

인공신경망 기반 공기정화기 설치위치에 따른 공기교환성능 예측

김나경* · 강동희* · 강현욱†

Prediction of Air Exchange Performance of an Air Purifier by Installation Location using Artificial Neural Network

Na Kyong Kim*, Dong Hee Kang* and Hyun Wook Kang†

Abstract Air purifiers can be placed where the air cleaning is required, making it easy to manage indoor air quality. The position of the air purifier affects the indoor airflow pattern, resulting in different air cleaning efficiency. Many efforts and strategies have been examined through numerical simulations and experiments to find the proper location of the air purifier, but problems still remain due to the various geometrical indoor spaces and arrangements. Herein, we develop an artificial intelligence model to predict the performance of an air purifier depending on the installation location. To obtain the training data, numerical simulations were performed on the different locations of the air purifiers and airflow patterns. The trained artificial intelligence model predicted the air exchange performance depending on the installation location of the air purifier with a prediction accuracy of 92%.

Key Words : Artificial intelligence (인공지능), Deep learning (딥러닝), Air purifier (공기정화기), Indoor air quality (실내공기질), Age of air (공기연령)

1. 서론

최근 발생한 코로나바이러스감염증(COVID-19)와 같은 감염성 질환을 포함한 바이러스, 미세먼지, 세균 및 곰팡이와 같은 실내오염물질의 노출을 저감하기 위하여, 실내공기질 관리의 필요성이 증대되고 있다.⁽¹⁾ 실내 감염을 저감시키기 위해, 세계보건기구(WHO)와 미국냉동공조학회(ASHRAE)에서 최소 권장 환기율을 제

시하고 있다.^(2,3) 그러나 환기시설이 없는 기존 건물이나, 자연환기에만 의존하는 건물, 환기시설이 설치되어 있어도 권장환기율에 도달하지 못하는 건물에서는 실내공기질 관리에 어려움을 겪고 있다.

이를 해결하기 위하여, 설치와 이동이 용이한 공기청정기와 같은 공기정화기를 실내에 배치하여, 실내공기질을 관리하고 있다. 미국 질병통제예방센터(CDC)와 미국 환경보호청(US EPA)에서는 공기 중 코로나 바이러스(SARS-CoV-2)를 포함한 실내 오염물질을 제거하기 위하여 공기정화기의 사용을 권장하고 있으며,^(4,5) 최근에는 HEPA필터가 부착된 공기정화기를 통해서 실내공기 중 코로나 바이러스(SARS-CoV-2)를

† Department of Mechanical Engineering,
Chonnam National University, Professor
E-mail: kanghw@chonnam.ac.kr

* Department of Mechanical Engineering,
Chonnam National University

제거할 수 있다는 실험결과가 발표되었다.^(6,7)

그러나, 이러한 공기정화기는 배치위치와 설치되는 환경에 따라 유동패턴이 달라지므로, 공기교환능력과 실내오염물질의 제거효율에서 큰 차이가 발생한다.^(8,9) Narayanan et al⁽¹⁰⁾은 공기정화기의 위치에 따라 감염자에게 발생된 에어로졸이 비감염자에게 미치는 영향을 유동해석적으로 분석하였으며, Novoselac et al⁽¹¹⁾은 공기정화기를 효과적으로 배치하면 같은 작동 조건이라 할지라도 미세먼지 제거성능에서 2.5배의 차이가 발생한다고 보고하였다. 그러나, 제시된 실내 공간이 변경되었을 경우 공기정화기의 최적 위치를 찾기 위해서, 실험 및 유동해석을 수행하고 제시하기에는 많은 시간과 계산 자원이 요구된다.

인공지능(artificial intelligence)은 데이터 간의 비선형적인 상관관계 특성을 학습하여 시스템의 성능을 예측하고 불확실한 상황에서 의사결정 및 문제해결을 수행하는 기술로, 시스템 개발 및 성능 향상을 위해 많은 공학 분야에서 채택되어 사용되고 있다.⁽¹²⁾ 본 연구에서는 인공지능 모델을 통하여, 실내공간 내 공기정화기 위치에 따른 공기교환성능을 예측하고자 한다.

