

Research Paper

컴퓨터 비전 기술을 이용한 건설 작업자 보호구 검출 정확도 분석

Accuracy Analysis of Construction Worker's Protective Equipment Detection Using Computer Vision Technology

강성원¹ · 이기석¹ · 유위성² · 신윤석³ · 이명도^{4*}

Kang, Sungwon¹ · Lee, Kiseok¹ · Yoo, Wi Sung² · Shin, Yoonseok³ · Lee, Myungdo^{4*}

¹Master's Course, Department of Architectural Engineering, Kyonggi University, Yeongtong-Gu, Suwon-Si, 16227, Korea

²Research Fellow, Department of Economic and Financial Research, Construction & Economy Research Institute of Korea, Gangnam-Gu, Seoul, 06050, Korea

³Professor, Department of Architectural Engineering, Kyonggi University, Yeongtong-Gu, Suwon-Si, 16227, Korea

⁴Director of R&D Center, R&D Center, Yunwoo Technologies Co., Ltd., Songpa-gu, Seoul, 058054, Korea

*Corresponding author

Lee, Myungdo

Tel : 82-70-4875-4101

E-mail : mdlee@yunwoo.co.kr

Received : December 1, 2022

Revised : January 5, 2023

Accepted : January 9, 2023

ABSTRACT

According to the 2020 industrial accident reports of the Ministry of Employment and Labor, the number of fatal accidents in the construction industry over the past 5 years has been higher than in other industries. Of these more than 50% of fatal accidents are initially caused by fall accidents. The central government is intensively managing falling/jamming protection device and the use of personal protective equipment to eradicate the inappropriate factors disrupting safety at construction sites. In addition, although efforts have been made to prevent safety accidents with the proposal of the Special Act on Construction Safety, fatalities on construction sites are constantly occurring. Therefore, this study developed a model that automatically detects the wearing state of the worker's safety helmet and belt using computer vision technology. In considerations of conditions occurring at construction sites, we suggest an optimization method, which has been verified in terms of the accuracy and operation speed of the proposed model. As a result, it is possible to improve the efficiency of inspection and patrol by construction site managers, which is expected to contribute to reinforcing competency of safety management.

Keywords : construction safety management, computer vision, personal protective equipment detection

1. 서론

1.1 연구의 배경 및 목적

최근 국내 전 산업에 걸쳐 안전관리에 대한 관심이 지속적으로 증가하고 있다. 특히 건설업에서는 안전관리를 위해 노력하고 있지만, 타 산업에 비해 여전히 높은 재해율을 보이고 있다. 최근 5년간 발생한 산업재해 사고사망자 현황에 따르면, 건설업과 제조업의 비중이 74.1%이며, 그 중 건설업의 사고사망자 수는 가장 많이 발생하고 있다[1].

정부는 “중대재해처벌법” 시행에 앞서 지난해 산재사망사고 관련 제도를 개선하기 위해 건설현장 규모별 특성을 반영한 안전관리, 기술지도 중심의 안전관리 등과 같은 대책을 마련하고 있다. 또한, “건설안전특별법”을 발의하는 등 안전 역량 수준에 대한 인센티브 제공, 스마트 안전기술 보급 촉진, 분야별 안전관리 체계 개선 등 안전사고를 예방하기 위해 여러 측면에



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

서 노력하고 있으나, 건설현장에서 안전사고는 끊임없이 발생하고 있다.

건설업은 다양한 재해 유형 중 추락재해의 비중이 최근 5년간 절반 이상을 차지하고 있으며[2], 이에 대해 정부는 추락재해와 같은 중대재해로 직결되는 요인의 근절을 위해 추락 및 끼임 방지조치, 필수 개인보호구 착용과 같은 안전조치 준수 여부를 집중적으로 관리하고 있다. 한국산업안전보건공단은 2021년부터 개인보호구로 안전모, 안전대, 안전화를 3대 필수 개인보호구로 선정하였으며 착용 여부 및 이상 상태를 점검 및 확인하고 있다[3]. 이러한 개인보호구 착용은 추락재해의 위험으로부터 작업자를 보호하기 위해서는 필수적인 요소이다. 하지만, 건설현장 내 작업자들은 개인보호구 착용의 중요성을 제대로 인식하지 못해 착용하지 않는 경우가 빈번하게 발생하는 실정이다.

최근 건설업의 대형화, 고도화됨에 따라 현장관리자 및 안전관리자가 점검, 순찰을 통해 건설현장 내 모든 작업자의 개인 보호구 착용 상태를 확인하기에는 시간적, 공간적, 체력적인 한계점을 가지고 있다. 이러한 한계점을 보완하기 위해 최근 4차 산업혁명으로 인해 스마트기술을 활용하여 위치 관제 시스템, 작업자 실시간 영상 관제 시스템 등으로 건설현장에 적용되고 있다. 특히, 2020년 정부는 건설현장 위험요소를 사전에 인지하고 제거하여 작업자의 안전확보를 위한 안전관리비 항목 확대를 통해 스마트 안전장비 도입이 활발해질 것으로 예상된다[4].

