

http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2023.9.6.1065

JCCT 2023-11-127

## 다중센서를 활용한 LSTM 기반 재실자 행동 분류 모델 개발

### Using multi-sensor for Development of Multiple Occupants' Activities Classification Model Based on LSTM

박진수\*, 양철승\*\*, 김경호\*\*\*

Jin Su Park\*, Chul Seung Yang\*\*, Kyung-Ho Kim\*\*\*

**요약** 본 논문에서는 주거지 내의 재실자의 행동을 분류하기 위한 LSTM 모델을 개발하는 연구에 대해 다룬다. 다중센서의 구성은 실내 공기질을 측정하는 IAQ(Indoor air quality) 센서, 재실감지 및 위치를 추적하는 UWB 레이더, 재실자의 생체정보를 측정하기 위한 Piezo 센서로 구성되며 실제 주거환경과 유사한 실험환경을 구축하여 외출, 재실, 요리, 청소, 운동, 수면 등의 재실자 행동 데이터를 수집한다. 수집한 데이터를 이상치와 결측치를 전처리 후 LSTM 모델을 사용하여 재실자 행동 분류 모델의 정확도, 민감도, 특이도, 그리고 T1스코어를 계산 후 평가한다.

**주요어** : 사람 활동 인식, RNN, 심탄도, UWB

**Abstract** In this paper discuss with research developing an LSTM model for classifying the behavior of occupants within a residence. The multi-sensor consists of an IAQ (Indoor Air Quality) sensor that measures indoor air quality, a UWB radar that tracks occupancy detection and location, and a Piezo sensor to measure occupants' biometric information, and collects occupant behavior data such as going out, staying, cooking, cleaning, exercise, and sleep by constructed an experimental environment similar to the actual residential environment. After the data with removed outliers and missing, the LSTM model is used to calculate accuracy, sensitivity, specificity of the occupant behavior classification model, T1 score.

**Key words** : Human Activity Recognition, RNN, Ballistocardiogram, UWB

## 1. 서론

코로나 바이러스는 일상생활에 많은 변화를 가져왔다[1]. 코로나 바이러스가 점점 확산됨에 따라 사회적 거리두기의 일환으로 많은 회사들은 재택근무로 전환

하였고, 개인의 경우 사람들과 접촉하는 외부활동에서 점점 실내 및 온라인을 통한 비대면 활동이 증가하였다 [2,3]. 실내에서 보내는 시간의 증가에 따라 실내 에너지 소비량이 증가하게 되었고 이에 따라 건물 전체의 에너지 소비량도 증가하게 되었다[4]. 건물의 에너지 소

\*정회원, 한국전자기술연구원 스마트가전혁신지원센터 (제1저Received: October 2, 2023 / Revised: October 22, 2023  
자) Accepted: November 10, 2023

\*\*정회원, 한국전자기술연구원 스마트가전혁신지원센터 (참여저\*\*\*Corresponding Author: aonami@dankook.ac.kr  
자) Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Dankook

\*\*\*정회원, 단국대학교 전자전기공학부 (교신저자) University, Korea

접수일: 2023년 10월 2일, 수정완료일: 2023년 10월 22일

게재확정일: 2023년 11월 10일

비량 증가는 곧 탄소 배출량의 증가로 이어지게 되었으며 탄소 배출량의 감소를 위해서는 실내 에너지의 소비량을 감소시켜야 하며 실내 에너지 소비 패턴의 효율적인 관리가 요구된다[5]. 건물 내의 에너지 소비량의 대부분은 재실자의 행동에 따라 영향을 받으며 이를 분석 후 관리한다면 불필요 에너지 소비를 줄일 수 있다[6]. 불필요한 에너지 소비를 줄임으로써 실내 에너지 소비량을 감소시킬 수 있다. 본 연구에서는 재실자의 행동을 분류하는 LSTM 모델을 제안한다. 재실자 행동 데이터 취득을 위해 IAQ, UWB 레이더, Piezo 센서로 구성된 다중센서 알고리즘을 구현하며 실제 거주환경과 유사한 침실, 거실, 주방, 화장실로 이루어진 실험 환경에서 6가지의 실내 행동(외출, 재실, 요리, 청소, 운동, 수면)을 수행하여 데이터를 수집한다. 이후 LSTM 모델을 설계후 전처리된 실내 행동 데이터를 학습 진행하며 이후 학습된 모델의 정확도(Accuracy), 민감도(Sensitivity), 특이도(Specificity), 그리고 T1 스코어를 계산하여 평가한다.

