논문 2022-59-12-10

# 발전설비제조공장의 작업 안전 유스케이스 분석을 통한 영상기반 안전관리기술 개발

(Development of Vision based Safety Management Technology through Work Safety Use Case Analysis of Power Plant Manufacturing Plants)

이 용 귀\*,\*\*, 강 현 철\*, 임 상 규\*, 손 지 연\*, 공 현 중\*\*\*,\*\*\*\*

(Yongkwi Lee, Hyun-Chul Kang, Sang-Kyu Lim, Jiyeon Son, and Hyoun-Joong Kong<sup>©</sup>)

요 약

본 논문에서는 화력발전소 열교환봉 제조공장에서의 위험요소 분석 및 해결책을 강구하기 위해 연구가 진행되었다. 공정의 문제점을 분석하였으며, 각각의 공정은 튜브로딩, 튜브샌딩등 출하 공정 총 11개의 공정으로 구성되었다. 산업안전 중 작업자 안전사고를 예방하기 위해 카메라를 이용한 비전분석을 통한 개인보호장구(Personal Protective Equipment, PPE) 개념을 도입하여, 작업자안전용구를 인식하게 하였다. 영상분석에는 YOLO 딥러닝 알고리즘을 사용하였으며, 학습데이터는 이미지 1000장을 라벨링 하여 7:2:1 비율로 훈련데이터셋, 검증데이터셋, 시험데이터셋으로 활용하였다. 공정 내 위험요소와 문제를 해결하기위한 영상분석방법에 대하여 구체적으로 설명하고자 한다.

#### Abstract

In this paper, we analyzed the risk factors in the heat exchange rod manufacturing plant of a thermal power plant and proceeded with research to find a solution. The problems of all 11 processes were analyzed, and each process consisted of tube loading, tube sanding, high frequency welding, rust prevention, in-process inspection, cutting, banding, banding inspection, packing, pre-shipment inspection, and shipping process. Worker safety equipment was recognized through video analysis in order to prevent worker safety accidents. The YOLOv5 algorithm was used for image analysis, and 1000 images were labeled as training data and used as a training, validate, test set at a ratio of 7: 2: 1. The risk factors in the process and the video analysis method for solving the problem will be explained concretely.

**Keywords**: Heat exchanger rod, Work environment safety, Vision recognition, Yolo, Personal protective equipment

### I. 서 론

1. 코로나바이러스 위기 대처 및 현황

2020년부터 코로나바이러스로 인한 팬데믹으로 인해 국내외 제조 산업은 공급망이 중단되고, 국내외 수출의 어려움을 격고 있다. 이러한 중소제조산업의 문제를 해결하기 위하여 인공지능, 사물인터넷. 클라우드 등 첨단기술을 도입하여 스마트공장으로의 전환이 진행 중이며, 해결하기 위한 한 방안으로 '한국형 뉴딜 정책'을 도입하여 경제 활성화를 진행하였다<sup>[1, 2]</sup>.

Received; March 30, 2022 Revised; September 19, 2022 Accepted; October 5, 2022

<sup>\*</sup>비회원, 한국전자통신연구원 지능·제조융합연구실(ICT-enabled Intelligent Manufacturing research section, Electronics and Telecommunications Research Institute)

<sup>\*\*</sup>비회원, 충남대학교 의공학과(Department of the Biomedical engineering, Chungnam National University)

<sup>\*\*\*</sup>비회원, 서울대학교병원 융합의학과(Department of medicine & Advanced technology, Seoul National University Hospital)

<sup>\*\*\*\*</sup>비회원, 서울대학교 의과대학(Department of Medicine, Seoul National University)

<sup>©</sup> Corresponding Author(E-mail: gongcop7@snu.ac.kr)

생산성 향상과 수익성 증대를 극대화할 수 있는 스마트공장은 모든 제조기업이 궁극적으로 추구하는 목표이다. 하지만 국내 제조업의 90% 이상을 차지하는 중소제조기업은 공장 스마트화가 상당 부분 진전되고는 있으나, 고가의 높은 도입 비용 부담, 전산 운영 인력 부족 등으로 인해 여전히 많은 중소기업이 도입을 못하고있는 실정이다<sup>[1]</sup>.

