

# 건물 열 환경 쾌적 제어를 위한 이미지 인식 기반 착의량 산출 모델개발

## Development an Image Recognition-based Clothing Estimation Model for Comfortable Building Thermal Controls

박 보 랑\*      최 은 지\*\*      최 영 재\*\*\*      문 진 우\*\*\*\*  
Bo Rang Park      Eun Ji Choi      Young Jae Choi      Jin Woo Moon

### Abstract

The purpose of this study is to develop an intelligent model that can estimate the clothing insulation (CLO) of occupants using real-time images. Also, performance and applicability of the model to the actual environment were analyzed through the experiment. A total of 16 individual garments and 9 clothing ensembles were set for the model development. The model was developed using the YOLOv5 network and trained on the collected clothing data. The classification performance of the developed model was denoted as 86.7% on average. The applicability of the model was evaluated using the real-time images of the subjects in the test-bed. As a result, the insulation value of the clothing ensembles can be accurately estimated with the MAE of 0.01 clo. This study confirmed the outstanding performance of the CLO estimation model and its high applicability to the actual indoor environment. Therefore, employing the CLO estimation model can contribute to improvement of occupant's thermal comfort, and it is expected to be applied to various systems capable of PMV-based control.

키워드 : 온열환경, 열쾌적, 착의량, 예상평균온열감

Keywords : Thermal Environment, Thermal Comfort, Clothing Insulation, Predicted Mean Vote

### 1. 서 론

실내 열 환경은 재실자의 열 쾌적에 영향을 미치는 주요 요소로 재실자의 건강, 생산성 등 삶의 질에 영향을 미친다(Wyon, 2004; Tham & Willem 2010; Zhang, De Dear & Candido, 2016). 재실자의 열 쾌적은 환경 변수인 실내 온도, 상대습도, 평균복사온도, 기류 속도와 개인변수인 활동량, 착의량, 나이, 성별 등에 영향을 받는다. 이러한 재실자의 쾌적성을 확보하는 것은 건물 환경제어에 있어 주요 목표로 인식되고 있으며(Choi et. al. 2018a; Xie et. al. 2020), 최근에는 재실자의 쾌적성 향상과 더불어 에너지의 효율적 운용을 위해 재실 여부, 재실 인원 Choi et. al.(2018b), 활동량(metabolic rate) (Choi et. al., 2018c; Choi et. al., 2020) 및 착의량(clothing insulation) Choi et. al.

(2020) 등의 개인적인 요소를 고려하는 재실자 중심의 실내 환경제어 방법이 연구되고 있다(Kim, 2018; Wang, 2018).

실내 열 환경제어 시 재실자의 열 쾌적을 정량적으로 나타내는 예상평균온열감(predicted mean vote, PMV) Fanger(1972)을 주된 지표로 사용하며, PMV는 물리적 환경 변수뿐만 아니라 개인변수인 활동량, 착의량을 통합적으로 고려한다. 개인변수 중 착의량은 사람이 입고 있는 의복의 전체 단열성을 의미하며 피부 표면에서부터 의복 표면까지의 열저항( $1.0 \text{ clo} = 0.155 \text{ m}^2\text{K/W}$ )을 의미한다(ASHRAE, 2020a). 착의량은 의복의 종류, 재질, 두께 등 다양한 요인에 따라 값이 달라지는 동적 요소로 실제 의복의 착의량은 열적 마네킹(thermal mannequin)을 통해 정확히 측정될 수 있다. 하지만 열적 마네킹을 사용하기 위해서는 측정을 위한 장치 및 기후 조성 챔버와 같은 실험실 조건이 갖춰져야 하므로 쉽게 측정하기 어렵다(Lee, 2016). 이의 대안으로 ISO 9920 ISO(2007a) 및 ASHRAE Standard 55 ASHRAE(2020b)는 개별의복(individual garments insulation,  $I_{cl}$ ) 및 의복조합(clothing ensembles insulation,  $I_{cl}$ )에 대한 일반적인 착의량을 제시하고 있다.

그러나 물리적 환경 변수와 달리 착의량은 기후, 문화, 개인 취향 등에 영향을 받는 동적 변수로써 사람마다 다양성이 크고 실제 현장에서 모든 의복의 단열 값을 측정

\* 중앙대 건축학과 전임연구원, 공학박사  
\*\* 중앙대 대학원 박사과정  
\*\*\* 중앙대 대학원 박사과정  
\*\*\*\* 중앙대 건축학과 교수, 공학박사

(Corresponding author : Department of Architecture and Building Science, Chung-Ang university, gilerbert73@cau.ac.kr)  
이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2019R1A2C1084145).

하는 것은 현실적으로 어려우므로 주로 입의의 값을 가정하여 적용 Choi & Loftness (2012) 하거나, 설문조사 (Haldi, 2011; Wu, 2018) 를 통한 대푯값을 사용하였다. 이러한 접근은 PMV 산출에 있어 개인변수의 다양성을 고려하지 않거나, 비전문가인 재실자의 주관적인 판단 및 개입을 요구하는 방법으로써 다수의 재실자를 포함하는 실제 건물에서는 사용하기에 적합하지 않다. 다시 말해, PMV 지표를 사용할 경우 재실자의 통합적인 열 쾌적을 고려한 개인 맞춤형 제어를 기대할 수 있으나, 착의량과 같은 개인적 요소의 실측이 어려워 실제 건물 적용에 어려움이 존재했다.

