

ARIMA 모형을 이용한 관악산 이산화탄소 시계열 분석 및 고농도 사례 연구

기후대기팀, 서울시립대 도시과학연구원*

이원영 · 양혜란 · 엄정훈 · 전명진 · 신윤미 · 박세영
권승미 · 신진호 · 신용승 · 백가현* · 정정영*

Time Series Analysis of Carbon Dioxide Using the ARIMA Model and High Concentration Case Study at Mt. Kwan-Ak

*Climate and Air Quality Research Team, University of Seoul**

**Won-young Lee, Hye-ran Yang, Jung-hoon Uhm, Myoung-jin Jeon,
Yun-mi Shin, Se-young Park, Seung-mi Kwon, Jin-ho Shin,
Young-seung Shin, Ga-hyun Baek* and Jeong-yeong Jeong***

Abstract

Of the greenhouse gases emitted in Korea, CO₂ accounts for about 92%, and since the time it was first measured in the early 1990s, it has been increasing. This study aims to estimate the background concentration of CO₂ and identify the causes of high concentration cases in Seoul. A time series analysis and a high-concentration case evaluation were performed using actual data from Mt. Kwan-ak. The time series analysis was performed using the seasonal ARIMA model, and high concentration cases were assessed by categorizing the effects of long-range transport and local effects using normalized SO₂/NO₂ ratio. The concentrations of CO₂ at Mt. Kwan-ak, measured from August 2011 to October 2016, were the highest and lowest in January - February and August - September, respectively. For the time series model, ARIMA(0, 1, 1)(1, 1, 0)₁₂ was finally selected after considering the statistical validity using the parameters and fitted values of each model. The number of high concentration cases by season was: autumn(29), summer(26), winter(18), and spring(11). The proportions of long-range transport and local impacts in spring were 30.8% and 59.2%, 51.7% and 33.4% in summer, 33.7% and 56.2% in autumn and 28.7% and 56.3% in winter, respectively. Locally, the correlation between CO₂ and NO_x(NO, NO₂) was relatively high, and due to the influence of long-range transport, CO₂ had a relatively high correlation with SO₂.

Key words : CO₂, ARIMA, Time series, High concentration, Long-range transport

서론

2019년 12월 스페인에서 개최된 제25차 유엔기후변화협약(이하 UNFCCC) 당사국총회의 최대목표는 탄소시장 지침을 타결하여 2015년 제21차 당사국 총회에서 채택된 파리협정의 분야별 이행규칙 완성이었다. 그러나 온실가스 감축분에 관한 국가 간 거래제도와 국가감축목표 달성을 산정하는 방법에 관한 규칙 등이 개도국과 선진국, 감축분 판매국과 구매국 간 입장대립으로 합의되지 못했다. 이에 앞서 11월에는 유럽의회에서 '기후비상사태(Climature emergency)'를 선언하고, EU 기후관련 기준에 미치지 못하는 국가의 제품이 수입될 때 세금을 부과하는 '탄소 국경세(Carbon Border Tax)' 도입 방침을 발표했다. 이에 따라 온실가스 배출문제가 새로운 통상무기가 될 수 있는 현실에 마주하고 있다. 온실효과를 유발하는 대표적인 가스는 이산화탄소(이하 CO₂), 메탄(이하 CH₄), 아산화질소(이하 N₂O) 등이 있다. 이 중 CO₂의 온실효과 유발 기여도는 63.5%이며, CH₄(18.2%)과 N₂O(6.2%)의 기여도를 합한 수치보다 약 2.6배 높은 것으로 알려졌다(20). CO₂의 주 배출원은 인간활동에 의한 화석연료 연소이며, 1750년 이후 대기 중 농도는 2018년 현재 약 47% 증가한 것으로 보고되었다(20). 세계기상기구(WMO)는 2018년 전 지구 이산화탄소 연평균 농도를 407.8 ppm으로 발표했으며, 이는 빙하 코어에서 결정된 과거 약 65만년 전의 자연적 농도범위(180~300 ppm)보다 100 ppm 이상 높은 수준인 것으로 나타났다(17).

한편, 우리나라의 기온 상승은 지난 100년간 1.5℃ 증가해 지구 평균의 2배이며, 제주도의 해수면 상승폭은 지난 40년간 22cm로 지구 평균의 3배에 달하고 있다(14). 우리나라의 2015년 온실가스 총배출량은 36개 경제협력개발기구(OECD) 회원국 중 미국, 일본, 독일, 멕시코, 캐나다에 이어 6번째로 많은 것으로 나타났으며, 한국에서 배출된 온실가스 중 CO₂가 차지하는 비중은 약 92%인 것으로 조사되었다(15). 한국정부는 이러한 사실을 인지하고, UNFCCC의 교토의정서, 파리협약 등 국제적 요구에 맞춰 컨트롤 타워 설치, 범

제정에 따른 정책기반 마련, 녹색기술 R&D 투자와 산업분야의 녹색화 등 범정부차원으로 관리해왔다(13). 또한, 90년대 초부터 기상청을 중심으로 안면도, 고산 등에 기후변화감시망을 설치하고 운영 중이다. 하지만, 기후변화대응의 실질적인 주체가 지자체임을 고려하면, 자체적인 CO₂ 측정망 운영을 통한 지자체 단위의 관리방안 수립은 필수적이다. 현재까지 CO₂의 장기관측 및 연구는 제주도 고산 등 국가배경측정망을 중심으로 실시되었으며, 지자체 수준의 CO₂ 관측 및 연구는 미흡한 실정이다(7, 9).

따라서 본 연구는 서울시에서 운영 중인 관악산 CO₂ 측정망 자료를 이용하여 시계열 분석을 실시하고, 서울시의 CO₂ 농도 변화를 예측하였다. 또한 고농도 사례발생을 국지적인 영향과 장거리 이동에 의한 영향으로 구분하여 조사하였다. 이는 서울시 수준의 CO₂ 관리방안 수립에 중요한 기초자료로 활용될 것으로 기대한다.

연구방법

1. 측정소 및 측정방법

서울은 북서 계절풍의 영향권에 위치하며, 중국 및 인천 등 수도권에서 발생하는 장거리 이동오염물질의 영향을 받는 것으로 알려져 있다(10). 이러한 지리적 특성으로 인하여 서울시는 장거리 이동물질의 농도특성, 이동현황 등의 파악 및 관리를 위하여 관악산 연주암 주변 해발 629m 지점에 측정소를 설치하여 운영 중이다. 이번 연구에서는 장거리 이동으로 유입되는 CO₂와 서울시내에서 발생하는 CO₂의 영향을 동시에 관측할 수 있는 관악산 측정소를 서울시 대표지점으로 선정하였다. 자료는 2011년 8월부터 2016년 10월까지 측정된 CO₂, NO_x(NO, NO₂), SO₂ 결과를 이용하였다. CO₂는 WS-CRDS(Wavelength Scanned-Cavity Ring Down Spectroscopy) 방식으로 실시간 측정되는 G1301(PICARRO, USA) 장비를 이용하였다. NO_x 및 SO₂는 대기환경기준 측정방법에 따라 각각 화학발광법(Chemiluminescent Method), 자외선형광법(Pulse U.V. Fluorescence Method)

으로 분석되었으며, 측정장비는 Thermo Fisher社(U.S.A)의 42iQ와 43iQ를 이용하였다. 측정자료는 초단위로 생성되며, 측정장비에서 시간평균으로 자동 산출되어 원자료가 생산된다. 일평균 농도는 시간평균 농도를 이용하여 계산하였다. 월평균 농도는 일평균 농도로부터 계산되었으며, 산정 시 월평균값 ± 표준편차 2배의 일 평균값은 제거하였다. 국립환경과학원(2)의 연구에서 이러한 방법은 일본 기상청의 표준편차를 이용한 처리법보다 더 높은 회수율과 낮은 농도 변동성을 보인다고 보고하였다.