현재 진행되는 공장의 스마트화는 생산성 위주의 데이터 수집, 모니터링, 분석을 통한 수익을 향상 시킬 수있는 방법들로 접근되고 있다. 하지만 생산성 향상에만 관심이 취중되어 안전에는 스마트화가 뒷전으로 밀려나고 있는 것이 현실이다. 제조 기업들에게 관리가 절실한 부분 중의 하나가 안전에 관한 것으로, 소규모 공장에서는 부실한 안전관리와 미흡한 안전의식, 시스템 부재로 인해 산업재해 사고가 많이 발생하고 있다. 현재는 제조 분야의 현장별 특성과 여건에 부합하는 안전관리시스템이 부재한 실정으로, 중소 제조기업들도 도입가능한 체계적이고, 현실적 방안이 요구 된다.

다수의 위험 상황에 노출된 작업현장에서 고위험 데이터를 수집 및 활용하여 쉽고 빠르게 설치·적용이 가능하고, 산업재해 사고를 사전에 신속히 예방할 수 있는 안전관리솔루션의 도입이 시급하다. 이를 위해서는 소규모 중소제조공장에서 필요한 체계적인 작업자의 안전 기능을 저렴하고 쉽게 제공할 수 있는 데이터 기반의 안전관리 기술이 필요하다.

본 논문에서는 화력발전소에서 사용되는 열교환봉을 제작하는 중소제조공장의 현황을 살펴보고 안전관리기 술 연구내용을 소개하고자 한다.

## 2. 산업안전 국내 현황

2020년 하반기 산업재해통계에 따르면 국내 전체 업무상 사고로 인한 업종별 재해자는 6만9천여 명이 발생했다. 이중 제조업의 재해자는 3번째로 많은 1만7천여 명(25%)이며, 주로 50인 이하의 소규모 사업장에서가장 많이 발생하고 있다<sup>[3]</sup>. 이러한 잦은 산업재해 사고로 최근 산업제조현장의 안전에 대한 중요성이 크게대두되면서 근로자와 사업자의 안전에 대한 의식과 이를 예방하기 위한 안전관리 시스템의 도입 필요성이 높아지고 있다. 최근에는 사물인터넷, 드론 등 정보통신기술을 접목한 안전 관리시스템이 도입되고 있지만, 현장별 특성과 여건에 부합하는 실질적 효과를 발휘하지는 못하고 있다. 특히, 크레인, 컨베이어, 프레스기 등 5대 고위험기계 중 4개가 제조업 관련 설비이며, 제조

사업장 10곳 중 3곳은 안전관리자도 지정되지 않은 실정으로 중소제조현장에서는 산업재해 예방을 위한 안전관리솔루션을 적극적으로 도입할 필요가 있다<sup>[4]</sup>.

#### 3. 화력발전소 열교환봉 제조공장의 현황

본 논문에서 대상으로 하는 열교환봉을 생산하는 공장인 A공장은 열교환봉(최대길이 27m)을 생산하고 있으며, 화력발전소에 납품을 진행하고 있다. 그러나 생산관리시스템 등을 갖추고 있지 못하고 있어 주문, 생산, 재고 관리 등 스마트 공장에 비해 체계적인 관리가 이루어지지 못하고 있다.



그림 1. 물류창고가 아닌 공장 내 / 외 적재된 재고품 Fig. 1. Stocks loaded inside/outside the factory, not in a warehouse.

현재 본 공장은 생산설비의 고장이 없을 때 최대한 많은 양을 생산하여, 그림 1과 같이 공장 내/외 부지에 많은 제품이 적재되어 있으며, 납품 주문이 들어오면 물류이송을 하는 시스템으로 재고에 대한 유지비용 등에서 큰 비용 손실이 발생하는 구조로 운영이 되고 있다. 열교환봉을 생산하는 설비도 10년 이상 사용한 제품으로, 생산 및 안전관리에 관한 부분 모두 소외되어 있는 상태였다.

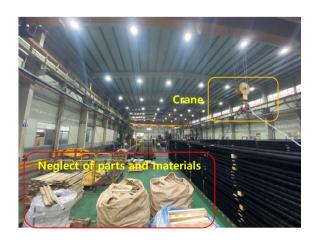


그림 2. 공장내 작업위험 요소(크레인, 부품자제방치)
Fig. 2. Risk factors for work in the factory (crane, neglect of parts and materials)

