

논문

지상측정자료를 활용한 자료동화 CMAQ과 MAIAC AOD를 적용한 미세먼지농도 재분석 방법 개발

A Development of PM Concentration Reanalysis Method using CMAQ with Surface Data Assimilation and MAIAC AOD in Korea

구운서*, 최대련, 윤희영, 윤건우, 이정범

안양대학교 환경에너지공학과

Youn-Seo Koo*, Dae-Ryun Choi, Hui-Young Yun, Geon-Woo Yoon,
Joung-Beom Lee

Department of Environmental and Energy Engineering, Anyang University, Gyeonggi-do,
Republic of Korea

접수일 2020년 8월 6일
수정일 2020년 8월 21일
채택일 2020년 8월 24일

Received 6 August 2020
Revised 21 August 2020
Accepted 24 August 2020

*Corresponding author
Tel : +82-(0)31-478-3781
E-mail : koo@anyang.ac.kr

Abstract Ambient exposure to PM (Particulate Matter) is harmful effect on public health and assessment of its exposure level is essential in health risk estimation. PM₁₀ and PM_{2.5} concentration reanalysis method using CMAQ with surface data assimilation and MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) MAIAC (Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction) AOD (Aerosol Optical Depth) has been developed to provide PM exposure level for health risk assessment in this study and its performance was tested against the measurements in Korea. The assimilation of CMAQ (Community Multiscale Air Quality Modeling System) with ambient air quality monitoring stations in China and Korea was applied and the assimilated PM₁₀ and PM_{2.5} concentrations shows better agreement with observations. In order to enhance the accuracy of exposure estimation especially remote area where the air quality measurements are not available, MLR (Multiple Linear Regression) to predict daily PM concentration with 1km resolution was applied using predictor variables of MAIAC AOD, NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), CMAQ assimilated PM concentrations, and WRF (Weather Research and Forecasting) model predicted meteorological parameters. The MLR estimates daily PM₁₀ with $R^2=0.81$, $IOA=0.95$, and $RMSE=14.62 \mu g/m^3$ and daily PM_{2.5} with $R^2=0.64$, $IOA=0.87$, and $RMSE=9.13 \mu g/m^3$. The annual and seasonal spatial distribution of PM₁₀ and PM_{2.5} could depict key hot spot regions in Korea. The method is expected to be used in estimating long term PM concentration distributions more than 10 years for health risk assessment in Korea.

Key words: Particulate matter, Reanalysis, Data assimilation, CMAQ, AOD

1. 서론

대기 중의 입자상 물질(PM, Particulate Matter)은 자연 생태계와 기후 변화에 영향을 미치고, 사람들의 호흡기 및 심혈관 시스템을 손상시키는 것으로 알려져 있다. 특히, PM_{2.5}(공기 역학적 직경이 2.5 μm 미만의 PM)에 노출되면 심혈관 및 호흡기 질환 발생, 그리고 조기사망 위험이 높아진다는 많은 연구가 보

고되고 있다(Pope *et al.*, 2019; Crouse *et al.*, 2015; Brook *et al.*, 2010). 2016년도 세계보건기구는 대기오염으로 인한 사망자수가 전 세계적으로 연간 7백만 명으로 보고하고 있다(WHO, 2016).

빠른 산업화를 통해 개발도상국에서 벗어난 한국은 최근 다양한 대기 개선 정책을 도입하여 PM 농도 개선에 노력하고 있다. 그러나 고농도 PM 노출에 대한 국가적 불안이 빠르게 증가하고 있고, PM의 문제

는 환경 문제를 넘어 사회적 문제로 인식되고 있다. 따라서 국내에서도 대기오염으로 인한 건강 영향에 대한 다수의 연구가 진행된 바가 있다. Hwang *et al.* (2018)은 지역사회건강자료를 이용하여 대기질과 주관적 스트레스 간의 연관성에 대해서 분석하였고, Kim *et al.* (2018)은 $PM_{2.5}$ 에 장기노출에 의해서 국내 조기사망자가 연간 17,233명이고, Kim *et al.* (2019)은 서울지역에서 대기오염물질 배출량 저감정책에 의한 천식환자 병원 방문률이 감소에 기여하고 있다고 보고하고 있다.

현재까지 국내 대기오염에 의한 건강영향 평가는 주로 국가 대기질 측정망자료를 근거로 한정된 측정 지점을 중심으로 노출농도를 산정하여 활용하기 때문에 측정자료가 없는 지역에 대한 대표성이 떨어지는 문제가 있다. 또한 대기질측정망이 2014년도까지는 PM_{10} 을 위주로 이루어져 왔기 때문에 위해성 평가에 가장 중요한 자료인 $PM_{2.5}$ 에 대한 정보가 부족한 상황이다. 따라서 보다 정확한 대기오염에 의한 위해성 평가를 위해서는 시공간적으로 보다 상세한 노출자료 산정이 필요한 실정이다.

위해성 평가를 위한 노출자료는 지상관측 대기질 측정자료를 활용한 LUR (Land Use Regression) 모델, 인공위성자료를 활용하는 방법, 그리고 화학수송모델링을 적용하는 방법 등에 의해서 산정되어 왔다.

LUR 모델은 측정자료와 토지피복형태 등이 대기 오염농도에 영향을 미치는 인자들 간의 상관 분석에 의해서 노출농도를 산정한다 (Li *et al.*, 2018; Beckerman *et al.*, 2013). LUR은 측정치가 다수 존재하는 도시지역에서는 비교적 용이하고 양호한 방법이나, 측정치가 없는 교외지역에서는 오차가 커지는 문제가 있었다. 최근에는 이를 극복하기 위해서 인공위성 자료를 활용한 LUR 모델 개발도 활발히 진행되고 있다 (Stafoggia *et al.*, 2019; Beloconia *et al.*, 2018).

인공위성자료를 활용하는 방법은 공간적으로 우수한 해상도를 제공하는 장점이 있기 때문에 노출농도 산정에 많이 적용되고 있다 (Jin *et al.*, 2019; Xue *et al.*, 2019; Chen *et al.*, 2018; Li *et al.*, 2018). 그러나 위성자

료는 관측이 가능한 구름이 없는 낮시간대로 한정되기 때문에 시간적 해상도가 떨어지는 문제가 있다. 실제 본 연구진이 MODIS AOD 자료를 분석한 결과 연간 위성자료 확보가 가능한 일수가 30% 미만인 것으로 나타났다.

한편 화학수송모델링을 활용한 노출자료 생산은 시공간적으로 우수한 해상도 자료를 제공할 수 있는 장점이 있으나, 배출량 및 기상 입력자료의 불확실성과 화학수송모델 자체의 한계성으로 인해서 정확도 확보에 문제가 있다. 따라서 최근에는 지상 및 위성 관측자료, 화학수송모델링을 융합하는 방법에 대한 연구가 진행되고 있다. Xue *et al.* (2019)은 지상 및 인공위성 관측자료와 CMAQ 모델 결과를 입력자료로 기계학습을 통해서 중국에서 $PM_{2.5}$ 농도를 산정하였고, Jin *et al.* (2019)은 CMAQ AOD를 위성관측 AOD로 보정하여 미국 뉴욕지역에 $PM_{2.5}$ 농도를 산출하였다.

본 연구에서는 2015년도를 대상으로 지상 및 위성 관측자료, CMAQ 모델링 자료를 적용하여 PM_{10} 및 $PM_{2.5}$ 농도를 산출하고자 한다. 중국과 국내 지상관측 대기질 농도자료를 활용하여 CMAQ 모델에 자료동화를 적용하여 CMAQ 모델 농도의 정확도를 개선하였고, 자료동화 적용 CMAQ 모델 결과와 위성관측 AOD 자료를 입력자료로 하여 다중회귀분석방법 (MLR)을 적용하여 최종적으로 PM_{10} 및 $PM_{2.5}$ 농도 분포를 일평균, 1km 해상도로 산정하였다.

본 연구에서 사용한 지상 및 위성자료, 그리고 자료동화 모델링 방법에 대해서 기술하고, 최종적으로 2015년도를 대상으로 PM_{10} 및 $PM_{2.5}$ 의 일 및 연 평균 농도 산출을 위한 다중회귀분석방법과 산출 결과에 대해서 논의하고자 한다.