2. 시계열 분석방법

시계열 분석은 과거 시점에서 얻어진 측정값들의 패턴분석으로 향후 시점의 값을 예측하는 기법이다. Box-Jenkins 모형은 시계열 분석의 대표적인 예측 모형이며, 그 중 비정상적이면서 계절성을 갖는 시계열 자료는 계절 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) 모형으로 분석된다. ARIMA 모형은 현 시점의 관측치를 과거 관측치들과 백색잡음의 선형결합형태로 표현하며, 단기 예측력이 우수하여 시계열 예측에 일반적으로 사용되고 있다. 그러나 모형 식별 시 주관적인 판단이 요구되고, 차분 또는 분산안정화를 위한 변수변환 등의 절차를 필요로 한다(10). 계절 ARIMA 모형을 구축하는 과정으로 첫째는 시계열 자료의 각 주기에 해당하는 평균과 분산이 일정한 정상성(stationary)을 나타내는지 확인한다. 만족시키지 못할 경우는 변수변환 및 차분을 취해 정상적 시계열 자료로 변환시킨다. 둘째로 자기상관계수(Autocorrelation Function, ACF), 편자기상관계수(Partial Autocorrelation Function, PACF)를 이용하여 ARIMA(p,d,q) 모형을 구성하는 자기회귀(Autoregressive, AR) 요소인 p 와 이동평균(Moving Average, MA) 요소인 q 를 추정한다. 셋째로 추정된 모형의 모수(parameter) 및 적합값(fitted-value) 등을 이용하여 통계적 타당성 여부를 진단하며, 최적의 모형을 찾을 때까지 식별, 추정, 진단단계를 반복하여 실행한다(6). 추정된 모형의 모수는 p -value가 0.05 미만

(신뢰수준 95% 이상)의 유의수준에서 t -value 절대값이 2.0 이상일 때, 추정된 모수가 통계적으로 '0'이라는 귀무가설을 기각할 수 있다(1). 모형의 진단단계에서는 Stationary R^2 , RMSE(Root Mean Square Error), MAPE(Mean Absolute Percentage Error), MAE(Mean Absolute Error), Normalized BIC(Baysian Information Criteria), Ljung-Box Q 등의 통계치를 확인한다. 정상화된 모형의 Stationary R^2 는 클수록 설명력이 높으며, RMSE, MAE 및 Normalized BIC는 낮을수록 평가모형에 적합한 것으로 판단할 수 있다(1). Ljung-Box Q 통계량의 p -value는 0.05보다 클 경우, 잔차들은 독립적이며 자기상관성이 없다는 것을 의미하여 적합한 모형으로 판단할 수 있다(11). MAPE(Mean Absolute Percentage Error)는 모형 예측치와 실측치의 오차검토에 활용되며, 아래와 같이 구간별로 적합도를 해석할 수 있다(11).

- 0% ≤ MAPE < 10% : 매우 정확한 예측
- 10% ≤ MAPE < 20% : 비교적 정확한 예측
- 20% ≤ MAPE < 50% : 비교적 합리적 예측
- MAPE ≥ 50% : 부정확한 예측

3. 고농도 사례 평가방법

이번 연구에서 CO₂ 고농도 사례는 조사기간(2011년 8월~2016년 10월) 중 해당 월평균 농도보다 높은 값이 24시간 이상 지속되는 경우로 한정하였다. 고농도 발생의 원인을 장거리 이동과 국지적인 영향으로 구분하기 위하여, 같은 기간 동안 측정된 SO₂와 NO₂ 자료를 이용하였다. NO_x의 대기 중 체류시간은 약 1~4일, SO₂는 몇 주에 이르는 것으로 알려져 있으며, SO₂/NO_x 비가 높으면 장거리 이동의 영향을 추정할 수 있다(9). 이번 연구에서는 김승연 등(7)의 연구에서 사용된 식(1)을 참고하고, SO₂와 NO₂의 비를 정규화(N_SO₂/N_NO₂)한 결과가 1.1을 초과하면 장거리 이동에 의한 영향, 0.9 미만이면 국지적인 영향, 0.9 이상 1.1 이하인 경우는 기타로 분류하였다.

$$N_SO_2/N_NO_2 = \frac{(SO_2(t)/Low_SO_2)}{(NO_2(t)/Low_NO_2)} \quad (1)$$

여기서, N_{SO_2} = Normalized SO_2 concentration
 N_{NO_2} = Normalized NO_2 concentration
 $SO_2(t)$ = Hourly SO_2 concentration(ppb)
 $NO_2(t)$ = Hourly NO_2 concentration(ppb)
 Low_{SO_2} = Average SO_2 concentration during
 non high concentration event of
 CO_2 (ppb)
 Low_{NO_2} = Average NO_2 concentration during
 non high concentration event of
 CO_2 (ppb)

장거리 이동으로 발생된 고농도 사례는 미국 해양 대기청(NOAA)에서 제공하는 HYSPLIT(Hybrid Single-Particle Lagrangian Integrated Trajectory model, www.arl.noaa.gov/HYSPLIT.php) 모델로 역궤적 분석을 실시하여 CO_2 의 이동경로를 파악하였다. 역궤적 모사시간(run time)은 중국과 한국의 주요 산업지역 및 인구조밀 지역을 포함하도록 72시간으로 입력하였다(12). 또한, 역궤적 경로와 입자 확산 모형의 이동경로가 500 m 고도에서 가장 잘 일치한다는 점을 고려하여 출발점 고도를 500 m로 가정하고, 1,000 m, 1,500 m 고도의 이동경로를 추가적으로 평가하였다(19).

결과 및 고찰

1. 시계열 분석

1) 모형식별

그림 1에 CO_2 의 시계열 자료를 순차도표로 나타내었다. 평균 참조선을 기준으로 점진적으로 증가하는 추세인 것으로 확인되었으며, 월평균농도는 매년 1~2월과 8~9월에 각각 최고, 최저를 나타내었다. 따라서, CO_2 의 농도는 비정상적이면서 계절성을 보이는 것으로 판단된다. 비계절적 1차 차분된 시계열 그래프는 점진적 증가추세를 보이지 않았으며, 평균 및 분산이 정상적 분포인 것으로 나타났다(그림 2). 이때, 자기상관계수는 주기 12를 기준으로 선형적으로 감소하는 패턴으로 나타나 계절차분이 필요함을 시사하고 있다(그림 3). 비계절 및 계절차분을 각각 1차 실시한 자기상관계수와 부분자기상관계수를 그림 4에 나타내었다. 자기상관계수의 시차 1과 12에서 뚜렷한 스파이크가 나타났으며, 이는 비계절모형 MA(1)과 계절모형 SMA(1)의 혼합모형 가능성을 암시한다. 부분자기상관계수도 시차 1과 12에서 뚜렷한 스파이크가 나타나고, 자기상관계수 시차 12의 스파이크가 다음 시차에서 급격히 감소하는 형태를 보여 계절모형 SAR(1)이 가능한 것으로 판단된다.

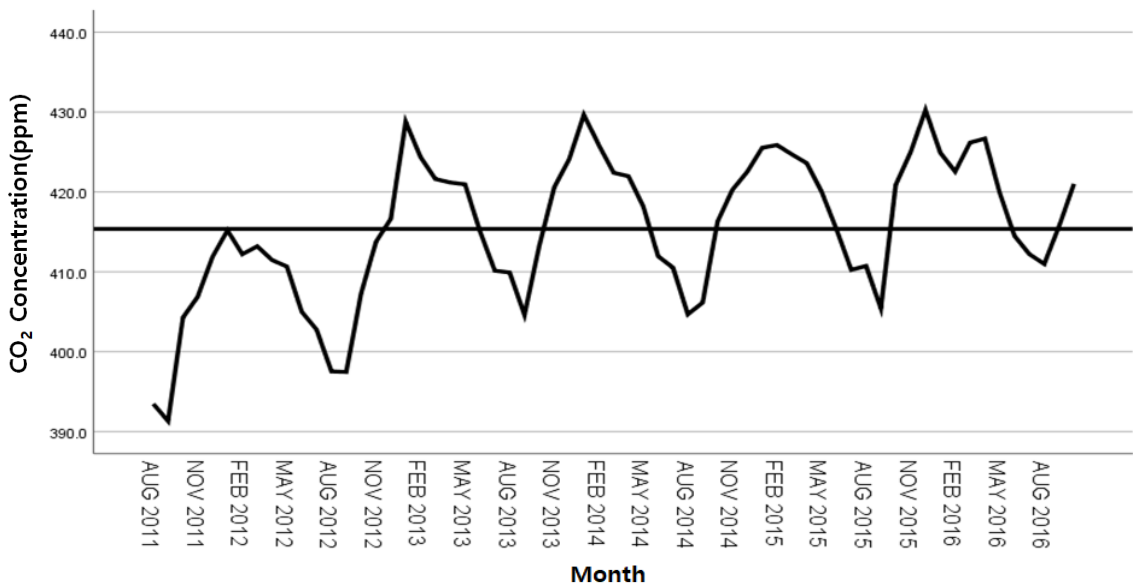


Fig. 1. A time series graph of monthly CO_2 concentration at Mt. Gwan-ak.