따라서, 본 연구에서는 컴퓨터 비전 기술을 활용하여 건설현장 내 작업자의 안전모, 안전대와 같은 개인보호구 착용 상태를 검출할 수 있는 모델을 개발하고, 건설현장에 적용하기 위해 검출 정확도를 분석하고자 한다. 이는 결과적으로 현장관리자 및 안전관리자의 점검, 순찰의 효율 향상 및 안전관리 역량 수준 강화에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

1.2 연구의 범위 및 방법

건설업의 안전성 향상을 도모하기 위해 스마트 건설기술로 IoT, BIM, AI, 빅데이터, 웨어러블 디바이스, 컴퓨터 비전 등이 제시되고 있다. 본 연구는 국내 건설현장에서 수집한 이미지 데이터를 기반으로 하여 컴퓨터 비전 기술을 통해 객체 검출 모델을 개발하고자 한다. 또한, 건설현장의 역동적이고 외부 활동 집중적인 것을 고려하여 여러 조건에 대해 실험을 진행하였고, 건설현장에 직접 적용하기 위한 검출 정확도를 분석하였다.

본 연구에서의 개인보호구 검출 대상은 안전모, 안전대로 한정하였다. 그 이유로는 건설현장 내에서는 다양한 위험요소가 존재하고, 역동적이기 때문에 완전한 위험요소를 제거하기 힘들다. 이를 대비해 우선시 되어야 하는 것은 개인보호구의 올바른 착용이다. 특히, 건설업에서 많은 비중을 차지하고 있는 추락재해는 안전모, 안전대를 용도에 알맞게 착용하는 것만으로도 재해 예방이 충분히 가능하지만, 작업자들은 고소작업을 할 때 개인보호구를 착용하지 않은 상태가 빈번하게 발생하고 있기 때문이다.

본 연구의 수행 절차는 다음과 같다. 첫째, 스마트 건설기술의 동향과 최근 건설현장에 주목받고 있는 기술에 대해 선행연구 분석을 실시하였다. 둘째, 컴퓨터 비전 기술에 대한 개념, 특징, 검출 방식을 분석한 선행연구에 대해 고찰을 실시하였다. 셋째, 국내 건설현장의 다양한 공종별 이미지 데이터를 영상장비를 통해 수집하여 개인보호구를 검출하기 위한 모델을 개발하였다. 넷째, 건설현장의 외부적인 조건을 고려하여 거리, 조도에 따른 검출 정확도를 분석하였다.

2. 이론적 고찰

2.1 스마트 건설기술

스마트 건설기술이란 공기단축, 인력투입 절감, 안전 제고 등을 위해 전통적 건설기술에 스마트기술을 적용한 것으로 생산성, 안전성 등을 향상시키고 건설업의 발전을 목적으로 개발된 기술을 의미한다[5]. 또한, 스마트 건설기술은 건설업의 새로운 성장동력으로 성장하고 있으며, 설계, 시공, 운영관리 주요 단계에서 기술을 도입하여 현재 변화하고 있는 산업 패러다

임에 대응이 가능한 기술이다[6]. 스마트 건설기술은 세계적으로 많은 관심과 수요가 높아지고 있으며, 산업의 패러다임이 변화하고 있는 현재 시점에서 국내에서도 스마트 건설기술의 수요가 필수적이다.

스마트건설 기술 로드맵에 따르면, 2025년까지 드론, BIM, IoT, 빅데이터 등을 전면적으로 활용하여 건설 생산성 및 안전성을 향상한 뒤, 2030년에는 건설 프로젝트 전반적인 과정에 걸쳐 건설 자동화를 완성을 목표로 기술 개발과 연구가 진행되고 있다[7]. 또한, 대기업 중심으로 일부 기술들이 활용되고 있으나 현장 활용성은 저조함에 따라 건설기술 및 안전 제도 개선, 스마트기술 시장진입 여건 마련과 같은 민간 기술개발 유도하고 있다.

Lee et al.[8]는 스마트 건설기술 활성화를 위해 스마트 건설기술의 효과, 적용 방법과 같은 교육을 통해 기술에 대해 명확하게 인식을 시키고 나서, 업종 및 규모별 특성을 고려하여 세부 전략을 적용하기 위해서는 정부와 산업과의 협력체계를 구축해야 한다고 제안했다. Lee et al.[9]은 현재 일부 기술을 제외하고는 적용의 가시적인 효과를 보이지 않고 있으며, 이를 위해 스마트 건설기술에 대한 탐색과 적용에 대해 세부적인 계획 및 전략이 필요하다고 제안했다. 현재 스마트 건설기술 중 드론, BIM, IoT, 빅데이터 등과 같은 기술들은 현재 일부 기업들만 적용되고 있다. 건설현장의 여러 특성을 고려한 세부적인 적용 전략은 건설업의 생산성, 안전성, 품질향상을 도모할 기회가 될 것이다.

2.2 컴퓨터 비전

컴퓨터 비전(Computer Vision)은 사람의 눈, 시신경으로 얻은 시각적인 정보를 통해 뇌에서 의사결정을 처리하는 과정을 컴퓨터가 이미지 정보를 습득하고 이 정보를 딥러닝 모델을 통해 객체 검출, 인식 등을 하는 기술이다[10]. 객체 검출(Object Detection)은 이미지 정보에서 객체와 주변 배경을 구분하여 식별하는 과정이며(Figure 1), 이 과정에서 딥러닝 모델은 입력 값 이미지를 분류(Classification)하고 객체 유무를 구분해준다[11,12].