## II. 관련 연구

### 1. 카메라 기반 재실자 활동 분류

객체를 추적하기 위한 방법 중 하나로 카메라를 통해 이미지를 취득하여 객체를 추적하는 방식이 있다 [7,8]. 카메라를 사용하여 재실자의 행동을 파악할 경우 정확도가 높지만 이미지 데이터를 처리하기 때문에 다른 센서에 비해 많은 처리가 필요하다. 또한 이미지의 경우 사생활 침해의 문제에서 자유롭지 못하다[9].

### 2. 간접센서 기반의 재실자 활동 분류

카메라처럼 사생활 침해가 있는 직접 센서의 방식을 피하기 위해 적외선, IAQ 센서 등 사생활 침해에서 비교적 자유로운 센서들이 연구되고 있다. 직접 센서를 사용한 방법보다는 정확도가 낮으며 재실자의 정확한 상태를 모니터링 하기 어렵다는 단점이 있다. 이를 개선하기 위해 여러 종류의 간접센서를 활용한 다중센서 알고리즘을 통해 정확도를 보완하고자 한다.

## III. 다중센서 알고리즘

### 1. IAQ 센서

IAQ(Indoor Air Quality) 센서는 실내 환경정보(온습

도, CO<sub>2</sub>, 미세먼지)를 측정한다[11]. 미세먼지 데이터는 PM1.0, PM2.5, PM10 세 종류의 데이터를 측정하며 Innociple의 InnoAir-615IoT 제품을 사용하고 사양은 표 1과 같다.



그림 1. 실내 환경 센서  
Figure 1. Indoor environment sensor

표 1. IAQ 센서(InnoAir-615IoT) 사양

Table 1. IAQ sensor(InnoAir-615IoT) specification

Model	Value	Range	Resolution
InnoAir-615IoT	Temperature(°C)	-30°C ~ 100°C	0.1°C
	Humidity(%)	0 % ~ 100%	0.1 %
	CO <sub>2</sub> (ppm)	0ppm ~ 5000ppm	1 ppm
	Finedust(μg/m <sup>3</sup> )	0.01μg/m <sup>3</sup> ~ 1,000μg/m <sup>3</sup>	0.01 μg/m <sup>3</sup>

### 3. IWB 레이더 센서

IR-UWB 레이더는 Novelda의 Xethru X4를 사용한 다. 송신부(Tx)를 통해서 미리 지정된 7.25~10.2GHz 대역의 주파수 파형을 송신하며, 이후 사물에 반사되어 돌아오는 신호를 수신부(Rx)를 통해서 수신한다. 수신된 신호는 총 1536개의 프레임으로 구성되며 전체 프레임은 최대 9.87m까지의 거리를 나타낸다. 최대 초당 20회의 데이터를 수신가능하며 본 연구에서는 초당 1회 데이터를 수신한다.

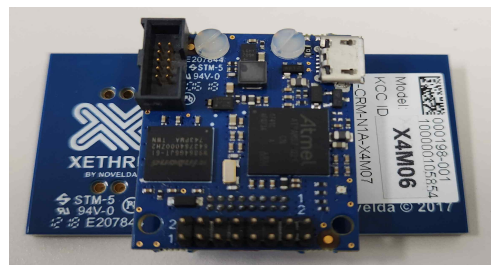


그림 2. IR-UWB 레이더 센서  
Figure 2. IR-UWB Radar Sensor.

