

# 실내 쾌적성 모델링 엔진

이재민 · 정혜성 · 김동주 · 정회중 · 김지원 · 도운형 · 이강환  
한국기술교육대학교

## Indoor comfort environment modeling engine

Jae-Min Lee · Hye-Seong Jeong · Dong-Ju Kim · Hoe-Joong Jeong · Ji-Won Kim · Yun-Hyung Do ·  
Kang-Whan Lee  
Korea University of Technology and Education  
E-mail : leejm456@koreatech.ac.kr

### 요 약

본 논문에서는 심층 학습을 이용하여 주변 환경 정보를 분석하고 이후 환경 정보 변화를 예측해 사용자에게 적합한 환경을 제공하는 시스템을 제안한다. 생활의 수준이 향상되면서 삶의 질의 향상에 대한 관심도 높아지고 있다. 특히 최근 황사, 스모그, 미세먼지, 초미세먼지 등의 발생으로 대기질이 악화되자 실외공기뿐 아니라 실내공기의 질 역시 심각한 문제로 대두되었다. 환기의 부족, 화학 물질 사용 등으로 인해 실내 오염이 증가하는 상황은 실내 생활의 비중이 높은 현대인들에게는 심각한 문제이다. 이러한 실내 대기 오염을 해결하기 위해서 센서를 통해 대기질의 상태를 측정하고 적정 온도, 습도를 유지하는 시스템이 제안되었다. 그러나 기존 시스템은 대기 환경 정보의 대부분을 센서에만 의존하여 다양한 사용자에게 적용하는데 어려움이 있다. 본 논문에서 제안하는 시스템은 센서를 통해 수집한 실내 오염 정보를 심층 학습을 이용해 분석하여 실내 환경을 예측한다. 그리고 예측된 실내 환경을 모델링하여 본 시스템에 학습시킨 후 사용자에게 적합한 환경을 제안한다. 이후, 시스템은 사용자에게 제안된 환경을 최적의 환경 조성이 가능하도록 사용자로부터 피드백을 받고, 이를 재학습하는 과정을 반복한다.

### ABSTRACT

In this paper, we propose a system that analyzes environment information by using deep learning and then provides a suitable environment for users by predicting environmental information change. As the level of living improves, interest in improving the quality of life is increasing. In particular, as the air quality deteriorated due to the recent occurrence of dust, smog, fine dust, and ultrafine dust, the indoor air quality as well as the outdoor air became a serious problem. The increase of indoor pollution due to the lack of ventilation and the use of chemicals is a serious problem for modern people who have a lot of indoor living. In order to solve this indoor air pollution, a system has been proposed that measures the state of air quality through sensors and maintains proper temperature and humidity. However, existing system has a difficulty to apply most of the atmospheric environment information to various users depending on sensors only. The system proposed in this paper predicts the indoor environment by analyzing the indoor pollution information collected through the sensor using the deep learning. Then, the predicted indoor environment is modeled and learned in this system, and the environment suitable for the user is suggested. Afterwards, the system receives feedback from the user and repeats the process of re-learning the proposed environment so that it can create the optimal environment for the user.

### 키워드

심층 학습, 주변 환경 정보, 실내 환경 예측, 피드백, 재학습

### 1. 서 론

현대인들은 대부분의 시간을 실내에서 활동한다. 실내란 방이나 건물의 내부를 의미하며 또한 차량, 선박, 비행기와 같은 이동수단 내부도 포함

한다. 실내의 개념은 현대인들의 생활에 따라 확장되었고 이에 따라 실내 쾌적성의 현대인들의 삶의 질을 결정하는 데 중요한 지표가 되었다. 이때 실내 쾌적성은 조망권, 일조권의 보장, 채광성, 통기성, 소음, 온습도, 냄새, 이산화탄소, 대기 중

가스 함유량 등으로 결정된다.

하지만 기상이변, 미세 먼지 및 매연 등으로 인해 실내 쾌적성이 저하되는 문제가 발생하게 되고 이러한 문제를 해결하기 위해 많은 방안들이 제안되었다.

