

감염병 전파 차단을 위한 딥러닝 기반 모니터링 시스템 구현

김경섭, 강민기, 김유신, 최새한, 손효상, 남태우*
주식회사 디아이솔루션

Implementation of Deep Learning-Based Monitoring System to Block the Spread of Infectious Diseases

Gyung-Seop Kim, Min-Ki Kang, Yu-Shin Kim,
Sae-Han Choi, Hyo-Sang Son, Tae-Woo Nam*
Di-Solution Co., Ltd.

요약 COVID-19, 인플루엔자 등의 호흡기 감염병 확산을 저지하기 위한 대표적인 방법에는 비말 차단을 위한 마스크의 올바른 착용과 체온이 높은 감염 의심자의 격리가 있다. 그러나 현재 마스크 착용 의무화에도 불구하고 마스크의 미착용 및 오착용으로 인한 바이러스 확산 문제는 빈번히 발생하고 있으며, 감염 의심자를 찾기 위해 모든 통행 인원에게 대한 체온 측정을 진행하는 것에 많은 비용과 인력이 투입된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 인공지능을 활용하여 감염병 전파를 차단하는 모니터링 시스템을 제안한다. 제안된 시스템은 RGB/IR 영상을 촬영하고 영상의 전처리를 수행하는 열화상 카메라부, Yolo 모델을 통해 수집된 영상 내 안면 영역에 대한 체온 추출과 마스크 착용 여부를 판단하는 모델부로 나뉜다. 모델부에서 검출된 마스크 미착용, 오착용자와 고열 환자에 대한 정보는 서버에 저장되며, 이를 바탕으로 모니터링을 위한 대시보드가 구성된다. 본 연구의 제안 기술은 마스크 착용 여부 판단에 대해 96.39% 정확도의 Mask Wearing Detection System보다 2.49% 향상된 98.88%의 정확도를 달성하였다[1]. 여기에는 데이터 어그멘테이션(Augmentation), K-Fold를 응용한 새로운 기법이 적용되었다.

Abstract A typical method to stop the spread of respiratory infectious diseases, such as COVID-19 and influenza, is to properly wear a mask to block droplets and isolate suspected cases of fever. On the other hand, despite the mandatory wearing of masks, the virus can spread by people who are not wearing them or wearing them incorrectly. The temperatures of all visitors were checked to find suspected cases; it is expensive and uses considerable human resources. To solve these problems, this paper proposes a monitoring system that blocks the spread of infectious diseases using artificial intelligence. The proposed system is divided into a thermal imaging camera unit that shoots RGB/IR images and pre-processes the images and a model unit that extracts the body temperature from the facial area in the image collected through the Yolo model and determines whether to wear a mask. The information of the person who is not wearing a mask properly and fever patients detected by the model unit is stored in the server. A dashboard for monitoring was constructed based on this. The proposed technology of this study achieved 98.88% accuracy, which is 2.49% higher than the Mask Wearing Detection System[1], which has 96.39% accuracy in determining whether to wear a mask. Here, a new technique using K-Fold and data augmentation was applied.

Keywords : COVID-19, Thermal Camera, Object Detection, YOLO, Deep Learning

본 논문은 행정안전부의 재원으로 방역연계범부처감염병연구개발 사업단의 지원을 받아 수행되었습니다. (과제고유번호 : 20016180)

*Corresponding Author : Tae-Woo Nam(Di-Solution Co., Ltd.)

email: ceo@di-solution.co.kr

Received October 6, 2022

Revised November 4, 2022

Accepted December 7, 2022

Published December 31, 2022

1. 서론

1.1 연구 배경

1.1.1 COVID-19로 인한 이례적 인명피해 발생

2019년 12월 처음 확인된 SARS-CoV-2의 감염증인 COVID-19는 당시 치료제도 예방 백신도 없는 신종 감염병으로 전 세계적 확산세를 보이며 약 2년이 지난 현재까지도 영향력을 미치고 있다.