Figure 1. An example of object detection

객체 검출 방식은 1단계 검출, 2단계 검출 두 가지로 구분된다. 1단계 검출은 이미지의 후보 영역(Region of Interest)과 위치 정보를 출력하고(Localization) 클래스 분류(Classification) 과정이 동시에 이루어진다. 후보 영역을 먼저 추출하지 않고, 입력된 전체 이미지에 대해 합성곱 신경망(Convolution Neural Network)으로 분류, 위치 정보 출력을 수행한다. 대표적으로 YOLO(You Only Look Once), SSD(Single Shot Detector) 등이 있다. 반면 2단계 검출의 대표적인 R-CNN은 이미지의 후보 영역 분류가 순차적으로 진행되며, 선택적 탐색(Selective Search)을 통해 후보 영역을 약 2,000개를 추출하고 동일한 크기로 조정한다. 그 후 특징을 추출하고, 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine)에 추출된 특징을 넣어 분류를 수행한다[13]. 2단계 검출은 합성곱 신경망의 한계점을 딥러닝 회귀 방법을 적용하여 해결하였다. R-CNN 계열의 알고리즘들은 검출 정확도 측면에서 우수하나 이미지 한 장의 클래스 분류를 위해 약 2,000개의 신경망을 통과하는 이미지가 필요하므로 개인

보호구 착용 상태를 검출하기에는 한계점을 가지고 있다. 하지만 1단계 검출은 이미지 전체에 대해 하나의 신경망이 한 번의 계산만으로 경계박스(Bounding box)를 분리하고 클래스 확률 예측하여 빠른 검출 속도를 가지고 있다. 1단계 검출 방법 중 YOLO 알고리즘은 VOC 2012에서 동물, 사물에 대한 검출 성능이 다른 검출 알고리즘보다 우수한 것으로 나타났다[14]. 따라서, 본 연구는 YOLO 알고리즘을 통해 건설현장 작업자들이 주로 사용하고 있는 안전모, 안전대를 검출하고 이에 대한 검출 정확도를 분석하고자 한다.

2.3 컴퓨터 비전 관련 선행연구

컴퓨터 비전 기술을 활용한 다양한 연구들은 크게 분류하면 개인보호구, 건설장비, 안전관리를 위해 진행되고 있으며, 주요 선행연구에 대한 내용은 Table 1과 같다.

개인보호구와 관련된 연구들은 딥러닝을 비롯한 컴퓨터 비전, 이미지 전처리 기술을 활용하여 감지 모델 제안과 같은 내용으로 수행되었으며, 관련 데이터 수집 및 분석 방법을 제시하고 있다. 건설현장에서 많이 사용되고 있는 건설장비와 관련된 안전사고를 방지하기 위해 중장비가 부적절한 작동을 했을 경우에 인식을 하거나, 작업자와 거리를 예측하여 근접 사고를 예방하는 연구가 제안되고 있다. 이외에도 실내공사장, 철도, 건설 작업자 추적 시스템과 같은 안전관리 분야에서도 컴퓨터 비전 기술에 대해 많은 연구가 진행되고 있다. 이와 같이, 컴퓨터 비전 기술과 관련된 선행연구들은 대부분 작업자, 안전보호구, 건설장비 등 객체 검출 모델 제안 및 개발에 관한 연구가 주를 이루고 있다. 또한, 검출 모델에 대해 학습 반복 수와 같은 모델 내부적인 설정값에 따른 검출 정확도 분석을 수행하였지만, 스마트 건설기술에 대한 활용 가능성은 확인할 수 있었으나, 건설현장의 여러 환경조건에 따른 적용방안에 관한 연구는 부족하다. 이러한 컴퓨터 비전을 활용하여 실제 건설현장 적용에 필요한 조건들에 관한 연구가 필요하다고 할 수 있다.

Table 1. Review of previous research

Category	Researcher	Suggest
Personal Protective Equipment	Park et al.[15]	Proposal of a pre-processing technique of motion mosaic images to improve PPE detection
	Jeon et al.[16]	Analysis of the detection accuracy based on worker’s different safety equipment and learning iterations
	Nipun et al[17]	Present deep learning methods, related data collection, and analysis methods to detect whether construction workers wear personal protective equipment.
Construction Equipment	Jeong et al.[18]	Proposal of an automatic recognition model for inappropriate operations of heavy equipment considering the interaction between heavy equipment and signal workers
	Jo et al.[19]	Application of the AVM device to develop an image-based excavator access detection system
	Cho et al.[20]	Application of a computer vision technology for extracting the workers and heavy equipment in tracking multiple objects
	Lim et al.[21]	Set-up of collision risk zones during soil transport and the proposal of image analysis methodology to identify near-missing accidents
Safety Management	Jeon[22]	Development of an object recognition model for small and medium-sized objects in indoor construction sites
	Shin[23]	Recognition and detection of workers on railroad track-side using the railway vehicle tunnel monitoring video system
	Park and Binayak[24]	Proposal of a real-time intruder monitoring system to protect crucial equipment and facilities of the railway system

3. 개인보호구 검출 모델 개발

3.1 이미지 데이터셋 구성

국내 건설현장 147개소 대상으로 건설, 토목, 기타로 나누어 카메라를 통해 촬영하였고, Figure 2와 같이 수집한 이미지 총 13,128장이다. 건설은 가설공사, 형틀 및 거푸집공사, 철근공사, 내부마감공사, 토목은 단지조성, 도로공사, 하수관로 공사에서 수집하였으며, 또한, 기타로는 플랜트 공사 및 전기정보통신 공사에서 이미지를 수집하여 Table 2로 나타내었다.

