

A Study on the Design and Implementation of a Thermal Imaging Temperature Screening System for Monitoring the Risk of Infectious Diseases in Enclosed Indoor Spaces

Jae-Young Jung[†] · You-Jin Kim^{**}

ABSTRACT

Respiratory infections such as COVID-19 mainly occur within enclosed spaces. The presence or absence of abnormal symptoms of respiratory infectious diseases is judged through initial symptoms such as fever, cough, sneezing and difficulty breathing, and constant monitoring of these early symptoms is required. In this paper, image matching correction was performed for the RGB camera module and the thermal imaging camera module, and the temperature of the thermal imaging camera module for the measurement environment was calibrated using a blackbody. To detect the target recommended by the standard, a deep learning-based object recognition algorithm and the inner canthus recognition model were developed, and the model accuracy was derived by applying a dataset of 100 experimenters. Also, the error according to the measured distance was corrected through the object distance measurement using the Lidar module and the linear regression correction module. To measure the performance of the proposed model, an experimental environment consisting of a motor stage, an infrared thermography temperature screening system and a blackbody was established, and the error accuracy within 0.28°C was shown as a result of temperature measurement according to a variable distance between 1m and 3.5 m.

Keywords : Enclosed Indoor Spaces, Respiratory Infections, Deep Learning, Thermal Image, Body Temperature Screening

밀폐공간 내 감염병 위험도 모니터링을 위한 열화상 온도 스크리닝 시스템 설계 및 구현에 대한 연구

정재영[†] · 김유진^{**}

요약

코로나바이러스감염증-19와 같은 호흡기 감염병은 주로 밀집/밀폐/밀접 공간인 실내에서 일어난다. 호흡기 감염병 이상징후의 존재 여부는 발열, 기침, 재채기 및 호흡곤란 등의 초기 증상을 통해 판단되고 있으며, 이러한 초기 증상에 대한 상시 모니터링이 요구된다. 열화상 온도 스크리닝 시스템은 개인의 피부 온도 상승의 징후가 있는지 초기에 선별하는 빠르고 쉬운 비접촉 스크리닝 방법을 제공하지만, 측정 타겟, 주변 온도 등의 측정 환경과 피 측정대상과의 측정 거리에 따른 오차로 인해 정확한 온도측정이 어렵다. 그리고 국제표준 IEC 80601-2-59에서는 내안각(Inner Canthus) 인접한 영역에 대한 안면 열화상 촬영을 권고하고 있다. 본 논문에서는 가시광 카메라 모듈과 열화상 카메라 모듈에 대해서 이미지 일치화 보정을 수행하였으며, 흑체(Blackbody)를 이용해 측정 환경에 대한 열화상 카메라 모듈 온도를 보정하였다. 표준에서 권고하는 측정 타겟을 인식하기 위해 딥러닝 기반 객체 인식 알고리즘과 내안각 인식 모델을 개발하였으며, 100명의 실험자군에 대한 데이터셋을 적용하여 인식 모델 정확도를 도출하였다. 또한 라이다 모듈을 이용한 객체 거리 측정과 선형회귀 보정 모듈을 통해 측정 거리에 따른 오차를 보정하였다. 제한한 모델의 성능 측정을 위해 모터 스테이지, 열화상 온도 스크리닝 시스템, 흑체로 구성된 실험환경을 구축하였으며, 1m에서 3.5m 사이 가변 거리에 따른 온도측정 결과 0.28°C 이내의 오차 정확도를 확인하였다.

키워드 : 밀폐공간, 호흡기 감염병, 딥러닝, 열화상, 온도 스크리닝

1. 서론

최근 국내외에는 코로나바이러스감염증(COVID-19), 중

동호흡기증후군(MERS), 중증급성호흡기증후군(SARS)와 같은 전파력이 강한 고위험 고치사율 호흡기 감염병으로 인하여 정상적인 사회 기능이 마비되고 막대한 사회적, 경제적, 인적 피해가 발생하고 있다. 상기 질병들과 같은 호흡기 감염병은 주로 밀집/밀폐/밀접 공간인 실내에서 일어나고 있으며, 실내 공간 내 다중객체에 대한 질병 이상징후 조기진단을 통해 감염병의 확산을 사전에 차단하는 것이 그 무엇보다 중요하다. 호흡기 감염병 이상징후의 존재 여부는 발열, 기침, 재채기 및 호흡곤란 등의 초기 증상을 통해 판단되고 있으며,

※ 이 논문은 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2021-0-00725, 밀폐공간내 감염병 위험도 감시를 위한 멀티모달 센싱 기반 감시지능 시스템 기술 개발).

