

재실자 활동량(MET) 산출을 위한 재실자 포즈 및 사물 인식 통합 모델 개발

Development of an integrated model combining pose estimation and object detection model to estimate MET

○윤지영* 최은지** 김남현* 문진우***
Ji Young Yun* Eun Ji Choi** Nam Hyeon Kim* Jin Woo Moon***

Abstract

The purpose of this study is to integrate the pose estimation model with the object detection model to expand the estimation range of metabolic rates (MET). For this, an object detection model and an algorithm for expanding MET range is proposed. An object detection model that can detect four tools was proposed, which expands the overall range of MET estimation. The object detection model demonstrates a classification accuracy of at least 83% and up to 96%. Through the integration of the MET estimation model and the object detection model, the effectiveness of the new MET estimation algorithm has been confirmed, along with the potential to expand the estimation range of MET.

키워드 : 열쾌적, 재실자 중심 제어, 활동량, 사물 인식

Keywords : Thermal comfort, Occupant-centric control, Metabolic rate, Object detection

1. 서론

1.1 연구의 목적

기존의 건물 시스템 제어 방식은 고정된 스케줄 및 온도의 설정값에 따라 제어가 이루어져 재실자의 행동 패턴과 선호도를 반영하지 못했다. 이는 불필요한 에너지 소비 및 재실자의 불편을 초래할 수 있어 재실자의 정보를 반영한 건물 제어의 중요성이 강조되고 있다. 재실자 중심 제어(Occupant-Centric Control, OCC)는 재실자의 행동 및 선호도를 고려하여 건물 제어를 최적화하는 방식으로 건물의 에너지 효율성과 재실자의 열쾌적 만족도를 높인다. 이에 따라 인공지능 기술을 활용하여 재실자의 정보를 분석하고 건물 시스템의 제어를 최적화하는 연구가 진행되고 있다.

재실자의 정보 중 활동량(Metabolic rate, MET)은 실내 열쾌적 평가 지표인 예상평균온열감(Predicted Mean Vote, PMV)의 중요한 변수이다. 따라서, 실시간 활동량 측정은 재실자의 열쾌적을 고려한 건물 제어를 가능하게 하여 재실자 맞춤형 열환경을 조성할 수 있다. 포즈 인식 기반의 실시간 재실자 활동량 산출모델은 Kim et al.(2023)에 의해 본 연구에 앞서 개발되었다. 이 모델은 실제 건물 제어 적용시의 정확도를 고려하여 사무실 내에서 주로 발생하는 1.0 met (Sitting), 1.2 met (Standing), 1.7 met (Walking) 3가지 자세만을 산출했다.

하지만, 쾌적한 실내 열환경과 정확한 건물 에너지 소비 예측을 위해서는 재실자의 활동량을 3가지 이상으로 세분화하여 반영되어야 한다. 따라서 본 연구는 활동량 산출 범위를 확대하기 위해 재실자 포즈 인식 모델과 사

물 인식 모델을 결합한 새로운 활동량 산출 알고리즘을 제안하고, 사물 인식 모델의 정확도를 분석했다.

2. 연구 방법

2.1 사물 인식 모델을 결합한 활동량 산출 프로세스

본 연구에서는 사물 인식 모델을 결합하여 세분화된 활동량을 산출하기 위한 프로세스를 표 1과 같이 3단계의 Step으로 제안하였다. Step 1, 2에서는 object detection 및 classification이 가능한 딥러닝 네트워크를 활용하였다. Step 1은 Kim et al.(2023)에서 개발한 포즈 인식 모델 기반의 재실자 활동량 산출모델을 활용하여 발전시켰으며, 이미지나 영상에서 사람의 관절 위치를 감지하여 자세를 추정하는 OpenPose 기술을 사용한다. Step 2에서는 Step 1에서 감지된 사람이 사용 중인 도구를 인식한다. Step 3은 Step 1의 자세와 Step 2의 도구 인식 결과를 조합하여 새로운 활동량을 산출한다. 그림 1은 실제 재실자의 Step 별 모델 적용 예시를 보여준다.

표 1. 활동량 산출모델과 사물 인식 모델 결합 프로세스

Step	Process
Step 1	재실자 포즈 인식 모델을 통한 사람 감지 및 자세 인식 단계
Step 2	사물 인식 모델을 통한 사용 도구 인식 단계
Step 3	사람의 자세와 감지된 도구를 통해 새로운 활동량 산출

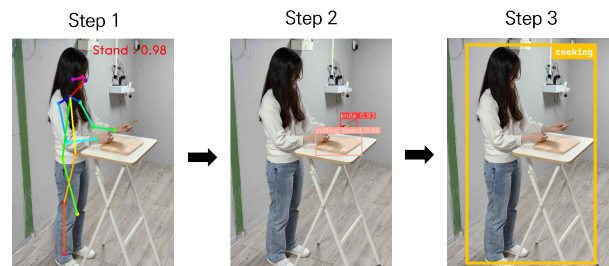


그림 1. Step 별 모델 적용 예시

* 중앙대 대학원 석사과정

** 중앙대 대학원 박사과정

*** 중앙대 건축학과 교수, 공학박사

(교신저자 : School of Architecture and Building Science, Chung-Ang University, gilerbert73@cau.ac.kr)

이 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2019R1A2C1084145).