이러한 한계를 극복하고 PMV 기반의 시스템 제어가 가능하도록 재실자의 착의량을 객관적으로 측정하고자 하는 연구는 Table 1과 같이 지속적으로 수행되고 있다. 주로 현장에서 측정 가능한 물리적 변수를 통해 착의량을 예측하는 Data-driven 회귀 모델이 먼저 개발되었다. de Carvalho et. al.(2013)은 당일의 최대 외기온도 및 전날의 평균 외기온도를 주요 변수로 착의량을 추정하였으며, (Schiavon & Lee, 2012; Lee & Schiavon, 2014)는 오전 6시의 외기온도 및 실내 작용온도를 변수로 선형 회귀 모델을 개발하였다. 개발된 모델은 전체 착의량 변화량 중 22%만 예측할 수 있었지만, 기존의 고정값을 적용하는 방법보다는 나은 결과를 보이는 데 의의를 두었다. 또한, NgarambeYun & Kim (2019)는 환경 변수 외에도 재실자의 교통수단을 주요 변수로 포함한 선형 및 딥러닝 기반 모델을 개발해 착의량을 예측하고자 하였다. 하지만 이러한 착의량 산출 방법은 하루평균 착의량 값을 추정하는 모델로 시간대별 재실자의 착의량 변화를 감지하기는 어렵다. 또한, 재실자가 착용한 의복을 직접 측정하는 방식이 아닌 착의량에 영향을 미칠 수 있는 데이터를 통해 간접적으로 추정하는 접근 방법으로 정확도가 낮고 데이터의 의존성이 높다.

이와 같은 한계를 해결하고 직접적인 착의량 측정을 위해 적외선 카메라 (Lee et. al., 2016; Lee et. al., 2016; Choi et al. 2020)를 사용하거나 열전대 센서 Lee(2017) 등을 사용하여 피부 및 의복 온도를 측정하는 연구도 수행되었다. 이때 피부 온도는 의복뿐만 아니라 재실자의 활동, 주위 열 환경에도 영향을 받는 요소이다. 따라서, 주위 환경 및 재실자의 활동이 일정하게 고정된 상태에서는 정확도가 높을 수 있지만, 실제 환경에서는 재실자의 움직임, 심리상태 및 주변 열 환경 등에 의해 영향을 받을 수 있어 건물 적용에 한계가 발생할 수 있다.

피부 온도를 변수로 활용하는 방법에서 나아가 카메라를 통해 사람 움직임 및 표면 색상 분류, 의복 이미지를 활용하여 기계학습 및 인공신경망 모델을 적용한 착의량을 산출하려는 연구도 수행되었다(Matsumoto, Yun & Kim 2011; Dziedzic, Yan & Novakovic 2018). 이처럼 과거에 비해 인공신경망 등의 기술적응으로 착의량을 산출하는 방법으로 발전되고 있다. 그러나 기술적 한계로 인해 의복 인식률이 다소 낮았으며 다양한 의복조합을 산출하는 방법은 부족하다. 그러므로 더욱 정밀하고 실제 건물에

적용하여 열 쾌적 평가를 가능하게 하는 지능적 착의량 산출 방법이 필요하다.

따라서 본 연구의 목적은 실내 영상 이미지를 활용해 재실자의 착의량을 객관적으로 산출하는 지능형 모델을 개발하고, 산출 성능분석을 통해 실내환경에서의 적용성을 확인하는 것이다. 즉, PMV 지표의 주요 변수인 착의량의 실시간 산출 성능 및 적용 방법을 제시함으로써 재실자 맞춤형 열 환경제어의 실현 가능성을 보여주는 데 의의가 있다.

Table 1. Preliminary research on calculating the clothing

Authors	Contents
Carvalho et. al., 2013	•Development of a multiple linear regression model that calculates the clothing insulation using the maximum outdoor temperature of the day and the average outdoor temperature of the previous day as main independent variables
Schiavon & Lee, 2012; Lee, 2014	•Using 6,333 data from ASHRAE RP-884 and -921, developed two linear regression models for predicting the clothing insulation with outdoor temperature (R=0.45) and operating temperature (R=0.3), which are variables that affect the clothing insulation.
Ngarambe, 2019	•Development of a deep learning-based clothing insulation prediction model by collecting variables such as outdoor temperature, dew point, gender, season, and means of transportation through a survey.
Lee et. al, 2016; Choi et. al, 2020	•Developed a model that calculates the clothing insulation by measuring the temperature of the occupant's forehead and clothing surface through an infrared camera. Conducting experiments on winter clothing. •Reverse calculation of the clothing insulation through the sensible heat loss calculation formula of the Thermoregulation Model
Lee et. al, 2016	•By measuring the surface temperature of exposed skin and clothing such as forehead, chest, and legs through an infrared camera, it calculates the clothing insulation three types of clothing representing winter, spring/autumn, and summer.
Lee, 2017	•A thermocouple is attached to measure the skin and clothing surface temperature, and the clothing insulation is estimated by calculating the body heat loss and clothing thermal resistance.
Dziedzic, Yan & Novakovic, 2018	•Development of new measurement techniques to quantify the coefficient of clothing quantity using depth and color recording cameras. •It is a method of recognizing clothes through the experimenter's motion detection and surface color classification and shows the possibility of using it as a major factor in calculating the clothing insulation.
Matsumoto, Yun & Kim 2011; Dziedzic, Yan & Novakovic 2018	•A method of estimating the clothing insulation from clothing images through a camera is presented. •Through machine learning techniques such as HOG algorithm and multi-class SVM model, clothes are detected and the clothes weight is calculated by estimating the upper and lower weights of clothes.

## 2. 연구의 방법 및 범위

### 2.1 착의량 산출 모델 학습 및 평가

본 연구에서는 실내 영상 이미지를 사용해 의복을 감지, 종류를 분류하여 사람이 입고 있는 착의량을 산출하는 모델을 개발하였다. 모델개발을 위해 이미지 기반 사물 인식 모델 중 속도가 빠르며 정확도가 높은 YOLOv5 (Jocher et. al., 2021) 네트워크를 사용하였다. YOLOv5는 이미지에서 물체 감지 및 분류가 동시에 가능한 네트워크 구조로 본 연구에서는 실내 재실자의 의복을 감지하고 그 종류를 구분할 수 있는 모델로 학습하였다.