† 정 회 원 : 한국전자통신연구원 책임연구원

** 비 회 원 : 한국전자통신연구원 책임연구원

Manuscript Received : November 16, 2022

Accepted : December 22, 2022

* Corresponding Author : Jae-Young Jung(jjy72@etri.re.kr)

이러한 초기 증상에 대한 상시 모니터링이 요구된다. 적외선 열화상 촬영은 개인의 피부 온도 상승의 징후가 있는지 초기에 선별하는 빠르고 쉬운 비접촉 스크리닝 방법을 제공한다. 발열 스크리닝(Screening Thermograph)의 목적은 객체 대상을 측정하여 인간의 표면 피부 온도를 빠르고 정확하게 결정하고 피부 온도를 통하여 간접적으로 심부(Body Core) 체온을 추정하는 데 사용된다[1].

적외선 열화상 카메라를 이용하여 정확한 표면 온도를 측정할 때 다양한 원인에 의해 매우 큰 오차가 발생할 수 있다.

특히 측정 타겟, 주변 온도 등의 측정 환경 및 피 측정대상과의 측정 거리에 의한 오차가 대표적으로 알려진 요인이다. 국제표준 IEC 80601-2-59:2017 Annex AA, AA.1 General Guidance에서는 내안각(Inner Canthus) 인접한 영역 이외의 표면 영역에 대한 안면 열화상 촬영은 신뢰할 수 없다고 명시하고 있다[2]. 따라서 객체 대상의 내안각 인접한 영역의 발열 스크리닝이 정확한 측정 정확도를 높이는 요인이 된다. 또한, 주변 환경에 의한 오차를 줄이기 위해 알려진 온도와 적외선 방사원인 흑체(Blackbody)를 사용할 것을 권장하고 있다. 여기서 흑체란 이론적으로 외부 에너지를 흡수만 하고 반사하지 않는 물체로, 방사율(ϵ) 값은 '1'로 규정된다[3].

본 논문에서는 밀폐공간 내 다중객체에 대한 질병 이상징후 조기진단을 위해 딥러닝 기반의 열화상 온도 스크리닝 시스템을 설계 및 구현하였다. 또한, 모터 스테이지로 구성된 실험 환경을 구축하여 열화상 온도 스크리닝 시스템의 거리에 따른 온도 정확도를 측정하여 성능을 검증하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 딥러닝 기반 얼굴 탐지 및 내안각 인식 모델, 라이더 센서를 이용한 피 측정물과의 측정 거리에 따른 온도 오차를 보정하는 알고리즘을 제안하였다. 3장에서는 열화상 온도 스크리닝 시스템을 설계 및 제작하였으며, 흑체를 이용해 거리에 따른 온도 정확도를 측정하였다. 마지막으로 4장에서 결론을 맺었다.

2. 열화상 온도 스크리닝 시스템 설계

2.1 시스템 구성도

Fig. 1은 본 논문에서 제안하는 밀폐공간 내 감염병 위험도 모니터링을 위한 열화상 온도 스크리닝 시스템 구성도를 보여준다.

열화상 영상 수집을 위해 아이쓰리시스템사의 TE-EQ1을 채택하였다. 해당 모듈은 384*288의 해상도, 17 μ m의 픽셀 피치(pitch), 8 μ m~14 μ m의 LWIR(Long-Wave Infra Red) 파장대역을 가진다[4]. 가시광 카메라 모듈은 가시광 이미지를 실시간 스트림으로 처리하기 위해 인텔사의 Realsense Lidar 카메라 L515를 적용하였다[5]. 해당 모듈의 가시광 해상도는 1920*1080을 지원하며, USB C-type 프로토콜을 통해 영상 데이터 접근이 가능하다. 또한, 피 측정대상과의 실시간 거리 측정을 위해서 Lidar 센서 L515를 선정하였다. Lidar 센서 사양을 살펴보면 깊이 정확도(Depth Accuracy)는 최대 거리 9m 내에서 10mm 이하의 오차를 제공한다. 본 논문에서 밀폐공간 내 객체 얼굴 검출 성능은 다음 프로세싱을 위해 중요한 단계이다. 이러한 목적을 달성하기 위해 이미지 화질이 우수한 가시광 영상에 대해 딥러닝 방법을 기반으로 모델을 훈련하기로 결정하였으며, YOLOv5 모델을 선택하였다. 다음 단계는 검출된 얼굴 이미지로부터 내안각을 검출하기 위해 Pose Estimation 모델 중 HR-Net을 채택하였다[6].

국제표준 IEC 80601-2-59:2017에서 권고하는 내안각 위치는 Fig. 2와 같다.

온도측정 단계에서는 내안각에서 수집된 열화상 측정값을 기반으로 거리에 따른 온도 보정값을 적용하였다. 거리에 따른 열화상 보정값은 측정하고자 하는 목표물의 거리를 변경하면서 측정된 온도에 대한 오차 값을 도출하였으며, 이를 선형회귀모델로 구현하였다.

