감시장비를 작동시켜 조사
- ② 법 제45조의2 제1항에 따른 생태통로의 조사 내용은 다음 각 호와 같다.
 - 1. 생태통로 주변 지역에서 서식하는 야생동물 현황
 - 2. 생태통로를 이용하는 야생동물의 종 및 종별 이용 빈도
 - 3. 생태통로 주변 도로에서의 야생동물 사고 현황
 - 4. 생태통로 주변 지역의 탐방객 출입 현황 및 밀렵도구 등 설치 현황
 - 5. 생태통로 유도울타리 등 생태통로 부대시설의 관리 현황
 - 6. 그 밖에 환경부장관이 필요하다고 인정하여 고시하는 사항

국립공원공단법

■ 생태통로에 대한 직접적인 언급은 없으나 「국립공원공단법」 제9조의 국립공원의 보전, 국립공원의 야생동물 보호 및 멸종위기종의 복원, 자연공원 자원에 대한 조사·연구의 내용, 정부나 지방자치단체로부터 위탁받은 사업 등이 생태통로와 밀접한 관련이 있음

제9조(사업) 공단은 다음 각 호의 사업을 한다.

- 1. 국립공원의 보전
- 2. 국립공원의 야생동물 보호 및 멸종위기종의 복원
- 3. 공원시설의 설치·관리
- 4. 자연공원 자원에 대한 조사·연구
- 5. 자연공원의 청소
- 6. 자연공원 이용에 관한 지도·홍보
- 7. 자연공원과 관련된 체험사업, 탐방해설 등 탐방프로그램의 개발·교육·보급 및 운영
- 8. 기후변화로 인한 자연공원의 생태계 영향조사·연구 및 생태복원에 관한 사항
- 9. 자연공원 보전·관리와 관련된 국제협력에 관한 사항
- 10. 다른 법령에 따라 공단이 할 수 있는 사업
- 11. 정부나 지방자치단체로부터 위탁받은 사업
- 12. 그 밖에 공단의 설립 목적을 달성하기 위하여 대통령령으로 정하는 사업
- 13. 제1호부터 제12호까지의 사업에 딸린 업무로서 정관으로 정하는 사항

생태통로 설치 및 관리지침(환경부, 2010)

■ 본 지침은 「자연환경보전법」 등 관련 법령에 따라 설치하는 생태통로, 유도울타리, 배수로 탈출시설 등의 설치와 유지관리에 적용함을 원칙으로 함

■ 생태통로 분류: 육교형과 터널형으로 구분

- 육교형: 야생동물의 이용만을 목적으로 조성된 것으로 너비 7m 이상(주요 생태축: 30m 이상)으로 조성

- 터널형: 포유류의 이동을 목적으로 개방도 0.7 이상으로 조성(고라니 등 중형의 야생동물이 서식하는 지역)된 포유류 통로와 양서류와 파충류의 이동을 목적으로 도로 하부에 소규모 박스형 또는 파이프형태로 조성된 양서류·파충류 통로로 조성

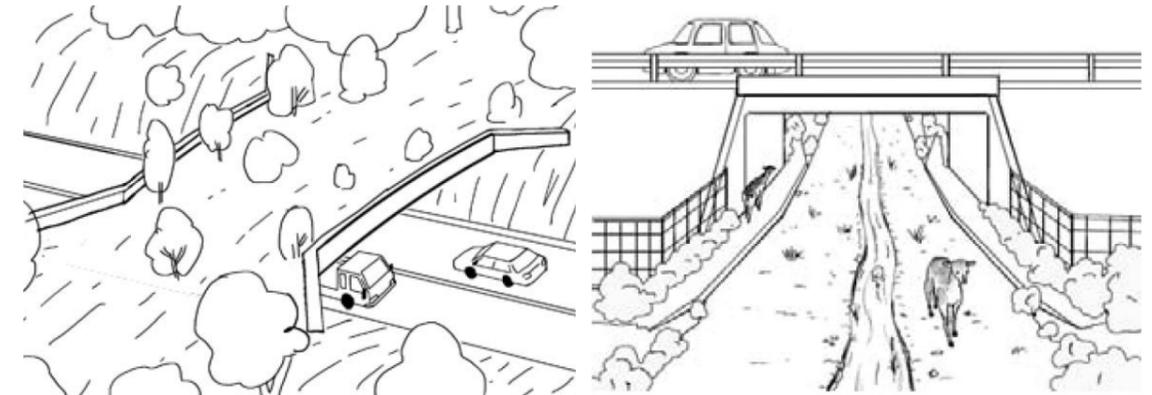


그림 III-1. 형태에 따른 생태통로 예시 (좌)육교형 (우)터널형 (환경부, 2010)

■ 생태통로 관리: 생태통로 설치 또는 관리기관에서는 연 1회 이상 현장을 점검하고 시설 및 식생관리와 차량 또는 사람의 출입 제한 등 기능관리 실시 및 관리대장 작성

■ 생태통로 모니터링: 인접지역에 서식하는 동물종의 확인, 생태통로를 이용하는 동물종의 확인, 해당 도로에서의 로드킬 현황 파악을 포함하며 생태통로를 조성한 후에 발생하는 효과와 문제점을 파악 → 생태통로를 제대로 이용하지 못하는 동물을 위한 개선안 제시, 생태통로와 유도울타리 인근지역에서 로드킬이 발생하는 동물에 대한 대책 마련

- 모니터링 방법: 족적판을 이용한 발자국 조사, 무인센서카메라, 원격무선추적, 포획 후 재포획, 눈 위의 발자국 조사, 로드킬 조사 등

- 모니터링 주기: 조성 후 3년간 계절별 1회 이상 정기적으로 실시, 이후 연 1회 이상 점검

※ 무인센서카메라(CCTV 포함) 이용시 조성 후 3년간 계절별로 1개월 이상 카메라가 작동되도록 하며 이후 연 1개월 이상 작동되도록 함

- 모니터링 결과: 인접지역 서식 동물종과 생태통로 이용 동물종 확인을 통하여 생태통로를 이용하지 못하거나 이용도가 적은 동물 여부 파악 및 해결 대책 수립

로드킬 발생 종 파악을 통해 유도울타리 등 침입방지 시설물 보완 실시, 생태통로 관리기관은 모니터링 결과를 생태통로 관리대장에 정리하여 연 1회 환경부에 제출

표 III-1. 생태통로 분류 및 형태(환경부, 2010)

분류	대상 동물	설치목적 및 시설규모·종류	형태
생태 통로	포유류	<ul style="list-style-type: none"> 포유동물의 이동 너비 - 일반 지역: 7m 이상 - 주요 생태축: 30m 이상 	
		<p><경관적 연결></p> <ul style="list-style-type: none"> 경관 및 지역적 생태계 연결 너비: 보통 100m 이상 	
	기타 유형	<p><개착식 터널의 보완></p> <ul style="list-style-type: none"> 개착식 터널의 상부 보안을 통한 생태통로 기능 부여 너비: 보통 100m 이상 	
	포유류	<ul style="list-style-type: none"> 포유동물 이동 개방도 0.7 이상(개방도 = 통로 단면적/통로 길이) 	
터널형	양서·파충류	<ul style="list-style-type: none"> 양서류, 파충류용 터널 왕복 2차선: 폭 50cm 이상 왕복 4차선: 폭 1m 이상 통로 내 햇빛 투과형과 비투과형 	<p>햇빛투과</p>
			<p>비투과</p>

| 국립공원 생태통로 모니터링 매뉴얼(국립공원연구원, 2017) |

■ 국립공원 내 설치된 생태통로를 대상으로 일관성 있는 내용으로 모니터링을 시행하고, 그 결과를 바탕으로 생태통로별 특성에 맞는 관리방안을 제시할 수 있도록 업무 매뉴얼 제정

- 모니터링 내용: 야생동물 생태통로 이용 현황, 생태통로내 외래생물종 유입 여부 확인 및 제거, 생태통로 시설물 이상 유무 확인, 생태통로 기능에 영향을 미치는 요인 파악

- 모니터링 기간: 연중

■ 이용개체수 산정은 무인센서카메라 자료만 사용하며 배설물, 족적 등은 자체 참고자료로만 활용

- 외부 센서카메라는 생태통로 접근동물 현황 파악용으로 이용현황 개체수 산정에는 포함하지 않음

- 무인센서카메라 설치 방법

(높이) 50~80cm 범위를 기준으로 현장상황에 맞게 유동적으로 설치
(설치각도) 내부에 설치되는 카메라는 이용 동물종의 원활한 동정과 사각지대 최소화를 위해 비스듬하게 설치(정·측·후면 영상 확보 가능)

(설치지점 및 대수) 생태통로 규모, 현장 여건 등을 고려하여 A~C 유형 중 선택 적용

- 무인센서카메라 설정 방법

(민감도) Medium(보통) 기준(여름철 등 특이상황에 따라 Low(낮음)로 변경 가능)

(촬영모드) 멀티모드 설정(동영상과 사진촬영 병행)

