



논문

# 배출원 기여도를 이용한 미세먼지 역모델링 예보 시스템 개발 A Development of Particulate Matter Forecasting System with Inverse Modeling using Source Contribution

최대련, 윤희영, 구윤서\*  
 안양대학교 환경에너지공학과

Dae-Ryun Choi, Hui-Young Yun, Youn-Seo Koo\*  
 Department of Environmental and Energy Engineering, Anyang University

접수일 2018년 11월 19일  
 수정일 2018년 12월 9일  
 채택일 2018년 12월 13일

Received 19 November 2018  
 Revised 9 December 2018  
 Accepted 13 December 2018

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

**Abstract** PM (Particulate Matter) forecasting system using inverse model based on the surface air quality measurements in East Asia was developed and its performance was evaluated. The PM forecasting using inverse model showed a posteriori PM<sub>10</sub> emissions derived from inverse model decreased in Asian dust regions (R01, R02, R03, R04) and Southwestern regions (R08, R09), but increased in urban and industrial regions (R05, R06, R07) in East Asia. In the Korean Peninsula, a posteriori PM<sub>10</sub> emissions increased in most of regions except for Seoul and Incheon. The predicted PM<sub>10</sub> without inverse modeling (CASE02) is underestimated compared to the observations, and the forecasted PM<sub>10</sub> with the inverse model (CASE05) showed a good agreement with the measurements. The performance of PM forecasting model with inverse model also displayed that the forecasting index (Accuracy (A), Probability Of Detection (POD), False Alarm Rate (FAR)) was improved in most regions in Korea, compared to basic model without inverse model during 2017 and 2018. Therefore, the developed air quality forecasting model with inverse model was improved the forecasting performance of PM<sub>10</sub> and can be proposed as a representative PM<sub>10</sub> forecast model in South Korea.

**Key words:** Inverse model, Working inventory, PM<sub>10</sub> emission, Air quality forecasting, CAMx

## 1. 서론

미세먼지는 흡입 시 코 또는 기관지 등에서 걸러지지 않고 폐포 깊숙이 도달하여 암 발병, 호흡기 및 심혈관 질환을 유발하기 때문에 2013년 10월 세계보건기구(WHO)로부터 1급 발암물질로 지정하였다(Wang *et al.*, 2014; Raaschou-Nielsen *et al.*, 2013; Chen *et al.*, 2013; Harrison *et al.*, 2012; Kim *et al.*, 2012; Koken *et al.*, 2003).

이를 사전에 예방하기 위해서 환경부는 2014년부터 미세먼지 예보를 전국적으로 시행 중이나([www.airkorea.or.kr](http://www.airkorea.or.kr)), 미세먼지예보 지수적중률은 70%, 나

쁨 이상의 고농도를 예측하는 확률은 40% 미만으로 시민이 느끼는 체감 오염도와 많은 차이를 발생하고 있다(NIER 2016, 2015, 2014).

미세먼지 예보 정확도를 높이기 위해서는 기상예측, 배출량 산출, 화학수송모델링, 지상 및 위성 관측 및 해석기술, 그리고 자료동화기술 등의 최첨단 모델링 요소기술 개발이 우선되어야 하지만 현재 국내 예보기술은 과거 활동도 자료를 기준으로 산출된 배출량자료를 사용하고, 실시간으로 변화하는 배출량을 반영하지 못하기 때문에 예보정확도가 떨어지고 있다. 뿐만 아니라 예보는 기상자료의 불확실성과 화학수송모델링 자체의 한계로 구조적으로 예보오차가

발생하고 있다. 이를 최소화하기 위해서 다양한 형태의 실시간 관측자료를 예보에 활용하여 예보의 정확성을 개선하는 노력이 필요하나 노력이 미흡하다.

동아시아지역을 대상으로 대기질 예보모델의 모사 능력은 많은 연구에서 모델의 PM<sub>10</sub> 농도가 측정값과 비교하였을 때 저평가하는 것으로 나타났다(Chen *et al.*, 2015; Koo *et al.*, 2015, 2012, 2008; Li *et al.*, 2013; Huang *et al.*, 2012; Chantani *et al.*, 2011; In and Kim, 2010). Koo *et al.* (2012)은 한반도 수도권지역의 PM<sub>10</sub> 예보농도를 제시하였는데, 서울지역은 약 11%, 경기 지역은 약 21.29% 모델 값이 측정값을 저평가 하였고, Kim *et al.* (2017)은 2014년 수도권지역에 국내외 기여농도를 분석하기 위하여 UM-CMAQ과 GFS-CMAQ 시스템을 구축하였고, 수도권지역을 평가한 결과, 각각 약 36%, 20% 모델값이 측정값을 저평가하였다. Liu *et al.* (2010)은 중국지역을 대상으로 PM<sub>10</sub> 예측 농도를 평가한 결과, 약 54.2% PM<sub>10</sub> 모델농도가 측정값을 저평가 하였고, Chen *et al.* (2015)는 WRF-CMAQ을 활용하여 베이징지역을 대상으로 2013년 전체 대기질을 평가한 결과, 저농도 기간(PM<sub>10</sub> < 250 µg/m<sup>3</sup>)은 약 24.88% 과대모의, 고농도 기간(PM<sub>10</sub> > 250 µg/m<sup>3</sup>)은 -50.37%가 저평가 되는 것으로 나타났다. 마지막으로 Chatai *et al.* (2011)은 일본 지역의 PM<sub>10</sub> 예보농도를 평가 하였으며, 약 37%에서 61%를 모델값이 측정값을 저평가하는 것으로 나타났다. 동아시아지역에서 화학수송모델의 저평가의 이유는 기상, 화학 매커니즘, 배출량의 불확도 등 여러 가지 이유가 있겠으나 가장 큰 이유는 동아시아지역의 배출량의 불확실성으로 판단하고 있다.

화학수송모델의 배출량 불확도를 개선하기 위하여 다양한 방법들을 화학수송모델링 시스템에 적용되고 있다. Nieradzik and Elbern (2006)은 관측자료를 활용하여 자료동화방법을 화학수송모델에 적용하여, 풍상방향의 대기오염물질 농도를 관측치로부터 재생산함으로써 풍상방향 배출량의 불확실성을 개선하여 대기질 모사를 향상시켰고, Park *et al.* (2015)는 인공위성으로 자료동화된 MACC III의 전지구 예보 자료

를 지역규모 모델인 CMAQ의 초기와 경계장으로 활용하여 풍상 측인 중국지역의 배출량의 불확실성을 개선하여 대기질 예보 성능이 향상되는 결과를 도출하였다. 그러나 자료동화 기법은 초기장을 개선하는 것으로 시간이 지날수록 개선된 초기장 영향이 감소하는 단점이 있다.

따라서 본 연구에서는 통계적 방법인 역모델링 기법을 활용하여, 자료동화 모델의 한계를 극복하기 위해 실시간 최적의 배출량을 산정하여 대기질 예보에 적용하고, 개선효과를 분석하고자 한다.

현재 역모델링 기법을 미세먼지 예보 시스템에 적용하여 예보성능을 평가한 연구는 국내외에 없는 것으로 조사되었으며, 대부분 일정 기간(에피소드 또는 재분석)을 대상으로 도출된 배출량을 화학수송모델에 입력하여 미세먼지 예측 성능을 평가하였다.

Dubovik *et al.* (2008)은 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) AOD를 활용하여 adjoint 역모델링 기법을 통해 전 세계 에어로졸 배출량을 재산정 하였으며, Huneus *et al.* (2012)은 MODIS AOD를 활용하여 adjoint 역모델링 기법을 통해 전 세계 dust, black carbon, sea salt, OM물질의 전 세계 배출량을 재산정 하였고, 최적의 배출량을 적용 대기질 예보모델에 적용하여 대기질 평가 시 성능을 향상시켰다. 동아시아지역을 대상으로는 Yumimoto *et al.* (2008, 2007)은 liar측정자료를 활용하여 adjoint 역모델링 기법을 통해 Asian dust emission을 재산정하여 동아시아지역에서의 dust 모사능력을 향상시켰으며, Ku and Park (2011)은 지표 PM<sub>10</sub> 측정자료를 활용하여 analytical 역모델링 기법을 통해 Asian dust emission을 재산정 하였고, 동아시아지역에서의 PM<sub>10</sub> 모사능력을 향상시켰다. Koo *et al.* (2015)은 동아시아지역의 PM<sub>10</sub> 지표 측정자료를 활용하여 analytical 역모델링 기법을 통해 Asian dust emission 뿐만 아니라 인위적 Primary PM 배출량을 도출하였으며 한반도 및 동아시아지역에서의 PM<sub>10</sub> 모사능력을 크게 개선하였다.

본 연구에서는 사전 연구에서 진행된 Koo *et al.*

(2015)의 역모델링 기법을 기반으로 배출원 특성을 고려한 지역 구분을 세분화하여 미세먼지 예보 모델 시스템을 개발하고, 장기간 한반도지역에 대해 미세먼지 예보 개선 효과를 분석하고, 대기질 예보모델로서의 활용가치에 대해 판단하고자 한다.

## 2. 연구 방법

역모델링을 적용한 예보모형의 대기질 모사 개선 효과를 살펴보기 위하여 화학수송모델링 시스템을 구축하였다. 구축된 역모델링 방법인 Analytical 방법에 대해 살펴보고, 본 연구에서 개발된 역모델링 예보 시스템에 대해 설명하고자 한다. 또한 기상 및 화학수송모델에 적용된 물리옵션에 대해 살펴보고, 역모델링 및 실시간 예보 시간테이블, 역모델링에 활용된 측정자료, 연구 평가모델 등에 대해 살펴보고자 한다.

### 2.1 역모델링 방법

인공위성자료 및 측정자료를 이용하여 배출량을 검증하고 보완하는 기법으로 최근 역모델링 기법이 활발히 개발되어 실제 예보에 적용되고 있다. 역모델링은 모델농도와 측정자료의 차이를 최소화하는 사후 배출량을 계산하는 것이다.

배출량 (emission)  $x$ 와 측정 변수 벡터 (measurement vector) 또는 관측 대기농도 (observation concentration)인  $y$  간의 관계는 화학수송모델인 정모델 (forward model),  $F(x)$ 에 의해 다음 식으로 표현할 수 있다.

$$y = F(x) + \varepsilon = Hx + \varepsilon \quad (1)$$

여기서  $\varepsilon$ 는 측정자료 및 forward modeling과정에서 발생하는 오차 (error)이다.  $H$ 는 배출량  $x$ 에 대한 농도의 민감도 행렬이다.

이때  $H$ 는 CAMx-PSAT을 활용하여 입자상 물질 배출지역별 기여농도를 산정하였다. CAMx-PSAT은

배출원 tagging 방법을 활용하여 기여도를 산정하는 방법의 대표적인 방법으로 분석 대상 오염원의 배출량을 추적하고, 2차 생성 등에 의한 기여도를 해당 배출량에 분배해주는 방법이다. PSAT의 기여도 산정 방법은 Primary로부터 직접, 전구물질로부터 정반응 및 화학평형 등으로 생성되는 입자물질로 각각 나누어져 계산된다 (Wagstrom *et al.*, 2008; Yarwood *et al.*, 2007).

정반응에 의해서 생성되는 입자상 물질 (sulfate 및 non-volatile Secondary Organic Aerosol 등)의 기여농도 계산 방법은 아래와 같다.

$$B(g) \rightarrow C(p) \quad (2)$$

여기서,  $B$ 는 가스상 물질로 전구물질 ( $SO_2$  등)을 이야기하며,  $C$ 는  $B$ 에 의해 생성된 입자상 물질 (Sulfate 등)을 말한다.