2. 지상 및 위성관측자료

2.1 대기질 측정자료

대기질 관측자료는 화학수송모델링 자료동화 및



Fig. 1. Locations of ambient air quality monitoring stations in China and Korea.

다중회귀분석을 위한 입력자료로 활용된다. 본 연구에서 활용한 중국 및 국내 대기질 측정을 위한 자동 측정망 위치는 그림 1에 있다.

동북아시아에서 실시간으로 수집 가능한 대기질 측정자료는 2015년도를 기준으로 중국 1,492개소, 국내 279개소이다. 위의 측정망에서 측정된 항목은 PM_{10} , $PM_{2.5}$, NO_2 , SO_2 , CO , O_3 이다.

2.2 AERONET 관측자료

NASA (National Aeronautics and Space Administration) 우주 연구소 중 하나인 GSFC (Goddard Space Flight Center)에서 개발된 AERONET (Aerosol Robotic Network)에서는 세계 각국에 설치된 측정지점소에서 관측된 AOD 관련 자료를 제공한다. 이 AERONET 자료는 위성 AOD 자료들의 검증에 많이 사용되는 자료로 2015년 기준 국내에 12개의 지점이 있다. NASA에서 제공되는 AERONET 자료는 버전3의 자료로 품질상태에 따라 level 1, 1.5 및 2로 세 종류가 제공된다. 이중에서 level 2 자료가 최고 품질의 자료로 Fine mode, Coarse mode 등의 자료와 함께 제

공된다.

AERONET level 2 자료에서는 센서로 직접 관측된 파장별 AOD, 강수량 등의 자료를 포함해 Fine mode, Coarse mode, Total AOD 등 자체 알고리즘으로 계산된 자료들과 방위각, 산란각 및 지표고도, 위경도 정보 등 위치 정보 등이 동시에 제공된다.

본 연구에서 사용한 AERONET 국내 측정 지점과 위치정보를 그림 2와 표 1에 각각 정리하였다.

2.3 AOD 및 NDVI 위성관측자료

본 연구에서는 NASA Terra 및 Aqua 위성에 탑재된 MODIS 센서에서 측정한 AOD자료를 MAIAC 알고리즘을 적용하여 재구성한 1 km 해상도 AOD 자료인 MCD19A2를 활용하였다(Lyapustin and Wang, 2018; Lyapustin *et al.*, 2011). Level 2인 MCD19A2 자료는 구름, 눈, 또는 얼음 등을 인접한 자료를 제외하고, Cloud Mask, Adjacency Mask가 Clear인 Best Quality flag에 해당하는 AOD 자료이다. 두 위성의 한반도 상공 통과시간은 Terra의 경우 오전 10시 30분, Aqua의 경우 오후 1시 30분이기 때문에 일평균

AOD는 두 위성관측 AOD를 평균하였다.

NDVI의 자료는 MODIS Level 3인 월별 자료로 사용하였고, 한반도 전역의 충분한 자료량을 확보하기 위하여 QA 필터링을 VI Quality flag가 00과 01인 적용하여 추출하였다.

3. 자료동화 화학수송모델링

중국 및 국내 대기질 측정자료를 활용하여 CMAQ

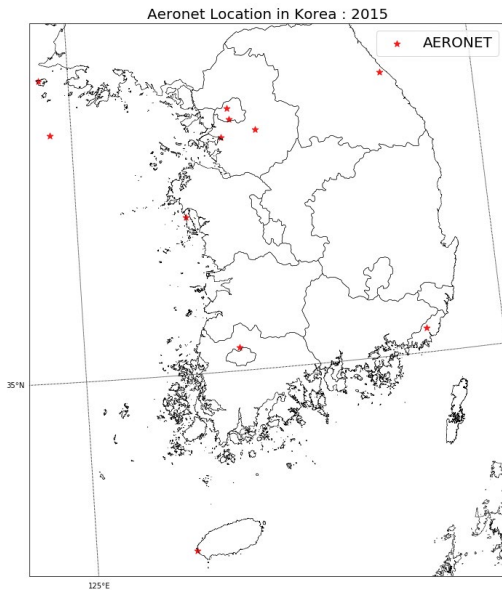


Fig. 2. Locations of AERONET stations in Korea.

모델에 자료동화를 적용하였다. 자료동화에 대한 자세한 내용은 Choi *et al.* (2019)에 기술되어 있기 때문에 본 연구에서는 주요 내용만 요약 정리하고자 한다.

기상모델은 재분석기상자료를 입력으로 하여 WRFv3.6.1 (Weather Research Forecast version 3.6.1)을 사용하였고 (Borge *et al.*, 2008; Skamarock and Klemp, 2008), 배출량 생성 모델은 SMOKE v2.7 (Sparse Matrix Operator Kernel Emissions version 2.7)을 사용하였다. 대기질 화학수송모델은 US EPA Model-3 CMAQv4.7.1 (Community Multiscale Air Quality version 4.7.1)을 적용하여 대기질을 모사하였다 (Byun and Schere, 2006; Byun and Ching, 1998). 화학수송모델링 시스템의 모델링 영역은 동아시아 영역으로 격자크기가 27 km, 동지격자로 한반도 영역은 09 km이다.

중국 배출량자료는 MEIC (Multi-resolution Emission Inventory for China)자료를 활용하였다 (<http://www.meicmodel.org>). MEIC 배출량은 중국 Tsinghua University에서 개발되었으며 2010년을 기준으로 산정된 중국지역 배출량이 작성되어 공개되고 있다. 한국 및 중국을 제외한 동아시아지역의 배출량은 REAS (Regional Emission inventory in ASia)을 활용하였다 (Ohara *et al.*, 2007). 국내 배출량은 국립환경과학원에서 개발된 대기보전정책지원시스템 (Clean Air Policy Support System: CAPSS)을 사용하였다

Table 1. Geographic information of AERONET stations in Korea.

Site_Name	Longitude (decimal_degrees)	Latitude (decimal_degrees)	Elevation (meters)
Anmyon	126.33	36.54	47
Seoul_SNU	126.95	37.46	116
Gosan_SNU	126.16	33.29	72
Gwangju_GIST	126.84	35.23	52
Baengnyeong	124.63	37.97	136
Yonsei_University	126.93	37.56	97
Gangneung_WNU	128.87	37.77	60
Hankuk_UFS	127.27	37.34	167
Pusan_NU	129.08	35.24	78
Jeodo_Station	125.18	32.12	29
Socheongcho	124.74	37.42	28
KIOST-Ansan	126.83	37.29	8

(Lee et al., 2011b).

자료동화 방법은 연속보정법의 대표적인 방법인 Cressman (1959) 방법을 측정소와 모델링 격자 간의 거리별 가중치를 개선한 Pun's Interpolation 방법을 적용하였다(Pun and Seigneur, 2006). 그 내용을 자세히 설명하면 다음과 같다.

격자점에서의 모델의 예측값이나 기후 값으로 된 배경장(Background or First Guess)과 사용 가능한 관측 자료를 이용하여 배경장을 수정함으로써 분석장(Analysis Field)을 구한다. 동화 과정은 아래와 같다. 격자점에서의 초기값은 식(1)과 같이 배경장 값을 이용하여 주어진다.

$$f_i^0 = f_i^b \quad (1)$$

여기서, i 는 격자점을 나타내고, 위 첨자는 반복 계산 회수를 나타낸다. 따라서, f_i^b 는 격자점 i 에서 배경장 값을 나타내고, f_i^0 는 반복 계산을 하기 전의 초기값을 의미한다. 다음 단계에서 관측값을 이용하여 다음과 같이 식(2)로 계산한다.

$$f_i^{n+1} = f_i^n + \frac{\sum_{k=1}^{K_i^n} w_{ik}^n (f_k^0 - f_k^n)}{\sum_{k=1}^{K_i^n} w_{ik}^n} \quad (2)$$

Pun 내삽법은 식(2)로 표현되는 Cressman의 동화법을 아래와 같이 단순화하였다.

$$f_i^{n+1} = f_i^n + \sum_{k=1}^{K_i^n} W_{ik}^n (f_k^0 - f_k^n) \quad (3)$$

$$W_{i,ksite}^n = \frac{1/r_{icell,jcell,ksite}^2}{\sum_{k=1}^{K_i^n} 1/r_{icell,jcell,k}^2} \quad (4)$$

이 식은 Pun의 방법이 가중치를 단순히 물리 현상을 반영하여 내삽 대상 격자와 관측 지점 간의 거리의 제곱에 반비례함을 나타낸다. 본모는 관측값이 두 개 이상일 경우 누적 내삽을 피하기 위한 정규화 과정이다.

