

인구 유동에 따른 서울시 대기 중 초미세먼지 농도 변화 요인 분석 및 노출평가

우재민¹ , 신지훈^{1*} , 민기홍¹ , 김동준¹ , 성경화² , 조만수¹ , 우병열¹ , 양원호^{1,2*} 

¹대구가톨릭대학교 보건안전학과, ²대구가톨릭대학교 환경보건모니터링센터

Analysis and Exposure Assessment of Factors That Affect the Concentration of Ambient PM_{2.5} in Seoul Based on Population Movement

Jaemin Woo¹, Jihun Shin^{1*}, Gihong Min¹, Dongjun Kim¹, Kyunghwa Sung², Mansu Cho¹, Byunglyul Woo¹, and Wonho Yang^{1,2*}

¹Department of Health and Safety, Daegu Catholic University, ²Center of Environmental Health Monitoring, Daegu Catholic University

ABSTRACT

Background: People's activities have been restricted due to the COVID-19 pandemic. These changes in activity patterns may lead to a decrease in fine particulate matter (PM_{2.5}) concentrations. Additionally, the level of population exposure to PM_{2.5} may be changed.

Objectives: This study aimed to analyze the impact of population movement and meteorological factors on the distribution of PM_{2.5} concentrations before and after the outbreak of COVID-19.

Methods: The study area was Guro-gu in Seoul. The research period was selected as January to March 2020, a period of significant population movement changes caused by COVID-19. The evaluation of the dynamic population was conducted by calculating the absolute difference in population numbers between consecutive hours and comparing them to determine the daily average. Ambient PM_{2.5} concentrations were estimated for each grid using ordinary kriging in Python. For the population exposure assessment, the population-weighted average concentration was calculated by determining the indoor to outdoor population for each grid and applying the indoor to outdoor ratio to the ambient PM_{2.5} concentration. To assess the factors influencing changes in the ambient PM_{2.5} concentration, a statistical analysis was conducted, incorporating population mobility and meteorological factors.

Results: Through statistical analysis, the correlation between ambient PM_{2.5} concentration and population movement was positive on both weekends and weekdays ($r=0.71$, $r=0.266$). The results confirmed that most of the relationships were positive, suggesting that a decrease in human activity can lead to a decrease in PM_{2.5} concentrations. In addition, when population-weighted concentration averages were calculated and the exposure level of the population group was compared before and after the COVID-19 outbreak, the proportion of people exceeding the air quality standard decreased by approximately 15.5%.

Conclusions: Human activities can impact ambient concentrations of PM_{2.5}, potentially altering the levels of PM_{2.5} exposure in the population.

Key words: PM_{2.5}, COVID-19, dynamic population, GIS, population exposure

Received December 10, 2023

Revised December 31, 2023

Accepted January 5, 2024

Highlights:

- The activity patterns of population groups changed due to the outbreak of COVID-19.
- There is a positive relationship between exposure to PM_{2.5} concentrations and the change of the dynamic population.
- Human activities can alter ambient PM_{2.5} levels, and exposure levels may also be changed.

*Corresponding author:

Jihun Shin: Department of Health and Safety, Daegu Catholic University, 13-13 Hayang-ro, Hayang-eup, Gyeongsan 38430, Republic of Korea

Tel: +82-53-850-3739

Fax: +82-53-850-3736

E-mail: shinjs1130@naver.com

Wonho Yang: Department of Health and Safety, Daegu Catholic University, 13-13 Hayang-ro, Hayang-eup, Gyeongsan 38430, Republic of Korea

Tel: +82-53-850-3739

Fax: +82-53-850-3736

E-mail: whyang@cu.ac.kr

I. 서론

대기오염은 인류가 직면한 가장 큰 환경 위협 요소로 평가되고 있다.¹⁾ 세계보건기구(World Health Organization, WHO)에 따르면 환경 위협은 전 세계 질병 부담의 12%를 차지하며 대기오염의 비중이 가장 높은 것으로 보고하였다.²⁾ 대기오염으로 인해 전 세계적으로 매년 420만 명이 조기 사망하는 것으로 추정하였다.³⁾ 대기오염물질 중 초미세먼지(Fine Particulate Matter, PM_{2.5})는 공기역학적 직경이 2.5 μm 이하인 입자상 물질을 말하며 인간의 건강에 악영향을 미친다.⁴⁾ 이전의 수행된 역학연구에 따르면 PM_{2.5}의 호흡기 및 심혈관 질환 발병률 사이의 강한 연관성을 나타냈으며 장기적인 노출에 따른 유병률 및 사망률의 증가가 보고되고 있다.^{5,6)}

PM_{2.5}의 형성은 주로 발전소 및 공장 등 산업시설의 국내·외 배출원, 차량 배기 등 사람의 활동으로 인해 발생된다.⁷⁾ 또한, PM_{2.5}는 기상학적 요인(온도, 습도, 강수, 풍속, 기압 등), 지리적 특성, 인구 등 다양한 환경 요인의 영향을 받는다.⁸⁾ 따라서 PM_{2.5}의 발생원 및 환경적 요인을 식별하는 것은 오염의 발생과 형성을 이해하는데 유용하며 이를 제어하고 예방하는데 필수적이다.⁹⁾ 이에 따라 PM_{2.5}의 시·공간적 변화를 야기하는 다양한 환경 요인을 식별하는 연구가 지속적으로 진행되고 있다.¹⁰⁾

국내에서는 PM_{2.5} 노출의 건강 위해를 인지하고 대기환경기준(일평균 35 μg/m³, 연평균 15 μg/m³)을 수립하였다.¹¹⁾ 환경부는 1995년부터 대기오염도 현황 및 대기환경기준 충족 여부를 평가하기 위해 대기오염측정망(Air Quality Monitoring

System, AQMS)을 운영하고 있으며 2005년부터 에어코리아(Air Korea)를 통해 실시간 대기오염도 정보를 대중에게 제공하고 있다.¹²⁾ 그러나 여전히 국내의 많은 지역이 대기환경기준을 초과하고 있으며 AQMS는 공간밀도의 시·공간적인 한계가 존재하여 지역의 모든 인구집단 노출을 대표할 수 없다.¹³⁾ 또한, 고비용으로 추가 설치를 통해 공간 해상도를 높이는 것은 한계가 있다.¹⁴⁾ 이에 따라 센서-기반 측정망(Sensor-based Air quality Monitoring Station, SAMS)을 활용하여 인구집단 노출평가 및 위해성평가에 적용하기 위한 많은 연구가 진행되고 있다.^{15,16)}

이전의 선행연구는 AQMS 및 SAMS에서 실측된 농도를 통해 지리정보시스템(Geographic Information System, GIS)과 대기 확산 모델, 토지회귀모델(Land Use Regression, LUR) 등 모델링 기법을 통해 미측정 지점을 추정하여 노출평가의 정확도를 향상시켰다.¹⁷⁻¹⁹⁾ 그러나 측정소에서 실측된 농도는 대기의 농도일 뿐 실제 인구집단의 노출량을 대표할 수 없다.²⁰⁾ 따라서 정확한 인구집단의 노출평가를 위해서는 실제 인구데이터에 대한 적용이 필요하다.