모델의 학습을 위해 데이터 세트는 Table 2와 같이 실내에서 주로 입는 일반적인 의복(garment) 종류에 대하여 인터넷 또는 연구실 환경에서 직접 촬영한 영상 이미지로 구축하였다. 의복의 종류는 ASHRAE Standard 55와 ISO 9920:2007 ISO(2007b) 기준을 토대로 Top (5개), Bottom (5개), Outer (1개), Dress (2개), Pajamas (3개)의 카테고리고 구분하였으며, 총 16가지 종류로 선정하였다. 상세 의복 종류 및 개별 착의량( $I_{clu}$ )은 Table 2에서 확인할 수 있다.

수집된 학습 데이터는 의복만 포함된 이미지 또는 의복을 입고 있는 사람 전체를 포함하는 이미지로 다양하게 구성되었으며, 후자의 경우 Table 2의 상-하의 의복 구성을 달리하여 다양한 의복조합(ensemble)을 포함하도록 하였다 (Figure 1). 또한, 이미지는 정면뿐만 아니라 측면, 후면 등 여러 각도의 의복이 포함되도록 수집하였다. 학습에 사용된 데이터는 총 6,664개로 전체 데이터의 약 85%는 학습(train) 및 검증(valid)에 사용되었고 15%는 평가(test)를 위해 사용되었다.



Figure 1. Dataset examples

학습된 모델의 성능평가는 Test 데이터 세트에 대한 정확도(accuracy) 및 의복 별 출력값과 실제값을 비교해 분류 성능을 확인할 수 있는 Confusion Matrix를 통해 실시하였다. 정확도는 직관적으로 모델의 예측성능을 확인할 수 있지만, 데이터 세트에서 클래스별 데이터양이 크게 차이가 날 때는 정확도의 신뢰성이 낮아지기 때문에 정밀도(Precision)와 재현율(Recall)을 사용한다. 여기서 정밀도는 정답으로 산출한 값이 실제 정답일 확률을 의미하며 재현율은 실제 정답인 데이터 중에서 모델이 정답이라고 산출한 것의 비율을 의미한다. Confusion Matrix는 각 클래스별 예측값과 실제값을 비교하고 정확도를 시각화하여 나타낼 수 있으며 우하향 대각선 수치들이 1.0에 근사할수록 모델의 정확도가 높다는 것을 의미한다.

Table 2. Individual garments and insulation values

Category	Garment	$I_{clu}$ (clo)
Top	short sleeve shirt	0.24
	long sleeve shirt	0.33
	T-shirt	0.10
	long sleeve sweater	0.36
	long sleeve sweatshirt	0.16
Bottom	trousers (straight, loose)	0.22
	knee length skirt	0.14
	ankle length skirt	0.23
	walking shorts	0.08
	sweat pants	0.28
Outer	suit jacket	0.36
Dress	short sleeve shirt dress	0.29
	long sleeve shirt dress	0.35
Pajamas	long sleeve pajama top	0.31
	long sleeve pajama trousers	0.17
	short sleeve pajamas	0.25

### 2.2 모델 적용성 평가 방법

수집된 데이터에 대해 평가된 착의량 산출 모델의 건물 적용 가능성을 확인하고자 실내환경을 구현한 Test-bed 실험을 진행하였다. 실험을 통해 실제 건물에 적용 시 모델이 개별의복의 분류 성능뿐만 아니라 재실자가 착용한 의복조합에 대한 착의량을 정확하게 산출할 수 있는지를 평가하여 정확도 높은 착의량 및 PMV 산출의 가능성을 확인하고자 한다.

본 실험에서는 모델 적용성 평가를 위해 시스템 제어 기간에 재실자가 착용하고 있는 의복을 대표하는 착의량 값을 출력한다. 이때 제어 기간은 10분으로 가정하였으며 실제 피실험자의 의복을 10초 간격으로 감지하고 제어 기간에 피실험자가 착용하고 있는 의복조합에 대한 대표 착의량( $I_{cl}$ )을 산출하는 방법으로 모델의 적용성 및 정확성을 분석하였다. 이러한 Test-bed 실험의 프로세스는 Figure 2와 같다. 10초 간격으로 실내 영상 이미지가 수집되고 착의량 산출 모델은 재실자의 의복을 감지 및 분류한다. 제어 기간인 10분 동안 동일 과정을 반복하고 10분에 도달하면 분류된 의복 종류 중 가장 높은 빈도로 나

타난 의복조합을 선정한다. 최종적으로 선정된 의복조합에 대한 착의량을 산출하고 그 결과를 출력한다.

피실험자 의복 이미지는 Figure 3.(a)와 같이 실험실 내부 좌우 측면 약 1.75 m 높이에 설치된 Raspberry Pi 기반 카메라 센서(RPI 8MP CAMERA BOARD) 2대를 통해 10초에 한 번씩 수집된다. Figure 3.(b)는 수집된 이미지 일부를 보여주며 이미지는 서버에 실시간 전송되어 착의량 산출 모델에 입력된다.

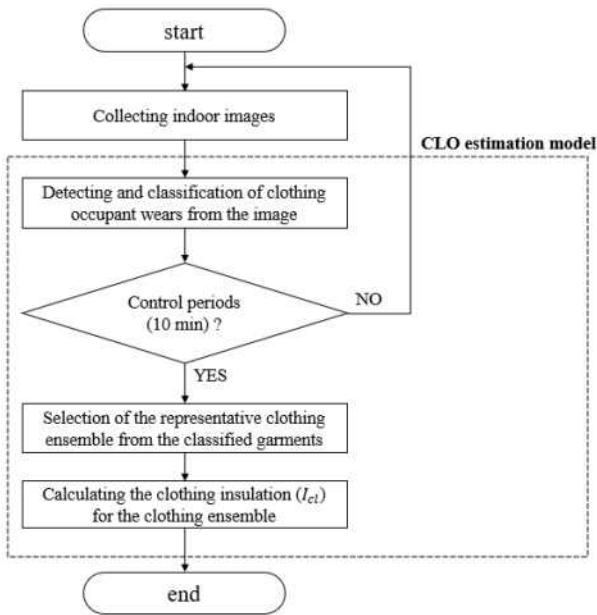
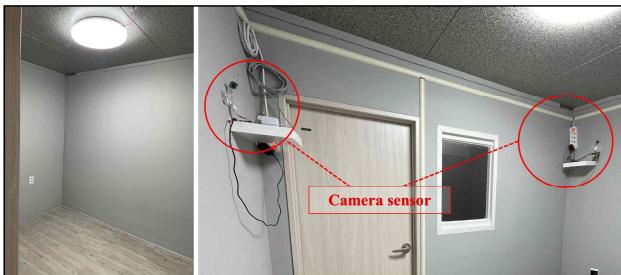