2) 모형추정 및 진단

시계열 자료의 자기상관계수, 부분자기상관계수 스파이크는 일반적으로 단순하고 명확하게 나타나지 않으며, 비계절모형과 계절모형의 다양한 조합을 고려할 필요가 있다. 본 연구에서는 CO₂ 시계열자료를 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂, ARIMA(0,1,1)

(1,1,0)₁₂의 2가지 모형으로 추정하고, 모형 별 모수(parameter) 분석결과를 표 1에 나타내었다. ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂에서 비계절 1차 차분된 MA(1)의 모수 추정치에 대한 *t*-value는 4.950으로 절대값 2.0 이상인 조건을 만족하며, *p*-value는 0.000로 나타나 99% 이상 신뢰수준에서 통계

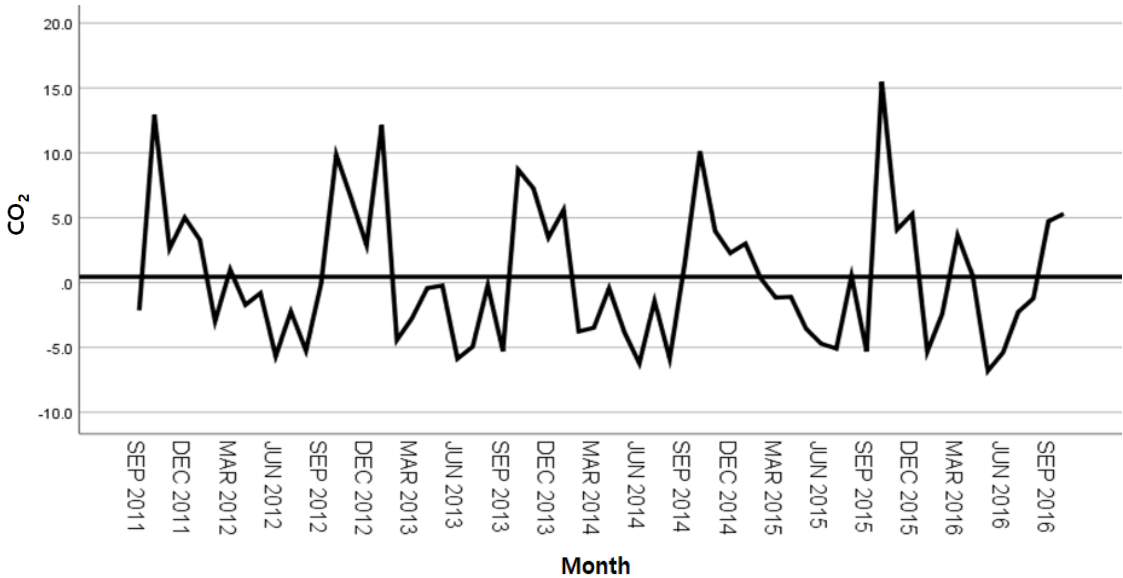


Fig. 2. A time series graph with non-seasonal primary differencing.

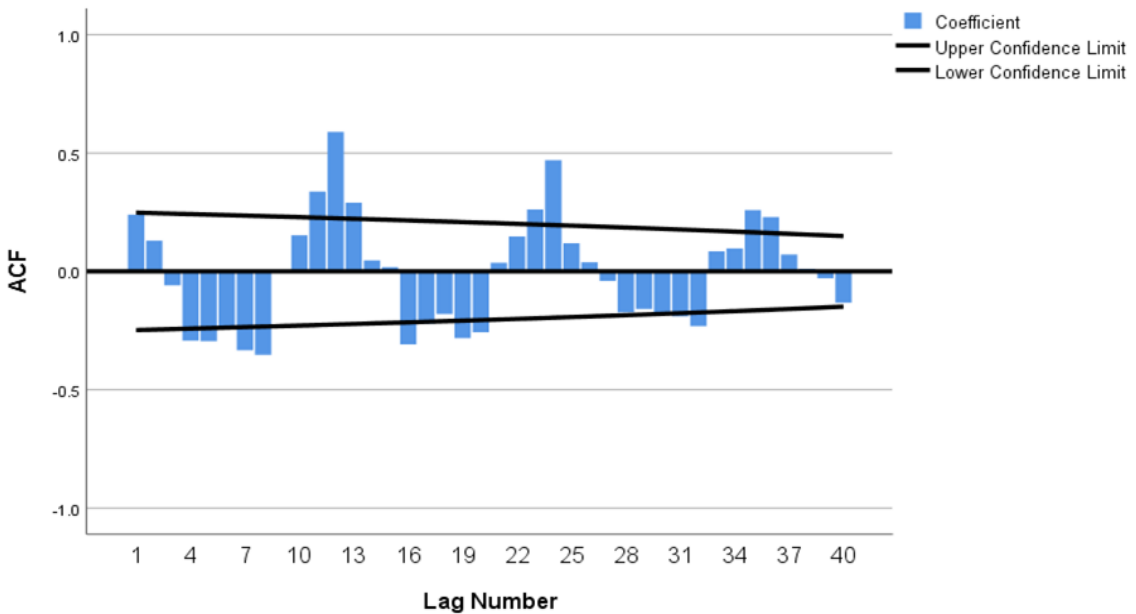
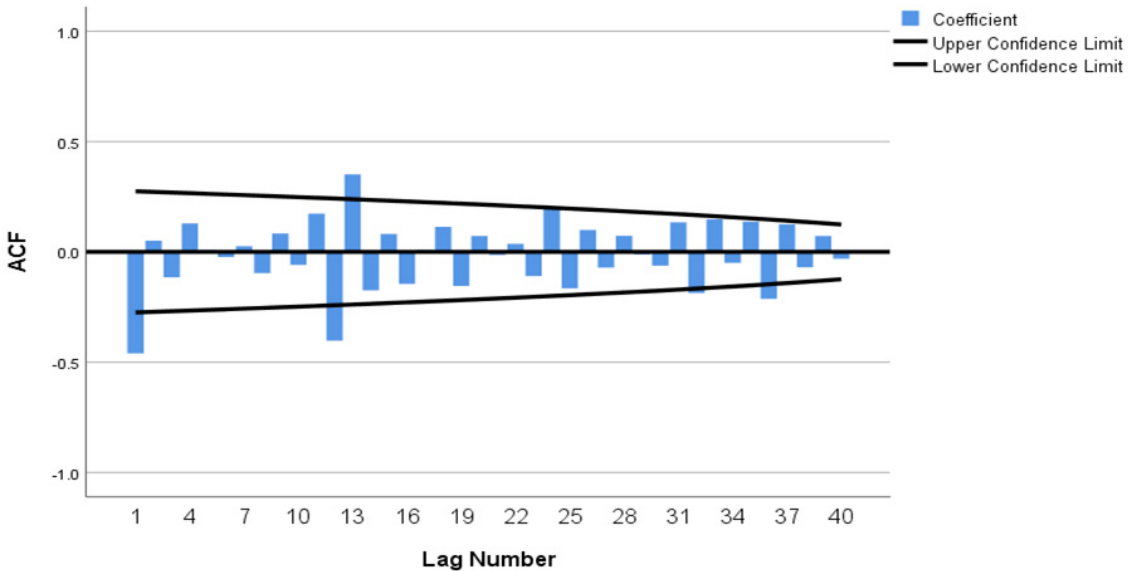