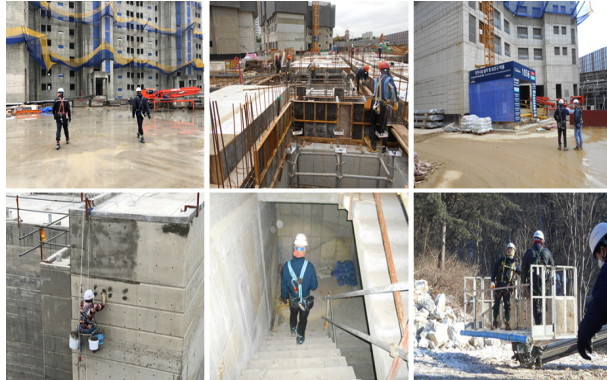


Figure 2. Images collected at domestic construction sites

Table 2. Image collection overview

(Unit : Places, Images)

Regional classification	Site	Work									Image
		Construction	Class	Image	Civil	Class	Image	Etc	Class	Image	
Metropolitan Region	64	3,105	L	1,202	2,842	L	651	632	L	74	6,579
			LC	785		LC	720		LC	154	
			LH	604		LH	486		LH	315	
			LCH	514		LCH	985		LCH	89	
Central Region	39	1,877	L	546	1,046	L	126	384	L	45	3,307
			LC	468		LC	407		LC	12	
			LH	497		LH	198		LH	150	
			LCH	366		LCH	315		LCH	177	
Southern Region	35	1,917	L	402	513	L	85	181	L	15	2,611
			LC	841		LC	46		LC	79	
			LH	324		LH	118		LH	15	
			LCH	350		LCH	264		LCH	72	
Other Region	9	371	L	45	209	L	47	51	L	12	631
			LC	107		LC	9		LC	16	
			LH	84		LH	64		LH	10	
			LCH	135		LCH	89		LCH	13	
Sum	147	7,270	L	2,195	4,610	L	909	1,248	L	146	13,128
			LC	2,201		LC	1,182		LC	261	
			LH	1,509		LH	866		LH	490	
			LCH	1,365		LCH	1,653		LCH	351	

위와 같이, 건설현장에 수집한 이미지는 검출 모델이 학습할 수 있는 형태로 가공하기 위한 데이터 라벨링 작업을 수행하였다. 라벨링 작업은 깃허브(Github)에서 제공하는 오픈소스 프로그램 LabelImg를 통해 진행하였다. 우선, Figure 3과 같이 검출하고자 하는 대상의 위치를 태그하여 경계박스를 지정하고, 4가지 클래스 L(Laborer : 작업자), LC(Laborer Cap : 작업자 안전모 착용), LH(Laborer Harness : 작업자 안전대 착용), LCH(Laborer Cap&Harness : 작업자 안전모, 안전대 착용)로 구분하였다. 라벨링 작업 후 이미지 데이터는 PASCAL VOC 형식으로 객체의 태그된 경계박스의 위치 정보를 4가지 파라미터(xmin, ymin, xmax, ymax)로 저장되어 데이터 셋을 구성하였으며 검출 모델 개발을 위해 사용하였다.

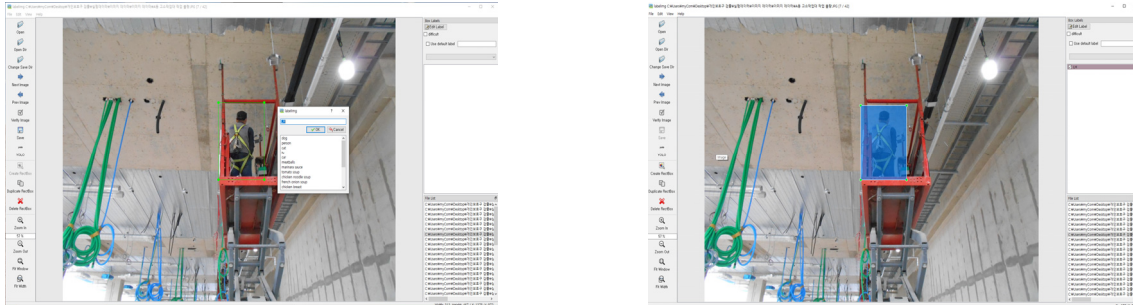


Figure 3. Image data labeling

3.2 개인보호구 검출 모델

본 연구는 전이 학습(Fine-tuning)을 통해 기 학습된 딥러닝 모델(Backbone neural network)을 기반으로 연산층(convolution base) 일부분은 고정시키고, 분류기(Classifier)를 새로 학습시키는 방식을 사용하였다.