본 논문은 이러한 방안에 대한 연구의 일환으로 제안하는 시스템은 실내 쾌적성을 결정하는 요소 중 대기 환경 정보를 이용하여 주변 환경 정보를 분석해 데이터화 한다. 이후 분석된 데이터를 이용해 시스템을 심층 학습(Deep-Learning) 시켜 이후 환경 정보 변화를 예측하고 실내 쾌적성 개선 방안을 제공한다.

## II. 시스템 설계

본 시스템은 실내 대기를 측정할 수 있는 각종 센서로 대기 환경을 측정하고, 실내 대기의 오염 정도에 따라 사용자가 불쾌함을 느낄 수 있을 만큼의 대기 오염 수치가 측정될 시, 사용자에게 적합한 환경을 조성할 수 있는 방법들을 예측하고, 그중 최적의 환경 조성 방법을 추천한다.

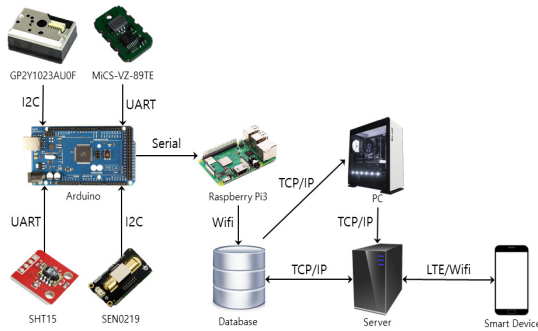


그림 1. 시스템 구성도

온습도 센서(SHT15), 이산화탄소 센서(SEN0219), 미세먼지 센서(GP2Y1023AU0F), 휘발성유기화합물 센서(MiCS-VZ-89TE)를 아두이노에 연결하여 대기질을 측정한다. 대기 측정 장치의 동작 흐름은 그림 1과 같다[1].

아두이노는 라즈베리파이와 연동되고, 라즈베리파이에서 서버의 데이터베이스에 측정된 데이터 값을 시계열 순으로 입력한다. 텐서플로(Tensor Flow)를 이용한 심층 학습을 위해 입력된 데이터는 칼만 필터를 적용하여 데이터 값을 보정하고 이를 PC에서 3차원 텐서(Tensor)로 재구성 후, 순환 신경망(Recurrent Neural Network: RNN)을 기반으로 한 LSTM(Long Short-Term Memory) 구조의 심층 학습을 반복하여 실내공간에서의 쾌적성을 판단한다. 불쾌한 수치로 판단될 시 최적의 환경 조성 방법을 도출한 뒤, 이 방법이 단위시간당 얼마만큼의 효과가 있는지 예측한다. 센서로부터 받아온 각각의 대기 환경 정보와 함께 최적의 환경 조성 방법을 웹 서버에 전송한

다. 웹 서버에서 칼만 필터를 이용해 값을 보정한다[2]. 사용자는 스마트디바이스 어플리케이션을 통해 웹 서버에 접속하여 쾌적한 정도를 파악하고, 최적의 환경 조성 방법을 추천받아 실행한다. 효과에 따라 사용자는 어플리케이션으로 웹 서버에 접속하여 추천된 방법의 효용성을 피드백한다.

