

실내 온도, 상대습도, CO₂, 조도 값을 이용한 재실감지 방법에 관한 연구

정재원*

A Study on Occupancy Detection Method using Indoor Temperature, Relative Humidity, CO₂, and Illuminance Values

Jai-Won Chung*

요약

본 논문에서는 실내 온도, CO₂, 조도 값을 사용해 주거공간에서 재실여부를 감지하는 로지스틱 회귀모형(Logistic regression model)을 제안한다. 실험을 통해 1분 간격으로 실내 온도, 상대습도, CO₂, 조도, 재실여부를 측정했다. 측정된 전체 데이터(n = 13,894) 중 약 80%는 트레이닝 셋 데이터(n = 11,115)로, 약 20%는 테스트 셋 데이터(n = 2,779)로 사용했다. 모형 구축 시 트레이닝 셋과 전진선택법(Forward selection method)을 사용해 로지스틱 회귀분석을 시행했다. 모형 구축 결과, 모든 입력변수(온도, 상대습도, CO₂, 조도)가 독립변수로 선정되었으며, 요텐의 인덱스(Youden index)는 0.433로 계산되어 이를 절단값(Cut-off)으로 사용했다. 구축된 로지스틱 회귀모형의 재실감지 성능을 테스트 셋을 사용해 평가해본 결과 AUC(Area Under the ROC Curve)는 0.878, 정확도(Accuracy)는 79.5%, 민감도(Sensitivity)는 83.1%, 특이도(specificity)는 76.4%인 것으로 나타났다.

Abstract

In this paper, we propose the logistic regression model for occupancy detection using indoor temperature, humidity, CO₂, and illuminance values. Indoor temperature, relative humidity, CO₂, illuminance, and occupancy status were measured at one minute intervals through the experiment. About 80% of the total measured data (n = 13,894) was used as the training set data (n = 11,115), and about 20% of the data was used as the test set data (n = 2,779). Logistic regression analysis was performed using the forward selection method and the training set to construct the model. All input variables (temperature, relative humidity, CO₂, illuminance) were selected as independent variables as the results for model construction, and Yoden index was calculated to be 0.433 that was used as the cut-off value. As a result of evaluating the occupancy detection performance of the model using the test set, the area under the ROC curve (AUC), accuracy, sensitivity, and specificity were 0.878, 79.5%, 83.1%, and 76.4%, respectively.

Keywords

occupancy detection, temperature, humidity, CO₂, illuminance, logistic regression model

* 한국전자기술연구원 정보미디어연구센터
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1400-526X>

• Received: Apr. 15, 2021, Revised: May 14, 2021, Accepted: May 17, 2021
• Corresponding Author: Jai-Won Chung
Dept. of Information and Media Research Center, Korea Electronics Technology
Institute, 11, World Cup buk-ro 54-gil, Mapo-gu, Seoul, 03924, Korea,
Tel.: +82-2-6388-6725, Email: chjw0915@keti.re.kr

1. 서 론

재실감지 시스템은 PIR(pyroelectric infrared) 센서, 카메라 등의 장비를 이용해 재실여부를 자동으로 감지하는 시스템이다[1]. 현재 재실감지 시스템은 실내의 HVAC(Heating, Ventilation, and Air Conditioning) 및 조명 시스템을 적절하게 제어하여 에너지 소비를 낮추는데 주로 활용되고 있으나, 그 외에 보안, 행동 분류, 자동화 등의 응용 분야에도 활용되고 있다[2]. 재실감지 시스템을 구축하기 위한 센서로는 일반적으로 PIR 센서가 활용되어 왔다[3][4]. PIR 센서를 이용한 재실감지 방법은 사람의 신체에서 발생하는 열을 감지하여 열의 변화량을 계산해 움직임 측정하고, 이를 통해 재실여부를 감지하게 된다. 때문에, 사람이 정지 상태에 있을 때에는 검출 성능이 낮아지며, 뜨거운 공기의 흐름 또는 햇볕 복사에 민감하다는 단점들이 있다[5].

PIR 센서 기반 재실감지 방법의 단점을 극복하고자 영상 및 딥러닝 기술을 활용한 재실감지 방법들이 제안되었다[6][7]. Benzeth 등은 비전 센서(Vision sensor)와 캐스케이드 분류기(Cascade classifier)를 활용해 재실여부와 재실자의 행동을 분류했다[6]. Han 등은 광학 및 열화상 카메라와 계층적 유전 알고리즘(Hierarchical genetic algorithm)으로 재실자를 감지하는 방법을 제안했다[7]. 하지만, 이와 같이 카메라 이미지를 활용하여 재실 유무를 감지하는 시스템의 경우 개인 정보 보호와 관련된 심각한 문제를 야기할 수 있으며, 영상 데이터의 처리를 위해 많은 계산량이 요구된다는 단점이 있다[8].