그림 3은 IR-UWB 레이더를 통해 수신된 데이터를 기반으로 객체의 거리를 측정하는 알고리즘이다. 수신된 신호에 배경차분을 적용하여 벽 등 고정된 사물의 클러스터 신호를 제거하며 이후 노이즈 신호를 제거한다. 신호의 이상치와 결측치 보안을 하여 정확도를 높이기 위해 신호 전후 각 1초 총 2초의 신호를 누적하며 거리에 따라 신호의 세기는 제곱에 비례하여 감소하기 때문에 이를 보완하는거리 보정 알고리즘을 적용한다. 또한 레이더 신호의 특성상 직접 반사되어 도달하는 신호 뿐만 아니라 벽이나 다른 사물에 반사된 후 여러 경로를 통해 원신호보다 약한 간접적으로 도달하는 신호 멀티패스가 발생한다[12]. 멀티패스는 원신호의 일정 거리 이후에 규칙적으로 발생하는 특징이 있으며 이에 이용하여 신호의 크기에 따라 앞에 발생한 원신호를 먼저 식별 후 일정 거리 이후에 발생하는 신호는 세기와 규칙성을 판단하여 멀티패스 여부를 확인 후 이를 제거한다.

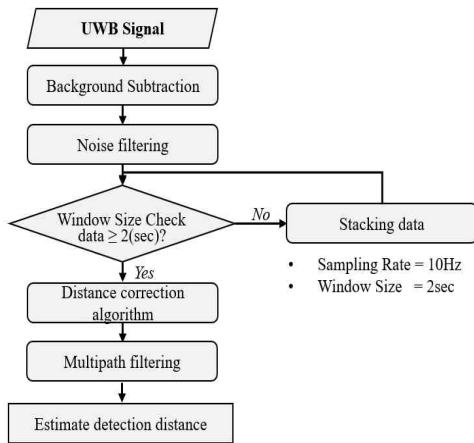


그림 3. IR-UWB 기반 객체 거리 측정 알고리즘  
 Figure 3. Object detection algorithm based on IR-UWB

### 3. Piezo 센서

심탄도(Ballistocardiogram)는 심장 박동, 호흡 등 신체의 움직임에 따라 대동맥의 혈액이 분출되어 발생하는 탄도력을 수치화하는 방식이다[13]. Piezo 센서로 접촉한 신체 부위의 심탄도를 데이터를 수집하며 그림 4와 같이 센서를 여러개를 사용하여 한 부위만이 아닌 여러 부위에서 신호를 수집하며 이때 FSR(Force Sensitive Resistor)를 사용하여 측

정된 신호가 실제 사람의 신호가 맞는지 판단한다.

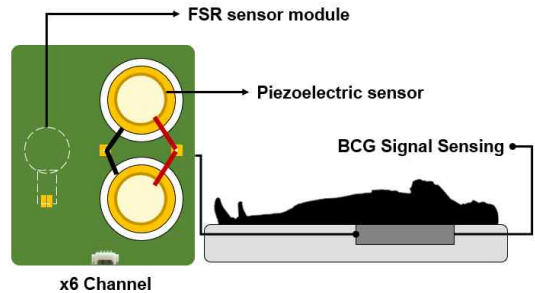


그림 4. Piezo 센서 및 BCG 측정  
 Figure 4 Piezo sensor & measurement bcg data

그림 5는 수집된 BCG 데이터를 기반으로 심박 수를 측정하는 알고리즘이며 먼저 Bandpass filter와 ADC를 거친 심탄도 신호는 파형을 분석하기 위해 앞뒤 15초 총 30초의 데이터를 수집한다. 이후 파형의 Motion Artifact의 발생을 확인하여 확인될 경우 이를 제거하는 과정을 거치며 FFT(Fast Fourier Transform)를 적용 후 심박수 대역 스펙트럼을 확인하고 Peak detection 알고리즘을 통해 심박 수를 계산한다. 호흡 수도 이와 동일한 알고리즘을 사용하며 Band pass Filter와 Filter 대역과 Find peak의 Peak 기준점을 변경하여 측정한다.