배출원 지역  $i$ 로부터 가스상 물질  $B$ 의 time step ( $\Delta t$ )별 농도 변화는 다음과 같다.

$$c_{B,i}(t + \Delta t) = c_{B,i}(t) + [c_B^T(t + \Delta t) - c_B^T(t)] \left[ \frac{c_{B,i}(t)}{c_B^T(t)} \right] \quad (3)$$

여기서,  $c_{B,i}$ 는  $i$  배출원 지역으로부터의  $B$ 의 농도,  $c_B^T$ 는 모든 오염원으로 부터의  $B$ 의 전체 농도를 말한다.

전구물질로부터 이차 생성 입자 물질의 농도는 다음과 같이 계산된다.

$$c_{C,i}(t + \Delta t) = c_{C,i}(t) + [c_C^T(t + \Delta t) - c_C^T(t)] \left[ \frac{c_{B,i}(t)}{c_B^T(t)} \right] \quad (4)$$

여기서,  $c_{C,i}$ 는  $i$  배출원 지역으로부터의  $C$ 의 농도,  $c_C^T$ 는 모든 오염원으로 부터의  $C$ 의 전체 농도를 말한다. 즉 전구물질의 배출원 지역별 농도/총 농도 비에 의존하여 이차 생성 입자물질의 기여농도가 산출된다. Primary 및 화학평형에 의해 생성되는 기여농도 산정방법은 Wagstrom *et al.*, 2008 및 Yarwood *et al.*, 2007에 자세히 설명 되어있다.

식 (4)에서 산정된 입자상 물질의 기여농도를 지역

별로 평균하고, 지역별 배출량 총량으로 나누어  $H((\mu\text{g}/\text{m}^3)/(\text{ton}/\text{year}))$ 를 도출한다.

식 (1)에서 사전 배출량(a priori emission)이  $x_a$ 이고, 최적화된 사후 배출량(a posteriori emission)을  $x$ 라고 하면, 이때 사후 배출량과의 관계는 베이스 정리(Bayes' theorem)에 의해 다음과 같이 비용함수(cost function),  $J(x)$ 로 표현할 수 있다(Rodgers, 2000).

$$J(x) = (y - Hx)^T R^{-1} (y - Hx) + (x - x_a)^T B^{-1} (x - x_a) \quad (5)$$

여기서 B 및 R은 배출량자료 및 측정자료의 오차의 공분산행렬이다. 비용 함수,  $J(x)$ 를 최소화하는 사후 배출량  $x$ 는 아래와 같이 구할 수 있다.

$$\nabla J(x) = 2(\nabla F)^T R^{-1} (F(x) - y) + 2B^{-1} (x - x_a) = 0 \quad (6)$$

이를  $x$ 에 대해서 정리하면 다음과 같다.

$$x = x_a + (H^T R^{-1} H + B^{-1})^{-1} H^T R^{-1} (y - Hx_a) \quad (7)$$

위 식에 의해서 사전에 주어진 배출량  $x_a$ 에 대해서 측정자료와 모델치를 최소화하는 사후 배출량을 구할 수 있다. 이때에 민감도 벡터인 H는 화학수송모델에 의해서 구할 수 있고, 측정오차 및 배출량의 오차 범위(R, B)가 주어지면 위식에 의해서 사후 배출량을 계산할 수 있으며, R, B에 자세한 내용은 아래에서 설명하겠다.

본 연구에서는 이차 반응에 의해 생성된 입자농도가 포함된 측정 및 모델  $\text{PM}_{10}$ 을 활용하여 Primary  $\text{PM}_{10}$  배출량만을 산정하였고, 이는 물리 화학적으로 문제점을 내제하고 있다. 향후, 이차 생성 전구물질의 기여도 산출이 가능한 CMAQ-DDM 등의 기능을 활용하여 전구물질 및 Primary 최적의 배출량을 도출하는 연구가 진행될 필요가 있다.

## 2.2 인위적 배출량

본 연구에 적용한 동아시아 및 한반도 배출량은 다음과 같다.

동아시아지역에서 가장 인위적 배출량이 큰 중국은 Tsinghua University에서 2010년을 기준 개발된 MEIC (Multi-resolution Emission Inventory for China)자료를 활용하였다(<http://www.meicmodel.org>). MEIC 배출량은  $0.5^\circ \times 0.5^\circ$  공간 해상도로  $\text{SO}_2$ ,  $\text{NO}_x$ , CO, NMVOC,  $\text{NH}_3$ ,  $\text{CO}_2$ ,  $\text{PM}_{2.5}$ , PMcoarse, BC, OC 오염물질과 power, industry, residential, transportation, agriculture 5개 대분류로 자료가 제공된다. 중국을 제외한 동아시아지역은 2018년을 기준으로한 REAS (Regional Emission inventory in ASia)을 활용하였다(Ohara *et al.*, 2007). REAS 배출량은  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$  공간 해상도로  $\text{O}_2$ ,  $\text{NO}_x$ , CO, NMVOC,  $\text{PM}_{10}$ ,  $\text{PM}_{2.5}$ , BC, OC,  $\text{NH}_3$ ,  $\text{CH}_4$ ,  $\text{N}_2\text{O}$ ,  $\text{CO}_2$  오염물질과 power plant, industry, road transport, aviation, international navigation, other transport, domestic, extraction, solvents, fertilizer, manure management, waste, misc 등 대분류로 자료가 제공된다.

국내 배출량은 환경부 국립환경과학원에서 개발된 대기보전정책지원시스템 (Clean Air Policy Support System: CAPSS)을 사용하였다(Lee *et al.*, 2011). 본 연구에서는 2011년을 기준으로한 CAPSS 배출량을 활용하였으며,  $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$  공간해상도로 CO,  $\text{NO}_x$ ,  $\text{SO}_x$ ,  $\text{PM}_{10}$ , VOC,  $\text{NH}_3$ ,  $\text{PM}_{2.5}$ , TSP 오염물질과 13개 대분류(에너지산업 연소, 비산업 연소, 제조업 연소, 생산공정, 에너지수송 및 저장, 유기용제 사용, 도로 이동오염원, 비도로이동오염원, 폐기물처리, 농업, 기타 면오염원, 폐기물처리, 농업, 기타 면오염원, 비산 먼지, 생물성 연소) 및 중분류, 소분류, 연료 정보에 대해서 자료가 제공된다.

## 2.3 황사 배출량

황사 배출량은 기상청에서 황사 예보에 활용하는 Park *et al.* (2010)의 ADAM2 (The Asian Dust Aerosol Model 2) 모듈을 적용하였고, Choi *et al.* (2016)이 화학수송모델링 시스템에 적용된 모듈을 활용하여 황사 배출량을 도출하였다.

### 2.4 지역규모 모델링

본 연구에서 구축한 지역규모 화학수송모델링시스템 구축 모델은 다음과 같다. 기상모델은 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)에 의해 생성하였다. 대기질 화학수송모델은 미국 ENVIRON사가 개발한 Comprehensive Air Quality Model with Extensions (CAMx) version 6.0을 적용하였다 (ENVIRON 2012). 배출원별 기여도를 산정하기 위하여 CAMx-PSAT (Particle Source Apportionment Technology)를 활용하였다.

기상모델인 WRF의 주요 물리과정은 미세물리과정으로 WRF Single-Moent 6-class (WSM6) scheme, 장파, 단파 대기복사 과정은 Rapid Radiative Transfer Model (RRTM), Dudhia short radiation scheme, 행성 경계층 모수화 scheme으로는 Yonsei University (YSU) scheme, 그리고 적운 모수화 방법은 Kain-Fritsch (KF) scheme을 사용하였다. 또한 WRF 모델링에서 초기 및 경계조건은 Global Forecasting System (GFS)의 예보자료를 사용하여 지역규모모델링을 위한 기상입력자료를 작성하였다.

대기질 화학수송모델링 물리옵션은 가스상 화학메커니즘은 CB05 (Carbon Bond 2005) chemical mechanism, 에어로졸 화학반응은 CF (Coarse and Fine) 및 ISORROPIA1 화학평형 모델을 적용하였다. 이류과정에서 질량보전방법은 PPM (the Piecewise Parabolic Method) solver을 적용하였다. 연직 층은 15 layer로 구분하였으며, 최하층은 WRF와 동일하게 적용하였다.

화학수송모델링 시스템의 모델링 영역은 그림 1에 나타내었다. 도메인 1은 동아시아 영역으로 가로 146 격자, 세로 122 격자, 격자크기 27 km, 도메인 2는 한반도 영역으로 가로 55 격자, 세로 61 격자, 격자크기 09 km, 도메인 3은 수도권 영역으로 가로 55 격자, 세로 55 격자, 격자크기 03 km로 구성하였다.

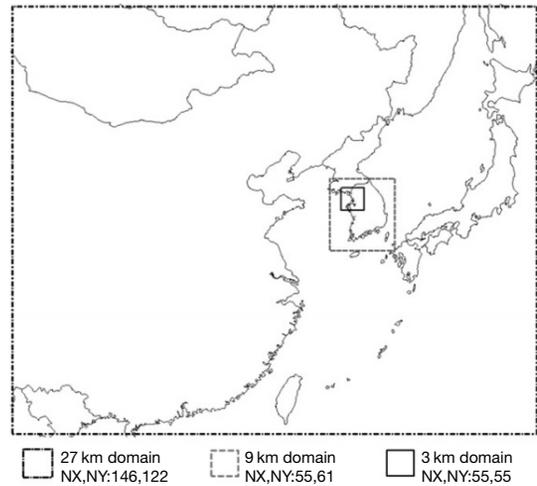


Fig. 1. The model domains to simulate the air quality in East Asia, Korea, Seoul Metropolitan Area region.

### 2.5 역모델링을 위한 배출량 지역구분 및 변수 속성

역모델링을 통해 최적 배출량 도출을 위한 배출량 지역구분은 그림 2에 나타내었다. 총 20개 지역으로 구분하였으며, 중국지역은 총 10개 지역으로 황사배출지역 (R01~R04), 도심 및 공업지역 (R01~R09), 도심지역 (R10)이다. 국내는 총 8개 지역으로 서울 (R12), 경기북부 (R13), 경기남부 (R14), 인천 (R15), 강원도 (R16), 충청도 (R17), 경상도 (R18), 전라도 (R19)이다. 기타지역은 R20이며, 북한은 R11로 구분하였다. 구분된 총 20개 지역으로 기여도 분석을 통해 기여도 (H)가 도출이 되며, 역모델링을 통해 실시간 배출량은 하루에 2번 예보 배출량이 업데이트된다.

역모델링의 중요한 입력 변수 중 하나인 측정자료 (R)와 배출량 오차 공분산 (B)을 입력하는 것이다. 배출량 오차 공분산 (B)는 배출량의 불확도의 범위를 지정하는 것으로, 보통 오차의 표준편차가 diagonal matrix로 입력된다. Hakami *et al.* (2005)는 생물성연소 배출량을 도출하기 위하여 역모델링 기법을 적용 시 B를 100%~350% 적용하였고, Huneus *et al.* (2012)는 해염에 대해서 200%, Black Carbon과 Organic matter 입자 배출량에 대해서는 100%, 황사

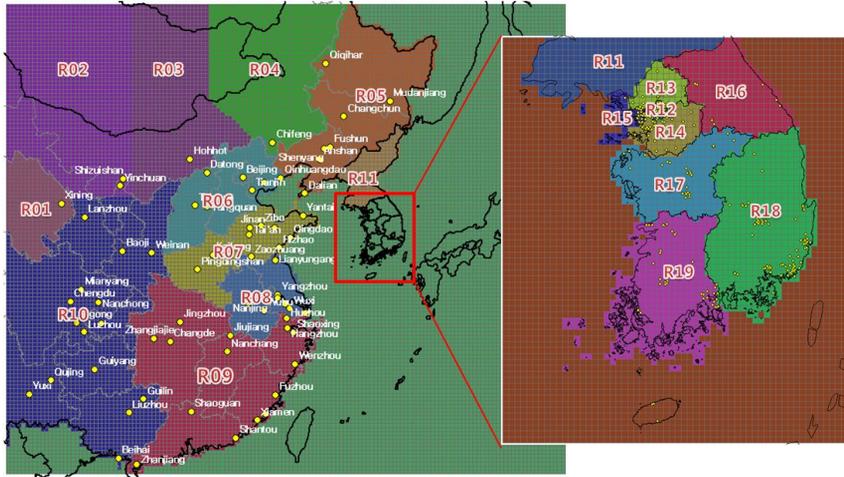


Fig. 2. Locations of PM<sub>10</sub> observation sites in China and Korea are denoted by circles. PM<sub>10</sub> emission regions are divided into 20 source area (R01~R20) for inverse modeling.