<del>#</del>	1	$Y \cap I \cap$	버전5의	모덱벽	성능	지표
<del></del>	١.	IOLO			00	1111

Table	1	Performance	indicators	for	each	model	∩f	YOLO	version	5

Model	size	mAPval	mAPtest	mAPval	Speed	params	FLOPS
Unit	pixels	0.5:0.95	0.5:0.95	0.5	V100 (ms)	(M)	640 (B)
YOLOv5s	1280	43.3	43.3	61.9	4.3	12.7	17.4
YOLOv5m	1280	50.5	50.5	68.7	8.4	35.9	52.4
YOLOv5l	1280	53.4	53.4	71.1	12.3	77.2	117.7
YOLOv5x	1280	54.4	54.4	72	22.4	141.8	222.9

그림 2와 같이 생산 작업현장에 생산에 필요한 부품자재 및 재고관리를 위한 부목 등이 산재되어 있어 작업 동선이 방해되고, 넘어짐 사고가 발생할 위험이 있다. 또한 제품의 이송을 위한 크레인은 길이가 27m에 달하는 긴 봉을 이송하는데 최소 2개 이상의 크레인이 필요하나 현재 한 개의 크레인으로 중앙부에 위치시켜이송하며 불균형으로 인한 떨어짐 사고의 위험도 존재한다. 생산설비의 위험성에서는 고주과 용접 설비의 안전 보안경, 화상 보호장구, 용접부 덮개 커버 등이 미흡하였다.

이러한 작업 환경 속에서 가장 시급한 작업자 안전이 요구되는 요소를 파악하기 위해 공정 분석 및 환경 위 험 분석을 진행하였다.

## 4. 비전 인식 딥러닝 기술 현황

최근의 딥러닝기술은 하루가 다르게 발전하고 있다. 내놓으라 하는 국제 학회에서는 앞다투어 기존 기술을 이용하여 신기술을 개발하고 인식률과 인식 시간을 단 축시킨 성과에 대하여 발표하고 있다<sup>[5, 6]</sup>.

비전인식 기술 분야에서 다양한 알고리즘이 존재한다. 알고리즘 별로 경우에 따라 다른 성능을 보이며, YOLO 버전 5의 경우, Large 버전이 Small 버전보다는 높은 정확도를 보이나, 속도 면에서는 Small 버전이 3 배 이상 빠른 것으로 보인다<sup>[7]</sup>. 본 논문에서는 YOLO 버전 5를 사용하여 연구 개발을 진행하였다. YOLO 버전 5의 세부 버전들은 표 1과 같이 구분되며, 각각의성능을 표로 나타내었다.

#### Ⅱ. 본 론

## 1. 생산공정 분석

화력발전소 열교환봉 중소제조공장은 카본 및 스테인레스 스틸의 판, 코일, 파이프, 조립류 등의 다양한 제품을 생산 및 판매하고 있으며, 쪼개는 설비를 갖추고 가공서비스를 제공한다. 복합화력발전 HRSG (Heat

Recovery Steam Generator) 설비의 주요 부품인 핀튜브, 히더, 링크 & 매니폴드를 제작하고, 전문적으로 발전설비 핵심 부품을 생산하는 회사이다. 높은 압력과고온을 견뎌야 하는 고도의 용접기술과 가공기술을 바탕으로 HRSG 발전설비 주요 구성품이 제작된다. 생산공정은 그림 3와 같이 튜브 투입, 튜브 가공, 고주파 용접, 부식방지 타르 코팅, 인라인 검사, 절단, 굴곡, 굴곡 검사, 포장, 최종검사, 출하로 총 11단계로 이루어지며, 모든 공정이 수작업을 통한 기계 조작으로 진행이 된다<sup>[8]</sup>.

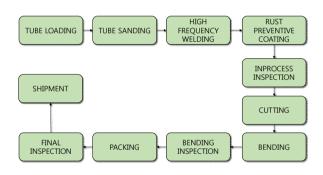


그림 3. 주요 생산 공정 생산 흐름도

Fig. 3. Production flow chart of the main production process.

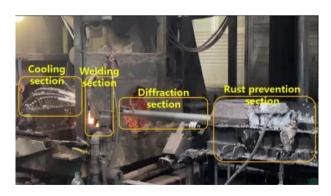


그림 4. 고주파 용접 공정의 모습

Fig. 4. Composition and appearance of the high-frequency welding process.

주요 생산 공정 중 고주파 용접 공정은 그림 4와 같다. 고주파 용접 공정에서는 냉각부, 용접부, 회절부, 방청부로 구성된다. 표 2에서 정리한 바와 같이 용접부

에서는 고주파로 인한 용접 불꽃이 많이 발생하고 이로 인해 발생하는 고열을 낮추기 위하여 냉각수가 공급된 다. 회절부는 열교환봉을 회전하며 앞쪽 진행 방향으로 이동시키는 역할을 한다. 방청부는 회절부를 지나는 열 교환봉에 녹 방지를 위한 타르 물질을 입혀 부식을 방 지하다.