(촬영횟수) 3컷 기준

(동영상 촬영시간) 30초 기준

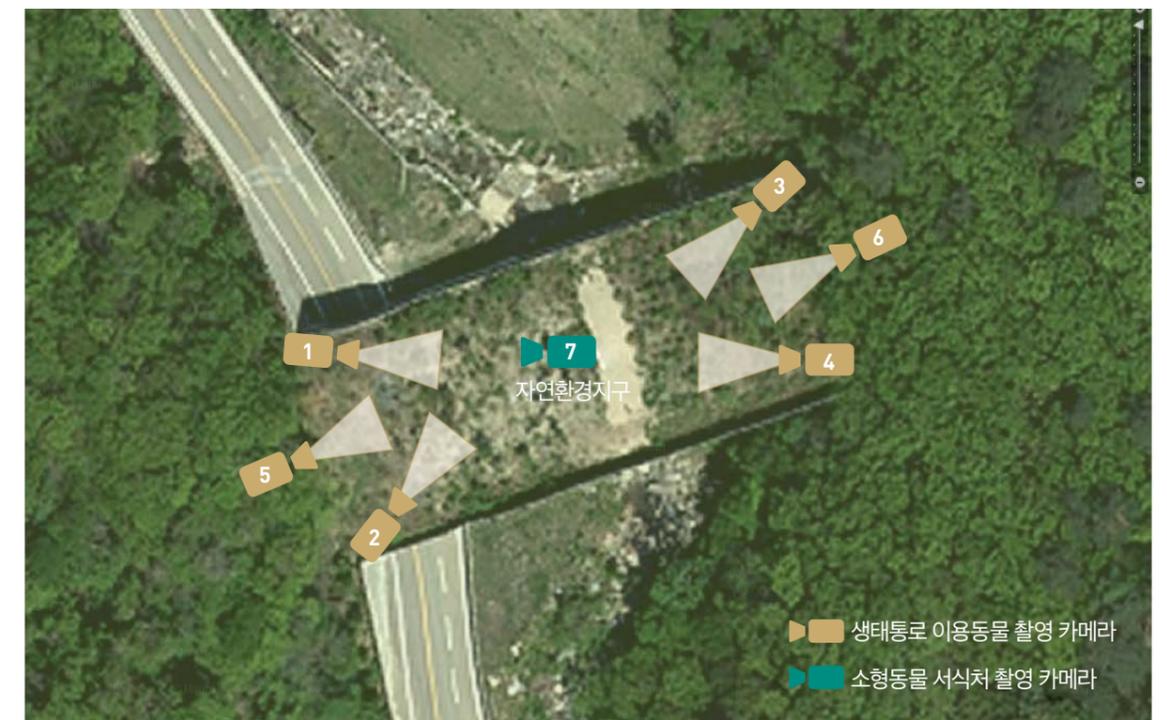


그림 III-2. 무인센서카메라 설치 예시(국립공원연구원, 2017)

■ 생태통로 점검단 운영: 생태통로 설치효과 증진을 위한 개선사항 발굴을 위해 국립공원연구원 주관 하에 분야별 전문가(포유류, 조류, 양서·파충류, 식생)와 연 1회 생태통로 점검단 운영(홀수연도에 맞춰 격년으로 점검)

- 점검내용: ① 생태통로 모니터링 매뉴얼 이행 여부, ② 무인센서카메라 설치지점 등 모니터링 방법의 적정성, ③ 생태통로 내 식물상 및 식재 종 활착 여부, ④ 기타 생태통로 설치 효과 증진을 위한 개선사항 발굴

■ 모니터링 결과: 매 분기 익월 5일, 연간 추진결과는 4/4분기 익월 5일 제출(사무소→본부)

■ 모니터링 결과 활용: 생태통로 설치 효과 분석, 생태통로 이용횟수가 감소하는 동물종에 대한 대책 마련, 생태통로 시설물의 원활한 유지 관리 등

표III-2. 유형별 생태통로 무인센서 카메라 설치대수 및 지점(국립공원연구원, 2017)

구분	유형	무인센서카메라 설치대수 및 지점
폭 10m 미만	A	<ul style="list-style-type: none"> 생태통로 중앙을 기준으로 양쪽 좌·우측 엇갈리게 설치 반대편 대각선 끝지점을 바라보도록 비스듬하게 설치(최소 6대)
	B	<ul style="list-style-type: none"> 생태통로 양쪽 좌·우측 설치 각 반대편 대각선 끝지점을 바라보도록 비스듬하게 설치(최소 4대)
폭 10m 이상	C	<ul style="list-style-type: none"> 생태통로 양쪽 좌·우측 설치 각 반대편 대각선 끝지점을 바라보도록 비스듬하게 설치(최소 4대)

구분	유형	무인센서카메라 설치대수 및 지점
폭 10m 미만	C	<ul style="list-style-type: none"> 생태통로 양쪽 좌·우측 설치 각 반대편 대각선 끝지점을 바라보도록 비스듬하게 설치(최소 4대)

나. 국립공원 생태통로 운영·관리 현황

| 국립공원 생태통로 운영 현황 |

■ 국립공원 내 생태통로: 1998년 환경부에서 설치한 지리산국립공원 시암재 생태통로를 시작으로 총 8개 공원 내 16개소가 설치되어 있으며 생태통로의 형태는 육교형 8개소, 터널형 8개소로 구분

표III-3. 국립공원 생태통로 설치현황

국립공원	지점명	설치위치	준공	설치기관	형태
오대산	진고개1	강원 평창군 대관령면 병내리 산328-2	2004	강릉국토관리사무소	육교형
	월정사	강원 평창군 진부면 동산리 산1-1	2013	환경부	터널형
설악산	진고개2	강원 강릉시 연곡면 삼산리 산1-22	2017	강릉국토관리사무소	육교형
	한계령	강원 인제군 북면 한계리 6-3	2003	강릉국토관리사무소	육교형
소백산	죽령	충북 단양군 대강면 용부원리 13-36	2003	충주국토관리사무소	터널형
속리산	밤치재	경북 상주시 화북면 중벌리 산39-6	2005	경북 상주시	육교형
	버리미기재	경북 문경시 가은읍 완장리 산63-49	2012	환경부	터널형
월악산	활목재	경북 상주시 화북면 운흥리 산53-7	2017	보은국토관리사무소	육교형
	지름재1	충북 제천시 한수면 미륵리 산27-3	2006	월악산사무소	터널형
계룡산	지름재2	충북 제천시 한수면 미륵리 산27-3	2006	충북도로관리사업소	터널형
	민목재	충남 공주시 반포면 학봉리 산29-6	2015	공주시	육교형

국립공원	지점명	설치위치	준공	설치기관	형태
지리산	시암재	전남 구례군 광의면 방광리 산1-1	1998	환경부	터널형
	정령치1	전북 남원시 산내면 덕동리 산215-15	2011	환경부	터널형
	정령치2	전북 남원시 주천면 고기리 산107-9	2011	환경부	터널형
	정령치3	전북 남원시 산내면 덕동리 산215-15	2016	서부지방산림청	육교형
덕유산	신평령	전북 무주군 무풍면 삼거리 산1-10	2011	남원국토관리사무소	육교형

■ 생태통로 모니터링 운영: 무인센서카메라를 이용한 지속적인 생태통로 이용 현황 파악

(조사방법) 대상지 구간 무인센서카메라 운영(연중 상시) 및 영상 회수·판독

(조사항목) 로드킬 및 생태통로 조사 매뉴얼에 따름

- 영상에 기록된 날짜와 시간, 야생동물 종류 및 개체수, 위치좌표 및 사진자료 기록
- 영상판독 시 동일종이 5분 이내 반복 출현하는 경우 동일개체로 간주, 해당시간 내 동시 최대 출현 개체수 기재

(조사시기) 연중/월 1회 수거 → 분기별 분석 보고

■ 생태통로 운영 개선: 전문가 그룹으로 구성된 생태통로 기능점검단 운영, 생태통로별 기능성 점검 결과에 따른 운영 및 시설 개선점 도출

| 국립공원 생태통로 모니터링 결과(국립공원연구원, 2019) |

■ 국립공원공단에서는 국립공원 내 도로이용으로 야생동물 피해 및 기 조성된 생태통로의 야생동물 이용 현황을 파악하여 야생동물 보전을 위한 기초자료를 확보하기 위하여 2006년부터 로드킬 및 생태통로 모니터링 및 분석·평가 실시

■ 모니터링 대상지: 생태통로 16개소 중 지리산국립공원 정령치3 생태통로를 제외(담당기관이 산림청으로 분석·평가에서 제외)한 8개 공원 15개소의 2개 분류군(포유류, 조류)을 대상으로 생태통로 모니터링 실시

■ 모니터링 결과: 2019년 국립공원 생태통로 2개 분류군 총 39종 12,150회 야생동물 확인

- 생태통로 출현 동물종: 총 39종(포유류 20종 11,909회, 조류 19종 241회)

·포유류 출현: 고라니(3,920회), 멧돼지(3,901회), 노루(1,230회), 오소리(903회) 순

·조류: 흰배지빠귀(64회), 꿩(47회), 멧비둘기(29회) 순

·죽령 생태통로(소백산국립공원): 가장 많은 동물종 출현 확인(포유류 10종, 조류 10종)

·한계령 생태통로(설악산국립공원): 가장 많은 출현횟수 확인(포유류 7종 2,204회)