배출량에 대해서는 300%를 활용하였다. Ku and Park (2011)은 125%를 적용하였다. Koo *et al.* (2015)는 본 연구와 유사한 연구를 선행적으로 진행하였으며, 최적의 측정 및 배출량 오차 공분산을 20%, 200%을 각각 도출하였다. 본 연구에서는 Koo *et al.* (2015)에서 적용한 측정 (R) 및 배출량 (B) 오차공분산을 본 역모델링 예보시스템에 적용하였다.

역모델링에 활용한 측정자료는 그림 2에 나타내었다. 중국지역의 측정자료는 www.pm25.in에서 제공하는 도시 평균 자료를 역모델링 배출량 지역에 평균하여 사용하였으며, 한반도지역은 도시대기측정소를 8개 지역에 평균하여 적용하였다.

본 연구에서 역모델링을 통해 도출된 PM<sub>10</sub> 배출량은 Primary PM<sub>10</sub> 배출량으로서, 기존 배출량의 Primary PM<sub>10</sub> 배출량만을 보정하여 화학수송 예보모델링 시스템에 적용하였다.

## 2.6 한반도 예보권역

환경부는 2018년 현재 미세먼지 예보는 총 19개 권역으로 예보되고 있다. 예보 권역은 서울, 인천, 경기 북부, 경기남부, 강원영서, 강원영동, 충남, 충북, 세종, 대전, 경북, 경남, 대구, 울산, 부산, 전북, 전남, 광주,

제주도이다. 본 연구에서는 세종시를 제외한 18개 권역에 대해 미세먼지 예보를 평가하였다.

## 2.7 역모델링을 위한 실시간 예보 테이블

역모델링을 적용한 예보시스템의 시간테이블은 그림 3에 나타내었다. 예보시스템은 00UTC (09LST)와 12UTC (21LST)로 하루에 총 2번 운영되며 138시간이 예보된다.

기여도모델링분석의 스케줄링은 00UTC, 12UTC 모델 초기시간에서 -12시간부터 +12시간까지 총 24시간을 CAMx-PSAT 기여도 모듈을 활용하여 각각 하루에 2번 24시간 기여도를 도출한다. 도출된 지역별 배출원 기여도를 활용하여 역모델링을 통해 실시간 예보 배출량을 산정한다(그림 3의 빨간색부분). 도출된 실시간 예보 배출량은 예보모델링시스템에 입력된다.

화학수송모델링 정합도 평가를 위한 모델값 추출 시간 00UTC의 12시간, 12UTC의 12시간을 추출하여 평가하였으며, 실시간 예보 운영 평가를 위한 모델값 추출 시간은 D+1을 기준으로 12UTC 모델자료에서 아래 그림 녹색 구간의 24시간 자료를 추출하여 미세먼지 예보를 평가하였다.

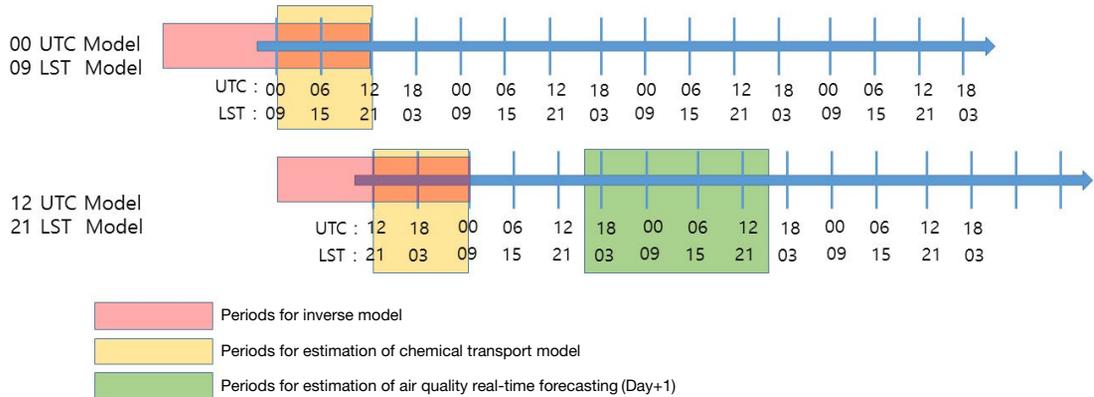


Fig. 3. Time table for air quality forecasting system with inverse model at 00UTC (09LST) and 12UTC (21LST).

Table 1. Model configure for PM<sub>10</sub> forecasting.

Category	Global weather forecasting data	Meteorological and air quality model	Anthropogenic emission in East Asia	Anthropogenic emission in Korea	Characteristics
CASE02	GFS	WRF v3.6.1	MEIC (2010)	2011 CAPSS	Without inverse model
CASE05		CAMx v6.0	REAS (2008)		With inverse model

본 논문에서는 역모델링 기간을 24시간을 선정하였는데, 이렇게 되면 인근지역에 배출원기여도를 볼 수 있지만 중장거리 이동에 의한 원거리 지역에 배출원 기여도를 보기 어려운 한계가 있다. 향후 중장거리 영향을 고려하기 위하여 역모델링 기간을 늘려 예보 평가가 필요하다.

### 2.8 평가 모델 구성

역모델링을 적용한 화학수송모델 결과 검증을 위하여 아래 표 1과 같이 모델을 구성하였다. 역모델링 적용 유무에 따라 비교 모델을 구성하였으며, 기상, 대기질 모델 및 배출량을 동일하게 구성하였다.

### 2.9 결과분석방법

예보 모델결과와 측정자료의 정확도를 분석하는 방법으로 US EPA (2007)의 오존과 PM<sub>2.5</sub>의 모델링 정합도 분석을 위한 지침에서 제시하고 있는 통계항목 중 MBIAS (Mean Bias), NMB (Normalized Mean Bias), IOA (Index Of Agreement)를 사용하였고, R

(Correlation Coefficient) 항목을 추가하여 분석하였다.

$$MBIAS = \frac{1}{N} \sum_1^N (Model - Obs) \quad (8)$$

$$NMB = \frac{\sum_1^N (Model - Obs)}{\sum_1^N Obs} \times 100 \quad (9)$$

$$IOA = 1 - \frac{\sum_1^N (Model - Obs)^2}{\sum_1^N (|Model - \overline{Obs}| - |Obs - \overline{Obs}|)^2} \quad (10)$$

$$R = \frac{\sum (Model - \overline{Model}) \times (Obs - \overline{Obs})}{\sqrt{\sum (Model - \overline{Model})^2 \times \sum (Obs - \overline{Obs})^2}} \quad (11)$$

PM<sub>10</sub> 예보 성능은 전 기간과 고농도 기간으로 나누어 각각 분석하였다. 전체 예보성능은 지수에 대하여 적중률(A: Accuracy)을 분석하고, 인체에 영향을 미치는 80 µg/m<sup>3</sup> (PM<sub>10</sub>)을 초과하는 고농도 발생에 대해서는 감지확률(POD: Probability of Detection),

Category		Prediction			
		Good	Moderate	Unhealthy	Very Unhealthy
Measurement	Good	a1	b1	c1	d1
	Moderate	a2	b2	c2	d2
	Unhealthy	a3	b3	c3	d3
	Very Unhealthy	a4	b4	c4	d4

I : , II : , III : , IV :

Mthods	Formula
A: Accuracy	$= \frac{(a1 + b2 + c3 + d4)}{N} \times 100(\%)$
POD: Probability of Detection	$= \frac{IV}{(III + IV)} \times 100(\%)$
FAR: False Alarm Rate	$= \frac{(II)}{(II + IV)} \times 100(\%)$

Fig. 4. Items and methods for validation of performance of forecast model.

Table 2. Air Quality Index (AQI) of PM<sub>10</sub> in Korea.

Pollutant	Good		Moderate		Unhealthy		Very Unhealthy
	Min	Max	Min	Max	Min	Max	-
PM <sub>10</sub> (μg/m <sup>3</sup> )	0	30	31	80	81	150	151 and above

거짓정보율 (FAR: False Alarm Rate)을 분석하였다. 예보성능 평가를 위한 자세한 방법은 그림 4에 정리하였다.

통합대기환경지수는 대기오염도에 따른 인체 영향 및 체감오염도를 고려하여 개발된 대기오염도 표현 방식으로 좋음, 보통, 나쁨, 매우나쁨 4구간으로 표현되며, PM<sub>10</sub> 지수구간 범위는 표 2와 같다.

### 3. 연구 결과

예보 평가를 수행하기 전에 역모델링을 적용한 2017년 화학수송모델 정합도를 평가하고, 2017년 1월 1일~2018년 9월 23일까지 18개 권역에 대해 실시간 예보 운영 평가를 수행 하고자 한다.

#### 3.1 화학수송모델 정합도 평가

2017년 평균 역모델링을 적용한 사후/사전 배출량

비인 지역별 Emission Correction Factor를 그림 5에 나타내었다.

황사 배출량 지역인 R01~R04는 Emission Correction Factor (사후/사전 배출량)가 1 이상으로 황사 배출량 모듈로 계산된 황사 배출량이 부족하여 사후 배출량이 증가하는 것을 나타냈다.

중국 도심 및 공업지역인 R05~R07은 Emission Correction Factor (사후/사전 배출량)가 1 이상으로 사후 배출량이 증가하였다. 그러나 R08 및 R09는 Emission Correction Factor (사후/사전 배출량)가 1 이하로 사후 배출량이 감소하는 것으로 나타났다.

한국은 서울과 인천은 Emission Correction Factor (사후/사전 배출량)가 1 이하로 사후 배출량이 감소하는 경향을 보이며, 그 외 지역은 사후 배출량이 증가하는 것으로 나타났다.

본 연구에서 도출한 Emission Correction Factor는 이차 생성 입자 농도가 포함된 측정과 모델의 PM<sub>10</sub> 농도 및 Primary PM<sub>10</sub> 배출량을 활용하여 최적의 배출량이 도출된 것으로 전구물질 배출량 등의 최적화를 수행하지 않았으므로 물리화학적인 한계를 지니고 있다. 따라서 사전 배출량인 중국 MEIC 2010 및 한반도 CAPSS 2011 배출량이 과대 및 과소산전을 직접적으로 판단을 할 수는 없는 요소이다. 그러나 본

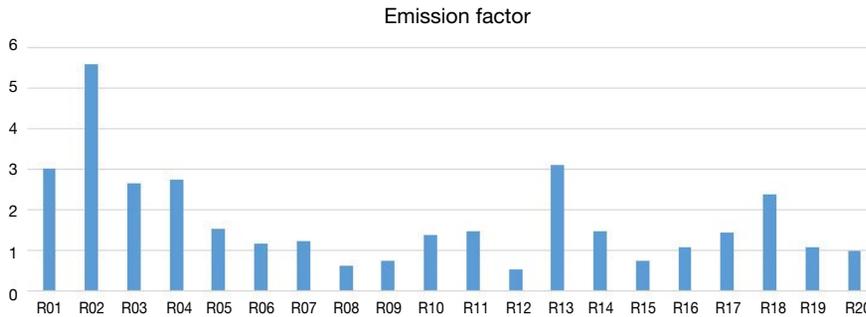


Fig. 5. The yearly PM<sub>10</sub> emission correction factors(a posteriori emissions/a priori emissions) with inverse model by regions for 2017.