표 2. 고주파용접공정 분석표 Table 2. Analysis table of high frequency welding process.

Process	Phenomenon	Input material
Cooling	Temperature drop	Cooling water
Welding	Welding sparks	High frequency
Diffraction	Rotational movement	-
Rust Prevention	Tar spray	Tar

#### 2. 위험 분석

그림 5는 고주파용접이 진행되는 모습이다. 고주파로 열교환봉과 핀을 용접시키는데, 이를 냉각시키기 위해 6개의 노즐에서는 냉각수가 방출된다. 하지만, 작업자 는 안전 가림막이나 보안경과 같은 안전 보호구는 착용 하지 않은 채, 안전모와 면장갑만을 끼고 작업을 하고 있는 상황이다.

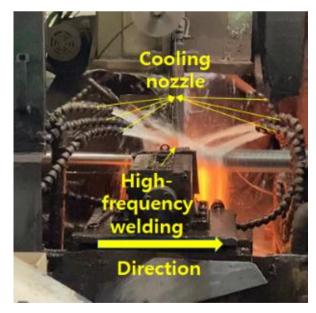


그림 5. 고주파 용접 장면 Fig. 5. High frequency welding scene.

이러한 안전 보호장구 미착용으로 인하여 발생한 사고는 표 3와 같이 3년간 10건에 달한다. 다리부위손상

4건, 손가락손상 4건, 안구손상 2건이 발생되었다. 보 안경 미착용으로 인한 안구손상의 경우는 충분히 방지 할 수 있었을 것으로 사료된다.

표 3. 3년간 공장 내 사고 발생 내용
Table 3. Details of accidents in the factory over the past 3 years.

	,
Number	Accident details
1	Injury to the right shin and muscle damage due to a fall at the product workbench
2	Eye damage caused by powdery anti-rust agent inside the tube during tube stopper removal
3	Thigh injury due to breakage of grinder blade during disassembly of steel structure of simple packing table
4	Eye damage from shrapnel during welding and grinding of pin connections
5	Finger accidents between tubes during work
6	Ankle injury caused by stepping on a splint while handling raw materials
7	Knee injury due to collision with anti-rust oil container
8	Finger stenosis due to a fall due to the material holder while moving to the pin holder
9	Hand stenosis occurs between the collet chuck and the tool during product transfer in the pin and collet chuck
10	In the process of discharging the fin tube, the equipment does not stop and catches the product, causing finger stenosis due to gloves being wrapped.

## 3. 개인보호장구 사례 및 사전 연구

개인보호장구(Personal Protective Equipment, PPE)는 물리, 전기, 기계, 화학적 또는 기타 위험으로 인한 심각한 작업장 부상 또는 질병으로부터 보호하는 역할을 한다. PPE의 예로는 안전모, 안면 가리개, 고글, 장갑, 조끼, 인공 호흡기, 안전화 및 작업복이 있다<sup>[9]</sup>. 해 외사례로는 미국 산업안전보건청(The U.S. Occupational Safety and Health Administration: OSHA)은 고용주가 부상을 유발할 수 있는 작업장 위험으로부터 직원을 보호해야 하며, 미네소타 노동산업부(The Minnesota Department of Labor and Industry: MDLI)는 주의 작업장 안전 및 보건 규칙을 관리하고 시행해야 한다. 고용주는 직원이 연방 OSHA 및 미네소타 주 표준에따라 PPE 장비를 가지고 있는지 확인해야 한다. 직원의 입장에서는 항상 PPE 착용, PPE 교육, 마모되거나

표 4. 운송 유지 관리 활동을 위한 PPE 매트릭스 Table 4. PPE Matrix for Transport Maintenance Activities.