※ 미동정일 경우 종수에서 제외하며, 횟수에는 포함

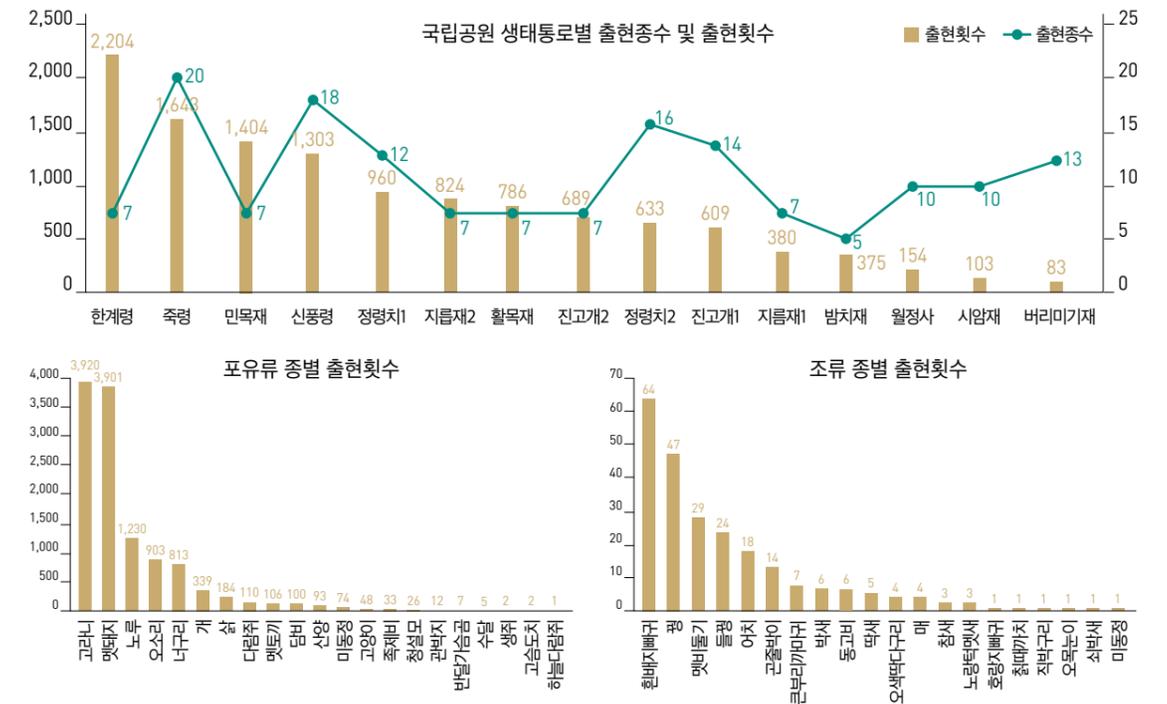


그림 III-3. 국립공원 생태통로를 이용한 포유류 및 조류 출현 현황(국립공원연구원, 2019)

02. 국립공원 생태통로 무인센서카메라 현황

가. 국립공원 생태통로 무인센서카메라 설치 현황

무인센서카메라는 제품별 야간 조명(illumination) 방식에 따라 구분될 수 있으며, 현재 무인센서카메라에 적용되는 방식은 무광(no-glow), 적색광(red glow), 저고도광(low glow) 등이 있음

- 적색광 및 저고도광은 무광 대비 야간 사진이 좀 더 선명하게 촬영되는 장점이 있으나, 보안이나 감시용으로 사용 시 무광에 비해 대상물체가 카메라를 인식할 확률이 높아짐
- 야간 조명 방식에 따라 일부 예민한 동물의 경우 카메라 방향으로 얼굴을 돌려 시선을 고정하는 행동을 보임
- Rovero et al.(2013)에 따르면 무광 플래시가 장착된 카메라조차도 동물의 눈에 띄거나 카메라에서 생성된 초음파로 인해 동물의 행동에 영향을 미칠 수 있음

■ 국립공원 내 생태통로 야생동물 무인센서카메라 설치 현황 및 작동원리 파악을 위해 2020년 11월, 8개 국립공원 내 생태통로 16개소의 73대 무인센서카메라 설치 현황 조사 → 총 18개 모델 사용

(동물감지거리) 무인센서카메라별 동물감지거리 총 5m~30.48m 내 동물감지 시 촬영

·총 73대 무인센서카메라 중 동물감지거리 25m 16대, 동물감지거리 5m 11대 순으로 차이가 큼

·육교형 5m~30.48m, 터널형 5m~34m로 생태통로 형태에 따른 차이가 나타나지 않음

(화소/해상도) 600만~2,400만 화소, HD 720p~FullHD 1080p 해상도 다양

(밝기/시야각) F=2.4~3.1, FOV=38~180° 다양(렌즈: 단일렌즈, 듀얼렌즈, 3렌즈 등)

(배터리교체) 배터리 교체기간 1개월~3개월

·총 73대 무인센서카메라 중 2개월 35대, 1개월 27대, 3개월 11대 순

표III-4. 국립공원 생태통로 설치 무인센서카메라 모델 현황

번호	무인센서카메라 모델명	설치수	비고
1	Spypoint FORCE-12(단종)	14	설악산(2), 속리산(11), 지리산(1)
2	Browning BTC-6PXD	13	설악산(5), 지리산(8)
3	WS6210	7	월악산(7)
4	Spypoint SOLAR-DARK	6	소백산(2), 월악산(4)
5	Bushnell Trophy Cam HD Max	6	계룡산(3), 오대산(3)
6	MOULTIRE S-50i	6	덕유산(1), 지리산(5)
7	BATMAN AT2	3	지리산(3)
8	Moultrie Panoramic P180i	3	계룡산(1), 오대산(2)
9	AUTO-7310	2	속리산(1), 월악산(1)
10	Bushnell Trophy Cam HD Essential E2	2	덕유산(2)
11	Moultrie M-990i	2	계룡산(2)
12	Reconyx XR6	2	지리산(2)
13	Spypoint FORCE-SI	2	소백산(2)
14	Bushnell Trophy Cam HD Essential E3	1	소백산(1)
15	Moultrie M100	1	덕유산(1)
16	RECONYX HC600	1	덕유산(1)
17	Bushnell	1	속리산(1)
18	Spypoint FORCE-DARK	1	소백산(1)

■ 8개 공원 생태통로 16개소 중 7개 생태통로 무인센서카메라 최소 설치대수 미충족

(폭 10m 이상) 8개 생태통로 중 2개 생태통로 무인센서카메라 최소 6대 설치기준 충족

(폭 10m 미만) 8개 생태통로 중 7개 생태통로 무인센서카메라 최소 4대 설치기준 충족

- 외부 센서카메라 설치: 16개 생태통로 중 3개 생태통로 기준 충족

표III-5. 생태통로 내 무인센서카메라 설치대수 및 지점

구분	폭 (m)	육교형			터널형			총합계		
		이동경로 (외부)	출입구	내부	합계	이동경로 (외부)	출입구		내부	합계
계룡산			2	4	6				6	
민목재	30		2	4	6				6	
덕유산		3	2		5				5	
신평령	30	3	2		5				5	
설악산			1	6	7				7	
한계령	11		1	6	7				7	
소백산						2	4	6	6	
죽령	7					2	4	6	6	
속리산			2	5	7	2	4	6	13	
버리미기재	9					2	4	6	6	
활목재	12			4	4				4	
밤치재	10		2	1	3				3	
오대산			4		4	1		1	5	
월정사	8					1		1	1	
진고개1	31		2		2				2	
진고개2	30		2		2				2	
월악산						12		12	12	
지름재1	1.2					8		8	8	
지름재2	7					4		4	4	
지리산			2		2	8	9	17	19	
시암재	6					5		5	5	
정령치1	4					4	2	6	6	
정령치2	4					4	2	6	6	
정령치3	67		2		2				2	
총합계		3	13	15	31	8	26	8	42	73

나. 국립공원 생태통로 무인센서카메라 주이용 모델 비교

■ 국립공원 생태통로에 설치되어 있는 18개 모델 73대 무인센서카메라 중 가장 많이 설치되어 있는 무인센서카메라 Spypoint FORCE-12(14대), Browning BTC-6PXD(13대) 2개 대표모델 비교

- 저장매체, 탐지각도, 탐지거리, 렌즈, 화소, 해상도, 영상기능 등 성능의 차이가 나타남 → 딥러닝 학습데이터 구축 시 자료 품질의 차이로 인한 학습결과에 영향을 줄 수 있음
- Smart IR: 물체가 멈췄을 때 녹화를 종료하며 무의미한 배경 영상이 촬영하지 않음 → 딥러닝 학습데이터 구축용으로는 효율적일 수 있으나, 배경추출 알고리즘 사용 시 불리할 수 있음

표III-6. 국립공원 생태통로 무인센서카메라 주이용 모델 비교

구분	Spypoint FORCE-12	Browning BTC-6PXD
저장매체	SD/SDHC카드 32GB까지 지원	SD카드 512GB까지 지원
배터리	AA 알카라인/리튬 배터리 6개 또는 12V 직류전원 이용	AA 알카라인/리튬 배터리 6개 또는 12V 직류전원 이용
탐지 시스템		
모션센서(동물 움직임 감지)	PIR	PIR
탐지각도	55°	55°
탐지거리	약 1.5~20m(5~65ft)	약 24.4m(80ft)
이미지		
화소	12MP(1200만 화소)	24MP(2400만 화소)
타임랩스(Time lapse)	30초, 1/3/5/15/30분, 1시간 간격	5/10/15/30초, 1/2/5/10/30/60분 간격
Multi-shot mode(연속촬영)	10초 간격으로 1~6장까지 촬영	0.3/2초 간격으로 1~8장까지 촬영
이미지 내 표시	날짜, 시간, 온도, 문페이지	날짜, 시간, 온도, 문페이지, 기압, 카메라 ID
렌즈	단일렌즈	듀얼렌즈
동영상		
해상도	1280 x 720(HD 720p)	1920 x 1080(Full HD 1080p)
비디오 녹화	10/30/60/90초	5/10/20/30초, 1/2분
소리 녹음	비디오 녹화 시 자동 녹음	비디오 녹화 시 자동 녹음
delay(녹화 시간 간격)	10초, 1/3/5/10/15/30분 간격 촬영	1/5/10/20/30/60초, 2/5/10/30/60분 간격 촬영 (야간 동영상은 최대 20초)
Video quality	-	High: FHD 1080p 30fps, Ultra: 1080p 60fps로 촬영
Smart IR(객체 멈춤 시 녹화 종료)	x	O
Adjustable IR flash	-	power save: 수풀이 우거진 지역 등, long range: 개활지 등