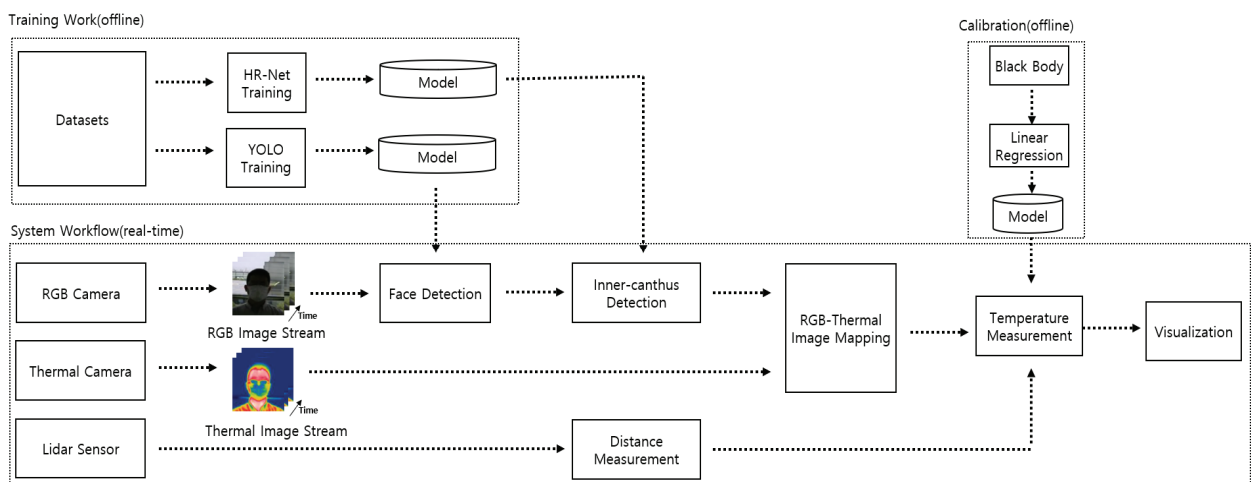
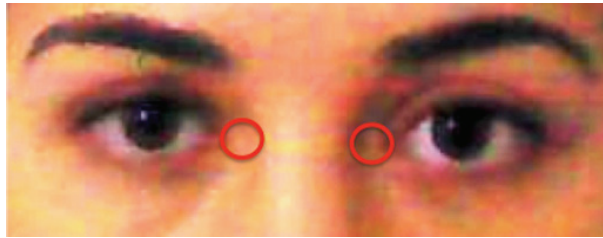


Fig. 1. Thermal Imaging Temperature Screening System Structure



(A) Illustration of Target in the Visible Spectrum



(B) Illustration of Target in the Infrared Spectrum

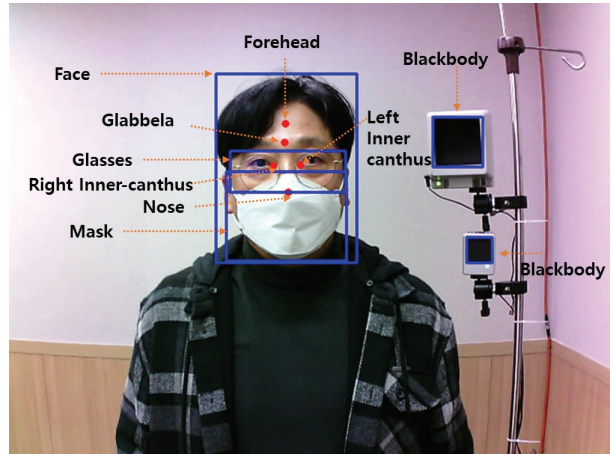
Fig. 2. Position of the Inner Canthus Recommended by the ISO/IEC 80601-2-59

2.2 학습용 데이터셋

객체 탐지용 학습 데이터셋 수집을 위해 남녀 각각 50명을 포함한 100명의 피 실험자군을 모집하였다. 거리에 따라 1m에서 3m까지 0.5m 단위로 측정하였으며, 피 실험자의 촬영 각도는 좌우($0^\circ, \pm 30^\circ, \pm 60^\circ$)와 상하($0^\circ, \pm 30^\circ$)로 구분하여 촬영하였다. 실험실 주변 환경을 살펴보면 주변 평균온도는 26°C , 습도는 45%였다. 실험에 사용된 촬영 장비는 아이쓰리 시스템사의 TE-HQ1 모델을 사용하였으며, 제공된 흑체를 통해 교정을 수행한 다음 실험을 진행하였다. 피 실험자 데이터셋은 가시광 이미지 3,500장과 열화상 이미지 3,500장을 포함하여 7,000장을 수집하였다. 수집된 데이터는 웹 기반의 CVAT(Computer Vision Annotation Tool)를 이용하여 데이터 라벨링 작업을 수행한 다음 JSON 포맷으로 저장하였다. 열화상 이미지에 비해 상대적으로 화질이 좋은 가시광 영상에 대해 라벨링을 수행하였다. 객체 인식을 위한 Bounding box 카테고리에는 Face, Mask, Glass, Blackbody로 구성하였으며, 내안각 인식 및 성능 검증을 위한 키포인트(Keypoint)는 좌/우 내안각, 코 끝, 미간, 이마 등 5개로 구분하였다.

