

논문

CMAQ-ML 모델을 활용한 국내 배출 감축에 의한 PM_{2.5} 및 구성성분 농도 감소 효과 평가

Evaluation of Domestic Emission Reduction Effects on Decreases in Concentrations of PM_{2.5} and Its Compositions Using a CMAQ-ML Model

도현석, 고원석, 이현서, 광경환*, 이광열¹⁾, 차승환¹⁾, 정현구¹⁾

강원대학교 환경학과, ¹⁾국립환경과학원 대기환경연구부 대기환경연구과

Heon-Seok Do, Wonseok Ko, Hyeonseo Lee, Kyung-Hwan Kwak*,
Kwangyul Lee¹⁾, Seung-Hwan Cha¹⁾, Hyungu Jung¹⁾

Department of Environmental Science, Kangwon National University, Chuncheon,
Republic of Korea

¹⁾Air Quality Research Division, Atmospheric Environmental Research Department,
National Institute of Environmental Research (NIER), Incheon, Republic of Korea

접수일 2026년 2월 28일
수정일 2026년 4월 14일
채택일 2026년 5월 26일

Received 28 February 2026

Revised 14 April 2026

Accepted 26 May 2026

*Corresponding author

Tel : +82-(0)33-257-8575

E-mail : khkwak@kangwon.ac.kr

Abstract Although PM_{2.5} concentrations in South Korea have decreased over time, they still exceed the World Health Organization guideline, indicating the need for fast and reliable tools to evaluate emission reduction policies. In this study, a CMAQ-ML framework was developed that includes an observation-based concentration prediction model and a Relative Response Factor (RRF) model, enabling rapid assessment of emission reduction effects. The model was constructed using the XGBoost algorithm with hyperparameter optimization. The model was trained using one-year data (year of 2022) and tested to another one-year data (year of 2023). Performance evaluation showed that the concentration prediction model reproduced the observed PM_{2.5} and its component concentrations more accurately than the CMAQ model alone, while the RRF prediction model successfully reproduced the CMAQ-based RRF response characteristics. In terms of computational efficiency, the CMAQ model required approximately 190 hours for the one-year simulation, whereas the CMAQ-ML model produced similar results within seconds. Application of the emission reduction scenario based on the 2nd comprehensive plan for fine dust management showed that the annual mean PM_{2.5} concentration decreased by approximately 0.6 µg/m³, which was mainly driven by decreases in NO₃⁻ and NH₄⁺. In addition, the emission reduction scenario reduced the frequency of high PM_{2.5} concentration days. The CMAQ-ML framework enables rapid and accurate evaluation of domestic emission reduction policies and can serve as an effective decision-support tool for air quality management.

Key words: Machine learning, CMAQ, PM_{2.5} compositions, Emission reduction scenario

1. 서 론

국내의 PM_{2.5} 농도는 최근 지속적으로 감소하는 경향을 보이고 있다(Oak *et al.*, 2025; Park *et al.*, 2024; Bae *et al.*, 2021; Yeo *et al.*, 2019). 그러나 봄·겨울철(1~5월)의 단기 고농도 발생 빈도와 미세먼지 주의보·경보 발령 횟수는 증가하는 경향을 보이고 있어(Lee,

2018), 여전히 지속적인 대기오염물질 농도 관리가 필요한 실정이다(Kim *et al.*, 2024; Bae and Kim, 2022; Bae *et al.*, 2022a). 이에 대해 정부는 배출량 감축 목표를 설정하고 세부 이행 과제를 추진하는 대기오염물질 배출 감축 정책을 시행해 오고 있다. 지난 10여 년간 정부는 2013년 제2차 수도권 대기환경관리 기본계획 수립, 2015년 제2차 대기환경개선 종합계획 수립, 2019년

미세먼지 8법 등을 거쳐 오면서 국내 미세먼지 문제 해결을 위해 다양한 정책적 노력을 추진해 왔다(SCPM, 2024; MOE, 2015, 2013). 특히 2019년에는 제1차 미세먼지 관리 종합계획(2020~2024)을 통해 주요 대기오염물질에 대한 구체적인 국내 배출량 감축 목표를 설정함으로써 미세먼지 문제의 해결 방안을 제시하였다(MOE, 2019). 이러한 정책 시행은 PM_{2.5} 농도 감소의 주요 요인 중 하나로 평가되며, 실제로 2023년 연평균 PM_{2.5} 농도는 18 µg/m³로 2016년 26 µg/m³에 비해 크게 낮아졌다. 그럼에도 불구하고, 여전히 WHO 권고 기준인 5 µg/m³에는 미치지 못하고 있으며(WHO, 2021), 정부는 제2차 미세먼지 관리 종합계획(2025~2029)을 통해 2029년까지 전국 연평균 초미세먼지 농도 13 µg/m³ 달성을 목표로 하고 있다(MOE, 2024).

대기오염물질 농도 현황을 보여주는 측정망 자료는 정책의 이행에 따른 결과를 알려준다(Shin *et al.*, 2023). 하지만 부문별 저감 효과와 국내의 영향 등 정책의 이행 효과를 정량적으로 평가하기에는 한계가 있으며, 이러한 점을 보완하기 위해 수치모델을 이용한 분석 방법을 함께 활용할 필요가 있다. CMAQ 모델은 미국 환경보호청(EPA)에서 개발한 수치모델로, 시공간적 제약이 없고 배출량 감축 실험이 가능하여 다양한 배출 시나리오 분석에 활용되고 있다(Appel *et al.*, 2017; Foley *et al.*, 2015). Huang *et al.* (2024)은 CMAQ 모델을 이용해 대만 겨울철을 대상으로 SO₂, NO_x, NH₃ 배출 저감 시나리오를 적용하여 SO₂ 저감보다 NO_x 및 NH₃ 저감이 PM_{2.5} 농도를 감소시키는 데 더 효과적임을 제시하였다. Bae *et al.* (2022b)은 1~3차 계절관리제 기간에 대해 국내 배출량 변화에 따른 PM_{2.5} 농도 개선 효과를 추정하였으며, Kim *et al.* (2018)은 제1차 미세먼지 관리 종합계획에서 제시한 국내 배출량 감축 목표를 2015년 배출량에 적용했을 때, 2022년 연평균 PM_{2.5} 농도가 3 µg/m³가량 개선되는 것으로 분석하였다. 그러나 수치모델은 기상 및 배출량 입력자료와 물리·화학적 메커니즘의 불확실성으로 인해 예측 정확도에 한계점을 가진다(Russell and Dennis, 2000). 이러한 수치모델의 한계는 배출 저감 효과 산정 결과의

신뢰도에도 영향을 미칠 수 있다(Bae *et al.*, 2023; Kim *et al.*, 2020; Choi *et al.*, 2018).

이러한 한계를 극복하는 방안 중 하나로 U.S. EPA (2007)에서 제안한 Relative Response Factor (RRF) 방법이 활용되어 왔다(Hogrefe *et al.*, 2011). RRF 방법은 수치모델의 기본 모의 농도 대비 시나리오 모의 농도의 상대적 변화 비율인 RRF를 산정한 후 관측 농도에 적용하여 배출 시나리오 농도를 추정하는 방법으로, 수치모델의 시스템적 불확실성에서 기인한 오차를 보정할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 RRF 방법은 선행적인 보정 방법이라는 한계와 함께 관측자료의 결측에 민감하고 시나리오 모의에 큰 계산 비용이 요구된다(Bae *et al.*, 2022b; Hu *et al.*, 2021; Bae *et al.*, 2017). 이러한 큰 계산 비용은 정책 효과 분석, 배출 저감 시나리오 생산 등의 정책 수립, 시행, 평가 과정의 효율적인 수행을 제한하는 요인으로 작용한다(Yeo *et al.*, 2025).

최근에는 트리 기반 모델이나 인공지능망을 활용하여 관측자료의 결측을 보완하거나, 수치모델 결과를 모방하여 계산 비용을 절감하는 연구가 진행되고 있다(Lee *et al.*, 2025; Payami *et al.*, 2025; Thongtham-machart *et al.*, 2021). 대부분의 선행 연구는 머신러닝 기법을 활용하여 더 정확한 PM_{2.5} 질량 농도를 확보하는 데 초점을 두고 있다(Wei *et al.*, 2025; Park, 2021). 그러나 PM_{2.5}의 질량 농도만으로는 PM_{2.5}의 구성성분별 기여도 및 생성 기작을 파악하는 데 한계가 있다. 이에 일부 연구에서는 PM_{2.5} 구성성분 농도에 초점을 두고 연구를 수행하였다(Kim *et al.*, 2025; Lv *et al.*, 2021). Lv *et al.* (2021)은 WRF-CAMx 모의 결과와 기상 변수를 입력자료로 활용하여 WRF-CAMx 모델의 PM_{2.5} 및 주요 구성성분 농도를 후보정하여 모의 오차를 감소시키는 방안을 제시하였다. 또한 Kim *et al.* (2025)은 국내 대기환경연구소 관측자료를 활용하여 WRF-CMAQ 모델의 PM_{2.5} 구성성분 모의 성능을 개선할 수 있는 머신러닝 기반 후처리 기법을 제안하였다. 그럼에도 불구하고, 기존 연구들은 주로 수치모델의 편향 보정 또는 관측 기반 농도 추정에 초점을 두고

있어, 배출 저감 시나리오와 연계한 $PM_{2.5}$ 구성성분의 농도 변화를 분석하는 데까지 고도화하지는 못하였다.

본 연구의 목적은 머신러닝 기반의 $PM_{2.5}$ 및 구성성분 농도 추정 모델과 배출 변화에 따른 상대 농도 변화율(RRF) 추정 모델을 연계한 CMAQ-ML 프레임워크를 개발하여 배출 저감 시나리오 농도를 신속하게 산출하는 데 있다. 해당 프레임워크 내에서 $PM_{2.5}$ 및 구성성분 농도 추정 모델은 측정자료 재현을 통해 결측으로 인한 한계를 보완하며, RRF 추정 모델은 수치 모델 수행 없이 배출 변화에 따른 상대적 농도 변화를 추정하여 계산 비용을 절감하는 목표를 가진다. 본 연구에서 개발된 CMAQ-ML 프레임워크의 재현성을 대기환경연구소의 측정자료와 CMAQ 모의 결과와의 비교를 통해 검증하였고, 나아가 제2차 미세먼지 관리 종합계획에서 제시된 국내 배출량 감축 목표에 따른 정책 효과를 평가하였다.

2. 연구 방법

2.1 연구 지역 및 시간 선정과 측정자료 수집

수치 실험 영역은 국외 장거리 수송 영향을 고려하기 위한 동북아시아 영역(27 km 해상도)과 국내 배출 저감 효과를 분석하기 위한 한반도 영역(9 km 해상

도)을 포함하도록 구성하였다(그림 1). 연구 기간은 CMAQ-ML 모델의 학습 및 검증에 필요한 데이터를 충분히 확보할 수 있도록 2022년 1월 1일부터 2023년 12월 31일까지로 선정하였다. $PM_{2.5}$ 및 구성성분의 측정자료는 국립환경과학원 대기환경연구소에서 제공하는 자료를 이용하였다. 연구 대상 권역은 자료 확보 가능성을 고려하여 수도권, 경기권, 강원권, 충청권, 중부권, 전북권, 호남권, 영남권 등 8개 권역으로 선정하였다. 측정자료 중 $PM_{2.5}$ 질량 농도를 구성하는 성분 중 질량 비중이 높은 주요 성분을 중심으로, 1시간 간격으로 측정된 $PM_{2.5}$, 탄소 성분(OC, EC), 이온 성분(SO_4^{2-} , NO_3^- , NH_4^+) 농도 자료를 사용하였다.