YOLO-v3는 깃허브(Github)에서 제공된 개인보호구 검출 알고리즘을 활용하였고, 작업자 검출만을 위해 사용하였다. 입력 이미지의 크기는 416×416으로 3×3 그리드(grid)로 나누고 출력층과 연결된다. 객체 검출 성능을 측정하기 위한 IoU(Intersection over Union) ≥ 0.45 , 최적의 값을 결정하는 상대값의 한계점, 다시 말해 특정 바운딩 박스 안에 객체가 클래스일 확률(score_threshold)은 0.3으로 설정하였다. 입력 이미지에 3개의 앵커박스(anchor Boxes)로 출력층을 생성하고, 서로 다른 크기(32×32, 16×16, 8×8)로 앵커박스가 생성된다. 텐서플로우(Tensorflow)를 통해 각 그리드의 셀은 앵커박스를 검출 대상에 맞추도록 수정한 경계박스의 이동, 크기 조정을 학습하게 된다. 기 학습된 경계박스는 벡터와 연결되며, 벡터는 각 중심의 X, Y 좌표와 경계박스 높이, 너비를 나타낸다. 이 과정을 거친 입력 이미지에 대해 총 4,032개의 경계박스를 출력하게 되고, 신뢰 수준이 낮고 경계박스 간 겹치는 비율이 높은 것을 제거하게 되면 Figure 4와 같이 작업자만을 검출하게 된다. 작업자가 검출된 이미지는 기 학습된 YOLO 모델로 생성되며, 학습된 가중치로 저장이 된다.



Figure 4. Worker detection through YOLO-v3

데이터셋을 YOLO-v3 알고리즘에 학습시키는 과정을 파이썬(Python) 코드로 구성하였으며, YOLO를 통해 얻은 작업자의 경계박스 정보를 불러와 경계박스 부분만 분할하였다. 이후, 분할된 이미지를 150×150 크기로 재조정하였다. 학습된 분류기는 학습 전, 후의 확률을 통해 입력 이미지를 분류하는 추론 과정을 거치게 되며, 최종적으로 분류된 클래스는 모든 클래스에 대해 사후 확률을 확인하고 최대 확률을 나타낸 클래스로 Figure 5와 같이 분류가 된다. 따라서, 입력 이미지는 4가지 클래스(L, LC, LH, LCH)로 분류되며 클래스에 대한 정보 및 확률값은 가중치로 저장되게 된다.

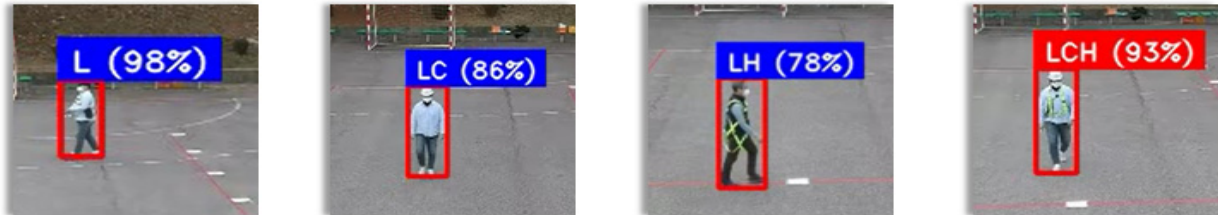


Figure 5. Class classification through YOLO-v3

4. 개인보호구 검출 모델 성능 평가

4.1 검출 모델 성능 평가 개요

개인보호구 검출 모델의 성능을 평가하기 위한 실험을 진행하였다. 카메라의 성능을 고려하여 해상도는 418×418로 설정하였고, 설치 높이는 2.5m이며 카메라가 설치된 이 지점을 기준 0m로 설정하였다. 또한, 카메라 화면에 표현되는 양쪽의 너비와 카메라 위치로부터 떨어진 거리 만큼 7m×10m를 실험 환경 및 조건으로 설정하였다. 객체 검출 정확도 평가의 대상은 검출 정확도가 100%에 근접하는 L 클래스를 제외한 LC, LH, LCH로 하였다. 또한, 평가 기준은 Table 3과 같이 입력 이미지에 대한 결과 분석 기준은 옳게 검출한 것에 평균 검출 정확도와 오검출 및 미검출 횟수로 했으며, 알고리즘 YOLO-v3의 평균 정확도(mAP) 63.4%로 검출 정확도에 대한 기준을 설정하였다.

Table 3. Criteria for detection accuracy evaluation

Ground truth	Detection Result	
	Positive	Negative
Positive	Correct detection	not detection
Negative	false detection	not detection

4.2 거리에 따른 검출 정확도

LC, LH, LCH 클래스를 대상으로 2m, 4m, 6m, 8m, 10m에 대한 검출 정확도를 측정한 결과, 평균 검출 정확도는 LC 90.79%, LH 86.40%, LCH 85.72%를 Table 4로 나타냈다. 3가지 클래스는 모두 거리가 멀어짐에 따라 검출 정확도가 감소하는 추세를 보였다. 또한, Table 4를 보면 LC와 LH 클래스는 4m 지점과 6m 지점의 검출 정확도는 각각 2.93%, 3.78%로 큰 감소 폭을 보였다. LCH 클래스는 2m 지점과 4m 지점, 4m 지점과 6m 지점의 검출 정확도가 각각 2.84%, 1.96%로 연속적으로 크게 감소하는 것으로 나타났다.