COVID-19로 인한 사망자 수는 Table 1에서 보는 바와 같이 2022년 8월 한국 기준으로 약 2만 5천 명에 달하며 전 세계적으로 유행한 감염병인 SARS의 사망자 수가 약 770명, MERS는 약 850명인 것을 감안하면 결코 적지 않은 숫자다[2].

Table 1. COVID-19 status by country as of Aug 2022

Country	Confirmed Cases	Total Fatalities	Fatality Rate
USA	94,348,507	1,060,755	1.1%
India	44,206,996	526,879	1.2%
France	34,144,969	152,910	0.4%
Brazil	34,096,935	680,852	2.0%
Korea	20,983,169	25,441	0.1%

세계적 유행 감염병(pandemic)의 발생 빈도가 지속적으로 증가함에 따라 공항, 학교, 박물관과 같은 다중이용시설에는 지속적인 체온 측정 및 마스크 착용 유무

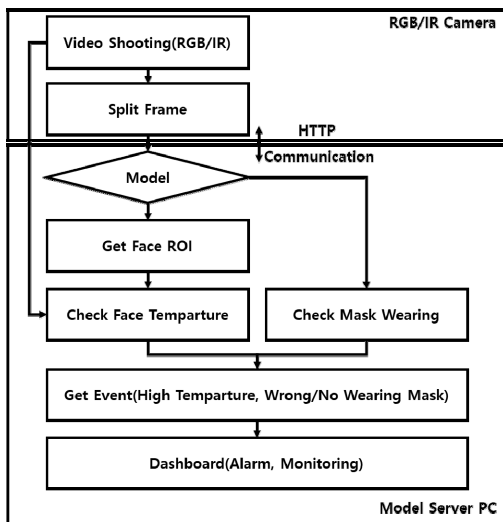


Fig. 1. Infection Transmission Blocking System Diagram

를 판별하여야 하는데 인건비, 장비 부재와 같은 이유로 어려운 실정이다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하고자 Fig. 1과 같이 신종 감염병의 선제적 차단 시스템 개발을 위해 열화상 카메라와 인공지능 기술을 결합한 감염병 전파 차단을 위한 모니터링 시스템을 제안하고자 한다.

1.1.2 관련 연구 동향

객체 탐지 모델은 탐지 방식에 따라 1, 2단계의 모델로 구분되며 1단계 검출 모델은 대표적으로 Yolo 계열의 모델이 있고, 2단계 검출 모델은 대표적으로 RCNN 계열의 모델이 있다[3,4].

2단계 모델의 경우 1단계 모델보다 정확도가 높지만, 실시간성이 낮다는 단점이 존재한다[1]. 본 논문에서는 움직이는 객체에 대한 마스크 착용 인식을 실시간성과 정확도를 모두 충족하기 위하여 Yolo 모델을 채택하여 연구를 진행하였다.

MaskedFace-Net에서는 마스크 오착용 데이터셋의 부족을 짚으며 기존 안면 데이터 세트에 마스크를 합성하는 방식으로 데이터 부족 문제를 해결한다[5]. 하지만 이러한 방식은 합성 데이터 세트에 과적합 되어 실제 인식 성능은 낮아질 수 있다. 본 논문에서는 실제 이미지를 통해 성능을 향상시키는 어그멘테이션 기법 및 정제 방식을 제시한다.

1.1.3 논문의 구성

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 제안하는 시스템의 적용 기술, 기법, 연구결과를 기술하였다. 3장에서는 본 연구의 기대효과 및 추가 연구 방향성을 제안하였다.

2. 본론

2.1 열화상 카메라부

2.1.1 기기 선정

열화상 카메라는 안면 인식을 위한 RGB 영상 및 안면부의 체온 측정을 위한 IR 영상이 동시에 취득될 수 있어야 하며 이를 인공지능 모델을 통해 인식하기 위해서는 연산용 서버 컴퓨터로 이미지를 전달할 수 있어야 한다. 이를 위해 Fig. 2에서 보는 바와 같이 RGB/IR 영상을 동시에 촬영할 수 있는 Flir One Pro 카메라와 카메라로

부터 취득되는 영상을 서버로 전송하고 영상의 프레임을 가공하기 위한 Tinker Board 2S를 이용하였다.