2023년 대기환경연구소 연간 운영결과보고서(NIER, 2024)에 제시된 측정 방법에 따르면, 미세먼지 농도는 대기 중의 입자를 입경 $10\mu m$ 와 $2.5\mu m$ 이하로 분리하여 $16.7 L/min$ 의 유속으로 필터에 채취하여 베타선 흡수법을 사용하는 BAM-1020 (Met One Ins.)으로 측정되었다. 미세먼지 중 $PM_{2.5}$ 측정 시 사이클론 방식의 입경분리장치를 사용하였고, 상대습도를 35% 이하로 유지하여 수분에 의한 오차를 최소화하였다. $PM_{2.5}$ 에 포함된 이온 성분은 Ambient Ion Monitor (URG Co., 9000D)를 이용하여 측정하였다. 본 장비는 대기 중 에어로졸을 $3 L/min$ 의 유량으로 포집한 후, 내장된 이온 크로마토그래피(Ion Chromatography)를 통해 이온

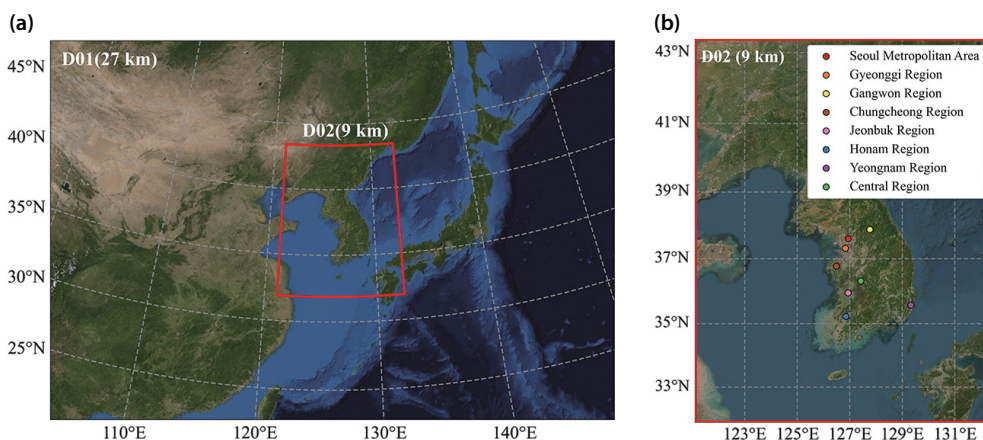


Fig. 1. Simulation domains of CMAQ model with (a) 27 km and (b) 9 km horizontal grid resolutions. Circles represent the locations of Air Quality Research Center in each region.

성분을 분석하는 통합 시스템이다. 탄소 성분 농도는 NIOSH 분석법 및 EPA STN 분석법을 기반으로 열광학적 분석(thermal/optical transmittance method)과 비분산적외선 분석법(non-dispersive infrared method)을 이용하여 측정하였다.

2.2 WRF-CMAQ 모델 설정

본 연구에서는 제2차 미세먼지 관리 종합계획 시행에 따른 미세먼지 농도 저감 효과를 평가하기 위해 기상모델인 WRF (Weather Research and Forecasting, v4.3) 모델과 대기질 모델인 CMAQ (Community Multiscale Air Quality, v5.3.2) 모델을 이용하였다. 기상장은 2021년 12월 30일부터 2023년 12월 31일까지 초기 안정화 시간(spin-up time)인 24시간을 포함하여 매 96시간마다 모의하였다. 초기 및 경계조건으로 National Centers for Environmental Prediction (NCEP)에서 제공하는 1°×1° 해상도의 Final Analysis (FNL) 자료를 사용하였다. Land-use/land-cover (LULC) 입력 자료는 United States Geological Survey (USGS) 자료를 사용하였고, 세부 물리 옵션은 표 1에 제시하였다. WRF 모델 결과는 Meteorological-Chemistry Interface

Processor (MCIP) v5.1을 이용하여 CMAQ 모델의 기상 입력자료로 변환하였다. 배출량 입력자료로 기후에너지환경부 국가미세먼지정보센터에서 제공한 27 km 및 9 km 해상도의 Model-ready 배출자료를 사용하였다. Model-ready 배출자료 중 인위적 배출량은 Sparse Matrix Operator Kernel Emissions (SMOKE) 모델의 산출 결과를 사용하였다(Benjie *et al.*, 2001). 국내 배출 인벤토리는 2021년 기준 대기정책지원시스템 (CAPSS 2021)으로, 국외 배출 인벤토리는 Satellite Integrated Joint Monitoring of Air Quality (SIJAQ) version 2.1로 구성되었다. 자연적 배출량은 Model of Emissions of Gases and Aerosols from Nature (MEGAN) 모델의 산출 결과를 사용하였다(Guenther *et al.*, 2006). CMAQ 모델을 이용한 수치 실험은 2021년 12월 15일부터 2023년 12월 31일까지 초기 안정화 시간(spin-up time)인 15일을 포함하여 연속 모의 방식으로 수행하였다. 최상위 도메인(D01)의 초기 및 경계조건은 기본적으로 제공되는 default profile 자료를 활용하였으며, 하위 도메인(D02)의 초기 및 경계조건은 상위 도메인 모의 결과를 입력하도록 구성하였다. 미세먼지 모의를 위한 에어로졸 모듈은 AERO6 (the aerosol mo-

Table 1. WRF-CMAQ Configurations used in this study.

Model domain		D01	D02
Horizontal resolution		27 km	9 km
Grid numbers	WRF	181 × 143 × 39	109 × 148 × 39
	CMAQ	174 × 128 × 38	99 × 138 × 38
WRF (v4.3) option			
Initial/boundary condition		FNL 1.0° × 1.0°	
SST		OISST/FNL	
Land surface model		Noah LSM (Chen and Duhia, 2001)	
PBL scheme		YSU scheme (Hong <i>et al.</i> , 2006)	
Land-use/land-cover		USGS	
CMAQ (v5.3.2) option			
Chemical option		SAPRC07 (Carter, 2010)	
Aerosol option		AERO6 (Appel <i>et al.</i> , 2021)	
Advection scheme		Yamo (Yamartino, 1993)	
Horizontal diffusion scheme		Multiscale (Louis, 1979)	
Vertical diffusion scheme		ACM2 (Pleim, 2007)	
Emission inventory		CAPSS 2021, SIJAQ v2.1	

dule version 6)이며, 이외의 CMAQ 모델의 세부적인 옵션 사항은 표 1에 제시하였다.

2.3 배출 저감 시나리오 설정

제2차 미세먼지 관리 종합계획에서는 기준연도인 2021년 대비 2029년까지 PM_{2.5} 18%, SO_x 16%, NO_x 31%, VOCs 12%, NH₃ 16%의 배출 저감을 목표로 제시하고 있으며, 본 연구에서는 해당 감축 목표를 반영하여 배출 저감 시나리오를 설정하였다. CMAQ 모델의 SAPRC07 화학 메커니즘에서 감축 목표에 포함되는 화학종은 PM_{2.5} 3종, SO_x 1종, NO_x 2종, VOCs 32종, NH₃ 1종으로 구성되며, 이에 해당하는 물질에 시나리오 감축률을 반영하였다(표 2). 이 중에서 PM_{2.5}의 배출종은 1차 미세 유기탄소 에어로졸(Primary Organic Aerosol, POA), 1차 미세 원소탄소 에어로졸(Primary Elemental Carbon, PEC), 미분류 미세 에어로졸인 PMFINE으로 구성된다. Base 시나리오에서는 모든 오염물질의 배출률을 변경하지 않았고, 배출 저감 시나리오에서는 정책 감축 목표를 반영하여 PM_{2.5}는 기준 대비 82%, SO_x는 84%, NO_x는 69%, VOCs는 88%, NH₃는 84% 수준으로 배출량을 조정하였다. 또한 국내 배출 저감 정책의 효과만을 평가하기 위해 모의 영역 내 남한(휴전선 이남 지역)에 해당하는 격자에 한하여 일률적인 배출 저감을 적용하였다.

Table 2. Emission species in model input data according to reduction targets.

Category	Emission species
PM _{2.5}	POA, PEC, PMFINE
SO _x	SO ₂
NO _x	NO, NO ₂
VOCs	ACET, ACYE, ALK1, ALK2, ALK3, ALK4, ALK5, ARO1, ARO2, BACL, BALD, BENZ, CCHO, CCO_OH, CRES, ETHENE, GLY, HCHO, HCOOH, IPROD, ISOPRENE, MACR, MEK, MEOH, MGLY, MVK, OLE1, OLE2, PROD2, RCHO, RCO_OH, TRP1
NH ₃	NH ₃

2.4 배출 저감 시나리오 농도 산정

U.S. EPA 지침에서는 대기질 모의 결과의 불확실성을 보완하기 위해 대기질 모델의 Base 시나리오 모의 결과와 배출 저감 시나리오 모의 결과 간의 상대적 농도 변화율인 *RRF*를 관측 농도와 함께 활용하도록 제안한다. U.S. EPA (2007)에서 제시한 방법은 *RRF*와 관측 농도를 곱하여 배출 저감 시나리오 농도를 추정하는 방법이며, 다음과 같이 표현된다.

$$RRF = \frac{MODEL_{Scenario}}{MODEL_{Base}} \quad (1)$$

$$OBS_{Scenario} = OBS \times RRF \quad (2)$$

여기서 *MODEL_{Scenario}*는 대기질 모델의 배출 저감 시나리오 모의 농도를, *MODEL_{Base}*는 대기질 모델의 Base 시나리오 모의 농도를, *RRF*는 Base 시나리오 모의 농도 대비 배출 저감 시나리오 모의 농도의 비율을 의미한다(식 1). 본 연구에서는 1시간 평균 CMAQ 모의 결과를 활용하여 시간별 *RRF*를 산정하였고, 이를 CMAQ-ML 모델의 학습 및 검증자료로 활용하였다. 또한 *OBS*는 관측 농도를 의미하고, *OBS_{Scenario}*는 *RRF*와 *OBS*로 산정한 배출 저감 시나리오 농도를 의미한다(식 2). 이는 대기질 모델로부터 배출 저감 전후의 상대적 변화 비율을 산정한 후, 이를 관측 농도(*OBS*)에 곱하여 배출 저감 시나리오 농도를 추정하는 방식이다. 즉, 대기질 모델은 배출 변화에 따른 변화율을 제공하고, 관측 농도는 실제 농도 수준을 반영하는 역할을 한다. 이러한 방법을 통해 대기질 모델과 관측 간 농도 차이의 영향을 최소화하면서, 배출 저감 시나리오에 따른 상대적 농도 변화를 평가할 수 있다.

2.5 CMAQ-ML 모델 구성

본 연구에서는 배출 저감 시나리오 농도를 신속하게 산정하기 위해 머신러닝 기법과 수치모델 결과를 결합한 CMAQ-ML 모델을 구축하였다. CMAQ-ML 모델은 관측 농도 재현을 위한 PM_{2.5} 및 구성성분 농도 추정 모델(*OBS_{ML}* Model)과 배출 변화에 따른 상대적 농도 변화율 재현을 위한 *RRF* 추정 모델(*RRF_{ML}*

Table 3. Target data for CMAQ-ML model training and evaluation.

Category		Variables	Units
Observation data	Air quality	PM _{2.5}	μg/m ³
		SO ₄ ²⁻ /PM _{2.5}	
		NO ₃ ⁻ /PM _{2.5}	
		NH ₄ ⁺ /PM _{2.5}	%
		OC/PM _{2.5}	
		EC/PM _{2.5}	
Model data	Air quality	RRF_PM _{2.5}	
		RRF_SO ₄ ²⁻	
		RRF_NO ₃ ⁻	
		RRF_NH ₄ ⁺	
		RRF_OC	
		RRF_EC	

Model)로 각각 구성된다(표 3). 이때 CMAQ-ML 모델로 추정된 *OBS*와 *RRF*는 각각 *OBS_{ML}*과 *RRF_{ML}*로 정의하였다. CMAQ-ML 모델 학습에는 2022년의 대기환경연구소의 PM_{2.5} 및 구성성분 농도 자료, WRF 모델의 기상장 자료, 배출량 자료, CMAQ 모델의 농도장 자료 중 PM_{2.5} 및 구성성분 농도와 *RRF*에 관련된 자료를 활용하였고, 2023년 대기환경연구소 자료를 이용하여 성능을 평가하였다. 또한 학습 데이터의 다중공선성으로 인한 과적합을 방지하기 위해 변수 간 상관계수(*r*)가 0.8 미만이고, 분산팽창계수(Variance Inflation Factor, VIF)가 10 이하인 변수를 최종 학습 변수로 선정하였다(표 4). VIF는 특정 독립변수가 다른 독립변수들에 의해 설명되는 정도를 나타내는 지표로, 다중공선성 평가에 활용되며, 다음 식과 같이 정의된다(Chan *et al.*, 2022).

$$VIF_i = \frac{1}{(1 - R_i^2)} \quad (3)$$

여기서 R_i^2 는 *i*번째 독립변수와 다른 모든 독립변수 간 결정계수이며, VIF_i 는 *i*번째 독립변수의 VIF이다(식 3). 한편, 대기환경연구소 자료에는 PM_{2.5} 및 구성성분 농도의 장기간 결측치가 존재하여, 이를 보완하기 위해 Random Forest (RF) 기반의 모델을 활용하였

Table 4. Input data for CMAQ-ML model training and evaluation.