Table 4. Detection accuracy according to distance

(Unit : %, number of times)

Class	Distance	Average detection accuracy	Number of detection	Number of false or not detection
LC	2m	94.40	75	0
	4m	93.33	73	0
	6m	90.40	72	1
	8m	88.39	71	3
	10m	87.44	71	4
	Avg	90.79	-	-
LH	2m	90.31	71	0
	4m	88.79	72	1
	6m	85.01	72	3
	8m	84.54	70	4
	10m	83.33	69	6
	Avg	86.40	-	-
LCH	2m	89.49	74	0
	4m	86.65	73	2
	6m	84.96	73	2
	8m	84.31	70	4
	10m	83.19	68	6
	Avg	85.72	-	-

4.3 조도에 따른 검출 정확도

조도계를 사용하여 오전 9시경(50,000lux), 오후 6시경(20lux)으로 측정하였다. 각 클래스의 조도에 따른 평균 검출 정확도는 Table 5와 같이 LC 90.44%, LH 86.76%, LCH 86.32%를 나타냈다. 3가지 클래스는 20lux의 검출 정확도가 50,000lux 일 때보다 소폭 감소하는 추세를 나타냈다. LCH 클래스는 다른 클래스에 비해 1.34%로 비교적 감소 폭이 크게 발생했다. 또한, Table 5와 같이 어두울수록 정확하게 검출되지 않는 경우가 다소 많이 나타났다.

Table 5. Detection accuracy according to the illuminance

(Unit : %, number of times)

Class	Illuminance	Average detection accuracy	Number of detection	Number of false or not detection
LC	50,000lux	90.70	139	7
	20lux	90.18	142	10
	Avg	90.44	-	-
LH	50,000lux	86.95	132	16
	20lux	86.57	128	25
	Avg	86.76	-	-
LCH	50,000lux	86.97	127	24
	20lux	85.66	124	28
	Avg	86.32	-	-

4.4 검출 모델 성능 평가 결과 분석

거리, 조도, 프레임에 따른 검출 정확도의 차이를 분석하기 위해 SPSS 프로그램을 활용한 T-test를 실시하였다. 본 연구의 귀무가설은 '두 집단 간 평균은 동일하다($H_0 : \mu_1 = \mu_2$)'이고, 대립가설은 '두 집단 간 평균은 동일하지 않다($H_0 : \mu_1 \neq \mu_2$)'이다. 즉, 유의확률(p)이 95%($\alpha = 0.05$)에서 귀무가설을 기각하며, 그렇지 않은 경우에는 귀무가설을 선택하게 된다. 귀무가설에 기각하는 경우에는 '두 집단 간의 평균값의 차이가 있다'라고 하며, 그렇지 않은 경우에는 '두 집단 간의 평균값의 차이가 없다'라고 한다. 거리에 따른 검출 정확도를 T-test 분석한 결과는 Table 6과 같다. LC 클래스 경우에는 다른 클래스에 비해 높은 검출 정확도를 보였으나, 4m 지점과 6m 지점에 검출 정확도에 대해 p값 0.026으로 유의미한 차이를 나타냈다. 또한, LH 클래스도 동일하게 4m 지점과 6m 지점은 p값 0.049로 유의미한 차이를 보였다. 하지만 LCH 클래스는 2m~10m까지 검출 정확도에 대한 유의미한 차이를 보이지 않았지만 6m 지점 이후로부터 85% 이하의 비교적 낮은 검출 정확도를 나타냈다. 이러한 것을 고려한다면 검출 정확도 및 성능 측면에서 5m 지점까지 검출하는 것이 효과적이라고 판단된다.

Table 6. Analysis of detection accuracy T-test according to distance

(Unit : %), ** P < 0.05

Class	Distance	N	Average detection accuracy	Standard deviation	Average difference	t	p
LC	2m	75	94.40	7.70	1.07	0.905	0.367
	4m	73	93.33	6.64			
	4m	73	93.33	6.94	2.93	2.250	0.026**
	6m	73	90.40	8.93			
	6m	73	90.40	8.93	2.01	1.018	0.310
	8m	74	88.39	14.35			
	8m	74	88.39	14.35	0.95	0.505	0.614
	10m	75	87.44	7.59			
LH	2m	71	90.31	12.10	1.52	0.796	0.427
	4m	73	88.79	10.72			
	4m	73	88.79	10.72	3.78	1.983	0.049**
	6m	75	85.01	12.39			
	6m	75	85.01	12.39	0.47	0.209	0.835
	8m	74	84.54	15.10			
	8m	74	84.54	15.10	1.19	0.560	0.576
	10m	75	83.35	10.49			
LCH	2m	74	89.49	9.58	2.84	1.685	0.094
	4m	75	86.65	10.89			
	4m	75	86.65	10.89	1.96	0.980	0.329
	6m	75	84.96	10.26			
	6m	75	84.96	10.26	0.85	0.320	0.749
	8m	74	84.31	14.17			
	8m	74	84.31	14.17	1.12	0.549	0.584
	10m	73	83.19	10.25			

조도에 따른 검출 정확도를 T-test 분석한 결과는 Table 7과 같다. LC, LH, LCH 모든 클래스에 대해 p값이 각각 0.643, 0.772, 0.348로 통계적으로 유의미한 차이는 보이지 않는다. 하지만, 3가지 클래스 모두 50,000lux 비해 20lux 때에는 검출 정

확도가 비교적 소폭 감소하는 것으로 나타났다. 또한, LCH 클래스의 경우 50,000lux와 20lux의 검출 정확도의 차이가 1.27%로 다른 클래스에 비해 많은 차이를 보였다. 따라서, 20lux~50,000lux에서는 검출하는 것이 가능할 것으로 분석된다.