2.3 딥러닝 기반 객체 인식 알고리즘

딥러닝 기반 객체 인식 모델 학습 환경을 살펴보면 운영체제는 Ubuntu, 개발 언어는 Python, 딥러닝 Frame Work는 PyTorch, CUDA 10.x cuDNN 7.x 라이브러리를 이용하여 제안한 시스템을 구현하였다. 가시광 및 열화상 이미지에서의 얼굴 검출에 사용된 YOLOv5 모델은 CSPNet 백본 네트워크를 적용하였다. 적용된 하이퍼파라미터를 살펴보면 배치사이즈는 24, Epoch는 200, Learning Rate는 0.01로 시작하여 OneCycleLR로 학습률을 조정하였으며, 최적화 알고리즘으로는 확률적 경사하강법(SGD)을 선택하였다.



(A) Visible Images Dataset



(B) Thermal Images Dataset

Fig. 3. Sample Images Dataset



Fig. 4. Results of the Deep Learning-based Face Detection

위 Fig. 4는 딥러닝 기반 얼굴 검출 결과를 보여준다.

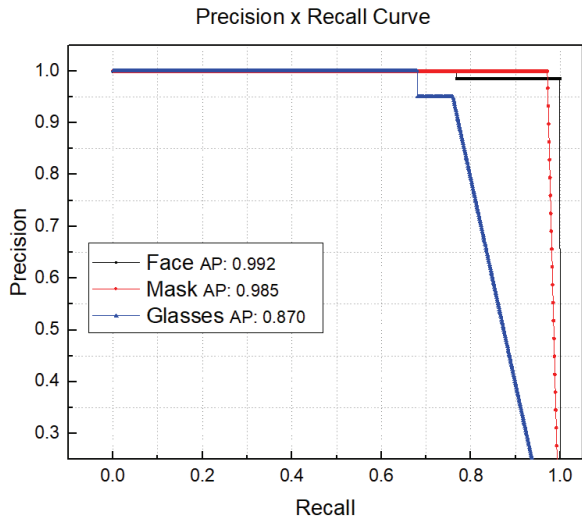


Fig. 5. Precision-Recall Curve

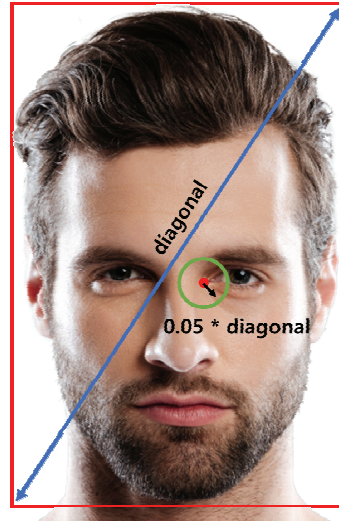
Fig. 5는 얼굴, 마스크, 안경 그리고 열화상 이미지의 얼굴에 대한 객체 검출의 성능 측정 지표인 Precision-Recall 커브를 통해 표시하였다[7]. Confidence Threshold 값이 0.5를 기준으로 얼굴, 마스크 및 안경에 대한 객체 평균 성능 지표는 0.949 mAP(mean Average Precision)@0.5를 확인하였다.

2.4 내안각 인식 모델

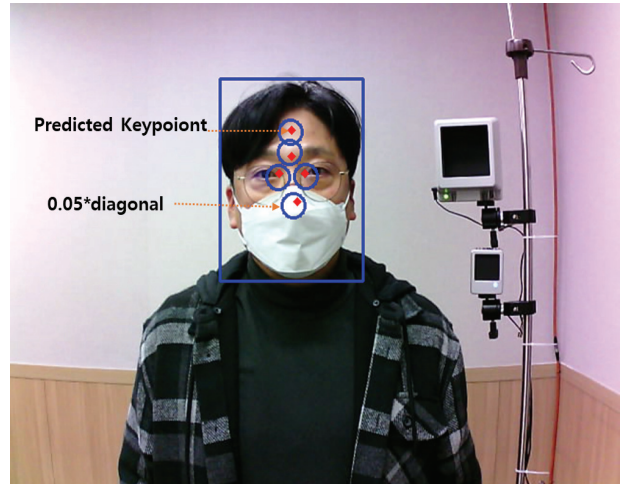
내안각 인식 모델 학습 환경은 객체 인식 모델 학습 환경과 동일하다. 내안각 인식 모델에 사용된 모델은 HRNet로 High-to-Low Resolution Subnetworks 기법을 사용하여 고해상도 하위 네트워크에서 시작하여 점차 고해상도 하위 네트워크를 하나씩 추가하여 더 많은 단계를 형성하고 다중 해상도 하위 네트워크를 병렬로 연결하여 고해상도 표현을 유지할 수 있다. 또한, Multi-scale fusion을 사용하여 다중 해상도 이미지를 여러 네트워크에서 개별적으로 생성하여 합치는 작업으로 정확도를 향상시킬 수 있다. 적용된 하이퍼파라미터를 살펴보면 배치사이즈는 24, Epoch는 480, Learning Rate는 0.001로 시작하여 MultiStepLR로 학습률을 조정하였으며, 최적화 알고리즘으로는 Adam Optimizer를 사용하였다.