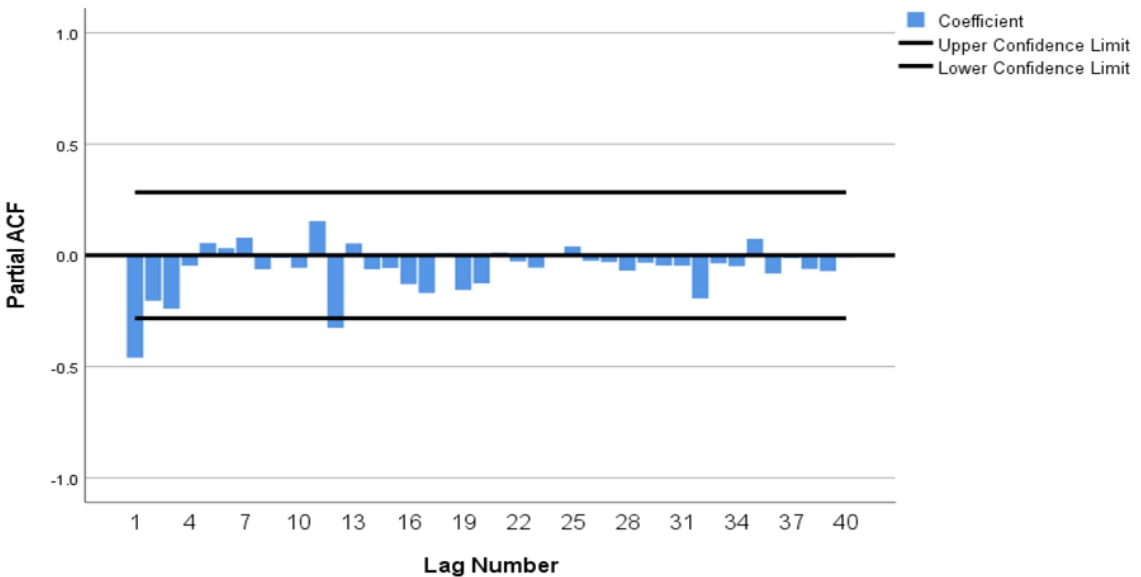
Fig. 3. The autocorrelation functions(ACF) with non-seasonal primary differencing.

적으로 유의한 것으로 나타났다. 그러나, 계절적 1차 차분된 SMA(1)의 모수 추정치에 대한 t -value와 p -value는 각각 1.909, 0.062로 나타났으며, 이는 통계적으로 유의하지 않는 수준으로 판단된다. ARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂에서 MA(1)의 모수 추정

치에 대한 t -value와 p -value는 각각 4.904, 0.000, SAR(1)의 t -value와 p -value는 각각 -3.259, 0.002로 나타났다. 따라서 ARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂ 모수 추정치는 t -value의 귀무가설 기각조건을 만족하고, 99% 이상 신뢰수준의 통계적인 유의성이



(a) The autocorrelation functions(ACF) with non-seasonal and seasonal primary differencing.



(b) The partial autocorrelation functions(Partial ACF) with non-seasonal and seasonal primary differencing.

Fig. 4. The autocorrelation and partial autocorrelation functions with primary differencing.

나타난 것으로 확인할 수 있었다.

ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂와 ARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂ 모형 적합성 통계량을 표 2에 나타내었다. 두 모형의 stationary R²는 각각 0.412와 0.416으로 나타나 설명력은 41~42%로 유사한 수준이었으며, MAPE는 0.590~0.595%로 나타나 예측 적합도는 모두 타당한 수준이었다. RMSE, MAE 및 Normalized BIC는 ARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂ 모형이 상대적으로 낮게 나타나 예측력이 상대적으로 높은 것으로 판단된다. 잔차들이 서로 상관되

어 있다면, 그 모형은 주어진 시계열자료에 적합하지 못하다는 것을 의미한다. ARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂의 Ljung-Box Q의 p-value는 0.933으로 유의수준 0.05보다 크게 나타나 잔차들의 자기상관은 없다고 할 수 있다. 따라서, ARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂의 모형을 최종적으로 선정하였으며, 잔차의 자기상관계수와 부분자기상관계수는 신뢰한계를 초과하지 않는 것으로 나타나 최종 선정 모형은 적합한 것으로 판단된다(그림 5).

Table 1. Estimation of ARIMA model parameters

| Model | Parameter | Estimate | SE | t | p(=Sig.) |
|------------------------------|---------------------|----------|-------|--------|----------|
| (0,1,1)(0,1,1) ₁₂ | Constant | -0.083 | 0.121 | -0.686 | 0.496 |
| | Difference | 1 | | | |
| | MA Lag 1 | 0.598 | 0.121 | 4.950 | 0.000 |
| | Seasonal difference | 1 | | | |
| | MA, Seasonal Lag 1 | 0.569 | 0.298 | 1.909 | 0.062 |
| (0,1,1)(1,1,0) ₁₂ | Constant | -0.092 | 0.137 | -0.672 | 0.505 |
| | Difference | 1 | | | |
| | MA Lag 1 | 0.590 | 0.120 | 4.904 | 0.000 |
| | AR, Seasonal Lag 1 | -0.504 | 0.155 | -3.259 | 0.002 |
| | Difference | 1 | | | |

Table 2. Comparison of ARIMA model fit statistics

| Model statistics | | (0,1,1)(0,1,1) ₁₂ | (0,1,1)(1,1,0) ₁₂ |
|------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|
| Model fit | Stationary R ² | 0.412 | 0.416 |
| | R ² | 0.822 | 0.823 |
| | RMSE ¹⁾ | 3.262 | 3.251 |
| | MAPE ²⁾ | 0.595 | 0.590 |
| | MAE ³⁾ | 2.490 | 2.469 |
| | Normalized BIC ⁴⁾ | 2.600 | 2.593 |
| Ljung-Box Q | p(=Sig.) | 0.893 | 0.933 |

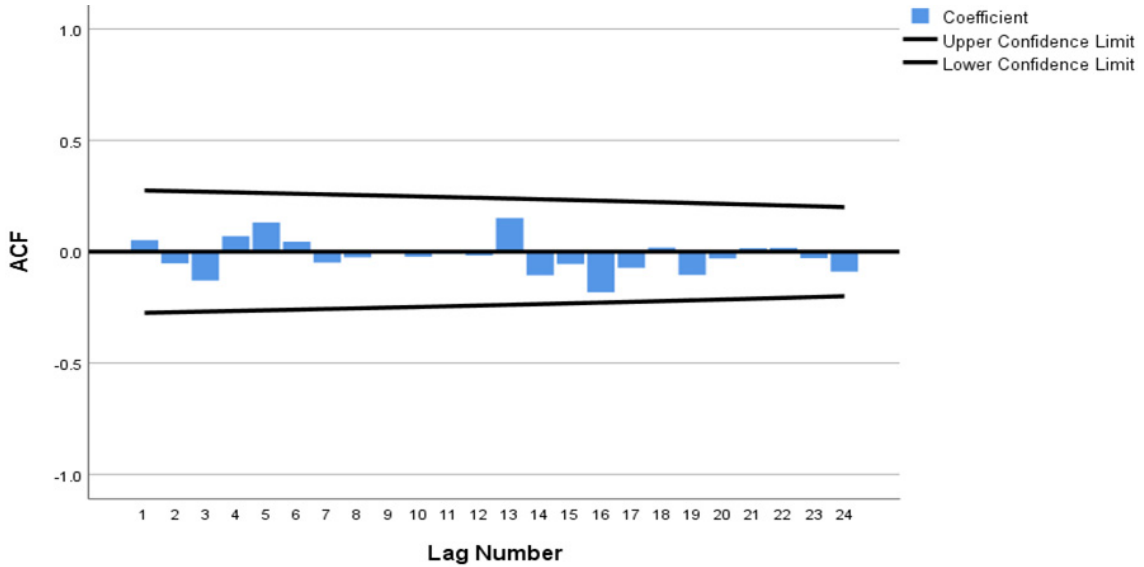
1) RMSE : Root Mean Square Error, 2) MAPE : Mean Absolute Percentage Error