한편, 2019년 12월 코로나바이러스감염증-19(Corona Virus Disease 19, COVID-19)가 중국 우한에서 처음 보고되어 전 세계적인 팬데믹(Pandemic)으로 확대되었다. 각 국가의 방역당국은 지역의 봉쇄, 재택근무, 온라인 수업 등의 사회적 거리두기를 통해 COVID-19를 제어하기 위한 노력이 이루어졌다. 한국의 방역 당국 또한 2020년 2월 29일 사회적 거리 두기를 실시하여 사람의 활동을 제한하였다.²¹⁾

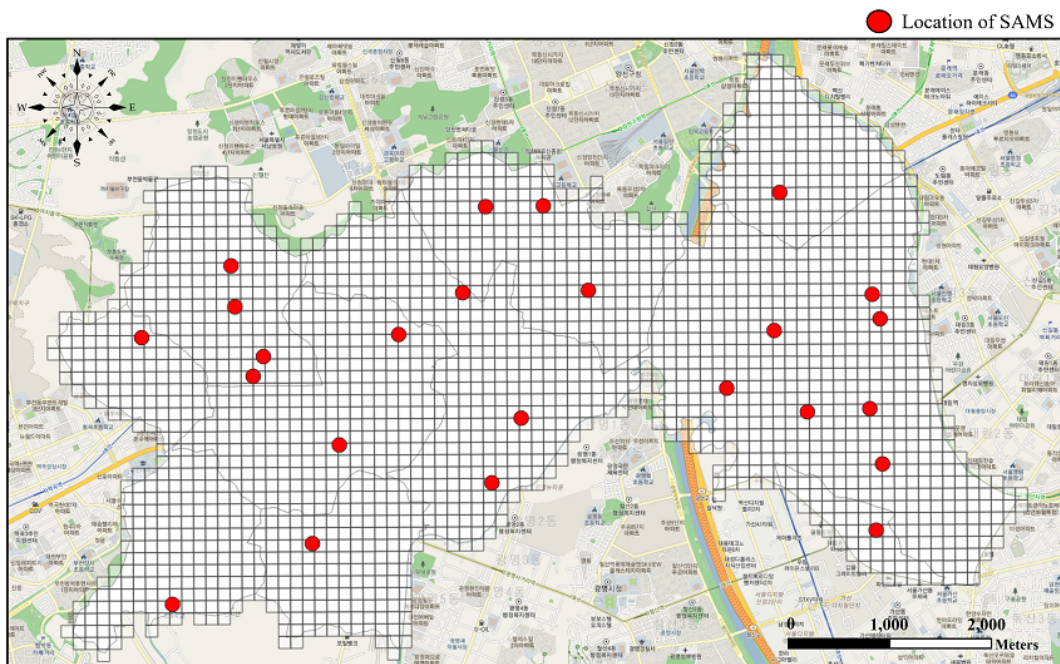


Fig. 1. Location of sensor-based air monitoring stations in study area

COVID-19로 인한 사람의 활동 제한은 대기 $PM_{2.5}$ 농도 변화와 연관성이 있다는 연구가 보고되었다.²²⁾ 각 국가에서 COVID-19 기간 동안 사람의 활동이 제한되면서 대기질이 개선되었음을 확인하였다.^{23,24)} 따라서, COVID-19로 인한 사람들의 활동 양상의 변화는 $PM_{2.5}$ 농도의 감소를 야기할 수 있으며 인구집단 노출수준 또한 달라질 가능성이 있다.^{25,26)}

본 연구는 COVID-19로 인해 사람의 활동 양상의 변화(인구 유동)가 $PM_{2.5}$ 농도 분포의 변화를 야기하며 인구집단 노출수준 또한 변화할 것이라는 가설을 검증 및 평가하고자 하였다.

II. 재료 및 방법

1. 연구 대상 지역

연구 대상 지역은 서울시에 위치한 구로구를 선정하였다. 구로구는 서울과 인천 사이를 연결하는 중간 지점으로 교통의 요지이며 경기도와 접해있어 유동인구가 많은 지역으로 연구 대상 지역으로 적합하다고 판단하였다. 구로구는 2019년 12월 기준 서울시 전체 인구 중 약 4.18%인 439,343명이 주소지로 등록되어 있다. 연구 기간은 한국에서 COVID-19 발발 후 확진자가 급격하게 증가한 2020년 2월 20일을 전·후로 2020년 1월 1일부터 2020년 3월 31일로 선정하였고 인구 유동의 변화가 미미한 23시부터 06시의 데이터는 제외하였다. 또한, 노출 평가의 정확도를 높이기 위해 구로구 전체 면적 20.12 km^2 를 총 2,204개(100×100 m)의 격자로 세분화하여 공간 해상도를 향상시켰다.

2. 대기 $PM_{2.5}$ 농도 및 변화 요인

2.1. 대기 $PM_{2.5}$ 농도

대기 $PM_{2.5}$ 농도는 지역의 대기질 감시체계를 구축하기 위해 설치 및 운영 중인 SAMS로부터 실측된 농도를 연구에 적용하였다. 구로구에는 약 1 km의 간격으로 총 24대의 SAMS가 설치되어 있다(Fig. 1). SAMS에서 실측된 농도 데이터는 1분 단위로 실시간 수집되었으며 공공기관을 위해 개발된 G-Cloud (Government Cloud)로부터 제공받았다.²⁷⁾ 이후 수집된 대기 $PM_{2.5}$ 농도 데이터는 1시간 단위로 평균하였다. SAMS의 입자 포집 방식은 포집한 입자를 빔으로 산란시켜 계수하는 방법인 광산란 방식이며 데이터의 편향을 야기하는 환경적인 요인을 제어하기 위해 20~25°C의 온도와 70% 상대 습도를 유지하도록 설계되었다.²⁸⁾ 이후 실측된 농도 데이터의 신뢰도를 높이기 위해 사분위수 범위(Inter Quartile Range, IQR)를 산출하고 IQR의 1.5배 이상 벗어난 값들을 이상치(Outlier)로 판정 후 제거하였다.²⁹⁾

2.2. 기상학적 요인

기상학적 요인은 온도, 습도, 강수, 풍속, 기압 총 5개의 변수를 선정하였다. 기상요인 데이터는 기상청 날씨누리(www.weather.go.kr)에서 제공하는 자료를 수집하였다. 기상요인 중 온도, 강수, 풍속은 1시간 평균 데이터를 사용하였고 습도, 기압은 대기에서의 변동이 크지 않다고 판단하여 4시간 평균 데이터를 연구에 적용하였다.