2.2 활동량 분류를 위한 사물 인식 모델 학습

Step 2에서는 Step 1의 재실자 포즈 인식 모델과 사물 인식 모델을 결합하여 1.1 met에 해당하는 Typing과 1.8 met에 해당하는 Cooking를 분류하기 위한 사물 인식 모델을 학습시켰다. 각 활동을 나타내는 대표 도구는 표 2와 같이 선정했다. Typing을 분류하기 위한 도구는 노트북(Laptop)과 키보드(Keyboard)이며, Cooking을 분류하기 위한 도구는 칼(Knife)과 도마(Cutting board)이다. 학습을 위한 데이터는 인터넷 검색 또는 직접 사진을 촬영하여 수집했으며, 수집된 전체 데이터 중 80%는 학습, 20%는 검증에 사용했다. 검증 데이터 기준으로 예측한 도구 분류에 대한 오차가 0.01로 수렴했다.

표 2. 활동별 학습 도구 조합

활동	met	도구	학습 이미지 수
Typing	1.1	Laptop, Keyboard	810장
Cooking	1.8	Knife, Cutting board	950장

3. 사물 인식 모델 성능평가 및 알고리즘 개발

3.1 사물 인식 모델 정확성 평가

사물 인식 모델의 평가는 서울 소재 C대학의 실내환경을 모사한 Test-bed에서 진행되었다. 다양한 위치, 각도에서 도구를 제대로 인식하는지 평가하기 위해 실험자를 기준으로 좌측, 정면, 우측 3가지 방향으로 촬영했다. 사물별로 90~120장의 이미지가 수집되었으며, Cooking의 경우 칼과 도마가 같이 사용되는 상황도 고려하여 평가를 진행했다.

표 3은 도구별로 사물 인식 모델의 정확도를 나타냈다. Actual은 도구별 이미지 수이고, Detected는 사물 인식 모델이 도구를 정확하게 인식한 이미지 수이다. 정확도는 Actual 대비 Detected가 정확하게 도구를 인식한 비율을 나타낸다. Keyboard, Laptop, Cutting board, Knife 순으로 높은 정확도를 보였으며, Typing을 대표하는 도구는 평균 93%, Cooking을 대표하는 도구는 평균 85%의 정확도로 사물을 인식했다. Keyboard와 Laptop은 도구의 특성이 명확한 반면에 Knife와 Cutting board는 이미지상에 물체의 각도 및 깊이감에 따라 모양의 편차가 커서 인식하는데 어려움이 있다. 특히 Knife의 얇은 칼날은 이미지에서 선과 유사하게 보이는 경우 오류가 발생했다.

표 3. 도구별 인식 정확도

활동	도구	Actual (장)	Detected (장)	정확도
Typing	Laptop	90	81	90%
	Keyboard	90	86	96%
Cooking	Knife+Cutting board	60	50	83%
	Knife	60	50	83%
	Cutting board	60	53	88%

3.2 활동량 산출 범위 확장을 위한 알고리즘 개발

그림 2에서는 재실자 포즈 및 사물 인식 모델을 결합하여 활동량 산출 범위를 확장하는 알고리즘을 나타냈다. Step 1에서는 OpenPose를 통해 실내의 영상 또는 이미지에서 재실자를 감지하고, 학습된 3가지(Sitting, Standing, Walking)의 자세를 분류한다. 이 과정에서 재실자가 없는 경우에는 모델이 작동하지 않는다. Step 2에서는 Step 1에서 감지된 재실자만 포함되도록 편집된 crop 이미지를 활용하여 재실자가 사용하는 주변의 도구를 인식한다. Step 3에서는 Step 1에서 분류된 자세와 Step 2에서 감지된 도구를 조합하여 Typing, Cooking을 포함한 5가지 활동량을 산출한다. 제안된 모델을 내제한 알고리즘을 통해 기존 활동량 산출 범위를 확장시키고 세분화된 활동량 산출을 가능하게 하였다.

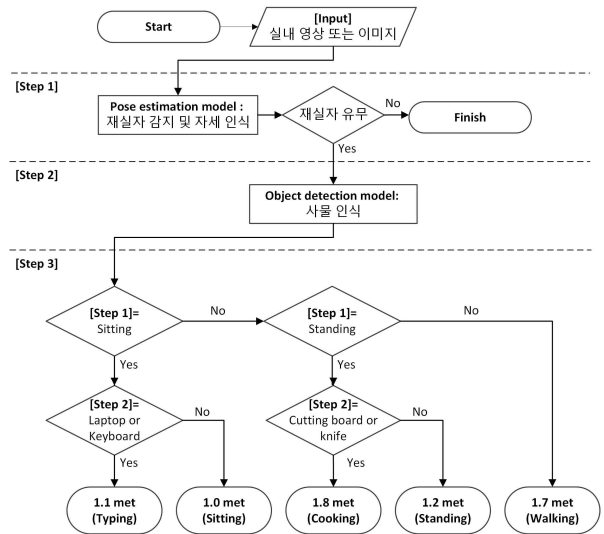


그림 2. 포즈 인식 및 사물 인식 모델을 결합한 활동량 산출 알고리즘

4. 결론

본 연구에서는 재실자 포즈 및 사물 인식 통합 모델을 제안하고 활동량 산출 범위 확장 가능성을 확인하였다. 제안된 방법을 토대로 Typing과 Cooking 외에도 다양한 사물과 결합하여 활동량 산출 범위를 넓힐 수 있다. 또한, 실제 활동량 정보를 기반으로 한 PMV 기반 제어를 위해 세분화된 활동량 값을 실시간으로 반영한 실내 열쾌적 제어의 효과를 확인하는 후속 연구가 필요하다.

참고문헌

- 김남현, 최은지, 박동혁, 문진우.(2023).건물 열쾌적 제어를 위한 다중 재실자 대상 활동량 산출모델 성능평가.KIEAE Journal,23(1),69-74.
- ASHRAE, ANSI/ASHRAE Standard 55-2020, (2020). Thermal Environmental Conditions For Human Occupancy, Atlanta, GA, 2020.