

인공지능기반의 유사객체 인식모델을 위한 인식오류 저감법 및 구조에 관한 연구

한준수¹, 김종원^{2*}

¹한국기술교육대학교 메카트로닉스공학과, ²한국기술교육대학교 기전융합공학과

A Study on the Error Reduction Method and Structure for the Similar Objects Recognition with AI Model

Junsu Han¹, Jongwon Kim^{2*}

¹Graduate school of Mechatronics Engineering, Korea University of Technology and Education.

²Department of Electromechanical Convergence Engineering, Korea University of Technology and Education.

요약 본 논문은 유사 객체 군집 내에서 개별 객체 인식을 위한 인공지능 기반 객체 인식 모델의 인식 오류 개선 방법과 모델의 구조개선을 연구하는데 그 목적이 있다. 인공지능 기반 객체 인식 모델은 객체 데이터를 이용한 학습 과정을 통해 인식 대상 영역에 존재하는 대상 객체를 인식한다. 그러나 인식 대상 영역에 존재하는 객체들의 특징이 유사한 경우 유사 객체들을 개별적으로 구분할 때 인식 오류가 발생한다. 이에 인식 오류를 줄이기 위한 방법들과 인식모델의 구조개선에 대한 다양한 연구 결과를 분석하여 현재 사용되고 있는 인식 모델의 인식 오류를 개선하기 위한 새로운 모델 구조와 방법을 제안한다. 유사 객체 군집의 대표적인 환경인 실시간 축구경기 비디오 이미지를 이용하여 제안된 인식 모델과 방법의 효과성을 기존의 방법과 비교하여 정량적으로 검증하였다. 본 연구에서는 동일한 색상의 유니폼을 착용한 유사한 축구 선수 그룹에서 유사 객체 그룹에 대한 개별 객체 인식 오류의 특징으로 구분하였고, 이전 모델의 구조 변형과 새로운 검출 방법의 적용을 통해 객체 인식 오류가 개선됨을 결과로 확인하였다. 따라서 본 연구에서 제안된 인식모델의 구조와 방법을 통해 실시간 객체인식 모델의 성능을 더욱 향상시킬 수 있었으며, 유사 객체 그룹에서 개별 객체의 구분이 필요한 다양한 산업 분야에서 활용될 것으로 기대한다.

Abstract This paper improves the recognition error improvement method and model structure of the artificial intelligence-based object recognition model for individual object recognition within similar object clusters. The artificial intelligence-based object recognition model recognizes a target object in the recognition target area through a learning process using object data. However, when the characteristics of objects in the recognition target area are similar, recognition errors occur while classifying similar objects individually. Hence, a new model structure and method were proposed to improve the recognition error of the currently used recognition model. This improvement is achieved by analyzing various research results on the method to reduce recognition error and the structural improvement of the recognition model. The effects of the proposed recognition model and method were quantitatively verified. This verification compared the proposed model and method with the existing methods using real-time soccer game video images representing environments of similar object clusters. Therefore, the structure and method of the recognition model proposed in this study can further improve the performance of the real-time object recognition model. It is also expected to be used in various industrial fields requiring individual object classification of similar object groups.

Keywords : Similar Objects Recognition, Error Reduction, Method, Structure, Artificial Intelligence

본 논문은 2021년도 한국기술교육대학교 교수 교육연구진흥과제 지원에 의하여 연구되었음.

*Corresponding Author : Jongwon Kim(Korea University of Technology and Education.)