Fig. 2. Thermal Imaging Camera Part
(a) Tinker Board 2S (b) Flir One Pro

2.1.2 열화상 이미지 전처리

열화상 카메라의 초기 구동 시 카메라 자체의 열이 온도 측정에 영향을 미칠 수 있으므로 비 균일 보정을 통해 드리프트 디텍터를 조정한다.

Fig. 3에서 보는 바와 같이 카메라로부터 취득되는 RGB 이미지와 IR 이미지는 추후 모델의 실시간성을 위하여 480×640 해상도로 변환하고 IR 이미지의 JPG 헤더에는 픽셀별 온도 값을 담은 메타데이터를 추가하여 저장 후 와이파이 모듈을 통해 모델 연산 컴퓨터로 전송하여 연산을 수행한다.

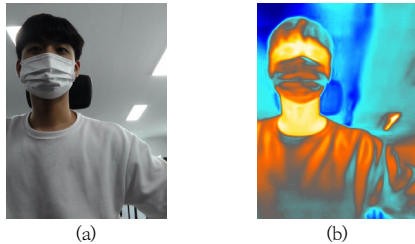


Fig. 3. RGB/IR Image
(a) RGB Image (b) IR Image

2.1.3 열화상 카메라 정확도 보정

열화상 카메라는 적외선을 통해 물체의 열복사 에너지를 측정하며 Eq. (1)과 같이 물체의 온도는 E(물체의 방출 에너지)와 M(복사 표면의 온도), T(대기 방사율)의 합으로 구해진다.

$$W_{tot} = E + M + T$$

$$\begin{aligned} &W_{tot}(\text{Object Temperature}), E(\text{Object Energy}) \\ &M(\text{Radiant Surface Temperature}), \\ &T(\text{Atmospheric Emission Energy}) \end{aligned} \quad (1)$$

이 중 E(물체의 방출 에너지)는 Eq. (2)와 같이 ϵ (방사율)과 τ (대기 투과율)에 영향을 받으며, 이를 보정하여 온도 측정 정확도를 향상시킬 수 있다.

$$E = \epsilon \cdot \tau \cdot W_{obj}$$

$$\begin{aligned} &\epsilon(\text{Emission}), \tau(\text{Transmittance}), \\ &W_{obj}(\text{Object Energy}) \end{aligned} \quad (2)$$

본 논문에서는 사람의 피부 방사율을 고려하여 방사율 0.98, 실내 환경을 고려하여 대기 투과율 0.88로 설정하여 정확도를 보정하였다.

2.2 모델부

2.2.1 데이터 세트 수집

안면 인식 분야는 인종차별, 남녀 차별 등의 사회적 문제가 발생할 수 있다. Gender Shades에서 실시한 조사에 따르면 일부 안면 데이터 세트의 경우 유색인종의 수가 백인 대비 비중이 적은 것으로 나타났다[6].

이러한 편향적 데이터 세트를 사용하여 모델 학습이 진행될 경우 모델의 결과 또한 편향적인 결과를 보일 수 있다. 실제로 Fig. 4에서 보는 바와 같이 안면인식 모델 MSFT, Face++, Watson Visual Recognition 모델에 대한 PPV 테스트에서 백인 남성 대비 흑인 여성의 오합 지 비율이 20% 이상으로 높게 나와 부정확한 결과를 보였다.

해당 선행연구 결과를 바탕으로 편향되지 않은 데이터 세트 수집을 위해 데이터 세트의 메타데이터를 활용하여 피부색, 성별, 연령, 해상도 등의 분포도를 균일하게 수집하였다.