그러나 이 방법은 정규화 과정으로 인해 거리가 다르지만 동일한 관측 분포를 갖는 내삽 대상 격자들이 같은 결과값을 갖게 되는 문제가 있다. 이를 해결하기 위해 실제로는 가상의 site를 두어 아래와 같이 보정하며 n 이 커질수록 거리의 영향력은 줄어든다. 본 연구에서는 n 은 4를 적용하였다.

$$W_{i,ksite}^n = \frac{1/r_{icell,jcell,ksite}^2}{n_{virtual}/R + \sum_{k=1}^{K_i^n} 1/r_{icell,jcell,k}^2} \quad (5)$$

여기서 R 은 영향 반경이다.

한편 독립변수가 2개 이상인 경우에 적용되는 다중회귀분석을 위한 입력자료를 작성하기 위해서 WRF 모델 결과로부터 9 km 격자별 기상자료(풍속(U, V), 온도(TA), 상대습도(RH), 혼합고(PBL), 지표기압(PRSFC))를 추출하였고, 자료동화 CMAQ 모델 결과로부터 9 km 격자별 PM_{2.5} 및 PM₁₀ 농도치를 각각 산출하였다.

4. 결과 및 논의

4.1 AOD 자료 분석 검증 및 한계성

QA 조건을 최고조건에서 확대했을 때, 자료 품질을 파악하기 위하여 2015년도의 MAIAC AOD와 Aeronet AOD를 비교하였다.

본 연구에서 사용하는 AOD의 파장대는 550 nm이며 Aeronet에서 측정하는 AOD 파장들 중 이와 동일한 파장이 없기 때문에 Aeronet의 500 nm AOD에 440~675 nm에 사용되는 Angstrom Exponent를 사용하여 보정작업을 거쳐 비교하였으며 그 식은 아래와 같다.

$$\alpha = -\ln \frac{\tau_1}{\tau_2} / \ln \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \quad (6)$$

(α : 앙스트롬지수, τ : 파장, λ : 광학두께)

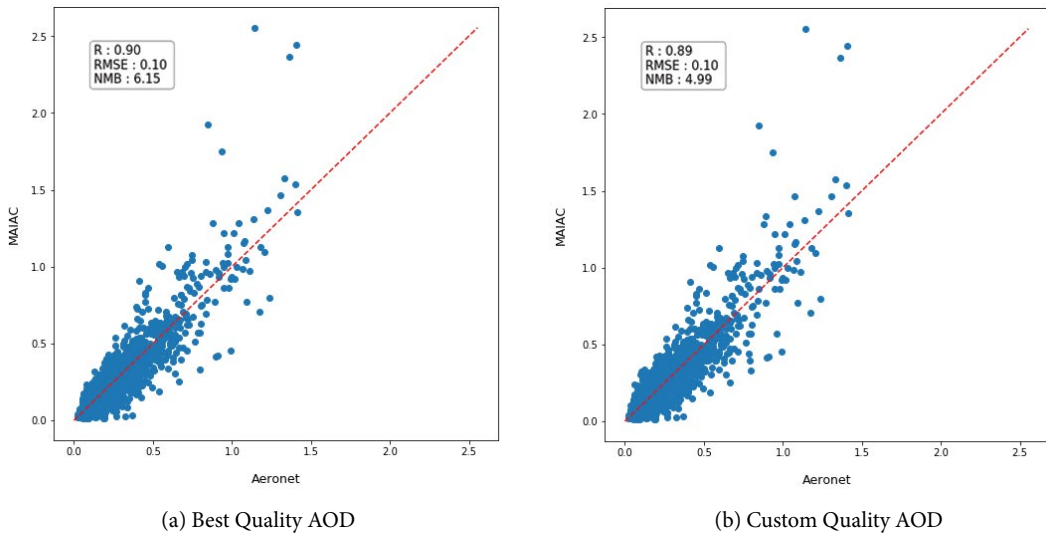


Fig. 3. Scatter plots of AERONET AOD with different MAIAC AOD qualities.

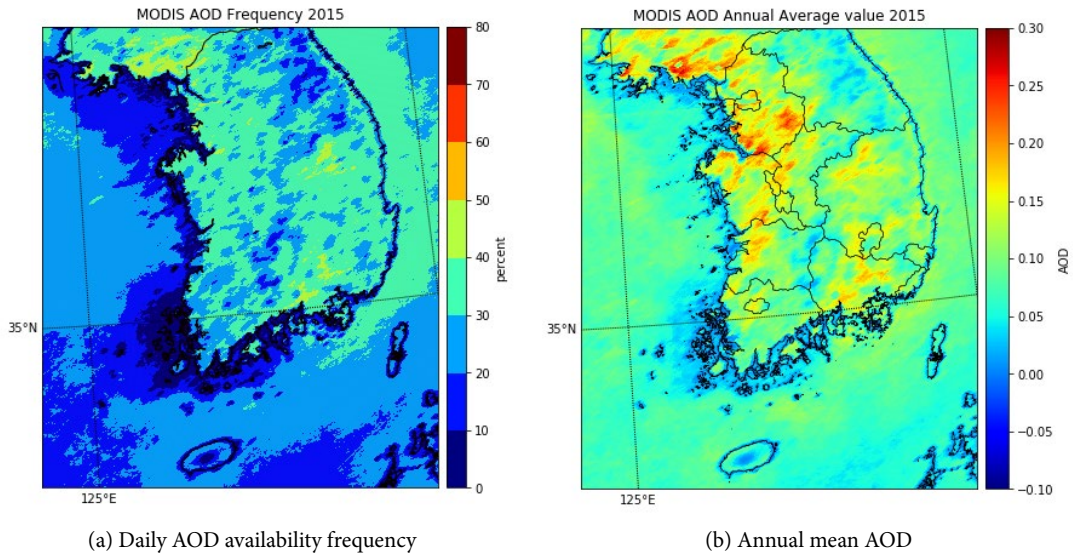


Fig. 4. Availability frequency of daily MAIAC AOD and annual mean AOD distribution for 2015.

