

SNUCO₂M 관측 네트워크를 활용한 도시 CO₂ 농도 분석 방법론 제안

김영인* · 정수종**†

*서울대학교 환경대학원 환경관리학과 석사과정학생, **서울대학교 환경대학원 환경관리학과 교수

Suggestion of an analysis methodology for urban CO₂ concentrations using the SNUCO₂M monitoring network

Kim, Yeongin* and Jeong, Sujong**†

*Master Student, Graduate School of Environmental Studies, Department of Environmental Management, Seoul National University, Seoul, Korea

**Professor, Graduate School of Environmental Studies, Department of Environmental Management, Seoul National University, Seoul, Korea

ABSTRACT

As urban areas account for more than 70% of global anthropogenic GHG emissions, there is growing need to establish observation networks for identification of GHG emission characteristics. However, due to the high variability of observed CO₂, urban monitoring networks require structured data management standards to improve the understanding of complex concentration patterns. This study proposed new data selection criteria suitable for urban monitoring networks. Data variability was analyzed based on these criteria and compared to those of global background station Mauna Loa (MLO). For MLO data, 44% of observed data were considered as background concentrations, and the differences based on the selection criteria were less than 1 ppm. In contrast, for urban stations, less than 20% of the total data was considered as background concentrations, and differences were as large as 13.5 ppm depending on data selection. MLO showed a steady annual growth rate of 2.25 ppm/yr despite the data selection criteria. However, for the urban monitoring network, annual growth rates at single sites ranged from 2.08 to 2.22 ppm/yr depending on the data selection criteria. Furthermore, data selection can sometimes result in opposite outcomes. For example, the $\Delta\text{CO}/\Delta\text{CO}_2$ emission ratio in winter was 6.97 ± 0.25 ppb/ppm with urban data but was 15.59 ± 1.23 ppb/ppm with background data. Additionally, unequal numbers of data points resulting from data selection can lead to unreliable inter-seasonal comparison results. This study suggests the importance of the data selection method in urban GHG monitoring to avoid significant variation and potential biases.

Key words : GHGs Emissions, Urban Climate, Urban CO₂ Monitoring, CO₂ Background, Ground-Based Monitoring Network

1. 서론

이산화탄소(CO₂)는 지구온난화를 유발하는 대표적인 온실가스로, 대기 중 온실가스 농도 증가는 인간 활동에 의한 배출임이 밝혀져(IPCC, 2023) 지속적인 농도 감시에 대한 중요성이 커졌다. 이에 세계기상기구(WMO)의 GAW

(Global Atmosphere Watch) 프로그램과 미국 해양대기청(NOAA)의 GGGRN (Global Greenhouse Gas Reference Network)은 지구 대기의 온실가스 농도를 감시하기 위한 배경 대기 관측망을 구축하였다(NOAA, 2025; Thoning et al., 1989). 대표적으로 하와이 Mauna Loa 관측소와 한국 기상청의 안면도, 고산 관측소 등에서 온실가스 모니터링

†Corresponding author : sujong@snu.ac.kr (08826, Seoul National University, 1 Gwanak-ro, Gwanak-gu, Seoul, Korea. Tel. +82-2-880-5664)

ORCID 김영인 0009-0005-4696-5902

정수종 0000-0003-4586-4534

이 이루어지고 있으며, 이러한 관측망은 주로 배경 농도만을 추출하여 국가 규모 이상의 넓은 공간적 범위를 대표하는 역할을 수행하고 있다(Lee et al., 2019; Thoning et al., 1989). 그러나, 이와 같은 배경 농도 중심의 기존 관측 방식은 온실가스 배출 감시 목적에는 한계가 있어, 최근 인위적 배출량의 70% 이상을 차지하는 도시 지역의 온실가스를 감시하는 것이 중요해졌다. 이러한 추세에 따라, 많은 국가에서 주요 도시 규모의 온실가스 변화를 감시하고자 도시 온실가스 지상 관측망을 구축하고 있다(Mitchell et al., 2018; Shusterman et al., 2016; Xiong et al., 2023). 도시의 관측망은 주요 온실가스 배출원과 인접한 곳에 위치하여, 다양한 배출 영향이 반영된 농도를 분석하기 위한 목적을 가진다. 따라서, 도시 관측망에서 측정된 농도는 배출원의 영향을 직접적으로 받아 단기간 변동성이 매우 크고, 계절 변동성 또한 배경 대기 관측망과 다른 양상을 보인다(Mitchell et al., 2018; Xueref-Remy et al., 2018). 이처럼 높은 변동성을 나타내는 도시의 관측 데이터를 신뢰성 있게 활용하기 위해서는 배경 농도 관측 중심의 기존 분석 접근과는 차별화된 방법론이 필요하다. 특히, 도시에서 측정된 온실가스 농도는 도시 배경 농도와 도시 배출 영향으로 인한 농도 증가량이 혼합된 값이다. 따라서, 측정된 값이 배경 농도인지, 배출 영향에 따른 증가분인지를 명확히 구분하여 분석에 활용하는 것은 필수적이다. 그러나, 연구마다 관측 데이터를 구분하는 체계화된 기준이 충분히 정립되어 있지 않아 이로 인한 분석 결과 해석에 일관성이 부족한 한계가 존재하여, 국제적으로 관련 논의가 이루어지고 있는 상황이다(WMO, 2022). 따라서, 본 연구에서는 서울의 구축된 온실가스 지상 관측망의 CO₂ 농도 데이터를 활용하여, 높은 시공간적 변동성을 가진 도시 특성에 적합한 데이터 분류 및 선택 방법에 대해 제안하였다. 나아가, 본 연구에서 개발된 데이터 분류 방법을 기반으로, 도시 관측망 내에서 데이터 선택에 따라 농도 변동성이 유의미한 차이를 나타내는지 비교 분석하였다. 본 연구의 결과는 향후 국내 주요 도시로 확장될 온실가스 관측망에서 생산되는 데이터의 신뢰도 향상과 표준화된 분석 체계 구축에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