영상 기반의 재실감지 방법의 단점을 보완하고자 온도, CO₂, 조도 센서 등을 복합적으로 활용하는 재실감지 방법에 대한 연구가 보고되었다[9]-[11]. Yang 등은 온도, 상대습도, CO₂, 조도, 소리, 움직임 측정값과 RBFNN(Radial Basis Function Neural Network) 모형으로 대학교 건물에서 64.83%의 정확도로 재실자 수를 감지할 수 있었다고 보고했다[9]. Ekwevugbe 등은 온도, 습도, 조도, VOCs(Volatile Organic Compounds), CO₂, 평일/주말 분류 값과 ANN(Artificial Neural Network) 모형으로 개방형 사무실에서 69%의 정확도로 재실자 수를 감지할 수 있었다고 보고했다[10]. Mirugwe는 온도, 상대습도,

CO₂, 조도 측정값과 로지스틱 회귀(Logistic regression), 분류나무(Classification tree), 랜덤 포레스트(Random forest), 그래디언트 부스팅(Gradient boosting) 모형을 활용해 대학교 연구실을 대상으로 재실감지 모형을 구축한 결과, 랜덤 포레스트 모형이 가장 좋은 성능을 보였으며, 93.21%의 정확도로 재실여부를 감지할 수 있었다고 보고했다[11]. 하지만, 사무실이나 대학교 연구실 등의 사무 공간 이외에 가정집 등의 주거 공간에서 온도, CO₂, 조도 값을 활용해 재실여부를 감지할 수 있는 방법에 대한 연구는 보고되지 않았다.

본 논문에서는 온도, 상대습도, CO₂, 조도 측정값으로 주거공간에서 재실여부를 감지하는 로지스틱 회귀모형을 제안한다. 실험을 통해 1분 간격으로 측정된 온도, 상대습도, CO₂, 조도, 재실여부 데이터 중 약 80%는 트레이닝 셋으로, 약 20%는 테스트 셋으로 사용했다. 트레이닝 셋으로 로지스틱 회귀모형을 구축한 후, 트레이닝 셋 및 테스트 셋을 대상으로 각각 AUC(Area Under the ROC Curve), 정확도(Accuracy), 민감도(Sensitivity), 특이도(Specificity)를 계산해 구축한 모형의 성능을 평가했다.

II. 실험 방법 및 측정 결과

2.1 데이터 획득

총 3가지 센서와 ATmega 2560에 기반한 Arduino Mega 2560를 사용해 온도, 상대습도, CO₂, 조도 값을 측정할 수 있는 센서 모듈을 구현했다. 표 1은 사용된 센서들의 목록 및 사양을 나타낸다. 온도 측정 센서 DHT22(Aosong electronics, China)의 경우 온도는 - 0 °C에서 80 °C의 측정범위에서 측정오차는 ± 0.5 °C이고, 상대습도는 0%에서 100%의 측정범위에서 측정오차는 ± 2%이다. CO₂ 농도 측정 센서 SEN0159(DFRobot, China)는 400 ppm에서 10,000 ppm의 측정범위에서 측정오차는 ± 50ppm이다. 조도 센서 BH1750(Rohm, Japan)는 0 lux에서 65,535 lux의 측정범위에서 측정오차는 ± 20%이다. Arduino Mega 2560는 USB 포트를 통해 9V의 외부 전원을 공급했고, 각 센서들은 Arduino Mega 2560에서 출력되는 5V 전압을 이용해 전원을 공급

했다. 구현한 센서 모듈은 2초 간격으로 온도, 상대 습도, CO₂, 조도 값을 측정하도록 설정했다. 그림 1은 구현한 센서 모듈을 나타낸다.

표 1. 사용 센서 목록 및 사양

Table 1. List and specifications of used sensors

Model	Value	Range	Measurement error	Resolution
DHT22	Temperature (°C)	-40 °C ~ 80 °C	± 0.5 °C	0.1 °C
	Relative humidity (%)	0 % ~ 100 %	± 2 %	0.1 %
SEN0159	CO ₂ (ppm)	400 ppm ~ 10,000 ppm	± 50 ppm	1 ppm
BH1750	Illuminance (lux)	0 lux ~ 65,535 lux	± 20 %	1 lux