내안각 검출 성능을 평가하기 위해 PDJ(Percentage of Detected Joints) 평가 지표를 사용하였으며, 해당 수식은 아래와 같다. 여기서 PDJ는 예상 키포인트와 실제 키포인트 사이의 거리가 얼굴 지름을 이용하여 생성하는 특정 임계값 내에 있는 경우 키포인트가 감지된 것으로 간주하며 지표를 생성한다. 해당 연구에서는 특정 임계값을 5%로 설정하였다.

$$PDJ = \frac{\sum_{i=1}^n \text{bool}(d_i < 0.05 * \text{diagonal})}{n} \quad (1)$$



(A) PDJ Evaluation Metrics



(B) The Predicted Results of the HRNet Model

Fig. 6. Evaluation of the Inner Canthus Detection Model

여기서 d_i 는 Ground Truth Keypoint와 예측된 Keypoint 사이의 유클리드 거리, bool 은 조건이 참이면 1을 반환하고, 거짓이면 0을 반환하는 불리언 함수이며, n 은 이미지의 Keypoint 수를 나타낸다. 아래 Table 1은 키포인트 검출 성능 결과를 PDJ 값을 통해 보여준다.

Table 1. Experimental Results

Keypoint Position	PDJ Value
Forehead	0.921
Glabella	1
Nose	0.921
L_eye	1
R_eye	1
Total	0.968

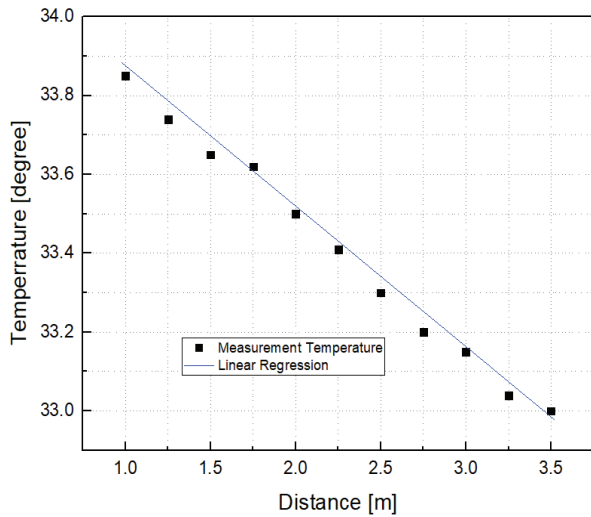


Fig. 7. The Measured Results of Blackbody Temperature and Linear Regression Function According to Distance

2.5 거리에 따른 온도 보정 모델

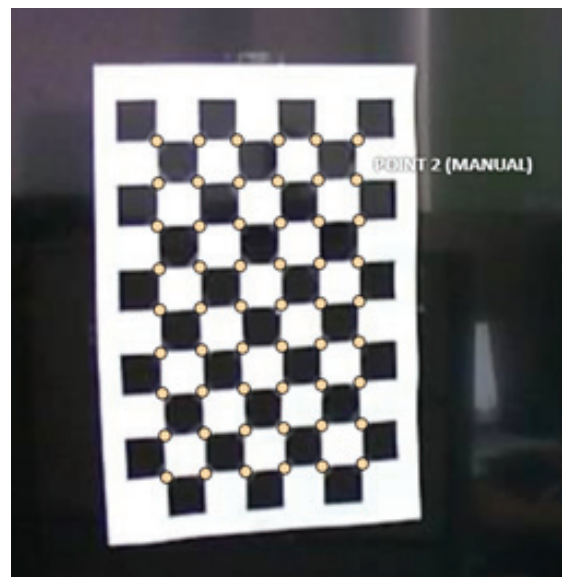
피 측정대상에서 방사되는 적외선 에너지가 열화상 온도 스크리닝 시스템의 센서(FPA)까지 도달해서 이미지화하는 과정에서 다양한 신호가 복합적으로 포함되어 있다. 이때 주변 온도와 습도 그리고 거리에 따른 측정오차가 발생한다. 주변 온도와 습도는 피 측정대상물의 적외선 에너지가 측정 센서에 도달하는 과정에서 난반사와 감쇄 및 간섭으로 인해 오차가 발생할 수 있으며, 대상물의 거리가 멀어지는 경우 주변 온도의 영향으로 인한 측정 오차가 크게 발생할 수 있다. 본 연구에서는 거리에 따른 열화상 센서의 오차를 측정하기 위해 기준 온도인 흑체를 고정시킨 다음 열화상 센서를 수평 방향으로 25cm 단위로 이동하면서 대상물의 온도를 측정하였다. 적용한 열화상 온도 스크리닝 시스템의 센서는 온도측정시 정밀도 향상을 위해 흑체 가운데 픽셀을 기준으로 3*3 픽셀에서 측정된 값을 평균하는 방식을 사용하였다. Fig. 7은 거리에 따른 흑체 온도 측정 결과 및 이를 보정하기 위한 선형회귀(Linear Regression) 함수를 보여준다.