email: kamuiaj@koreatech.ac.kr

Received November 30, 2021

Revised December 30, 2021

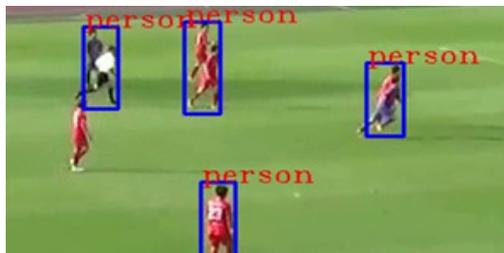
Accepted February 4, 2022

Published February 28, 2022

1. 서론

인공지능 기반의 인식모델 연구 분야에서는 비전데이터를 이용한 대상객체 인식은 매우 중요한 연구 영역이다. 대상객체를 인식하기 위한 전통적인 방법은 대상 이미지의 밝기, 색상, 그래디언트(gradient), 질감(texture)과 같은 정보의 조작을 통해 객체를 구분하는 방법이다. 이에 더하여 인식 대상이 가지고 있는 가장자리 감지(edge detection) [1], 모서리 감지(corner detection) [2], 블랍 감지(blob detection) [3] 등의 특징(feature)의 변화를 활용하는 진보된 방향으로 연구되었다. 최근에는 컨벌루션 신경망(CNN: Convolution Neural Network) 기반의 인공지능 영상 처리 기법에서 객체 인식 정확도가 뛰어난 R-CNN [4], Fast-RCNN [5], Faster-RCNN [6], RetinaNet [7] 등 인식모델 구조부터 SSD [8], YOLO [9] 등 알고리즘 분야까지 고성능 인식모델의 구조와 처리방법이 다양한 형태로 연구되고 있다.

객체 인식을 위한 인식모델은 대상객체가 포함된 인식영역(object box)을 결정하고, 인식영역 내에 존재하는 대상객체의 특징을 인공지능 알고리즘을 이용하여 Fig. 1 (a)와 같은 2명 이상의 군집 내의 개별객체 인식과 Fig. 1 (b)와 같은 1명의 단일 객체로 인식하도록 구조화되어있다.



(a) Group recognition in the area of object recognition



(b) Individual recognition in the object box

Fig. 1. Object classification by range of object recognition

인공지능 알고리즘은 배경 이미지에서 임의의 객체를 선택하고 해당 객체를 포함하는 인식영역의 위치(x, y), 높이 및 길이(h, w) 정보를 사전에 학습된 객체 데이터의 비율과 특징을 수치화하여 다양한 사물들 중에서 인식대상 객체가 무엇인지를 결정하게 된다. 이때 인식이 완료된 경우 해당 객체의 위치, 높이 및 길이 값 및 해당객체의 개별적 인식정보를 활용 가능한 데이터로 확보할 수 있다.

본 연구에서는 다양한 사물들 중에 사람(person)을 인식대상으로 하며, 유사성이 높은 사람들의 군집 내에서 개별적인 객체로 인식하는 인식모델의 성능개선 방법과 구조를 연구하였다. 그리고 인식영역 내에서 개별적인 사람 객체로 구분하는 과정에서 발생하는 인식오류의 검토를 통해 모델의 성능을 정량화하였다.

단위 객체가 갖는 여러 정보 중 유사성과 다양성에 해당하는 정보는 객체를 구분하는데 매우 유용하며 붐빔(crowded), 가려짐(occluded), 흐림(blurred) 같은 현상은 객체가 갖는 중요 정보들을 훼손시켜 대상객체의 정확한 구분을 어렵게 하는 인식오류의 주요한 원인이 된다. 실험 대상 환경으로 오류 원인을 복합적으로 갖고 있는 축구경기의 실시간 영상을 인식대상 이미지로 활용하였다.

축구경기는 동일한 유니폼을 착용한 선수군집(group)과 경기장 주변에 다양하게 배치된 카메라를 통해 시간간격(frame)에 따라 이미지화되고, 카메라의 위치와 촬영각도에 따라 동일한 대상객체에 대해서도 다양한 이미지로 획득된다. 그리고 원근, 유니폼에 따른 유사성, 카메라각도에 따른 선수들의 겹침(occlusion) 등이 복합적으로 작용하여 사람그룹 내에서 개별적인 사람객체를 실시간으로 구분하기 어려운 환경적 요소를 제공하기 때문이다.