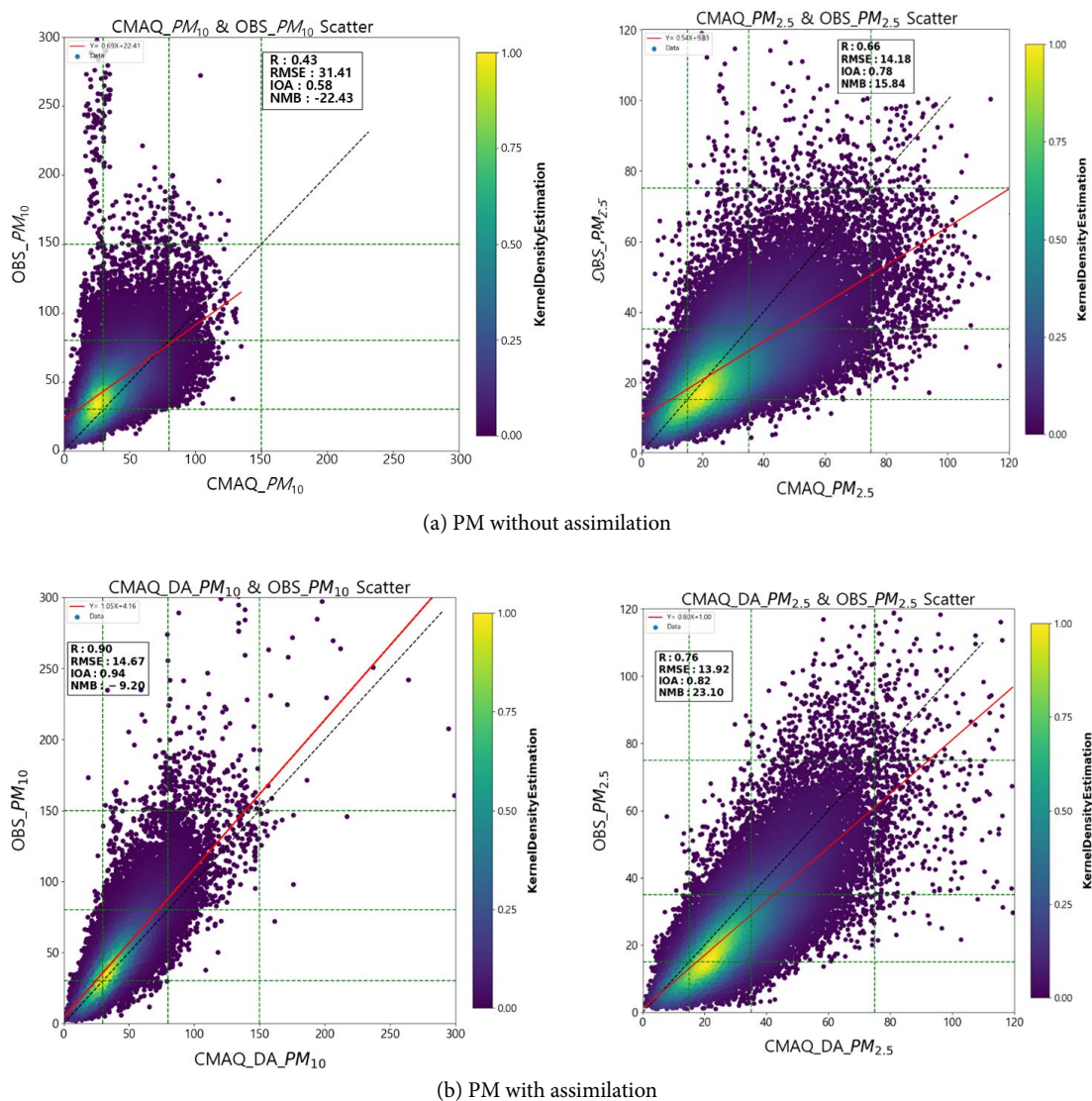
Aeronet 자료는 Terra와 Aqua 위성이 한반도 상공을 통과하는 시간을 고려하여 10시~16시 사이의 자료를 추출하여 MAIAC AOD와 비교하였다. 그림 3은 Best Quality 조건과 Custom Quality AOD 조건의 산포도이며 R^2 값은 각각 0.73, 0.69의 정도이다. 본 연

구에서는 보다 많은 AOD 자료를 확보하기 위해서 Custom Quality AOD를 사용하였다.

한편 AOD는 맑은 날에 관측이 가능하기 때문에 매일 AOD 값이 존재하는 것은 아니다. 그림 4는 2015년도를 대상으로 일평균 AOD 값이 존재하는 일수에 대

Table 2. The CMAQ model performance with and without assimilations for 2015.

Assimilation	Species	R	R ²	IOA	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	MB ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	NMB (%)
Without	PM ₁₀	0.43	0.18	0.58	31.41	-10.77	-22.43
	PM _{2.5}	0.66	0.43	0.78	14.18	4.16	15.84
With	PM ₁₀	0.90	0.81	0.94	14.67	-4.42	-9.20
	PM _{2.5}	0.76	0.58	0.82	13.92	6.07	23.10

**Fig. 5.** Scatter plots of PM₁₀ and PM_{2.5} with/without assimilation with observations for 2015.

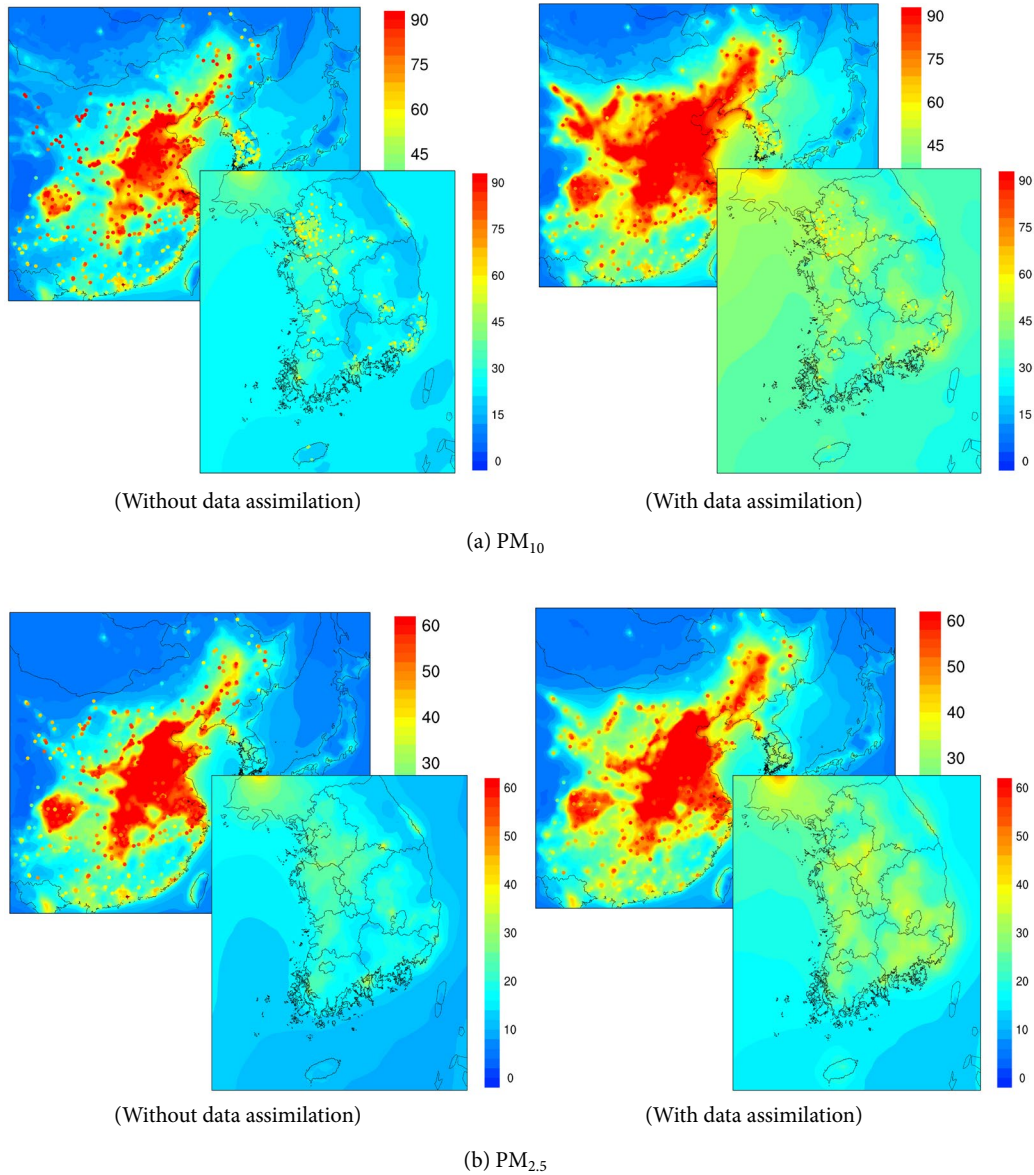


Fig. 6. PM_{10} and $PM_{2.5}$ distributions over East Asia with and without data assimilation of CMAQ for 2015. The circles represent the observations at the monitoring stations.

한 빈도 분포와 연평균 AOD를 나타낸 것이다. 내륙지역에서 이용 가능한 일평균 AOD는 전체에 28%이고, 주로 산간지역에서 AOD 빈도가 낮은 것으로 나타났다. 따라서 AOD 값으로만 일평균 미세먼지 농도를 추정하는 데 구조적인 한계가 존재하는 것을 알 수 있다.

4.2 지상관측자료를 활용한 자료동화 CMAQ 모델 결과

2015년도 중국 및 국내 대기질 자동측정망 자료를 활용하여 자료동화 모델링을 수행하였다. 자료동화는 시간별로 오존을 제외한 모든 물질에 대해서 적용

Table 3. The predictor variables used in MLR.