2.3. 유동인구

유동인구 데이터는 pilot pattern cell database (pCell DB)를 이용하여 추정된 격자별 인구수를 통해 구로구의 인구 분포를 평가하였다. pCell 기법은 네트워크 방식의 위치를 기반으로 휴대전화 사용자의 동선을 유추하는 추적기술로써 패턴 매칭 방식의 위치 추정 방법이다.³⁰⁾ 추정된 유동인구 데이터는 통신사 기지국의 신호 범위를 기반으로 정의된 격자(100×100 m) 내에서 성별과 연령이 포함된 인구수 데이터를 제공받았다. 이후, 1시간 동안 격자에 존재하는 인구수로 평균을 내고 5세 단위 및 성별로 분류된 인구데이터를 통합하여 존재 인구수를 산출하였다. 여기서 존재 인구는 1일 24시간 동안 유동이 없이 격자에 머무는 인구수이다.³¹⁾ 유동인구수 평가는 산출된 격자별 존재인구수에 1시간 단위의 차이를 절댓값 한 뒤 시간별 유동인구수로 가정하였다. 또한, 인구집단 노출평가를 위해 Park 등(2020)³²⁾의 연구 결과를 적용하여 5세 단위 연령, 성별 및 시간에 따른 결과에 실내·외 재실율을 적용하였다. 재실율의 경우 2019년 통계청의 생활시간조사(Time-Use Survey) 분석 결과를 기반으로 산출되었으며 실내 장소의 경우 집, 직장, 학교, 기타 실내 등이 포함되었다. 이를 통해 실내·외 인구수를 계산하였고 인구집단의 시간활동 양상이 다른 주말과 휴일 및 평일을 분류하였다.

3. 공간 모델링

격자별 대기 $PM_{2.5}$ 농도를 추정하기 위해 GIS를 통한 공간 보간을 실시하였다. 공간보간기법 중 비교적 농도 추정의 정확도가 높은 정규 크리깅(Ordinary Kriging, OK) 기법을 연구에 적용하였다. 이후 오픈소스(open source) 기반 주피터 노트북(Jupyter Notebook)을 사용하여 OK에 대한 코드를 작성한 후 1시간 단위의 격자별 $PM_{2.5}$ 농도를 추정하였다. 또한, 시간활동 양상 시뮬레이션 평가를 통해 도출된 구로구의 실내·외비(I/O ratio) 0.747을 이용하여 실내의 농도를 산출한 후 인구집단 노출평가에 적용하였다.³³⁾ 추정된 격자별 $PM_{2.5}$ 농도는 GIS 프로그램 중 하나인 QGIS (version 3.16.16)를 이용하여 시각화하였다.

공간 모델의 예측 정확성을 통계적으로 비교 및 검증하기 위해 회귀 모델 평가지표를 산출하였다. 이전의 수행된 Co-location test에서 AQMS와 SAMS를 통해 실측된 농도의 상관

성을 비교한 결과 결정계수(coefficient of determination, R^2)가 0.957로 높은 결과가 나타났다.³⁴⁾ 이에 따라 구로구 중앙에 위치한 SAMS를 AQMS로 가정하고 이를 제외한 나머지 측정소를 통해 보간 한 후 관측값과 추정값의 비교를 통해 검증하였다. 회귀 모델 평가지표는 R^2 , 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE), 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, MAE)를 산출하여 평가하였다.^{35,36)}

4. 통계분석

연구 대상 지역의 격자별로 추정된 대기 $PM_{2.5}$ 농도와 인구 유동 및 기상학적 변수인 온도, 습도, 강수, 풍속 기압 간의 선형관계를 식별하기 위해 통계프로그램인 IBM SPSS Statistics 19를 이용하여 상관분석을 실시하였다. 상관관계는 피어슨 상

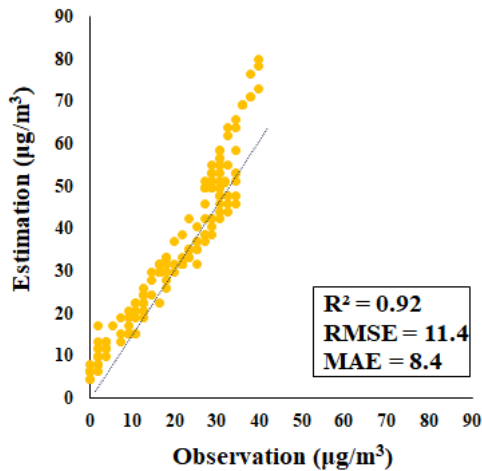


Fig. 2. Verification of the Ordinary Kriging (OK) model using machine learning

관계수(pearson correlation coefficient)를 산출하여 $PM_{2.5}$ 와 매개변수 간의 관계를 비교하였다. 상관계수 값은 -1과 1 사이의 범위를 가지며 0의 경우 직선 관계가 없고 -1에 가까울수록 음의 상관관계, +1에 가까울수록 양의 상관관계를 나타낸다. 또한, 종속변수와 독립변수 간의 인과관계를 평가하기 위해 다중회귀분석을 실시하였다. 다중회귀분석은 선형 방정식을 이용하여 여러 변수 간의 관계를 모델링하는 기법이다. 종속변수는 격자별로 추정된 대기 $PM_{2.5}$ 농도, 독립변수는 인구유동 및 기상학적 요인을 선정하여 통계분석을 실시하였다.

5. 인구집단 노출평가

OK를 통해 추정된 1시간 단위의 격자별 $PM_{2.5}$ 농도와 유동 인구 분포를 이용하여 구로구의 $PM_{2.5}$ 에 대한 전체 인구집단의 노출을 평가하였다(식 (1)).²⁸⁾

$$Population\ Exposure = c_o p_o + c_i p_i \quad (1)$$

여기서, c_o 는 실외 $PM_{2.5}$ 농도, p_o 는 실외 인구수, c_i 는 실내 $PM_{2.5}$ 농도, p_i 는 실내 인구수이다.

전체 인구집단에 대한 $PM_{2.5}$ 노출량은 인구 가중 평균 농도 (Population-Weighted Average Concentration, PWAC)를 산출 후 비교하였다. PWAC는 격자별 $PM_{2.5}$ 노출농도에 인구수를 가중하여 산출하였다(식 (2)).

$$PWAC(\mu g/m^3) = \sum_{o=1}^n \frac{c_o p_o + c_i p_i}{P} \quad (2)$$

여기서, c_o 는 격자 n의 실외 $PM_{2.5}$ 농도, p_o 는 격자 n의 실외 인구수, c_i 는 격자 n의 실내 $PM_{2.5}$ 농도, p_i 는 격자 n의 실내 인

Table 1. Monthly dynamic population assessment

| | Weekdays | | | Weekends-holidays | | |
|-----------------------------|--------------|--------------|--------------|-------------------|------------|--------------|
| | January | February | March | January | February | March |
| Dynamic population (person) | 748,803 | 688,741 | 641,355 | 247,941 | 171,461 | 136,972 |
| Mean±SD | 37,440±1,065 | 22,540±4,655 | 34,437±2,432 | 19,051±1,764 | 29,153±617 | 15,219±1,241 |

Mean: arithmetic average, SD: standard deviation.

Table 2. Assessing the dynamic population before and after the COVID-19 outbreak

| | Before COVID-19 outbreak | | After COVID-19 outbreak | |
|-----------------------------|--------------------------|-------------------|-------------------------|-------------------|
| | Weekdays | Weekends-holidays | Weekdays | Weekends-holidays |
| Dynamic population (person) | 1,249,619 | 368,284 | 829,281 | 188,091 |
| Mean±SD | 36,754±1,327 | 21,664±3,977 | 29,617±1,354 | 15,674±1,431 |

Mean: arithmetic average, SD: standard deviation.

구수, P는 전체 인구수이다.

또한, 산출된 PWAC를 바탕으로 대기환경기준인 일평균 35 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 을 초과한 인구집단의 노출량 수준을 파악하였다.