흑체의 기준 온도를 36.5℃로 설정한 다음 1m 인식 거리에 열화상 센서를 통해 측정된 온도는 33.9℃였으며, 3.5m 떨어진 경우 측정 온도는 33℃로 확인되어 1℃ 정도의 오차를 확인하였다. 이를 보정하기 위해 파이썬 프로그래밍 기계학습 라이브러리인 Scikit-learn 내 회귀함수를 사용하였다.

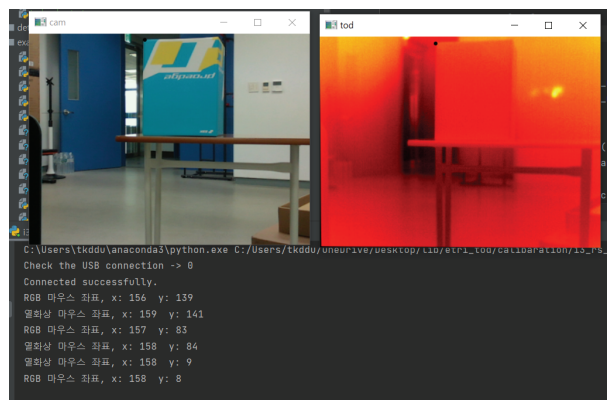
2.6 이미지 일치화를 위한 보정

일반적으로 가시광 카메라 모듈과 열화상 카메라 모듈은 제품마다 센서, 렌즈 등의 물리적 특성이 다르기 때문에 해상도(Resolution), FOV(Field of View), 바라보는 중심점의

위치가 상이하여 정확한 내안각 위치를 매칭시키기 위해서는 카메라 모듈 간의 영상 일치화가 필요하다. 본 논문에서는 영상 일치화를 위해 우선 가시광 카메라 모듈과 열화상 카메라 모듈의 좌표계를 표현할 때 사용하는 내부 파라미터 (intrinsic parameter)를 이용하여 영상 일치화를 진행하였다[8]. 내부 파라미터는 체스판 이미지의 모서리 좌표를 openCV(Open Source Computer Vision)에서 제공하는 calibrateCamera 함수를 통해 추출하였으며, 이를 통해 가시광 카메라 모듈과 열화상 카메라 모듈의 화각과 해상도를 조정하였다. 또한 카메라 특성상 픽셀 간 밀도의 차이로 인해 거리에 따라 픽셀이 미세하게 틀어짐이 존재한다. 이를 위해 Fig. 8B와 같이 거리별 특정 물체의 모서리 좌표를 측정하여 Scikit-learn 선형회귀모델을 통해 X, Y 좌표를 보정하여 가시광 이미지와 열화상 이미지를 일치화시켰다.



(A) Chessboard Used in the Experiment



(B) Pixel Matching for the Visual-Thermal Image

Fig. 8. Visual and Thermal Image Matching

3. 제작 및 측정

3.1 제작

딥러닝 모델 성능 시험을 통하여 제안한 설계 방법이 밀폐 공간 내 객체의 정확한 감염병 위험도를 감지할 수 있다는 것을 확인한 후 Fig. 9와 같이 열화상 온도 스크리닝 시스템을 제작하였다.

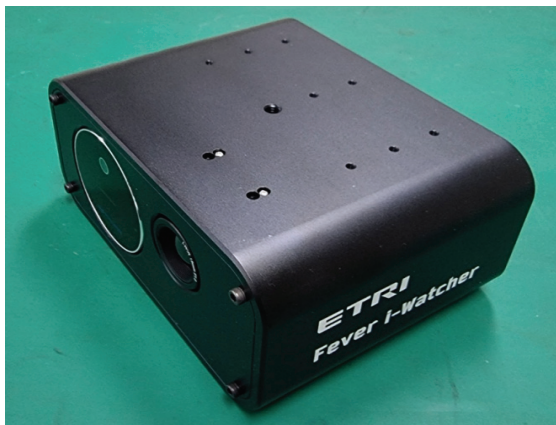
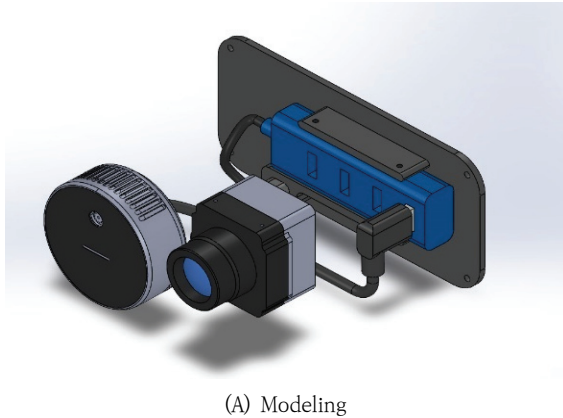


Fig. 9. Photograph of the Fabricated Thermal Imaging Temperature Screening System

3.2 실험환경 및 조건

Fig. 10은 열화상 온도 스크리닝 시스템 실험환경을 보여 준다.