2. 연구 방법

2.1 유동해석을 통한 학습데이터 구축

인공지능 모델 학습을 위하여, 유동해석 기법(computational fluid dynamics, CFD)을 기반으로 데이터를 취득하였다. 실내의 구조와 공기정화기 위치에 따른 성능을 비교하기 위하여, Fig. 1에 제시한 바와 같이 실내구조를 모사하였다. 모사된 방의 높이는 2.4 m이며, 면적은 60.5 m²로 가정하였다. 실내 구조는 직사각형, T형상, U형상, L형상, Z형상 등으로 총 5가지의 형상으로 구성하였으며, 모두 동일한 부피를 가진 것으로 가정하였다. 공기정화기는 가장 보편적인 타입으로 선정하였으며, 실내 공기는 공기정화기로부터 수직방향으로 유입되고, 공기정화기 옆면 방향으로 토출된다. 위치별

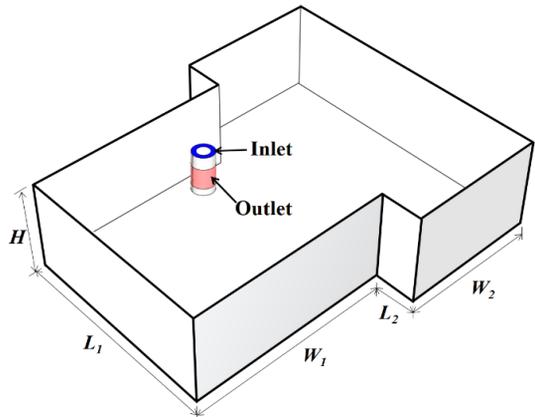


Fig. 1. Schematic diagram of the computational domain and boundary conditions of a room with an air purifier

공기정화기의 공기청정성능을 평가하기 위하여, 공기연령(age of air)을 사용하였다. 공기연령은 오염원의 위치에 관계없이 실내 유동분포에 의한 환기시스템의 성능을 정량적으로 평가하는 중요한 지표로, 실내로 유입된 공기가 임의의 지점까지 도달하기까지의 소요되는 평균 시간을 의미한다.⁽¹³⁾ 공기연령이 낮을수록 임의의 지점까지 깨끗한 공기가 빠르게 도달한다는 것이며, 공기교환효율은 높아진다. 공기정화기의 유량(flow rate)은 실내공간 3 ACH (air changes per hour, 시간당 교환 횟수)인 435.6 m³/h로 가정하였다. standard k-ε 난류 모델은 광범위한 적용과 우수한 계산 경제성으로 인해 실내유동 해석에서 가장 널리 사용되고 있는 모델이므로 채택하여 사용하였다.⁽¹⁴⁾ 방 모델은 격자 독립성 검증(grid independent test)를 통하여, 격자수에 따른 수렴성을 평가하였으며, 격자수 약 720만개 이상부터 공기연령 및 속도의 값이 수렴하였기 때문에, 720만개의 비정렬 격자로 구성하여, 공기정화기의 위치별 유동해석을 실시하였다.

2.2 인공지능 모델

인공지능 모델 중, 인공신경망 모델은 유체 역학에서 유체의 물리적 특성과 유동을 예측하기

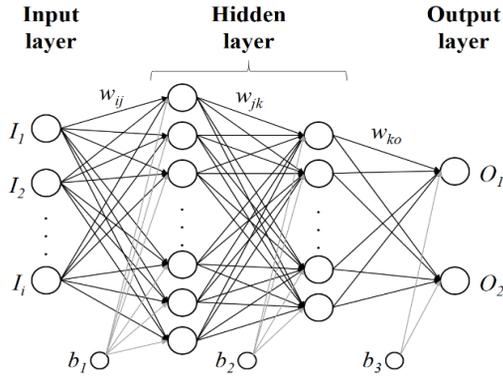


Fig. 2. Schematic diagram of the artificial neural network model

위한 강력한 통계적 도구로 사용되고 있다.⁽¹²⁾ 인공신경망 모델은 3개 타입의 층(layer)으로 구성 되어 있으며, 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)으로 이루어져 있다. Fig. 2에 제시된 바와 같이, 각각의 층은 인공뉴런(노드)으로 구성되어 있으며, 관련 수식은 다음과 같다.