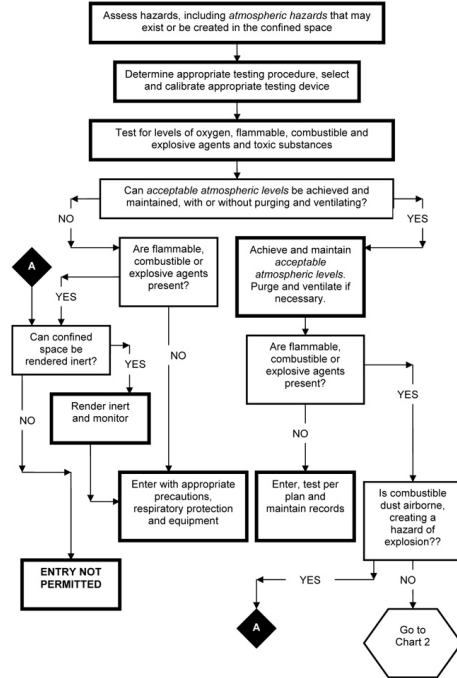


그림 2. 대기질 측정 장치의 동작 흐름도

## III. 칼만 필터(Kalman filter)

칼만 필터는 초기값 선정 이후 예측과정과 추정과정의 총 4 단계 계산을 반복 수행하면서 필터링이 적용된다. 매번 계산되는 오차의 공분산은 추정값의 정확도를 알려주는 척도이며, 이 값을 기준으로 예측된 추정값과 계측값의 반영 정도가 결정된다. 칼만 필터 알고리즘은 그림 3과 같다[2-3].

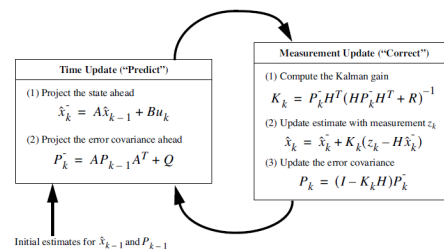


그림 3. 칼만 필터 알고리즘

- $z$  = 측정값,
- $k$  = 칼만 이득,
- $A$  = 시스템 모형 분산,
- $Q$  = 시스템 에러,
- $u$  = 입력값
- $x$  = 출력값과 상태변수,
- $P$  = 오차 공분산,
- $H$  = 필터 모형,
- $R$  = 센서 에러,

### 3.1. 시스템 상에서의 칼만 필터 적용

대기질의 상태를 학습하기 위해서는 먼저 데이터 전처리 과정이 필요하다. 센싱 데이터(온습도 센서, 이산화탄소 센서, 미세먼지 센서, 휘발성유기화합물 센서)를 각 데이터마다 [-1, 1] 사이의 범위를 기준으로 전체 데이터 범위를 정규화하고, 칼만 필터를 적용하여 정확한 센서 데이터 값을 도출한다.

## IV. Long-Short Term Memory Network : LSTM Network

Hochreiter와 Schmidhuber는 장기간 상태를 보존할 수 있는 메모리 셀을 도입함으로써 순환 신경망의 단점인 기울기 소실 문제를 보완할 수 있는 LSTM을 제안했다. LSTM은 데이터 요소의 중요도에 따라 정보를 차단하거나 전달하여 수신된 입력에 작용할 수 있는 게이트 셀을 정의한다. 역전파를 통한 학습과정에서 셀의 데이터를 저장하거나 삭제할 수 있는 가중치를 추정한다. 다시 말해, LSTM은 Memory cell  $c_t$ , Input gate  $i_t$ , Output gate  $o_t$ , Forget gate  $f_t$ 로 구성되고 이를 도식화하면 다음과 같다.

$$f(t) = \sigma(W_{fx}x(t) + W_{fh}h(t-1) + b_f) \quad (1)$$

$$i(t) = \sigma(W_{ix}x(t) + W_{ih}h(t-1) + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_{cx}x(t) + W_{ch}h(t-1) + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (4)$$

$$o(t) = \sigma(W_{ox}x(t) + W_{oh}h(t-1) + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (6)$$

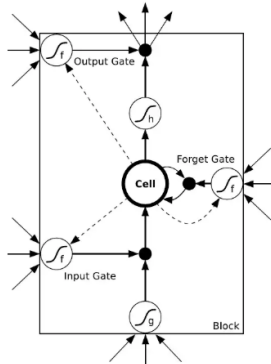


그림 4. LSTM Network

식 (1)은 Forget gate에서 0과 1 사이의 출력값을 가지는  $h(t-1)$ 과  $x(t)$ 를 입력값으로 받는다. 출력값이 1이면 값을 유지하고, 출력값이 0이면 값을 버린다.