3) MAE : Mean Absolute Error, 4) BIC : Bayesian Information Criteria

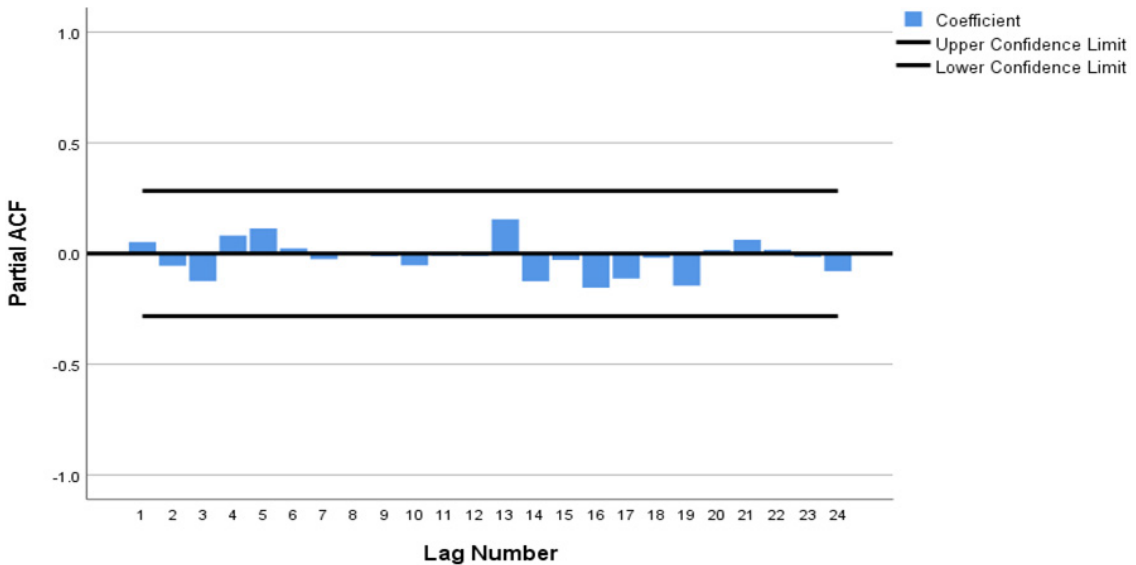
3) CO₂ 농도 예측

CO₂의 실측치와 ARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂ 모형을 이용하여 산출된 시계열 자료를 그림 6에 나타내었다. ARIMA 모형의 가장 적합한 형태를 추정한 기간(estimated period)은 2012년 9월부터 2016년 10월이었다. 이 시기에 오차율((예측치-실측치)/실측치) 범위는 -2.03~+1.74%이었으

며, 전반적인 오차율 수준은 -0.04%로 나타났다. 최적으로 추정된 ARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂ 모형으로 예측된 기간(forecast period)는 2016년 11월~2020년 10월이었다. 장비수리 및 점검 등으로 결측된 자료는 제외하고, 실측된 일부 자료(2017년 1월~6월 및 8월~10월, 2019년 5월~10월)와 예측치의 오차율 범위는 -1.04~+1.87



(a) Autocorrelation functions(ACF)



(b) Partial autocorrelation functions(Partial ACF)

Fig. 5. The autocorrelation and partial autocorrelation functions of white noise residuals.

%이었다. 전반적인 오차율은 -0.004% 로 나타나 estimated period의 약 1/10 수준으로 나타났다. Forecast period의 CO₂ 농도는 계절적 증감이 나타났지만, 전반적인 증가추세가 나타나지 않았다. 기상청 종합 기후변화감시정보 시스템에서 제공하는 2016년~2018년간 제주 고산의 연평균 CO₂ 농도는 각각 409.5 ppm, 411.8 ppm, 414.3 ppm이었으며, 연평균 약 2 ppm이 증가하는 추세로 나타났다. 같은 기간 안면도의 연평균 농도는 각각 409.9 ppm, 412.2 ppm, 415.2 ppm으로 나타났으며, 연평균 약 3 ppm이 증가하는 추세로 나타났다. 반면, 예측모형에 기반하여 산출된 같은 기간 관악산 연평균 CO₂ 농도는 각각 420.8 ppm, 423.2 ppm, 423.2 ppm이었으며, 2018년 이후에는 증가추세가 뚜렷하게 나타나지 않았다. 이는 ARIMA 모형이 단기 예측에 적합하다는 점과 대기 거동특성의 지역별 차이 등에 기인하는 것으로 판단되며, 관악산 CO₂ 농도의 영향요인을 파악하기 위하여 고농도 사례 발생의 특성을 평가하였다.

2. 고농도 사례 평가

그림 7에 고농도 사례가 발생한 월의 N₂O₂/N₂O₂ 분포를 나타내었다. 조사기간 동안 고농도 사례는 총 84건이었으며, 한 달간 발생사례는

2015년 7월이 5건으로 가장 많았던 것으로 조사되었다. 계절별 고농도 발생건수는 가을(9~11월) 29건, 여름(6~8월) 26건, 겨울(12~2월) 18건, 봄(3~5월) 11건 순으로 나타났다. 고농도 사례 중 평균 N₂O₂/N₂O₂ 비가 1.1을 초과한 사례는 여름과 가을이 각각 19건, 9건이었으며, 겨울과 봄은 각각 4건으로 나타났다. 평균 N₂O₂/N₂O₂ 비가 0.9 미만으로 나타난 사례는 가을과 겨울에 각각 16건, 10건이었으며, 봄과 여름에는 각각 4건, 5건이었다. 고농도 사례의 전체 유효자료시간을 계절 별로 분류하고, 그 중 N₂O₂/N₂O₂ 비가 1.1을 초과한 시간과 0.9 미만인 시간의 비율을 조사하였다. 그 결과, 봄에 발생한 고농도 사례 전체 시간 중 N₂O₂/N₂O₂ 비가 1.1을 초과한 시간은 30.8%이었으며, 0.9 미만인 시간은 59.2%로 나타났다. 따라서 봄에 발생한 고농도 시간 중 30.8%는 장거리 이동의 영향이며, 59.2%는 국지적인 영향에 기인하는 것으로 판단된다. 여름은 장거리 이동과 국지적인 영향의 비율이 각각 51.7%와 33.4%이었으며, 가을은 각각 33.7%와 56.2%, 겨울은 각각 28.7%와 56.3%이었다. 따라서 봄, 가을 및 겨울에 나타난 고농도 발생사례는 주로 국지적인 영향을 받으며, 여름에 발생한 고농도는 장거리 이동에 의한 영향이 주된