연구에서는 사전 연구로서 역모델링을 활용하여 Primary PM<sub>10</sub> 배출량 보완에 따른 미세먼지 예보 개선 효과를 분석하고자 하는데 목표를 두었다.

그림 6은 서울, 인천, 대전, 광주, 부산지역에 역모델링 적용 전(CASE02)과 적용 후(CASE05)의 모델값과 측정값의 일평균 시계열 분석을 나타내었다. 역모델링 적용 전후 대부분 유사한 결과를 나타내지만 5월 고농도 사례일에 역모델링을 적용한 CASE05가 측정값을 더욱 잘 모사하고 있다.

표 3은 서울, 인천, 대전, 광주, 부산지역에 역모델링 적용 전(CASE02)과 적용 후(CASE05)의 모델값과 측정값의 일평균 통계값을 나타낸 것으로, 인천지역을 제외하고 모델값이 측정값을 저평가하였던 지역은 농도가 보완되며, 과대평가되었던 지역은 농도가 감소하여 측정값과 유사하게 나타나는 것으로 나타났다. 또한 IOA가 서울지역은 0.75에서 0.88, 인천지역은 0.63에서 0.76, 대전지역은 0.71에서 0.85, 광주지역은 0.64에서 0.80, 부산지역은 0.67에서 0.81로 개선되었다.

그림 7은 동아시아, 한반도 및 수도권지역에 역모델링 적용 전(CASE02)와 적용 후(CASE05)의 PM<sub>10</sub> 2017년 평균 공간분포를 나타내었다. 앞서 살펴본 바와 같이 중국지역은 R08과 R09를 제외하고 대부분 지역이 PM<sub>10</sub> 농도가 증가하였고, 한반도지역은 R13인 경기북부, R18인 경상도지역이 PM<sub>10</sub> 농도가 크게 증가한 것으로 나타났다.

### 3.2 실시간 예보 운영 평가

개발된 역모델링 기법을 실시간 화학수송모델에 적용하여, 예보 개선효과를 평가하였다.

예보 평가기간은 2017년 전 기간, 2018년 1월 1일 ~2018년 9월 23일까지이다. 여기서, 2017년은 미세먼지 고농도 사례일이 대부분 존재하는 봄(3월~5월)과 겨울(12월~2월) 구분하여 계절별로 평가하였다.

평가지역은 예보권역 19개 중, 세종시를 제외한 18개 지역인 서울, 인천, 경기남부, 경기북부, 강원영서, 강원영동, 충청북도, 충청남도, 대전, 경상남도, 경상북도, 부산, 대구, 울산, 전라북도, 전라남도, 광주, 제주도이다.

예보 평가 지표는 예보지수(A: 적중률, POD: 감지 확률, FAR: 오경보율) 및 통계지수(R, IOA, MBIAS, NMB)이다.

자세한 예보 운영평가는 아래에 설명하겠다.

#### 3.2.1 2017년 운영평가

표 4는 2017년 역모델링을 적용한 예보모델의 다음날(D+1) 예보값에 대해 예보지수를 평가하였다.

A는 CASE02가 제주지역이 62.72%로 가장 낮았으며, 충북지역이 79.09%로 가장 높았다. CASE05는 CASE02와 같이 제주지역이 65.16%로 가장 낮았으며, 충북지역이 79.79%로 가장 높았다. A는 전남과 충남지역을 제외하고 전 지역에서 역모델링을 적용

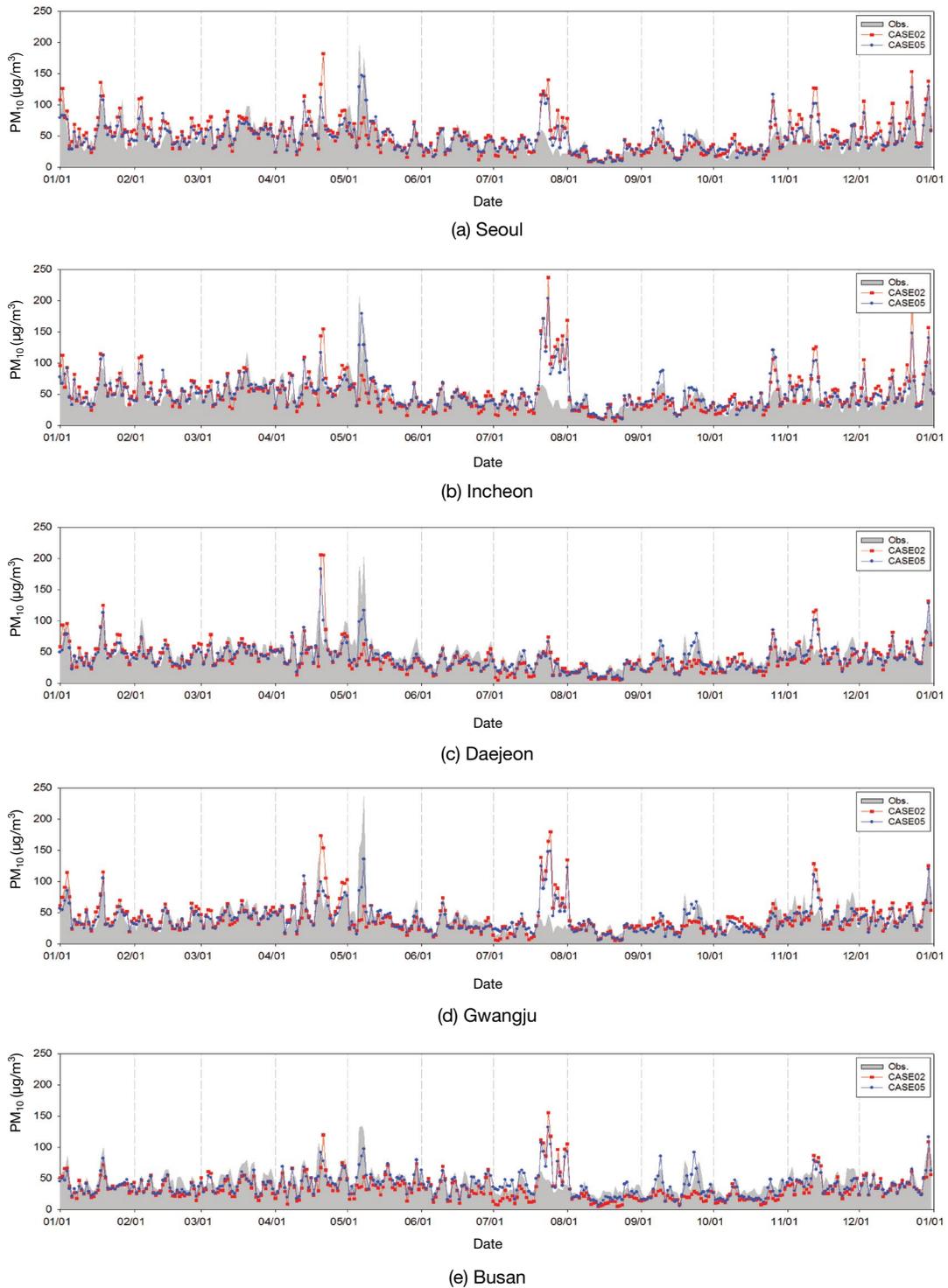
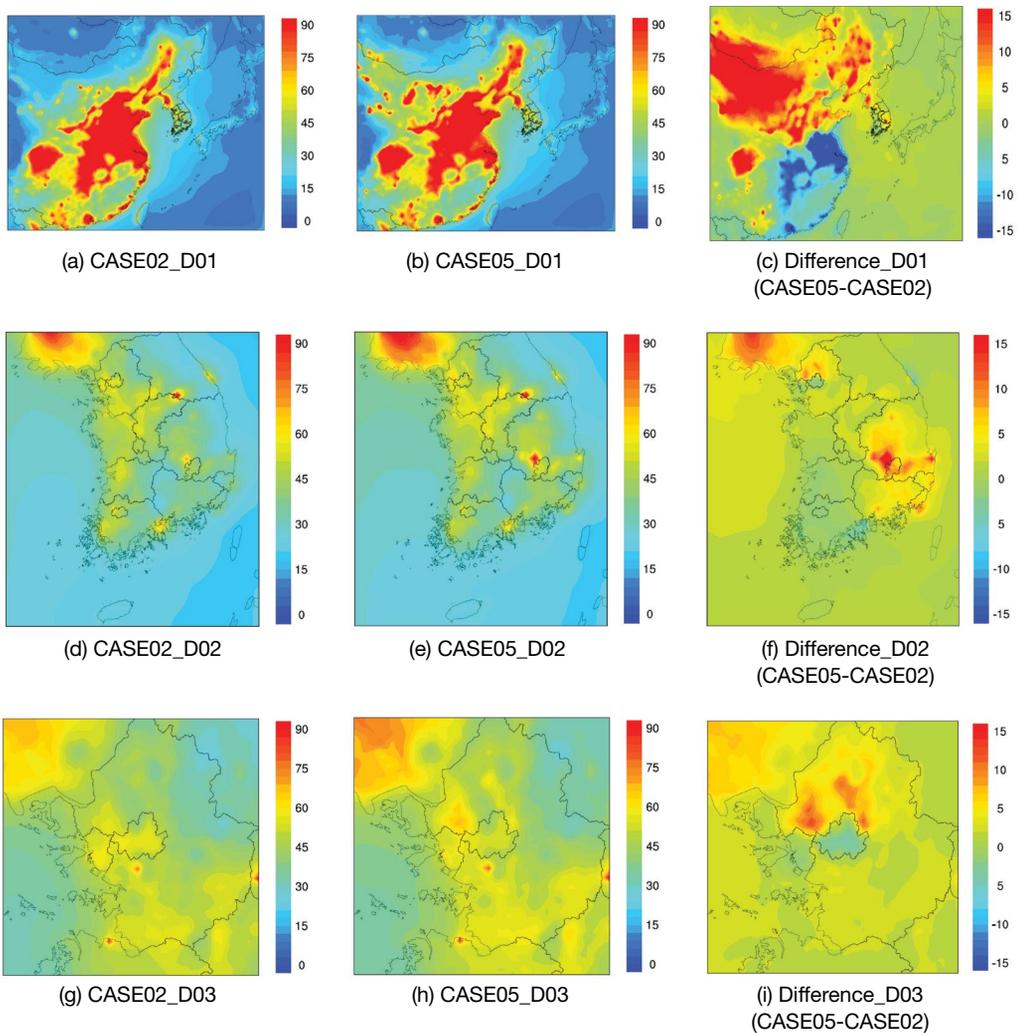


Fig. 6. Time series plots of measured and forecasted daily concentrations using data inverse model for 2017.

**Table 3.** A statistical summary of chemical transport model in predicting PM<sub>10</sub> without and with data inverse model for 2017.

Region	Classify	Mean Obs. ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	Mean Model ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	IOA	MBIAS ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	NMB (%)
Seoul	CASE02	43.83	49.20	0.75	5.36	12.23
	CASE05		46.62	0.88	2.79	6.36
Incheon	CASE02	45.41	50.77	0.63	5.36	11.81
	CASE05		51.23	0.76	5.82	12.83
Daejeon	CASE02	45.17	39.66	0.71	-5.52	-12.21
	CASE05		40.11	0.85	-5.07	-11.21
Gwangju	CASE02	40.34	40.97	0.64	0.63	1.57
	CASE05		39.03	0.80	-1.31	-3.25
Busan	CASE02	43.71	33.53	0.67	-10.18	-23.28
	CASE05		38.80	0.81	-4.91	-11.23



**Fig. 7.** The yearly PM<sub>10</sub> spatial distributions of without and with inverse model and different map for 2017.