Satellite data	Description	CMAQ and WRF data	Description
MODIS AOD	MAIAC MCD19 AOD	M_PM ₁₀	Assimilated PM ₁₀
MODIS NDVI	MAIAC MOD13 NDVI	M_PM _{2.5}	Assimilated PM _{2.5}
		M_TEMP	WRF prediction
		M_PLB	WRF prediction
		M_RH	WRF prediction
		M_WS	WRF prediction
		M_PRSF	WRF prediction

하였다.

자료동화 모델링을 적용 전후의 결과를 정리하여 표 2와 그림 5에 각각 정리하였다. 모델링 통계 결과 비교는 국내 대기자동측정망자료를 기준으로 실시하였다. 통계분석 결과 자료동화 미적용 CMAQ PM₁₀의 R 값은 0.43, IOA (Index of Agreement)는 0.58, RMSE (Root Mean Square Error)는 31.41 µg/m³로 측정값과의 상관성이 낮은 것으로 판단이 된다. 또한 MB (Mean Bias), NMB (Normalized Mean Bias)의 경향을 보았을 때, 모델치가 측정값에 비해 과소평가되고 있는 것을 확인할 수 있다. 특히 PM₁₀은 황사일에 모델치가 크게 저평가되고 있는 것으로 파악되었다. CMAQ PM_{2.5}의 R 값은 0.66, IOA는 0.78, RMSE는 14.18 µg/m³로 CMAQ PM₁₀보다는 측정값과의 상관성이 높은 것으로 나타났으나, 측정값에 비해서 과대평가되고 있는 것을 확인할 수 있다.

한편 자료동화가 적용된 CMAQ PM₁₀은 R 값이 0.9로 자료동화 미적용 CMAQ PM₁₀과 비교하였을 때, 측정값과의 상관성이 크게 높아진 것을 확인할 수 있다. 마찬가지로 자료동화 PM_{2.5}의 R 값이 0.76로, 미적용 CMAQ PM_{2.5}과 비교하였을 때, 측정값과의 상관성이 높아진 것을 확인할 수 있다. 또한 자료동화 적용시 IOA 값이 향상되고, RMSE 값도 감소하는 것으로 나타났다. 하지만 자료동화를 적용해도 여전히 PM₁₀의 과소평가되는 경향과, PM_{2.5}의 과대평가되는 경향은 남아있는 것으로 확인된다.

자료동화 적용 전후에 동북아시아 및 국내 PM₁₀, PM_{2.5}의 연평균 농도분포를 그림 6에 정리하였다. 자

Table 4. Correlation coefficients of predictors with target PM_{2.5} and PM₁₀

Species	Predictor	R
PM ₁₀	AOD	0.280
	NDVI	-0.230
	M_TEMP	-0.077
	M_PBL	-0.149
	M_RH	-0.002
	M_WS	0.041
	M_SPRES	0.115
	M_PM ₁₀	0.90
PM _{2.5}	AOD	0.500
	NDVI	-0.210
	M_TEMP	-0.038
	M_PBL	-0.024
	M_RH	-0.011
	M_WS	-0.032
	M_SPRES	0.149
	M_PM _{2.5}	0.76

료동화 적용시 보다 현실적인 공간분포가 도출되고 있는 것으로 나타났다.

4.3 다중 회귀분석 결과

앞에서 설명된 바와 같이 지상관측자료를 적용하여 자료동화를 수행하면 CMAQ 모델치가 측정치에 근접해지고 있으나, 자료동화 결과치도 보완의 여지를 포함하고 있다. 이는 측정치가 존재하는 지점이 도시지역에 한정된 공간적인 문제가 있기 때문인 것으로 추정된다. 이를 보완하기 위해 위성관측자료와 모델 농도에 영향이 있는 기상인자와 상관관계를 도출하여 보정하고자 다중회귀분석을 실행하였다.

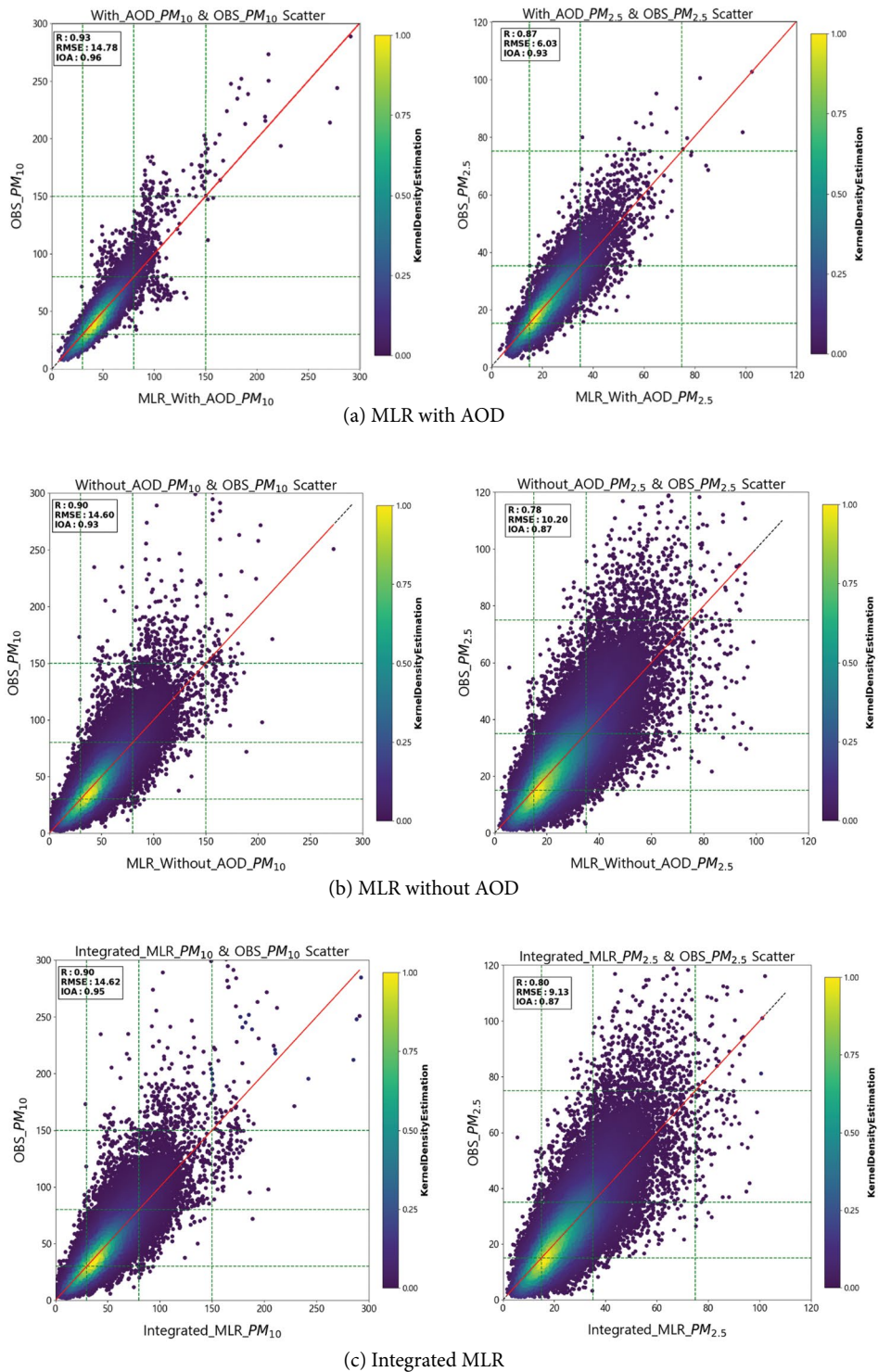


Fig. 7. Scatter plots of various MLRs with observations for 2015.

Table 5. The performance summary of MLR for 2015.

Method	Species	R	R ²	IOA	RMSE (μg/m ³)
With AOD	PM ₁₀	0.93	0.86	0.96	14.78
	PM _{2.5}	0.87	0.76	0.93	6.03
Without AOD	PM ₁₀	0.90	0.81	0.93	14.60
	PM _{2.5}	0.78	0.62	0.87	10.20
Integrated	PM ₁₀	0.90	0.81	0.95	14.62
	PM _{2.5}	0.80	0.64	0.87	9.13

Table 6. The MLR equations with various conditions for 2015.