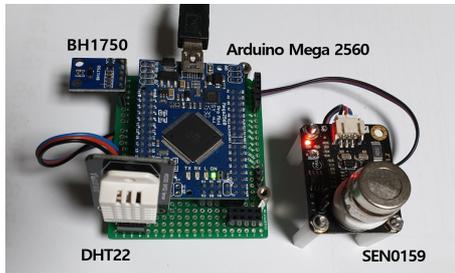


그림 1. 구현한 센서 모듈
Fig. 1. Implemented sensor module

그림 2는 실험 장소 및 장비 설치 방법을 나타낸다. 실험은 가로 412cm, 세로 308cm, 높이 295cm의 직사각형 형태의 실제 주거공간에서 총 231시간 34분 동안 실시했다. 센서 모듈은 실험 장소 중앙에 설치했고, USB 포트로 노트북(DV6-1101TU, Hewlett-Packard, Palo Alto, CA)에 연결하고 오픈소스 프로그램 CoolTerm을 사용하여 온도, 상대습도, CO₂, 조도 값을 2초 간격으로 기록했다[12]. 2초 간격으로 기록된 온도, 상대습도, CO₂, 조도 값은 1분 간격으로 평균해 사용했다. 재실여부는 노트북에 설치된 카메라에서 2초 간격으로 촬영된 사진을 통해서 1분 간격으로 재실자가 있을 경우는 1 값으로, 없을 경우에는 0 값으로 기록했다[8].

그림 3은 1분 간격으로 측정된 온도, 상대습도, CO₂, 조도, 재실여부 값을 나타낸다. 온도는 최소 19.50°C에서 최대 27.26°C까지, 상대습도는 최소 19.31%에서 최대 43.04%까지 측정됐다. CO₂ 농도는 최소 416.13 ppm에서 최대 926.96 ppm까지 측정됐

고, CO₂ 농도의 증가 및 감소가 반복적으로 나타났다. 조도는 최소 0 lux에서 최대 950.27 lux까지 측정되었으며, 일조량 및 조명 사용여부에 따른 조도 값의 변화가 나타났다. 재실여부의 경우 특정 시간대에 관계없는 재실 상태의 변화가 기록됐다.

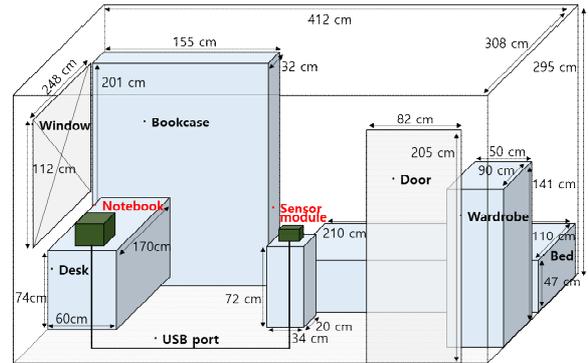


그림 2. 실험 장소 및 장비 설치 방법
Fig. 2. Experiment place and equipment setup

2.2 데이터 특성

표 2는 온도, 상대습도, CO₂, 조도 측정값의 평균 및 표준편차와 재실여부에 따른 T-검정 결과를 나타낸다. 전체 데이터(n = 13,894) 중 약 47%는 재실 상태일 때의 데이터(n = 6,512)이며, 약 53%는 비재실 상태일 때의 데이터(n = 7,382)였다. 온도, 상대습도, CO₂, 조도 값 모두 재실 상태일 때가 비재실 상태일 때보다 평균값이 더 큰 것으로 나타났다. 재실여부에 따른 차이를 알아보기 위해 T-검정을 실시한 결과, 모든 변수에서 P-값이 0.001보다 작은 것으로 나타나 재실여부에 따라 각 변수들의 평균값에 유의한 차이가 있는 것으로 나타났다.

연속형 변수들인 온도, 상대습도, CO₂, 조도와 이분형 변수인 재실여부간의 관계를 알아보기 위해 점양분상관계수(Point-biserial correlation coefficient)를 계산했다[13]. 표 3은 각 변수들과 재실여부간의 점양분상관계수를 나타낸다. 온도, 상대습도, CO₂, 조도 모두 재실여부와 양의 상관관계가 있는 것으로 나타났다. 또한, 점양분상관계수 r 값을 기준으로 CO₂, 온도, 상대습도, 조도 순으로 재실여부와 상관성이 높은 것으로 나타났다. 모든 P-값이 0.001보다 작은 것으로 나타나 도출된 결과들이 통계적으로 유의한 것을 확인했다.