Classifier	Metric	DF	DM	LF	LM
MSFT	PPV(%)	79.2	94.0	98.3	100
	Error Rate(%)	20.8	6.0	1.7	0.0
	TPR (%)	92.1	83.7	100	98.7
	FPR (%)	16.3	7.9	1.3	0.0
Face++	PPV(%)	65.5	99.3	94.0	99.2
	Error Rate(%)	34.5	0.7	6.0	0.8
	TPR (%)	98.8	76.6	98.9	92.9
	FPR (%)	23.4	1.2	7.1	1.1
IBM	PPV(%)	65.3	88.0	92.9	99.7
	Error Rate(%)	34.7	12.0	7.1	0.3
	TPR (%)	82.3	74.8	99.6	94.8
	FPR (%)	25.2	17.7	5.20	0.4

Fig. 4. Gender classification performance as measured by the positive predictive value (PPV)

데이터 세트는 Table 2에서 보는 바와 같이 총 5종의 개방 데이터 세트와 웹 크롤링을 통한 직접 수집을 통해 2백만 장의 이미지를 준비하였다. 준비된 데이터는 클레

스 별로 각각 마스크 착용 약 79만 장, 마스크 미착용 약 59만 장, 마스크 오착용 약 44만 장을 수집하였다.

Table 2. Primary collection data set name and quantity

Dataset	Number of Images
Masked Korean face	1,058,000
MaskedFace-Net	133,783
Face Mask Detection	853
Medical Face Mask Detection Dataset	1,415

기존의 마스크 인식 모델들의 경우 마스크의 착용 및 미착용 검출에 관한 연구가 많이 진행되었지만, 마스크 오착용 클래스의 경우 공개된 데이터 세트가 부족한 실정이다. 따라서 데이터 세트 보강을 위해 “입스크”, “턱스크” 등의 키워드를 통해 웹 크롤링을 수행하여 약 18만 장의 이미지를 추가 수집하였다.

2.2.2 데이터 세트 가공 및 정제

수집된 2백만 장의 이미지 중 크롤링을 통해 수집된 데이터는 오픈소스인 CVAT의 AutoLabeling 기능을 활용하여 레이블링을 수행하였다[7].

수집된 데이터에 대하여 이미지의 해상도를 검사하고 320×320px 미만의 저해상도 이미지와 안면인식 SOTA 모델인 TinaFace 모델을 통해 이미지의 안면 검출 후 탐지된 안면의 개수가 5개 이상인 이미지들을 모두 삭제하였다[8].

1차 정제 이후 객체 인식 모델 중 잘 알려진 Yolo 모델을 통한 테스트 학습을 수행하고 모델의 마지막 FC-layer를 GAP(Global Average Pooling)-layer로 변경하여 Fig. 5에서 보는 바와 같이 CAM(Class Activation Map)을 시각화하였다. 이를 통해 모델의 클래스 분류에 영향도가 가장 높은 관심 영역(Region Of Interest, 이하 ROI)이 마스크 착용 시 코 부분, 미착용 시 코와 입 부분임을 확인하고 이를 바탕으로 정제 기준을 수립하였다.

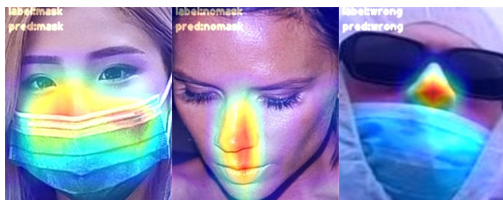


Fig. 5. Class activation map visualization by class

1차 정제 데이터 세트에 대하여 Table 3에서 보는 바와 같이 기준을 수립하여 육안으로 전수 검수를 수행하고 최종적으로 클래스별 마스크 착용 19,710장, 마스크 미착용 16,140장, 마스크 오착용 8,831장으로 데이터 세트를 정제하였다.

Table 3. Dataset refinement criteria

No	Dataset refinement criteria
1	Labeling includes both mask and the flesh color of the face
2	Excluding unusual ornaments (gas masks, etc.)
3	If the tip of the nose is visible, label it “Wrong_Mask”
4	Except when 50% or more of the face is covered
5	Except when the size of the face is less than 40x40px
6	Excluding 90° left and right, 30° at the top, and exceeding 15° at the bottom
7	Others establish labeling standards by majority vote

2.2.3 모델 학습 과정

본 논문에서는 안면 영역 및 마스크 착용 여부 판별을 위해 One-Stage Object Detection 모델 중 하나인 Yolo 모델을 사용하여 학습을 진행하였다.