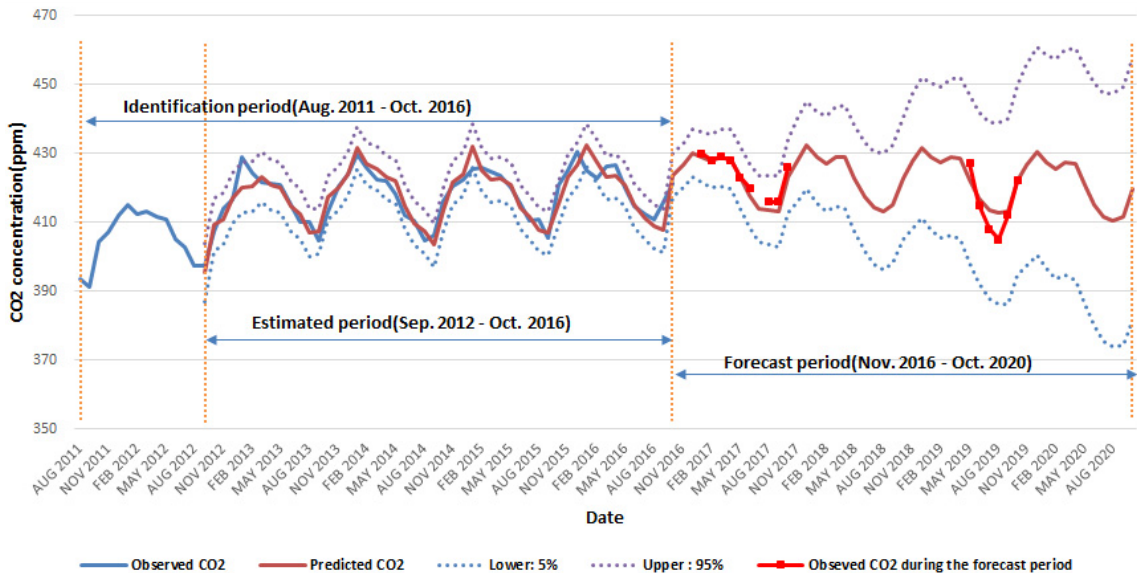
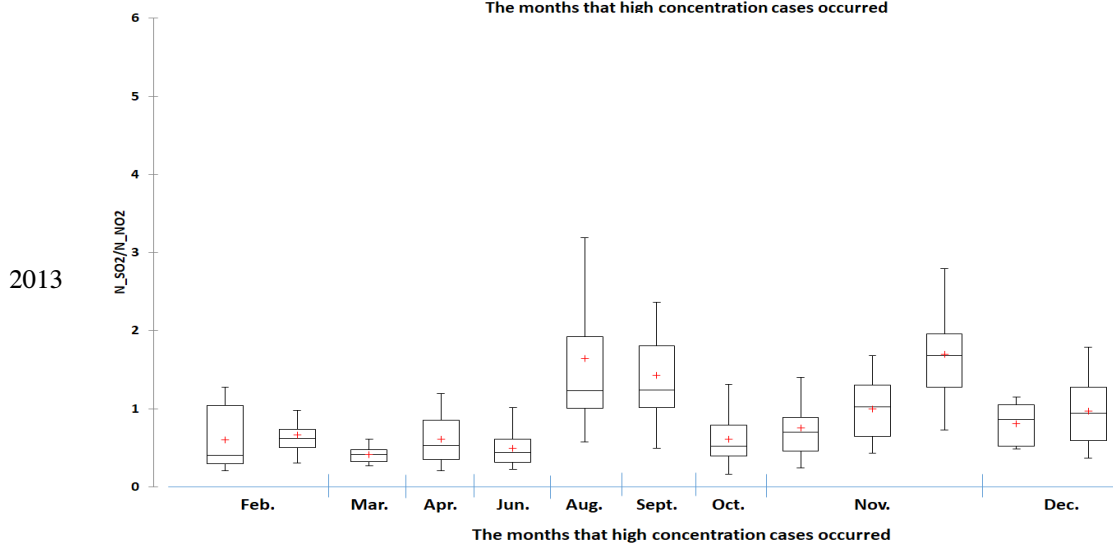
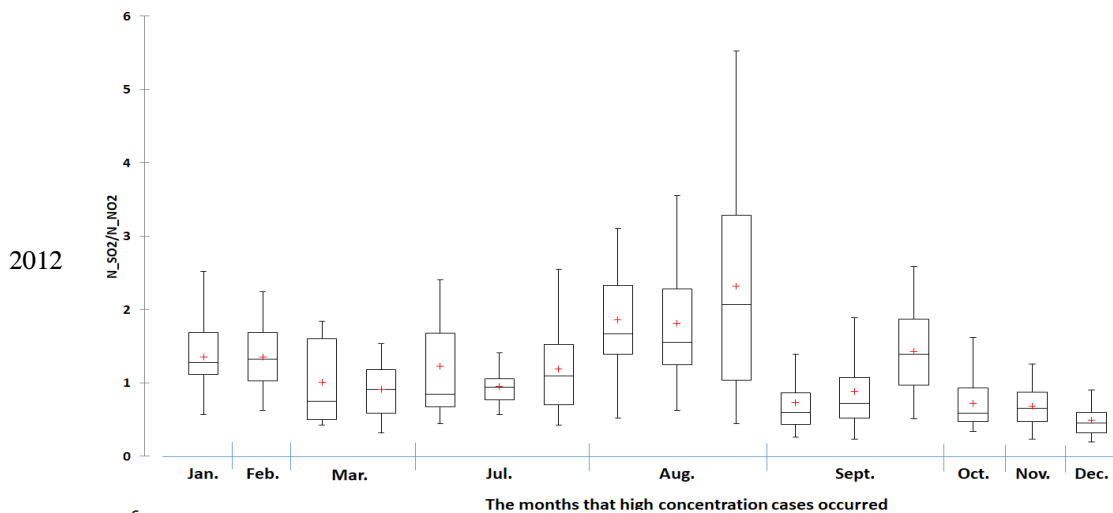
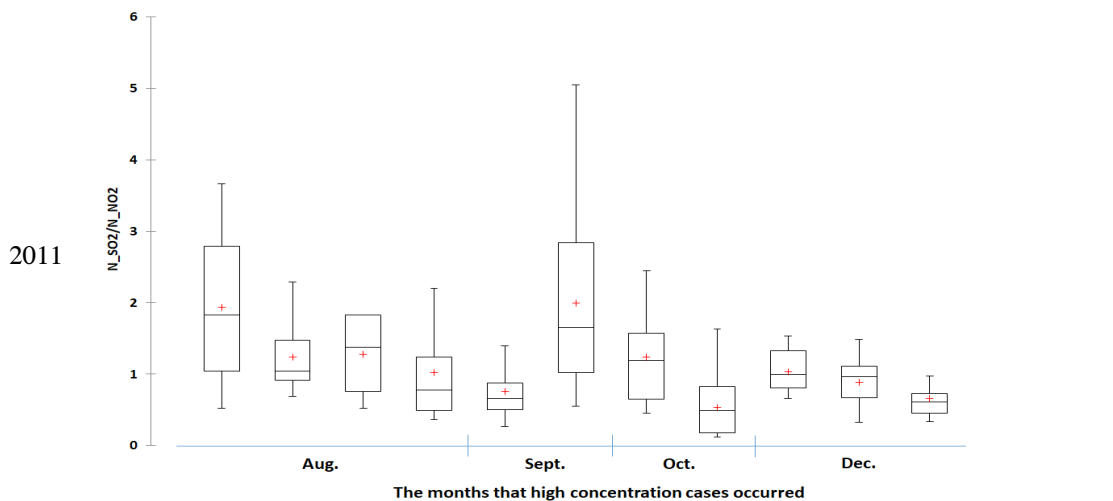


Fig. 6. A time series graph for estimated and forecast period using ARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂.