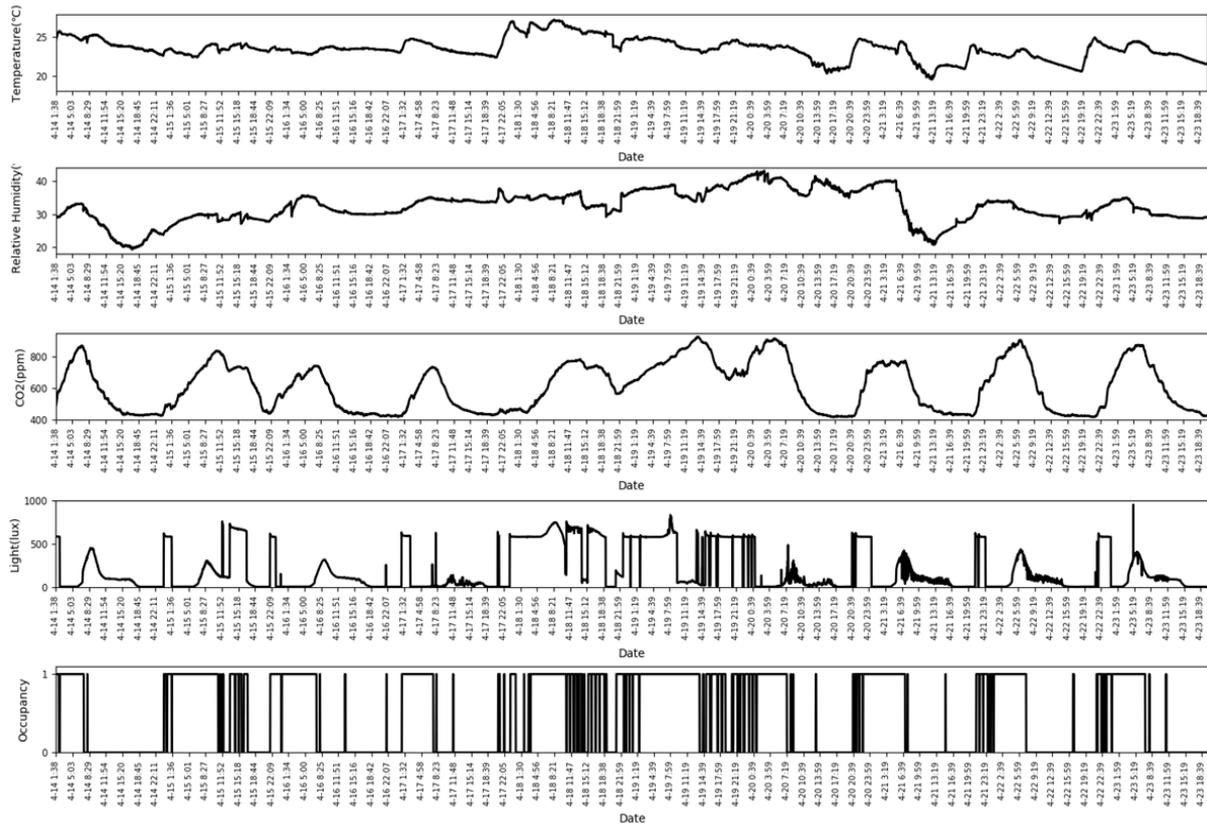


그림 3. 온도, 상대습도, CO₂, 조도, 재실여부 측정 결과

Fig. 3. Measurement results for temperature, relative humidity, CO₂, illuminance, and occupancy status

표 2. 온도, 상대습도, CO₂, 조도 측정값의 평균 및 표준편차와 재실여부에 따른 T-검정 결과

Table 2. Mean and standard deviation of measured values of temperature, relative humidity, CO₂, and illuminance and t-test results according to occupancy status

Variable	Mean ± SD			P-value
	Total(n=13,894)	Occupied set (n=6,512)	Non-occupied set (n=7,382)	
Temperature (°C)	23.54 ± 1.36	24.16 ± 1.12	22.98 ± 1.32	< 0.001
Relative humidity (%)	32.31 ± 4.68	34.46 ± 3.72	30.42 ± 4.62	< 0.001
CO ₂ (ppm)	610.25 ± 153.32	701.79 ± 127.35	529.49 ± 126.59	< 0.001
Illuminance (lux)	192.19 ± 245.47	303.48 ± 283.27	94.02 ± 148.55	< 0.001

표 3. 각 변수들과 재실여부간의 점양분상관계수

Table 3. Point-biserial correlation coefficient between each variable and occupancy status

Ranking	Variable	r	P-value
1	CO ₂	0.561	< 0.001
2	Temperature	0.431	< 0.001
3	Relative humidity	0.430	< 0.001
4	Illuminance	0.426	< 0.001

III. 재실감지 모형 구축 및 평가

3.1 로지스틱 회귀모형 구축 및 평가 방법

로지스틱 회귀모형은 특정 상황의 발생여부를 직접 예측하는 것이 아닌, 상황이 발생할 확률을 추정하는 모형이다[14]. 식 (1)은 로지스틱 회귀모형을 나타낸다. x 는 독립변수를, β 는 회귀계수를, d 는 독립변수의 수를, $P(x)$ 는 특정 상황이 발생할 확률을 나타낸다. 0과 1사이의 $P(x)$ 값과 임의의 절단값(Cut-off value)을 활용할 경우 범주형 데이터의 결과를 예측할 수 있다. 본 연구에서는 로지스틱 회귀분석을 활용해 온도, 상대습도, CO₂, 조도 측정값으로 재실여부를 감지하는 모형을 구축했다.