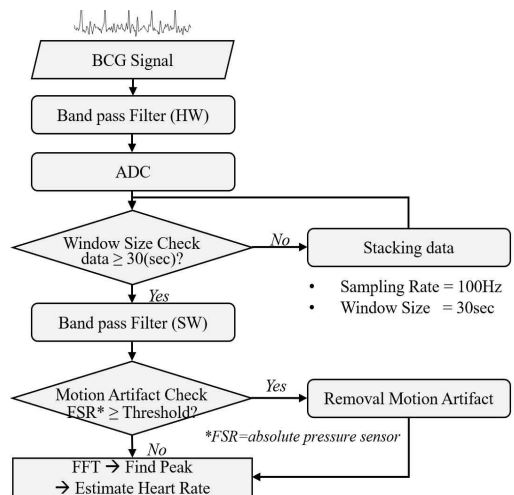


그림 5. BCG 기반 심박도 측정 알고리즘  
 Figure 5. Heartrate calculate algorithm based on BCG

### III. 데이터 수집 환경 및 결과

#### 1. 데이터 수집 환경

데이터의 수집 환경은 그림 6과 같이 실제 주거환경과 유사한 침실 2개, 거실, 주방, 화장실 총 6개의 구역으로 이루어진 공간으로 구성하였다. 실내 환경 정보를 측정하는 IAQ 센서와 IR UWB는 각 방마다 설치하였으며, Piezo 센서는 매트 형식으로 제작하여 침실 2곳의 침대, 거실의 쇼파에 각각 설치하였다. 실험은 외출, 재실, 요리, 운동, 수면의 활동을 각각 진행하였으며 재실 활동의 경우 요리, 운동, 수면과 겹치지 않는 자유로운 행동으로 진행하였다. 한번의 실험은 지속성을 위해 15분 이상 진행하며 IAQ 센서 데이터의 경우 이전의 실험 이후 다음 실험에 영향을 미칠 수 있기 때문에 이전 실험 후 10분 이상 환기한 다음 실험을 진행하였다.

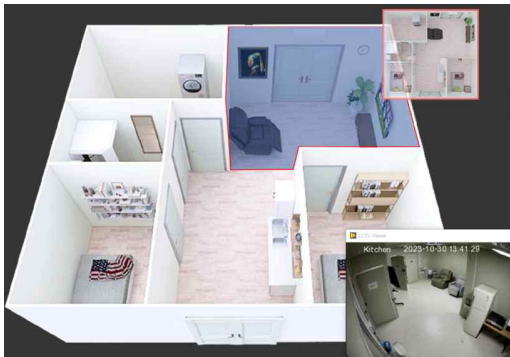


그림 6. 데이터 수집 환경

Figure 6. Data Collection environment

#### 2. 데이터 수집 및 전처리

각 재실 활동별 15분 16회 반복 진행하여 4시간씩 총 24시간의 데이터를 수집하였다. 각 활동 사이에 10분의 환기 시간을 부여하였으며 IAQ 센서의 데이터의 변화가 큰 요리, 청소의 경우 실제 데이터가 안정화 된 것을 확인 후에 다음 활동을 진행 하였다. 각 활동의 데이터는 정상 값을 벗어난 이상치 및 통신 및 센서의 이상 작동으로 인해 측정이 되지 않은 결측치를 제거하였으며 LSTM 학습을 위해 각 데이터셋을 30초 단위로 분할하였다. 실제 환경에서는 실시간으로 재실자 행동 분류가 진행 될 것이므로 각 데이터를 30초 분할 시 이전 데이터와 다음 데이터의 기준점의 차이를 30초로 두지 않고 10초 간격으로 슬라이딩 하여 분할하였다. 재

실 활동 유형별 실내 환경 센서의 측정값은 표 2와 같이 나타났으며 실내 공기질 데이터중 온도와 습도는 재실자의 활동에 큰 영향을 받지 않으며 그보다 데이터 수집 시간대나 날씨의 영향을 많이 받았다. CO2는 청소, 요리, 운동에서 변화를 보였으며 특히 운동 활동에서 운동 시간에 따라 점진적으로 증가하는 추세를 보였다. 미세먼지 데이터는 청소와 요리에서 변화를 보였으며 특히 요리의 경우 요리 시작 직후 급격하게 상승 후 완만한 곡선을 그리며 천천히 내려오는 모습을 보였다.