연속적으로 입력되는 비디오 이미지는 객체정보와 객체 주변의 정보가 결합된 하나의 이미지로 구성되어 있다. 따라서 객체를 인식하기 위해 객체주변 정보와 객체정보를 구분하는 것은 매우 중요하며 이를 위하여 다양한 방법들이 연구되고 있다.

일반적인 카메라를 이용한 객체 인식은 축구영상에서 선수들 간의 겹침이 발생했을 때 다중 카메라 시점을 이용한 여러 각도에서의 이미지를 획득하여 선수별 등번호 인식을 통해 객체를 구분할 수 있었다[10]. 하지만 특정 객체를 인식함에 있어서 여러 선수들이 겹쳐진 영역에서는 Fig. 2 (a), (b)와 같이 카메라 각도의 변화를 통한 개별 객체 인식 방법은 그룹 객체들 내에서 개별 객체가 갖는 객체정보의 유사성이 높아 효과적이지 못했다.



(a) Camera view from the crowd



(b) Camera view from behind the goal

Fig. 2. Example of player position change by viewpoint

군집 영역에서 개별 객체 인식 문제를 해결하기 위한 최신 방법으로 입력되는 이미지를 프레임 단위로 저장하여 이전 프레임에서 인식된 대상 객체에 고유한 식별 번호를 부여하고 이후 프레임에서 객체가 분리될 때 객체별 저장 정보를 매칭하여 식별 번호를 재지정하는 트랙릿(Tracklets)이 제시되었다[11]. 그러나 선수들의 움직임에 따른 영상품질의 저하로 개별 번호의 명확한 인식이 어려운 겹쳐진 그룹영역에서는 개별로 분리된 이후 대상객체의 구분을 보장할 수 없어 그림 Fig. 3과 같은 문제가 발생한다.

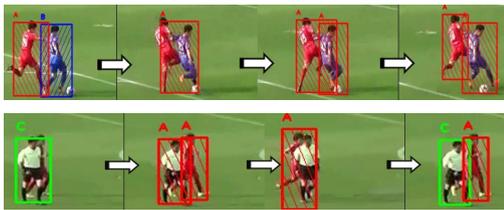


Fig. 3. Errors in recognition after separating objects

이상의 문제점을 상황에 따라 개선하기 위해 3가지 방안들이 제시되었다. 1차적으로 대규모 비디오를 기반으로 한 ReID 데이터 세트와 ReID-Head라는 새로운 네트워크 구조의 인스턴스 하드 트리플렛 손실(Instance Hard Triplet Loss)방법을 통해 실시간 축구 영상에서 많은 선수들의 특징을 추출하여 개별객체로의 식별에 대

한 연관성을 높이는 방법이 제안되었다[12]. 2차적으로 인식 영역에 대한 객체의 부분적인 가려짐 문제를 직관적으로 해결하기 위한 방법으로 개별적인 부분 감지기(part detector) 들의 학습의 결과를 통합시킴으로써 객체의 위치 탐지와 구분의 결과로 활용된 부분 기반 감지 모델이 연구되었다[13]. 3차적으로, 겹쳐진 부분들에 대한 가시적 관계를 기존에는 수동으로 정의하거나 독립으로 가정하는 대신에, 차별적인 딥러닝 모델을 이용하여 학습시키고, 객체들의 우선하는 구조 정보를 가시성 예측과 함께 최종적인 특징 표현으로 통합한 가려짐을 인지하는 ROI Pooling layer기법도 제안되었다[14].

하지만, 발현된 특징이 유사한 대상 객체들이 존재하는 2차원 공간에서의 객체 겹침에 의한 이전과 이후 군집객체에서 움직임 변화에 따라 객체 인식 오류가 Fig. 4와 같은 축구경기라는 환경 조건에서 빈번히 발생한다.