Category		Variables	Units
Observation data	Air quality	PM _{2.5} SO ₄ ²⁻ OC	μg/m ³
	Air quality	PM _{2.5} SO ₄ ²⁻ EC SO ₂ NO _x NH ₃	μg/m ³
Model data	Meteorology	T2	K
		RH2	%
		U10	m/s
		V10	m/s
Emission	<i>OBS_{ML}</i> Model	PM _{2.5}	g/s
		NO _x	moles/s
		NH ₃	moles/s
	<i>RRF_{ML}</i> Model	ΔPM _{2.5} ΔNO _x ΔNH ₃	g/s moles/s moles/s
Time series data	Time	Day of year	day
		Hour of day	hour

다. RF 모델은 PM_{2.5} 및 구성성분 농도 추정 모델과 동일한 학습 자료를 활용하였고, 각 관측 지점에서 독립적으로 학습 및 예측이 수행되도록 구성하였다(표 4). 학습에는 2022년 자료를 활용하였고, 학습된 모델을 이용하여 2023년 PM_{2.5} 및 구성성분 농도의 결측치를 보완하였다. 다만, 결측치 보완 이후에도 존재하는 일부 결측값은 CMAQ-ML 모델 학습에서 제외하였다.

여러 선행 연구에서는 Random Forest, MLP, LightGBM 등 다양한 머신러닝 알고리즘 대비 XGBoost가 단계적 잔차 학습을 통해 복잡한 비선형 관계를 효과적으로 학습하여 높은 정확도와 재현성을 보였다(Wei *et al.*, 2025; Park, 2021; Zhang *et al.*, 2020; Joharestani *et al.*, 2019). 이러한 선행 연구 결과를 바탕으로 본 연구에서는 XGBoost를 최종 모델로 선정하였다. CMAQ-ML 모델은 트리 기반 머신러닝 모델인 XGBoost를 활용하여 구축하였고, Optuna 프레임워크를 활용하여

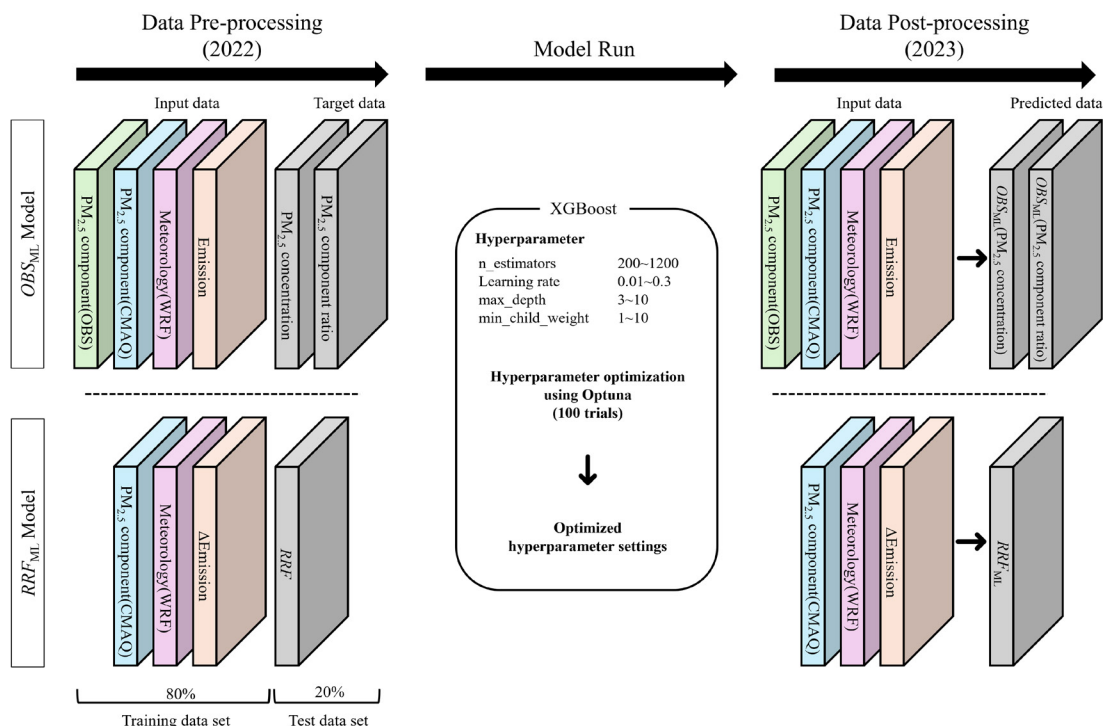


Fig. 2. Overall workflow of CMAQ-ML model.

하이퍼파라미터를 최적화하였다. CMAQ-ML 모델은 각 8개의 대기환경연구소 관측 지점마다 독립적으로 학습 및 예측을 하며, 학습 데이터와 동일한 입력자료를 CMAQ-ML 모델에 제공하면 각 지점에서 $PM_{2.5}$ 및 구성성분 농도와 RRF 를 추정할 수 있도록 구성하였다. RRF_{ML} Model 학습 과정에서는 관측 농도를 학습 변수에서 제외하고 수치모델의 결과만을 활용하였다. 또한 배출량 변화에 따른 농도 변동 패턴을 효과적으로 학습할 수 있도록 Base 시나리오와 배출 저감 시나리오 (Scenario) 간의 배출량 편차 (Scenario-Base)를 학습 변수로 사용하였다. OBS_{ML} Model 학습 과정에서는 $PM_{2.5}$ 구성성분의 농도 대신 $PM_{2.5}$ 대비 구성성분 비율을 목적변수로 설정하였다. 이를 통해 $PM_{2.5}$ 의 상대적인 성분 특성을 반영하여 성분 합치 일관성을 높이고 $PM_{2.5}$ 총질량 불일치 문제를 완화하였다. 이에 대한 자세한 모식도를 그림 2에 나타내었다.

3. 결과 및 고찰

3.1 배출 저감에 따른 농도 변화 및 RRF 공간 분포 특성

배출 저감 시나리오 농도 산정에 필요한 CMAQ-ML 모델을 구축하기에 앞서, CMAQ 모델 결과를 활용하여 배출 저감에 따른 $PM_{2.5}$ 및 구성성분의 농도 변화와 RRF 의 공간 분포 특성을 분석하였다. 이때, 배출 저감 시나리오는 전국적으로 동일한 비율로 배출량이 감축되는 일률 감축을 가정하였다. 이를 통해 배출 변화에 따른 모델의 민감도와 선형 가정 적용 가능성을 검토하였다. CMAQ 모델에 배출 저감 시나리오를 적용한 결과, RRF 공간 분포는 대부분의 구성성분 농도에서 0.9~1.0 사이의 범위를 보였고, NO_3^- 농도의 경우 약 0.84~1.00 사이의 범위를 나타냈다(그림 3). 추가적으로, 배출 변화에 따른 농도 반응의 시간적 변동성을

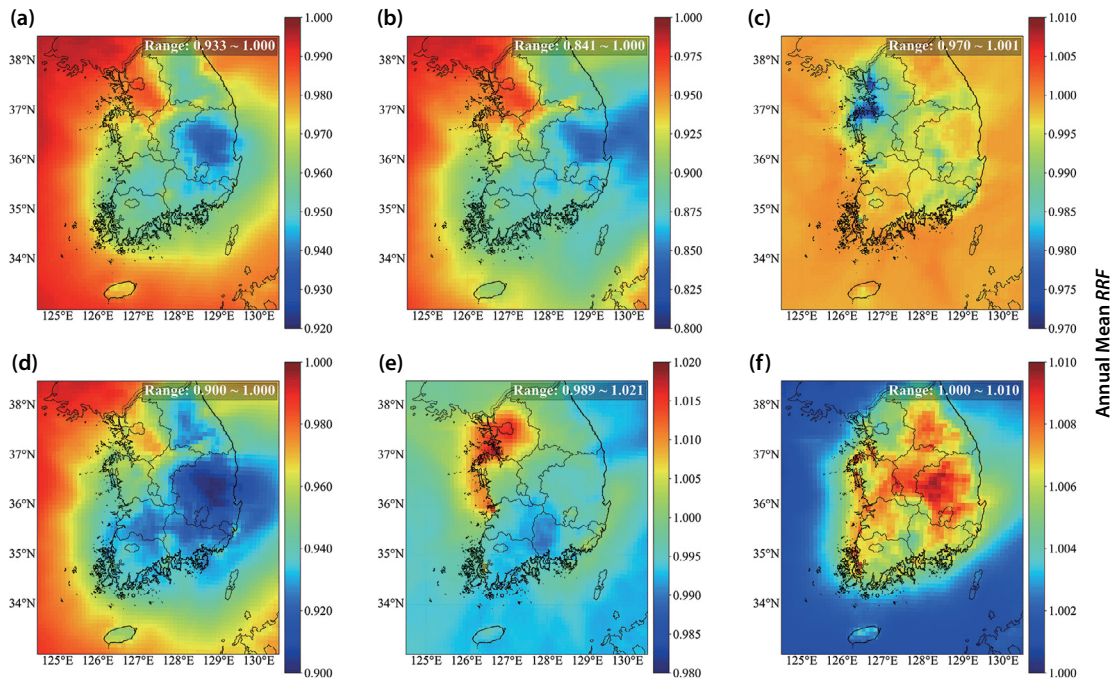


Fig. 3. Spatial distributions of annual mean *RRF* of (a) PM_{2.5} and its compositions ((b): NO₃⁻, (c): SO₄²⁻, (d): NH₄⁺, (e): OC, and (f): EC) in the 9 km model domain for the year of 2023.

검토하기 위해 PM_{2.5} 및 구성성분의 계절별 *RRF* 공간 분포를 확인하였다(그림 S1~S4). 그 결과, 계절별 PM_{2.5} 및 구성성분의 *RRF*는 대부분의 영역에서 약 0.8~1.0 범위 내에 분포하였으나, 여름철과 가을철의 NO₃⁻ *RRF*는 상대적으로 불안정한 반응 특성을 나타냈다. 이러한 특성은 질산염 생성 과정이 비선형 화학 반응과 기상조건의 영향을 받기 때문으로 판단된다. Kang and Kim (2022)에 따르면 국내 NO_x 배출량 50% 삭감할 경우 서울과 인천, 경기 일부 지역에서 오히려 PM_{2.5} 농도가 증가할 수 있음을 제시하였다. 이는 NO_x 감소에 따른 NO 적정 효과 약화와 국내의 NH₃-rich 조건으로 인해 HNO₃ 및 질산암모늄 생성이 지속될 수 있기 때문으로 설명된다. 이러한 NO₃⁻ 생성은 단순 배출량 변화뿐 아니라 계절별 기상장과 NO_x-NH₃ 조건에 따른 화학 레짐 변화에 민감하게 반응한다. 따라서 *RRF* 특성의 안정성을 충분히 평가하려면, 추후 시간적 변동성이나 배출량 변화 등 다양한 조건을 고려한

추가 연구가 필요할 것으로 판단된다. 본 연구 대상 기간에서 PM_{2.5} 및 구성성분의 *RRF*는 전반적으로 0.8~1.2 범위 내에 분포하였고, 이는 배출 저감에 따른 농도 변화가 본 연구에서 설정한 조건 하에서는 비교적 완전한 범위를 보임을 시사한다.