Yolo 모델을 선택한 이유는 Object Detection 모델 중 다른 모델에 비해 모델을 구축하기 용이하며 학습과 추론이 R-CNN과 같은 Two-Stage Object Detection 모델 대비 처리 속도가 높아 실시간 서비스에 적합하기 때문이다.

Yolo 모델의 P5, P6 2가지 구조 중 다양한 크기의 객체 검출에 유리하고 속도와 정확도가 향상된 P6 구조를 사용하였으며, Table 4와 같은 학습환경을 고려하여 Large 버전을 사용하였다[4].

Table 4. Yolo model training environment

System	Type	Spec
Server PC	CPU	AMD Ryzen 9 5950X
	GPU	NVIDIA GeForce RTX 3070 8GB
	RAM	DDR4-3200 16GB x2
	OS	Ubuntu 20.04 LTS

모델의 성능을 높이기 위해서는 충분한 양의 학습 데이터가 필수적이거나, 물리적으로 데이터의 양은 한정되어 있으며 더 많은 데이터의 수집은 결국 더 많은 시간과 비

용이 소요된다. 이에 본 논문에서는 데이터의 클래스 불균형 문제 해소 및 데이터 수량 증가를 위해 어그멘테이션을 사용하였다.

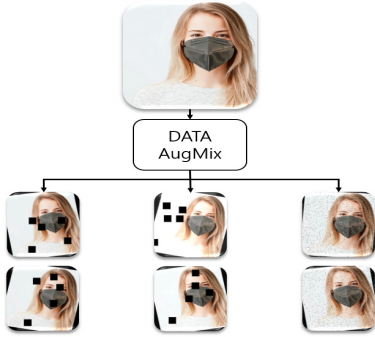


Fig. 6. An Example of the AugMix method using mask images

어그멘테이션 기법 중 AugMix(Augment And Mix 이하 AugMix)를 데이터에 적용하였다[9]. 기존 어그멘테이션은 1개의 이미지에 1개의 기법을 적용하는 반면 AugMix는 1개의 이미지에 다수의 기법을 적용시키는 방법이다. Fig. 6에서 보는 바와 같이 AugMix를 사용하여 이미지에 회전과 노이즈를 발생시키거나, 부분적으로 이미지를 잘라내고 이미지를 확대하는 효과를 추가하여 원본 이미지 수량 대비 3배를 증가시켰다.

Cutout, Rotation, Crop, Noise 등과 같이 어그멘테이션 기법 14개를 선택하고 그 중 무작위로 조합하여 AugMix를 실시하였다. 각각의 AugMix를 적용한 정확도 및 향상치는 Table 5에서 보는 바와 같으며 Crop, Blur, Noise, Rotation 4가지의 조합으로 AugMix 후 학습하였을 경우 기존 94.74% 정확도 대비 2.82% 향상된 97.56%의 정확도를 보였다.

Table 5. Accuracy improvement for each combination of augmentation.

Augmentation Policy	Accuracy improvement
Cutout(10%,3), Rotation(13%),	95.45% (+0.71%)
Brightness(-50,50), Cutout(10%,3), Rotation(13%)	95.59% (+ 0.85%)
Brightness(-50,50), Crop(-25,25), Hue(-16,16)	95.67% (+ 0.93%)
Blur(10px), Crop(-25,25), Flips(Horizontal)	96.22% (+ 1.48%)
Brightness(-50,50), Cutout(10%,3), Rotation(13%), Hue(-16,16)	96.51% (+ 1.77%)
Crop(-25,25), Blur(10px), Noise(5%), Rotation(13%)	97.56 (+ 2.82%)

2.2.4 K-Fold Cross Validation을 응용한 정제

K-Fold Cross Validation은 주로 데이터 세트의 과적합을 막기 위해 사용하는 검증 기법이다[10]. 본 논문에서는 K-Fold Cross Validation을 응용하여 모델의 검출 결과를 육안으로 분석하였다. 우선 Fig. 7과 같이 데이터 세트를 5개의 Train, Validation Set 즉, Fold로 분할 후 각각 학습하여 5개의 모델 가중치를 생성하였다. 그리고 각각의 가중치 학습에 사용된 Validation Set을 Fold의 가중치로 추론 후, 결과 중 레이블과 다르게 추론된 이미지를 검수하였다

검수 결과 레이블링 하지 않았지만 검출된 안면, 기울어진 안면, 레이블링을 잘못된 경우 등 정확도를 하락시킬 수 있는 요인들을 발견하였다.