구분	Spypoint FORCE-12	Browning BTC-6PXD
illumination system		
type	Invisible LEDs	Invisible LEDs
노출	자동 적외선 단계 조정	자동 적외선 단계 조정

■ Spypoint FORCE-12와 Browning BTC-6PXD 카메라는 무광 방식으로 야생동물이나 사람에게 거의 보이지 않는 특징을 가짐

- 무광 방식은 저고도광에 비해 더 많은 전력을 소비하며, 배터리 사용에 있어서 NiMH와 리튬 이온으로 제한(Apps and McNutt, 2018)
- 설악산국립공원 한계령 생태통로 촬영 영상 확인 결과, 고라니, 노루 등 카메라를 응시하거나 의식하는 영상 존재



그림III-4. (좌)Spypoint FORCE-12 (우)Browning BTC-6PXD 무인센서카메라를 의식하는 고라니

03. 국립공원 생태통로 시범지역 선정

■ 국립공원 생태통로 운영·관리 현황 및 무인센서카메라 설치 현황을 바탕으로 시범 대상지역 선정

- 소백산국립공원 죽령 생태통로, 설악산국립공원 한계령 생태통로 2개 생태통로 선정

(국립공원 생태통로 모니터링 결과)

- 가장 많은 동물 출현횟수 생태통로: 한계령 생태통로(2,204회), 죽령 생태통로(1,643회) 순
- 죽령 생태통로: 가장 많은 동물종 출현(총 20종, 포유류 10종, 조류 10종)

(생태통로 무인센서카메라 결과)

- 생태통로 분류를 포함할 수 있는 대상지 고려(육교형: 한계령 생태통로, 터널형: 죽령 생태통로)
- 한계령 생태통로: 생태통로 내 18개 무인센서카메라 설치 모델 중 2개 대표모델 모두 설치



+

야생동물 영상인식
딥러닝 소프트웨어 개발 연구

IV

야생동물 영상인식 딥러닝 소프트웨어 시범 개발

1. 국립공원 생태통로 모니터링 자료 수집
2. 딥러닝 학습 대상종 선정
3. 학습데이터 구축
4. 야생동물 영상인식 딥러닝 학습결과

IV 야생동물 영상인식 딥러닝 소프트웨어 시범 개발

01. 국립공원 생태통로 모니터링 자료 수집

■ 소백산국립공원 죽령, 설악산국립공원 한계령 2개소 생태통로에 설치된 무인센서카메라로 촬영 후 판독을 완료한 총 27종의 출현동물 모니터링 자료 5,317개(이미지 1,964개, 동영상 3,353개) 수집

(1차) 계절변화를 확인할 수 있도록 2019년 봄(4~5월), 여름(7~8월), 가을(10~11월), 겨울(12월~2020년 1월) 분기별 이미지(jpg) 및 동영상(mp4, mov, avi) 자료 수집

- 한계령 생태통로 → 포유류 8종 총 1,434개 자료 수집(이미지 869개, 동영상 565개)
- 죽령 생태통로 → 포유류 12종, 조류 13종 총 3,645개 자료 수집(이미지 1,095개, 동영상 2,550개)

(2차) 죽령 생태통로 출현 포유류 중 9종 동영상 총 238개 추가 수집(2010~2018년)

- 죽령 생태통로 → 포유류 12종, 조류 13종 총 3,883개 자료 수집(이미지 1,095개, 동영상 2,788개)

표IV-1. 소백산국립공원 죽령 생태통로 모니터링 자료 수집 현황(2010~2020.1)

출현동물	이미지	동영상	합계	출현동물	이미지	동영상	합계
멧돼지	361	1,193	1,554	멧돼지, 고라니	2	7	9
고라니	410	991	1,401	멧비둘기, 멧돼지	-	9	9
다람쥐	209	108	317	미동정설치류	4	4	8
너구리	25	102	127	박새	6	4	10
오소리	26	54	80	미동정포유류	4	3	7
청설모	3	68	71	여우	-	7	7

출현동물	이미지	동영상	합계	출현동물	이미지	동영상	합계
노루	11	46	57	동고비	2	4	6
하늘다람쥐	2	37	39	고라니, 너구리	1	1	2
미동정조류	2	33	35	되지빠귀	1	1	2
삿	1	34	35	멧비둘기, 고라니	1	1	2
곤줄박이	8	10	18	노랑턱멧새	-	1	1
담비	3	15	18	동고비, 박새	-	1	1
멧비둘기	-	16	16	들꿩	-	1	1
흰배지빠귀	3	10	13	오목눈이	-	1	1
고슴도치	-	12	12	오색딱따구리	-	1	1
딱새	5	7	12	직박구리	-	1	1
굴뚝새	5	4	9	청설모, 멧돼지	-	1	1
총합계					1,095	2,788	3,883

※ 미동정일 경우 종수에서 제외, 개수에는 포함

표IV-2. 설악산국립공원 한계령 생태통로 모니터링 자료 수집 현황(2019.4.-2020.1)

출현동물	이미지	동영상	합계	출현동물	이미지	동영상	합계
고라니	386	174	560	산양	38	22	60
멧돼지	202	216	418	너구리	17	20	37
노루	99	93	192	삿	1	7	8
오소리	123	33	156	고양이	3	-	3
총합계					869	565	1,434

02. 딥러닝 학습 대상종 선정

■ 국립공원 생태통로 모니터링 결과 및 학습데이터 시범 구축 결과를 바탕으로 대상종 선정

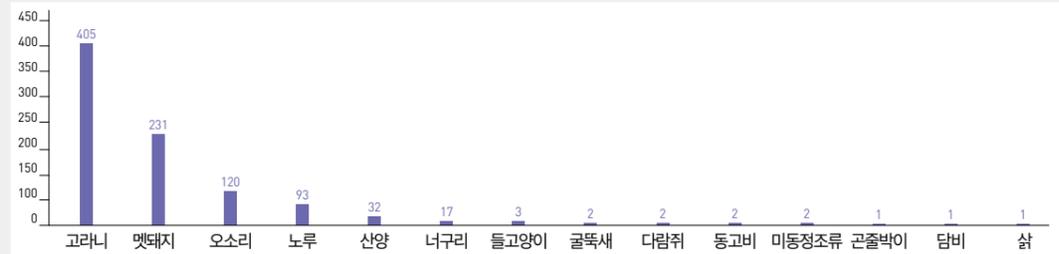
- 고라니, 멧돼지, 노루, 오소리 등 포유류 총 4종 선정

(생태통로 모니터링 결과)

- 2019년 생태통로 출현 동물종: 고라니(3,920회), 멧돼지(3,901회), 노루(1,230회), 오소리(903회) 순
- 생태통로 출현 동물종: 총 39종(포유류 20종 11,909회, 조류 19종 241회)

(학습데이터 시범 구축 결과)

- 딥러닝 학습 및 검증, 시험하는 전체 파이프라인을 완성하기 위한 학습데이터 구축을 위하여 국립공원 생태통로 수집 이미지 자료 1,964개를 활용한 912장의 자동+수동 학습데이터 시범 구축
- 고라니 405장, 멧돼지 231장, 오소리 120장, 노루 93장 순
- 이미지 자료를 megadetector에 입력 → 포유류 10종, 조류 3종 총 912개 자동 경계박스 생성
- 이미지 자료 파일명에 명시된 종명을 토대로 경계박스마다 동물종명(국명) 라벨링 입력 (검수) 912개 경계박스 육안 확인 및 VGGNet Annotator를 사용하여 수동 경계박스 생성



그림IV-1. 동물종별 시범 학습데이터 구축 현황

■ 학습 대상종 중 고라니와 노루뿐만 아니라 오소리는 너구리와 외형적으로 유사한 종

표IV-3. 노루와 고라니, 너구리와 오소리의 형태적 차이(국립공원연구원, 2018)

구분	노루	고라니	
머리	뿔	수컷만 있음	암수 모두 없음
	송곳니	송곳니 안보임	암컷: 수컷보다 덜하나 송곳니 발달 수컷: 송곳니가 밖으로 길게 나와 있음
영덩이	형태	영덩이의 굴곡이 완만하지 않아 옆에서 봤을 때 뾰족하게 튀어나와 있는 형상	영덩이의 굴곡이 둥그렇게 완만하며 옆에서 봤을 때 둥그스름한 원형
	꼬리	길이 1~4cm로 육안으로 거의 안보임	길이 6~8cm로 육안으로 대부분 꼬리보임
	흰반점	겨울철 암수 모두 둥그런 흰색 반점	영덩이에 흰색 반점 없음

구분	노루	고라니	
머리	눈	눈 주변으로 검은색 무늬가 뚜렷하게 발달	눈 위아래로 검은 줄무늬가 세로로 있으며 얼굴 가운데 황백색 줄무늬 발달
몸통	털색	모근부분이 검은색, 바깥쪽으로 흰색/연갈색 이후 다시 검은색(검은색 → 흰색/연갈색 → 검은색)	모근부분이 흰색, 바깥쪽으로 검은색 이후 다시 흰색 (흰색 → 검은색 → 흰색)
꼬리	털색	끝으로 갈수록 검은 빛	전체적으로 흰색 또는 밝은 갈색, 회색빛