**Table 4.** A categorical forecasts scores for performance of real-time forecasting without and with data assimilation for 2017.

Region	A (%)			POD (%)			FAR (%)		
	CASE02	CASE05	CASE05-CASE02	CASE02	CASE05	CASE05-CASE02	CASE02	CASE05	CASE05-CASE02
Seoul	68.99 (198/287)	74.22 (213/287)	5.23	52.38 (11/21)	66.67 (14/21)	14.29	71.05 (27/38)	54.84 (17/31)	-16.21
Incheon	69.69 (200/287)	72.13 (207/287)	2.44	52.17 (12/23)	65.22 (15/23)	13.04	70.00 (28/40)	63.42 (26/41)	-6.59
Southern Gyeonggi	71.43 (205/287)	72.82 (209/287)	1.39	38.71 (12/31)	54.84 (17/31)	16.13	64.71 (22/34)	56.41 (22/39)	-8.30
Northern Gyeonggi	66.90 (192/287)	73.87 (212/287)	6.97	30.56 (11/36)	47.22 (17/36)	16.67	50.00 (11/22)	45.16 (14/31)	-4.84
Western Kangwon	73.87 (212/287)	75.96 (218/287)	2.09	24.14 (7/29)	37.93 (11/29)	13.79	30.00 (3/10)	38.89 (7/18)	8.89
Eastern Kangwon	63.42 (182/287)	64.81 (186/287)	1.39	22.22 (2/9)	77.78 (7/9)	55.56	92.31 (24/26)	83.33 (35/42)	-8.97
Daejeon	76.31 (219/287)	77.35 (222/287)	1.05	23.08 (3/13)	46.15 (6/13)	23.08	78.57 (11/14)	60.00 (9/15)	-18.57
Chungbuk	79.09 (227/287)	79.79 (229/287)	0.70	46.67 (7/15)	66.67 (10/15)	20.00	66.67 (14/21)	58.33 (14/24)	-8.33
Chunnam	71.08 (204/287)	70.04 (201/287)	-1.05	36.36 (8/22)	36.36 (8/22)	0.00	70.37 (19/27)	72.41 (21/29)	2.04
Gwangju	69.69 (200/287)	73.52 (211/287)	3.83	40.00 (6/15)	60.00 (9/15)	20.00	70.00 (14/20)	57.14 (12/21)	-12.86
Jeonbuk	73.17 (210/287)	76.66 (220/287)	3.48	41.67 (10/24)	45.83 (11/24)	4.17	54.55 (12/22)	42.11 (8/19)	-12.44
Jeonnam	70.73 (203/287)	69.34 (199/287)	-1.39	20.00 (1/5)	80.00 (4/5)	60.00	95.46 (21/22)	83.33 (20/24)	-12.12
Busan	63.76 (183/287)	73.52 (211/287)	9.76	27.27 (3/11)	54.55 (6/11)	27.27	72.73 (8/11)	70.00 (14/20)	-2.73
Daegu	69.34 (199/287)	73.52 (211/287)	4.18	40.00 (4/10)	80.00 (8/10)	40.00	73.33 (11/15)	63.64 (14/22)	-9.70
Ulsan	70.04 (201/287)	79.44 (228/287)	9.41	18.18 (2/11)	54.55 (6/11)	36.36	83.33 (10/12)	64.71 (11/17)	-18.63
Gyeongbuk	75.61 (217/287)	75.96 (218/287)	0.35	25.00 (2/8)	62.50 (5/8)	37.50	75.00 (6/8)	61.54 (8/13)	-13.46
Gyeonnam	64.46 (185/287)	75.96 (218/287)	11.50	12.50 (1/8)	37.50 (3/8)	25.00	91.67 (11/12)	78.57 (11/14)	-13.10
Jeju	62.72 (180/287)	65.16 (187/287)	2.44	14.29 (1/7)	28.57 (2/7)	14.29	50.00 (1/2)	0.00 (0/2)	-50.00

한 CASE05가 개선되는 것으로 나타났다. 특히 경남 및 부산지역에서는 각각 11.50%, 9.76%로 가장 크게 개선되었다.

POD는 CASE02가 부산지역에서 12.50%로 가장

낮았으며, 서울지역이 52.38%로 가장 높았다. CASE05는 제주지역이 28.57%로 가장 낮았으며, 대구지역이 80.00%로 가장 높았다. POD는 예보 전 지역에서 개선되는 것을 확인할 수 있었다. 특히 강원

영동 및 전남지역에서 각각 55.56%, 60.00%로 가장 크게 개선되었다.

FAR는 충남 및 강원영서지역을 제외하고 역모델링을 적용한 CASE05가 감소하는 것을 확인할 수 있다.

역모델링을 적용한 예보모형은 A, POD, FAR가 예보 전 권역에서 대부분 개선되었으며, 특히 한반도 남부지역에서 개선효과가 큰 것을 확인할 수 있었다.

표 5는 2017년 역모델링을 적용한 예보모델의 다음날(D+1) 예보값에 대해 통계평가를 나타내었다.

R와 IOA는 모델과 측정값의 시계열 유사도를 평가하는 지표로서, R은 CASE02가 전남지역에서 0.36으로 가장 낮았으며, 강원영서지역에서 0.69로 가장 높았다. CASE05는 인천지역에서 0.58로 가장 낮았으며, 강원영서 및 충북지역에서 0.77로 가장 높았다. R은 역모델링을 적용한 CASE05가 CASE02 모델보다 전 지역에서 크게 개선이 되고 있으며, 역모델링 모델이 측정값의 시계열 패턴을 보다 적절하게 모사하고 있다.

MBIAS와 NMB는 모델과 측정값의 과대 과소를 평가하는 지표로서, NMB는 CASE02이 광주

지역에서 0.26%로 가장 낮았으며, 제주지역에서 -35.09%로 가장 높았다. CASE05는 충북지역에서 0.07%로 가장 낮았으며, 제주지역에서 -32.14%로 가장 높았다. 역모델링을 적용한 CASE05는 경기북부, 부산, 대구, 울산, 경북, 경남지역에서 모델이 측정값을 과소평가하는 경향을 약 10% 이상 개선한다.

### 3.2.1.1 봄(3월~5월)

표 6은 2017년 봄, 역모델링을 적용한 예보모델의 다음날(D+1) 예보값에 대해 예보지수를 평가하였다.

A는 CASE02가 제주지역이 47.19%로 가장 낮았으며, 충북지역이 79.78%로 가장 높았다. CASE05는 CASE02와 같이 제주지역이 56.18%로 가장 낮았으며, 충북지역이 84.27%로 가장 높았다. A는 강원영동과 전남지역을 제외하고 전 지역에서 역모델링을 적용한 CASE05가 개선되는 것으로 나타났다. 특히 경남 및 울산지역에서는 각각 15.78%, 14.61%로 가장 크게 개선되었다.

POD는 CASE02가 경북, 경남, 대구, 부산, 전남, 대전, 강원영서에서 0%로 가장 낮았으며, 전북지역이

**Table 5.** A statistical summary for performance of real-time forecasting without and with data assimilation for 2017.

Region	CASE03				CASE04			
	R	IOA	MBIAS ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	NMB (%)	R	IOA	MBIAS ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	NMB (%)
Seoul	0.55	0.72	5.71	12.39	0.71	0.82	4.66	10.11
Incheon	0.38	0.57	6.18	13.09	0.58	0.70	8.29	17.56
Southern Gyeonggi	0.50	0.70	-1.54	-2.94	0.68	0.81	1.50	2.86
Northern Gyeonggi	0.58	0.73	-10.46	-19.02	0.72	0.84	-3.35	-6.10
Western Kangwon	0.69	0.78	-9.63	-19.04	0.77	0.86	-5.58	-11.04
Eastern Kangwon	0.42	0.60	11.03	27.04	0.59	0.70	11.47	28.12
Daejeon	0.55	0.72	-6.00	-12.77	0.75	0.85	-3.42	-7.28
Chungbuk	0.65	0.79	1.95	4.25	0.77	0.85	5.54	12.09
Chunnam	0.33	0.55	-2.16	-4.41	0.60	0.75	0.03	0.07
Gwangju	0.41	0.62	0.11	0.26	0.64	0.79	0.62	1.47
Jeonbuk	0.48	0.67	-5.54	-10.99	0.70	0.83	-3.80	-7.54
Jeonnam	0.36	0.52	8.95	24.28	0.63	0.73	9.52	25.83
Busan	0.47	0.64	-8.96	-19.75	0.60	0.74	-2.93	-6.47
Daegu	0.56	0.73	-4.63	-10.72	0.66	0.79	1.73	4.00
Ulsan	0.49	0.66	-8.92	-19.89	0.63	0.77	-4.39	-9.79
Gyeongbuk	0.63	0.78	-3.96	-9.66	0.73	0.84	2.79	6.80
Gyeongnam	0.51	0.66	-10.15	-22.64	0.65	0.78	-5.71	-12.73
Jeju	0.58	0.66	-13.05	-35.09	0.74	0.77	-11.95	-32.14

**Table 6.** A categorical forecasts scores for performance of real-time forecasting without and with data assimilation in spring for 2017.

Region	A (%)			POD (%)			FAR (%)		
	CASE03	CASE04	CASE04 - CASE03	CASE03	CASE04	CASE04 - CASE03	CASE03	CASE04	CASE04 - CASE03
Seoul	71.91 (64/89)	79.78 (71/89)	7.87	30.77 (4/13)	53.85 (7/13)	23.08	63.64 (7/11)	36.36 (4/11)	-27.27
Incheon	71.91 (64/89)	76.40 (68/89)	4.49	33.33 (5/15)	60.00 (9/15)	26.67	50.00 (5/10)	35.71 (5/14)	-14.29
Southern Gyeonggi	70.79 (63/89)	71.91 (64/89)	1.12	26.32 (5/19)	47.37 (9/19)	21.05	44.44 (4/9)	35.71 (5/14)	-8.73
Northern Gyeonggi	58.43 (52/89)	73.03 (65/89)	14.61	5.00 (1/20)	35.00 (7/20)	30.00	66.67 (2/3)	22.22 (2/9)	-44.44
Western Kangwon	67.42 (60/89)	82.02 (73/89)	14.61	0.00 (0/12)	33.33 (4/12)	33.33	100.00 (1/1)	20.00 (1/5)	-80.00
Eastern Kangwon	76.40 (68/89)	71.91 (64/89)	-4.49	12.50 (1/8)	87.50 (7/8)	75.00	87.50 (7/8)	68.18 (15/22)	-19.32
Daejeon	70.79 (63/89)	75.28 (67/89)	4.49	0.00 (0/8)	37.50 (3/8)	37.50	100.00 (3/3)	50.00 (3/6)	-50.00
Chungbuk	79.78 (71/89)	84.27 (75/89)	4.49	16.67 (1/6)	50.00 (3/6)	33.33	75.00 (3/4)	57.14 (4/7)	-17.86
Chunnam	74.16 (66/89)	74.16 (66/89)	0.00	23.08 (3/13)	38.46 (5/13)	15.38	57.14 (4/7)	54.55 (6/11)	-2.60
Gwangju	68.54 (61/89)	78.65 (70/89)	10.11	28.57 (2/7)	71.43 (5/7)	42.86	60.00 (3/5)	28.57 (2/7)	-31.43
Jeonbuk	67.42 (60/89)	70.79 (63/89)	3.37	35.29 (6/17)	41.18 (7/17)	5.88	40.00 (4/10)	22.22 (2/9)	-17.78
Jeonnam	77.53 (69/89)	76.40 (68/89)	-1.12	0.00 (0/4)	75.00 (3/4)	75.00	100.00 (6/6)	66.67 (6/9)	-33.33
Busan	62.92 (56/89)	75.28 (67/89)	12.36	0.00 (0/7)	57.14 (4/7)	57.14	100.00 (2/2)	42.86 (3/7)	-57.14
Daegu	66.29 (59/89)	75.28 (67/89)	8.99	0.00 (0/4)	75.00 (3/4)	75.00	100.00 (1/1)	50.00 (3/6)	-50.00
Ulsan	66.29 (59/89)	80.90 (72/89)	14.61	12.50 (1/8)	50.00 (4/8)	37.50	50.00 (1/2)	33.33 (2/6)	-16.67
Gyeongbuk	73.03 (65/89)	80.90 (72/89)	7.87	0.00 (0/4)	75.00 (3/4)	75.00	100.00 (1/1)	40.00 (2/5)	-60.00
Gyeonnam	62.92 (56/89)	78.65 (70/89)	15.73	0.00 (0/4)	50.00 (2/4)	50.00	100.00 (1/1)	50.00 (2/4)	-50.00
Jeju	47.19 (42/89)	56.18 (50/89)	8.99	14.29 (1/7)	28.57 (2/7)	14.29	0.00 (0/1)	0.00 (0/2)	0.00