Figure 2. Mock-up experiment process

실험을 위한 의복조합은 Table 2의 개별 의복(garment) 중 11가지에 대해 상·하의 조합을 변경하여 Table 3과 같이 총 9가지로 구성된다. 의복조합( $I_{cl}$ )에 대한 착의량은 ISO 9920에서 제시하는 경험적 수학적 식인 Equation (1) (MCCLLOUGH, JONES & TAMURA 1989; LOTENS & HAVENITH 1995)에 의해 추정할 수 있다. Equation 1은 전체 의복조합의 착의량( $I_{cl}$ )을 개별의복의 단열( $I_{clu}$ ) 합에 가중치를 부여하여 계산한 식으로 다양한 의복조합에 대한 착의량도 추정할 수 있다. Table 3의 의복조합은 공통으로 속옷(0.04 clo), 발목 양말(0.02 clo), 운동화(0.02 clo)를 기본적인 착의 상태로 가정하여 E1 (0.38 clo) ~ E9 (0.99 clo)의 범위를 가지도록 설정하였다.

$$I_{cl} = 0.161 + 0.835 \sum I_{clu} \quad (1)$$

실험은 총 5명의 피실험자를 대상으로 하였으며 20대 성인 남녀(남자 3명, 여자 2명)로 구성하였다. 단일 피실험자를 기준으로 실험을 진행하였으며 실험실 내부에서 앉은 자세를 유지하였다. 하나의 의복조합당 재실 시간은 10분으로 설정하였으며 의복조합 중 E2와 E4의 경우 원피스나 치마를 포함하므로 여성 피실험자는 총 90분, 남성 피실험자는 총 70분의 실험을 수행한다. 실내 영상 이미지는 양각에서 10초 간격으로 수집되어 한 피실험자에 대해 10분 동안 120장, 전체 피실험자에 대해 총 4,833개의 이미지를 수집하게 된다. 수집된 전체 이미지에 대해 모델의 개별 의복(garment) 분류 정확도를 분석하고, 10분 동안의 대표 의복조합(ensemble)에 대한 착의량 산출이 적절히 이루어졌는지를 분석하여 모델의 적용성을 평가한다.



(a) Test-bed laboratory and installed camera sensors



(b) Examples of the Test-bed image data

Figure 3. Test-bed laboratory and collected images

Table 3. Clothing ensembles and insulation values

Ensembles	Types	Garment insulation ( $I_{clu}$ )	Ensemble insulation ( $I_{cl}$ )
E1	walking shorts	0.08	0.38
	T-shirt	0.10	
E2	short sleeve shirt dress	0.29	0.45
E3	walking shorts	0.08	0.50
	short sleeve shirt	0.24	
E4	knee length skirt	0.14	0.53
	short sleeve shirt	0.24	
E5	short sleeve pajama tops	0.25	0.58
	long sleeve pajama trousers	0.17	
E6	sweat pants	0.28	0.60
	long sleeve sweatshirt	0.16	
E7	trousers (Straight, loose)	0.22	0.61
	short sleeve shirt	0.24	
E8	trousers (Straight, loose)	0.22	0.69
	long sleeve shirt	0.33	
E9	trousers (Straight, loose)	0.22	0.99
	long sleeve shirt	0.33	
	suit jacket	0.36	

### 3. 성능평가 및 결과 분석

#### 3.1 착의량 산출 모델 성능분석

착의량 산출 모델은 수집된 16가지 종류의 의복 데이

터(batch size 16, epoch 150)로 학습하였다. 학습된 모델은 train 데이터 세트에 대해 정밀도 0.9348, 재현율 0.9236, 정확도 0.9621으로 수렴하였으며 검증용 valid 데이터 세트에 대한 분류 오차는 0.0083을 나타냈다. 전체 평균이 아닌 의복 종류별 이진분류 성능에 대한 정밀도-재현율을 나타낸 PR 곡선(Precision-Recall curve)은 Figure 3과 같으며 1에 가까울수록 우수한 검출 성능을 의미한다. 범례는 의복 정보 및 PR 곡선의 면적을 나타내고 있으며 최솟값은 long sleeve sweat shirt가 0.939이고 모든 의복은 0.9 이상의 면적을 가지도록 학습되었다. 검증에 사용된 valid 데이터 세트에 대한 모델의 의복 감지 및 분류 예는 Figure 4와 같으며, 의복을 감지하는 경계박스 및 감지된 의복을 16가지 종류로 분류한 결과를 보여준다.