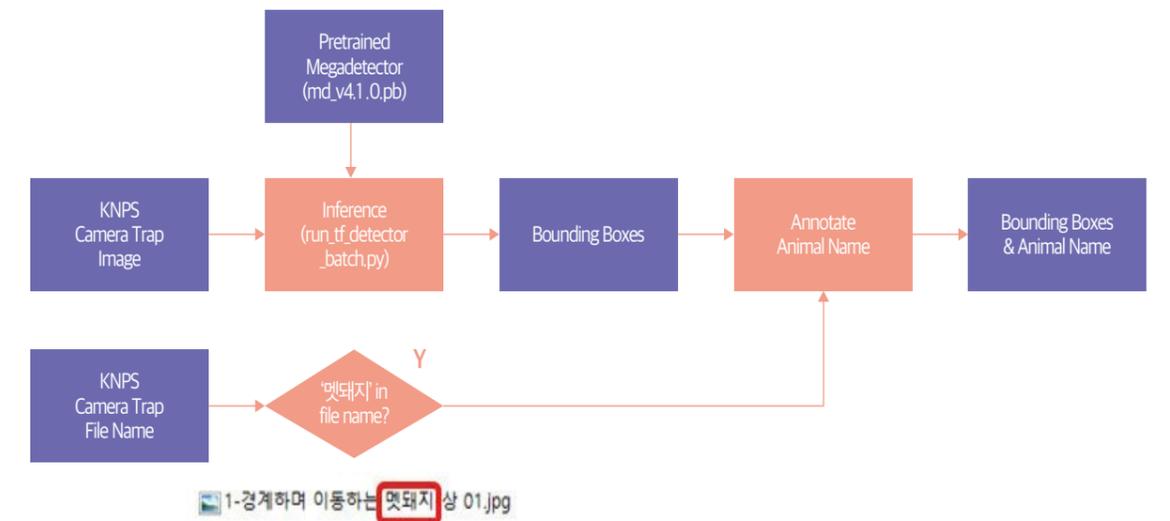
03. 학습데이터 구축

가. 자동 경계박스 생성 학습데이터 구축

■ 국립공원 2개 생태통로 수집 자료 5,317개를 활용하여 30,213장의 자동 학습데이터 구축

- 총 27종 중 22종 학습데이터 구축: 수집된 이미지가 흐리거나(고양이), 동영상 내 크기가 작거나 빠르게 움직이는 경우(굴뚝새, 노랑턱멧새, 오목눈이, 직박구리)에는 자동 경계박스를 생성하지 못함

- 동영상 20프레임 당 이미지 1장 추출 → 60,234장의 스틸 영상 획득
- 스틸 영상 megadetector에 입력 → 신뢰도 90% 이상, 30,213장 내 33,707개 자동 경계박스 생성 (검수) 30,213장 내 34,407개 경계박스 육안 확인 → 탐지율 87.4%(탐지 26,393장/오탐지 3,820장)
- 멧돼지 15,972개, 고라니 12,233개, 노루 1,745개, 오소리 307개 등 22종 총 34,407개 경계박스 생성
- 이미지 자료 파일명에 명시된 종명을 토대로 경계박스마다 동물종명(국명) 라벨링 입력
- ※ 이미지 내 2개체 이상 동물 출현 시 경계박스 개수 증가로 이미지 수와 경계박스 수의 차이가 있음



그림IV-2. 자동 경계박스 생성 학습데이터 구축 과정

표IV-4. 자동 경계박스 생성 학습데이터 구축 현황

종명	경계박스 수	종명	경계박스 수	종명	경계박스 수	종명	경계박스 수
멧돼지	15,972	하늘다람쥐	267	딱새	141	미동정포유류	11
고라니	12,233	멧비둘기	203	고슴도치	52	곤줄박이	9
다람쥐	1,935	삿	185	박새	52	들꿩	8
노루	1,745	여우	174	미동정조류	46	오색딱따구리	7
너구리	702	산양	162	담비	30	되지빠귀	2
오소리	307	청설모	145	등고비	17	흰배지빠귀	2
총합계							34,407

※ 미동정일 경우 종수에서 제외, 개수에는 포함

표IV-5. 자동 경계박스 생성 학습데이터 오탐지 결과

항목	설명	개수(장)
비동물 탐지	나무껍질, 통나무 등이 동물로 인식	3,458
경계박스 이상	경계박스의 크기가 동물 크기에 비해 지나치게 작거나 큼	256
객체 오분류	동물을 차량이나 사람으로 분류	51
경계박스 중복	한 동물에 두 개 이상의 경계박스가 그려진 경우	44
경계박스 미생성	동물 여러 개체 중 하나의 개체만 경계박스를 생성한 경우	11

나. 수동 경계박스 생성 학습데이터 구축

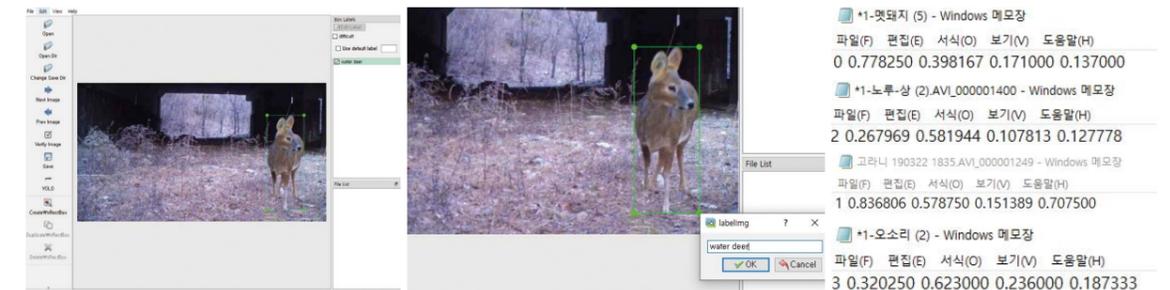
- 국립공원 생태통로 수집 동영상 중 대상종 출현 동영상을 활용하여 2,000장의 수동 학습데이터 구축
 - 멧돼지(wild boar), 고라니(water deer), 노루(roe deer), 오소리(badger) 4종 각 500장씩 구축

- gom player 사용, 동영상 3초 간격 이미지 1장 추출 → 포유류 4종 2,000장의 스틸 영상 획득
- 저장 이미지의 중복성 방지 및 다양한 이미지의 훈련자료 생성을 위하여 영상 내 객체의 움직임이 없는 경우에는 동영상 저장 간격을 3초 이상으로 설정, 뛰거나 움직이는 동물이 촬영된 영상은 저장 간격을 1초 미만으로 설정



그림IV-3. 동영상 재생 소프트웨어 활용 예시 (좌)소북_생태통로_190_고라니_20190322 재생 영상, (우)동영상 프레임 이미지 저장 화면

- labeling를 사용하여 스틸 영상 내 수동 경계박스 생성 및 라벨링 입력, 경계박스에 대한 정보는 xml 또는 txt파일로 저장 → (숫자) 종 구분 index+(숫자) 경계박스의 좌표값 생성



그림IV-4. Labeling를 사용한 수동 경계박스 생성 (좌)경계박스 설정 (중)라벨링 입력 (우)결과 저장 파일

04. 야생동물 영상인식 딥러닝 학습결과

가. 시험용 데이터셋 배포

- 오대산국립공원에 설치된 무인센서카메라로 촬영 후 판독을 완료한 동영상 70개의 test dataset 제공
 - 주/야간, 계절, 날씨에 상관없이 고라니 10개, 멧돼지 10개, 노루 9개, 너구리 6개, 다람쥐 8개, 담비 11개, 멧토끼 3개, 산양 6개, 수달 7개 등 포유류 9종 70개 영상 제공

표IV-6. 동물종별 시험용 데이터셋 배포 목록

동물	구분	날짜	시간	계절	비고	구분	날짜	시간	계절	비고
고라니	고01	2011-11-15	20:07	가을		고06	2017-05-08	17:30	봄	
	고02	2011-07-12	23:27	여름	김서림	고07	2015-08-14	00:42	여름	
	고03	2013-04-01	05:03	봄		고08	2013-03-30	19:37	봄	눈내림
	고04	2017-04-04	03:29	봄		고09	2013-04-08	10:39	봄	흐림
	고05	2017-04-01	17:47	봄	흐림	고10	2013-04-04	02:53	봄	
멧돼지	멧01	2018-07-04	21:01	여름	비내림	멧06	2018-02-20	23:01	겨울	
	멧02	2017-02-17	21:41	겨울		멧07	2018-01-31	14:53	겨울	
	멧03	2017-04-06	17:07	봄		멧08	2018-02-09	16:56	겨울	
	멧04	2017-04-06	17:04	봄		멧09	2018-02-15	19:16	겨울	
	멧05	2018-03-29	21:53	봄		멧10	2013-08-03	19:51	여름	