Year

N_SO2/N_NO2 box plot



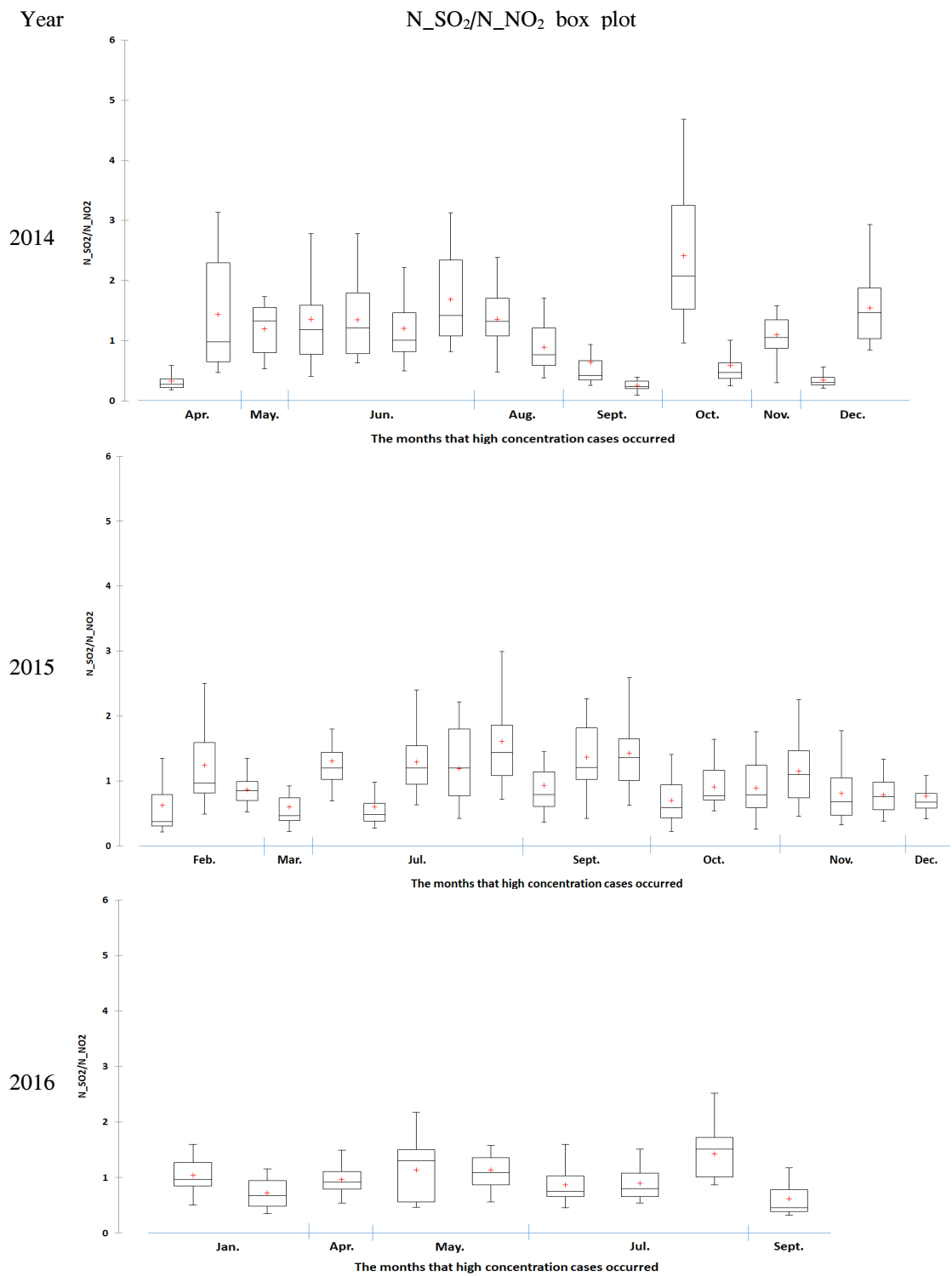


Fig. 7. N_{SO_2}/N_{NO_2} box plot of cases for CO_2 high concentration lasting more than 24 hours. Boxes show 25th-75th percentiles, lower and upper bars show the minimum and maximum values, and line and cross inside the boxes show median and mean, respectively.

Table 3. Pearson correlation coefficients for (a) $N_{SO_2}/N_{NO_2} > 1.1$ and (b) $N_{SO_2}/N_{NO_2} < 0.9$

| (a) | (b) | NO | NO ₂ | SO ₂ | CO ₂ |
|-----------------|--------|--------|-----------------|-----------------|-----------------|
| NO | | | 0.441* | 0.089* | 0.682* |
| NO ₂ | 0.378* | | | 0.481* | 0.617* |
| SO ₂ | 0.365* | 0.826* | | | 0.445* |
| CO ₂ | 0.183* | 0.659* | 0.602* | | |

* correlation is significant at the 0.05 level(2-tailed).

원인으로 판단된다. 국지적인 영향($N_{SO_2}/N_{NO_2} < 0.9$)에 의한 고농도 사례 시 CO₂와 NO, NO₂, SO₂의 상관계수는 각각 0.682, 0.617, 0.445이었으며, 장거리 이동($N_{SO_2}/N_{NO_2} > 1.1$)에 의한 고농도 사례 시에는 각각 0.183, 0.659, 0.602로 나타났다(표 3). 국지적인 영향 시 CO₂는 NO, NO₂의 발생과 유사한 특성을 보이며, 서울의 지역적 특성 상 자동차 등 내연기관의 배출과 관련이 있는 것으로 판단된다. 장거리 이동으로 발생한 CO₂는 국지적인 발생에 비하여 SO₂ 배출과 상대적으로 유사한 특성(R = 0.602)이 나타났으며, 이는 산업연소 및 생산공정과 관련이 있음을 암시한다.

장거리 이동에 의한 고농도 사례의 공기과 유입 경로를 HYSPLIT model로 조사하였다. 주로 4가지 패턴의 이동경로를 보였으며, 이를 그림 8에 나타내었다. 중국의 (a) 선양, 요동반도를 통해 유입된 기류, (b) 상해, 장쓰성 등을 거쳐 유입된 기류, (c) 청도 등 산둥반도를 통해 유입된 기류와 (d) 한국 서해연안을 거쳐 유입된 기류로 구분되었다. 선양, 상해는 중국의 주요 공업도시이며, 산둥반도에는 화력 발전소가 운영되고 있다. 한국 서해연안에는 충남을 중심으로 화력발전소와 산업 시설이 운영되고 있다. 장거리 이동에 의한 고농도 사례는 CO₂와 SO₂의 상관성 및 공기과 이동 경로 등을 고려하면, 발전소와 산업시설 등의 영향을 받는 것으로 판단된다.

결론

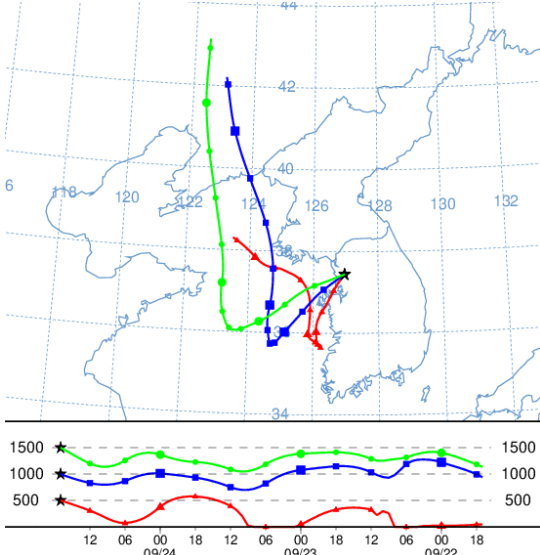
서울시의 CO₂ 배경농도 평가를 위하여 관악산

측정소의 실측자료를 이용하여 시계열 분석 및 고농도 사례 평가를 실시하였다. 시계열 분석은 계절 ARIMA 모형을 이용하였으며, 고농도 사례는 정규화한 N_{SO_2}/N_{NO_2} 를 이용하여 장거리 이동의 영향과 국지적인 영향으로 분류하여 평가하였다. 이에 따른 결론은 다음과 같다.

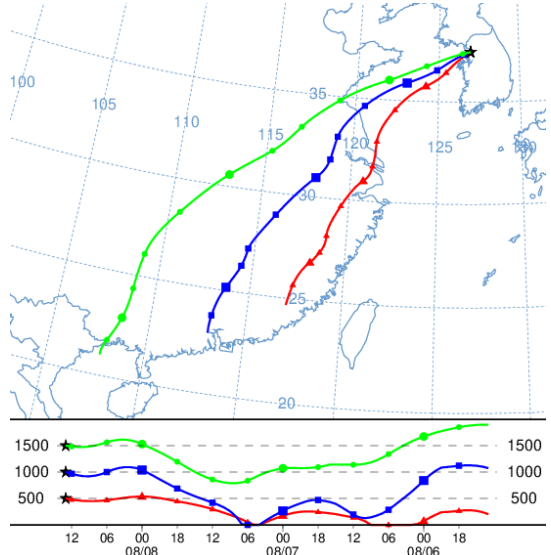
- 2011년 8월부터 2016년 10월까지 측정된 관악산 CO₂의 연간농도는 1~2월, 8~9월에 각각 최고, 최저를 나타내었으며, 점진적으로 증가하는 추세로 확인되었다. 비정상적이면서, 계절성을 보였으며, 시계열 모델은 비계절모형과 계절모형의 혼합형태를 고려하여 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂, ARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂의 2가지로 추정하였다. 각 모형의 모수와 적합값 등을 이용하여 통계적 타당성 여부를 조사 후 ARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂를 최종적으로 선정하였다. 예측모형에 기반하여 산출된 2016년~2018년간 연평균 농도는 각각 420.8 ppm, 423.2 ppm, 423.2 ppm으로 나타났다.
- 계절 별 고농도 발생건수는 가을(29건) > 여름(26건) > 겨울(18건) > 봄(11건) 순으로 나타났다. 고농도 사례의 전체 유효자료시간을 계절별로 분류하고, 장거리 이동에 의한 영향과 국지적인 영향이 차지하는 비율을 조사하였다. 봄에 발생한 고농도 시간 중 30.8%는 장거리 이동의 영향이며, 59.2%는 국지적인 영향으로 나타났다. 여름은 장거리 이동과 국지적인 영향의 비율이 각각 51.7%, 33.4%이었으며, 가을은 각각 33.7%와 56.2%, 겨울은 각각 28.7%와 56.3%이었다.
- 전체 고농도 사례시간을 국지적인 영향($N_{SO_2}/$