표 2. 재실활동 별 IAQ 센서 측정 값

Table 2. IAQ sensor measurement value by type of indoor behavior

Activity type	Value	Min	Max	Average
Going out	Temperature(°C)	18.5 °C	22.3 °C	20.4 °C
	Humidity(%)	25 %	32 %	28.4%
	CO2(ppm)	433 ppm	520 ppm	452 ppm
	Finedust( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	4.2 $\mu\text{g}/\text{m}^3$	7.3 $\mu\text{g}/\text{m}^3$	5.3 $\mu\text{g}/\text{m}^3$
In house	Temperature(°C)	17.2 °C	23.2 °C	21.0 °C
	Humidity(%)	22.5 %	42 %	31.2 %
	CO2(ppm)	415 ppm	568 ppm	496 ppm
	Finedust( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	5.2 $\mu\text{g}/\text{m}^3$	15.4 $\mu\text{g}/\text{m}^3$	8.2 $\mu\text{g}/\text{m}^3$
Cook	Temperature(°C)	19.2 °C	24.2 °C	20.6 °C
	Humidity(%)	23 %	59.2 %	43.5 %
	CO2(ppm)	501 ppm	757 ppm	558.6 ppm
	Finedust( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	6.2 $\mu\text{g}/\text{m}^3$	496.7 $\mu\text{g}/\text{m}^3$	166.8 $\mu\text{g}/\text{m}^3$
Clean	Temperature(°C)	18.4 °C	23.5 °C	19.1 °C
	Humidity(%)	24 %	55 %	42.9 %
	CO2(ppm)	405.2 ppm	1058 ppm	725.3 ppm
	Finedust( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	5.9 $\mu\text{g}/\text{m}^3$	183.2 $\mu\text{g}/\text{m}^3$	34 $\mu\text{g}/\text{m}^3$
Exercise	Temperature(°C)	19.4 °C	25 °C	22.1 °C
	Humidity(%)	25 %	61.2 %	31.2 %
	CO2(ppm)	428 ppm	992 ppm	647 ppm
	Finedust( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	7.5 $\mu\text{g}/\text{m}^3$	52.2 $\mu\text{g}/\text{m}^3$	17.2 $\mu\text{g}/\text{m}^3$

학습에 사용할 데이터셋은 표 3과 같이 총 8339개의 데이터셋을 사용하였으며 이중 80%는 트레이닝 데이터셋, 그리고 20%는 테스트 데이터셋으로 분할하였다.

표 3. 재실활동 별 트레이닝 데이터셋 및 테스트 데이터셋의 수

Table 3 Number of training dataset and test dataset according to the type of indoor behavior

Group	Training set(n)	Test set(n)	Total (n)
Going out	1,144	286	1,430
In house	1,080	270	1,350
Cook	1,102	276	1,378
Clean	1,085	272	1,357
Exercise	1,121	281	1,402
Sleep	1,138	284	1,422
Total	6,670	1,669	8,339

#### IV. 학습모델 구축 및 성능 평가

##### 1. 학습모델 구축

###### 1) LSTM 모델 개발

LSTM(Long Short-Term Memory) 모델은 RNN(Recurrent Neural Network)의 종류 중 하나로 순환 신경망의 단계가 길어질 때 이전의 정보를 잃기 쉬운 단점을 보완하는 모델이다[14]. LSTM은 자연어 처리 분야에서 효과적으로 사용되며, 또한 시계열 데이터를 분석하여 예측, 분류하는 분야에도 사용된다[15]. 다중센서의 시계열 데이터를 활용하여 재실자의 행동을 분석하기 위해 LSTM 모델을 사용하였으며 IAQ 센서의 CO2, PM2.5, PM10 값, IR-UWB 기반의 재실 여부와 재실 상황에서의 재실자가 위치한 방, Piezo 센서의 FSR 감지 여부 및 심박 수, 호흡 수를 학습용 데이터로 사용하였다. 학습을 위한 활성화함수는 ReLu를 사용했으며 Optimizer는 Adam을 사용하였다.