동물	구분	날짜	시간	계절	비고	구분	날짜	시간	계절	비고
노루	노01	2011-06-29	03:54	여름		노06	2018-03-18	09:38	봄	
	노02	2017-03-03	09:51	봄		노07	2018-03-28	00:23	봄	
	노03	2017-03-24	19:43	봄		노08	2013-07-23	17:22	여름	
	노04	2015-08-20	00:41	여름		노09	2016-12-07	08:17	겨울	흐림
	노05	2018-02-26	19:04	겨울						
너구리	너01	2018-06-25	01:09	여름		너04	2014-03-17	03:36	여름	
	너02	2010-04-02	20:33	봄		너05	2018-02-01	20:31	겨울	
	너03	2017-05-06	18:50	봄		너06	2016-12-05	20:08	겨울	눈내림
다람쥐	다01	2020-04-27	12:07	봄		다05	2018-07-07	08:44	여름	
	다02	2009-09-17	12:56	가을		다06	2017-03-18	15:48	봄	
	다03	2009-09-26	07:08	가을		다07	2014-03-18	07:50	봄	
	다04	2018-06-28	10:44	여름		다08	2012-09-28	07:50	가을	
담비	담01	2016-12-09	07:54	겨울		담07	2017-08-06	05:58	여름	
	담02	2017-01-10	17:57	겨울		담08	2017-09-08	06:54	가을	
	담03	2014-03-16	23:55	봄		담09	2014-10-26	07:04	가을	
	담04	2014-03-17	07:37	봄		담10	2013-03-02	03:25	봄	
	담05	2014-03-17	09:00	봄		담11	2013-03-02	07:25	봄	
	담06	2017-08-16	18:43	여름						
멧토끼	토01	2018-02-24	19:26	겨울		토03	2018-02-16	04:57	겨울	
	토02	2018-02-13	20:58	겨울	눈내림					
산양	산01	2011-06-14	06:20	여름		산04	2012-10-28	01:11	가을	
	산02	2012-07-23	08:44	여름		산05	2012-10-28	00:59	가을	
	산03	2012-10-13	02:38	가을		산06	2020-10-13	13:42	가을	
수달	수01	2013-05-01	03:31	봄		수05	2013-03-14	21:09	봄	
	수02	2014-03-31	02:52	봄		수06	2013-03-22	01:10	봄	
	수03	2015-12-15	04:22	겨울		수07	2015-04-26	00:47	봄	
	수04	2013-03-13	22:31	봄	비내림					

나. Megadetector 학습결과

| Megadetector 전이학습 |

- 30,213장 내 34,407개의 자동 경계박스 생성 학습데이터를 훈련자료로 사용, 5종류(Class)로 구분
 - 학습(training) 27,527개, 시험(test) 3,441개, 검증(validation) 3,439개 경계박스 학습 진행
 - 멧돼지 16,009개, 고라니 12,233개로 멧돼지, 고라니가 전체 데이터셋의 83.8%로 대부분 차지

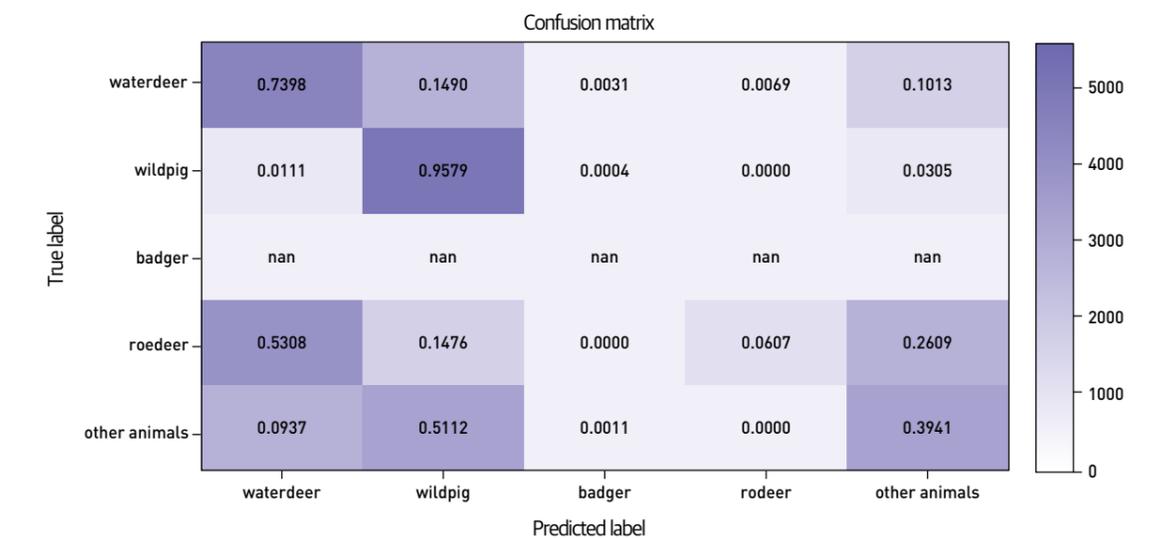
표IV-7. 자동 경계박스 생성 학습데이터 데이터셋 구축

종류	학습데이터	시험데이터	검증데이터	합계	비율(%)
멧돼지	12,769	1,596	1,607	15,972	46.4
고라니	9,783	1,227	1,223	12,233	35.5
노루	1,387	183	175	1,745	5.1
오소리	248	30	29	307	0.9
기타(너구리, 다람쥐 등)	3,340	405	405	4,510	12.1
합계	27,527	3,441	3,439	34,407	100.0

- 이미 학습된 매개변수(md_v4.1.0.pb)를 모델에 입력하고, 앞서 구축한 데이터셋을 추가 학습시킴
- 900,000 스텝 학습시키는 데 약 7일 18시간 소요

| Megadetector 학습 결과 |

- 시험용 데이터셋을 이용하여 혼동행렬(confusion matrix) 작성
 - 고라니, 멧돼지의 탐지 정확도가 가장 높았으며 노루와 기타동물의 탐지정확도는 낮았음



그림IV-5. Megadetector 시험용 데이터셋에 대한 혼동행렬

■ **(고라니)** 정확도가 약 74%로 나타났으며, 일부 영상에서 고라니를 멧돼지 또는 노루로 인식

- 전체 데이터셋에서 많은 비중을 차지하는 만큼 대체로 잘 탐지하였으며 머리, 목 등 몸체 일부가 명확하지 않은 경우(고06, 고09) 멧돼지로 오탐지
- 야간 영상에서 형체가 분명한 경우 잘 탐지하나 형체가 불분명한 경우 탐지 성능이 낮았음
- 특히 죽은 고라니를 잡아먹는 담비 영상(담04, 담05)에서 고라니와 담비를 동시에 탐지



(좌)고01_고라니 탐지

(우)고03_고라니 탐지



(우)고05_고라니 탐지

(좌)고09_고라니와 멧돼지 혼동



(우)고06_고라니와 멧돼지 혼동

(좌)담04_고라니와 기타(담비) 동시 탐지

그림IV-6. MegaDetector 고라니 분류 결과

■ **(멧돼지)** 정확도가 약 96%로 나타났으며, 주/야간 영상 모두 좋은 성능 발휘

- 전체 데이터셋에서 가장 많은 비중을 차지하므로 다른 동물이 멧돼지로 오탐지되는 경우 있음
- 야간 영상에서 형체가 분명한 경우 잘 탐지하나 불분명한 경우 상대적으로 탐지 성능이 낮았음



(좌)멧09_멧돼지 탐지

(우)멧10_멧돼지 탐지



(좌)멧03_아성체 멧돼지 탐지

(우)멧03_아성체 멧돼지 탐지



(좌)멧06_형체가 불분명한 경우 (우)멧05_형체가 분명한 경우 야간 영상 멧돼지 탐지

그림IV-7. MegaDetector 멧돼지 분류 결과

- **(노루)** 정확도 약 6%로 노루의 특징이 잘 드러나는 주간영상(노08)에서만 탐지, 대부분 고라니로 분류
 - 노루와 고라니는 형태가 유사하지만, 전체 데이터셋에서 고라니 영상이 훨씬 많아 혼동 발생
 - 노루에 대한 추가 학습과 노루의 특징이 잘 반영된 데이터셋 필요



(좌)노01 (우)노03.몸체 윤곽이 나타나지 않는 경우(고라니로 분류)



(좌)노04.머리에 뿔(고라니로 분류)

(우)노07.엉덩이에 흰색 반점(고라니로 분류)



(좌)노05.야간영상 객체 인식 불가

(우)노08.노루의 특징이 잘 드러나는 주간 영상

그림IV-8. MegaDetector 노루 분류 결과

- **(기타 동물)** 대부분 멧돼지로 분류 → 멧돼지가 전체 학습 데이터셋에서 많은 비중을 차지하므로 ‘일단 멧돼지로 분류’하는 현상이 생긴 것으로 판단, 동물의 형태나 행동이 모호한 경우 멧돼지로 탐지



그림IV-9. 고09_고라니 뒷모습(멧돼지로 분류)



그림IV-10. 산06_산양 뒷모습(멧돼지로 분류)

다. YOLOv5s 학습결과

| YOLOv5s 전이학습 |

- 2,000장의 수동 경계박스 생성 학습데이터를 훈련자료로 사용
 - 멧돼지 고라니, 노루, 오소리 4종 각 학습(training) 400장, 검증(validaton) 100장 학습 진행
 - Epoch 200에 대한 training accuracy는 0.92, validation accuracy 는 0.63으로 도출

| YOLOv5s 학습 결과 |

- 동영상 하나당 최종 분류 결과를 확인하기 위하여 confidence가 0.5 넘는 분류 결과를 text 파일로 저장하였으며, 동영상 내 프레임 중, 가장 빈번하게 예측된 결과를 최종 결과로 출력