또한 CMAQ 모델 결과에서 배출 저감 전(*MODEL*_{Base})과 후(*MODEL*_{Scenario})의 농도 차이(*MODEL*_{Scenario} - *MODEL*_{Base})로 배출 저감에 따른 농도 변화를 확인하였다(그림 4). 이때 음의 편차는 배출 저감에 따른 농도 감소를, 양의 편차는 농도 증가를 의미한다. 그 결과, 대부분의 지역에서 PM_{2.5}, NO₃⁻, NH₄⁺ 농도는 음의 편차를 보여 배출 저감에 따른 농도 감소 경향이 나타났다. SO₄²⁻의 경우에도 전반적으로 농도 감소 경향을 보였으며, 특히 수도권에서 상대적으로 큰 감소 폭을 보였다. 이와 같이 물질 및 지역별로 나타나는 농도 차이는 각 구성성분의 생성 메커니즘의 차이, 전구물질 배출 특성, 기상 조건 등이 복합적으로 작용한 결과로

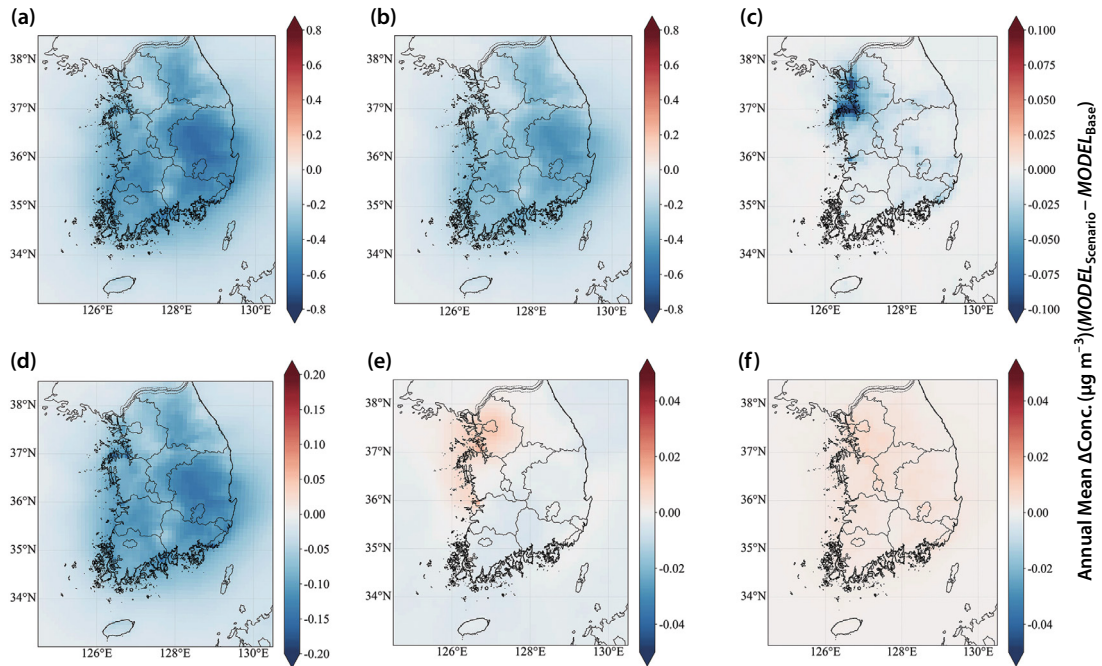


Fig. 4. Spatial distributions of annual mean deviations ($MODEL_{Scenario} - MODEL_{Base}$) in concentrations of (a) $PM_{2.5}$ and its compositions ((b): NO_3^- , (c): SO_4^{2-} , (d): NH_4^+ , (e): OC, and (f): EC) in the 9 km model domain for the year of 2023.

판단된다(Park *et al.*, 2025; Huang *et al.*, 2024). 반면, OC 농도는 수도권 및 경기권 일부 지역에서, EC 농도는 전 지역에서 작은 양의 편차를 보여 배출 저감에도 불구하고 농도가 다소 증가하는 경향이 나타났다. 이는 단순 1차 배출 저감 효과뿐 아니라 2차 생성을 포함한 대기 화학 과정에 기인한 것으로 해석된다(Park *et al.*, 2015). 종합적으로 $MODEL_{Base}$ 와 $MODEL_{Scenario}$ 간의 완전한 선형성을 가정하기엔 일부 한계가 존재하지만, 배출 변화에 따른 농도 반응을 단순 선형 가정 기반으로 해석하는 접근은 적용 가능성이 있는 것으로 판단된다.

3.2 $PM_{2.5}$ 및 구성성분 농도 및 RRF 성능 검증

본 연구에서는 2023년 배출 저감 시나리오 농도 산정에 활용할 OBS를 생성하기 위해 $PM_{2.5}$ 및 구성성분 농도를 재현할 수 있는 CMAQ-ML 모델인 OBS_{ML} Model을 구축하였다. 모델 성능 평가는 2023년 1월 1

일부터 12월 31일까지 8개 지점의 대기환경연구소 관측자료를 이용하여 CMAQ 모델과 CMAQ-ML 모델의 결과를 비교 및 검증하였다(그림 5). CMAQ 모델과 CMAQ-ML 모델의 RMSE는 $PM_{2.5}$ 에서 각각 $16.39 \mu g/m^3$, $9.10 \mu g/m^3$ 로 나타났으며, 구성성분의 경우 성분별로 각각 $0.84 \sim 5.71 \mu g/m^3$, $0.45 \sim 3.30 \mu g/m^3$ 범위를 보였다. 상관계수(r)는 $PM_{2.5}$ 에서 각각 0.63, 0.85였고, 구성성분에서는 성분별로 각각 $0.39 \sim 0.60$, $0.69 \sim 0.88$ 의 범위를 나타냈다. 또한 IOA는 $PM_{2.5}$ 에서 각각 0.69, 0.91이었고, 구성성분에서는 성분별로 각각 $0.45 \sim 0.74$, $0.81 \sim 0.93$ 의 범위를 보였다. 전반적으로 CMAQ-ML 모델은 $PM_{2.5}$ 및 구성성분 농도 재현에서 CMAQ 모델 대비 개선된 성능을 나타냈다. 이러한 결과는 XGBoost 기반 CMAQ-ML 모델이 잔차를 반복적으로 보정하는 부스팅 구조를 바탕으로 구축되어 있어, 입력변수 간의 복잡한 비선형 관계를 효과적으로 학습할 수 있기 때문으로 판단된다(Ma *et al.*, 2020).

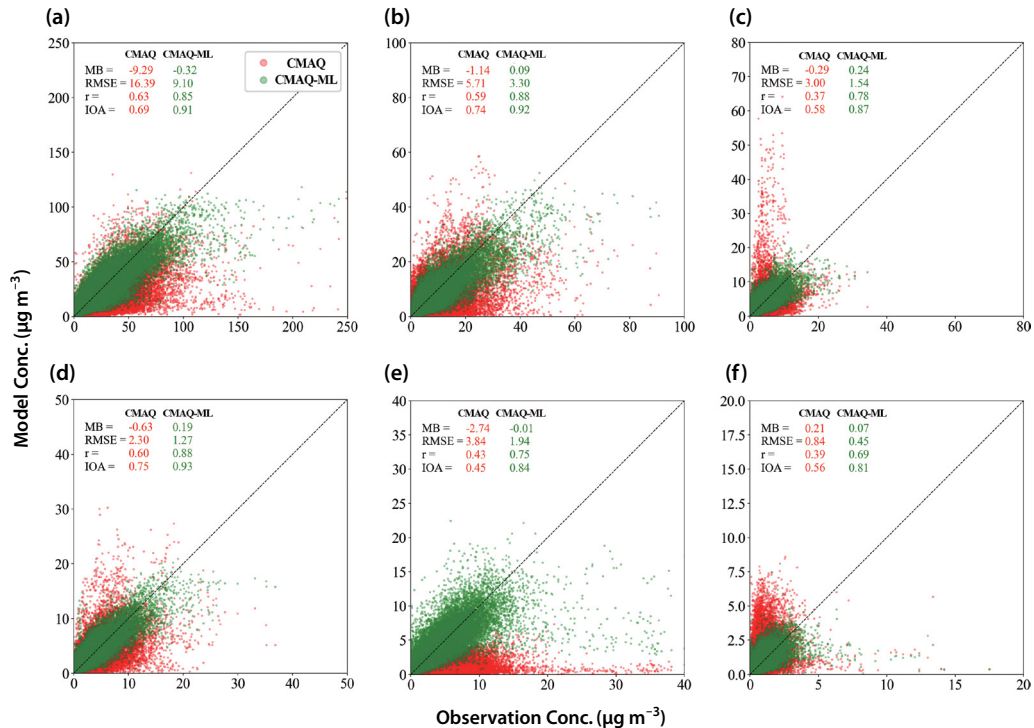


Fig. 5. Scatter plots between observed and model concentrations for (a) PM_{2.5} and its compositions ((b): NO₃⁻, (c): SO₄²⁻, (d): NH₄⁺, (e): OC, and (f): EC).

OBS_{ML} Model과 더불어 배출 저감 시나리오 농도 산정에 필요한 배출 변화에 따른 상대 농도 변화율을 재현하는 CMAQ-ML 모델인 RRF_{ML} Model을 구축하고 검증하였다. 2023년 1월 1일부터 12월 31일까지의 대기환경연구소 8개 지점을 대상으로 CMAQ 모델의 RRF 결과와 CMAQ-ML 모델의 RRF_{ML} 결과를 비교하였으며, 배출 저감 시나리오 적용에 따른 CMAQ 모델의 반응 특성을 CMAQ-ML 모델이 재현하는 경향성을 검토하였다. CMAQ-ML 모델의 RRF_{ML}은 CMAQ 모델의 RRF와 비교할 때 PM_{2.5} 및 대부분의 구성성분에서 1:1 기준선 주변에 밀집된 분포를 보이며, CMAQ 기반 RRF 변화 특성의 전반적인 경향을 재현하였다(그림 6). 또한 PM_{2.5}, SO₄²⁻, NH₄⁺, OC, EC의 RMSE는 각각 0.04, 0.03, 0.06, 0.06, 0.02 µg/m³로 나타나 활용 가능한 수준으로 보였다. NO₃⁻은 상대적으로 큰 분산과 오차를 보였으나 전체적으로 기준선 부근에 분포

하는 경향을 보였다. 이러한 결과는 RRF 추정 모델이 CMAQ 모델의 RRF 반응 특성을 전반적으로 유사하게 재현하고 있음을 시사한다. 다만, RRF와 같이 1에 근접한 값으로 분포하는 지표의 특성상 작은 오차라도 감소율 기준에서는 크게 해석될 수 있어, 향후 추가적인 성능 개선 및 검증이 필요할 것으로 판단된다.

제2차 미세먼지 관리 종합계획에서 제시된 감축 목표를 적용하였을 때, CMAQ-ML 모델이 기존의 U.S. EPA RRF 방법과 일관된 결과를 재현할 수 있는지를 검증하고자 연평균 PM_{2.5} 및 구성성분 농도를 기준으로 비교 분석을 수행하였다. 이를 위해 CMAQ-ML 모델로 추정된 PM_{2.5} 및 구성성분 농도(OBS_{ML})와 RRF_{ML}을 활용하여 U.S. EPA의 RRF 방법에 기반한 배출 저감 시나리오 농도를 산정하였다. 분석에는 2023년 1월 1일부터 12월 31일까지의 8개 지점의 대기환경연구소 자료를 사용하였다. 모델의 기본 농도 재현 성능을 평가

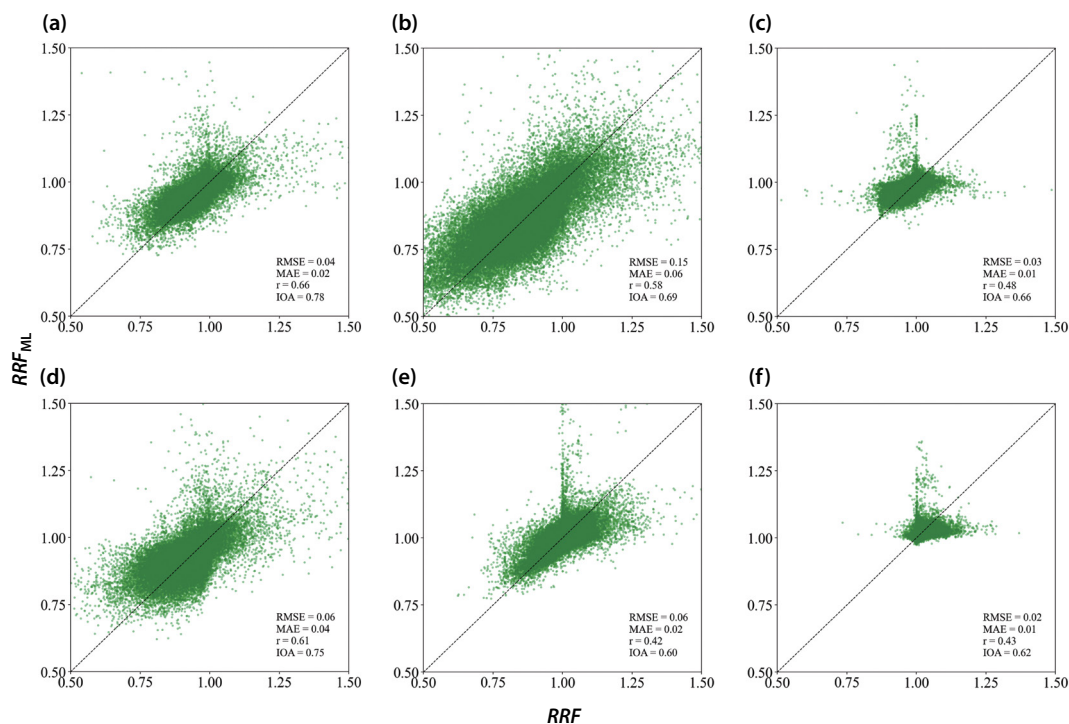


Fig. 6. Scatter plots between CMAQ-based (RRF) and CMAQ-ML-based (RRF_{ML}) RRFs for (a) $PM_{2.5}$ and its compositions ((b): NO_3^- , (c): SO_4^{2-} , (d): NH_4^+ , (e): OC, and (f): EC).