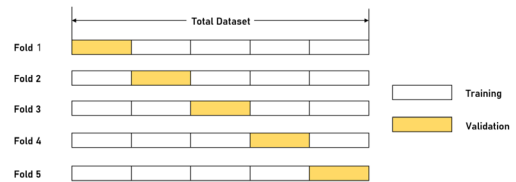


Fig. 7. K-Fold Cross Validation

Table 6. New criteria of dataset refinement

No	New criteria of dataset refinement
1	Draw black box on face which is out of focus
2	Draw black box on face smaller than 40x40px
3	Draw black box on face which is covered 30% or more by other object
4	Draw black box on face which is tilted more than 50°

Table 6은 모델의 추론 결과를 분석 후 데이터 세트 재검수를 위해 새로 추가한 검수 규칙이다. Table 3의 검수 규칙을 준수하되, 이미지 내의 안면 중 학습에 악영향을 끼친다고 판단한 부분들을 비식별화 처리하였다.

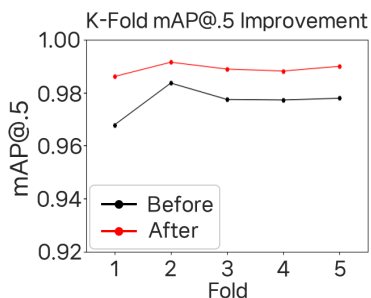


Fig. 8. K-Fold mAP Improvement

Fig. 8은 재정립한 검수 기준을 적용한 데이터 세트와 적용 전 데이터 세트의 학습 mAP를 비교한 그래프이다. 두 학습 모두 Yolo 모델을 동일한 환경에서 학습하였다. 재검수 전 Fold들의 mAP 평균값은 97.56%였으나 재검수 후에는 98.88%로 평균값이 1.2% 이상 증가하였다.

2.3 최종 시스템 실험

2.3.1 최종 모델 테스트

Fig. 9는 마스크 검출 모델 학습을 위해 사용한 기법에 따른 정확도 증가치와 Mask Wearing Detection System의 정확도를 비교한 그래프이다. 테스트는 사람의 다양성 및 인원수를 기준으로 Table 2에 제시된 데이터 세트에서 1,000장의 이미지를 사전에 선별 후 레이블링하여 테스트용 데이터셋을 구축하고 모델 추론 결과와 비교하여 정확도를 측정하였다. 테스트 결과 Mask Wearing Detection System의 정확도 대비 2.41% 증가한 98.8%를 달성하였다.

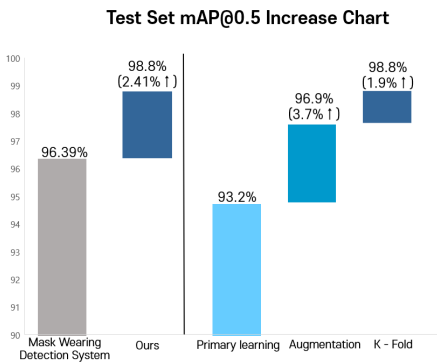


Fig. 9. Mask Detection model mAP Increase Chart

2.3.2 시스템 구조도

최종적으로 구축한 시스템의 구조는 Fig. 10과 같으며 테스트 환경은 Table 4와 같다.