III. 결 과

1. 모델 검증

구로구 중앙에 위치한 SAMS 한 지점의 관측값과 공간 모델링을 통해 추정된 농도 값의 정확도에 대해 통계적 지표를 통해 분석하였다(Fig. 2). $\text{PM}_{2.5}$ 농도 추정 모델의 R^2 는 0.92로 나타났다, RMSE는 $11.4 \mu\text{g}/\text{m}^3$, MAE는 $8.4 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 로 나타났다.

2. 총 유동인구수

pCell 기법을 이용하여 추정된 5세 단위 및 성별에 따른 격자별 존재인구수를 산출하고 격자별 1시간 단위의 차이의 절댓값을 취한 인구수를 통해 평일과 주말의 유동 인구수를 월별로

비교한 결과는 Table 1에 나타났다. 1월, 2월, 3월 평일의 일평균 유동인구수 합은 각각 748,803명, 688,741명, 641,355명이었다. 주말 및 휴일의 일평균 유동인구수 합은 각각 247,941명, 171,461명, 136,972명이었다. COVID-19가 발발된 2월 20일을 기준으로 전과 후의 유동인구수를 비교한 결과를 Table 2에 나타냈고 평일과 주말 및 공휴일은 각 33.6%, 48.9% 감소하였다.

3. 대기 $\text{PM}_{2.5}$ 농도

SAMS로부터 측정된 1월부터 3월까지의 평일 대기 중 $\text{PM}_{2.5}$ 농도를 시간대별로 평균을 내어 산출한 결과를 Table 3에 나타냈다. 평일의 대기 중 $\text{PM}_{2.5}$ 농도 평균은 각 $28.20 \pm 16.20 \mu\text{g}/\text{m}^3$, $25.66 \pm 19.64 \mu\text{g}/\text{m}^3$, $22.13 \pm 11.92 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 이었으며, 주말 및 휴일의 농도는 각 $33.22 \pm 19.34 \mu\text{g}/\text{m}^3$, $34.25 \pm 27.84 \mu\text{g}/\text{m}^3$, $25.11 \pm 15.04 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 이었다. 평일과 비교하여 주말의 대기 중 $\text{PM}_{2.5}$ 농도가 각 $5.02 \mu\text{g}/\text{m}^3$, $8.59 \mu\text{g}/\text{m}^3$, $2.98 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 높았

Table 3. Summary of ambient $\text{PM}_{2.5}$ concentration data for study area

| Monitoring station | Concentration ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | Weekdays | | | Weekends-holidays | | |
|--------------------|--|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|
| | | January | February | March | January | February | March |
| SAMS | n | 340 | 340 | 374 | 187 | 153 | 153 |
| | Ambient $\text{PM}_{2.5}$ Mean \pm SD | 28.20 ± 16.20 | 25.66 ± 19.64 | 22.13 ± 11.92 | 33.22 ± 19.34 | 34.25 ± 27.84 | 25.11 ± 15.04 |
| | GM (GSD) | 23.16 (2.0) | 19.38 (2.2) | 19.55 (1.4) | 26.04 (2.2) | 25.84 (2.1) | 20.66 (1.9) |
| | Min | 3.00 | 1.17 | 3.99 | 1.80 | 6.19 | 5.81 |
| | Max | 73.93 | 107.03 | 99.09 | 87.47 | 139.88 | 72.98 |
| | Percentile 25% | 15.23 | 12.93 | 14.24 | 17.81 | 15.99 | 11.73 |
| | 50% | 25.75 | 17.98 | 19.12 | 30.30 | 22.43 | 20.15 |
| | 75% | 39.38 | 34.20 | 27.58 | 48.48 | 45.96 | 38.18 |
| | 95% | 56.24 | 70.00 | 46.83 | 66.16 | 84.02 | 51.05 |

Mean: arithmetic average, SD: standard deviation, GM: geometric mean, GSD: geometric standard deviation, SAMS: sensor-based air monitoring station.

Table 4. Correlation analysis between ambient $\text{PM}_{2.5}$, meteorological factors, and dynamic population during weekdays

| Parameter (n=1,054) | Weekdays | | | | | | |
|---|----------|----------|---------|----------|--------|--------|-----|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) |
| (1) $\text{PM}_{2.5}$ Con. ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | 1 | | | | | | |
| (2) Dynamic Pop. (person) | 0.071* | 1 | | | | | |
| (2) Wind velocity (ms^{-1}) | -0.275** | -0.153** | 1 | | | | |
| (3) Relative humidity (%) | 0.081** | 0.004 | -0.044 | 1 | | | |
| (4) Temperature ($^{\circ}\text{C}$) | 0.031 | -0.326** | 0.125** | -0.085** | 1 | | |
| (5) Precipitation (mm) | -0.092** | 0.020 | 0.193** | 0.098** | 0.047 | 1 | |
| (6) Air pressure (hPa) | 0.009 | -0.070* | -0.021 | 0.893** | -0.032 | -0.006 | 1 |

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$.

며, 평균적으로 5.53 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 높았다. COVID-19 확산 전인 1월과 비교하여 COVID-19가 발생한 후의 농도가 모두 감소하는 추이를 보였으며, 평일은 평균 21.5%, 주말은 24.5% 감소하였다.

4. 대기 PM_{2.5} 농도 변화 요인 분석

격자별 PM_{2.5} 농도와 유동인구 및 기상학적 요인의 관계를 파악하기 위해 상관분석을 실시한 결과는 Table 4, Table 5와 같다. 평일은 PM_{2.5} 농도와 유동인구수($p < 0.05$), 풍속, 강수, 습도는 통계적으로 유의한 상관성을 나타냈다($p < 0.01$). PM_{2.5} 농도와 유동인구 및 습도와의 상관성은 양의 상관관계($r = 0.71$,

0.08)를 보였고 풍속과 강수는 PM_{2.5} 농도와 음의 상관관계를 보였다($r = -0.28, -0.09$). 주말 및 휴일은 PM_{2.5} 농도와 유동인구($p < 0.01$), 풍속($p < 0.01$), 습도($p < 0.05$), 온도($p < 0.01$)가 통계적으로 유의하였다. PM_{2.5} 농도와 유동인구 및 습도는 양의 상관관계($r = 0.27, r = 0.10$), 풍속과 강수는 음의 상관관계를 보였다($r = -0.26, -0.14$).

유동인구 및 기상학적 요인이 PM_{2.5} 농도 변화에 미치는 영향을 평가하기 위해 다중회귀분석을 실시하였고 Table 6과 같이 나타났다. 평일은 대기 PM_{2.5} 농도와 유동인구는 통계적으로 유의하지 않았지만, 주말 및 휴일에는 통계적으로 유의하였고 양의 관계를 보였다($p < 0.001$). 평일과 주말 및 휴일의 PM_{2.5}

Table 5. Correlation analysis between ambient PM_{2.5}, meteorological factors, and dynamic population during weekends and holidays

| Parameter (n=493) | Weekends-holidays | | | | | | |
|---|-------------------|----------|----------|----------|--------|-------|-----|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) |
| (1) PM _{2.5} Con. ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | 1 | | | | | | |
| (2) Dynamic Pop. (person) | 0.266** | 1 | | | | | |
| (3) Wind velocity (ms^{-1}) | -0.255** | -0.229** | 1 | | | | |
| (4) Relative humidity (%) | 0.95* | 0.036 | -0.117** | 1 | | | |
| (5) Temperature ($^{\circ}\text{C}$) | -0.140** | -0.443** | 0.232** | -0.161** | 1 | | |
| (6) Precipitation (mm) | 0.035 | 0.085 | -0.032 | 0.201** | -0.046 | 1 | |
| (7) Air pressure (hPa) | 0.004 | -0.025 | -0.039 | 0.909** | -0.037 | 0.079 | 1 |

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$.