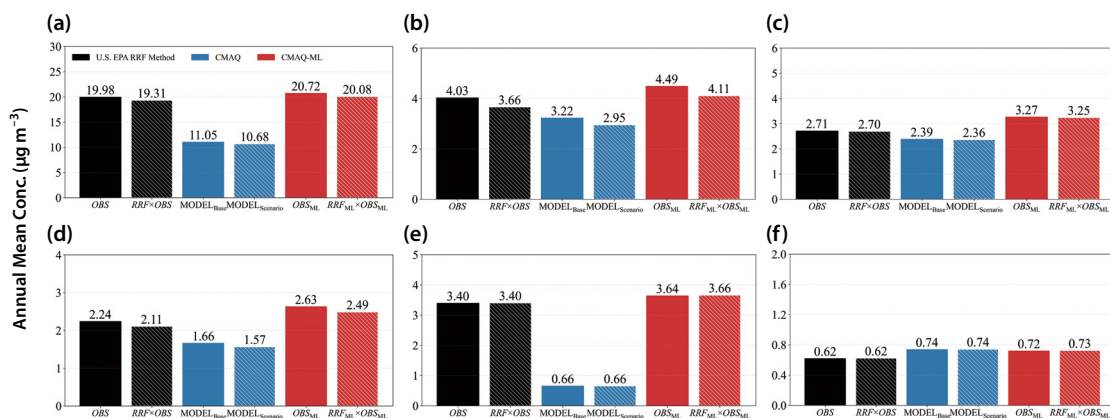


Fig. 7. Bar plot of annual mean concentrations of (a) $PM_{2.5}$ and its components ((b): NO_3^- , (c): SO_4^{2-} , (d): NH_4^+ , (e): OC, and (f): EC) for Base and Scenario.

하기 위해 관측 농도(OBS), CMAQ 모델 결과($MODEL_{Base}$), CMAQ-ML 모델 결과(OBS_{ML})를 비교하였다. 그 결과, 모든 물질에서 CMAQ-ML 모델이 CMAQ 모

델보다 관측 농도에 더 근접한 값을 나타냈다. 그리고 배출 저감 시나리오 농도 재현을 확인하고자 관측 농도(OBS)와 CMAQ 모델의 RRF 로 산정한 시나리오 결

과 ($RRF \times OBS$)를 기준으로 CMAQ 모델의 시나리오 결과($MODEL_{Scenario}$), CMAQ-ML 모델로 추정된 관측 농도(OBS_{ML})와 RRF_{ML} 로 산정한 시나리오 결과($RRF_{ML} \times OBS_{ML}$)를 비교하였다. PM_{2.5}의 경우, $RRF \times OBS$ 는 $19.31 \mu\text{g}/\text{m}^3$, $MODEL_{Scenario}$ 는 $10.68 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 로 CMAQ 모델이 약 45% 과소평가하는 경향을 보였다. 반면, $RRF_{ML} \times OBS_{ML}$ 은 $20.08 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 로 $RRF \times OBS$ 대비 약 4% 이내의 차이를 나타내었다. SO_4^{2-} , NO_3^- , NH_4^+ , OC, EC에서도 CMAQ-ML 모델이 CMAQ 모델보다 U.S. EPA의 RRF 방법과 유사한 경향을 나타냈다. 이러한 결과는 CMAQ-ML 모델이 배출 저감 효과 평가에 활용 가능성이 높음을 시사한다. 또한 CMAQ 모델의 기본 모의 성능이 배출 저감 효과 평가 결과에 영향을 미칠 가능성이 있음을 보여준다. 한편, 두 모델의 계산 효율성을 비교해 보면 CMAQ 모델은 R640 클

러스터(2 CPU, 총 48 core; Intel Xeon Gold 6248R 2EA) 환경에서 1년 모의 수행에 약 190시간이 소요된 반면, CMAQ-ML 모델은 GPU(RTX 4080 Super) 및 CPU(AMD Ryzen 9 9800X3D) 환경에서 약 15초(0.004 h) 이내에 결과를 산출하였다. 이러한 결과는 CMAQ-ML 모델이 CMAQ 결과를 신속하게 근사 및 보정하는 보조 도구로 활용될 수 있음을 시사한다.

3.3 배출 저감 시나리오에 따른

연평균 PM_{2.5} 농도 및 고농도 일수 변화

제2차 미세먼지 관리 종합계획에서 제시된 배출 저감에 따른 개선 효과를 평가하기 위해 2023년을 대상으로 CMAQ-ML 모델을 이용하여 대기환경연구소 8개 지점별 배출 저감 시나리오 농도를 산정하고 권역별 PM_{2.5} 연평균 농도 변화를 분석하였다. 해당 지점은

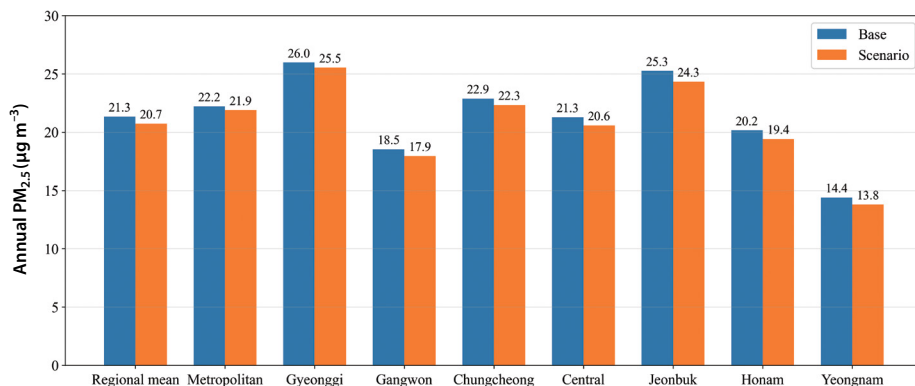


Fig. 8. Annual mean PM_{2.5} concentrations under Base and emission reduction scenarios.

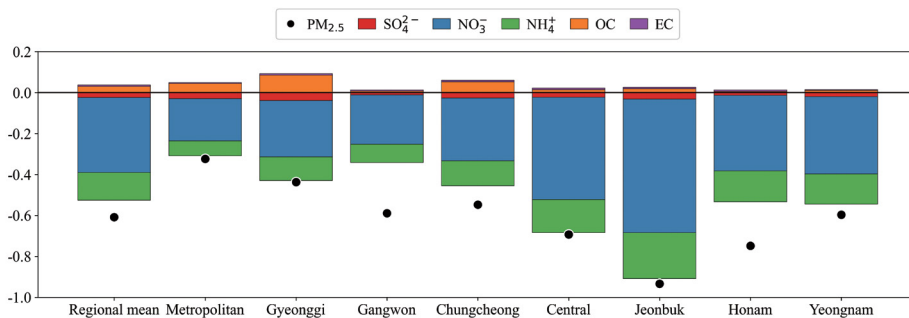


Fig. 9. Regional changes of concentration ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) PM_{2.5} and its components (Scenario – Base) under the emission reduction scenario.

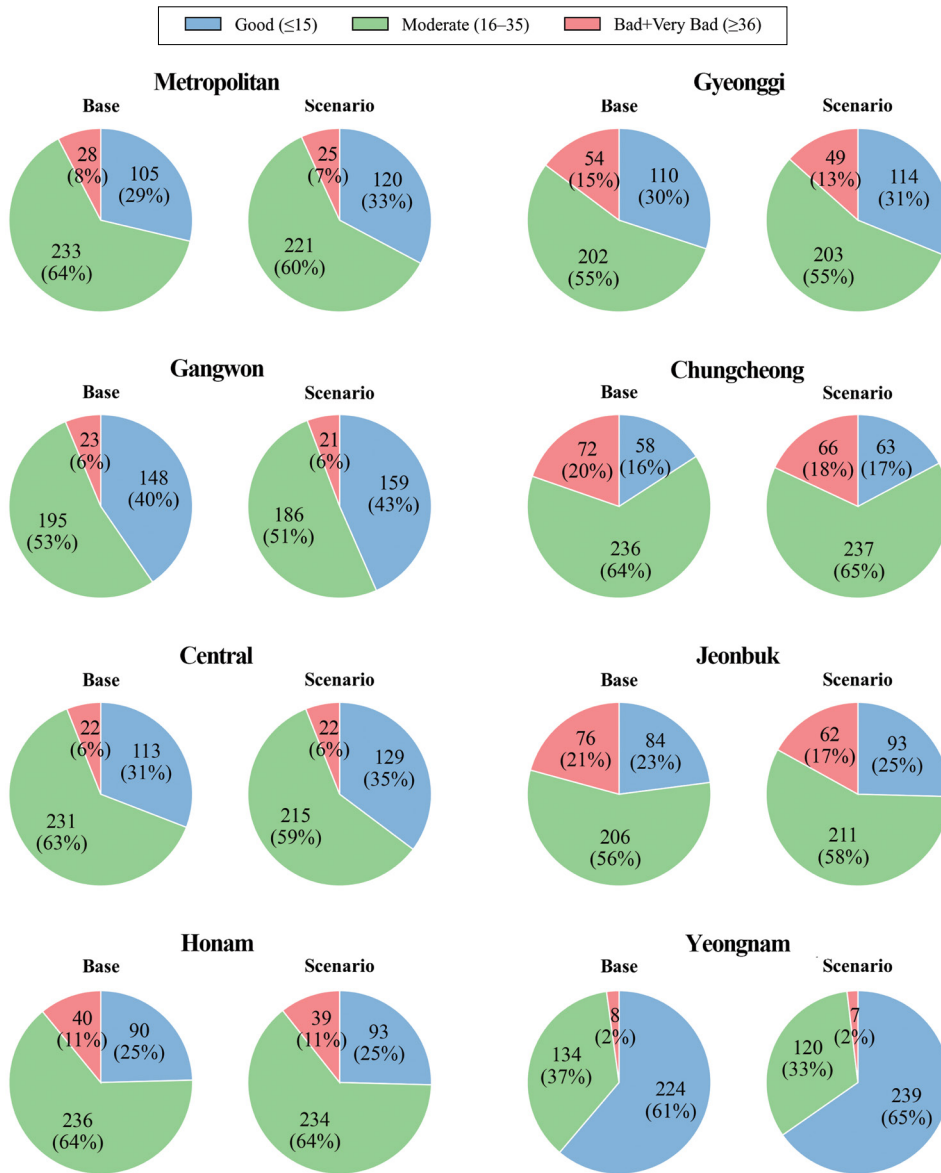


Fig. 10. Days in PM_{2.5} air quality grade (Good, Moderate, and Bad + Very Bad) under the Base and emission reduction scenarios.