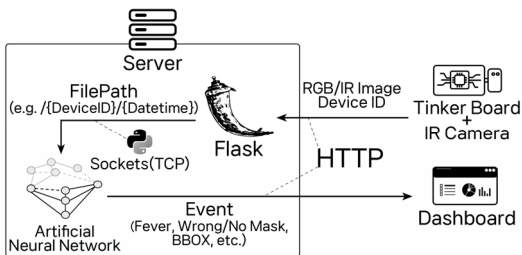


Fig. 10. System Architecture

Tinker Board를 통해 촬영한 이미지를 서버의 Flask로 전송하면, 서버는 전송받은 이미지를 모델로 추론하고 결과를 도출하여 기록을 저장한다. 저장한 데이터를 바탕으로 사용자 대시보드가 구성된다.

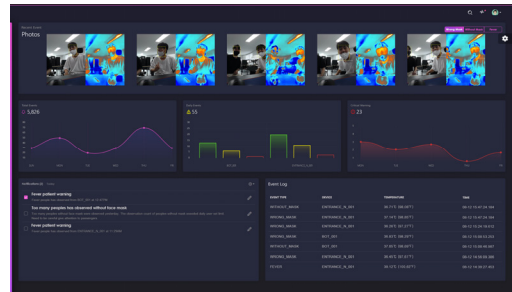


Fig. 11. User Dashboard

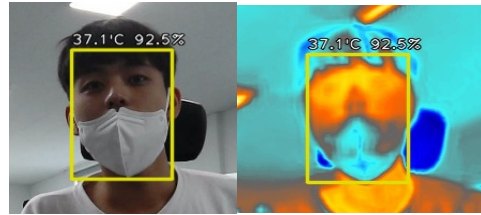


Fig. 12. Result Visualization

Fig. 11에서 보는 바와 같이 대시보드에서는 정보를 한눈에 열람할 수 있다. 대시보드는 이벤트 상황별 최근 사진, 이벤트 누계, 중요 알림 (고열 환자 발생, 이벤트 다수 발생 등), 최근 발생한 이벤트 등으로 구성되어 있다. Fig. 12는 이벤트 상황별 최근 사진에 나타나는 이미지로 바운딩 박스, 체온, 클래스, Model Confidence가 시각화되어 나타난다.

3. 결론

본 논문에서는 RGB/IR 영상에 인공지능 모델을 활용하여 안면 영역을 탐지하고 탐지된 안면 영역의 마스크 착용 여부 및 체온 측정 기능 수행하여 대시보드를 통해 실시간으로 이벤트를 모니터링할 수 있는 감염병 전파 차단을 위한 모니터링 시스템을 제안하였다.

이를 위해 마스크 착용 인식에 특화된 라벨링 기준과 어그멘테이션 기법을 적용하여 성능을 향상시키는 방안을 제시한다. 해당 연구를 통해 이전의 연구결과인 Mask Wearing Detection System의 정확도인 96.39%에서

제안된 기법들을 통해 98.8%로 2.41% 향상되었다[1].

해당 시스템은 열화상 카메라, 인공지능 등의 기술을 융합한 실시간 모니터링 시스템을 통해 전염병 예방에 기여할 수 있다는 점과 논문에 사용된 기법이 추후 안면, 마스크 착용 인식뿐만 아닌 객체 인식 연구의 토대가 될 수 있다는 점에서 의미가 있다.

본 연구에서 사용한 딥러닝 object detection 모델들의 경우 거리가 멀어질수록 정확도가 선형적으로 떨어지는 경우가 존재한다. 이를 해결하기 위해 Super Resolution 모델을 추가 도입한다면 추후 연구에서는 추가적인 라벨링 비용 없이 정확도 향상이 가능할 것으로 보인다.

또한 현재 구현된 시스템의 경우 인공지능 모델을 구동하기에는 열화상 카메라부의 보드 성능이 부족하여 연산용 서버 PC를 추가로 배치하였으나 Yolo라는 경량 모델을 활용하였기에 추후 컴퓨팅 파워가 높은 보드로 변경하여 옛 컴퓨팅 방식을 통한 연산 또한 가능할 것으로 보인다.