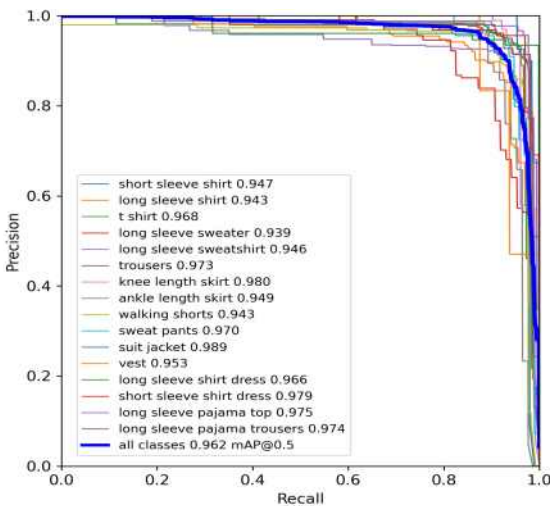


Figure 4. PR curve of the trained model



Figure 5. validation results

학습에 사용하지 않은 800개의 Test 데이터 세트에 대한 모델 성능평가 결과, 평균 분류 정확도는 89%로 확인

되었으며 16가지 의복 종류별로 정확도에 차이가 발생하였다. 의복 종류별 성능은 Figure 6의 Confusion matrix와 같다. Confusion matrix는 Test 데이터 세트에 대해 모델이 분류한 의복과 실제 정답을 비교하여 정확도 및 분류 오차를 보여준다. 정확하게 의복을 분류했을 경우 우하향 대각선 라인이 1.0에 가까운 값을 보이게 되며 우측 Color bar와 같은 색으로 표현된다.

Long sleeve sweatshirt는 1.0으로 가장 높은 정확도를 나타냈으며 정확도 0.9 이상을 보이는 의복은 T-shirt, long sleeve sweatshirt, trousers, knee length skirt, walking shorts, long sleeve shirt dress이다. 전체 의복 16가지 중 11개의 의복은 정확도 0.8 이상을 나타냈으며 가장 낮은 분류 정확도는 long sleeve pajama top에서 0.6으로 나타났다.

평가를 위한 Test 데이터 세트는 수집된 전체 데이터의 일부를 무작위로 분리하여 사용하였는데 일부 의복의 경우 Test 데이터 세트에 포함되는 이미지 수가 적어 오차가 발생한 횟수는 다른 조금만 발생하더라도 정확도가 낮게 나타난 것으로 판단된다. 해당 사항의 보완 및 실제 실내환경 적용성 분석을 위해 Test-bed 실험을 수행하였다.

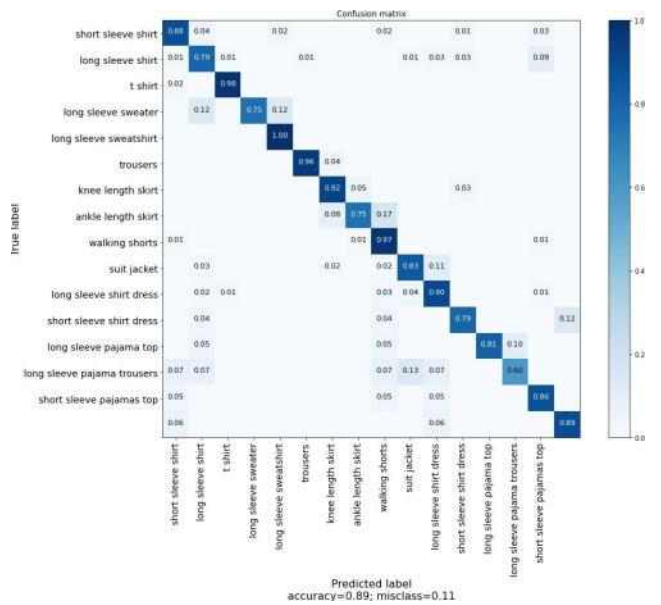


Figure 6. Confusion matrix of test dataset

3.2 Test-bed 실험 기반 착의량 산출 모델 적용성 분석 개발된 착의량 산출 모델이 실제 실내환경에서 제실자의 의복조합과 대표 착의량을 정확히 산출할 수 있는지를 평가하기 위해 Test-bed 실험을 수행하였다. PMV 기반의 열쾌적 제어를 위해서 착의량은 초 단위 산출 값이 아닌 제어 기간의 제실자 의복을 대표하는 값으로 적용될 수 있다. 본 실험에서는 10분 동안 감지 및 분류된 개별의복을 토대로 빈도에 따라 대표 의복조합을 선정하여 착의량( $I_{cl}$ ) 값을 산출한다. Table 3의 9가지 의복조합에 대해 10분씩 실험하였고, 모델의 Train 데이터에 포함되지 않은 새로운 의복으로 진행하였다. 실험 데이터는 앞서 평가된 Test 데이터 세트와 달리 의복 종류별 데이터 수

가 일정하며 카메라의 각도 및 재실자의 움직임에 반영하여 다양성을 확보하였다.

### 3.2.1 개별의복 분류 성능

대표 착의량을 분석하기 전에 실험을 통해 수집된 4,833개의 영상 이미지를 토대로 의복 종류별 분류 정확도를 분석하여 주된 오차 발생 원인을 확인하였다. Figure 7은 실험에 사용된 9가지 의복조합에 포함되는 개별의복 11개에 대한 의복별 분류 정확도를 보여주며, 정확도가 높은 순으로 의복 종류를 나열하였다. 또한, 모델의 성능 차이 발생 원인을 구체적으로 살펴보기 위해 대표적인 실험 데이터를 Figure 8~9에 제시하였다. Figure 8은 모델이 상·하의 의복을 모두 정확히 분류한 이미지를 보여주며, Figure 9는 분류 오차가 발생한 이미지를 보여준다.

Figure 7의 모든 의복이 정확하게 분류된 경우 Figure 8과 같이 주로 재실자의 상·하체가 자세나 물체에 가려지지 않고 의복의 구분이 명확하였다. Figure 7의 상위 6개 의복은 trousers 97.1%, suit jacket 93.3%, long sleeve shirt 88.1%, short sleeve shirt 87.2%, T-shirt 83.8%, walking shorts 70.7%로 높은 정확도를 보였다. 상위 6개의 의복에 대한 주된 오류는 Figure 9 (a)와 같이 피실험자의 자세에 의해 의복이 가려지는 문제로 인해 발생했다. 일부 자세에서는 하의나 팔이 가려지거나, 흔들린 이미지가 수집되었으며 이로 인해 하의가 인식되지 않거나 반팔·긴팔 구분이 어려운 등 주로 순간적인 움직임에 의해 오차가 발생했다.

