

도로 위 돌발상황 대비를 위한 실시간 야생동물 검출 및 추적 방법

임찬기¹, 이준구², 백장운²

¹경북대학교 IT대학 전자공학부, ²한국전자통신연구원

imchmcgi2@knu.ac.kr, leeje01679@etri.re.kr, jwbaek98@etri.re.kr

Real-time wild animal detection and tracking method for incident on the road

Chan-Gi Im¹, Joon-Goo Lee², Jang-Woon Baek²

¹Kyungpook National University, ²Electronics and Telecommunications Research Institute

요약

본 논문은 야생동물에 의한 도로 위 피해 감소를 위해 실시간 야생동물 검지 및 추적 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 야생동물 중 국내 도로 위에서 자주 출몰하는 고라니와 멧돼지 영상에 대해 딥러닝 알고리즘을 적용하여 객체를 검출 및 추적한다. 제안하는 방법은 객체 탐지 모델 중 속도와 정확도 측면에서 SOTA(State-Of-the-Art)를 달성한 YOLOv7을 기반으로 사용하였고, 야생동물을 추적하기 위해 다중 객체 추적 모델인 ByteTrack과 결합하였다. 또한, 경량화된 네트워크와 재학습을 통해 실시간 처리와 높은 정확도를 가질 수 있도록 하였다.

I. 서론

야생동물에 의한 수만 건의 차량 사고가 국내에서 매년 발생하고 있다. 야생동물과의 차량 충돌은 운전자뿐만 아니라 생태계의 안정성에도 부정적인 영향을 미치므로 야생동물로 인한 돌발상황에 대한 검지 및 대응이 요구된다. 기존의 돌발상황 검지 기술은 레이더 센서를 이용하여 차량을 검지하고 추적하면서 차량의 속도를 인식하고 이를 바탕으로 차량의 소통 상황이나 돌발상황(정지, 사고)을 검지한다. 하지만 도로 위 야생동물은 레이더 센서로 검지가 어렵고 차량 충돌로 이어질 수 있기에 실시간 검지 및 경고가 요구된다. 따라서 현장에 설치된 엠티 단말에서 실시간으로 야생동물을 검지하고 추적하면서 사고위험을 사전에 제공할 필요가 있다.

본 논문에서는 국내에서 차량과 충돌이 일어나는 야생동물 중 대표적인 동물인 고라니와 멧돼지를 대상으로 경량화된 딥러닝 알고리즘을 적용하여 실시간으로 검출 및 추적을 하고자 하였다.

II. 본론

2-1. 야생동물 학습 영상 취득 및 분류

본 논문에서는 고라니와 멧돼지를 검지하는 딥러닝 모델을 학습시키기 위해 여러 가지 야생동물 OpenDB를 활용하여 “deer”과 “boar” 분류로 나누어 확보하였다. 고라니 이미지의 경우 학습 데이터셋의 양이 멧돼지 이미지에 비해 부족하기 때문에 동일한 사슴과에 속하는 개체들을 선별하여 학습에 사용하였다. 고라니와 멧돼지 학습 데이터셋은 그림 1과 같이 CCT[1], NACTI[2], WCS[3], MCT[4]로부터 사슴과에 속하는 개체들(deer, red deer, roe deer, elk)과 멧돼지과에 속하는 개체들(wild boar, sus scrofa)을 각각 선별하였고, “deer” 분류에 해당하는 이미지 9029장, “boar” 분류에 해당하는 이미지 10262장을 확보하였다. 확보된 이미지 중 개체 판별이 모호하거나 어려운 이미지는 제거하여 최종적으로 8694장의 “deer” 이미지와 9749 장의 “boar” 이미지가 학습에 사용되었다.