Table 6. Analysis of the impact of meteorological factors and dynamic population on changes in ambient PM_{2.5} concentration through multiple regression analysis

| Date (n) | Dependent variable | Independent variable | Unstandardized coefficients | | p-value |
|------------------------------------|---|------------------------------------|-----------------------------|-----------|---------|
| | | | β | Std.error | |
| Weekdays (1,054) | Ambient PM _{2.5} Con. ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | (Intercept) | 31.556 | 1.614 | 0.000 |
| | | Dynamic Pop. (person) | 0.032 | 0.023 | 0.174 |
| | | Wind velocity (ms^{-1}) | -3.331 | 0.397 | 0.000 |
| | | Relative humidity (%) | 0.236 | 0.041 | 0.000 |
| | | Temperature ($^{\circ}\text{C}$) | 0.290 | 0.087 | 0.001 |
| | | Precipitation (mm) | -3.786 | -0.089 | 0.004 |
| | | Air pressure (hPa) | -0.011 | -0.336 | 0.000 |
| Adj.R ² =0.107, p=0.000 | | | | | |
| Weekends-holidays (493) | Ambient PM _{2.5} Con. ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | (Intercept) | 20.145 | 5.488 | 0.000 |
| | | Dynamic Pop. (person) | 1.016 | 0.212 | 0.000 |
| | | Wind velocity (ms^{-1}) | -3.162 | 0.772 | 0.000 |
| | | Relative humidity (%) | 0.396 | 0.102 | 0.000 |
| | | Temperature ($^{\circ}\text{C}$) | 0.276 | 0.237 | 0.245 |
| | | Precipitation (mm) | -14.151 | 14.107 | 0.316 |
| | | Air pressure (hPa) | -0.019 | 0.005 | 0.000 |
| Adj.R ² =0.127, p=0.000 | | | | | |

농도에 영향을 미치는 기상학적 요인 중 풍속, 기압은 음의 관계, 습도는 양의 관계를 보였다($p < 0.001$). 주말 및 휴일 변수 중 온도와 강수는 통계적으로 유의하지 않았지만, 평일은 온도와 양의 관계를 보였고($p = 0.001$), 강수는 음의 관계를 나타냈다($p = 0.004$).

5. 인구집단 노출평가

OK를 통해 추정된 $PM_{2.5}$ 농도와 유동인구수를 통해 구로구 전체 인구집단의 PWAC를 산출하여 인구집단의 노출량을 평가하였다(Fig. 3). 2020년 1월의 평일 및 주말의 PWAC를 산출한 결과 각각 $21.01 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 및 $26.51 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 이었다. 또한, 2월의 PWAC는 각각 $18.77 \mu\text{g}/\text{m}^3$, $25.77 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 이었고, 3월은 각각 $17.93 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 및 $19.12 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 이었다. COVID-19가 발발한 2월 20일 전과 후의 PWAC를 비교했을 때 COVID-19 발발 전은 약 $23.12 \mu\text{g}/\text{m}^3$, 후는 $17.67 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 로 23.6% 감소하였다. 또한, COVID-19 확산 전 대기환경기준(일 평균 $35 \mu\text{g}/\text{m}^3$)과 산출된 PWAC를 비교하였을 때, 대기환경기준을 초과한 인구집단은 약 18%로 나타났으며, COVID-19 확산 후에는 약 2.5% 초과하였다. COVID-19 확산 전과 후를 비교하였을 때 대기환경기준을 초과한 인구집단 비율이 약 15.5% 감소하였다.

IV. 고 찰

본 연구에서는 공간보간 기법을 통해 추정된 실외 $PM_{2.5}$ 농도와 유동인구수를 통해 COVID-19가 발발되기 전, 후의 사람의 활동(인구 유동) 및 기상학적 요인이 $PM_{2.5}$ 농도 변화에 미

치는 영향을 확인하고 PWAC를 산출하여 인구집단의 노출량 양상을 비교 및 평가하였다. COVID-19가 발발된 기간에 맞춰 연구 기간을 2021년 1월부터 3월까지로 선정하였고 이는 인구 유동 등 사람의 활동 양상 변화가 큰 발병 초기 기간을 선정하였다.

대기오염물질에 대한 인구집단 노출평가를 위해 인구 데이터를 활용한 연구가 보고 되고 있다. 인구집단의 노출평가는 대기오염물질의 농도뿐 아니라 인구데이터 적용을 통해 정확성을 향상시킬 수 있다(Brody 등, 2021).³⁷⁾ Gariazzo 등(2016)³⁸⁾의 연구에 따르면 휴대전화를 통해 추출된 인구 데이터를 활용하여 대기오염물질에 대한 노출평가를 실시하였고 도시 전체 인구에 대한 노출 분석의 정확성을 크게 향상시킬 수 있는 가능성이 있다고 보고하였다. 따라서 정확한 노출 및 위해성 평가를 위해서 인구 데이터의 적용이 필요하다.

격자별 1시간 단위의 차이의 절댓값을 취한 유동인구수를 통해 평일과 주말 및 휴일의 유동 인구수를 산출하고 COVID-19 발발 전·후를 비교한 결과 평일과 주말 및 휴일 모두 감소하는 경향이 나타났다. 실제 COVID-19 감염 확산을 제어하기 위해 방역당국은 재택근무, 비대면 온라인 수업, 문화체육 시설 전면 폐쇄 등 사람의 활동의 제약을 두었다. Dantas 등(2020)³⁹⁾의 연구에서는 COVID-19로 인한 사회적 거리 두기가 사람의 활동인 대중교통 이용량이 약 50% 감소하는 결과가 나타났다. 본 연구의 결과도 유사하게 유동인구수가 평일과 주말 및 공휴일 각 33.6%, 48.9% 감소했다. 이처럼 COVID-19로 인한 제약은 사람의 시간 활동 양상의 변화를 야기할 수 있다.