Figure 7의 하위 5개 의복인 long sleeve sweatshirt, knee length skirt, long sleeve pajama trousers, short sleeve pajama tops, sweat pants의 정확도는 10.6~43.4% 사이로 50%에 미치지 못한 결과를 보여준다. 주된 오류는 Figure 9 (b)와 같이 파자마 긴바지(pajama trousers), 운동복 긴바지(sweat pants)를 일반 긴바지(trousers)로 분류하거나, 파자마 반팔셔츠(short sleeve pajama top)를 일반 반팔 셔츠(short sleeve shirts)로 분류하는 등 인체 단열 영역이 유사한 의복으로 분류하는 경우가 대부분이었다. 이 경우 Figure 7처럼 의복 종류에 대한 분류 오차는 크게 발생할 수 있지만, 의복 단열 측면에서는 유사한 수치의 의복으로 구분하기 때문에 오차가 적게 산출될 수 있다.

즉, 개발된 모델의 주된 오차 발생 원인은 재실자의 자세로 인해 순간적으로 의복 일부가 가려지는 문제와 유사한 의복으로 분류되는 문제로 정리할 수 있다. 재실자의 움직임에 의해 발생하는 오차는 특정 기간에 빈도가 가장 높은 의복을 대푯값으로 도출함으로써 해결할 수 있다. 양각에서 촬영된 이미지는 서로 각도와 방향이 다르므로 한 각도에서 의복이 일부 가려지더라도 나머지 각도에서는 정확한 촬영이 가능할 수 있으므로 이미지 수집 빈도를 더 증가시켜 오차의 발생 빈도를 감소시킬 수 있다. 유사한 의복으로 분류되는 오차는 착의량 측면에서 단열 값이 유사한 의복으로 분류된 것이므로 제어 기간의 대표 착의량을 산출하게 되면 착의량 값의 오차는 크지 않을 수 있다. 따라서, 실제 PMV 제어에 적용하

기 위한 대표 착의량 산출 성능평가가 수행되었다.

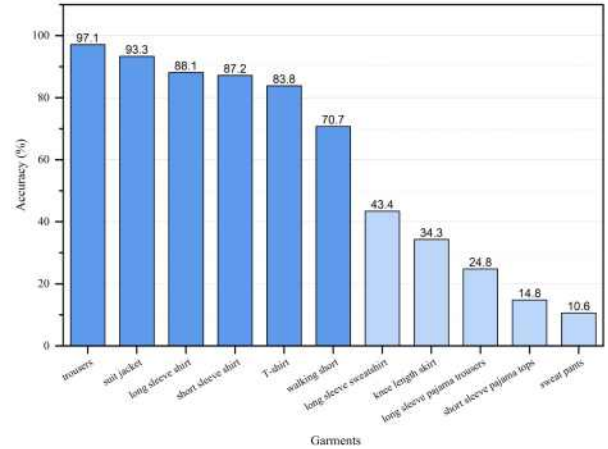


Figure 7. Classification accuracy by clothing type



Figure 8. Correct classification results



(a) Error by posture



(b) Error by similar clothing

Figure 9. Classification error in the model

3.2.2 의복조합에 대한 대표 착의량 산출 성능

개별의복 분류 시 사용한 11가지 의복을 9가지 의복조합으로 구성하여 제어 기간에 대한 실험 데이터의 대표 착의량 산출 성능을 분석하였다. 그 결과는 Figure 10과 같으며 모든 피실험자에 대한 평균 착의량 및 오차 발생 범위를 나타낸다. 파란 점선은 피실험자가 착용한 실제 의복의 착의량, 붉은 실선은 모델이 산출한 착의량의 평균값을 보여준다. 노란 Box는 산출된 대표 착의량의 오차 범위를 보여준다.

실험 결과 대표 착의량 산출에 대한 MAE (Mean Absolute error)는 0.01 clo로 나타났으며, 3가지 의복조합 E4, E5, E6을 제외하고 피실험자의 착의량을 정확하게 산출하였다. 앞서 Figure 6에서 정확도가 높은 상위 6개의 의복을 포함하는 E1~E3, E7~E9는 모든 피실험자의 착의량을 정확하게 산출하였다. 즉, 순간적인 재실자의 움직임으로 인한 옷의 가려짐 또는 자세로 인한 분류 오차는 이미지 데이터의 수집 빈도를 늘려 더 자주 감지되는 의복으로 대푯값을 산정함으로써 착의량 산출 정확도를 높일 수 있다.

오차가 발생한 E4~E6은 Figure 7의 정확도 하위 5개의 의복 종류를 포함하는 의복조합으로 E4는 최대 0.04 clo, 평균 0.03 clo, E5는 최대 0.08 clo, 평균 0.04 clo, E6은 최대 0.05 clo, 평균 0.03 clo의 오차를 보였다. 의복의 분류 정확도가 낮음에도 착의량 측면에서 오차가 1.0 clo 보다 적게 나타난 이유는 의복 분류가 제대로 되지 않았더라도 단일 측면에서 신체를 가리는 비율이 유사한 의복으로 분류하기 때문이다.

본 실험을 통해 실제 실내환경에서 영상 이미지를 활용하여 재실자의 개별 착의량을 산출함에 있어 발생하는 문제를 제어 기간의 의복조합에 대한 대표 착의량을 산출하는 방식으로 해결 가능함을 확인하였다. 또한, 개발된 착의량 산출 모델은 실제 실내환경에서 재실자의 착의량을 제공할 수 있으며 산출된 착의량을 토대로 PMV 계산 및 열 환경제어에 적용할 수 있을 것이라 기대할 수 있다.