국립환경과학원에서 권역별 대기질 특성 분석을 위해 선정된 지점으로, 본 연구에서는 각 권역을 대표하는 관측 지점으로 가정하여 해석에 활용하였다(NIER, 2024). 배출 저감 시나리오 적용 결과, 모든 권역에서 연평균 PM_{2.5} 농도가 감소하였다(그림 8). 8개 권역별 지점을 평균한 연평균 PM_{2.5} 농도는 약 0.6 µg/m³ 감소

한 것으로 나타났다. 권역별로는 전북권에서 약 1.0 µg/m³ 감소하여 가장 큰 감소 폭을 보였으며, 고농도 권역인 경기권은 약 0.5 µg/m³의 감소 효과를 나타냈다. 이밖에 수도권, 충청권, 강원권, 영남권에서는 0.3~0.6 µg/m³ 수준의 감소가 확인되었다. 제2차 미세먼지 관리 종합계획의 배출 저감 목표는 연평균 PM_{2.5} 농도

가 낮은 지역에서도 상대적으로 큰 PM_{2.5} 농도 감소 효과를 보였으며, 이는 수도권 및 중부권의 배출 저감이 주변 권역의 농도 개선에도 긍정적인 영향을 미칠 가능성이 의미한다. 또한 이러한 결과는 국내 배출 저감 정책이 고농도 권역뿐 아니라 중·저농도 권역에서도 PM_{2.5} 농도를 개선할 수 있는 여지가 있음을 보여준다.

배출 저감 시나리오 적용에 따른 연평균 PM_{2.5} 농도 감소에 주요하게 기여한 구성성분을 파악하기 위해 구성성분별 농도 편차(Scenario-Base)를 비교하였다(그림 9). PM_{2.5} 구성성분 중 NO₃⁻ 농도가 대부분 권역에서 가장 큰 음의 편차를 나타내며 연평균 PM_{2.5} 감소에 가장 크게 기여한 것으로 분석되었다. 특히 전북 권과 중부권에서 NO₃⁻ 감소 폭이 크게 나타나 해당 권역의 연평균 PM_{2.5} 농도 감소의 주요 기여원으로 확인되었다. 또한 NH₄⁺ 농도도 모든 권역에서 음의 편차를 보이며 연평균 PM_{2.5} 감소에 주요하게 기여하는 것으로 나타났다. 반면 SO₄²⁻ 농도는 상대적으로 작은 음의 편차를 보여, 본 연구 기간에서는 황산염보다 질산염 중심의 감소 특성이 나타난 것으로 판단된다. CMAQ 모델의 결과와 유사하게 OC 농도가 일부 권역에서 소폭의 양의 편차를 보였으며, EC 또한 전반적으로 작은 크기의 양의 편차를 보였다. 이러한 결과는 제2차 미세먼지 관리 종합계획에서 목표한 배출 저감에 따른 PM_{2.5} 농도 감소가 주로 NO₃⁻와 NH₄⁺에 의해 이루어졌음을 시사한다.

미세먼지 고농도 시기에서의 배출 저감 효과를 평가하기 위해 2023년을 대상으로 대기환경연구소 8개 지점의 PM_{2.5} 농도 등급별 발생 일수 변화를 분석하였다(그림 10). 배출 저감 시나리오를 적용한 실험에서 고농도 구간(나쁨~매우 나쁨, $\geq 36 \mu\text{g}/\text{m}^3$) 발생 일수가 대부분 권역에서 감소하였다. 수도권과 경기권의 고농도 일수는 각각 1일(40일 → 39일)과 6일(72일 → 66일) 감소하였다. 특히 전북권에서는 14일(76일 → 62일) 감소하여 가장 큰 감소 폭을 보였으며, 강원권, 충청권, 중부권에서도 고농도 일수가 감소하였다. 저농도 구간(좋음, $\leq 15 \mu\text{g}/\text{m}^3$)에 해당하는 일수는 대부분 권역에서 증가하였다. 특히, 영남권과 호남권에서

는 Good 등급 비중이 증가하여 전반적인 대기질 개선 경향이 나타났다. 반면, 중간 농도 구간(보통, $16 \sim 35 \mu\text{g}/\text{m}^3$)은 권역별로 큰 변화 없이 유지되거나 일부 지역에서 소폭 감소하는 수준으로 나타났다. 종합적으로, 배출 저감 시나리오는 평균 농도 감소뿐 아니라 고농도 발생 빈도를 감소시키는 효과를 동시에 나타내는 것으로 확인되었다.

4. 결 론

본 연구에서는 머신러닝 기반 CMAQ-ML 모델을 개발함으로써 제2차 미세먼지 관리 종합계획에서 목표한 배출 저감에 따른 대기질 개선 효과를 분석하는 방법론을 제시하였다. CMAQ-ML 모델은 관측 농도 재현을 위한 OBS_{ML} Model과 배출 변화에 따른 상대 농도 변화율을 재현하기 위한 RRF_{ML} Model로 각각 구성된다. 모델 성능을 평가한 결과에서, CMAQ-ML 모델은 관측 농도 수준에 근접한 PM_{2.5} 및 구성성분 농도를 재현하면서도 CMAQ 모델의 배출 저감에 따른 농도 변화 반응 특성을 유지하여, 효율적이면서도 신뢰할 수 있는 성능을 보여주었다. 제2차 미세먼지 관리 종합계획에서 목표한 배출 저감률을 일률적으로 적용한 결과, 전국 연평균 PM_{2.5} 농도는 약 $0.6 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 감소하였으며, 주요한 기여 성분은 NO₃⁻와 NH₄⁺로 도출되었다. 또한 연평균 PM_{2.5} 및 구성성분 농도의 감소뿐만 아니라 고농도 발생 일수도 연간 최대 14일 감소하는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 CMAQ-ML 모델이 추가적인 수치모델 모의 수행 없이도 배출 저감 정책 효과를 신속하게 평가하는 유용한 도구임을 보여준다.

다만 본 연구는 전국에 일률적인 배출 저감 비율을 적용함으로써 배출량이 크게 감축된 특정 지역의 현실을 반영하지 못한다는 한계가 있다. 또한, 수치모델의 RRF 방법론을 차용함으로써 산술적 비율에 근거하여 배출 저감 농도를 산정하였다. 이에 따라 배출 변화 규모가 매우 크거나 비선형 화학 반응 특성이 큰 경우

에는 본 방법론의 적용에 한계가 있을 수 있다. 또한 기상 및 국외 유입 조건 변화에 따른 화학 레짐 전환 가능성에 대해서도 검토가 필요하다. 그리고 CMAQ-ML 모델은 관측 지점별 독립적으로 학습되었기 때문에 공간적 확장을 위한 추가 연구가 필요하다. 따라서 향후 연구에서는 수치모델의 물리·화학 과정 재현 성능 개선과 함께 다양한 배출 감축 시나리오 및 기상 조건에서의 검증을 통해 CMAQ-ML 모델의 적용성을 검증하는 추가 연구가 필요할 것으로 판단된다. 최종적으로, 본 연구에서 제시한 CMAQ-ML 모델은 국내 미세먼지 관리 정책 효과 평가와 향후 배출 저감 전략 수립 과정에 보조적 평가 도구로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

감사의 글

이 연구는 국립환경과학원에서 주최한 제4회 대학(원)생 미세먼지연구아이디어공모전으로 수행되었습니다(NIER-2025-04-02-007). 또한 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(RS-2024-00356913)과 정부(기후에너지환경부)의 재원으로 한국환경산업기술원의 미세먼지관리 특성화대학원 사업의 지원을 받아 수행되었습니다. 배출량 자료를 제공해 주신 국가미세먼지정보센터에 감사드립니다.

References

- Appel, K.W., Bash, J.O., Fahey, K.M., Foley, K.M., Gilliam, R.C., Hogrefe, C., Hutzell, W.T., Kang, D., Mathur, R., Murphy, B.N., Napelenok, S.L., Nolte, C.G., Pleim, J.E., Pouliot, G.A., Pye, H.O.T., Ran, L., Roselle, S.J., Sarwar, G., Schwede, D.B., Sidi, F.I., Spero, T.L., Wong, D.C. (2021) The Community Multiscale Air Quality (CMAQ) model versions 5.3 and 5.3.1: System updates and evaluation, *Geoscientific Model Development*, 14(5), 2867-2897. <https://doi.org/10.5194/gmd-14-2867-2021>
- Appel, K.W., Napelenok, S.L., Foley, K.M., Pye, H.O.T., Hogrefe, C., Luecken, D.J., Bash, J.O., Roselle, S.J., Pleim, J.E., Foroustan, H., Hutzell, W.T., Pouliot, G.A., Sarwar, G., Fahey, K.M., Gantt, B., Gilliam, R.C., Heath, N.K., Kang, D., Mathur, R., Schwede, D.B., Spero, T.L., Wong, D.C., Young, J.O. (2017) Description and evaluation of the Community Multiscale Air Quality (CMAQ) modeling system version 5.1, *Geoscientific Model Development*, 1(4), 1703-1732. <https://doi.org/10.5194/gmd-10-1703-2017>
- Bae, C., Yoo, C., Kim, B.-U., Kim, H.C., Kim, S. (2017) PM_{2.5} simulations for the Seoul Metropolitan Area: (III) Application of the modeled and observed PM_{2.5} ratio on the contribution estimation, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 33(5), 445-457, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2017.33.5.445>
- Bae, M., Kang, Y.-H., Kim, E., Kim, S., Kim, S. (2023) A multifaceted approach to explain short- and long-term PM_{2.5} concentration changes in Northeast Asia in the month of January during 2016-2021, *Science of The Total Environment*, 880, 163309. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.163309>
- Bae, M., Kim, B.-U., Kim, H.C., Kim, J., Kim, S. (2021) Role of emissions and meteorology in the recent PM_{2.5} changes in China and South Korea from 2015 to 2018, *Environmental Pollution*, 270, 116233. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2020.116233>
- Bae, M., Kim, B.-U., Kim, H.C., Woo, J.H., Kim, S. (2022a) An observation-based adjustment method of regional contribution estimation from upwind emissions to downwind PM_{2.5} concentrations, *Environment International*, 163, 107214. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2022.107214>
- Bae, M., Kim, S. (2022) Adjustment of foreign emission impacts on provincial PM_{2.5} concentrations in South Korea based on upwind observations and estimation of domestic emission uncertainty, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 38(4), 624-636. (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2022.38.4.624>
- Bae, M., Kim, S., Kim, S. (2022b) Quantitative evaluation on the drivers of PM_{2.5} concentration change in South Korea during the 1st-3rd seasonal PM_{2.5} management periods, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 38(4), 610-623, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2022.38.4.610>
- Benjey, W.G., Houyoux, M.R., Susick, J.W. (2001) Implementation of the SMOKE emission data processor and SMOKE tool input data processor in Models-3, *Proceedings of the Emission Inventory Conference*, U.S. EPA.
- Carter, W.P.L. (2010) Development of the SAPRC-07 chemical mechanism, *Atmospheric Environment*, 44, 5324-5335. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2010.01.5335>