$$H_1 = f_{h1} \left(\sum (w_{ij} \cdot I_i) + b_1 \right), \quad (1)$$

$$H_2 = f_{h2} \left(\sum (w_{jk} \cdot H_1) + b_2 \right), \quad (2)$$

$$O = f_{output} \left(\sum (w_{ko} \cdot H_2) + b_3 \right), \quad (3)$$

I_i 는 입력변수(input parameters), w_{ij} 는 i 번째 노드값과 다음 layer의 j 번째 노드값 사이의 가중치 계수(weight coefficient), w_{jk} 는 j 번째 노드값과 다음 layer의 k 번째 노드값 사이의 가중치 계수(weight coefficient), f 는 활성화함수(activation function), b 는 bias값 이며, H 는 은닉층이며, O 는 출력변수(output parameters) 이다. 인공신경망의 학습은 인공뉴런 네트워크의 가중치 값을 변화시켜 수행된다.

인공신경망 모델에 특정 형상(직사각형, T, L, Z, U 형상 등)을 가지는 공간의 무게중심점

을 기점으로 하여, 공기정화기까지의 상대적인 거리와 각도에 대한 위치 정보와 투사비율을 입력 변수로 하여, 출력 변수로 공기교환효율을 예측하도록 학습하였다. 두 개의 은닉층은 각각 30개와 20개의 인공뉴런이 사용되었으며, 비선형적인 특성을 반영할 수 있도록 활성화함수는 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하였으며, 인공신경망 학습의 최적화 알고리즘(optimization algorithm)은 Adaptive moment estimation을 사용하였다. 인공지능 모델의 학습을 위하여, 1056개의 데이터는 무작위로 혼합한 후, 데이터의 60%는 학습에 사용되었으며, 20%는 검증, 20%는 테스트를 위해 사용되었다. 본 연구에서 인공신경망 모델은 Tensorflow ver.2.3.0을 통하여 구축하였다.

3. 결론 및 고찰

3.1 공기정화기 위치에 따른 청정성능

인공지능 학습을 위하여, 공기정화기의 성능에 영향을 미치는 인자 분석을 하였다. 실내 구조와 공기정화기 위치의 영향을 분석하기 위하여 Fig. 3에서 제시한 바와 같이, 방의 무게중심으로부터 거리, 각도 및 공기정화기가 공간 내 반경방향으로 투사하는 영역을 분석하였다. Fig. 3(b)에서 보이는 바와 같이, 빨간 영역은 공기정화기가 투사하는 영역을 뜻하며, 전체 면적 대비 투사면적을 나눠서 투사비율(projection ratio)을 구하였다. ASHRAE 129 standard⁽¹⁵⁾에서 제시한 공기교환효율(air exchange efficiency, η)

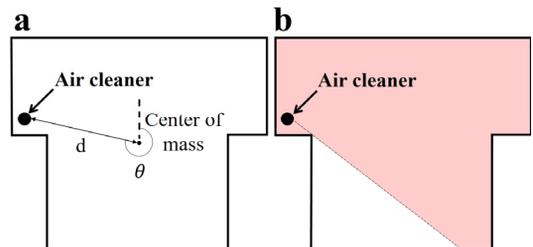


Fig. 3. Schematic diagram of (a) the location of an air purifier and (b) the projection area

를 사용하여, 위치와 구조에 따른 공기정화기의 성능을 평가하였다. 공기교환효율은 건물, 구역 또는 공간에 깨끗한 공기를 전달하는 능력을 평가한다. 공기교환효율은 방 전체 체적만큼의 공기를 공급하는데 걸리는 시간을 의미하는 명목시간(nominal time constant, τ_n)과 실제 평균 교체 시간(τ_{act}) 간의 비율로 정의되며, 수식은 다음과 같다.