35.29%로 가장 높았다. CASE05는 제주지역이 28.57%로 가장 낮았으며, 전남, 대구, 경북지역이 75.00%로 가장 높았다. POD는 예보 전 지역에서 개

선되는 것을 확인할 수 있었다. POD가 감지되지 않았던 지역에서 역모델링 모델을 적용 후, 고농도가 감지되었으며, 특히 전남, 대구, 경북지역에서는 각각

**Table 7.** A statistical summary for performance of real-time forecasting without and with data assimilation in spring for 2017.

Region	CASE03				CASE04			
	R	IOA	MBIAS ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	NMB (%)	R	IOA	MBIAS ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	NMB (%)
Seoul	0.41	0.61	-5.53	-9.24	0.76	0.85	-0.99	-1.66
Incheon	0.37	0.59	-7.56	-12.38	0.71	0.81	0.11	0.18
Southern Gyeonggi	0.37	0.57	-14.70	-21.67	0.74	0.84	-5.88	-8.66
Northern Gyeonggi	0.43	0.57	-20.49	-29.99	0.80	0.86	-9.83	-14.38
Western Kangwon	0.49	0.60	-17.38	-28.07	0.81	0.86	-8.97	-14.49
Eastern Kangwon	0.38	0.58	1.69	3.11	0.68	0.77	8.83	16.30
Daejeon	0.28	0.49	-12.69	-21.84	0.75	0.85	-6.25	-10.76
Chungbuk	0.43	0.63	-5.40	-9.60	0.82	0.88	2.20	3.91
Chunnam	0.29	0.49	-12.55	-19.78	0.71	0.83	-5.29	-8.33
Gwangju	0.42	0.56	-8.16	-15.35	0.78	0.88	-3.44	-6.47
Jeonbuk	0.38	0.56	-15.91	-24.16	0.77	0.85	-10.06	-15.28
Jeonnam	0.26	0.45	2.73	5.91	0.73	0.83	6.66	14.40
Busan	0.38	0.56	-14.53	-26.70	0.60	0.75	-5.73	-10.54
Daegu	0.39	0.59	-10.05	-20.26	0.69	0.78	-0.93	-1.88
Ulsan	0.38	0.56	-17.59	-31.15	0.68	0.78	-11.03	-19.53
Gyeongbuk	0.37	0.58	-8.23	-17.31	0.74	0.84	0.54	1.15
Gyeonnam	0.41	0.56	-16.18	-30.42	0.72	0.80	-9.48	-17.83
Jeju	0.48	0.59	-16.66	-35.10	0.77	0.78	-13.70	-28.86

75.00%로 가장 크게 개선되었다.

FAR는 전 지역에서 역모델링을 적용한 CASE05가 감소하는 것을 확인할 수 있다.

봄철 역모델링을 적용한 예보모형은 A, POD, FAR가 예보 전 권역에서 대부분 개선되었다.

표 7은 2017년 봄, 역모델링을 적용한 예보모델의 다음날(D+1) 예보값에 대해 통계평가를 나타내었다.

R와 IOA는 모델과 측정값의 시계열 유사도를 평가하는 지표로서, R은 CASE02가 전남지역에서 0.36으로 가장 낮았으며, 강원영서지역에서 0.69로 가장 높았다. CASE05는 인천지역에서 0.58로 가장 낮았으며, 강원영서 및 충북지역에서 0.77로 가장 높았다. R은 역모델링을 적용한 CASE05가 CASE02 모델보다 전 지역에서 크게 개선이 되고 있으며, 역모델링 모델이 측정값의 시계열 패턴을 보다 적절하게 모사하고 있다.

MBIAS와 NMB는 모델과 측정값의 과대 과소를 평가를 나타내는 지표로서, NMB는 CASE02이 광주 지역에서 0.26%로 가장 낮았으며, 제주지역에서 -35.09%로 가장 높았다. CASE05는 충북지역에서 0.07%로 가장 낮았으며, 제주지역에서 -32.14%로 가장 높았다. 역모델링을 적용한 CASE05는 경기북부, 부산, 대구, 울산, 경북, 경남지역에서 모델이 측정값을 과소평가하는 경향을 약 10% 이상 개선한다.

### 3.2.1.2 겨울

표 8은 2017년 겨울, 역모델링을 적용한 예보모델의 다음날(D+1) 예보값에 대해 예보지수를 평가하였다.

A는 CASE02가 전남지역에서 60.98%로 가장 낮았으며, 울산지역이 81.71%로 가장 높았다. CASE05는 전남지역에서 63.41%로 가장 낮았으며, 전북지역이 82.93%로 가장 높았다. A는 서울, 강원영동, 충북, 전

**Table 8.** A categorical forecasts scores for performance of real-time forecasting without and with data assimilation in winter for 2017.

Region	A (%)			POD (%)			FAR (%)		
	CASE02	CASE05	CASE05-CASE02	CASE02	CASE05	CASE05-CASE02	CASE02	CASE05	CASE05-CASE02
Seoul	68.29 (56/82)	70.73 (58/82)	2.44	87.50 (7/8)	87.50 (7/8)	0.00	58.82 (10/17)	50.00 (7/14)	-8.82
Incheon	70.73 (58/82)	69.51 (57/82)	-1.22	87.50 (7/8)	75.00 (6/8)	-12.50	56.25 (9/16)	60.00 (9/15)	3.75
Southern Gyeonggi	78.05 (64/82)	76.83 (63/82)	-1.22	70.00 (7/10)	70.00 (7/10)	0.00	50.00 (7/14)	50.00 (7/14)	0.00
Northern Gyeonggi	80.49 (66/82)	78.05 (64/82)	-2.44	71.43 (10/14)	71.43 (10/14)	0.00	16.67 (2/12)	37.50 (6/16)	20.83
Western Kangwon	73.17 (60/82)	70.73 (58/82)	-2.44	43.75 (7/16)	43.75 (7/16)	0.00	0.00 (0/7)	30.00 (3/10)	30.00
Eastern Kangwon	60.98 (50/82)	67.07 (55/82)	6.10	0.00 (0/1)	0.00 (0/1)	0.00	100.00 (4/4)	100.00 (6/6)	0.00
Daejeon	80.49 (66/82)	79.27 (65/82)	-1.22	60.00 (3/5)	60.00 (3/5)	0.00	57.14 (4/7)	50.00 (3/6)	-7.14
Chungbuk	79.27 (65/82)	80.49 (66/82)	1.22	75.00 (6/8)	75.00 (6/8)	0.00	45.45 (5/11)	40.00 (4/10)	-5.45
Chunnam	73.17 (60/82)	67.07 (55/82)	-6.10	83.33 (5/6)	50.00 (3/6)	-33.33	37.50 (3/8)	50.00 (3/6)	12.50
Gwangju	74.39 (61/82)	73.17 (60/82)	-1.22	57.14 (4/7)	42.86 (3/7)	-14.29	0.00 (0/4)	0.00 (0/3)	0.00
Jeonbuk	79.27 (65/82)	82.93 (68/82)	3.66	57.14 (4/7)	57.14 (4/7)	0.00	0.00 (0/4)	0.00 (0/4)	0.00
Jeonnam	60.98 (50/82)	63.41 (52/82)	2.44	14.29 (1/7)	14.29 (1/7)	0.00	75.00 (3/4)	50.00 (1/2)	-25.00
Busan	67.07 (55/82)	70.73 (58/82)	3.66	25.00 (1/4)	50.00 (2/4)	25.00	0.00 (0/4)	0.00 (0/2)	0.00
Daegu	80.49 (66/82)	76.83 (63/82)	-3.66	80.00 (4/5)	80.00 (4/5)	0.00	0.00 (0/4)	20.00 (1/5)	20.00
Ulsan	81.71 (67/82)	78.05 (64/82)	-3.66	66.67 (2/3)	66.67 (2/3)	0.00	0.00 (0/2)	33.33 (1/3)	33.33
Gyeongbuk	80.49 (66/82)	78.05 (64/82)	-2.44	50.00 (2/4)	50.00 (2/4)	0.00	0.00 (0/2)	50.00 (2/4)	50.00
Gyeonnam	74.39 (61/82)	74.39 (61/82)	0.00	25.00 (1/4)	25.00 (1/4)	0.00	0.00 (0/2)	0.00 (0/3)	0.00
Jeju	80.49 (66/82)	76.83 (63/82)	-3.66	0.00 (0/0)	0.00 (0/0)	0.00	50.00 (1/2)	0.00 (0/3)	-50.00

북, 전남, 부산지역에서 역모델링을 적용한 CASE05가 개선되는 것으로 나타났다. 특히 강원영동지역에서는 6.10%로 가장 크게 개선되었다.

POD는 CASE02가 제주 및 강원영동지역에서 0%로 가장 낮았으며, 서울지역이 87.50%로 가장 높았다. CASE05는 CASE02와 같이 제주 및 강원영동지역

**Table 9.** A statistical summary for performance of real-time forecasting without and with data assimilation in winter for 2017.

Region	CASE03				CASE04			
	R	IOA	MBIAS ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	NMB (%)	R	IOA	MBIAS ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	NMB (%)
Seoul	0.77	0.79	15.13	30.59	0.75	0.83	7.47	15.10
Incheon	0.78	0.75	15.60	34.86	0.73	0.75	11.33	25.11
Southern Gyeonggi	0.79	0.83	8.03	16.10	0.72	0.81	4.91	9.68
Northern Gyeonggi	0.76	0.82	-6.72	-10.47	0.70	0.81	-2.71	-4.12
Western Kangwon	0.85	0.84	-10.63	-15.90	0.77	0.84	-8.58	-13.68
Eastern Kangwon	0.69	0.72	10.08	34.07	0.61	0.69	10.83	32.43
Daejeon	0.82	0.87	3.06	6.42	0.76	0.84	1.12	2.38
Chungbuk	0.83	0.85	9.64	20.29	0.77	0.83	7.86	16.54
Chunnam	0.78	0.84	4.82	11.40	0.71	0.82	2.47	5.92
Gwangju	0.84	0.90	3.26	7.67	0.78	0.88	-0.68	-1.61
Jeonbuk	0.83	0.87	0.60	3.19	0.79	0.85	-1.84	-2.23
Jeonnam	0.84	0.79	11.88	35.37	0.76	0.79	8.82	26.21
Busan	0.85	0.87	-7.03	-15.83	0.82	0.87	-5.94	-13.36
Daegu	0.91	0.95	0.81	1.90	0.83	0.90	2.89	6.45
Ulsan	0.85	0.90	-0.54	-0.90	0.82	0.89	0.38	1.38
Gyeongbuk	0.92	0.95	0.42	0.94	0.81	0.89	3.45	7.81
Gyeonnam	0.86	0.87	-5.91	-13.16	0.84	0.86	-5.96	-13.37
Jeju	0.79	0.79	-8.41	-25.32	0.81	0.76	-9.48	-28.52

에서 0%로 가장 낮았으며, 서울지역이 87.50%로 가장 높았다. POD는 부산지역에서만 역모델링을 적용한 CASE05가 개선되는 것을 확인할 수 있었다.