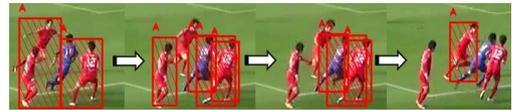


Fig. 4. Recognition errors due to object movement

그리고 원거리 객체 또는 작은 대상객체 탐지를 위한 목적의 객체인식 모델은 대상객체에 대한 인식영역이 작아짐에 따라 객체구분을 위한 특징이 줄어들다. 정보량이 제한적인 컴퓨팅 리소스로 객체 감지 모델을 훈련하는 것은 Fig. 5와 같이 객체를 식별하지 못하거나 레이블을 잘못하는 다양한 오류가 발생할 수 있다.



Fig. 5. Errors due to reduced recognition area

1.1 인식 오류의 종류

객체 인식에서 발생하는 주요 오류들은 객체 오인식(misrecognition)의 False Positive Error와 객체 미인식(nonrecognition)의 False Negative Error로 구분한다. False Positive Error는 객체 감지 모델이 겹쳐진 그룹이나 원거리 작은 객체들에서 실제 객체와 다르게

예측하거나 대상 객체를 추가로 예측한 인식 오류들이다. False Negative Error는 객체 감지 모델이 검침과 분리가 발생한 그룹이나, 원거리의 작은 객체들에서 실제 객체를 탐지하지 못해 인식을 못하는 인식 오류들이다. 모델에서 실제 대상객체(Actual Class)로 인식하는 단계와 인식한 객체를 정확한 대상 객체(Predicted Class)로 구분하는 단계로 계층화하여 Table 1과 같이 오류의 종류를 세분화할 수 있다.

Table 1. Confusion Matrix Table

Actual Class \ Predicted Class	Object YES	Object NO
	Object YES	True Positive
Object NO	False Positive	True Negative

그리고 인공지능 객체 인식 모델의 성능 평가는 전체 객체 인식에서 오인식을 포함한 비율인 정밀도 (Precision)와, 미인식을 포함한 비율인 재현율(Recall)을 활용한다. 이와 관련한 수식은 Eq. (1)과 같다.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$ErrorRate = \frac{FN + FP}{TP + TN + FP + FN}$$

$$F1score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

1.2 제안된 인식 오류 개선 방법

본 연구에서는 부족한 학습 데이터를 보완하기 위해, 인식대상 이미지 내에서 발생할 수 있는 다양한 객체들의 변화 상황에서 객체간의 검침과 원거리 이미지에 따른 객체 축소의 인식 영역을 새로운 분류(classification)를 통해 기존의 인식영역 내에 인식가능 객체를 추가하는 방법을 제안한다. 이미지에 기하학적 변환을 적용하고 경계 박스(bounding box) 좌표의 로컬라이제이션(localization)을 적용하여 다양한 객체 특징 정보의 보강 처리를 통해 더 많은 학습 데이터를 준비할 수 있다. 이를 통해 인식모델은 제한된 학습 데이터에 과적합(overfitting)을 방지하고 인식 알고리즘의 비용함수 값(cost function)을 낮춰 이전 전처리 방법보다 효과적으로 모델학습이 가능하다. 축구경기에서 유사한 유니폼을

착용한 두 팀이 한정된 공간에서 정해진 규칙에 따라 행동예측이 불가능한 선수들의 움직임과 행동특성의 빈번한 변화를 고려했을 때, 응답속도와 정확성면에서 YOLO 알고리즘 기반의 인식모델이 연구에 적합한 구조와 특징을 갖추고 있다.

사람이라는 객체를 탐지하는 최신 인식모델(Yolov3-416)에서는 대상 이미지 내의 선수와 심판을 모두 단일 클래스로 인식하는 알고리즘으로 구성된다. 유사객체 구분을 위한 인식모델(Yolov3-HSV)은 단일 객체 구분을 위해 개별객체가 갖고 있는 특징 중 유니폼의 색상구분이 가능한 전처리 단계를 갖는 구조의 인식 모델이다. 본 연구에서는 축구경기 속의 선수(A, B)와 심판(C)을 인식대상 객체로 정의하고 전체 경기 내에서 각각의 인식모델이 선수 A, B, C를 단위객체로 인식할 수 있는지에 대한 인식오류를 검출하여 각각의 인식모델 성능을 정량적으로 비교해 보고자 한다. 또한 본 연구를 통해 얻은 결과를 바탕으로, 개별객체 군집을 인식대상 객체에 포함시킨 인식성능 개선모델(Yolov3-Segment)을 제안하였다. 다음의 Fig. 6은 이상에서 제안한 세 가지 모델의 객체 인식 프로세스를 나타낸다.