$$\eta = \frac{\tau_n}{\tau_{act}} = \frac{\tau_n}{2\bar{\tau}} \quad (4)$$

여기서 τ_n 은 공기 변화 횟수의 역수($\tau_n = V/Q$)이며, V 는 실내 부피(m^3), Q 는 신선한 공기의 유량(m^3/s), τ_{act} 는 방의 실제 평균 교체 시간이며, $\bar{\tau}$ 은 국소적 공기연령 값의 평균이다. 거주자가 앉아있을 때의 호흡 위치인 1.2 m에서의 공기정화기의 위치에 따른 속도장 결과는 Fig. 4(a)에 제시하였으며, 유동패턴에 따른 공기연령의 결과는 Fig. 4(b)에 나타내었다. 각 위치에서의 공기정화기의 위치와 공간 특성에 따른 투사비율은 A위치에서 81.5%, B위치에서 96.0%, C위치에서 98.8%로, 투사비율이 높아질수록, 공간 내의 평균공기연령이 1422.49초, 1201.9초, 977.4초로 낮은 결과를 보였다. 공기정화기가 A에 위치하였을 경우, 투사영역 내의 공간에서는 비교적 빠른 속도를 가진 와류가 형성되는 반면 투사영역 외의 공간에서 상대적으로 낮은 속도로 큰 와류가 발생하는 것을 볼 수 있다. 또한 투사영역의 면적에 해당하지만, 공기정화기에 의해 나온 유동이 아래 벽과 부딪혀서 낮은 속도의 와류가 형성되는 것을 볼 수 있다. 이러한 현상으로 인해 국소 공기연령은 높아져, 42.7%의 낮은 공기교환효율을 보인다. 공기정화기가 B에 위치하였을 경우, 방의 끝까지 깨끗한 공기가 전달되지만, 공간의 형상 특성으로 인해 위쪽 끝단인 투사되지 않는 영역에서 낮은 속도의 와류가 형성된 것을 볼 수 있다. 이는 공기정화기가 C에 위치하였을 경우에서도, 마찬가지로 투사되지 않는 위쪽 끝

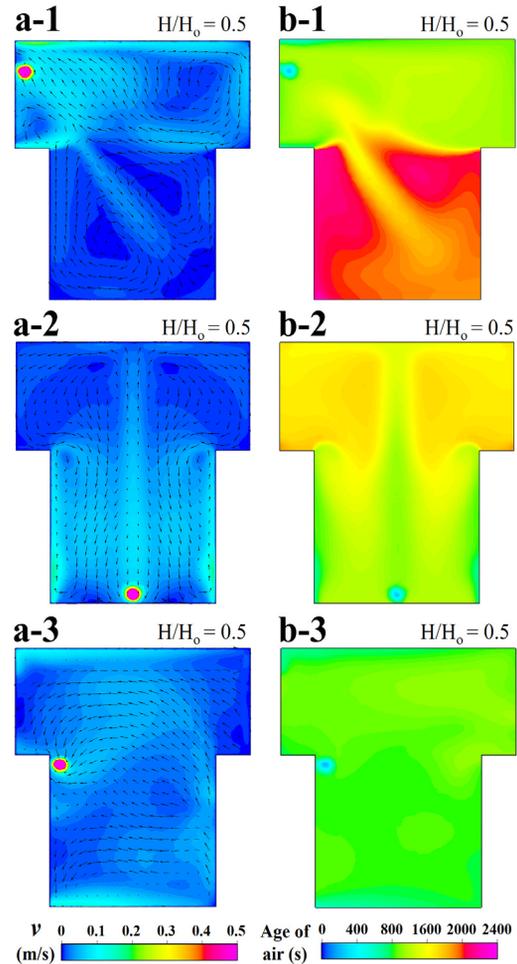


Fig. 4. Distribution of velocity fields for (a-1) A, (a-2) B, (a-3) C locations of the air purifier. Distribution of the age of air fields for (b-1) A, (b-2) B, (b-3) C locations of the air purifier.