Activity	Eye Protection	Face Protection	Foot Protection	Hand Protection	Hearing Protection	Hard Hat	High-Visibility Soft Hat	High- Visibility Vest	High- Visibility Pants	Long Sleeves	Coveralls	Respirator	Harness Lanyard	Chaps Pants
Brushing (brush cutter use)	Required	Required	Required	Recommended	Required	Required during overhead/over- shoulder work		Required (Tear away)		Required				Recommended
Chainsaw	Required	Required (Screen)	Required	Recommended	Required	Required		Required						Required
Crack filling	Required		Required	Required	Required for over 85 dB noise levels		Recommended	Required		Recommended	Recommended			
Guardrail repair	Required	Required	Required	Recommended	Recommended	Required		Required				Required for cutting galvanized		
Flagging			Required				Recommended	Required	Required in ROW					
Herbicide spraying	Required	Required	Required	Required			Recommended	Required						
Mowing	Required	Recommended	Required	Recommended	Required for over 85 dB noise levels		Recommended	Required						
Patching	Required		Required	Recommended	Required for over 85 dB noise levels		Recommended	Required		Recommended	Recommended			
Culvert repair/installation	Recommended		Required	Recommended		HV Required	Recommended	Required						
Shoulder work	Recommended		Required	Recommended			Recommended	Required						
Road debris handling	Required		Required	Required			Recommended	Required						
Sign installation and repair	Required		Required	Recommended	Required for over 85 dB noise levels	HV Required		Required				Required for cutting galvanized	Required	
Surveying			Required				Recommended	Required in ROW						
Tree and brush chipping	Required	Required	Required	Recommended	Required	HV Required		Required (Tear away)		Required				
Trimming	Required	Required	Required	Recommended	Required	Required		Required		Required			Required	
Working on Right-of-way (ROW): daylight	Recommended		Required			Required	Recommended	Required						
Working on ROW: low light Verify that all PPE i	Recommended		Required			Required	Recommended	Required	Required					



그림 6. PPE의 종류와 구분 Fig. 6. Types and Classification of PPE.

손상된 PPE에 고용주에게 알려야 하고, 누구든 작업장에 들어갈 때는 다른 사람들이 PPE를 사용하도록 권장해야 한다. 표 4는 작업 행동에 따른 PPE 필수요소와권고기준을 나타낸다<sup>[10]</sup>. 최근 들어서는 코로나19 상황으로 인한 바이러스에 대한 PPE 관련 기준과 논문도많이 대두되고 있어 PPE에 관한 사람들의 관심이 증가하였음을 간접적으로 확인할 수 있다<sup>[11~13]</sup>.

산업용, 의료용뿐만 아니라 일상생활에서의 안전을 위한 헬멧 착용 여부를 영상으로 분석하는 연구가 진행되기도 하였다<sup>[14]</sup>.



그림 7. 라벨링 이미지의 예 Fig. 7. Example of labeling image.

## Ⅲ. 구 현

보호 장구 미착용으로 발생하는 사고를 사전에 방지하고자 비전인식을 통한 작업자 보호용구 미착용 인식에 관한 연구를 진행하였다. 그림 7과 같이 PPE의 개념을 반영하여 최소한의 작업자보호구를 구분하고 이를 디텍션 하는 방식이다. 그림 7과 같이 사람 머리와 헬멧 이미지의 라벨링을 통해, 1000여장의 헬멧 데이터에 대해 훈련데이터셋, 검증데이터셋, 시험데이터셋을 7:2:1 비율로 라벨링하여 PyCharm 프로그램 환경에서 구동하였다.

실험 환경에 관한 사항은 표 5와 같고, 알고리즘은 YOLOv5 Small, Large, XLarge 모델을 사용하였다<sup>[15, 16]</sup>.

그림 8은 실제 영상데이터를 기반으로 학습 실행을 진행한 예이다. epoch마다 바운딩 박스와 객체를 추출 해낸 정확도를 알 수 있고, 학습하는데 걸린 시간과 예 측 & 재현, meanAP를 산출하여 보여준다. 학습을 통 하여 최종적으로 Best 모델과 Last 모델을 출력하며,

표 5. 실험 환경
Table 5. Experiment environment.

Classification	Contents
Learning image	416 x 416 pixel
Batch size	16
Epoch	50, 76, 100
Algorithm	YoloV5 Small, Large, Xlarge
Experiment environment	GeForce RTX 2060 * 2 Pytorch 1.9.0+cu102 CUDA:0 (6144Mb RAM)
Time required	1.73 h
Detection processing speed	90 fps
Input image size	320 x 416 pixel



그림 8. YOLOv5 Small 영상데이터 학습 실행의 예 Fig. 8. Example of Yolov5 small model image data training.