Model	Species	MLR equations
MLR With AOD	PM ₁₀	MLR_PM ₁₀ = 211.19 + 2.48AOD - 0.001NDVI - 0.1390M_TEMP + 0.0019M_PBL - 0.1227M_RH + 0.2832M_WS + 0.1964M_SPRES + 1.0231(M_PM ₁₀)
	PM _{2.5}	MLR_PM _{2.5} = 29.66 + 5.79AOD - 0.0004NDVI + 0.1029M_TEMP - 0.0034M_PBL - 0.0184M_RH + 0.2487M_WS + 0.0262M_SPRES + 0.6942(M_PM _{2.5})
MLR Without AOD	PM ₁₀	MLR_PM ₁₀ = 163.90 - 0.180M_TEMP - 0.003M_PBL - 0.090M_RH + 0.581M_WS + 0.155M_SPRES + 1.153(M_PM ₁₀)
	PM _{2.5}	MLR_PM _{2.5} = 10.09 - 0.072M_TEMP - 0.002M_PBL - 0.053M_RH - 0.089M_WS + 0.013M_SPRES + 0.813(M_PM _{2.5})

우선적으로 본 연구에서 적용하는 입력변수와 목표치 간의 상관성을 분석 평가하였다. 목표치는 대기질 측정지점에서 PM_{2.5} 및 PM₁₀의 측정농도이고, 입력변수는 표 3에 정리하였다. 위성자료는 AOD, NDVI, 기상자료는 지표면에서 온도(M_TEMP), 습도(M_RH), 풍속(M_WS), 압력(M_PRSFC), 그리고 경계층 높이(M_PLB)이고, 자료동화를 적용한 PM₁₀(M_PM₁₀) 및 PM_{2.5}(M_PM_{2.5}) 농도값이다. 기상 및 모델 결과는 일 평균값이다.

각 변수별로 단위가 상이하기 때문에 변수를 0~1 사이로 정규화를 하여 상관성을 분석하고, 그 결과를 표 4에 정리하였다. 자료동화를 적용한 CMAQ 예측 농도인 PM₁₀이 R=0.9, PM_{2.5}가 R=0.76로 가장 높고, AOD는 PM₁₀인 경우 R=0.28, PM_{2.5}인 경우는 R=0.50으로 나타났다. 그 밖에 영향력이 큰 것은 대기혼합고, 지표압력으로 나타났다.

한편 AOD 값이 앞에서 설명한 바와 같이 2015년도 인 경우에 일평균치로 존재하는 일수가 30% 이하이다. 따라서 다중회귀분석식을 AOD가 존재하는 경우

와 AOD가 없는 경우로 각각 상관식을 구하고 평가하였다. 그림 7은 AOD 적용 및 미적용 시, 그리고 이를 통합한 상관관계를 나타낸 것이고, 표 5와 표 6은 통계평가 결과와 다중회귀분석식을 각각 정리한 것이다. AOD가 존재하는 경우가 없는 경우보다 상관성이 우수한 것으로 나타났다. 최종적으로 일평균 AOD가 존재하는 경우와 AOD가 없는 경우로 각각 구분하여 다중회귀분석을 적용한 결과를 통합 평가하면 PM₁₀인 경우에 R²=0.81, IOA=0.95, RMSE=14.62 μg/m³이고, PM_{2.5}는 R²=0.64, IOA=0.87, RMSE=9.13 μg/m³이다. PM₁₀이 PM_{2.5}보다 정합도 측면에서 우수한 것으로 나타났다. 이는 PM_{2.5}가 기체상 전구물질에 의한 영향이 상대적으로 크기 때문으로 판단된다.

4.4 공간분포도

앞에서 도출한 다중회귀분석식을 전국을 대상으로 1 km 격자로 적용하여 일평균 PM₁₀, PM_{2.5} 농도를 계산하고, 최종적으로 월 및 계절별, 그리고 연평균 농도분포를 도출하였다. 그림 8~10은 본 연구 결과로

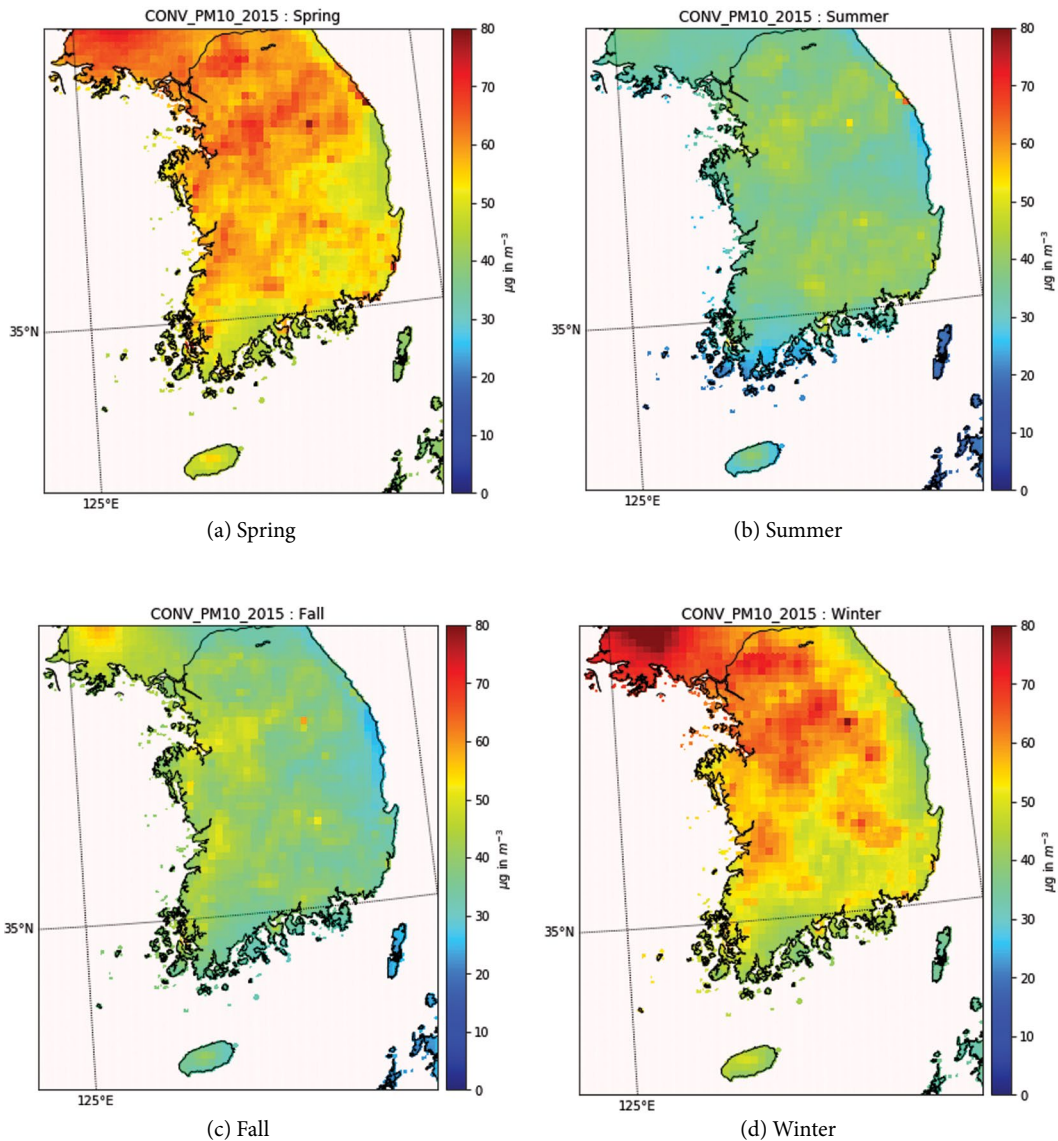


Fig. 8. Reanalyzed seasonal PM₁₀ distribution.

최종적으로 산출한 계절별, 연평균 PM₁₀ 및 PM_{2.5}의 농도분포도이다.

계절별로는 봄과 겨울철에 PM 농도가 높게 나타나고 있고, 공간적으로는 수도권에서 서울시 외곽지역인 경기도 및 충청도에서 상대적으로 높은 PM 농도가 분포하고 있는 것으로 나타났다. 이는 우리 측

정망 농도 분포와 일치하는 것이다.