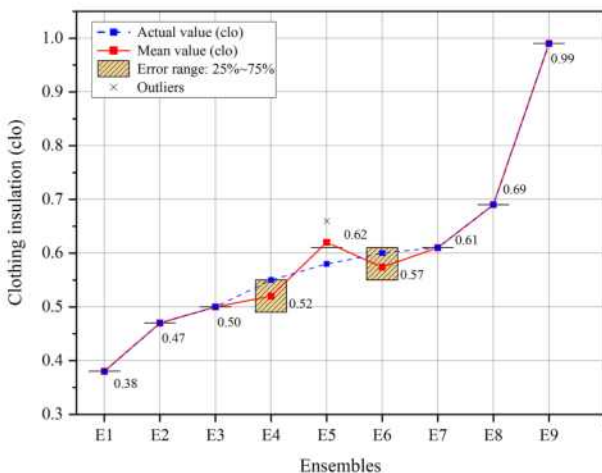


Figure 10. Estimated results of ensembles' clothing insulation

4. Conclusions

실내 열 환경은 재실자의 열 쾌적에 영향을 미치는 주요 요소이다. 재실자의 열 쾌적은 PMV를 주된 지표로 사용하며 물리적 환경 변수와 개인변수를 고려한다. 개인변수 중 착의량은 재실자가 착의하고 있는 의복의 단열성을 의미한다. 착의량은 개인의 취향, 기후, 문화 등에 영향을 받는 동적 변수이지만 고가의 측정 장비 등의 현실적 한계로 주로 임의의 값을 가정하여 적용하고 있다. 최근 재실자의 착의량을 객관적으로 측정하고 다양한 연구가 수행되고 있으나 번거롭거나 정확도가 낮아 더욱 정밀하고 실제 실내환경에 적용하여 열 쾌적 평가가 가능한 지능적 착의량 산출 방법이 필요한 실정이다. 따라서, 본 연구의 목적은 실내 영상 이미지를 활용하여 재실자의 착의량을 산출하는 지능형 모델을 개발하고 착의량 산출 성능 확보 후 실제 실내환경에 적용하여 산출 모델의 적용성을 확인하는 것에 의의가 있다. 연구 결론은 다음과 같다.

YOLO5 네트워크를 사용하여 개발된 착의량 산출 모델의 성능평가는 1) PR곡선 및 Confusion matrix를 통한 의복 분류 정확도 평가, 2) Test-bed 실험을 통한 개별의복 분류 성능분석과 3) 의복조합에 대한 대표 착의량 산출 성능분석으로 수행되었다.

1) 수집된 16가지 종류의 의복 데이터에 대해 PR 곡선 및 Confusion matrix 활용 의복 분류 정확도는 Test 데이터 세트 기준으로 평가되었다. 평균 분류 정확도는 89%로 나타났으며 의복 종류별 분류 성능에 대하여 Confusion matrix로 분석한 결과 11가지 의복에서 정확도 80%로 산출되었다. 일부 의복의 경우 이미지 데이터 수가 적어 오차가 적음에도 정확도가 낮게 나타난 것으로 판단된다. 착의량 분류 정확도 보완 및 실제 실내환경으로의 적용성 분석을 위해 Test-bed 실험을 수행하였다.

2) Test-bed 실험은 피실험자는 5명의 20대 성인남녀로 구성하였으며 제어 기간을 10분으로 가정하여 피실험자의 의복을 10초 간격으로 감지한다. 제어 기간에 피실험자가 착용한 개별의복 분류 성능을 확인하고, 의복조합에 대한 대표 착의량을 산출하였다.

개별의복 분류 성능은 총 11가지 종류의 의복에 대해 분류 정확도를 평가하였다. 정확도가 높은 상위 6가지 의복은 평균 86.7%로 확인되었고 하위 5가지 의복에 대해서는 10.6~43.4%의 낮은 정확도를 나타내었다. 주로 실험자의 자세에 의하여 가려지는 의복 부분, 순간적 움직임에 의한 흔들리는 이미지 수집 또는 인체 단일 영역이 유사한 의복으로 분류하여 오차가 발생한 것으로 분석되었다. 해당 오차들은 다각도에서의 이미지 수집, 이미지 수집 빈도 증가, 대표 착의량 산출로 오차 범위 감소를 기대할 수 있다. 이를 위해 실제 PMV 기반 제어 시 적용하기 위한 대표 의복조합의 착의량 산출 성능평가를 수행하였다.

3) 대표 착의량 산출 성능평가는 개별의복 산출에 활용된 11가지 의복을 9가지 의복조합인 E1~E9으로 구성하여 진행하였다. 분석결과, 6가지 의복조합에서는 정확하게 착의량을 산출하였으며 3가지 의복조합 E4, E5, E6에서는 오차가 발생하였다. 이는 개별의복 분류 시 하위 5가지 의복 종류에 해당하는 조합으로 최대 0.08 clo, 평균 0.03 clo의 오차를 보였다. 의복 분류 정확도가 낮음에도 착의량 측면에서 오차가 1.0 clo 보다 적게 나타난 이유는 의복 분류가 제대로 되지 않았더라도 단일 측면에서 신체를 가리는 비율이 유사한 의복으로 분류하기 때문으로 판단된다.

본 연구를 통해 개발된 착의량 산출 모델의 우수한 산출 정확도와 실제 실내환경에 대한 적용성이 높음을 확인하였다. 적용성 확대 및 개발모델의 성능개선이 가능하도록 추후 다양한 의복 데이터 학습을 통해 지속적으로 보완해 나갈 예정이다.

개발된 모델을 활용해 실시간 동적 착의량을 산출하여 재실자의 열 환경제어를 수행하게 되면 쾌적한 열 환경 제공이 가능할 것으로 기대된다. 따라서 추후연구를 통해 실제 환경에서 동적 착의량이 반영된 PMV 기반 제어 시 열환경 변화 및 재실자의 열쾌적 분석 연구가 수행될 예정이다. 또한, 개발된 모델은 PMV 기반 제어는 개인화된 공조시스템(personal comfort system (PCS))을 포함한 다양한 시스템에 적용 가능하며 재실자 맞춤형 제어도 가능할 것으로 판단된다.