대기 $PM_{2.5}$ 농도는 구로구에 위치한 24개소의 SAMS를 통해

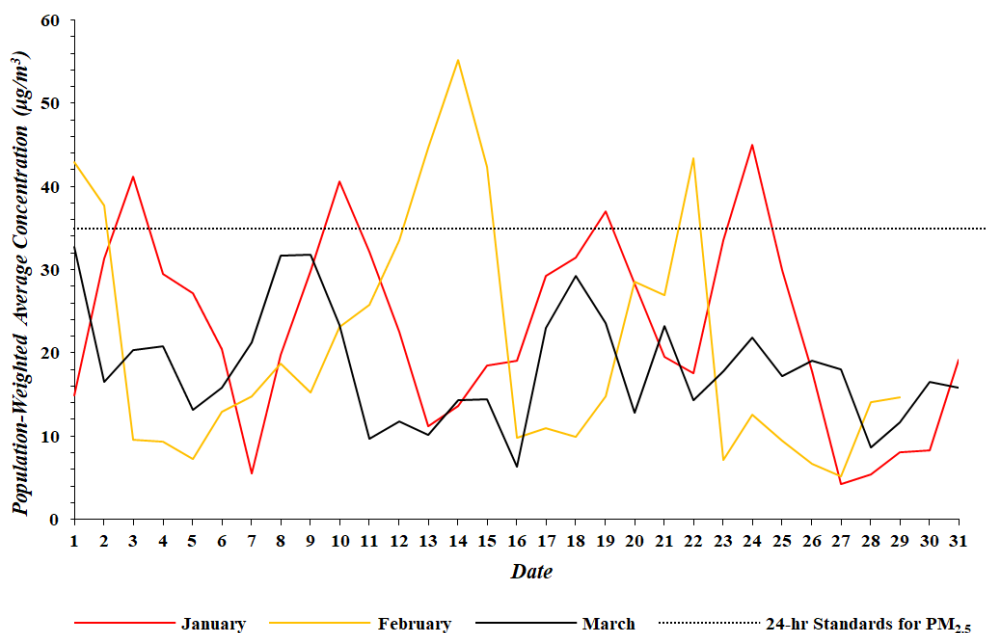


Fig. 3. Comparison of monthly population-weighted average concentration distributions

실측된 데이터를 공공기관으로부터 제공받아 연구를 진행하였다. 최근 AQMS가 지닌 측정 범위 및 비용 측면의 한계를 보완하기 위해 SAMS의 측정 정확도를 높이려는 연구가 진행되고 있으며, 인구집단의 노출평가에 적용하고 있다.⁴⁰⁾ Schilt 등(2023)⁴¹⁾의 스위스 중부에서 수행된 센서-기반 측정소의 현장 검증시험 연구를 통해 대기고정측정소에서 실측된 측정값과 비교한 결과 0.5에서 0.88 사이의 선형관계를 나타냈다. 또한, Coker 등(2022)⁴²⁾의 역학연구에 따르면 센서-기반 측정망을 통해 측정된 대기 PM_{2.5} 농도를 이용하여 호흡기계 증상과 일일 PM_{2.5} 간의 노출-반응 관계를 추정하였으며 AQMS에서 실측된 농도를 사용하여 추정된 관계를 비교하였을 때와 유사했다. 본 연구에서 사용된 SAMS 또한 AQMS와 동일 위치에서 실측된 PM_{2.5} 농도를 비교한 결과 R²가 0.957로 높은 정확도를 나타냈다. 그러나 본 연구에서 SAMS의 검증을 따로 실시하지 않았기 때문에 측정에 오차가 발생할 수 있다. 또한, 공간 모델링 검증에서 관측값과 추정값의 농도의 수준이 크게 나타났는데 저농도는 비교적 농도 추정이 정확하였지만 고농도에서는 정확도가 떨어지는 한계점이 있었다. 그럼에도 불구하고 SAMS의 보조적인 설치는 AQMS가 지닌 시·공간적 한계를 보완할 수 있으며 저비용으로 보조적인 설치를 통해 공간 해상도를 증가시켜 노출 및 위해성 평가의 정확도를 향상시킬 수 있을 것으로 판단된다.

본 연구는 공간보간 기법 중 OK기법을 통해 PM_{2.5} 농도를 시각화한 후 미측정 지점에 대한 값을 예측하여 전체 지역에 대한 노출평가를 실시하였다. 최근 대기오염물질에 대한 인구집단의 노출평가 시 공간 모델링을 통해 평가하는 연구가 보고되고 있다.⁴³⁾ 공간보간은 AQMS에서 측정할 수 없는 지점의 대기오염물질 농도를 예측할 수 있으므로 노출평가에 있어 매우 중요하다.⁴⁴⁾ Adong 등(2022)⁴⁵⁾의 연구에 따르면 저비용 센서 측정 장비로 실측된 농도를 이용하여 랜덤 포레스트, K-최근접 이웃, 다변량 선형회귀분석 등의 농도 추정 모델링 기법을 통해 대기고정측정망과 비교한 결과 일관된 결과를 도출하였다. 따라서 농도 추정 모델의 적용은 인구집단 노출평가의 정확성을 향상시킬 수 있을 것으로 판단한다.

유동인구 및 기상학적 요인이 PM_{2.5} 농도 변화에 미치는 영향력을 평가하기 위해 상관분석 및 다중회귀분석을 실시하였다. 일반적으로 이전의 연구를 통해 인간의 활동이 대기 순환에 관여하여 대기질에 큰 영향을 미친다고 보고하였다. Chauhan과 Singh (2020)⁴⁶⁾에 따르면 많은 국가에서 COVID-19 발발 후 사회적 거리 두기로 인해 PM_{2.5} 농도의 14~58% 감소되었음을 보고하였다. 또한, Seo 등(2020)⁴⁷⁾의 연구에서 COVID-19 발발 전, 후 PM_{2.5} 농도를 비교하였을 때, 서울과 대구에서 각 25.4%, 21.4% 농도 감소율을 보고하였다. 이와 같이 본 연구도 통계분석을 통해 인구유동이 대기 PM_{2.5} 농도에 미치는 영향을 평가한 결과 양의 관계를 나타냈다. 다중회귀분석을 실시

한 결과 평일은 유동인구 1명이 감소했을 때 대기 PM_{2.5} 농도가 0.032 µg/m³ 감소된 반면, 주말은 1명당 1.016 µg/m³ 감소하여 약 30배 정도 차이를 나타냈는데 평일의 경우 일상 및 직업 활동 등의 시간활동양상이 크게 변화하지 않았지만 주말은 외부의 여가활동, 여행 등 이동의 감소 폭이 크므로 유동인구 감소할수록 대기 PM_{2.5} 농도가 확연히 줄어 들 수 있다고 생각된다. Kwon과 Jeong (2022)⁴⁸⁾의 연구에서 대중교통 이용량을 주중과 주말을 비교한 결과 주중의 감소율은 24% 반면 주말은 약 40% 감소한 것으로 나타났다. 본 연구의 결과를 통해 인간의 활동(이동, 차량, 산업 활동 등)이 대기 공기질에 영향을 미친다는 가능성이 있다고 판단된다.

OK를 통해 추정된 격자별 대기 PM_{2.5} 농도와 실내의 재실율을 적용한 유동인구수를 이용하여 PWAC를 산출한 후 전체 인구집단의 노출수준을 비교 및 평가하였다. Sannigrahi 등(2021)⁴⁹⁾의 연구에서는 COVID-19가 대기오염물질의 인위적 배출이 일시적으로 감소하였고 미국 일부 도시를 제외한 모든 도시에서 PM_{2.5}에 노출되는 평균 인구가 크게 감소하였음을 보고하였다. 또한, Kazakos 등(2021)⁵⁰⁾의 연구에 따르면 COVID-19가 발발된 기간과 이전 3년 평균 사이의 실외 대기오염에 대한 PWAC의 시·공간적 변화를 정량화한 결과 19.5% 감소하였다. Sannigrahi 등(2021)⁴⁹⁾과 Kazakos 등(2021)⁵⁰⁾의 연구와 비슷하게 본 연구도 COVID-19 확산 전과 후를 비교하였을 때 대기환경기준을 초과한 비율이 약 15.5% 감소한 것으로 나타났다. 이에 따라 본 연구에서 진행된 통계분석을 통해 인구유동, 즉 사람 활동의 제약이 PM_{2.5} 농도를 감소시킬 수 있고 이는 인구집단의 대기오염물질에 대한 노출이 감소할 수 있다.