$N_{NO_2} < 0.9$)과 장거리 이동의 영향($N_{SO_2}/N_{NO_2} > 1.1$)으로 분류한 후 NO, NO₂, SO₂와 상관관계를 조사하였다. 국지적인 영향 시 CO₂는 NO, NO₂ 발생과 유사한 특성을 보이

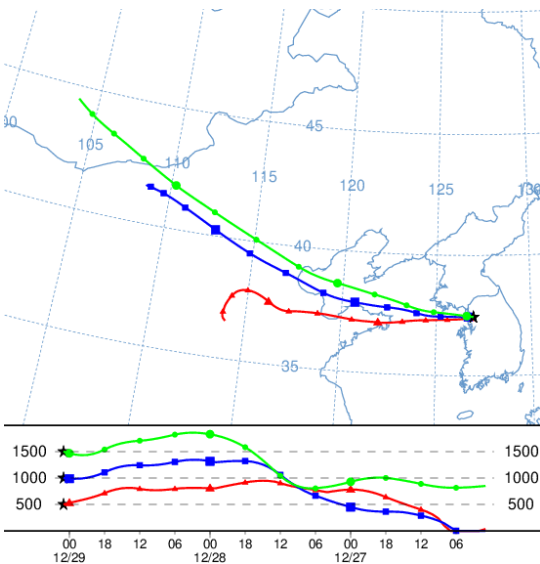
며, 자동차 등 내연기관 배출과 관련이 있는 것으로 판단된다. 장거리 이동의 영향 시에는 SO₂ 배출과 상대적으로 유사한 특성이 나타났으며, 산업연소 및 생산공정 등과 관련이 있는



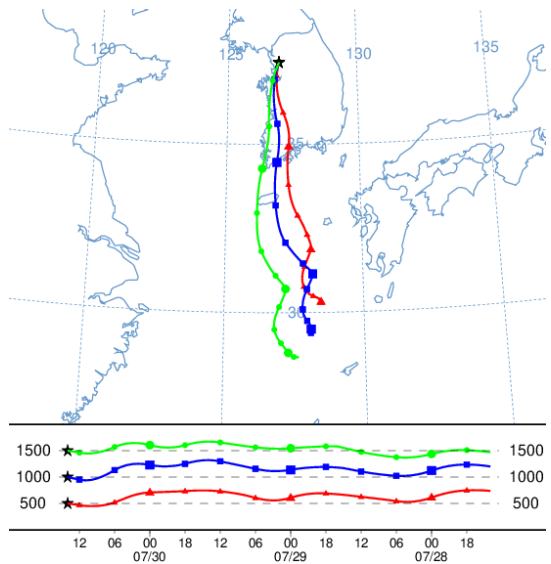
(a) Backward trajectory through the Liaodong Peninsula



(b) Backward trajectory through the Jiangsu



(c) Backward trajectory through the Shandong Peninsula



(d) Backward trajectory along the west coast of Korea

Fig. 8. Principal patterns of backward trajectories of high CO₂ concentration cases by long-range transport. The red, blue, and green lines stand for backward trajectories at an altitude of 500 m, 1,000 m, and 1,500 m, respectively.

것으로 판단된다.

4. 장거리 이동에 의한 고농도 사례의 국내 주요 이동경로는 선양, 요동반도를 통해 유입된 기류, 상해, 장쓰성 등을 거쳐 유입된 기류, 청도 등 산둥반도를 통해 유입된 기류와 한국 서해안안을 거쳐 유입된 기류로 나타났다.

본 연구에서 제안된 서울시의 CO₂ 시계열 모델은 저감대책이 강화될 시점 등을 합리적으로 예측하고, 기술·경제적으로 타당한 대책수립의 기본 방향을 제시할 것으로 기대된다. 또한, 장거리 이동경로를 파악하여 배출원 지역 추정에도 유용하게 활용될 것으로 판단된다. 한편, CO₂, CH₄ 등 온실가스 배출원은 다양한 산업분야와 인간활동 전반에 걸쳐 배출되기 때문에 특정 산업 및 생산공정과 관련된 점오염원으로 특정하기 어렵다. 따라서 CO₂의 이동경로를 격자(지역)로 구분하고, 격자 별 배출강도를 추정하여 우선적으로 관리가 필요한 지역을 선별하는 연구가 필요할 것으로 판단된다.

참고문헌

1. 강현귀, 최민섭 : ARIMA 모형을 활용한 부동산신락 수주시장 예측, 한국주거환경학회지, 14(4):413~436, 2016.
2. 국립환경과학원 : 한반도 배경대기 중 온실가스 농도 변동 특성 분석(I), 2007a.
3. 국립환경과학원 : 한반도 배경대기 중 온실가스 농도 변동 특성 분석(II), 2007b.
4. 기상청 : 기후변화감시 종합분석보고서(I), 2018.
5. 기상청 : 기후정보포털 : [http://www.climate.go.kr/home/09_monitoring/index.php/search\(assessed date : December, 2012\)](http://www.climate.go.kr/home/09_monitoring/index.php/search(assessed date : December, 2012)).
6. 김범승 : 계절 ARIMA 모형을 이용한 여객수 송수요 예측 : 중앙선을 중심으로, 한국철도학회논문집, 17(4):307~312, 2014.
7. 김승연, 이재범, 유정아, 홍유덕, 송창근 : 2007년 제주 고산의 이산화탄소 농도 현황 및 고농도 사례 분석, 한국기후변화학회지, 2(1), 1~14, 2011.
8. 김익수, 이승천, 배일상, 안경수, 윤호균, 정종흡, 윤중섭, 어수미, 정권 : 서울지역 대기 CO₂ 중 탄소동위원소 조성, 서울특별시 보건환경연구원보, 49:126~133, 2013.
9. 김인애, 리선란, 김경렬 : 제주도 고산에서의 미량기체 농도변화와 공기과 특성과의 관계, 한국대기환경학회지, 24(5):584~593, 2008.
10. 서울특별시보건환경연구원 : 2018년 서울 대기질 평가보고서, 2019.
11. 윤한영, 박성식 : ARIMA-Intervention 시계열 모형을 이용한 인천국제공항 식음료 매출 분석 및 추정 연구, 한국산학기술학회지, 20(2):458~468, 2019.
12. 이선란, 박선영, 박미경, 조춘옥, 김재연, 김지윤, 김경렬 : 공기과 역계적 모델의 통계 분석을 통한 이산화탄소 배출 지역 추정, 한국기상학회지, 24(2):245~251, 2014.
13. 정보통신기획평가원 : 기후협약에 대응한 정부정책과 ICT의 역할, 2018.
14. 지식경제부 : 중앙정부와 지자체간의 기후변화대응 활성화 방안에 대한 연구, 2010.
15. 환경부 : 2018 국가 온실가스 인벤토리 보고서, 2018.
16. Hohsen, SM, Saifoddin A, Shirmohammadi R and Aslani A : Forecasting of CO₂ emissions in Iran based on time series and regressive analysis, Energy Reports, 5:619~631, 2019.
17. IPCC : Summary for Policymakers. In : Climate Change 2007 : Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, 2007.
18. Moran, D, Kanemoto, K, Jiborn, M, Wood, R, Tobben, J and Seto, KC : Carbon footprints of 13,000 cities, Environmental Research Letters, 13: 064041, 2018.

19. Shanlan, L, Joil, K, Sunyoung, P, Seungkyu, K, Mikyung, P, Jens M, Gangwoong, L, Meehye, L, Chunok, J and Kyungryul, K : Source Identification and Apportionment of Halogenated Compounds Observed at a Remote Site in East Asia, Environmental Science & Technology, 48:491~498, 2014.
20. WMO(World Meteorology Organization) : WMO Greenhouse Gas Bulletin, 15, 2019.
21. WMO(World Meteorology Organization) : WMO WDCGG Data Summary : WDCGG No. 41 : Volume IV-Greenhouse Gases and Other Atmospheric Gases, 2017.