$$P(x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \dots + \beta_d x_d)}} \quad (1)$$

측정된 전체 데이터(n = 13,894) 중 약 80%의 데이터(n = 11,115)는 모형 구축을 위한 트레이닝 셋으로, 약 20%의 데이터(n = 2,779)는 성능 평가를 위한 테스트 셋으로 사용했다. 데이터 분류 시에는 재실여부에 따른 데이터의 비율이 트레이닝 셋 및 테스트 셋 모두 동일하도록 무작위하게 분류했다 [15][16]. 표 4는 재실여부에 따른 트레이닝 셋 및 테스트 셋의 수를 나타낸다.

표 4. 재실여부에 따른 트레이닝 셋 및 테스트 셋의 수
Table 4. Number of training and test set according to occupancy status

Group	Training set (n)	Test set (n)	Total (n)
Non-occupied	5,905	1,477	7,382
Occupied	5,210	1,302	6,512
Total	11,115	2,779	13,894

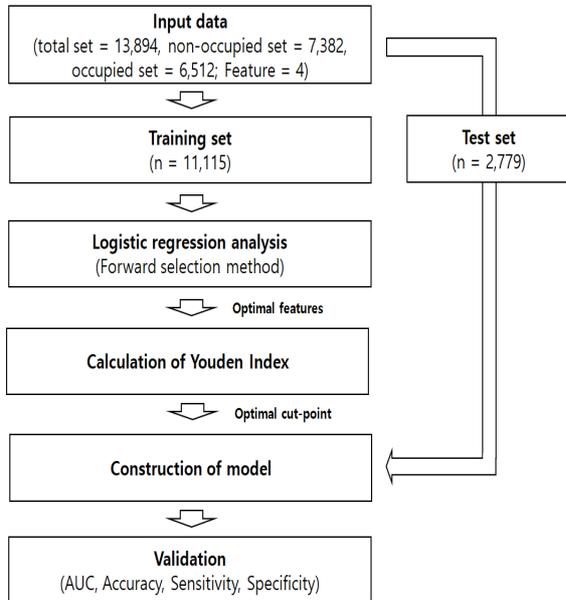


그림 4. 로지스틱 회귀모형 구축 및 평가 방법
Fig. 4. Construction and evaluation method of logistic regression model

그림 4는 로지스틱 회귀모형 구축 및 평가 방법을 나타낸다. 모형 구축을 위한 로지스틱 회귀분석 시에는 트레이닝 셋을 대상으로 독립변수로는 온도, 상대습도, CO₂, 조도를, 종속변수로는 재실여부를 설정하고, 변수 선정 방법은 전진선택법(Forward

selection method)을 사용했다. 이후, 요텐의 인덱스 (Youden index)를 이용해 재실감지를 위한 최적의 절단값을 도출해 재실여부 분류에 사용했다[17]. 구축한 모형의 성능평가를 위해 트레이닝 셋 및 테스트 셋을 대상으로 각각 AUC, 정확도, 민감도, 특이도를 계산했고, 테스트 셋을 대상으로 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선을 나타냈다[18][19].

3.2 모형 구축 및 성능평가 결과

표 5는 로지스틱 회귀분석 결과를 나타낸다. 변수 선정 방법으로 전진선택법을 사용한 결과, 모든 입력변수가 독립변수로 선택되었다. 온도의 경우 β는 0.2873이고, 오즈비(Odds ratio)는 1.333로 나타나 온도 1 °C 증가 시 재실 상태일 확률은 33.3% 증가하는 것으로 나타났다. 상대습도는 β는 0.1277이고, 오즈비는 1.136로 나타나 상대습도 1% 증가 시 재실 상태일 확률은 13.6% 증가하는 것으로 나타났다. CO₂의 β는 0.0067이고, 오즈비는 1.007로 나타나 CO₂ 1 ppm 증가 시 재실 상태일 확률은 0.7% 증가하는 것으로 나타났다. 조도의 β는 0.0026이고, 오즈비는 1.003로 나타나 조도 1 lux 증가 시 재실 상태일 확률은 0.3% 증가하는 것으로 나타났다. 모든 P-값이 0.001보다 작은 것으로 나타나 도출된 결과들이 통계적으로 유의한 것을 확인했다.