단 영역에서 비교적 낮은 속도의 와류가 관찰된다. 또한 투사비율이 유사한 B와 C의 위치에서는 실내의 무게중심과의 거리가 가까울수록 전체적인 공기연령이 낮은 결과를 보였으며, 이로 인해 공기교환효율은 B 위치에서 50.5%, C위치에서 62.2%로 약 10%의 이상 효율에서 차이가 발생하였다. 따라서, 공기정화기의 위치와 투사비율에 따라 공기교환효율은 크게 달라지기 때문에, 이를 인공지능의 학습 변수로 선정하여 공기정화기의 성능을 예측하였다.

3.2 인공지능 예측 성능

학습된 인공신경망 모델의 예측 성능과 정확도를 평가하기 위하여, 평균제곱근오차(root-mean-square error, RMSE)와 결정계수(coefficient of determination, R^2)를 통해 분석하였다. 결정계수의 수식은 다음과 같다.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2}} \quad (5)$$

여기서, x_i 는 CFD를 통해 취득한 공기교환효율값이며, y_i 는 인공신경망을 통해 예측한 공기교환효율 값, \bar{x} 는 x_i 의 평균값, \bar{y} 는 y_i 의 평균값이며, m 은 총 데이터 수를 나타낸다. Fig. 5는 테스트 데이터를 기반으로 인공지능을 통해 예측된 값과 해석 값을 비교한 그래프를 나타낸다. 빨간 색 점선은 해석 값(정답 값)과 예측 값 사이의 피팅 선에 해당하며, 검은 색 실선은 이상적인 피팅(정답 값과 예측 값이 같음) 선에 해당한다. 공기정화기의 위치별 예측된 공기교환효율 값과 해석 값의 결정계수는 0.923으로 높은 상관관계를 보이며, 이는 구축된 인공신경망 모델의 높은 예측 성능을 나타낸다.

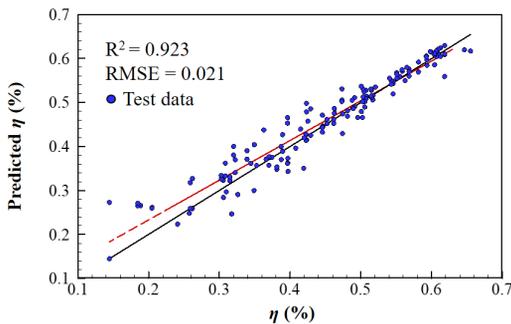


Fig. 5. Comparison of predicted values and simulated values of the air exchange performance

3.3 공기정화기 위치별 공기교환효율 예측

인공신경망 모델의 예측성능을 검증하기 위하여, 학습에 사용하지 않았던 Fig. 6과 같은 방 구조들을 기반으로 각 위치별 공기정화기의 공기

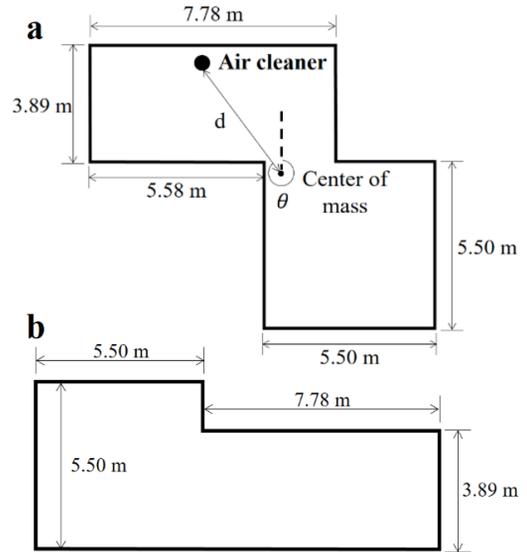


Fig. 6. Schematic of the (a) Z-shaped and (b) L-shaped room geometric.