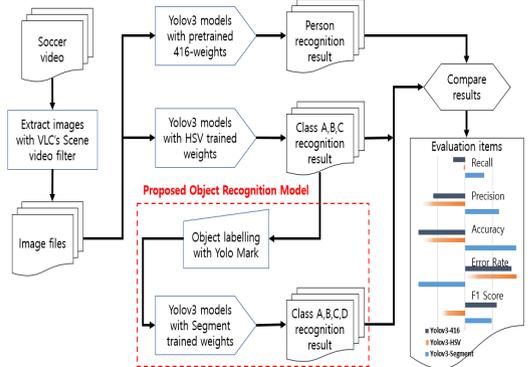


Fig. 6. Object recognition process of the proposed models

2. 본론

본 연구에서는 최신 인식모델이 갖고 있는 인식오류의 원인을 분석하고 이를 개선하기 위한 방법들을 활용하여 동일한 영상의 대상 객체에 적용된 인식결과의 비교를 통해 제시된 인식모델의 효과성과 장점을 최대한 정량적으로 검증하고 논의하고자 한다.

2.1 대표적인 객체 인식 모델들

2.1.1 단일 객체 사람으로 인식하는 모델

YOLO 객체 인식 모델은 컨벌루션 레이어에서 픽셀을 집계하여 객체의 고유한 특징을 형성하고 네트워크의 손실함수 출력값을 기반으로 인식이 이루어진다. YOLO 모델에서 80개의 다양한 클래스 중 단일 객체 사람을 탐지할 수 있는 Yolov3-416 모델의 구조는 Fig. 7과 같다.

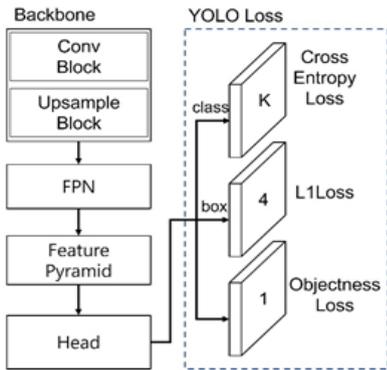


Fig. 7. The network structure of Yolov3-416 model

2.1.2 객체를 색상으로 세분화한 모델

Yolov3-HSV 모델은 탐지 대상의 HSV 색 공간 범위(H: 0~360, S: 0~1, V: 0~1)의 임계값으로 설정된 객체의 고유한 정보를 통해 대상 객체를 구분할 수 있도록 기존 Yolov3-416 모델에서 HSV 색 공간으로 변환해서 처리한 모델이다[15]. 경기 영상에 컬러 마스크를 적용하여 인식된 객체의 고유정보를 선수 유니폼 색상의 임계값을 기준으로 개별 객체로 구분한다(적색: Class A, 청색: Class B, 흰색: Class C). 이를 위한 인식모델의 처리 구조는 Fig. 8과 같다.

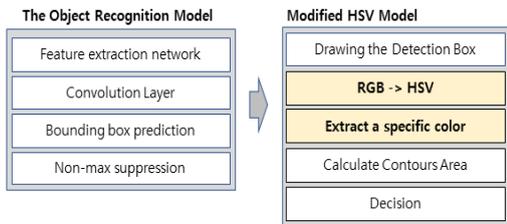


Fig. 8. The structure of Yolov3-HSV model

2.2 제안된 객체 인식 모델

2.2.1 객체의 움직임을 포함하는 모델

객체들이 겹쳐진 영역에서는 객체간의 거리, 겹침의

정도, 명암 차이, 색상 분포 등 상황별로 변화하는 다양한 정보들이 발생하고 있는데 부족한 학습 데이터로는 정확하게 겹쳐진 객체를 인식 및 구분하는데 한계가 있다. 따라서 겹쳐진 영역을 새로운 단일 객체로 설정하면 수많은 변화 요인들을 묶어 객체로 인식할 추가 영역으로 세분화함으로써 인식의 불확실성을 줄일 수 있는 효과가 있다.