본 연구는 유동인구수를 1시간 단위의 인구수의 차이로 가정하여 평가하였고 구로구를 경계로 인구 유입과 유출은 고려되지 않았다. 또한, 2019년 통계청의 생활시간조사 데이터를 활용하였기 때문에 COVID-19 확산 이후의 실내·외 재실율에 대해 정확히 파악하지 못하였으며 실내의 시간활동양상을 고려하지 않고 실내외·비로 농도를 추정한 값을 적용한 한계점이 있다. 따라서 추가적인 연구를 통해 한계점을 보완하고 대기오염물질 농도의 변화를 야기하는 사람의 활동 요인에 대한 지속적인 연구가 필요하다.

V. 결 론

본 연구는 서울시 구로구의 COVID-19 확산 전과 후의 PM_{2.5} 농도에 인구유동 및 기상학적 요인이 미치는 관계 및 영향력을 평가하고, 전체 인구집단에 대한 PM_{2.5} 노출수준을 비교했다. 상관분석 및 다중회귀분석을 통해 인구 유동이 PM_{2.5} 농도에 미치는 영향을 평가한 결과 대부분 양(+)의 관계를 보였으며 사람 활동의 감소가 PM_{2.5} 농도의 감소를 야기할 수 있음을 확인

하였다. 또한, PWAC를 산출하여 COVID-19 발발 전, 후의 인구집단의 노출 수준 비교하였을 때 대기환경기준을 초과한 비율이 약 15.5% 감소하였다. 따라서 본 연구를 통해 COVID-19 기간 동안 사회적 제약과 사람 활동의 감소로 인해 대기 PM_{2.5} 농도 및 인구집단의 노출수준 양상이 변화할 가능성을 확인하였지만 대기 PM_{2.5} 농도 변화에 기인하는 잠재적인 요인들이 존재하기 때문에 추가적인 연구가 필요할 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 환경부의 재원으로 한국환경산업기술원의 환경성 질량 예방관리 핵심 기술개발사업(과제번호: 2021003320008) 및 환경부, 환경보건학회 환경보건센터 “2023년 환경보건 전문인력 양성사업 위탁사업(환경보건학회)”에서 지원받아 수행된 결과이며 이에 감사드립니다.

Conflict of Interest

No potential conflict of interest relevant to this article was reported.

References

- Sokhi RS, Moussiopoulos N, Baklanov A, Bartzis J, Coll I, Finardi S, et al. Advances in air quality research – current and emerging challenges. *Atmos Chem Phys*. 2022; 22(7): 4615-4703.
- World Health Organization (WHO). Monitoring air pollution levels is key to adopting and implementing WHO's global air quality guidelines. Available: <https://www.who.int/news/item/10-10-2023-monitoring-air-pollution-levels-is-key-to-adopting-and-implementing-who-s-global-air-quality-guidelines> [Accessed 9 December 2023].
- World Health Organization (WHO). Ambient (outdoor) air pollution. Available: [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ambient-\(outdoor\)-air-quality-and-health](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ambient-(outdoor)-air-quality-and-health) [Accessed 27 November 2023].
- Yang Z, Mahendran R, Yu P, Xu R, Yu W, Godellawattage S, et al. Health effects of long-term exposure to ambient PM_{2.5} in Asia-Pacific: a systematic review of cohort studies. *Curr Environ Health Rep*. 2022; 9(2): 130-151.
- Schwartz J, Wei Y, Yitshak-Sade M, Di Q, Dominici F, Zanobetti A. A national difference in differences analysis of the effect of PM_{2.5} on annual death rates. *Environ Res*. 2021; 194: 110649.
- Han F, Yang X, Xu D, Wang Q, Xu D. Association between outdoor PM_{2.5} and prevalence of COPD: a systematic review and meta-analysis. *Postgrad Med J*. 2019; 95(1129): 612-618.
- Lai S, Zhao Y, Ding A, Zhang Y, Song T, Zheng J, et al. Characterization of PM_{2.5} and the major chemical components during a 1-year campaign in rural Guangzhou, Southern China. *Atmos Res*. 2016; 167: 208-215.
- Sun R, Zhou Y, Wu J, Gong Z. Influencing factors of PM_{2.5} pollution: disaster points of meteorological factors. *Int J Environ Res Public Health*. 2019; 16(20): 3891.
- Maji KJ, Sarkar C. Spatio-temporal variations and trends of major air pollutants in China during 2015-2018. *Environ Sci Pollut Res Int*. 2020; 27(27): 33792-33808.
- Ministry of Environment. Air quality standards. Available: <https://www.me.go.kr/mamo/web/index.do?menuId=586> [Accessed 26 December 2023].
- Yi SJ, Kim H, Kim SY. Exploration and application of regulatory PM₁₀ measurement data for developing long-term prediction models in South Korea. *J Korean Soc Atmos Environ*. 2016; 32(1): 114-126.
- Air Korea. Inquiry of final confirmed measurement data. Available: https://www.airkorea.or.kr/web/pastSearch?pMENU_NO=123 [Accessed 27 November 2023].
- Lin YC, Chi WJ, Lin YQ. The improvement of spatial-temporal resolution of PM_{2.5} estimation based on micro-air quality sensors by using data fusion technique. *Environ Int*. 2020; 134: 105305.
- Munir S, Mayfield M, Coca D, Jubba SA, Osammor O. Analysing the performance of low-cost air quality sensors, their drivers, relative benefits and calibration in cities-a case study in Sheffield. *Environ Monit Assess*. 2019; 191(2): 94.
- Dubey R, Patra AK, Joshi J, Blankenberg D, Kolluru SSR, Madhu B, et al. Evaluation of low-cost particulate matter sensors OPC N2 and PM Nova for aerosol monitoring. *Atmos Pollut Res*. 2022; 13(3): 101335.
- Hofman J, Nikolaou M, Shantharam SP, Stroobants C, Weijss S, La Manna VP. Distant calibration of low-cost PM and NO₂ sensors; evidence from multiple sensor testbeds. *Atmos Pollut Res*. 2022; 13(1): 101246.
- Cai J, Ge Y, Li H, Yang C, Liu C, Meng X, et al. Application of land use regression to assess exposure and identify potential sources in PM_{2.5}, BC, NO₂ concentrations. *Atmos Environ (1994)*. 2020; 223: 117267.
- Colville RN, Gómez-Perales JE, Nieuwenhuijsen MJ. Use of dispersion modelling to assess road-user exposure to PM_{2.5} and its source apportionment. *Atmos Environ*. 2003; 37(20): 2773-2782.
- Son JY, Kim YS, Cho YS, Lee JT. Prediction approaches of personal exposure from ambient air pollution using spatial analysis: a pilot study using Ulsan cohort data. *J Korean Soc Atmos Environ*. 2009; 25(4): 339-346.
- Santiago JL, Borge R, Sanchez B, Quaassdorff C, de la Paz D, Martilli A, et al. Estimates of pedestrian exposure to atmospheric pollution using high-resolution modelling in a real traffic hot-spot. *Sci Total Environ*. 2021; 755(Pt 1): 142475.
- Kim JY, Choe PG, Oh Y, Oh KJ, Kim J, Park SJ, et al. The first case of 2019 novel coronavirus pneumonia imported into Korea from Wuhan, China: implication for infection prevention and control measures. *J Korean Med Sci*. 2020; 35(5): e61.
- Edwards L, Rutter G, Iverson L, Wilson L, Chadha TS, Wilkinson P, et al. Personal exposure monitoring of PM_{2.5} among US diplomats in Kathmandu during the COVID-19 lockdown, March to June