##### 2. 성능 평가

###### 1) LSTM 모델 성능 평가

개발 모델의 성능은 학습 진행 후 테스트셋을 데이터로 정확도, 재현율, 정밀도, F1 score를 각각 계산하

여 평가하였다[16]. 식 (1),(2),(3),(4)는 LSTM 모델의 정확도, 민감도, 특이도, 그리고 F1 Score의 산출식이다. 식의 TP(True Positive)는 참을 참으로 맞게 예측한 경우를 TN(True negative)는 거짓의 경우를 거짓으로 맞게 예측한 경우를 나타낸다. FP(False positive)는 거짓을 참으로 오인식한 경우를 FN(False negative)는 거짓을 참으로 오인식한 경우를 나타낸다. 각 민감도와 특이도 F1 Score는 재실자의 행동별로 결과값을 계산 후 결과값의 평균을 계산한 값으로 표기한다.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + EP + FN} \quad (1)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + EP} \quad (3)$$

$$F1\ Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

표 4는 재실활동 테스트셋 데이터를 사용하여 LSTM 모델의 성능을 평가한 결과표로 정확도는 99.2%, 민감도는 98.3%, 특이도는 97.9%, F1 Score는 0.88로 계산되었다.

표 4. 테스트 셋 데이터를 사용한 LSTM 모델의 성능 평가 결과

Table 4 Performance evaluation result of LSTM model using test set data

Model	Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)	F1 Score
LSTM	99.2	98.3	97.9	0.88

#### V. 결론

본 논문에서는 재실자의 행동을 분류하기 위해 IAQ 센서의 실내 공기질, IR-UWB 레이더의 재실감지 및 위치추적, Piezo 센서 기반 BCG 생체정보의 다중센서 데이터 분석 알고리즘을 구현하였다. 또한 이를 바탕으로 다중센서 실험 환경을 구축하여 6가지 행동 별 데이터를 수집 후 개발한 LSTM 모델을 통해 재실자의 행동을 분류 및 성능을 평가했다. 기존 연구의 단일센서를 사용하였을 때보다 더 높은 성능을 보였으며 각 행동 유형별로 특징점이 구별되는 센서들의 차이가 있었

다. 이는 추후 실내 에너지 소모량 측정계 등 추가적인 센서를 연구하여 다중센서 시스템에 추가하였을 때 실제 주거환경에서 재실자가 활동하는 추가 유형을 구별할 수 있는 가능성을 확인하였다. 또한 본 연구에서 개발한 모델을 보완하여 재실자의 행동 유형에 따라 가전제품이나 조명 등 실내 환경을 제어하는 시스템과 연계한다면 건물 내 에너지 소모량 감소에 기여할 것으로 사료된다. 그리고 기대수명 증가, 출산률 감소 등 고령화 사회가 진행되어 감에 따라 1인가구, 독거노인의 실내 활동을 예측하여 개인의 라이프로그에 따라 맞춤형 서비스 및 응급상황시 대응을 위한 시스템에 활용 할 수 있을 것으로 사료된다.