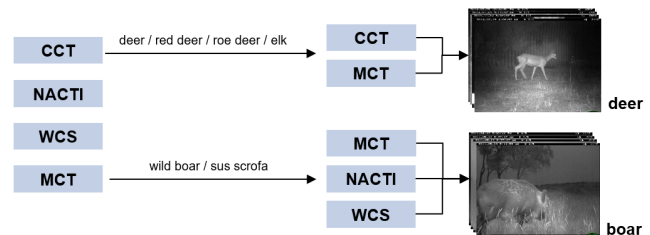


그림 1. 고라니 및 멧돼지 데이터셋

2-2. 실험 환경 구성 및 방법

엠티 단말에서 실시간으로 동작 가능한 검출기를 만들기 위해 제안 방법은 경량화된 딥러닝 모델을 사용한다. 하지만 경량화된 모델은 네트워크 레이어 및 필터의 수 등을 줄이면서 충분한 검출 성능을 보장하지 못한다. 따라서 제안 방법은 먼저 확보된 학습 데이터셋으로부터 경량화된 범용 검출기를 학습시킨다. 그리고 지역별로 영상을 다운로드하여 학습 데이터를 생성한 후 범용 검출기를 초기 가중치로 하여 구역별로 검출기를 각각 학습함으로써 지역별로 최적화된 검출기를 획득한다[5]. 또한, 객체를 실시간으로 추적하기 위해 실시간 다중 객체 추적 모델인 ByteTrack[6]과 검출기를 결합한다. 추적기 모델은 최적화된 검출기로부터 객체의 좌표와 신뢰도를 기반으로 객체를 추적한다.

실험을 위해 그림 2와 같이 서로 다른 환경에서 멧돼지, 고라니가 등장하는 영상을 이용하여 테스트하였다. 테스트 결과 학습 데이터셋과 구도가 비슷한 장면에서는 객체 검출이 잘 되었지만, 피사체를 위에서 아래로 내려다보는 하이-앵글 구도에서는 비교적 검출이 잘되지 않았다. 또한, 자동차와 같은 주변 사물을 멧돼지나 고라니로 오검출하는 경우가 있었는데 이는 상대적으로 부족한 학습 데이터셋이 원인으로 보인다.

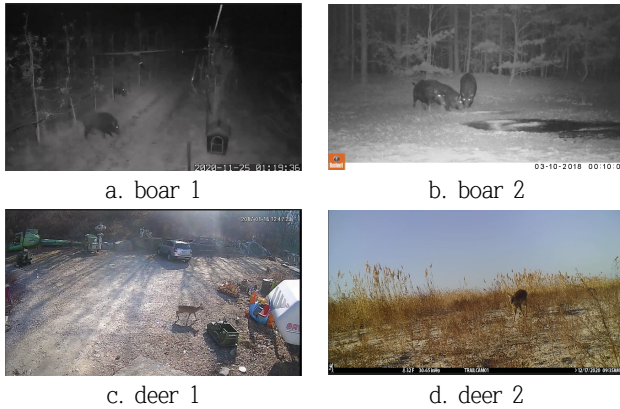


그림 2. 테스트 영상

2-3. 실험 결과 및 분석

표 1은 각 테스트 영상에 대하여 YOLOv7[7], YOLOv7-tiny 그리고 제안 방법을 사용했을 때 검출 성능과 NVIDIA TITAN Xp GPU 를 사용한 서버 환경에서 실험하였을 때 검출 및 추적까지 걸리는 평균 처리시간을 나타낸다. YOLOv7의 계수 정확도는 평균 약 80.61%로 준수한 성능을 보였지만 실험이 진행된 서버급 사양에서 18ms의 처리속도는 엣지 단말에서 실시간 처리를 보장하지 못한다. 반면, YOLOv7-tiny의 계수 정확도는 평균 약 63.06%로 YOLOv7에 비해 17.55% 떨어지지만 3배 빠른 처리속도를 보였다. 제안 방법은 경량화된 네트워크를 지역별로 최적화시킴으로써 빠른 처리속도와 기존의 경량 네트워크 대비 최대 9배 향상된 정확도를 가진다.

표 1. 검출기별 성능 테스트

	video	YOLOv7	YOLOv7-tiny	Ours
Detection (AP@50[8])	boar 1	87.84%	68.88%	69.3%
	boar 2	83.16%	82.17%	83.16%
	deer 1	51.47%	1.19%	11.71%
	deer 2	100%	100%	100%
Time	-	18ms	6ms	6ms

그림 3은 검출기별 성능 테스트 결과 계수 정확도가 가장 낮았던 그림 2(c) 영상을 검출기 별로 검지하고, 추적기를 통해 추적한 영상을 프레임 단위로 추출하였다. 또한, 추적하려는 객체와 각 프레임에서의 FPS를 확인하기 쉽도록 잘라서 비교하였다. 제안하는 방법은 경량 네트워크를 재학습함으로써 안정적인 객체 추적과 실시간성이 보장되는 FPS를 가진다.