2020. *Sci Total Environ.* 2021; 772: 144836.
23. Chen K, Wang M, Huang C, Kinney PL, Anastas PT. Air pollution reduction and mortality benefit during the COVID-19 outbreak in China. *Lancet Planet Health.* 2020; 4(6): e210-e212.
 24. Giani P, Castruccio S, Anav A, Howard D, Hu W, Crippa P. Short-term and long-term health impacts of air pollution reductions from COVID-19 lockdowns in China and Europe: a modelling study. *Lancet Planet Health.* 2020; 4(10): e474-e482.
 25. Lokhandwala S, Gautam P. Indirect impact of COVID-19 on environment: a brief study in Indian context. *Environ Res.* 2020; 188: 109807.
 26. Pope CA 3rd, Burnett RT, Thun MJ, Calle EE, Krewski D, Ito K, et al. Lung cancer, cardiopulmonary mortality, and long-term exposure to fine particulate air pollution. *JAMA.* 2002; 287(9): 1132-1141.
 27. Yoo SK, Kim BY. A decision-making model for adopting a cloud computing system. *Sustainability.* 2018; 10(8): 2952.
 28. Kim D, Min G, Choe Y, Shin J, Woo J, Kim D, et al. Evaluation of population exposures to PM_{2.5} before and after the outbreak of COVID-19. *J Environ Health Sci.* 2021; 47(6): 521-529.
 29. Frigge M, Hoaglin DC, Iglewicz B. Some implementations of the boxplot. *Am Stat.* 1989; 43(1): 50-54.
 30. Kim SJ, Kim TJ, Kim CS. Estimating the method of the number of visitors of water-friendly park using GPS location information. *Ecol Resilient Infrastruct.* 2020; 7(3): 171-180.
 31. Woo J, Min G, Kim D, Cho M, Sung K, Won J, et al. Existing population exposure assessment using PM_{2.5} concentration and the geographic information system. *J Environ Health Sci.* 2022; 48(6): 298-305.
 32. Park J, Jo W, Cho M, Lee J, Lee H, Seo S, et al. Spatial and temporal exposure assessment to PM_{2.5} in a community using sensor-based air monitoring instruments and dynamic population distributions. *Atmosphere.* 2020; 11(12): 1284.
 33. Park J, Kim E, Choe Y, Ryu H, Kim S, Woo BL, et al. Indoor to outdoor ratio of fine particulate matter by time of the day in house according to time-activity patterns. *J Environ Health Sci.* 2020; 46(5): 504-512.
 34. Park J, Ryu H, Kim E, Choe Y, Heo J, Lee J, et al. Assessment of PM_{2.5} population exposure of a community using sensor-based air monitoring instruments and similar time-activity groups. *Atmos Pollut Res.* 2020; 11(11): 1971-1981.
 35. Doreswamy, Harishkumar KS, Yogesh KM, Gad I. Forecasting air pollution particulate matter (PM_{2.5}) using machine learning regression models. *Procedia Comput Sci.* 2020; 171: 2057-2066.
 36. Ma X, Chen T, Ge R, Xv F, Cui C, Li J. Prediction of PM_{2.5} concentration using spatiotemporal data with machine learning models. *Atmosphere.* 2023; 14(10): 1517.
 37. Brody M, Golub A, Potashnikov V. The effects of increasing population granularity in PM_{2.5} population-weighted exposure and mortality risk assessment. *Environ Health Perspect.* 2021; 129(12): 127703.
 38. Gariazzo C, Pelliccioni A, Bolignano A. A dynamic urban air pollution population exposure assessment study using model and population density data derived by mobile phone traffic. *Atmos Environ.* 2016; 131: 289-300.
 39. Dantas G, Siciliano B, França BB, da Silva CM, Arbilla G. The impact of COVID-19 partial lockdown on the air quality of the city of Rio de Janeiro, Brazil. *Sci Total Environ.* 2020; 729: 139085.
 40. Bi J, Carmona N, Blanco MN, Gasset AJ, Seto E, Szpiro AA, et al. Publicly available low-cost sensor measurements for PM_{2.5} exposure modeling: guidance for monitor deployment and data selection. *Environ Int.* 2022; 158: 106897.
 41. Schilt U, Barahona B, Buck R, Meyer P, Kappani P, Möckli Y, et al. Low-cost sensor node for air quality monitoring: field tests and validation of particulate matter measurements. *Sensors (Basel).* 2023; 23(2): 794.
 42. Coker ES, Buralli R, Manrique AF, Kanai CM, Amegah AK, Gouveia N. Association between PM_{2.5} and respiratory hospitalization in Rio Branco, Brazil: demonstrating the potential of low-cost air quality sensor for epidemiologic research. *Environ Res.* 2022; 214(Pt 1): 113738.
 43. Khan J, Kakosimos K, Raaschou-Nielsen O, Brandt J, Jensen SS, Ellermann T, et al. Development and performance evaluation of new AirGIS – a GIS based air pollution and human exposure modelling system. *Atmos Environ.* 2019; 198: 102-121.
 44. Alimissis A, Philippopoulos K, Tzani CG, Deligiorgi D. Spatial estimation of urban air pollution with the use of artificial neural network models. *Atmos Environ.* 2018; 191: 205-213.
 45. Adong P, Bainomugisha E, Okure D, Sserunjogi R. Applying machine learning for large scale field calibration of low-cost PM_{2.5} and PM₁₀ air pollution sensors. *Appl AI Lett.* 2022; 3(3): e76.
 46. Chauhan A, Singh RP. Decline in PM_{2.5} concentrations over major cities around the world associated with COVID-19. *Environ Res.* 2020; 187: 109634.
 47. Seo JH, Jeon HW, Sung UJ, Sohn JR. Impact of the COVID-19 outbreak on air quality in Korea. *Atmosphere.* 2020; 11(10): 1137.
 48. Kwon OM, Jeong HC. COVID-19 confirmed cases and subway passengers. *New Phys Sae Mulli.* 2022; 72(11): 873-878.
 49. Sannigrahi S, Kumar P, Molter A, Zhang Q, Basu B, Basu AS, et al. Examining the status of improved air quality in world cities due to COVID-19 led temporary reduction in anthropogenic emissions. *Environ Res.* 2021; 196: 110927.
 50. Kazakos V, Taylor J, Luo Z. Impact of COVID-19 lockdown on NO₂ and PM_{2.5} exposure inequalities in London, UK. *Environ Res.* 2021; 198: 111236.

〈저자정보〉

우재민(연구원), 신지훈(연구원), 민기홍(연구원),
김동준(연구원), 성경화(연구원), 조만수(교수),
우병열(연구원), 양원호(교수)