그림IV-11. (좌)동영상 Frame별 예측결과, (우)예측결과를 출력한 text파일

■ 시험용 데이터셋에 대한 혼동행렬(confusion matrix) 작성

- 학습 정확도를 평가하여 위하여 학습에 사용되지 않은 데이터셋의 자료 활용

		Groundtruth value			
		고라니	멧돼지	노루	오소리
Predictedvalue	고라니	0.8	-	0.6	-
	멧돼지	0.2	0.7	0.2	-
	노루	-	-	-	-
	오소리	-	0.2	-	-
	No-value	-	0.1	0.1	-

그림IV-12. YOLOv5s 시험용 데이터셋에 대한 혼동행렬

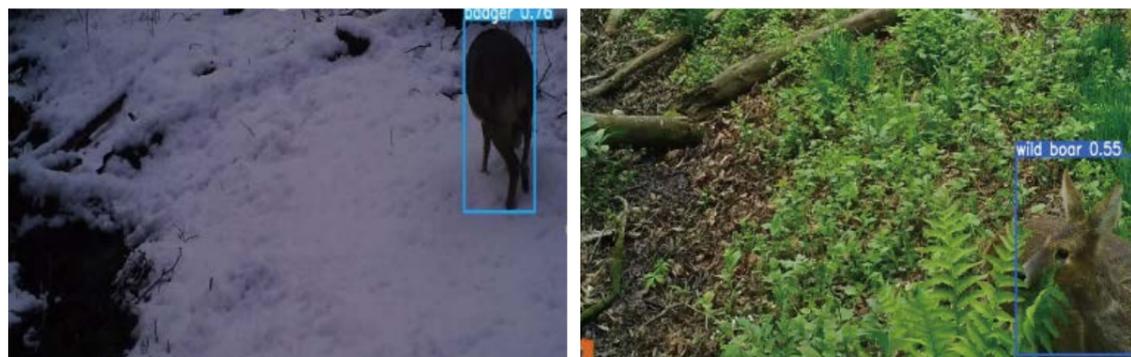
■ (고라니) 정확도가 0.8로 나타났으며, 2개 영상(고05, 고06)에서 고라니를 멧돼지로 인식

- 대체적으로 주간 및 야간 영상에서 모두 고라니의 예측 정확도가 높게 나타남
- 크기가 작은 고라니의 뒷모습이나, 몸체의 윤곽이 드러나지 않은 고라니의 영상에서는 멧돼지, 오소리로 오분류하는 결과를 보임



(좌)고01_고라니 탐지

(우)고09_고라니 탐지



(좌)고05_크기가 작은 고라니 뒷모습(오소리로 분류)

(우)고06_몸체 윤곽이 드러나지 않은 경우(멧돼지로 분류)

그림IV-13. YOLOv5s 고라니 분류 결과

■ (멧돼지) 분류 정확도는 0.7로써 2개 영상(멧03, 멧04)은 오소리, 1개 영상(멧07)은 예측결과 없음 → 최종결과를 confidence 0.5 이상으로만 저장하여 임계값 이하의 결과는 저장하지 못하기 때문

- 야간에서 빠르게 이동하는 경우와 뒷모습이 촬영되어 색을 구별하기 어려운 영상에서도 멧돼지로 정확히 인식하는 결과 확인
- 아성체 멧돼지의 경우 멧돼지가 아닌 오소리로 인식 → 훈련자료 대부분이 성체에 대한 것이기 때문에 아성체 멧돼지를 크기가 작은 오소리로 인식한 것으로 판단됨



(좌)멧09_멧돼지 탐지

(우)멧10_멧돼지 탐지



(좌)멧03_아성체 멧돼지(오소리로 분류)

(우)멧03_아성체 멧돼지(오소리로 분류)

그림IV-14. YOLOv5s 멧돼지 분류 결과

■ (노루) 10개 시험용 데이터셋 모두 노루 예측 불가, 6개 영상(노01, 노03, 노04, 노05, 노07, 노08)은 고라니, 2개 영상(노06, 노09)은 멧돼지로 예측, 1개 영상(노02)은 예측결과 없음

- 영상의 대부분에서 고라니와 노루를 구분 지을 수 있는 풀이나 엉덩이 털에 대한 부분이 포함되지 않은 경우가 많았기 때문에 고라니와 노루를 구분하기 어려운 것으로 판단됨

노루의 예측 결과가 낮은 이유 중 하나는 10개 시험용 영상이 학습 영상과 차이가 발생하기 때문

- 학습에 사용된 노루 영상은 주로 주간 촬영되었고, 나무와 함께 있는 노루의 영상이 많은 반면, 시험용 영상은 야간 영상이며, 풀과 엉덩이가 보이지 않는 영상이 많음



그림IV-15. YOLOv5s 설악산국립공원 한계령 생태통로 노루 출현 영상 분류 결과

■ (오소리) 오소리의 테스트에 사용된 영상은 훈련에 사용된 영상의 일부 사용

- 오소리는 학습을 진행한 멧돼지, 노루, 고라니에 비해 다리가 짧기 때문에 다른 종에 비해 구분이 용이했으나, 크기가 작은 멧돼지 새끼와 혼동되는 경우가 많음



그림IV-17. YOLOv5s 소백산국립공원 죽령 생태통로 오소리 출현 영상 분류 결과



(좌)노01 (우)노03_몸체 윤곽이 나타나지 않는 경우(고라니로 분류)



(좌)노04_머리에 뿔(고라니로 분류)

(우)노07_엉덩이에 흰색 반점(고라니로 분류)

그림IV-16. YOLOv5s 노루 분류 결과



+

야생동물 영상인식
딥러닝 소프트웨어 개발 연구

V

결론 및 발전방안(2차년도)

1. 학습데이터 구축 발전방안
2. 딥러닝 학습 발전방안

V 결론 및 발전방안(2차년도)



I. 학습데이터 구축 발전방안

가. 대상종 학습데이터 추가 구축

- 고라니는 노루에 비해 가장 인식 정확도가 높음
 - 노루와의 명확한 구분을 위하여 노루와 고라니의 구분이 명확한 시기의 학습데이터 추가 구축 필요
 - 학습데이터 중 분석자가 고라니와 노루를 잘못 구분한 데이터셋에 대해 검토 필요
- 멧돼지의 경우, 성장 단계에 따라 나타나는 특징이 비교적 다양하기 때문에 새끼부터 성체까지 다양한 학습데이터를 추가로 구축 필요
- 오소리의 정확도를 평가하기 위한 학습에 사용되지 않은 데이터를 통한 검증이 필요하며, 새끼 멧돼지와 혼동을 막기 위하여 더 많은 양의 학습데이터 구축 필요

나. 외형적 구분이 모호한 동물에 대한 구축

- 고라니와 노루, 너구리와 오소리, 삥과 고양이 등 국립공원에 서식하는 동물은 외형적으로 유사한 형태를 지녀 시각적 요소만으로 판별하기가 어려움
 - 모호한 동물은 label smoothing 기법을 도입하거나 각 동물종의 특징이 명확히 드러나는 영상만 선별
 - 외형적 구분만으로 판별하기 어려운 경우 촬영일자과 기온, 기압, 지역 등을 함께 딥러닝 학습

다. 클래스간 불균형 문제(class imbalance)

- 구축한 학습데이터는 특정 대상종(멧돼지, 고라니)이 매우 많은 비중 차지
 - 국립공원공단의 수요를 반영하여 loss function에 드물게 나타나는 동물에 대한 가중치를 높게 설정하거나, 드물게 나타나는 동물 데이터셋을 추가 구축하는 방안 필요
- 기본적인 데이터 수량이 많이 부족하므로 구글 이미지 크롤링, 구글 비디오 크롤링(YouTube) 등 외부데이터 활용에 대한 적용 필요

라. 동영상 및 3차원 공간정보 활용

- 생태통로에 설치된 무인센서카메라를 이용하여 사진측량학적 기법으로 3차원 재구성 수행 가능

- 이를 이용하여 동영상에서 탐지한 동물의 3차원 이동 패턴을 계산할 수 있음
- 생태통로 내 다수의 무인센서카메라로 동물의 이동공간을 3차원으로 복원할 수 있는지 실증 필요

- 3차원 입체로 동물의 위, 좌/우 옆, 뒷모습이 찍힌 학습자료 필요(인터넷 자료 활용 고려)

02. 딥러닝 학습 발전방안

가. 심층적인 정확도 분석

- 동물중에 따라 일괄적으로 정확도를 분석하는 대신 여러 상황(주야간, 눈/비 등)을 상정하고 심층적이고 다양한 시각으로 정확도 분석 필요
 - 동물의 활동시기(날짜, 계절, 시간대, 위치정보 등)나 크기 등의 객체정보를 추가하여 학습 고려
 - 가용한 정보를 통해 외부데이터 확장 가능(날씨, 온도 등)
 - 예측력 향상을 위해 공간별 서식확률지도 제작 및 그 값을 위치정보화시켜 학습 시 참고하는 방법 고려
- 혼동행렬 뿐만 아니라 동물탐지 성능을 잘 대표할 수 있는 여러 가지 정량지표 연구 필요