## REFERENCES

1. ASHRAE, *ANSI/ASHRAE Standard 55-2020*, (2020). Thermal Environmental Conditions For Human Occupancy. Atlanta, GA.
2. Choi, J. H., & Loftness, V. (2012). Investigation of human body skin temperatures as a bio-signal to indicate overall thermal sensations. *Building and Environment*, 58, 258-269.
3. Choi, E. J., Park, B. R., Choi, Y. J., & Moon, J. W. (2018). Development of a Human Pose Classifying Model to Estimate the Metabolic Rate of Occupant. *Korea institute ecological architecture and environment*, 18(5), 93-98.
4. Choi, E. J., Yoo, Y., Park, B. R., Choi, Y. J., & Moon, J. W. (2020). Development of occupant pose classification model using deep neural network for personalized thermal conditioning. *Energies*, 13(1), 45.
5. Choi, E. J., Cho, H. U., Cho, J. H., & Moon, J. W. (2020). Analysis of Indoor Thermal Comfort reflecting Dynamic Clothing Insulation in diverse Climate Zone. *Korea institute ecological architecture and environment*, 20(5), 171-177.
6. de Carvalho, P. M., da Silva, M. G., & Ramos, J. E. (2013). Influence of weather and indoor climate on clothing of occupants in naturally ventilated school buildings. *Building and environment*, 59, 38-46.
7. Dziejczak, J., Yan, D., & Novakovic, V. (2018). Measurement of dynamic clothing factor (D-CLO). *NTNU*, Trondheim.
8. Fanger, P. O. (1972). *Thermal Comfort*. McGraw-Hill. NY.
9. Haldi, F., & Robinson, D. (2011). Modelling occupants' personal characteristics for thermal comfort prediction. *International journal of biometeorology*, 55(5), 681-694.
10. ISO, ISO 9920:2007, (2007). Ergonomics of the thermal environment — Estimation of thermal insulation and water vapour resistance of a clothing ensemble.
11. Jocher, G., Nishimura, K., Mineeva, T., Vilariño, R.: YOLOv5 (2020). <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
12. Kim, J., Zhou, Y., Schiavon, S., Raftery, P., & Brager, G. (2018). Personal comfort models: Predicting individuals' thermal preference using occupant heating and cooling behavior and machine learning. *Building and Environment*, 129, 96-106.
13. Lee, K. H., & Schiavon, S. (2014). Influence of three dynamic predictive clothing insulation models on building energy use, HVAC sizing and thermal comfort. *Energies*, 7(4), 1917-1934.
14. Lee, J. H., Kim, Y. K., Kim, K. S., & Kim, S. (2016). Estimating clothing thermal insulation using an infrared camera. *Sensors*, 16(3), 341.
15. Lee, J. H. (2016). Study on thermal comfort evaluation inside a passenger vehicle compartment using 3dimension image reconstruction. PhD thesis, *Kaist*.
16. Lee, J. H., Kim, Y. K., Kim, K. S., & Kim, S. (2016). Estimating clothing thermal insulation using an infrared camera. *Sensors*, 16(3), 341.
17. Lee, K. S., & Kim, T. Y. (2017). Evaluation of Clothing Insulation based on Tanabe Thermoregulation Model by Measuring Skin and Clothing Temperature. *Architectural institute of korea*, Conference papers, 37(2), 545-546.
18. Lee, K., Choi, H., Kim, H., Kim, D. D., & Kim, T. (2020). Assessment of a real-time prediction method for high clothing thermal insulation using a thermoregulation model and an infrared camera. *Atmosphere*, 11(1), 106.
19. LOTENS, W.A., & HAVENITH, G. (1995). Effects of moisture absorption in clothing on the human heat balance, *Ergonomics*, vol. 38, 1092-1113.
20. MCCULLOUGH, E.A., JONES, B.W., & TAMURA, T. (1989). A database for determining the evaporative resistance of clothing, *ASHRAE Transact.* 95(2).
21. Matsumoto, H., Iwai, Y., & Ishiguro, H. (2011). Estimation of Thermal Comfort by Measuring Clo Value without Contact. *In MVA*, 491-494.



22. Ngarambe, J., Yun, G. Y., & Kim, G. (2019). Prediction of indoor clothing insulation levels: A deep learning approach. *Energy and Buildings*, 202, 109402.
23. Schiavon, S., & Lee, K. H. (2012, December). Predictive clothing insulation model based on outdoor air and indoor operative temperatures. In Proceedings of 7th Windsor Conference: *The changing context of comfort in an unpredictable world*, 1(1), 1-14.
24. Tham, K. W., & Willem, H. C. (2010). Room air temperature affects occupants' physiology, perceptions and mental alertness. *Building and Environment*, 45(1), 40-44.
25. Wyon, D. P. (2004). The effects of indoor air quality on performance and productivity. *Indoor air*, 14, 92-101.
26. Wang, Z., de Dear, R., Luo, M., Lin, B., He, Y., Ghahramani, A., & Zhu, Y. (2018). Individual difference in thermal comfort: A literature review. *Building and Environment*, 138, 181-193.
27. Wu, T., Cao, B., & Zhu, Y. (2018). A field study on thermal comfort and air-conditioning energy use in an office building in Guangzhou. *Energy and Buildings*, 168, 428-437.
28. Xie, J., Li, H., Li, C., Zhang, J., & Luo, M. (2020). Review on occupant-centric thermal comfort sensing, predicting, and controlling. *Energy and Buildings*, 110392.
29. Zhang, F., De Dear, R., & Candido, C. (2016). Thermal comfort during temperature cycles induced by direct load control strategies of peak electricity demand management. *Building and Environment*, 103, 9-20.

(Received Dec. 8 2021 Revised Jan. 4 2022 Accepted Jan. 13 2022)