표 5. 로지스틱 회귀분석 결과
Table 5. Result of logistic regression analysis

Variable	β	Odds ratio [95% CI]	P-value
Temperature	0.2873	1.333 [1.269 - 1.400]	< 0.001
Relative humidity	0.1277	1.136 [1.121 - 1.152]	< 0.001
CO ₂	0.0067	1.007 [1.006 - 1.007]	< 0.001
Illuminance	0.0026	1.003 [1.002 - 1.003]	< 0.001
(Constant)	-15.6736	-	< 0.001

식 (2)는 표 5의 β 값을 활용해 도출한 로지스틱 회귀모형을 나타낸다. 식 (2)에서 a₁은 온도, a₂는 상대습도, a₃은 CO₂, a₄는 조도를 나타내며, P(a)는 독립변수 값들의 입력 시 계산되는 재실 상태일 확률을 나타낸다. P(a) 값이 절단값 이상일 경우 재실 상태로, 절단값 미만일 경우 비재실 상태로 분

류된다. 요텐의 인덱스는 0.433로 계산되어, 이를 모형의 절단값으로 사용했다.

$$P(a) = \frac{1}{1 + e^{(15.6736 - 0.2873a_1 - 0.1277a_2 - 0.0067a_3 - 0.0026a_4)}} \quad (2)$$

표 6은 로지스틱 회귀모형의 성능평가 결과를 나타낸다. 트레이닝 셋을 대상으로 한 평가에서 AUC는 0.881, 정확도는 79.6%, 민감도는 82.8%, 특이도는 76.7%인 것으로 나타났다. 테스트 셋을 대상으로는 AUC는 0.878, 정확도는 79.5%, 민감도는 83.1%, 특이도는 76.4%인 것으로 나타났다. 모형 구축을 위해 사용된 트레이닝 셋과 모형 평가를 위해 사용한 테스트 셋에서 유사한 AUC, 정확도, 민감도, 특이도가 계산되었으며, 모두 민감도가 특이도보다 높은 것으로 나타났다. 그림 5는 테스트 셋에 대한 ROC 곡선을 나타낸다.

표 6. 로지스틱 회귀모형의 성능평가 결과
Table 6. Results of performance evaluation of logistic regression model

Data set	AUC	Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
Training set (n = 11,115)	0.881	79.6	82.8	76.7
Test set (n = 2,779)	0.878	79.5	83.1	76.4

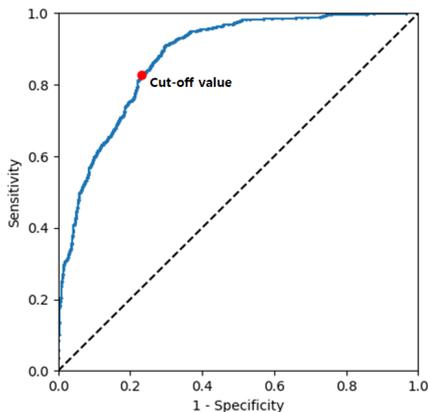


그림 5. 테스트 셋에 대한 ROC 곡선
Fig. 5. ROC curve for test set

기존 관련 연구에서 온도, 상대습도, CO₂, 조도 측정값과 총 5가지 모형을 사용해 사무 공간에서의 재실여부를 감지해본 결과, 랜덤 포레스트 모형은

93.21%의 정확도로, 로지스틱 회귀모형은 90.39%의 정확도로 재실여부를 감지할 수 있었다고 보고했다 [11]. 활용한 변수들이 동일함에도 기존 연구와 본 연구의 재실감지 모형의 정확도에 차이가 나타난 이유는, 실험 환경에 따라 측정된 변수들의 특성 및 관련성이 각각 다르게 나타났기 때문인 것으로 보인다.

기존 연구에서는 측정된 온도, 상대습도, CO₂, 조도, 재실여부 값이 모두 시간대에 따라서 일정한 규칙성을 보였으며, 출근 시간대인 7시부터 19시까지는 모든 변수들의 값이 증가하고 이외에는 변수들의 값이 감소하거나 일정하게 작은 값을 유지했다고 보고했다. 또한, 주로 출근 시간대에 재실 상태의 변화가 발생했으며, 전체 데이터 중 약 25%만이 재실 상태일 때의 데이터라고 보고했다. 하지만, 주거공간을 대상으로 한 본 연구에서는 이러한 변수들의 규칙성은 관찰할 수 없었으며, 전체 데이터에서 재실 상태의 비율은 약 47%이고 비재실 상태의 비율은 약 53%인 것으로 나타났다.

두 연구는 온도, 상대습도, CO₂, 조도와 재실여부의 관련성에도 차이를 보였는데, 일조량이 높은 낮 시간대에 재실 상태일 확률이 높은 사무 공간에서의 실험 결과를 사용한 기존 연구에서는 변수들 중 특히 조도가 재실여부와 관련성이 높다고 보고했다. 하지만, 주거 공간에서 실험한 본 연구에서 점양분 상관계수를 기준으로 알아본 결과에서는 변수들 중 조도가 재실여부와 가장 관련성이 낮은 것으로 나타났다. 이와 같은 사무 및 주거 공간에 따른 변수들의 특성 및 관련성 차이가 재실감지 모형의 정확도에 영향을 미쳤으며, 실내 환경 측정 데이터 중 온도, CO₂, 조도 값을 활용한 재실감지 방법은 주거 공간보다 사무 공간에 적용하기가 상대적으로 유리할 것으로 보인다.

V. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 온도, 상대습도, CO₂, 조도 측정값과 로지스틱 회귀분석을 사용해 주거공간에서의 재실여부를 감지하는 모형을 구축 및 평가했다. 사무 공간을 대상으로 한 관련 연구들에서 온도, 상대습도, CO₂, 조도는 재실여부와 관련성이 높다고 보고

했다[9]-[11]. 접양분상관계수를 통해 주거공간에서의 온도, 상대습도, CO₂, 조도 값과 재실여부와와의 관련성을 알아본 결과, 모든 변수가 재실여부와 양의 상관관계가 있는 것으로 나타났다. 또한, 전진선택법을 사용한 로지스틱 회귀분석 시에도 모든 변수가 독립변수로 선정되었다.

구축한 로지스틱 회귀모형은 트레이닝 셋과 테스트 셋에서 유사한 성능이 나타나 과적합(Overfitting)을 피하여 모형이 구축되었음을 확인했다[20]. 로지스틱 회귀모형은 1분 간격으로 재실여부를 79.5%의 정확도로 감지할 수 있는 것으로 나타났다. 본 연구에서는 민감도와 특이도의 합이 최대가 되는 지점인 요텐의 인덱스가 0.433로 계산되어 이를 로지스틱 회귀모형의 절단값으로 사용했다[16]. 때문에, 특이도보다 민감도가 높은 모형이 구축되어, 성능평가 결과 재실 상태 감지 성능이 비재실 상태 감지 성능보다 좋은 것으로 나타났다. 하지만, 0.5를 절단값으로 사용해 테스트 셋을 대상으로 모형의 성능을 평가해볼 경우의 정확도는 77.7%, 민감도는 76.0%, 특이도는 79.1%인 것으로 나타났다. 이를 통해서 요텐의 인덱스 값을 절단값으로 사용한 모형이 특이도는 더 낮지만, 민감도 및 정확도는 더 높은 것을 확인했다.

본 연구에서는 주거공간에서의 실내 환경 측정 데이터와 로지스틱 회귀모형을 활용한 재실감지 방법에 대한 가능성 여부는 확인했다. 하지만, 로지스틱 회귀분석 이외에 ANN, 랜덤 포레스트 등의 방법을 사용하거나, 추가적인 변수를 활용할 경우 더 좋은 성능의 재실감지 모형이 구축될 수 있다. 하지만, 주거공간의 실내 환경 측정 데이터를 활용한 재실감지 방법과 관련된 연구는 거의 조사되지 않았기에, 이와 관련된 추가적인 연구가 필요할 것으로 보인다.

References

- [1] Y. S. Choi and B. T. Park, "Development of the Active RFID based Smart Occupancy Detection System", *Journal of Korea Safety Management & Science*, Vol. 4, No. 4, pp. 117-123, Dec. 2012. <http://dx.doi.org/10.12812/ksms.2012.14.4.117>.
- [2] A. Beltran, V. L. Erickson, and A. E. Cerpa, "Thermosense: occupancy thermal based sensing for hvac control", *Proceedings of the 5th ACM Workshop on Embedded Systems For Energy-Efficient Buildings*, pp. 1-8, Nov. 2013. <https://doi.org/10.1145/2528282.2528301>.
- [3] P. Liu, S. K. Nguang, and A. Partridge, "Occupancy inference using pyroelectric infrared sensors through Hidden Markov Model", *IEEE Sensors Journal*, Vol. 16, No. 4, pp. 1062-1068, Feb. 2016. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2015.2496154>.
- [4] F. Wahl, M. Milenkovic, and O. Amft, "A distributed PIR-based approach for estimating people count in office environments", *IEEE 15th International Conference on Computational Science and Engineering*, Paphos, Cyprus, pp. 640-647, Dec. 2012. <https://doi.org/10.1109/ICCSE.2012.92>.
- [5] S. S. Leea, C. Choia, and M. Kim, "CNN-based People Recognition for Vision Occupancy Sensors", *Journal of Broadcast Engineering*, Vol. 23, No. 2, pp. 274-282, May 2018. <https://doi.org/10.5909/JBE.2018.23.2.274>.
- [6] Y. Benezeth, H. Laurent, B. Emile, and C. Rosenberger, "Towards a sensor for detecting human presence and characterizing activity", *Energy and Buildings*, Vol. 43, pp. 305-314, 2011. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.09.014>
- [7] J. Han and B. Bhanu, "Fusion of color and infrared video for moving human detection", *Pattern Recognition*, Vol. 40, No. 6, pp. 1771-1784, Jun. 2007. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2006.11.010>.
- [8] L. M. Candanedo and V. Feldheim, "Accurate occupancy detection of an office room from light, temperature, humidity and CO₂ measurements using statistical learning models", *Energy and Buildings*, Vol. 112, pp. 28-39, Jan. 2016. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.11.071>.
- [9] Z. Yang, N. Li, B. Becerik-Gerber, and M. Orosz, "A multi-sensor based occupancy estimation model for supporting demand driven HVAC operations",