본 연구에서 제안된 Yolov3-Segment 모델은 Fig. 9와 같이 선수들의 겹쳐진 영역을 새로운 인식의 대상체(Class D)로 구분하여 이전 모델들에 비해 인식대상 객체의 종류를 더욱 늘렸다.

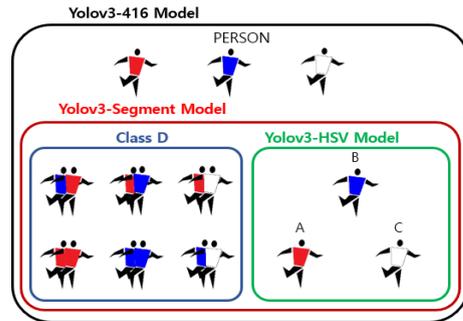


Fig. 9. Class assignment of different recognition models

객체의 인식에서 구분에 이르는 전 과정에서 인식모델이 객체로 인식하지 못하는 개별 객체 간의 군집과 활동에 따른 오류의 상황을 하나의 인식 대상으로 정의함으로써 인공지능 모델의 입장에서 오류로 구분될 수 있는 인식 및 검출 상황을 하나의 단일 객체로 인식 가능한 형태로 만들어 모델이 정의된 대상 객체로 인식할 수 있는 범위에 내포할 수 있다.

2.2.2 제안된 모델의 시험조건 및 방법

모델에 사용한 데이터 셋은 1280x720 해상도 이미지의 '2021 K3 한국 축구 영상' 데이터를 기반으로 GEFORCE RTX 3060 D6 12G의 GPU 연산을 통해 실험을 진행했다. 또한 이전의 Yolov3-416 모델을 기준으로 비교하기 위해 COCO(Common Objects in Context) 평균 정밀도(mAP50) 55.3%와 초당 프레임 수 30 FPS로 설정했다. 객체 특징을 효율적으로 추출하기 위해 대용량 이미지에서 객체 인식영역(object box)의 확보 방법으로 YOLO Mark를 활용하였다[16]. YOLO Mark를 통해 축구 이미지 3,482개 중 10%이내에서 무작위로 객체 데이터들을 선택해 4개 클래스로 레

이블을 지정한다. 이러한 과정을 통해 이전 모델에서 특별 선수, 심판 외에 겹쳐진 객체 영역은 Fig. 10과 같이 새로운 클래스 박스(Class D: Sky Blue Box)로 마킹하고 인식하지 못한 객체들은 해당 클래스로 재지정해 세분화된 학습 데이터 세트(Segmented training data set)를 준비했다.



Fig. 10. Class box labeling examples for occluded objects

2.2.3 제안된 모델의 단점개선과 오류감소 효과

False Positive Errors는 Yolov3-416 모델에 비해 Yolov3-HSV 모델의 오인식 결과가 82.92% 증가했으나, 최종적으로 Yolov3-Segment 모델에서는 65.49% 감소되었다. 또한 False Negative Errors는 Yolov3-416 모델과 Yolov3-HSV 모델의 미인식 결과는 동일했으나, 최종적으로 Yolov3-Segment 모델에서는 49.76% 감소되었다. 이상의 인식 오류는 Fig. 11과 같이 모델별 인식 결과를 집계했다.