FAR는 서울, 대전, 충북, 전남, 제주지역에서 역모델링을 적용한 CASE05가 감소하는 것을 확인할 수 있다.

겨울철 역모델링을 적용한 CASE05 예보모형은 봄철과 비교하여 CASE02 모형과 비교하여 A, POD, FAR의 개선효과가 크게 두드러지게 나타나지 않았다.

표 9는 2017년 겨울, 역모델링을 적용한 예보모델의 다음날(D+1) 예보값에 대해 통계평가를 나타내었다.

R와 IOA는 모델과 측정값의 시계열 유사도를 평가하는 지표로서, R은 CASE02가 강원영동지역에서 0.69로 가장 낮았으며, 경북지역에서 0.95로 가장 높았다. CASE05는 강원영동지역에서 0.61로 가장 낮았으며, 경남지역에서 0.84로 가장 높았다. R은 제주지

역을 제외하고 CASE02가 전 지역에서 역모델링을 적용한 CASE05 보다 통계수치가 높으며, 모델이 측정값의 시계열 패턴을 보다 적절하게 모사하고 있다.

MBIAS와 NMB는 모델과 측정값의 과대 과소를 평가를 나타내는 지표로서, NMB는 CASE02가 경북지역에서 0.94%로 가장 낮았으며, 전남지역에서 35.37%로 가장 높았다. CASE05는 울산지역에서 1.38%로 가장 낮았으며, 강원영동지역에서 32.43%로 가장 높았다.

봄철과 비교하여, 겨울철에는 역모델링을 적용한 CASE05가 CASE02보다 통계수치가 개선되는 것이 뚜렷하게 나타나지 않았다.

### 3.2.2 2018년 운영평가

표 10은 2018년, 역모델링을 적용한 예보모델의 다음날(D+1) 예보값에 대해 예보지수를 평가하였다.

A는 CASE02가 강원영동지역에서 56.92%로 가장 낮았으며, 경기북부지역이 75.89%로 가장 높았다.

**Table 10.** A categorical forecasts scores for performance of real-time forecasting without and with data assimilation for 2018.

Region	A(%)			POD(%)			FAR(%)		
	CASE02	CASE05	CASE05-CASE02	CASE02	CASE05	CASE05-CASE02	CASE02	CASE05	CASE05-CASE02
Seoul	75.49 (191/253)	73.913 (187/253)	-1.58	62.50 (10/16)	43.75 (7/16)	-18.75	58.33 (14/24)	63.158 (12/1)9	4.83
Incheon	73.91 (187/253)	74.704 (189/253)	0.79	50.00 (6/12)	50 (6/12)	0.00	71.43 (15/21)	57.143 (8/14)	-14.29
Southern Gyeonggi	68.78 (174/253)	72.332 (183/253)	3.56	52.63 (10/19)	52.632 (10/19)	0.00	56.52 (13/23)	52.381 (11/2)1	-4.14
Northern Gyeonggi	75.89 (192/253)	75.099 (190/253)	-0.79	58.82 (10/17)	41.176 (7/17)	-17.65	41.18 (7/17)	50 (7/14)	8.82
Western Kangwon	69.96 (177/253)	72.332 (183/253)	2.37	21.05 (4/19)	26.316 (5/19)	5.26	63.64 (7/11)	54.545 (6/11)	-9.09
Eastern Kangwon	56.92 (144/253)	60.079 (152/253)	3.16	33.33 (2/6)	50 (3/6)	16.67	90.00 (18/20)	88 (22/2)5	-2.00
Daejeon	66.40 (168/253)	73.518 (186/253)	7.11	37.50 (6/16)	43.75 (7/16)	6.25	60.00 (9/15)	36.364 (4/11)	-23.64
Chungbuk	69.57 (176/253)	76.285 (193/253)	6.72	50.00 (8/16)	56.25 (9/16)	6.25	55.56 (10/18)	50 (9/18)	-5.56
Chunnam	70.75 (179/253)	78.656 (199/253)	7.91	54.55 (6/11)	54.545 (6/11)	0.00	72.73 (16/22)	40 (4/10)	-32.73
Gwangju	70.75 (179/253)	73.123 (185/253)	2.37	46.67 (7/15)	46.667 (7/15)	0.00	53.33 (8/15)	36.364 (4/11)	-16.97
Jeonbuk	65.61 (166/253)	71.542 (181/253)	5.93	40.91 (9/22)	40.909 (9/22)	0.00	50.00 (9/18)	35.714 (5/14)	-14.29
Jeonnam	71.94 (182/253)	72.332 (183/253)	0.39	25.00 (1/4)	75 (3/4)	50.00	92.31 (12/13)	80 (12/1)5	-12.31
Busan	66.40 (168/253)	72.727 (184/253)	6.32	0.00 (0/9)	22.222 (2/9)	22.22	100.00 (2/2)	77.778 (7/9)	-22.22
Daegu	71.94 (182/253)	72.727 (184/253)	0.79	33.33 (3/9)	44.444 (4/9)	11.11	40.00 (2/5)	60 (6/10)	20.00
Ulsan	73.12 (185/253)	75.099 (190/253)	1.98	9.09 (1/11)	18.182 (2/11)	9.09	66.67 (2/3)	71.429 (5/7)	4.76
Gyeongbuk	70.75 (179/253)	75.494 (191/253)	4.74	27.27 (3/11)	36.364 (4/11)	9.09	50.00 (3/6)	66.667 (8/12)	16.67
Gyeonnam	64.43 (163/253)	71.146 (180/253)	6.72	0.00 (0/7)	14.286 (1/7)	14.29	100.00 (4/4)	80 (4/5)	-20.00
Jeju	62.06 (157/253)	65.737 (165/251)	3.68	20.00 (2/10)	10 (1/10)	-10.00	60.00 (3/5)	0 (0/1)	-60.00

CASE05는 제주지역에서 65.73%로 가장 낮았으며, 경북지역이 75.49%로 가장 높았다. A는 서울 및 경기 북부지역을 제외한 그 외 예보권역에서 CASE05가

개선되는 것으로 나타났다. 특히 충남지역에서는 7.91%로 가장 크게 개선되었다.

POD는 CASE02가 경남 및 부산지역에서 0%로 가

**Table 11.** A statistical summary for performance of real-time forecasting without and with data assimilation for 2018.

Region	CASE03				CASE04			
	R	IOA	MBIAS ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	NMB (%)	R	IOA	MBIAS ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	NMB (%)
Seoul	0.76	0.85	0.83	2.14	0.77	0.87	-0.92	-2.38
Incheon	0.76	0.82	3.28	8.79	0.79	0.87	1.30	3.49
Southern Gyeonggi	0.76	0.85	-3.15	-7.38	0.80	0.89	-3.16	-7.41
Northern Gyeonggi	0.79	0.87	-5.62	-14.21	0.79	0.88	-3.76	-9.51
Western Kangwon	0.77	0.85	-7.98	-19.70	0.73	0.83	-6.68	-16.47
Eastern Kangwon	0.55	0.63	16.28	48.13	0.57	0.65	12.77	37.74
Daejeon	0.68	0.78	-9.38	-22.69	0.80	0.86	-8.29	-20.07
Chungbuk	0.73	0.84	-3.47	-8.40	0.77	0.87	-0.18	-0.44
Chunnam	0.67	0.77	0.14	0.38	0.82	0.90	-1.79	-4.72
Gwangju	0.58	0.71	-5.63	-14.46	0.67	0.78	-6.81	-17.51
Jeonbuk	0.62	0.74	-5.71	-13.69	0.81	0.87	-7.57	-18.14
Jeonnam	0.62	0.75	5.16	15.38	0.71	0.80	5.90	17.60
Busan	0.74	0.76	-13.92	-33.79	0.75	0.84	-6.45	-15.66
Daegu	0.76	0.83	-8.68	-23.41	0.81	0.89	-2.67	-7.21
Ulsan	0.72	0.77	-12.67	-31.34	0.78	0.85	-7.43	-18.38
Gyeongbuk	0.75	0.79	-12.08	-29.42	0.69	0.82	-3.39	-8.26
Gyeonnam	0.70	0.72	-14.19	-35.18	0.73	0.80	-9.26	-22.95
Jeju	0.64	0.67	-16.46	-46.78	0.77	0.73	-16.49	-46.88

장 낮았으며, 서울지역에서 62.50%로 가장 높았다. CASE05는 제주지역에서 10%로 가장 낮았으며, 전남 지역이 75%로 가장 높았다. POD는 서울, 경기북부 및 제주지역을 제외하고 그 외 예보권역에서 역모델링을 적용한 CASE05가 개선되는 것을 확인할 수 있었다. 특히, 전남지역은 50%로 가장 크게 POD가 증가하였다.

FAR는 서울, 경기북부, 대구, 울산 및 경북지역에서 역모델링을 적용한 CASE05가 감소하는 것을 확인할 수 있다.

2018년 역모델링을 적용한 CASE05 예보모형은 CASE02 모형과 비교하여 A, POD, FAR가 대부분 지역에서 개선되었다.

표 11은 2018년, 역모델링을 적용한 예보모델의 다음날(D+1) 예보값에 대해 통계평가를 나타내었다.

R와 IOA는 모델과 측정값의 시계열 유사도를 평가하는 지표로서, R은 CASE02가 강원영동지역에서 0.55로 가장 낮았으며, 경기북부지역에서 0.79로 가

장 높았다. CASE05는 강원영동지역에서 0.57로 가장 낮았으며, 충남지역에서 0.82로 가장 높았다. R은 강원영서지역을 제외하고 예보 전 권역에서 역모델링을 적용한 CASE05가 개선되는 것을 확인할 수 있었다. CASE05 모델이 측정값의 시계열 패턴을 보다 적절하게 모사하고 있다.

MBIAS와 NMB는 모델과 측정값의 과대 과소를 평가를 나타내는 지표로서, NMB는 CASE02가 경북지역에서 0.38%로 가장 낮았으며, 제주지역에서 -46.78%로 가장 높았다. CASE05는 충북지역에서 -0.44%로 가장 낮았으며, 제주지역에서 -46.88%로 가장 높았다. 역모델링을 적용한 CASE05는 광주, 전북, 전남지역을 제외하고 대부분 지역에서 모델의 과소평가를 보완하는 것으로 나타났다.

#### 4. 결 론

역모델링 기법을 활용한 예보시스템을 개발하였

고, 개발된 모형의 화학수송모델링 정합도 및 실시간 예보 운영 평가를 진행하였다.

2017년 화학수송모델링 정합도 평가 결과, 동아시아지역에서 도출된 PM<sub>10</sub> 사후 배출량은 황사 배출원 지역(R01~R04)과 남서부지역인(R08, R09)가 감소하였고, 도심 및 공업지역(R05~R07)이 증가하였다. 한반도지역에서는 서울과 인천지역을 제외하고는 대부분 사후 배출량이 증가하였다. 역모델링은 모델에 기존에 입력되는 사전 배출량과 측정자료를 반영한 사후 배출량과의 관계 정보를 제공해 줌으로써, 입력되고 기존에 입력되고 있는 배출량의 적절성을 간접적으로 평가할 수 있는 장점이 있다. 그러나 본 연구에서 도출한 최적의 PM<sub>10</sub> 배출량은 이차 생성 입자 농도가 포함된 측정과 모델의 PM<sub>10</sub> 농도 및 Primary PM<sub>10</sub> 배출량을 활용하여 도출된 것으로 전구물질 배출량 등의 최적화를 수행하지 않았으므로 물리화학적 한계를 지니고 있다.