- Proceedings of the 2012 Symposium on Simulation for Architecture and Urban Design, No. 2, pp. 1-8, Mar. 2012.
- [10] T. Ekwevugbe, N. Brown, V. Pakka, and D. Fan, "Real-time building occupancy sensing using neural-network based sensor network", 7th IEEE international conference on digital ecosystems and technologies (DEST), Menlo Park, CA, USA, pp. 114-119, Jul. 2013. <https://doi.org/10.1109/DEST.2013.6611339>.
- [11] A. Mirugwe, "Accurate Occupancy Detection of an Office Room From Light, Temperature, Humidity and CO₂ Measurements Using Statistical Learning Models", University of Cape Town, pp. 38, Sep. 2020.
- [12] R. Meier, <https://freeware.the-meiers.org>. [accessed: May. 07. 2021]
- [13] J. Bae, M. Kim, and J. S. Lim, "Feature Extraction Model Based on Inception V3 to Distinguish Normal Heart Sound from Systolic Murmur", International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC), IEEE, Jeju, Korea pp. 460-463, Oct. 2020. <https://doi.org/10.1109/ICTC49870.2020.9289317>.
- [14] S. B. Jin and J. W. Lee, "Study on Accident Prediction Models in Urban Railway Casualty Accidents Using Logistic Regression Analysis Model", The Korean Society For Railway, Vol. 20, No. 4, pp. 482-490, Aug. 2017. <http://dx.doi.org/10.7782/JKSR.2017.20.4.482>.
- [15] K. H. Jang, T. K. Yoo, K. C. Nam, J. R. Choi, M. K. Kwon, and D. W. Kim, "Comparison of Survival Prediction of Rats with Hemorrhagic Shocks Using Artificial Neural Network and Support Vector Machine", Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea SC, Vol. 48, No. 2, pp. 47-55, Dec. 2011.
- [16] S. H. Kim and W. J. Kim, "Development of a Predictive Model of Satisfaction Survey Respondents Classified Information Service using GA", The Journal of Korean Institute of Information Technology, Vol. 11, No. 6, pp. 111-126, 2013.
- [17] Y. K. Kim, H. D. Kim, T. K. Park, and Y. H. Ohn, "Simultaneous Recording of Flash Electroretinography and Visual Evoked Potential in Vitreous Hemorrhage with Diabetic Retinopathy", J Korean Ophthalmol Soc, Vol. 58, No. 3, pp. 305-312, Mar. 2017. <http://dx.doi.org/10.3341/jkos.2017.58.3.305>.
- [18] J. Y. Choi, S. K. Kim, J. M. Koo, and D. W. Kim, "A Survival Prediction Model of Rats in Uncontrolled Acute Hemorrhagic Shock Using the Random Forest Classifier" Journal of Biomedical Engineering Research, Vol. 33, No. 3, pp. 148-154, Sep. 2012. <http://dx.doi.org/10.9718/JBER.2012.33.3.148>.
- [19] M. K. Jang, Y. S. Kim, J. D. Kim, H. J. Song, C. Y. Park, S. M. Bae, E. Y. Lee, J. H. Park, and J. W. Kim, "A Comparison of Multiple Biomarker Selection Algorithms for Early Screening of Ovarian Cancer", The Journal of Korean Institute of Information Technology, Vol. 10, No. 6, pp. 107-113, 2012.
- [20] Hyeong Choi, "An Artificial Neural Network for Local Library's Book Recommender System", The Journal of Korean Institute of Information Technology, Vol. 14, No. 9, pp. 109-118, 2016. <http://dx.doi.org/10.14801/jkiit.2016.14.9.109>.

저자소개

정재원 (Jai-Won Chung)



2013년 2월 : 연세대학교
의용전자공학과(공학사)
2015년 8월 : 연세대학교
생체공학협동과정 전기전자
(공학석사)
2020년 8월 : 서울시립대학교
전자전기컴퓨터공학과(공학박사)
2019년 5월 ~ 현재 : 한국전자기술연구원 연구원
관심분야 : 제어계측, 센서, IoT 디바이스, 시스템웨어