나. 데이터셋의 특성을 고려한 하이퍼파라미터 도입 및 조정

- 본 연구에서 구축한 학습데이터의 class imbalance를 고려한 딥러닝 모델 설계 필요
 - Easy negative에 대해 강건한 focal loss(FL)을 도입하거나 cross entropy를 계산할 때 각 동물종별로 서로 다른 가중치 설정
- Pre-Trained Model에서 더 나아가 새로운 ML모델 생성 후 학습시 정확도를 높일 수 있을 것
 - Darkflow ML Tool을 이용하여 학습, 오인식된 이미지에 라벨링을 수행하여 다시 학습하는 방법 고려
 - Image Detection 대신 Landmark Detection Model을 이용하여 야생동물을 Segmentation하는 방법 고려
- 전경추출/배경제거 알고리즘 MOG, GMG 등 OpenCV 계열은 나무 흔들림, 바람, 그림자 등 실제 환경에서 테스트 시 한계사항이 많을 것으로 사료됨
 - 배경 이미지 내 pixel 변형률을 이용하여 객체를 인식한다면 배경추출은 필요하지 않음
 - 성능 계량 필요시 FgSegNet_V2와 HRNet_v2 계열의 segmentation network 사용 고려
 - Change Detection 2012/2014 데이터셋의 비디오, IR데이터로 Backbone 학습에 활용 가능

다. 지속적인 소프트웨어 고도화 진행

- 딥러닝 기반의 소프트웨어의 경우 단기적인 개발보다는 중장기 계획을 가지고 지속적인 학습데이터 지속 확보, 네트워크 고도화, 소프트웨어 고도화 진행 필요
 - 장기적으로 딥러닝에서 추출된 데이터와 연결하여 지속적으로 학습데이터를 생산하고 이를 반영한 네트워크 향상에 도움이 될 수 있는 순환적 AI 플랫폼 구조의 고도화 고려

참고문헌



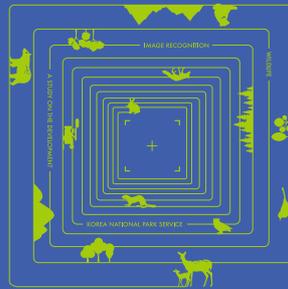
- 고광은, 심귀보. 2017. 딥러닝 모델을 이용한 실시간 객체 검출 기반 어포던스 특징 추출 시스템. 제어로봇시스템학회 논문지, 23(8), 619-624.
- 국립공원공단. 2020. 2020년 로드킬 및 생태통로 모니터링 운영 계획.
- 국립공원연구원. 2017. 국립공원 자원모니터링 통합 매뉴얼.
- 국립공원연구원. 2018. 무인센서카메라로 본 야생동물 중구분 매뉴얼.
- 국립공원연구원. 2019. 국립공원 야생동물 생태통로 모니터링 분석·평가 결과보고.
- 김동현. 2020. 딥러닝 및 컴퓨터 비전을 이용한 드론의 목표물 탐지 및 추적에 관한 연구. 한국항공대학교 대학원 석사학위논문.
- 김선덕. 2020. YOLO 알고리즘을 이용한 선박 기관실에서의 화재 검출에 관한 연구. 목포해양대학교 대학원 석사학위논문.
- 박재완. 2019. 객체 탐지와 세그멘테이션을 위한 FPN을 적용한 ResNet 기반의 SSD 기법. 한양대학교 대학원 석사학위논문.
- 박준태. 2019. 딥러닝 기반 객체분석 기법을 적용한 지능형 상황 인식 시스템 구현. 금오공과대학교 대학원 석사학위논문.
- 박지훈. 2019. Comparison of accuracy and computational performance between the latest machine learning algorithms for automated cephalometric landmark identification-YOLOv3 vs SSD. 서울대학교 대학원 박사학위논문.
- 양훈준. 2020. 지능형 감시 시스템을 위한 경량 딥러닝 기반 화재 감지 알고리즘에 관한 연구. 인하대학교 대학원 박사학위논문.
- 유재형. 2020. 고해상도 영상에서 Ensemble Network를 이용한 소형 물체 추적에 관한 연구. 숭실대학교 대학원 박사학위논문.
- 이강혁. 2018. Convolutional Neural Network를 이용한 RC 라멘교의 손상추정기법. 인하대학교 대학원 석사학위논문.
- 이소영, 현탄칸, 박재형, 김정태. 2019. 영상기반 딥러닝 및 이미지 프로세싱 기법을 이용한 볼트풀림 손상 검출. 한국전산구조공학회지. 32(4):265-272.
- 이희준, 이원석, 최인혁, 이충권. 2020. YOLOv3을 이용한 과일표피 불량검출 모델:복숭아 사례. Ingormation Systems Review. 22(1):113-117.
- 장지원, 안효준, 이종한, 신수봉. 2019. 블레이드의 표면 결함 검출을 위한 Faster R-CNN 딥러닝 모델 구축. 한국구조물진단유지관리공학회지. 23(7):80-86.
- 최희식, 조양현. 2019. 딥러닝 기술이 가지는 보안 문제점에 대한 분석. 한국융합학회지. 10(5):9-16.
- 환경부. 2010. 생태통로 설치 및 관리지침.
- Apps, P. J., and McNutt, J. W. 2018. How camera traps work and how to work them. African Journal of Ecology. 56(4):702-709.
- Bochkovskiy, A., Wang, C. Y., and Liao, H. Y. M. 2020. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. arXiv preprint arXiv:2004.10934.

- Bouwmans, T. 2014. Traditional and recent approaches in background modeling for foreground detection: An overview. Computer science review, 11, 31-66.
- Bradski. G. 2000. The OpenCV Library, Dr. Dobb's Journal of Software Tools.
- Emgu CV Library Documentation Version 4.0.1. Available online: <http://www.emgu.com/wiki/files/4.0.1/document> (accessed on 15 October 2019).
- Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., and Malik, J. 2016. Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 38(1):142-158.
- Godbehere A. B., Matsukawa A. and Goldberg K. 2012. Visual Tracking of Human Visitors Under Variable-Lighting Conditions for a Responsive Audio Art Installation, Proceeding of American Control Conference(pp.4305-4312).
- Guo, L., Xu, D., and Qiang, Z. 2016. Background subtraction using local SVD binary pattern. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops(pp. 86-94).
- Jocher, G, Stoken, A., Borovec, J, NanoCode012, ChristopherSTAN, Changyu, L., Laughing, Hogan, A, lorenzomamma, tkianai, yxNONG, AlexWang1900, Diaconu, L., Marc, wanghaoyang0106, ml5ah, Doug, Hatovix, Poznanski, J, Yu, L., changyu98, Rai, P, Ferriday, R., Sullivan, T., Xinyu, W., YuriRibeiro, Claramunt, ER., hopesala, pritul dave, yzchen, 2020b. ultralytics/yolov5: v3.0. URL: <https://doi.org/10.5281/zenodo.3983579>, doi:10.5281/zenodo.3983579.
- KaewTraKulPong, P. and R. Bowden. 2001. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection. In Proceedings of the European Workshop on Advanced Video-Based Surveillance Systems(pp. 135-144).
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., and Farhadi, A. 2016. You only look once: Unified, real-time object detection. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition(pp. 779-788).
- Rovero, F., Zimmermann, F., Berzi, D., and Meek, P. 2013. "Which camera trap type and how many do I need?" A review of camera features and study designs for a range of wildlife research applications. Hystrix, 24(2).
- Sagi Zeevi. 2017. BackgroundSubtractorCNT. Available online: <https://github.com/sagi-z/BackgroundSubtractorCNT/projects>
- Shafiee, M. J., Chywl, B., Li, F., and Wong, A. 2017. Fast YOLO: A fast you only look once system for real-time embedded object detection in video. arXiv preprint arXiv:1709.05943.
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., ... and Rabinovich, A. 2015. Going deeper with convolutions. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition(pp. 1-9).
- Tian, Y., Yang, G., Wang, Z., Wang, H., Li, E., and Liang, Z. 2019. Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLO-V3 model. Computers and electronics in agriculture, 157, 417-426.
- Wu. X., D. Sahoo, S. C.H. Hoi. 2020. Recent advances in deep learning for object detection. Neurocomputing 396(2020):39-64.
- Zivkovic Z. 2004. Improved Adaptive Gaussian Mixture Model for Background Subtraction, Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition(pp.28-31).
- <https://blog.lunit.io/2017/06/01/r-cnns-tutorial>
- <https://blog.roboflow.com/yolov4-versus-yolov5>
- <https://classifymeapp.com>
- <https://ctkim.tistory.com/91>
- <https://github.com/agentmorris/camera-trap-ml-survey>
- <https://github.com/microsoft/CameraTraps/blob/master/megadetector.md>
- <https://icnweb.kr/2020/44642>
- <https://lv99tistory.com/69>
- <https://m.blog.naver.com/simon9627/222114197538>
- <https://medium.com/@bbouslog/iwildcam-2020-trail-camera-animal-classification-2535a23cebae>
- <https://medium.com/vantageai/wildlife-protection-with-image-recognition-2f95917c7a57>
- https://seongkyun.github.io/papers/2019/01/06/Object_detection
- <https://www.inaturalist.org>
- <https://www.sensingclues.nl>

야생동물 영상인식 딥러닝 소프트웨어 개발 연구

발행일	2020. 12. 31.
발행처	국립공원공단 국립공원연구원
홈페이지	www.knps.or.kr
연구수행기관	국립공원연구원 (26441) 강원도 원주시 단구로 171
디자인	디자인멘토

이 책은 저작권법에 따라 보호되는 저작물이므로 국립공원공단 국립공원연구원의 사전 승인 없이 무단 전재 및 복제를 금합니다.



야생동물 영상인식
딥러닝 소프트웨어 개발 연구



26441 강원도 원주시 단구로 171 국립공원공단국립공원연구원
Tel. 033-769-1614 www.knps.or.kr