## References

- [1] Abid Haleem and Mohd Javaid, "Effects of COVID-19 pandemic in daily life" *Current Medicine Research and Practice(CMRP)*, Vol. 10, No. 2, pp. 78-79, March 2020, DOI <https://doi.org/10.1016/j.cmrp.2020.03.011>
- [2] Dobrica Savic, "COVID-19 and Work from Home: Digital Transformation of the Workforce" *The Grey Journal(TGJ)*, Vol. 16, No. 2, pp. 101-104, Summer 2020.
- [3] William L Rice, Timothy J Mateer, Nathan Reigner, Peter Newman, Ben Lawhon, and B Derrick Taff, "Changes in recreational behaviors of outdoor enthusiasts during the COVID-19 pandemic: analysis across urban and rural communities" *Journal of Urban Ecology(JUE)*, Vol. 6, Issue. 1, pp. 1-7, August 2020, DOI <https://doi.org/10.1093/jue/juaa020>
- [4] Hyuna Kang, Jongbaek An, Hakpyeong Kim, Changyoon Ji, Taehoon Hong, and Seunghye Lee, "Changes in energy consumption according to building use type under COVID-19 pandemic in South Korea" *Renew Sustainable Energy Reviews*, 148, September 2021, DOI <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111294>
- [5] Zhongna Zhou, Xi Chen, Yu-Chia Chung; Zhihai He, Tony X. Han, and James M. Keller, "Activity Analysis, Summarization, and Visualization for Indoor Human Activity Monitoring" *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology(TCSVT)*, Vol. 18, Issue. 11, pp. 1489-1498, September 2008, DOI 10.1109/TCSVT.2008.2005612
- [6] Zhun Yu, Benjamin C.M. Fung, Fariborz Haghghat, Hiroshi Yoshino, and Edward Morofsky, "A systematic procedure to study the influence of occupant behavior on building energy consumption" *Energy and Buildings*, Vol. 43, Issue. 6, pp. 1409-1417, June 2011, DOI <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.02.002>
- [7] Yong Jun Yang, and LEE SANG GU, "An Object Tracking Method for Studio Cameras by OpenCV-based Python Program" *The Journal of the Convergence on Culture Technology(JCCT)*, Vol. 4, No. 1, pp. 291-297, February 2018, DOI <https://doi.org/10.17703/JCCT.2018.4.1.291>
- [8] Sung Hoon Yoon and Kil Soo Lee "Indoor Surveillance Camera based Human Centric Lighting Control for Smart Building Lighting Management," *The International Journal of Advanced Culture Technology (IJACT)*, Vol.8 No.1 pp. 207-212, 2020, DOI <https://doi.org/10.17703/IJACT.2020.8.1.207>
- [9] Yu-Jin Kim, Nu-Ri Lee, Seong-Eun Shin, Seung-Yeon Song, and Da-Young Jung, "A Study on the Exposures and Threats for Internet of Things(IoT) IP" *The Journal of the Convergence on Culture Technology(JCCT)*, Vol. 2, No. 4, pp. 77-82, November 2016, DOI <https://doi.org/10.17703/JCCT.2016.2.4.77>
- [10] Ye Rin Lee, Young Ran Yoon, and Hyeun Jun Moon, "A Model for Classification of Occupant Behavior based on Building Environmental Data by Seasons" *Architectural Institute of Korea*, Vol. 36, No. 12, pp. 239-245, November 2020, DOI <https://doi.org/10.5659/JAIK.2020.36.11.239>
- [11] Sayantani Bhattacharya, S. Sridevi, and R. Pitchiah, "Indoor air quality monitoring using wireless sensor network" *International Conference on Sensing Technology(ICST)*, pp. 60-64, December 2012, DOI 10.1109/ICSensT.2012.6461713
- [12] Linlin Ge, Shaowei Han, and Chris Rizos, "Multipath Mitigation of Continuous GPS Measurements Using an Adaptive Filter", *GPS Solutions*, volume 4, 19-30, 2000, DOI <https://doi.org/10.1007/PL00012838>
- [13] Ibrahim Sadek, Jit Biswas, and Bessam Abdulrazak, "Ballistocardiogram signal processing: a review", *Health Information Science and Systems*, Vol. 7, No. 1, pp. 1-23, May 2019, DOI 10.1007/s13755-019-0071-7
- [14] Alex Sherstinsky, "Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network" *Physica D: Nonlinear*

- Phenomena, Vol. 404, March 2020, DOI  
<https://doi.org/10.1016/j.physd.2019.132306>
- [15]Sima Siami-Namini, Neda Tavakoli, and Akbar Siami Namin, “The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series” IEEE International Conference on Big Data (Big Data), December 2019, DOI 10.1109/BigData47090.2019.9005997
- [16]Marina Sokolova, Nathalie Japkowicz, and Stan Szpakowicz, “Beyond Accuracy, F-Score and ROC: A Family of Discriminant Measures for Performance Evaluation” Advances in Artificial Intelligence, Vol. 4304, pp. 1015-1021, December 2006, DOI [https://doi.org/10.1007/11941439\\_114](https://doi.org/10.1007/11941439_114)

※ 이 논문은 국토교통부의 국토교통기술사업  
화지원사업의 연구비지원에 의해 수행되었  
음 [과제명 : 비접촉 생체정보 측정기능이  
포함된 스마트 디퓨저 기반 거주자 맞춤형  
Home-HAS(Health, Air, Safety) 서비스  
개발][과제번호 : 23TBIP-C161696-03]