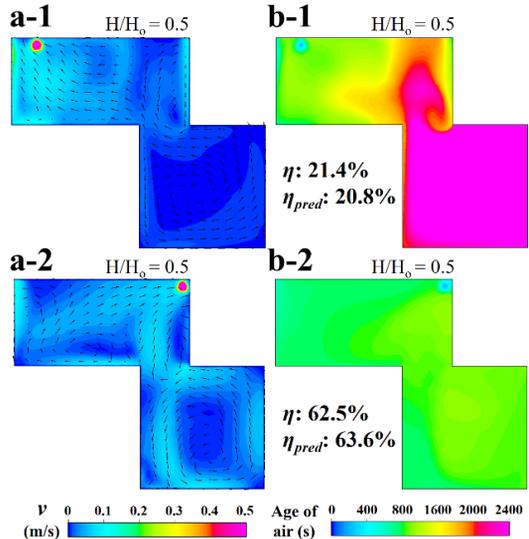


Fig. 7. Distribution of velocity fields for the location with (a-1) lowest and (a-2) highest air exchange efficiency in Z-shaped rooms. Distribution of the age of air fields for the location with (b-1) lowest and (b-2) highest air exchange efficiency in Z-shaped rooms.

교환효율을 예측하였다. 인공신경망 모델이 예측한 가장 공기교환효율이 낮은 곳과 가장 높은

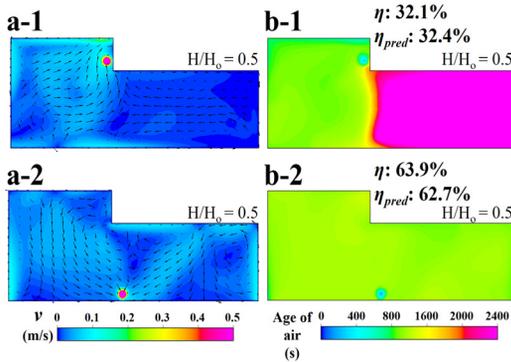


Fig. 8. Distribution of velocity fields for the location with (a-1) lowest and (a-2) highest air exchange efficiency in L-shaped rooms. Distribution of the age of air fields for the location with (b-1) lowest and (b-2) highest air exchange efficiency in L-shaped rooms.

위치이며, 그때의 유동 해석 결과는 Fig. 7과 Fig. 8에 제시하였다. Z 형상의 공간 내 공기정화기가 Fig. 7(a-1)에 위치하였을 경우는 20.8%, Fig. 7(a-2)에 위치하였을 경우에서 63.6%의 공기교환효율 결과를 예측하였다. 예측된 값은 유동해석의 결과와 비교한 결과, 각각 0.6%, 1.1%의 평균제곱근 오차로, 높은 예측 정확도 값을 보였다. Fig. 7에 제시한 바와 같이, 공기정화기가 Fig. 7(a-1)에 위치한 경우, 공기정화기가 투사하지 못하는 국소영역에서 비교적 높은 공기연령 결과를 보였으며, 이로 인하여 낮은 청정효율 21.4%의 결과를 보였다. 이와 반대로 공기정화기가 Fig. 7(a-2)에 위치한 경우, 높은 투사비율과 위치적 특성으로 인하여 실내 공간은 평균적으로 낮은 공기연령을 보였으며, 높은 청정효율의 결과를 나타내었다. 또한 Fig. 8에 제시한 것처럼, 실내 공간이 L 형상으로 변경되더라도, 인공지능망 모델이 높은 정확도로 공기교환효율을 예측한 결과를 볼 수 있다. 따라서 인공지능망 모델은 유체역학적 특성을 학습하여 공기정화기의 공기교환효율을 예측할 수 있었다. 이를 통해 공기정화기의 최적 배치 위치의 도출이 가능하며, 실내환경 관리에 효과적인 접근 방법을 제시할 수 있다.

4. 결론

본 연구에서 인공지능망 모델을 통하여 실내 공간적 특성과 공기정화기의 위치에 따라 공기교환효율을 예측하였다. 인공지능망 모델을 구축하기 위해, 공기정화기의 위치와 실내구조형상에 대한 유동해석을 수행하여 학습데이터를 취득하였다. 인공지능망 모델은 각 위치별 유체역학적 특성을 학습하였으며, 92.3%의 높은 예측 정확도 성능을 보였다. 인공지능망 모델 검증에 위해, 학습에 사용되지 않았던 방의 구조 형상을 통해 예측 성능을 검증하였으며, 실내 형상구조가 변경되더라도 공기교환효율을 예측할 수 있음을 보였다. 또한 학습된 인공지능망 모델을 통해 위치별 공기교환효율을 예측함으로써, 높은 공기교환효율을 보인 최적 위치를 제시할 수 있음을 확인하였다. 이를 통해 실내 공간적 특성을 고려한 공기정화기 위치에서 동일한 작동조건으로 작동하더라도 공기정화기의 성능을 향상시킬 수 있으며, 실내공기질 관리에 대한 효율적인 접근이 가능하다.