Best 모델은 가장 좋은 성능을 내어준 모델을 산출한 것이고, Last 모델은 제일 마지막으로 산출된 모델이다. 이렇게 두 가지 모델을 산출해 주는 이유는 학습을 반복하여 최종적으로 수행하는 모델이 퍼포먼스가좋은 모델일 경우가 있는 반면, 중간에 수행했던 모델중 제일 좋은 성능을 내어주는 경우가 있어서이다.

학습된 모델을 통해 실시간 영상은 마스크 착용에도 불구하고 사람과 헬멧을 정확히 구분함을 확인할 수 있 었다<sup>[8]</sup>.

그림 9에서는 학습된 결과를 그래프로 보여주고 있다. 1번째 시험&검증/박스오류율(loss) 그래프는 처음에는 10% 이상 박스를 못 찾는 경우가 발생하였으나, 학습이 50회 이상 진행되며, 4% 이하로 떨어지는 것을확인할 수 있다.

2번째인 객체/오류율는 클래스와 상관없이 객체탐지 에 대한 오류율이다. 시험 & 검증 모두 10회 이상 학

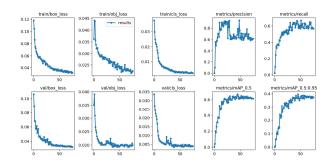


그림 9. YOLOv5 small 학습결과 그래프 Fig. 9. Graph of Yolov5 small model learning results.

습을 반복하며 3% 이하로 줄어들었다.

3번째는 분류오류는 객체가 확인되었을 때, 확인된 객체의 클래스가 맞는지에 대한 오류이다. (판단 값 – 실제 값)^2으로 산출한다.

4번째 정확도(Prevision)의 경우 80% 이상 증가하였고, 35회 학습한 뒤 60%대로 정확도가 낮아지는 것을 볼 수 있다. 이미지에 따라서 학습정확도의 변화율이 평균 60%대로 나타났다.

5번째 재현율(Recall)은 검출하여야 하는 물체들 중에서 제대로 검출된 것의 비율을 의미한다. mAP는 mean Average Precision의 평균을 IoU 임계값을 0.55 로 구한 값이다. 50% - 95% 사이의 임계값을 0.05씩 변화시켜 측정한 평균값이다<sup>[17]</sup>.



그림 10. YOLOv5 Xlarge 영상데이터 학습 실행의 예 Fig. 10. Example of execution Yolov5 X large model image data training.

그림 10과 같이 추가적으로 YOLOv5 Xlarge 버전을 활용하여 재실험을 진행하였다. 50번 학습을 진행하였고 시간은 0.37시간이 소요되었다. 머리는 97%, 헬멧은 95%, 사람의 데이터가 작아 전체 합친 all의 퍼센트가 낮아지는 것을 볼 수 있다.

그림 11은 YOLOv5 Xlarge버전으로 학습한 베스트 모델을 사용하여 실시간 영상 분석을 진행한 것이다.



그림 11. YOLOv5 Xlarge 영상데이터 학습 실행 결과 Fig. 11. Result of Yolov5 X large model image data training.

다중객체가 있는데도 모두 머리와 헬멧을 구분해 내었다. 하지만 간혹 이마가 넓은 사람이 있거나, 이마가 반짝이는 경우가 있을 때 헬멧으로 오인식하는 모습도 살펴 볼 수 있었다.

그림 12는 YOLOv5 Xlarge 학습결과 그래프이고, 그림 9에서 설명한 바와 같이 아래 그래프를 보면 50 회 학습에도 높은 성능을 보이고 있다.

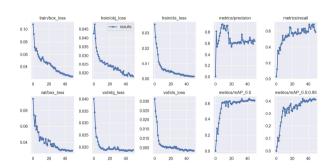


그림 12. YOLOv5 Xlarge 학습 결과 그래프 Fig. 12. Graph of Yolov5 X large model training results.

그림 13은 분류모델 평가 그래프이다. F1 스코어는 정밀도와 재현율을 결합한 분류 평가 지표이다. F1 스코어는 정밀도와 재현율이 한쪽으로 치우치지 않을 때 높은 수치를 나타내게 되고, 일정 구간 이후에 좋은 성능을 보여 주고 있다. 또한, 머리와 헬멧의 인지율은 높은데 사람의 데이터가 작아 전체 합친 all의 퍼센트가낮아지는 것을 볼 수 있었다.