실험 환경을 살펴보면 열화상 온도 스크리닝 시스템과 흑체는 각각 모터 스테이지에 고정될 수 있도록 제작하였으며, 열화상 온도 스크리닝 시스템은 흑체와 수평을 유지한 상태로 PC 프로그램 조정을 통해 1m에서 3.5m까지 10cm 단위로 미세 조정이 가능하다. 실험에 사용된 흑체는 SBIR사의 BTR-03모델로 30℃에서 45℃ 사이에서 $\pm 0.15^\circ\text{C}$ 의 온도 정확도를 제공한다[9]. 실험에 앞서 측정온도의 환경적 오차 요인을 최소화하기 위해 실험실 온도를 25℃가 되도록 설정하였으며, 열화상 센서 내부 동작 열로 인한 센서 측정 오차

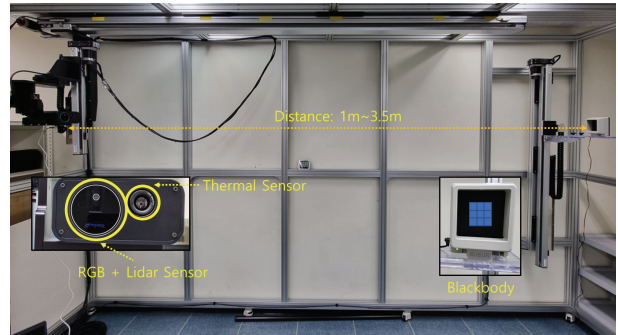


Fig. 10. Measurement Setup of the Thermal Imaging Temperature Screening System

를 방지하기 위해 내부 발열의 포화점에 이르는 30분 후에 측정을 시작하였다.

3.3 실험결과

흑체의 기준 온도를 36.5℃로 설정한 다음 1m 인식 거리에서부터 3.5m까지 모터 스테이지를 이용해 이동하면서 열화상 센서를 통해 온도를 측정하였으며, 그 결과는 Fig. 11과 같다.

그림에서 보듯이 측정 거리 전 구간에 대해 선형회귀 보정을 통해 최대값과 최소값의 오차범위는 0.28℃ 이내임을 알 수 있다. 이는 Fig. 7의 실험 결과에서 알 수 있듯이 거리에 따른 열화상 센서 오차가 보정 전 1℃임을 고려한다면 오차 정확도에서 탁월한 성능 개선을 확인할 수 있었다. 또한, 거리에 따른 온도 보정 1.25m와 1.5m에서 0.2℃ 오차가 발생한 원인을 분석한 결과 아이스리시스템사의 TE-EQ1 모듈은 일정 시간에 대해 모듈 자체 온도 교정 알고리즘을 수행하는 것으로 확인되었으며, 동작 주기 동안 오차가 발생하였다.

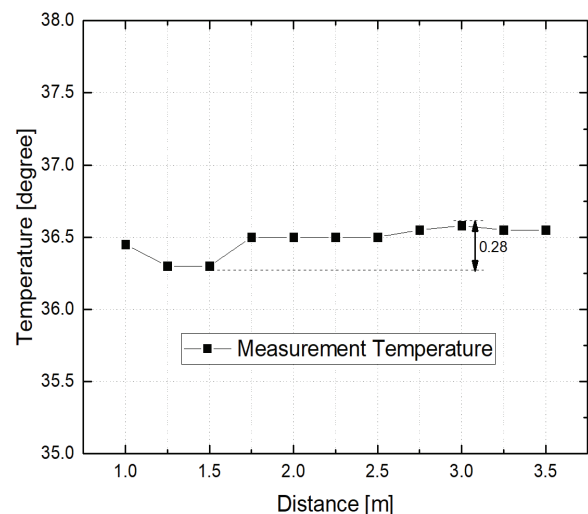
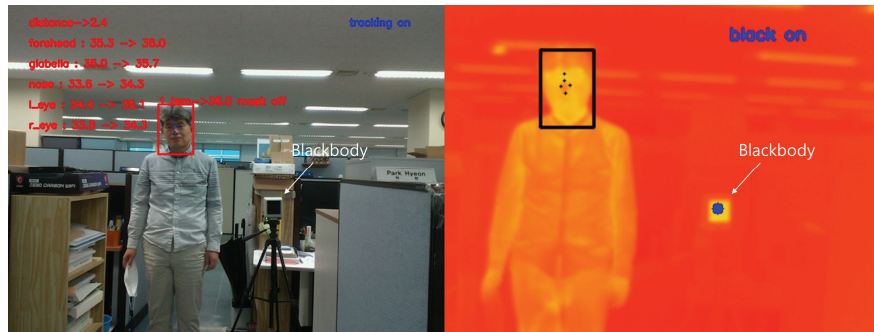
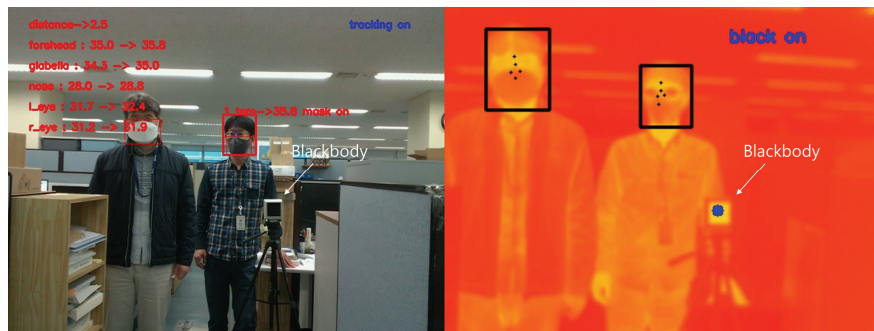