후 기

이 연구는 2020년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신산업진흥원의 지원을 받아 수행된 에너지 AI 융합 연구개발 사업(No.S0253-22-1003)과 4단계 BK21사업 미래혁신기기술 인재양성 교육연구단의 2022년 IREC-Fellowship 프로그램으로 지원을 받아 수행된 연구임.

REFERENCE

- 1) Kwon, K. S., Park, J. I., Park, Y. J., Jung, D.M., Ryu, K. W., Lee, J. H., 2021, "Evidence of long-distance droplet transmission of SARS-CoV-2 by direct air flow in a restaurant in Korea," J. Kor. Med. Sci., Vol. 35(46), 415.
- 2) American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers, 2019, "ANSI/

- ASHRAE Standard 62.1: Ventilation for acceptable indoor air quality.”
- 3) Chartier, Y., Pessoa-Silva, C., 2009, “Natural ventilation for infection control in health-care settings,” World Health Organization.
 - 4) Centers for Disease Control and Prevention, 2003, “Guidelines for environmental infection control in health-care facilities. Appendix B: air.”
 - 5) US Environmental Protection Agency, 2021, “Air cleaners, HVAC filters, and coronavirus (COVID-19).”
 - 6) Rodríguez, M., Palop, M. L., Sesena, S., Rodríguez, A., 2021, “Are the Portable Air Cleaners (PAC) really effective to terminate airborne SARS-CoV-2?,” *Sci. Total Environ.*, Vol. 785, 147300.
 - 7) Christopherson, D. A., Yao, W. C., Lu, M., Vijayakumar, R., Sedaghat, A. R., 2020, “High-efficiency particulate air filters in the era of COVID-19: function and efficacy,” *Otolaryngol. Head Neck Surg.*, Vol. 163(6), pp.1153-1155.
 - 8) Bluysen, P. M., Ortiz, M., Zhang, D., 2021, “The effect of a mobile HEPA filter system on ‘infectious’ aerosols, sound and air velocity in the SenseLab,” *Build. Environ.*, Vol. 188(15), 107475.
 - 9) Kupper, M., Asbach, C., Schneiderwind, U., Finger, H., Spiegelhoff, D., Schumacher, S., 2019, “Testing of an indoor air cleaner for particulate pollutants under realistic conditions in an office room,” *Aerosol Air Qual. Res.*, Vol. 19(8), pp.1655-1665.
 - 10) Narayanan, S. R. and Yang, S., 2021, “Airborne transmission of virus-laden aerosols inside a music classroom: Effects of portable purifiers and aerosol injection rates,” *Phys. Fluids*, Vol. 33(3), 033307.
 - 11) Novoselac, A. and Siegel, J. A., 2009, “Impact of placement of portable air cleaning devices in multizone residential environments,” *Build. Environ.*, Vol. 44(12), pp.2348-2356.
 - 12) Bellman, R., 1978, “An introduction to artificial intelligence: Can computers think?,” Boyd & Fraser Pub. Co.
 - 13) British standard, 2007, “ISO 16000 Part 8: Indoor air. determination of local mean ages of air in buildings for characterizing ventilation conditions.”
 - 14) Zhai, Z. J., Zhang, Z., Zhang, W., Chen, Q. Y., 2007, “Evaluation of various turbulence models in predicting airflow and turbulence in enclosed environments by CFD: Part 1—summary of prevalent turbulence models,” *HVAC&R Res.*, Vol. 13(6), pp.853-870.
 - 15) American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers, 1997, “ANSI/ASHRAE Standard 129: Measuring Air-Change Effectiveness.”