## IV. 결 론

본 연구에서는 발전설비제조공장의 실제 사례를 분 석하고 현장에서 필요로 하는 기술을 개발하였다. 현장

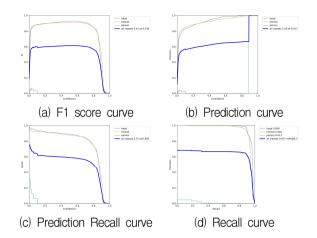


그림 13. 분류모델 평가 그래프 Fig. 13. Graph of classification model evaluation.

적용 전 실험실에서 사람과 헬멧 그리고 헬멧을 벗은 머리를 구분할 수 있도록 학습 및 시험을 진행하였다. YOLOv5 Small 버전으로 학습을 시도 함으로써 정확도가 60%대에서 수렴하게 되었고, YOLOv5 Xlarge버전도 50회 학습하였을 경우 60%대에서 수렴하는 것을 확인할 수 있었다. 이에 추가적으로 Xlarge버전으로 500회 학습을 실행하였더니 100회에서 최대 성능치를 발휘하며 학습을 마쳤으며, 그 결과는 아래 그림 14와 같다. 최대 99%까지 정확도를 나왔으나 최종적으로는 사람의 데이터가 작아서 통합하여 63%의 결과로 마무리되었다.

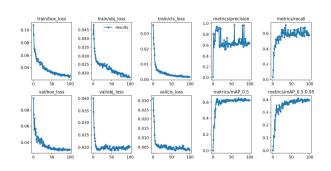


그림 14. YOLOv5 Xlarge 100회 학습 결과 그래프 Fig. 14. Graph of Yolov5 X large model 100 times training results.

그림 15와 같이 위에서 실험한 총 3가지 실험 방법의 결과중 mAP에 관한 결과치를 그래프로 표현하였다. YOLOv5 Small버전의 경우 YOLOv5 Xlarge버전의 50회 학습한 결과가 가능 좋은 결과치를 도출하였다. 최적의 학습 횟수와 환경이 중요한 결과를 도출하는데 영향을 미친다는 사실을 발견하게 되었다.

그림 14에서 나온 결과를 바탕으로 향후에는 사람에

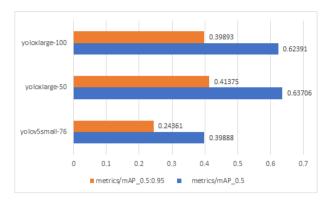


그림 15. 알고리즘별 mAP\_0.5, mAP\_05:0.95그래프 Fig. 15. Graph of mAP\_0.5, mAP\_05:0.95 by Algorithm.

대한 라벨링 이미지의 개수를 증가시켜 추가적 연구를 진행하려고 한다. YOLO 알고리즘의 빠른 반응속도와 사용자 접근하기 쉽도록 많은 예제들이 제공되고 있어 향후 발전 가능성은 더욱 향상될 것으로 사료되며, 추 후에는 고글, 장갑, 안전화와 같은 추가적 PPE 적용도 연구할 계획이다.

## 감사의 글

본 성과물은 중소벤처기업부에서 지원하는 2021년도 제조데이터공동활용플랫폼 기술개발(R&D) (S3125303) 의 연구수행으로 인한 결과물임을 밝힙니다.

## **REFERENCES**

- [1] AI·Data-based SME Manufacturing Innovation Advancement Strategy, Joint ministries, 20.7.
- [2] Smart Factory Supply Project Result Report, Smart Manufacturing Innovation Promotion Group, 20.9
- [3] Korea Occupational Safety and Health Agency Industrial Accident Statistics '20.10
- [4] Result of the operation of the intensive crackdown period to reduce deaths from industrial accidents, Ministry of Employment and Labor, 21.11,
- [5] The IEEE / CVF Computer Vision and Pattern Recognition Conference (CVPR), https://cvpr2022.thecvf.com/
- [6] International Conference on Computer Vision(ICCV), https://iccv2021.thecvf.com/home
- [7] Naftali, M. G., Sulistyawan, J. S., & Julian, K. (2022). Comparison of Object Detection Algorithms for Street-level Objects. arXiv preprint arXiv:2208.11315.