- 026
- Chan, J.Y.-L., Leow, S.M.H., Bea, K.T., Cheng, W.K., Phoong, S.W., Hong, Z.-W., Chen, Y.-L. (2022) Mitigating the multicollinearity problem and its machine learning approach: a review, *Mathematics*, *Mathematics*, 10(8), 1283. <https://doi.org/10.3390/math10081283>
- Chen, F., Dudhia, J. (2001) Coupling an advanced land surface - hydrology model with the Penn State - NCAR MM5 modeling system. Part I: Model implementation and sensitivity, *Monthly Weather Review*, 129(4), 569-585.
- Choi, K.-C., Lim, Y., Lee, J.-B., Nam, K., Lee, H., Lee, Y., Myoung, J., Kim, T., Jang, L., Kim, J.S., Woo, J.-H., Kim, S., Choi, K.-H. (2018) Evaluation of the simulated PM_{2.5} concentrations using air quality forecasting system according to emission inventories - Focused on China and South Korea, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 34(2), 306-320, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2018.34.2.306>
- Foley, K.M., Dolwick, P., Hogrefe, C., Simon, H., Timin, B., Possiel, N. (2015) Dynamic evaluation of CMAQ Part II: Evaluation of relative response factor metrics for ozone attainment demonstrations, *Atmospheric Environment*, 103, 188-195. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2014.12.039>
- Guenther, A., Karl, T., Harley, P., Wiedinmyer, C., Palmer, P.I., Geron, C. (2006) Estimates of global terrestrial isoprene emissions using MEGAN (Model of Emissions of Gases and Aerosols from Nature), *Atmospheric Chemistry and Physics*, 6, 3181-3210. <https://doi.org/10.5194/acp-6-3181-2006>
- Hogrefe, C., Isukapalli, S.S., Tang, X., Georgopoulos, P.G., He, S., Zalewsky, E.E., Hao, W., Ku, J.-Y., Key, T., Sistla, G. (2011) Impact of biogenic emission uncertainties on the simulated response of ozone and fine particulate matter to anthropogenic emission reductions, *Journal of the Air & Waste Management Association*, 61, 92-108. <https://doi.org/10.3155/1047-3289.61.1.92>
- Hong, S.-Y., Noh, Y., Dudhia, J. (2006) A new vertical diffusion package with an explicit treatment of entrainment processes, *Monthly Weather Review*, 134(9), 2318-2341. <https://doi.org/10.1175/MWR3199.1>
- Hu, Y., Odman, M.T., Russell, A.G., Kumar, N., Knipping, E. (2021) Biases in air quality models capturing ozone trends at the urban, regional and national scales: impacts on Relative Response Factors (RRFs), *Atmospheric Environment*, 266, 118722. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2021.118722>
- Huang, P.-C., Hung, H.-M., Lin, H.-C., Chou, C.C.-K. (2024) Assessing the effectiveness of SO₂, NO_x, and NH₃ emission reductions in mitigating winter PM_{2.5} in Taiwan using CMAQ, *Atmospheric Chemistry and Physics*, 24, 10759-10772. <https://doi.org/10.5194/acp-24-10759-2024>
- Joharestani, M.Z., Cao, C., Ni, X., Bashir, B., Talebiesfandarani, S. (2019) PM_{2.5} Prediction Based on Random Forest, XGBoost, and Deep Learning Using Multisource Remote Sensing Data, *Atmosphere*, 10(7), 373. <https://doi.org/10.3390/atmos10070373>
- Kang, Y.-H., Kim, S. (2022) Seasonal PM management: (I) What emissions should be reduced?, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 38(5), 746-763, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2022.38.5.746>
- Kim, E., Bae, C., Yoo, C., Kim, B.-U., Kim, H.C., Kim, S. (2018) Evaluation of the Effectiveness of Emission Control Measures to Improve PM_{2.5} Concentration in South Korea, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 34(3), 469-485, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2018.34.3.469>
- Kim, E., Kim, H.C., Kim, B.-U., Woo, J.-H., Liu, Y., Kim, S. (2024) Development of surface observation-based two-step emissions adjustment and its application on CO, NO_x, and SO₂ emissions in China and South Korea, *Science of The Total Environment*, 907, 167818. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167818>
- Kim, J., Choi, M., Jeon, Y., Kim, T., Kwak, K.-H., Lee, G., Kang, B.-C., Jung, S.-A. (2025) Enhancing the simulation performance of PM_{2.5} compositions in the WRF-CMAQ modeling system using machine learning techniques, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 41(3), 430-447, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2025.41.3.430>
- Kim, O., Bae, M., Kim, S. (2020) Evaluation on Provincial NO_x and SO₂ Emissions in CAPSS 2016 Based on Photochemical Model Simulation, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 36(1), 64-83, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2020.36.1.064>
- Lee, J.-Y., Han, S.-H., Kang, J.-G., Lee, C.-Y., Lee, J.-B., Kim, H.-S., Yun, H.-Y., Choi, D.-R. (2025) Comparison of Models for Missing Data Imputation in PM-2.5 Measurement Data, *Atmosphere*, 16(4), 438. <https://doi.org/10.3390/atmos16040438>
- Lee, S.H. (2018) Directions for Research and Adaptation Measures in the Health Sector Following the Announcement of the Comprehensive Plan for Fine Dust Management, *Korea Institute for Health and Social Affairs*, 346, 1-8. <https://doi.org/10.23064/2018.02.346>
- Louis, J.-F. (1979) A Parametric Model of Vertical Eddy Fluxes in

- the Atmosphere, Boundary-Layer Meteorology, 17, 187-202. <https://doi.org/10.1007/BF00117978>
- Lv, L., Wei, P., Li, J., Hu, J. (2021) Application of machine learning algorithms to improve numerical simulation prediction of PM_{2.5} and chemical components, Atmospheric Pollution Research, 12(10), 101211. <https://doi.org/10.1016/j.apr.2021.101211>
- Ma, J., Yu, Z., Qu, Y., Xu, J., Cao, Y. (2020) Application of the XGBoost Machine Learning Method in PM_{2.5} Prediction: A Case Study of Shanghai, Aerosol and Air Quality Research, 20(1), 128-138. <https://doi.org/10.4209/aaqr.2019.08.0408>
- Ministry of Environment (MOE) (2013) Basic Plan on the 2nd Stage Metropolitan Area Air Quality Management. https://mcee.go.kr/home/web/policy_data/read.do?pagerOffset=0&maxPageItems=10&maxIndexPages=10&searchKey=titleOrSummary&searchValue=2%EC%B0%A8+%EC%88%98%EB%8F%84%EA%B6%8C&menuId=10262&orgCd=&condition.toInpYmd=null&condition.code=A3&condition.fromInpYmd=null&condition.deleteYn=N&condition.deptNm=null&seq=6482
- Ministry of Environment (MOE) (2015) The 2nd Comprehensive National Air Quality Improvement Plan. https://mcee.go.kr/home/web/policy_data/read.do?pagerOffset=0&maxPageItems=10&maxIndexPages=10&searchKey=titleOrSummary&searchValue=%EC%A0%9C2%EC%B0%A8+%EB%8C%80%EA%B8%B0%ED%99%98%EA%B2%BD%EA%B0%9C%EC%84%A0+%EC%A2%85%ED%95%A9%EA%B3%84%ED%9A%8D%28&menuId=10262&orgCd=&condition.toInpYmd=null&condition.code=A3&condition.fromInpYmd=null&condition.deleteYn=N&condition.deptNm=null&seq=6757
- Ministry of Environment (MOE) (2019) The 1st Comprehensive Plan for Fine Dust Management (2020-2024). https://mcee.go.kr/home/web/policy_data/read.do?pagerOffset=0&maxPageItems=10&maxIndexPages=10&searchKey=titleOrSummary&searchValue=%EB%AF%B8%EC%84%B8%EB%A8%BC%EC%A7%80+%EA%B4%80%EB%A6%AC+%EC%A2%85%ED%95%A9%EB%8C%80%EC%B1%85&menuId=10262&orgCd=&condition.toInpYmd=null&condition.code=A3&condition.fromInpYmd=null&condition.deleteYn=N&condition.deptNm=null&seq=7053
- Ministry of Environment (MOE) (2024) The 2nd Comprehensive Plan for Fine Dust Management (2025-2029). https://mcee.go.kr/home/web/policy_data/read.do?pagerOffset=0&maxPageItems=10&maxIndexPages=10&searchKey=titleOrSummary&searchValue=%EC%A0%9C2%EC%B0%A8+%EB%AF%B8%EC%84%B8%EB%A8%BC%EC%A7%80+%EA%B4%80%EB%A6%AC+%EC%A2%85%ED%95%A9%EA%B3%84%ED%9A%8D&menuId=10262&orgCd=&condition.toInpYmd=null&condition.code=A3&condition.fromInpYmd=null&condition.deleteYn=N&condition.deptNm=null&seq=8369
- National Institute of Environmental Research (NIER) (2024) 2023 Annual Report of Air Quality Research Center. [https://dl.nanet.go.kr/search/searchInnerDetail.do?searchType=INNER_SEARCH&resultType=INNER_SEARCH_DETAIL&searchMethod=L&searchClass=S&controlNo=MONO12025000036307&queryText=&prevQueryText=%EB%8C%80%EA%B8%B0%ED%99%98%EA%B2%BD%EC%97%B0%EA%B5%AC%EC%86%8C+%EC%97%B0%EA%B0%84+%EC%9A%B4%EC%98%81%EA%B2%B0%EA%B3%BC%EB%B3%B4%EA%B3%A0%EC%84%9C](https://dl.nanet.go.kr/search/searchInnerDetail.do?searchType=INNER_SEARCH&resultType=INNER_SEARCH_DETAIL&searchMethod=L&searchClass=S&controlNo=MONO12025000036307&queryText=&prevQueryText=%EB%8C%80%EA%B8%B0%ED%99%98%EA%B2%BD%EC%97%B0%EA%B5%AC%EC%86%8C+%EC%97%B0%EA%B0%84+%EC%9A%B4%EC%98%81%EA%B2%B0%EA%B3%BC%EB%B3%B4%EA%B3%A0%EC%84%9C%3AALL_NI_TOC%3AAND&zone=&fieldText=&prevPubYearFieldText=&languageCode=&synonymYn=&refineSearchYn=&ddcPopSearchYn=&pageNum=&pageSize=&orderBy=&topMainMenuCode=&topSubMenuCode=&totalSize=158&totalSizeByMenu=158&seqNo=&hanjaYn=Y&knowPub=&isdb=&isdbsvc=&tt1=&down=&frgnLangMtrYn=&targetLangCode=&checkedDbIdList=&baseDbId=&selectedDbIndexList=&caller=&asideState=&dpBranch=ALL&journalKind=°reeDiv=&searchQuery=%EB%8C%80%EA%B8%B0%ED%99%98%EA%B2%BD%EC%97%B0%EA%B5%AC%EC%86%8C+%EC%97%B0%EA%B0%84+%EC%9A%B4%EC%98%81%EA%B2%B0%EA%B3%BC%EB%B3%B4%EA%B3%A0%EC%84%9C)
- Oak, Y.J., Jacob, D.J., Pendergrass, D.C., Dang, R., Colombi, N.K., Chong, H., Lee, S., Kuk, S.K., Kim, J. (2025) Air Quality Trends and Regimes in South Korea Inferred from 2015-2023 Surface and Satellite Observations, Atmospheric Chemistry and Physics, 25(5), 3233-3252. <https://doi.org/10.5194/acp-25-3233-2025>
- Park, H.-J. (2021) Analysis and prediction of (ultra) air pollution based on meteorological data and atmospheric environment data, Journal of the Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology, 14(4), 328-337, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.17661/jkieet.2021.14.4.328>
- Park, J., Kim, E., Kang, Y.-H., Kim, S. (2024) Assessment of Provincial Air Quality based on Air Quality Index during 2016-2022, Journal of Korean Society for Atmospheric Environment, 40(2), 225-241, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2024.40.2.225>
- Park, J.S., Song, I.H., Park, S.M., Shin, H., Hong, Y. (2015) The Characteristics and Seasonal Variations of OC and EC for PM_{2.5} in Seoul Metropolitan Area in 2014, Journal of Environmental Impact Assessment, 24(6), 578-592, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.142>