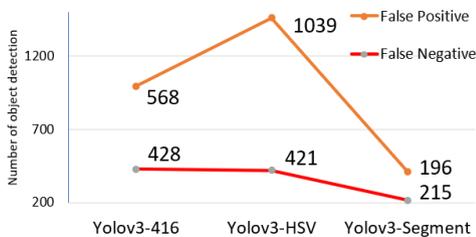


Fig. 11. Object recognition results for different models

이는 움직임과 원근을 객체의 특수성으로 보강된 데이터로 학습한 Yolov3-Segment 모델에서 이전 모델보다 객체 인식 어려가 개선됨을 확인했다.

3. 결론

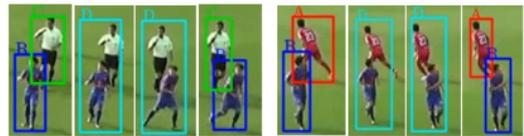
제시된 모델들에서 클래스별로 객체가 인식된 결과를 집계한 뒤 모델들의 성능 비교는 정밀도, 재현율 및 조화

평균 F1 score로 평가했다. 객체 인식모델 평가에서 Darknet [17]에서 제시한 Yolov3-416모델과 실험 모델 Yolov3-Segment의 성능을 비교했을 때 정밀도 6.18%, 재현율 3.50%, F1 score 4.84%가 증가했으며 Error Rate는 53.99% 감소했다. 또한 Yolov3-HSV 모델은 전반적으로 낮은 성능을 보였으나 Yolov3-Segment 모델에서 이전 오류들의 개선 효과가 확인되었으며 모든 모델들의 평가 결과는 Table 2에 명시하였다.

Table 2. Comparison of evaluation for different models (units:%)

Models Items	Yolov3-416	Yolov3-HSV	Yolov3-Segment
Recall	93.08	92.76	96.33
Precision	91.01	83.84	96.64
Accuracy	85.24	78.69	93.21
Error Rate	14.73	21.31	6.79
F1 Score	92.03	88.07	96.47

보강된 훈련 데이터로 학습한 Yolov3-Segment 모델을 통해 여러 객체들이 겹쳐진 상황에서 Fig. 12 (a)와 같이 Class D로 탐지 가능했으며, 작은 객체 인식에서도 Fig. 12 (b)와 같이 이전 모델에 발생한 미인식 오류가 개선된 결과를 확인했다.



(a) Target object recognition results in successive frames
Class A: Red uniform, Class B: Blue uniform,
Class C: White-black uniform, Class D: Occluded objects



(b) Improvement of recognition error in small objects

Fig. 12. Object recognition results by Yolov3-Segment

본 연구에서는 인식 모델의 구조 변형과 새로운 검출 방법을 통해 개별 객체 간의 군집과 활동에 따른 인식 오류를 하나의 인식 대상으로 정의함으로써 인공지능 인식 모델에서 오류로 구분될 수 있는 인식 및 검출 상황을 하나의 단일 객체로 인식 가능한 형태로 만들었다. 이를 통해 모델이 정의된 대상 객체로 인식할 수 있는 범위에 내

포할 수 있었고 유사객체의 재인식과 같은 특정한 목적을 수행할 수 있도록 연구영역을 세분화한 성과가 있다고 판단된다.

향후 다른 스포츠 분야에서도 연구에서 제안된 유사객체의 고유성을 향상시켜 인식 오류를 줄이는 다양한 비전 처리 방법과 인공지능 알고리즘을 통해 선수의 기량분석에서부터 심판의 판정 보조 시스템에 이르기까지 활용할 수 있을 것이다. 또한 다양한 객체 활동이 실시간으로 발생하고 대상 객체 인식이 필요한 분야인 교통에서 보행자 추적 및 안전 관리, 상업 판매에서 구매자의 행동 또는 체류 시간 분석, 보안에서 침입자 감지 등으로 범위를 확장시켜 제시된 연구의 효과성을 입증할 수 있으리라 기대한다.