- [8] Yongkwi Lee, Hyun-Chul Kang, Sang-Kyu Lim, Mingi Kim and Jiyeon Son, A study on the work environment safety measures of the heat exchange rod manufacturing plant, IEIE conference, (2021), 508-511
- [9] Personal Protection Equipment, University minesota, http://www.mnltap.umn.edu/topics/workplace/personal\_protection\_equipment/index.html
- [10] OSHA Safety and Health Regulations for Construction, 29 CFR, Standard 1926, OSHA Safety Directive CPL 04-00, OSHA Small Business Handbook, OSHA 2209-02R 2005, OSHA website: osha.gov/law-regs.html
- [11] World Health Organization. Rational use of personal protective equipment (PPE) for coronavirus disease (COVID-19): interim guidance, 19 March 2020. No. WHO/2019-nCoV/IPC PPE\_use/2020.2. World Health Organization, 2020.
- [12] Tabah, Alexis, et al. "Personal protective equipment and intensive care unit healthcare worker safety in the COVID-19 era (PPE-SAFE): an international survey."

  Journal of critical care 59 (2020): 70-75.
- [13] Lockhart, Shannon L., et al. "Personal protective equipment (PPE) for both anesthesiologists other airway and managers: principles and practice during the COVID-19 pandemic." Canadian Journal of Anesthesia/Journal canadien d'anesthésie 67.8 (2020): 1005-1015.
- [14] Kang Tae-Won, Min Jang Kyu, Min Pyeong Hong, Park Jang Sik, JunhoJeong, Gayoung Kim, A Method for Detecting Helmet Wear Using Yolo, IEIE conference, (2020). 2117-2119.
- [15] Xingkui Zhu, Shuchang Lyu, Xu Wang, Qi Zhao;, "TPH-YOLOv5: Improved YOLOv5
  Based on Transformer Prediction Head for Object Detection on Drone-Captured Scenarios", Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV) Workshops, 2021, pp. 2778-2788
- [16] Li Huang, Qiaobo Fu,Meiling He, Du Jiang, Zhiqiang Hao, "Detection algorithm of safety helmet wearing based on deep learning", Concurrency and Computation: Practice and Experience, Volume 33, Issue 13, 17 February 2021
- [17] Hwe-soo Park, Pil-joong Kim, Seong-Joo Lee, Change of recognition rate in YOLO v4 according to image quality, IEIE conference, (2020). 1984-1986.

## — 저 자 소 개 –



이 용 귀(비회원) 2007년 건국대학교 의공학과 학사 졸업 2009년 연세대학교 의과학과 석사 졸업 2017년 충남대학교 의공학과 박사 수료

2009년~2015년 한국전자통신연구원 연구원 2015년~현재 한국전자통신연구원 선임 연구원 2020년~2021년 중소벤처기업부 스마트제조혁신 기획단 선임연구원

<주관심분야: 스마트제조, AIoT, 설비이상감지, 객체 인식, 생체신호>



강 현 철(비회원)
1999년 조선대학교 컴퓨터공학과 학사 졸업
2001년 전남대학교 컴퓨터공학과 석사 졸업
2022년 충남대학교 컴퓨터공학과 박사 졸업

2000년~현재 한국전자통신연구원 책임연구원 <주관심분야: 스마트제조 서비스, 사물인터넷, 설 비 이상 감지, 객체 인식>



임 상 규(비회원)
1995년 서강대학교 이과대학
물리학과 학사 졸업
1997년 서강대학교 대학원
공과대학 전자공학과
석사 졸업
2001년 서강대학교 대학원
공과대학 전자공학과
박사 졸업

2001년~2009년 한국전자통신연구원 선임연구원 2008년~2011년 IEEE 802.15.7-2011 Major Contributor

2010년~현재 한국전자통신연구원 책임연구원 2017년~현재 IEEE 802.15 TG13 Vice Chair <주관심분야: 스마트제조, 광 무선통신, 통신 공학>



손 지 연(비회원)
1991년 숙명여자대학교
컴퓨터공학과 학사 졸업
2001년 한국과학기술대학교
정보공학 석사 졸업
2015년 한국과학기술대학교
컴퓨터공학과 박사 졸업

2009년~현재 한국전자통신연구원 책임연구원(실장) <주관심분야: 스마트제조 서비스, 지능형 산업 IoT. 자율 지능 시스템>



공 현 중(비회원)
2000년 서울대학교 전기공학부
학사 졸업
2003년 서울대학교 대학원
의용생체공학협동과정
석사 졸업
2009년 서울대학교 대학원
의용생체공학협동과정
박사 졸업

2013년~2016년 서울대학교병원 정보화실 연구조교수

2016년~2020년 충남대학교 의과대학 의학과 의공학교실 조교수/교수

2020년~현재 서울대학교병원 융합의학과 교수 2021년~현재 서울대학교 의과대학 의학과 교수 <주관심분야: 의료영상, 컴퓨터 비젼, 기계학습, 확장현실>