시계열, 통계 및 공간분포 평가 결과, 기본 모델인 CASE02이 측정값과 비교하여 PM<sub>10</sub> 농도를 저평가하고 있으나, 역모델링을 적용한 CASE05가 이를 보완하는 것을 확인할 수 있으며, 통계수치 또한 개선되었다. 2017년 평균 공간분포는 사전/사후 배출량 비와 지역적으로 유사한 결과를 보인다.

2017년 및 2018년 예보 성능 평가 결과, 역모델링을 적용한 예보모델(CASE05)은 기존 모델(CASE02)과 비교하였을 때, 예보 성능이 대부분 지역에서 개선되는 것을 확인할 수 있었다. 계절 특성을 살펴보면, 봄에는 CASE05가 CASE02과 비교하여 크게 개선되었으며, 2017년 전체 결과와 유사하게 나타났다. 겨울은 CASE05가 CASE02과 유사한 결과를 보인다.

역모델링을 적용한 예보모형은 동아시아지역에 저평가 하고 있는 PM<sub>10</sub>을 보완하고 있으나 여전히 측정값을 저평가하고 있다. 그러나 예보 전권역에서 예보성능 및 통계수치가 개선되었다. 따라서 한반도지역에 대표 대기질 예보모형으로 사용하기에 적합하다고 판단된다.

## 감사의 글

본 논문은 환경부의 재원으로 국립환경과학원의 지원을 받아 수행하였습니다(NIER-2016-01-02-041, NIER-2017-03-02-012).

## References

- Borge, R., Alexandrov, V., del Vas, J.J., Lumbreras, J., Rodriguez, M.E. (2008) A comprehensive sensitivity analysis of the WRF model for air quality applications over the Iberian Peninsula, *Atmospheric Environment*, 42(37), 8560-8574.
- Chatani, S., Morikawa, T., Nakatsuka, S., Matsunaga, S., Minoura, H. (2011) Development of a framework for a high-resolution, three-dimensional regional air quality simulation and its application to predicting future air quality over Japan, *Atmospheric Environment*, 45(7), 1383-1393.
- Chen, D., Xu, T., Li, Y., Zhou, Y., Lang, J., Liu, X., Shi, H. (2015) A Hybrid Approach to Forecast Air Quality during High-PM Concentration Pollution Period, *Aerosol and Air Quality Research*, 15(1), 1325-1337.
- Chen, R.J., Zhao, Z.H., Kan, H.D. (2013) Heavy smog and hospital visits in Beijing, China, *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, 188(9), 1170-1171.
- Choi, D.R., Koo, Y.S., Jo, J.S., Jang, Y.K., Lee, J.B., Park, H.J. (2016) The effect of dust emissions on PM<sub>10</sub> concentration in East Asia, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 32(1), 32-45. (in Korean with English abstract)
- Dubovik, O., Lapyonok, T., Kaufman, Y.J., Chin, M., Ginoux, P., Kahn, R.A., Sinyuk, A. (2008) Retrieving global aerosol sources from satellites using inverse modeling, *Atmospheric Chemistry Physics*, 8, 209-250.
- Hakami, A., Henze, D.K., Seinfeld, J.H., Chai, T., Tang, Y., Carmichael, G.R., Sandu, A. (2005) Adjoint inverse modeling of black carbon during the Asian Pacific regional aerosol characterization experiment, *Journal of Geophysical Research*, 110, D14301.
- Harrison, R.M., Laxen, D., Moorcroft, S., Laxen, K. (2012) Processes affecting concentrations of fine particulate matter in the UK atmosphere, *Atmospheric Environment*, 46, 115-124.

- Huang, Q., Cheng, S., Li, J., Chen, D., Wang, H., Guo, X. (2012) Assessment of PM<sub>10</sub> emission sources for priority regulation in urban air quality management using a new coupled MM5-CAMx-PSAT modeling approach, *Environmental Engineering Science*, 29(5), 343-349.
- Huneus, N., Chevallier, F., Boucher, O. (2012) Estimating aerosol emissions by assimilating observed aerosol optical depth in a global aerosol model, *Atmospheric Chemistry Physics*, 12, 4585-4606.
- In, H.J., Kim, Y.P. (2010) Estimation of the aerosol optical thickness distribution in the Northeast Asian forest fire in May 2003: possible missing emissions, *Atmospheric Research*, 98(4), 261-273.
- Kim, H.C., Kim, E., Bae, C., Cho, J.H., Kim, B.U., Kim, S. (2017) Regional contributions to particulate matter concentration in the Seoul metropolitan area, South Korea: seasonal variation and sensitivity to meteorology and emissions inventory, *Atmospheric Chemistry and Physics*, 17, 10315-10332.
- Kim, J.Y., Kim, S.W., Ghim, Y.S., Song, C.H., Yoon, S.C. (2012) Aerosol properties at Gosan in Korea during two pollution episodes caused by contrasting weather conditions, *The Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, 48(1), 25-33.
- Koken, P.J.M., Piver, W., Ye, F., Elixhauser, A., Olsen, L.M., Portier, C.J. (2003) Temperature, air pollution, and hospitalization for cardiovascular diseases among elderly people in Denver. *Environmental Health Perspectives*, 111(10), 1312-1317.
- Koo, Y.S., Choi, D.R., Kwon, H.Y., Jang, Y.K., Han, J.S. (2015) Improvement of PM<sub>10</sub> prediction in East Asia using inverse modeling, *Atmospheric Environment*, 106, 318-328.
- Koo, Y.S., Kim, S.T., Cho, J.S., Jang, Y.K. (2012) Performance evaluation of the updated air quality forecasting system for Seoul predicting PM<sub>10</sub>, *Atmospheric Environment*, 58(1), 56-69.
- Koo, Y.S., Kim, S.T., Yun, H.Y., Han, J.S., Lee, J.Y., Kim, K.H., Jeon, E.C. (2008) The simulation of aerosol transport over East Asia region, *Atmospheric Research*, 90(2-4), 264-271.
- Ku, B.Y., Park, R.J. (2011) Inverse modelling analysis of soil dust sources over East Asia, *Atmospheric Environment*, 45(32), 5903-5912.
- Lee, D., Lee, Y., Jang, K., Yoo, C., Kang, K., Lee, J., Jung, S., Park, J., Lee, S., Han, J., Hong, J., Lee, S. (2011) Korean National Emissions Inventory System and 2007 Air Pollutant Emissions, *Asian Journal of Atmospheric Environment*, 5(4), 278-291.
- Li, L., Cheng, S., Li, J., Lang, J., Chen, D. (2013) Application of MM5-CAMx-PSAT modeling approach for investigating emission source contribution to atmospheric SO<sub>2</sub> pollution in Tangshan, Northern China, *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, 12pp.
- Liu, X.H., Zhang, Y., Cheng, S.H., Xing, J., Zhang, Q., Streets, D.G., Jang, C., Wang, W.X., Hao, J.M. (2010) Understanding of regional air pollution over China using CMAQ, part I performance evaluation and seasonal variation. *Atmospheric Environment* 44(20), 2415-2426.
- National Institute of Environmental Research (NIER) (2016) A Study of Accuracy Improvement of Numerical Air Quality Forecasting Model (III).
- National Institute of Environmental Research (NIER) (2015) A Study of Accuracy Improvement of Numerical Air Quality Forecasting Model (II).
- National Institute of Environmental Research (NIER) (2014) A Study of Accuracy Improvement of Numerical Air Quality Forecasting Model (I).
- Nieradzki, L., Elbern, H. (2006) Variational assimilation of combined satellite retrieved and in situ aerosol data in an advanced chemistry transport model, *Proceedings of the ESA Atmospheric Science Conference*, Frascati, ESRIN.
- 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, 4419-4444.
- Park, S.U., Choe, A., Lee, E.H., Park, M.S., Song, X. (2010) The Asian Dust Aerosol Model2 (ADAM2) with the use of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) obtained from the Spot4/vegetation data, *Theoretical and Applied Climatology*, 101(1), 191-208.
- Park, Y.S., Jang, I.S., Cho, S.Y. (2015) An Analysis on Effects of the initial condition and Emission on PM<sub>10</sub> Forecasting with Data Assimilation, *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 31(5), 430-436. (in Korean with English abstract).
- Raaschou-Nielsen, O., Andersen, Z.J., Beelen, R., Samoli, E., Stafoggia, M., Weinmayr, G., Hoffmann, B., Fischer, P., Nieuwen-huijsen, M.J., Brunekreef, B., Xun, W.W., Katsouyanni, K., Dima-kopoulou, K., Sommar, J., Forsberg, B., Modig, L., Oudin, A., Oftedal, B., Schwarze, P.E., Nafstad, P., De Faire, U., Pedersen, N.L., Ostenson, C.G., Fratiglioni, L., Penell, J., Korek, M., Pershagen, G., Eriksen, K.T., Sørensen, M., Tjønneland, A., Ellermann, T., Eeftens, M., Peeters, P.H., Meliefste, K., Wang, M., Bueno-de-Mesquita, B., Key, T.J., de Hoogh, K., Concin, H., Nagel, G., Vilier, A., Gri-

- oni, S., Krogh, V., Tsai, M.Y., Ricceri, F., Sacerdote, C., Galassi, C., Migliore, E., Ranzi, A., Cesaroni, G., Badaloni, C., Forastiere, F., Tamayo, I., Amiano, P., Dorronsoro, M., Trichopoulou, A., Bamia, C., Vineis, P., Hoek, G. (2013) Air pollution and lung cancer incidence in 17 European cohorts: prospective analyses from the European Study of Cohorts for Air Pollution Effects (ESCAPE), *Lancet Oncol* 2013, 14(9), 813-822.
- Rodgers, C.D. (2000) *Inverse Methods for Atmospheric Sounding: Theory and Practice*, World Science, Hackensack, N.J., 238pp.
- Skamarock, W.C., Klemp, J.B. (2008) A time-split non-hydrostatic atmospheric model for weather research and forecasting applications, *Journal of Computational Physics*, 227(7), 3465-3485.
- Wang, Y., Zhang, R.Y., Saravanan, R. (2014) Asian pollution climatically modulates midlatitude cyclones following hierarchical modeling and observational analysis, *Nature Communications*, 5(3098), 3098.
- Yarwood, G., Morris, R., Wilson, G.M. (2007) Particulate Matter Source Apportionment Technology (PSAT) in the CAMx Photochemical Grid Model, *Air Pollution Modeling and Its Application XVII*, 478-492.
- Yumimoto, K., Uno, I., Sugimoto, N., Shimizu, A., Satake, S. (2007) Adjoint inverse modeling of dust emission and transport over East Asia, *Geophysics Research Letter*, 34(8), L08806.
- Yumimoto, K., Uno, I., Sugimoto, N., Shimizu, A., Liu, Z., Winker, M. (2008) Adjoint inversion modeling of Asian dust emission using lidar observations, *Atmospheric Chemistry Physics*, 8, 2869-2884.
- Wagstrom, K.M., Pandis, S.N., Yarwood, G., Wilson, G.M. (2008) Development and application of a computationally efficient particulate matter apportionment algorithm in a three-dimensional chemical transport model, *Atmospheric Environment*, 42(22), 5650-5659.

### Authors Information

최대련 (안양대학교 환경에너지공학과 연구원)

윤희영 (안양대학교 환경에너지공학과 조교수)

구윤서 (안양대학교 환경에너지공학과 정교수)