식 (2), (3)은 새로운 정보가 셀 스테이트에 저장될지를 결정하는 단계이다. 식 (2)는 Input gate에서 sigmoid 함수를 이용해 어떤 값을 업데이트할 지를 결정하는 역할을 하며, 식 (3)의 tanh 레이어는  $\tilde{C}_t$  값은 셀 스테이트에 더해질 수 있는 새로운 후보 값을 만들어 낸다. 그 후,  $\tilde{C}_t$ 와 새로운 후보 값을 합쳐서 다음 상태에 영향을 준다.

식 (4)에서 오래된 cell 상태( $C_{t-1}$ )를 새로운 cell 상태  $C_t$ 로 업데이트한다.  $C_{t-1} * f_t$ 는 오래된 Cell 상태의 데이터를 망각하게 한다. 그리고  $i_t * \tilde{C}_t$ 를 더하면, 새로운 후보 값이 기존 값에 영향을 주게 된다.

식 (5)를 사용하여 어떤 값을 출력할지 결정하는 시그모이드 함수를 사용한다. 마지막으로 식 (6)에서 셀 스테이트를 tanh 함수를 이용하여 -1과 1 사이의 값을 추출하고, 원하는 값만을 결과 값으로 반영한다[4-5].

### 4.1. 대기질 측정 모델

대기질 측정을 위해 측정된 센싱 데이터로부터 얻은 값을 지수화하고, 이를 계수로 산출하여 다음과 같은 대기 방정식  $f_A(x)$ 를 식 (7)과 같이 도식화할 때, 각 지수와 계수 값들의 의미는 다음과 같다.  $Y_T$ (온도지수),  $Y_H$ (습도지수),  $\gamma_{PM_{10}}$ (미세먼지 지수 산출계수),  $\gamma_{VOCs}$ (가스지수 산출계수),  $\gamma_{CO_2}$ (이산화탄소지수 산출계수)이다.

$$f_A(x) = Y_T + Y_H + \gamma_{PM_{10}} + \gamma_{VOCs} + \gamma_{CO_2} \quad (7)$$

$$Y_T = \left| \frac{T_1 + T_2 - T_3}{T_2 - T_1} \right| * 200 \quad (\text{단, } T_1 < T_2) \quad (8)$$

$$Y_H = \left| \frac{H_1 + H_2 - H_3}{H_2 - H_1} \right| * 200 \quad (\text{단, } H_1 < H_2) \quad (9)$$

$$\gamma_{PM_{10}} = \frac{d_Y}{d_{[PM_{10}]}} \quad (10)$$

$$\gamma_{VOCs} = \frac{d_Y}{d_{[VOCs]}} \quad (11)$$

$$\gamma_{CO_2} = \frac{d_Y}{d_{[CO_2]}} \quad (12)$$

식 (8)에서  $T_1$ 은 제1 온도,  $T_2$ 는 제2 온도,  $T_3$ 은 온도센서에서 측정된 온도이며, 식 (9)에서  $H_1$ 은 제1 습도,  $H_2$ 는 제2 습도,  $H_3$ 은 습도센서에서 측정된 습도이다. 식 (10)에서  $d_Y$ 미세먼지 지수 간

의 크기,  $d[PM_{10}]$ 은 먼지농도 구간의 크기를 나타내고, 식 (11)에서  $d_Y$ 는 가스지수 구간의 크기,  $d_{[VOCs]}$ 는 가스농도 구간의 크기이고, 식 (12)에서  $d_Y$ 는 이산화탄소지수 구간의 크기,  $d_{[CO_2]}$ 는 이산화탄소농도 구간의 크기이다[6].