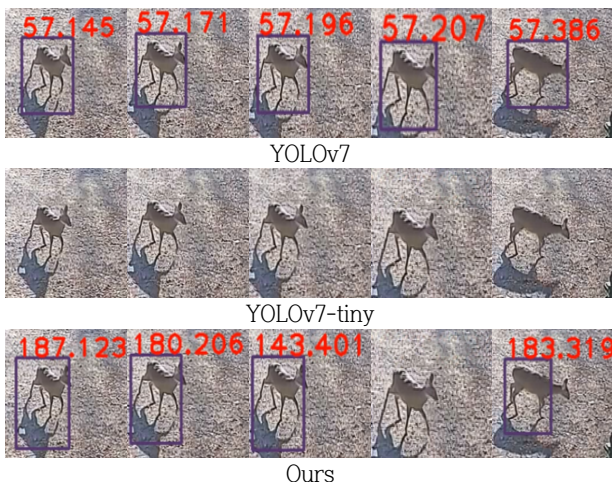


그림 3. 프레임 단위 검출기별 객체 추적 결과

III. 결 론

본 논문에서는 경량화된 딥러닝 네트워크를 이용하여 실시간으로 멧돼지와 고라니를 검출 및 추적하는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 객체 탐지 모델 중 속도와 정확도 측면에서 SOTA(State-Of-the-Art)를 달성한 YOLOv7 기반의 검출기를 사용하여 고라니와 멧돼지를 검출하고, 다중 객체 추적 모델인 ByteTrack을 이용하여 객체를 추적하였다. 또한, 경량화된 검출기 네트워크를 지역별로 최적화시켜 기존 딥러닝 네트워크 대비 약 3배 빠른 처리속도와 기존 경량 네트워크 대비 최대 9배 향상된 정확도를 가진다. 이는 실시간으로 야생동물을 탐지 및 추적이 가능하며 엣지 환경에서도 적용할 수 있어 실제 환경에서 사용될 가능성을 제시하였다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구 논문은 한국전자통신연구원 연구운영지원사업의 일환으로 수행되었음. [22ZD1120, 대경권 지역산업 기반 ICT 융합기술 고도화 지원사업]

참 고 문 헌

- [1] Beery, S., Horn G. V., and Perona P. "Recognition in Terra Incognita," Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision, Sep. 2018.
- [2] Tabak et al. "Machine learning to classify animal species in camera trap images: applications in ecology," Methods in Ecology and Evolution, Nov. 2018.
- [3] Anton, V., Hartley, S., Geldenhuys, A., and Wittmer, H. U. "Monitoring the mammalian fauna of urban areas using remote cameras and citizen science," Journal of Urban Ecology, 4(1), Mar. 2018.
- [4] Zhang, Z., He, Z., Cao, G., and Cao, W. "Animal detection from highly cluttered natural scenes using spatiotemporal object region proposals and patch verification," IEEE Transactions on Multimedia, 18(10), pp. 2079-2092, Jul. 2016.
- [5] Lee, J. G., and Baek, J. W. "An Automatic Database Generation Algorithm for Local Optimization of CNN Object Detector for Edge Devices," 2020 IEEE International Conference on Consumer Electronics - Asia (ICCE-Asia), pp. 1-3, Nov. 2020.
- [6] Zhang, Y et al. "ByteTrack: Multi-Object Tracking by Associating Every Detection Box," arXiv:2110.06864 [cs.CV].
- [7] Wang, C. Y., Bochkovskiy, A., and Liao H. Y. M. "YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors," arXiv:2207.02696 [cs.CV].
- [8] Padilla R., Passos W. L., Dias T. L. B., Netto S. L., and da Silva E. A. B. "A Comparative Analysis of Object Detection Metrics with a Companion Open-Source Toolkit," Electronics, 10(3), 279, Jan. 2021.