- 49/eia.2015.24.6.578
- Park, Y., Byun, M., Park, J., Han, S., Kim, J.-J., Son, Y.-S., Lee, T., Choi, W. (2025) The evolution of physical and chemical properties of PM_{2.5} in the developing stage of pollution events in a coastal megacity, South Korea, *Atmospheric Environment*, 360, 121435. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2025.121435>
- Payami, M., Choi, Y., Kayastha, S.G., Park, J. (2025) Emulating CMAQ using deep learning: A comparative study on simulating surface NO₂, O₃, and PM_{2.5} over the CONUS using the EQUATES dataset, *Science of The Total Environment*, 1000, 180467. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2025.180467>
- Pleim, J.E. (2007) A Combined Local and Nonlocal Closure Model for the Atmospheric Boundary Layer. Part I: Model Description and Testing, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 46(9), 1383-1395. <https://doi.org/10.1175/JAM2539.1>
- Russell, A., Dennis, R. (2000) NARSTO critical review of photochemical models and modeling, *Atmospheric Environment*, 34(12-14), 2283-2324. [https://doi.org/10.1016/S1352-2310\(99\)00468-9](https://doi.org/10.1016/S1352-2310(99)00468-9)
- Shin, H.J., Song, I.H., Jung, H.J., Ahn, J.Y., Kim, D.G., Park, J.M. (2023) Major Achievement Based on the Regional Air Quality Research Center in NIER, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 39(5), 588-599, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2023.39.5.588>
- Special Committee on Particulate Matter under the Prime Minister (SCPM) (2024) A 5-Year Journey for Clear Skies: Achievements and Suggestions of the 1st Comprehensive Plan for Particulate Matter Management (2020-2024). https://airkorea.or.kr/portal/web/board/16/6576/?pMENU_NO=185
- Thongthammachart, T., Araki, S., Shimadera, H., Kondo, A. (2021) An integrated model combining random forests and WRF/CMAQ model for high accuracy spatiotemporal PM_{2.5} predictions in the Kansai region of Japan, *Atmospheric Environment*, 262, 118620. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2021.118620>
- U.S. Environmental Protection Agency (U.S. EPA) (2007) Guidance on the Use of Models and Other Analyses for Demonstrating Attainment of Air Quality Goals for Ozone, PM_{2.5}, and Regional Haze, U.S. EPA, United States, 1-262. <https://nepis.epa.gov/Exe/ZyPURL.cgi?Dockey=P1009OL1.txt>
- Wei, C., Zhao, C., Hu, Y., Tian, Y. (2025) Predicting the concentration levels of PM_{2.5} and O₃ for highly urbanized areas based on machine learning models, *Sustainability*, 17, 9211. <https://doi.org/10.3390/su17209211>
- World Health Organization (WHO) (2021) WHO global air quality guidelines: Particulate matter (PM_{2.5} and PM₁₀), ozone, nitrogen dioxide, sulfur dioxide and carbon monoxide, World Health Organization, Switzerland. <https://www.who.int/publications/i/item/9789240034228>
- Yamartino, R.J. (1993) Nonnegative, Conserved Scalar Transport Using Grid-Cell-centered, Spectrally Constrained Blackman Cubics for Applications on a Variable-Thickness Mesh, *Monthly Weather Review*, 121(3), 753-763. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1993\)121<0753:NCSTUG&2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1993)121<0753:NCSTUG&2.0.CO;2)
- Yeo, M.J., Im, Y.S., Yoo, S.S., Jeon, E.M., Kim, Y.P. (2019) Long-term trend of PM_{2.5} concentration in Seoul, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 35(4), 438-450, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2019.35.4.438>
- Yeo, M.J., Jung, C.H., Kim, Y.P. (2025) Ambient fine particles in Korea: Past, present, and future, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 41(2), 219-253, (in Korean with English abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2025.41.2.219>
- Zhang, L., Ji, Y., Liu, T., Li, J. (2020) PM_{2.5} prediction based on XGBoost, *Proceedings of the 2020 7th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE)*, 1011-1014. <https://doi.org/10.1109/ICISCE50968.2020.00207>

Authors Information

도현석(강원대학교 환경학과 박사과정)
(dotordi@kangwon.ac.kr)

고원석(강원대학교 환경학과 박사과정)
(gows97@kangwon.ac.kr)

이현서(강원대학교 환경학과 석사과정)
(lhs605@kangwon.ac.kr)

박경환(강원대학교 환경학과 교수)
(khkwak@kangwon.ac.kr)

이광열(국립환경과학원 대기환경연구부 대기환경연구과 연구사)
(kylee21@korea.kr)

차승환(국립환경과학원 대기환경연구부 대기환경연구과 연구원)
(kop3616@korea.kr)

정현구(국립환경과학원 대기환경연구부 대기환경연구과 연구원)
(wjdgusrn900@korea.kr)

Supplementary Materials

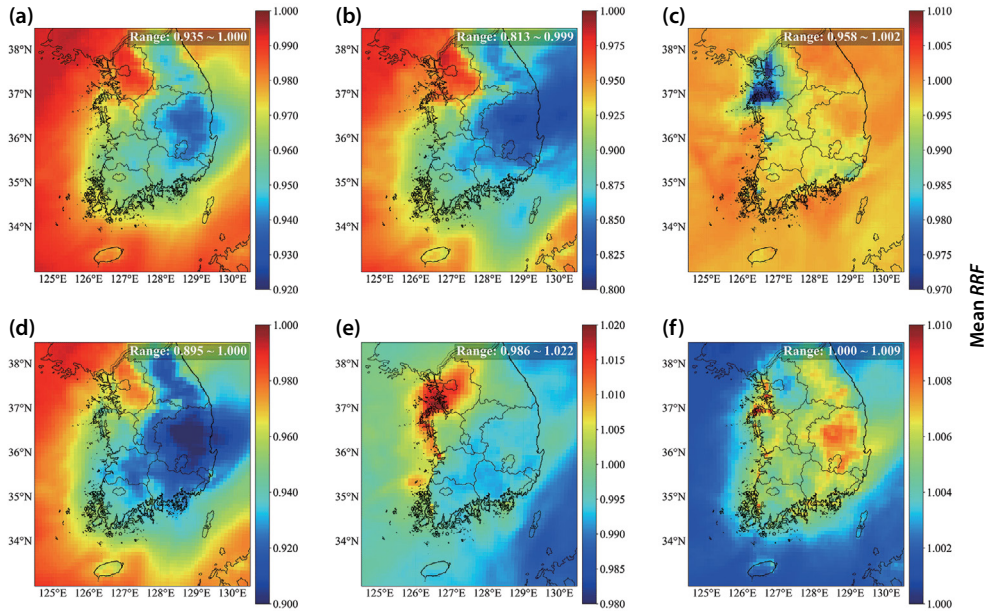


Fig. S1. Spatial distributions of mean *RRF* of (a) PM_{2.5} and its compositions ((b): NO₃⁻, (c): SO₄²⁻, (d): NH₄⁺, (e): OC, and (f): EC) in the 9 km model domain during spring (March~May) of 2023.

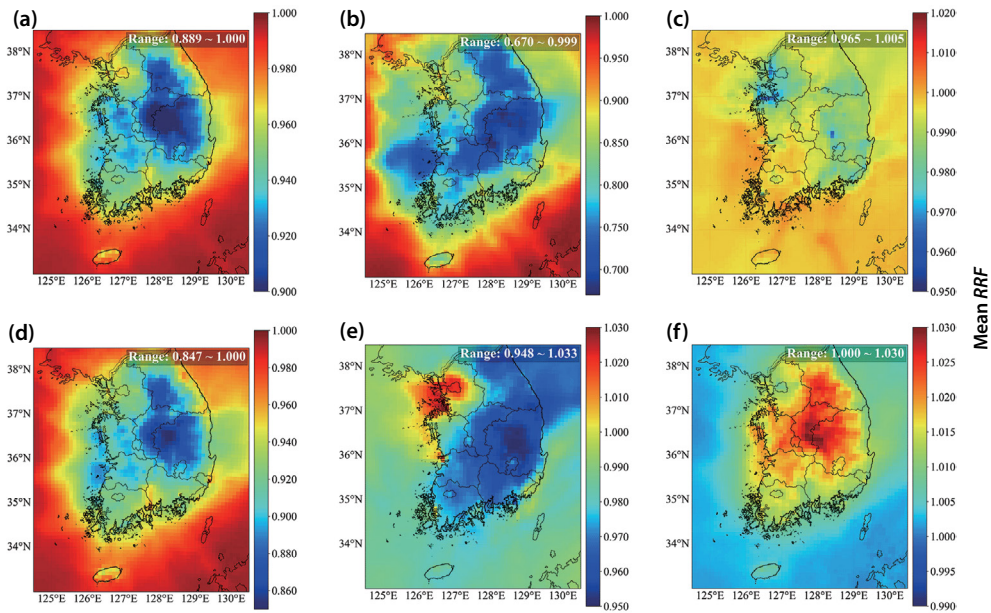


Fig. S2. Spatial distributions of mean *RRF* of (a) PM_{2.5} and its compositions ((b): NO₃⁻, (c): SO₄²⁻, (d): NH₄⁺, (e): OC, and (f): EC) in the 9 km model domain during summer (June~August) of 2023.

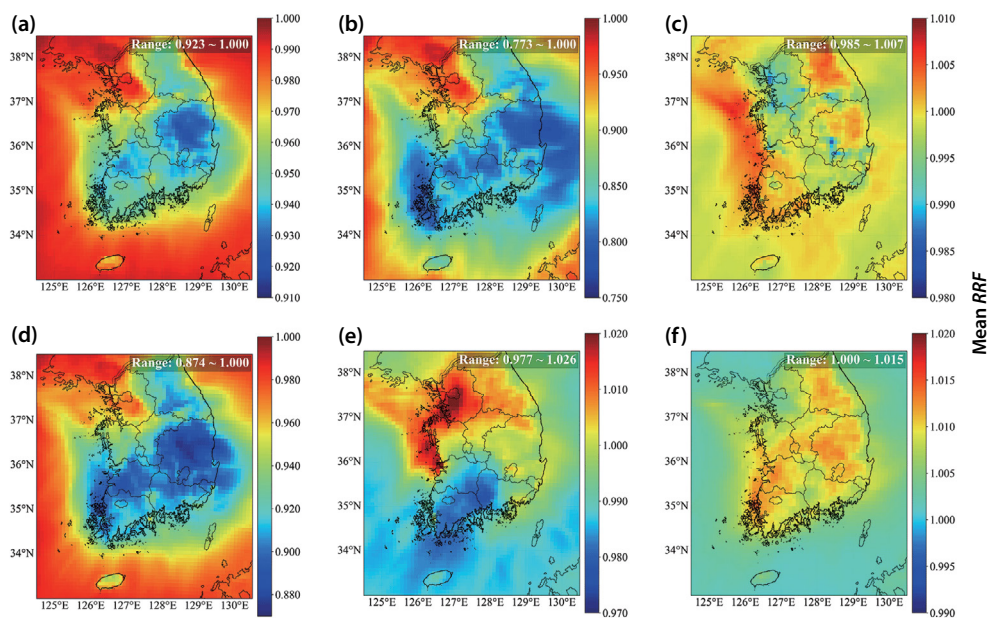


Fig. S3. Spatial distributions of mean *RRF* of (a) PM_{2.5} and its compositions ((b): NO₃⁻, (c): SO₄²⁻, (d): NH₄⁺, (e): OC, and (f): EC) in the 9 km model domain during autumn (September~November) of 2023.

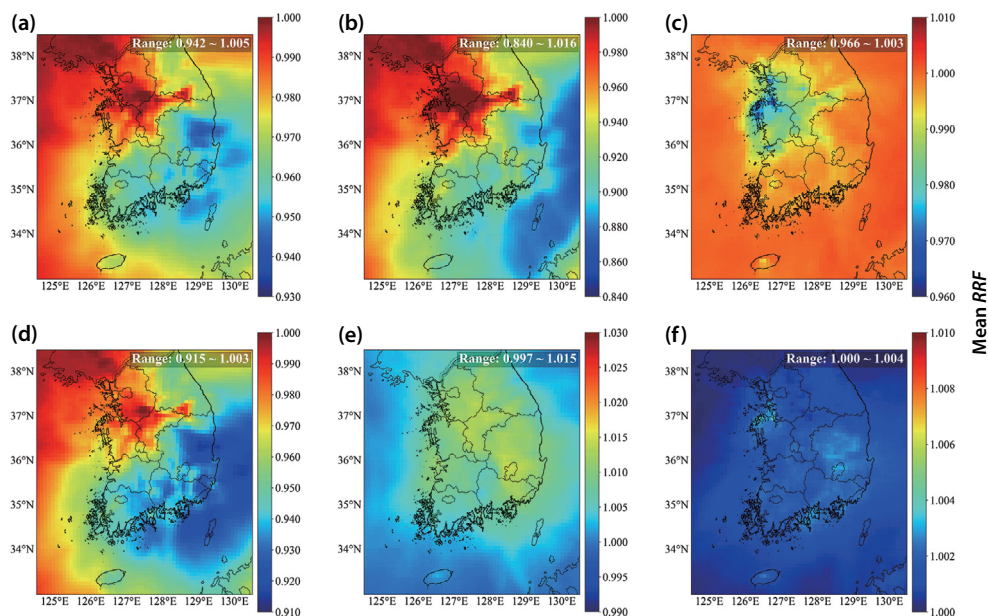


Fig. S4. Spatial distributions of mean *RRF* of (a) PM_{2.5} and its compositions ((b): NO₃⁻, (c): SO₄²⁻, (d): NH₄⁺, (e): OC, and (f): EC) in the 9 km model domain during winter (January~February and December) of 2023.