공간적인 분포에서 위성자료의 공간적 해상도가 1 km이기 때문에 1 km 해상도로 다중회귀분석을 적용하였지만, CMAQ 및 WRF 모델링 해상도가 9 km이기 때문에 전체적인 해상도는 9 km에 지배적인 것으로 나타났다. 앞으로 모델링 해상도를 3 km 또는

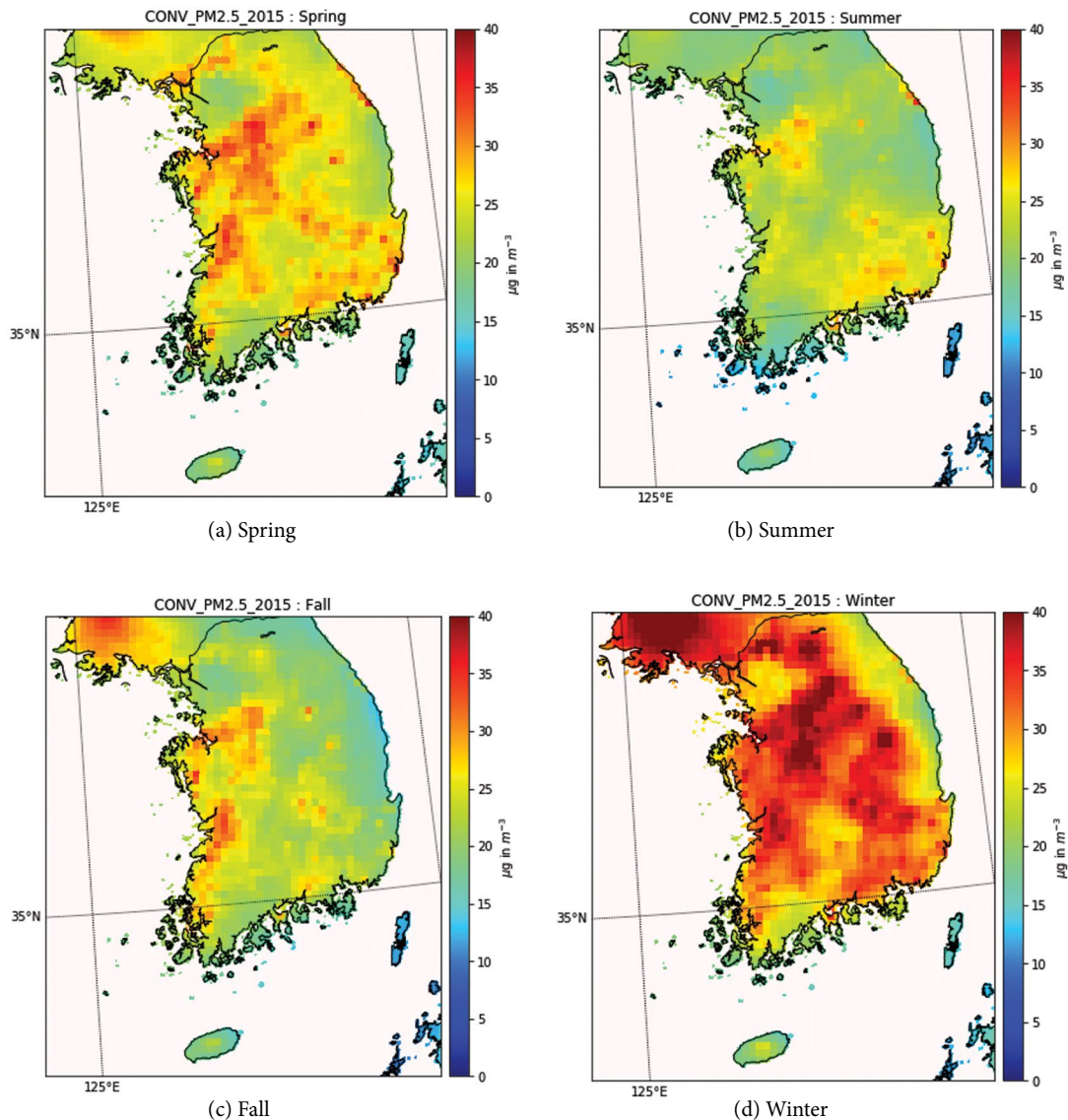


Fig. 9. Reanalyzed seasonal PM_{2.5} distribution.

1 km로 높이는 작업이 실질적인 고해상도 PM 농도를 도출하는 데 필요한 것으로 파악되었다.

5. 결 론

위해성 평가에 매우 중요한 환경인자인 PM₁₀ 및

PM_{2.5} 노출농도를 산출하기 위한 연구를 수행하였다. 현재 노출농도 산정을 위해서 여러 다양한 방법이 적용되고 있지만, 본 연구에서는 국내 실정에 맞는 자료동화 CMAQ 모델링과 AOD을 활용한 재분석 방법을 개발하였다.

양질의 공간적 해상도를 확보하기 위해서 CMAQ 모델링에 중국 및 국내 대기질 자동측정망 자료를 활

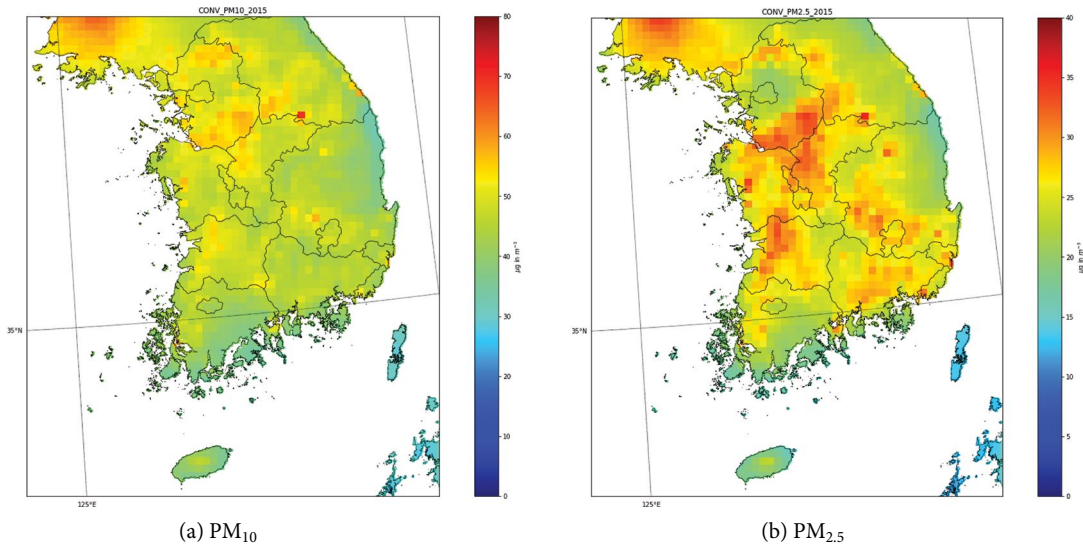


Fig. 10. Reanalyzed annual PM_{10} and $PM_{2.5}$ distributions.

용하여 자료동화 모델링을 수행하였다. 자료동화로 인하여 R 값이 PM_{10} 은 0.5에서 0.8로, $PM_{2.5}$ 는 0.4에서 0.7로 향상되었다. 그러나 자료동화 모델링 결과도 대기질 관측자료만을 활용하기 때문에 측정자료가 부재한 교외지역에서는 구조적인 한계성이 존재한다. 따라서 공간적 유의성을 확보하고, 자료동화 모델링 결과를 보정하기 위해서 AOD 자료를 활용하여 다중회귀분석을 추가로 적용하였다. 최종적으로 2015년도 전국을 대상으로 1 km 격자로 일평균 PM_{10} 및 $PM_{2.5}$ 노출농도를 계산하고, 월 및 계절별, 그리고 연평균 농도 분포도를 도출하였다.

향후 본 방법을 적용하여 보다 넓은 기간에 대해서 노출농도를 산정하여 위해성 평가에 필요한 자료를 제공하고자 한다.

감사의 글

This work was supported by the Research Program funded by the Korea Centers for Disease Control and Prevention (2019-ER7106-00).