References

[1] J. Canny, "A computational approach to edge detection", *IEEE PAMI*-8(6), pp.679-698, Nov. 1986. DOI: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1986.4767851>

[2] Edward Rosten, Reid Porter, Tom Drummond, "Faster and better: A machine learning approach to corner detection", *IEEE TPAMI*-32(1) pp.105-119, Jan. 2010. DOI: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2008.275>

[3] J. Matas, O. Chum, M. Urban, T. Pajdla, "Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions", *Image and Vision Computing*, 22(10), pp.761-767, Sep. 2004. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2004.02.006>

[4] R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell and J. Malik, "Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation", *IEEE CVPR*, pp.580-587, Sep. 2014. DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.81>

[5] R. Girshick, "Fast R-CNN", *IEEE ICCV*, Dec. 2015. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.169>

[6] S. Ren, K. He, R. Girshick and J. Sun, "Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks," *IEEE TPAMI*-39(6), pp.1137-1149, Jun. 2017. DOI: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031>

[7] T. -Y. Lin, P. Goyal, R. Girshick, K. He and P. Dollár, "Focal Loss for Dense Object Detection," 2017 *IEEE ICCV*, pp.2999-3007, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.324>

[8] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C-Y. Fu, AC. Berg. "SSD: Single Shot MultiBox Detector", *ECCV 2016*, vol.9905. Springer, Cham. Publishers, Sep. 2016. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2

[9] J. Redmon, S. Divvala, R Girshick, A. Farhadi, "You

Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection", *IEEE CVPR*, pp.779-788, June 2016. DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>

[10] Q. Liang, W. Wu, Y. Yang, R. Zhang, Y. Peng, M. Xu, "Multi-Player Tracking for Multi-View Sports Videos with Improved K-Shortest Path Algorithm", *Appl. Sci*, 10, no.3:864, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/app10030864>

[11] T. Yamamoto, H. Kataoka, M. Hayashi, Y. Aoki, K. Oshima, M. Tanabiki, "Multiple players tracking and identification using group detection and player number recognition in sports video", *IECON 2013*, pp.2442-2446, Nov. 2013. DOI: <https://doi.org/10.1109/IECON.2013.6699514>

[12] X. Fan, W. Jiang, H. Luo, W. Mao, H. Yu, "Instance Hard Triplet Loss for In-video Person Re-identification", *Appl. Sci*, 10, no.6:2198, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/app10062198>

[13] Y. Tian., P. Luo, X. Wang, X. Tang, "Deep Learning Strong Parts for Pedestrian Detection", *IEEE ICCV*, pp.1904-1912, Dec. 2015. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.221>

[14] S. Zhang, L. Wen, X. Bian, Z. Lei, S. Z. Li, "Occlusion-aware R-CNN: Detecting Pedestrians in a Crowd", *ECCV 2018*, vol.11207. Springer, Cham. Publishers, Oct. 2018. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-01219-9_39

[15] Youngjoon Cho, Jongwon Kim, "A Study on the Classification of Target-objects with The Deep-Learning Model in The Vision-images", *KAIS*, Volume 22, Issue 2, pp.20-25, Feb. 2021. DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2021.22.2.20>

[16] Yolo_mark, Available From: https://github.com/AlexeyAB/Yolo_mark (accessed Nov. 21, 2021)

[17] Darknet: Open Source Neural Networks in C, Available From: <https://pирeddie.com/darknet> (accessed Nov. 21, 2021)

한 준 수(Junsu Han)

[정회원]



- 2009년 2월 : 한국기술교육대학교 메카트로닉스공학과 (공학석사)
- 2019년 2월 : 한국기술교육대학교 메카트로닉스공학과(공학박사수료)

〈관심분야〉

지능형시스템, 머신러닝, 전자제어

김 종 원(Jongwon Kim)

[정회원]



- 2006년 8월 : KOREATECH 전기
전자공학과 공학박사
- 2009년 8월 ~ 2016년 9월 : 개도
국기술헌원연구소 책임연구원
- 2016년 9월 ~ 현재 : KOREATECH
기전융합공학과 조교수

〈관심분야〉

지능제어, 융합기술, 산업응용 시스템