References

- [1] C. Nam, E. Nam, K. Jang, "Mask Wearing Detection System using Deep Learning", *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, Vol.25, No.1, pp.44-49, Jan. 2021. DOI: <https://doi.org/10.6109/kiice.2021.25.1.44>
- [2] Statistics Korea. COVID-19 Dashboard [Internet]. Ministry of Health and Welfare, c2022 [cited 2022 August 11], Available From: https://kosis.kr/covid/covid_index.do (accessed Aug. 11, 2022)
- [3] R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, J. Malik, "Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation", *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, IEEE, OH, USA, pp. 580-587, June 2014. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1311.2524>
- [4] G. Jocher, ultralytics/yolov5, Ultralytics, [cited April 1. 2020]. <https://github.com/ultralytics/yolov5> (Aug. 29, 2022)
- [5] A. Cabani, K. Hammoudi, H. Benhabiles, M. melkemi, "MaskedFace-Net--A Dataset of Correctly/Incorrectly Masked Face Images in the Context of COVID-19", *Smart Health*, Vol.19, Article 100144, March 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.smhl.2020.100144>
- [6] J. Buolamwini, T. Gebru, "Gender shades: Intersectional accuracy disparities in commercial gender classification", *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability and Transparency*, New York, USA, pp.77-91, Feb. 2018.

- [7] M Nikita, S Boris, Z Andrey, Z Maxim, Powerful and efficient Computer Vision Annotation Tool (CVAT), Github, 2018. <https://github.com/openvinotoolkit/cvat> (accessed Aug. 11, 2022)
- [8] Y. Zhu, H. Cai, S. Zhang, C. Wang, and Y. Xiong, "Tinaface: Strong but simple baseline for face detection", Nov. 2020. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.13183>
- [9] D. Hendrycks, N. Mu, E. D. Cubuk, B. Zoph, J. Gilmer, B. Lakshminarayanan. AugMix: A simple data processing method to improve robustness and uncertainty, ICLR2020 pp.3~4.
- [10] Y. Bengio, Y. Grandvalet, "No unbiased estimator of the variance of k-fold cross-validation". *Advances in Neural Information Processing Systems*, 16, pp.513-520, 2003.

김 경 섭(Gyung-Seop Kim)

[정회원]



- 2018년 2월 : 송실대학교 전산원 정보보안학과 (컴퓨터공학학사)
- 2018년 11월 ~ 현재 : 디아이솔루션 인공지능개발팀 선임연구원

<관심분야>

인공지능, 안드로이드

강 민 기(Min-Ki Kang)

[정회원]



- 2016년 2월 : 동의대학교 컴퓨터 소프트웨어공학과 (컴퓨터소프트웨어공학학사)
- 2018년 11월 ~ 현재 : 디아이솔루션 인공지능개발팀 선임연구원

<관심분야>

인공지능, CUDA

김 유 신(Yu-Shin Kim)

[정회원]



- 2021년 10월 ~ 현재 : 디아이솔루션 인공지능개발팀 연구원

<관심분야>
인공지능, 컴퓨터비전

남 태 우(Tae-Woo Nam)

[정회원]



- 2007년 2월 : 부산대학교 정보컴퓨터공학부 (정보컴퓨터공학학사)
- 2009년 2월 : 부산대학교 컴퓨터공학과 (컴퓨터공학석사)
- 2016년 2월 : 부산대학교 전자전기컴퓨터공학과 (전자전기컴퓨터공학박사)

- 2017년 12월 ~ 현재 : (주)디아이솔루션 대표이사
- 2020년 3월 ~ 현재 : 경성대학교 겸임교수

<관심분야>
빅데이터 처리, 딥러닝, 소프트웨어 아키텍처

최 새 한(Sae-Han Choi)

[정회원]



- 2022년 2월 : 동의대학교 자동화공학과 (로봇자동화공학학사)
- 2022년 2월 ~ 현재 : 디아이솔루션 인공지능개발팀 연구원

<관심분야>
인공지능, 컴퓨터비전

손 효 상(Hyo-Sang Son)

[정회원]



- 2022년 2월 : 동의대학교 생산정보기술공학과 (생산정보기술공학학사)
- 2022년 4월 ~ 현재 : 디아이솔루션 인공지능개발팀 연구원

<관심분야>
인공지능, 컴퓨터비전