References

- Beckerman, B.S., Jerrett, M., Martin, R.V., Donkelaar, A.V., Ross, Z., Burnett, R.T. (2013) Application of the deletion substitution addition algorithm to selecting land use regression models for interpolating air pollution measurements in California. *Atmospheric Environment*, 77, 172-177. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2013.04.024>
- Beloconia, A., Chrysoulakis, N., Lyapustin, A., Utzinger, J., Vounatsou, P. (2018) Bayesian geostatistical modelling of PM_{10} and $PM_{2.5}$ surface level concentrations in Europe using high resolution satellite derived products. *Environment International*, 121, 57-70. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2018.08.041>
- Brook, R.D., Rajagopalan, S., Pope III, C.A., Brook, J.R., Bhatnagar, A., Diez-Roux, A.V., Holguin, F., Hong, Y., Luepker, R.V., Mittleman, M.A., Peters, A., Siscovick, D., Smith Jr, S.C., Whitsel, L., Kaufman, J.D. (2010). Particulate matter air pollution and cardiovascular disease: an update to the scientific statement from the American Heart Association. *Circulation*, 121(21), 2331-2378. <https://doi.org/10.1161/CIR.0b013e3181d8ce1>
- Byun, D.W., Ching, J.K.S. (1998) Science algorithms of the EPA Models-3 Community Multiscale Air Quality (CMAQ) Modeling System, EPA., https://cfpub.epa.gov/si/si_

- public_record_report.cfm?dirEntryId=63400&Lab=NERL
- Byun, D.W., Schere, K.L. (2006) Review of the governing equations, computational algorithm and other components of the Models-3 Community Multi-scale Air Quality (CMAQ) modeling system, *Applied Mechanics Reviews*, 59(2), 51-77. <https://doi.org/10.1115/1.2128636>
- Chen, G., Wang, Y., Li, S., Cao, W., Ren, H., Knibbs, L.D., Abramson, M.J., Guo, Y. (2018) Spatiotemporal patterns of PM₁₀ concentrations over China during 2005-2016 A satellite-based estimation using the random forests approach. *Environmental Pollution*, 242, 605-613. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2018.07.012>
- Choi, D.R., Yun, H.Y., Koo, Y.S. (2019) A Development of Air Quality Forecasting System with Data Assimilation using Surface Measurements in East Asia, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 35(1), 60-85, (in Korean with English Abstract). <https://doi.org/10.5572/KOSAE.2019.35.1.060>
- Cressman, G.P. (1959) An Operational Objective Analysis System, *An Operational Objective Analysis System*, *Monthly Weather Review*, 87, 367-374. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1959\)087<0367:AOOAS>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1959)087<0367:AOOAS>2.0.CO;2)
- Crouse, D.L., Peters, P.A., Hystad, P., Brook, J.R., van Aaron, D., Martin, R.V., Villeneuve, P.J., Jerrett, M., Goldberg, M.S., Pope, C.A.III, Brauer, M., Brook, R.D., Robichaud, A., Menard, R., Burnett, R.T. (2015) Ambient PM_{2.5}, O₃, and NO₂ Exposures and Associations with Mortality over 16 Years of Follow-Up in the Canadian Census Health and Environment Cohort (CanCHEC), *Environmental Health Perspectives*, 123(11), 1180-1186. <https://doi.org/10.1289/ehp.1409276>
- Hwang, M.J., Cheong, H.K., Kim, J.H., Koo, Y.S., Yun, H.Y. (2018) Ambient air quality and subjective stress level using Community Health Survey data in Korea, *Epidemiology and Health*, 40(1), 1-9. <https://doi.org/10.4178/epih.e2018028>
- Jin, X., Fiore, A.M., Curci, G., Lyapustin, A., Civerolo, K., Ku, M., van Donkelaar, A., Martin, R.V. (2019) Assessing uncertainties of a geophysical approach to estimate surface fine particulate matter distributions from satellite-observed aerosol optical depth, *Atmospheric Chemistry and Physics*, 19, 295-313. <https://doi.org/10.5194/acp-19-295-2019>
- Kim, H., Kim, H., Lee, J.T. (2019) Effect of air pollutant emission reduction policies on hospital visits for asthma in Seoul, Korea; Quasi-experimental study, *Environment International* 132, <https://doi.org/10.1016/j.envint.2019.104954>
- Kim, J.H., Oh, I.H., Park, J.H., Cheong, H.K. (2018) Premature Deaths Attributable to Long-term Exposure to Ambient Fine Particulate Matter in the Republic of Korea, *Journal of Korean Medical Science*, 33(37), <https://doi.org/10.3346/jkms.2018.33.e251>
- Lee, D., Lee, Y., Jang, K., Yoo, C., Kang, K., Lee, J., Jung, S., Park, J., Lee, S., Han, J., Hong, J., Lee, S. (2011b) Korean National Emissions Inventory System and 2007 Air Pollutant Emissions, *Asian Journal of Atmospheric Environment*, 5(4), 278-291. <https://doi.org/10.5572/ajae.2011.5.4.278>
- Li, L., Zhang, J., Meng, X., Fang, Y., Ge, Y., Wang, J., Wang, C., Wu, J., Kan, H. (2018) Estimation of PM_{2.5} concentrations at a high spatiotemporal resolution using constrained mixed-effect bagging models with MAIAC aerosol optical depth. *Remote Sensing of Environment*, 217, 573-586. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.001>
- Lyapustin, A., Martonchik, J., Wang, Y., Laszlo, I., Korkin, S. (2011) Multiangle implementation of atmospheric correction (MAIAC): 1. Radiative transfer basis and look-up tables, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116, D03210. <https://doi.org/10.1029/2010JD014985>
- Lyapustin, A., Wang, Y. (2018) MCD19A2 MODIS/Terra+Aqua Land Aerosol Optical Depth Daily L2G Global 1km SIN Grid V006 [Data set], NASA EOSDIS Land Processes DAAC, <https://doi.org/10.5067/MODIS/MCD19A2.006>
- Ohara, T., Akimoto, H., Kurokawa, J., Horii, N., Yamaji, K., Yan, X., Hayasaka, T. (2007) An Asian emission inventory of anthropogenic emission sources for the period 1980-2020, *Atmospheric Chemistry Physics*, 7(16), 4419-4444. <https://doi.org/10.5194/acp-7-4419-2007>
- Pope, C.A.III, Lefler, J.S., Ezzati, M., Higbee, J.D., Marshall, J.D., Kim, S.Y., Bechle, M., Gilliat, K.S., Vernon, S.E., Robinson, A.L., Burnett, R.T. (2019) Mortality Risk and Fine Particulate Air Pollution in a Large, Representative Cohort of U.S. Adults, *Environmental Health Perspectives*, 127(7), <https://doi.org/10.1289/EHP443>
- Pun, K., Seigneur, C. (2006) Using CMAQ to interpolate among CASTNET measurements, CMAS conference 2006, https://www.cmascenter.org/conference/2006/abstracts/pun_session7.pdf
- Stafoggia, M., Bellander, T., Bucci, S., Davoli, M., de Hoogh, K.,

- de' Donato, F., Gariazzo, C., Lyapustin, A., Michelozzi, P., Renzi, M., Scortichini, M., Shtein, A., Viegi, G., Kloog, I., Schwartz, J. (2019) Estimation of daily PM_{10} and $PM_{2.5}$ concentrations in Italy, 2013-2015, using a spatiotemporal land use random-forest model, *Environment International*, 124, 170-179, <https://doi.org/10.1016/j.envint.2019.01.016>
- World Health Organization (WHO) (2016) Ambient air pollution: A global assessment of exposure and burden of disease. (<https://www.who.int/phe/publications/air-pollution-global-assessment/en/>)
- Xue, T., Zheng, Y., Tong, D., Zheng, B., Li, X., Zhu, T., Zhang, Q. (2019) Spatiotemporal continuous estimates of $PM_{2.5}$ concentrations in China, 2000-2016: A machine learning method with inputs from satellites, chemical transport model, and ground observations. *Environment International*, 123, 345-357. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2018.11.075>

Authors Information

구윤서 (안양대학교 환경에너지공학과 정교수)
최대련 (안양대학교 환경에너지공학과 조교수)
윤희영 (안양대학교 환경에너지공학과 조교수)
윤건우 (안양대학교 환경에너지공학과 석사연구원)
이정범 (안양대학교 환경에너지공학과 석사연구원)