#### 4.2. 대기질 예측 모델

대기질을 예측하기 위해 대기질 측정 모델에서 사용되는 변수들인  $Y_T$ ,  $Y_H$ ,  $\gamma_{PM_{10}}$ ,  $\gamma_{VOCs}$ ,  $\gamma_{CO_2}$ 와 각 센서에서 측정되는 온도( $T_3$ ), 습도( $H_3$ ), 미세먼지농도( $[PM_{10}]$ ), 가스농도( $[VOCs]$ ), 이산화탄소농도( $[CO_2]$ )를 LSTM에 적용하여 향후의 종합 대기질( $\psi$ )을 예측한다. 또한, 회귀 성능이 우수한 perceptron을 LSTM에 연결하여 계층이 적은 LSTM 네트워크에서도 높은 수준의 데이터 예측이 가능하게 한다.

### V. 결 론

본 논문에서는 실내 설치에 문제가 없는 소형 대기 측정 센서들과 측정된 데이터를 웹 서버에 전송하기 위한 통신 모듈로 구성된, 사물인터넷(Internet of Things : IoT)과 심층 학습 기반의 대기환경 분석 및 예측 시스템을 제안하였다. 해당 시스템은 센서를 통해 얻은 대기질 관련 센싱 데이터를 취합하고, 이전의 시계열 데이터를 가진 LSTM 네트워크를 이용해 미래의 실내 대기 정보를 예측한다. 특히 해당 시스템은 대기질 분석결과를 단순히 측정 장치 또는 웹페이지 상에서만 확인 가능하던 기존 시스템과는 달리 스마트 디바이스를 통하여 언제 어디서든 손쉽게 대기질의 확인 및 대기질 개선 방안을 추천받을 수 있는 어플리케이션을 제공하고, 이 어플리케이션으로부터 추천된 개선 방안의 효용성을 피드백 받아 재학습함으로써 실내 쾌적성 개선 방안의 효과를 높이는 특징이 있다.

일반적으로 감각기관을 통해 감지하기 쉬운 오염물이나, 오염물로 인한 악취 등은 실내 쾌적성에 직접적으로 영향을 미치는 것으로 인식하나, 무색무취한 일산화탄소, 라돈 등의 휘발성 유기화합물 및 이산화탄소, 미세먼지 등 대기 오염물질의 위해성에 대한 인식이 부족하다. 본 논문에서 제안한 시스템을 통해 사용자들이 간과하기 쉬운 실내오염물질들에 대한 인식을 높임으로써 실내 쾌적성 관리에 도움을 줄 것으로 기대된다.

향후에는 실내 쾌적성에 도움을 주는 요소들의 가중치 판단을 위한 실험을 할 것이다. 그리고 LSTM 네트워크에 종합 대기질( $\psi$ )과 가중치를 입력하여 사용자에게 적합한 환경을 제안하는 시스템을 고안 할 예정이다.

### 참고문헌

- [1] Atmospheric Testing | Confined Spaces Guideline [Internet], Available: labour.gov.on.ca
- [2] Wojciech Straszewski, Magdalena Drozd, Hendrik Wouters “Automated tuning of Kalman filter: Kalman filter tuning in the Windows Azure Cloud environment”, 2018 IEEE International Symposium on Inertial Sensors and Systems (INERTIAL), 2018
- [3] Jong-Rack Kim, Kwang-Tae You, Gi-Jung Park, “Application of Median and Kalman Filter for Reliability Improvement of Debris-flow Remote Monitoring Data”, J Korean Soc Hazard Mitig, Volume 17, Issue 1, pp.117-122, 2017
- [4] Khaled A. Althelaya, El-Sayed M. El-Alfy, Salahadin Mohammed, “Evaluation of bidirectional LSTM for short-and long-term stock market prediction”, 2018 9th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS), pp.151-156, 2018
- [5] Jian Wang, Zewen Cao, “Chinese text sentiment analysis using LSTM network based on L2 and Nadam”, 2017 IEEE 17th International Conference on Communication Technology (ICCT), pp.1891-1895, 2017
- [6] Jong-Chul KIM, Byung-Hyuk Lee, KR-A-10-2017-0038389, “APPARATUS FOR EVALUATING INDOOR AIR QUALITY AND AIR PURIFYING SYSTEM HAVING THE SAME”, April 7th, 2017