Table 7. Analysis of detection accuracy T-test according to illuminance (Unit : %), ** P < 0.05

Class	Illuminance	N	Average detection accuracy	Standard deviation	Average difference	t	p
LC	50,000lux	146	90.70	9.83	0.52	0.465	0.643
	20lux	152	90.18	8.29			
LH	50,000lux	148	86.95	11.30	0.38	0.290	0.772
	20lux	153	86.57	11.69			
LCH	50,000lux	151	86.97	11.20	1.27	0.940	0.348
	20lux	152	85.70	12.39			

5. 결론

본 연구는 4차 산업혁명으로 인한 스마트기술과 최근 건설현장의 대형화, 고도화됨에 따른 관리자의 안전점검 및 순찰의 효율성을 향상시키기 위해 개인보호구 착용 상태 검출 모델을 개발하였다. 또한, 개발한 모델을 활용하여 건설현장의 외부적인 조건인 거리, 조도에 따른 검출 정확도를 분석하였다. 그 결과, LC, LH, LCH 클래스 모두 거리가 멀어짐에 따라 검출 정확도가 저하하는 모습을 보였지만, 특히 LC, LH 클래스의 경우 4m 지점과 6m 지점에 검출 정확도에 대해 유의미한 차이를 보였고, LCH 클래스는 6m 지점 이후에 85% 이하의 검출 정확도를 나타내 5m 지점까지 검출하는 것이 이미지 분류 오류 방지를 위해 적절하다고 분석되었다. 반면 조도에 따른 검출 정확도는 50,000lux와 20lux에서 유의미한 차이를 보이지 않았다.

본 연구는 개인보호구 검출 대상을 건설현장 보호구인 안전모, 안전대를 대상으로 진행하였다. 장거리 측정, 어두운 환경에서의 검출 능력 향상을 위해서는 고성능 카메라, 알고리즘 학습 및 강화를 통해 보완해야 할 것으로 판단된다. 개인보호구 착용 여부를 검출한 데이터는 현장관리자, 안전관리자에게 실시간으로 전송되어 미착용자에 대해 안전지도, 안전교육, 페널티 부여 등 조치한다면 보다 효율적인 건설현장 안전관리 역량 수준 강화에 기여할 수 있을 것으로 사료된다. 또한, 앞으로 건설현장에서 사용되는 여러 개인보호구 검출 대상 확대를 통해 빈번하게 발생하는 추락사고와 연관된 안전 고리 체결, 개구부 작업, 위험 작업에 대한 안전관리가 보다 효과적이고 실용적일 것으로 기대한다. 향후 건설현장 규모, 특성을 고려하여 객체 검출 연구와 건설장비를 고려한 건설현장에 실제 적용성에 대한 연구가 필요할 것으로 사료된다.

요약

건설업의 사고사망자 수는 타 산업에 비해 많이 발생하고 있으며, 그 중 추락재해로 인한 사고가 절반 이상 차지하고 있다. 정부는 건설현장의 사고 위험 요인들을 근절하기 위해 추락, 끼임 방지조치, 개인보호구 착용과 같은 안전조치를 집중적으로 관리하고 있으나, 건설현장 안전사고는 끊임없이 발생하고 있다. 이에 본 연구는 컴퓨터 비전 기술을 활용하여 건설현장 내 작업자의 안전모, 안전대 착용 상태를 검출하는 모델을 개발하였다. 본 연구는 건설현장 적용을 위한 조건들을 설정하여 실험을 진행하였으며, 결과 분석을 통해 검출 정확도 및 모델 실행 속도 분석하였다. 이는 결과적으로 건설현장 관리자의 점검, 순찰의 효율을 향상시킬 수 있으며, 안전 관리 역량 수준 강화에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

키워드 : 건설안전관리, 컴퓨터 비전, 개인보호구 검출


Funding

Not applicable


Acknowledgement


This study was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government (Ministry of Education) in 2022(2021R1A2C2013841).