Fig. 11. The Measured results of Thermal Temperature Screening System applying Calibration Algorithm According to Distance.



(A) Single Object Detection



(B) Multiple Object Detection

Fig. 12. Thermal Temperature Screening System GUI

Fig. 12는 제작된 열화상 온도 스크리닝 시스템에 대한 사용자 그래픽 인터페이스를 보여준다. 구현된 프로그램은 가시광/열화상 이미지 시각화, 객체/키포인터 인식, 흑체/거리 보정 알고리즘을 구현하였으며, 밀폐공간 내 객체 열화상 온도 스크리닝 기능을 제공한다.

4. 결 론

밀폐공간 내 다중객체의 내안각 온도를 지속적으로 측정해서 모니터링하는 열화상 온도 스크리닝 시스템은 코로나와 같은 호흡기 질환 변이 바이러스의 주기적 유행의 반복적인 확산에 따라 앞으로도 필요성이 증가할 것으로 예상된다. 본 논문에서는 측정 타겟, 주변 온도 등의 측정 환경과 피 측정대상과의 측정 거리에 의한 오차를 극복하기 위한 알고리즘 및 시스템을 제안하였다. 향후 연구에서는 피 측정 대상 데이터셋을 지속적으로 축적하고, 이를 기반으로 성별 및 연령별 피부 온도와 심부 체온과의 상관관계 모델링을 수행할 계획이다.

References

- [1] J. W. Lin, M. H. Lu, and Y. H. Lin, "A thermal camera based continuous body temperature measurement system," *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW)*, pp.1681-1687, Oct. 2019.
- [2] International Standard, IEC 80601-2-59, Medical electrical equipment-Part 2-59: Particular requirements for the basic safety and essential performance of screening thermographs for human febrile temperature screening, Sep. 2017.
- [3] M. Strojnik, M. K. Scholl, and G. Garcia-Torales, "Black-body radiation, emissivity, and absorptivity," *Proceedings of SPIE 9973, Infraed Remote Sensing and Instrumentation XXIV*, 997310, Sep. 2016.
- [4] i3system homepage [Internet], <https://www.i3system.com>.
- [5] Intel homepage [Internet], <https://www.intelrealsense.com/lidar-camera-l515/>
- [6] A. Toshev and C. Szegedy, "DeepPose: Human pose estimation via deep neural networks," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Aug. 2014.
- [7] R. Padilla, S. L. Netto, and E. A. da Silva, "A survey on performance metrics for object-detection algorithms," *International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, pp.237-242, 2020.
- [8] H. C. Shin, S. H. Kim, and K. H. Sohn, "Hybrid stereoscopic camera system," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol.16, No.4, pp.602-613, 2011.
- [9] SBIR homepage [Internet], <https://sbir.com/btr-body-temperature-reference-source-nightingale/>



정재영

<https://orcid.org/0000-0002-8266-4972>

e-mail : jjy72@etri.re.kr

1999년 경북대학교 전자공학과(학사)

2001년 경북대학교 전자공학과(석사)

2012년 충남대학교 전자공학과(박사)

2001년 ~ 현 재 한국전자통신연구원

책임연구원

관심분야 : Deep Learning, Signal Processing, Edge Computing, IoT, Wireless Sensor Network



김유진

<https://orcid.org/0000-0003-1803-3874>

e-mail : youjin@etri.re.kr

2005년 충북대학교 통신회로 및

시스템공학전공(박사)

1995년 ~ 1999년 LG반도체(현, SK하이닉스)

MCU설계 연구원

1999년 ~ 현 재 한국전자통신연구원 책임연구원

관심분야 : Deep Learning, Image processing, Doppler/FMCW Radar System, Embedded System design