ORCID

Sungwon Kang,  <https://orcid.org/0000-0003-1806-6123>

Kiseok Lee,  <https://orcid.org/0000-0003-3207-4058>

Wi Sung Yoo,  <https://orcid.org/0000-0001-9284-3918>

Yoonseok Shin,  <https://orcid.org/0000-0002-2247-7884>

Myungdo Lee,  <https://orcid.org/0000-0001-7030-0058>

References

1. Ministry of Employment and Labor. Status of industrial accidents in 2021 [Internet]. Sejong (Korea): Ministry of Employment and Labor; 2022 Mar 16. Available From: <https://www.moel.go.kr/skin/doc.html?fn=20220316181319d8e53bb1623f43478809a5e10076b441.hwp&rs=/viewer/BBS/2022/>
2. Ministry of Employment and Labor. Statistics on the deaths of industrial accidents in 2020 [Internet]. Sejong (Korea): Ministry of Employment and Labor; 2021 Dec 30. Available From: <https://www.moel.go.kr/skin/doc.html?fn=2022090115531410acc82f7e9946809d3b368b4b88a393.hwp&rs=/viewer/BBS/2022/>
3. Korea Occupational Safety Health Agency (KOSHA). Safety and Health Plus in May [Internet]. Ulsan (Korea): Korea Occupational Safety Health Agency (KOSHA); 2021 Apr 27. Available From: <https://www.kosha.or.kr/ebook/fcatalog/ecatalog5.jsp?Dir=493&catimage=&listCall=Y&eclang=ko>
4. Korea Law Information Center. Enforcement Rule Of The Construction Technology Promotion Act. Sejong (Korea): Korea Law Information Center; 2022 Dec 30. Available From: <https://www.law.go.kr/LSW/IsSc.do?section=&menuId=1&subMenuId=15&tabMenuId=81&eventGubun=060101&query=%EA%B1%B4%EC%84%A4%EA%B8%B0%EC%88%A0%EC%A7%84%ED%9D%A5%EB%B2%95+%EC%8B%9C%ED%96%89%EA%B7%9C%EC%B9%99#undefined>
5. Ministry of Land, Infrastructure and Transport. Guidelines for Smart Construction Technology Field Application [Internet]. Sejong (Korea): Ministry of Land, Infrastructure and Transport; 2021 Mar 4. Available From: <http://m.molit.go.kr/viewer/skin/doc.html?fn=57efd7f626b212c57f4959468f9208ef&rs=/viewer/result/20210304>
6. Ministry of Land, Infrastructure and Transport. Improving the Safety of Construction Sites by Introducing Smart Safety Equipment [Internet]. Sejong (Korea): Ministry of Land, Infrastructure and Transport; 2020 Mar 23. Available From: <http://m.molit.go.kr/viewer/skin/doc.html?fn=ba4f21a0718d1688945470e7c83f2168&rs=/viewer/result/20200320>
7. Ministry of Land, Infrastructure and Transport. Smart Construction Technology Roadmap [Internet]. Sejong (Korea): Ministry of Land, Infrastructure and Transport; 2018 Oct 31. Available From: <http://m.molit.go.kr/viewer/skin/doc.html?fn=48b98c>

06c65155b1c8c1a5289011bf2&rs=/viewer/result/20181031

8. Lee KP, Choi SY, Son TH, Choi SI. Survey on smart technology applications of korean construction companies and strategies for activation. Seoul (Korea): Construction & Economy Research Institute of Korea Research; 2019 Dec 26. Available From: <http://www.cerik.re.kr/report/research/detail/2330>
9. Lee CH, Kim IS, Lee CY, Shin JM, Kang CH. Application of smart construction technology for quality and productivity improvement. Magazine of the Korea Concrete Institue. 2021 Nov;33(6):67-72.
10. Kim WB. Apreliminary study on computer vision based safety helmet detection in constrction [master's thrsis]. [Busan (Korea)]: Pukyong National University; 2018. 52 p.
11. Kim MH. Application of deep learning technique for detecting constructio worker wearing safety helmet based on computer vision [master's thrsis]. [Busan (Korea)]: Pukyong National University; 2019. 69 p.
12. Shin JK. Real-time monitoring system for personal protective equipment of construction worker using smart technology [Ph.D. dissertation]. [Suwon (Korea)]: Kyonggi University. 2022. 188 p.
13. Lee DH. A study on object detection and sensor fusion based on deep learning using lidar and camer [master's thrsis]. [Seoul (Korea)]: Kookmin University; 2020. 83 p.
14. Lee YH, Kin YS. Comparison of cnn and yolo for object detection. Journal of the Semiconductor & Display Technology. 2020 Mar;19(1):85-90.
15. Park YS, Lee SY, Lee KT, Improving personal protective equipment detectionin smart construction. The Journal of the KICS. 2020 Nov;45(12):2202-9. <https://doi.org/10.7840/kics.2020.45.12.2202>
16. Jeon SY, Park JH, Youn SB, Kim YS, Lee YS, Jeon JH. Real-time worker safety management system using deep learning-based video analysis algorithm. Smart Media Journal. 2020 Sep;9(3):25-30. <https://dx.doi.org/10.30693/SMJ.2020.9.3.25>
17. Nipun DN, Behzaden AH, Paal SG. Deep learning for site safety: Real-time detection of personal protective equipment. Automation in Construction. 2020 Apr;112:103085. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103085>
18. Jeong IS, Kim JW, Chi SH, Roh MG, Biggs H. Solitary work detection of heavy equipment using computer vision. KSCE Journal of Civil and Environmental Engineering Research. 2021 Aug;41(4):441-7. <https://doi.org/10.12652/Ksce.2021.41.4.0441>
19. Jo BW, Lee YS, Kim DK, Kim JH, Choi PH. Image-based proximity warning system for excavator of construction sites. The Journal of the Korea Contents Association. 2016 Aug;16(10):588-97. <https://doi.org/10.5392/JKCA.2016.16.10.588>
20. Cho YW, Kang KS, Son BS, Ryu HG. Extraction of workers and heavy equipment and muliti-object tracking using surveillance system in construction sites. Journal of The Korea Institute of Building Construction. 2021 Oct;21(5):397-408. <https://doi.org/10.5345/JKIBC.2021.21.5.397>
21. Lim TK, Choi BY, Lee DE. Methodology for near-miss identification between earthwork equipment and workers using image analysis. Korean Journal of Construction Engineering and Management. 2019 Jul;20(4):69-76. <https://doi.org/10.6106/KJCEM.2019.20.4.069>
22. Jeon CW. Deep-learning based detection for small to medium sized tools in indoor construction site [master's thrsis]. [Incheon (Korea)]: Inha University. 2021. 70 p.
23. Shin DH, A study on Railway Safety Enhancement on the Utilizing Open Source Computer Vision [Ph.D. dissertation]. [Chungju (Korea)]: Korea National University of Transportation. 2019. 134 p.
24. Park GJ, Binayark B. Railway facility real-time intruder monitoring system using computer vision and deep learning. Journal of the Korean Society for Railway. 2020 Jan;23(1):35-44.