2. 연구방법

2.1. 서울 도시 온실가스 관측망

서울대학교는 한국 도시 온실가스 관측망의 일부인

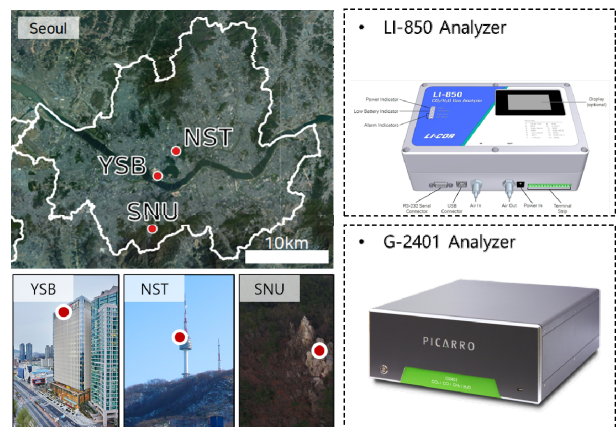


Fig. 1. SNUCO₂M urban CO₂ monitoring network and equipped analyzers

SNUCO₂M (Seoul National University CO₂ Measurement) 관측망을 2018년 구축하여, 서울의 CO₂ 농도 변화를 감시하고 있다. 주변 배출원의 분포, 관측소의 고도 등을 고려하여 다양한 영향을 분석하고자 관측망을 구축하였으며(Park et al., 2021), 본 연구에서는 Fig. 1에 나타난 용산, 남산타워, 서울대 3곳의 관측소를 이용하였다.

용산(YSB) 관측소는 국내 최초로 구축된 도시 온실가스 관측망으로, 2018년 10월부터 현재까지 운영되고 있다. 해발고도 116 m (지면고도 104 m)에 설치되어 있어 배출 영향이 혼합된 공기를 측정하고 있고, 주변 배출 및 흡수원으로는 한강대교 및 올림픽대로의 교통 영향과 상업 지역의 배출 등이 있으며, 한강이 인접해 있다.

남산(NST) 관측소는 2019년 7월 2번째로 구축된 SNUCO₂M 관측망으로, N서울타워 정상에 해발고도 380 m (지면고도 110 m)에 설치되어 고도별 농도 차이를 분석하기 위해 설치되었다. NST는 높은 고도에 위치하기 때문에 낮시간에는 지면 가열로 인한 높은 대기 수직 난류 영향을 받으나, 밤에는 낮은 난류 영향으로 인해 관측소가 PBLH (Planetary Boundary Layer Height, 대기 경계층)보다 높은 고도에 위치하는 특성을 가진다. 이러한 특성으로 인해, NST는 낮시간에 비해 밤시간 동안 서울의 배출 영향을 덜 받는다(Park et al., 2022). 주변 배출 및 흡수원으로는 남산의 식생 성장 기간 중 광합성 영향으로 인한 흡수 및 호흡의 영향이 있다.

서울대(SNU) 관측소는 2021년 3월 3번째 구축된 SNUCO₂M 관측망으로, 서울대학교 캠퍼스 내 해발고도 174 m (지면고도 2 m)에 설치되어 있으며, 서울의 중심 배출원과는 상대적으로 거리가 떨어져 있어 배출 영향을

Table 1. Basic monitoring sites Information for SNUCO₂M monitoring network

Stations	Instruments	Installation Date	Lat	Lon	Air Inlet Altitude Above Ground Level [m]	Air Inlet Altitude Above Sea Level [m]
YSB	NDIR	OCT 2018	37.523	126.96	104	116
NST	NDIR, CRDS	JUL 2019	37.551	126.99	110	380
SNU	NDIR	MAR 2021	37.463	126.96	2	174

덜 받는 지역이며, 주변 배출 및 흡수원으로는 관악산, 국수봉 등 식생의 광합성 및 호흡 영향과 서울대학교 캠퍼스 내 배출이 있다.

3개의 관측소 모두 NDIR (Non-Dispersive InfraRed, 비분산 적외선법) 기반의 장비인 LI-850 (LICOR Incorporation)을 이용하여 CO₂와 H₂O를 1초 단위로 측정하고 있다. 또한, 2024년 7월에는 NST 관측소에 CRDS (Cavity Ring Down Spectroscopy, 공동 감쇠 분광법) 장비인 G-2401 (Picarro)이 추가로 설치되어 CO₂, CH₄, CO, H₂O를 추가로 측정하고 있다(Fig. 1, Table 1).

2.2. 관측기기 관리 및 데이터 품질관리 방법

도시의 높은 PM₁₀ 및 PM_{2.5} 영향으로부터 기기를 보호하기 위해, inlet에 1 μ m 미세먼지 필터를 부착하여 운영하고 있다. 또한, CRDS 장비의 경우 수분의 영향이 제거된 Dry Mole Fraction을 측정하기 위해 수분 제거 장치인 Nafion-Dryer를 부착하였다.

NDIR, CRDS 관측 장비는 표준 가스를 활용한 주기적인 측정기기의 교정이 필요하며, SNUCO₂M 관측망에서는 국제 표준 인증 물질인 CRM (Certified Reference Material) 기준을 충족하는 표준 가스만을 이용한다. 또한, 모든 표준 가스는 Air-Balanced 또는 N₂-Balanced로 제작된 가스를 이용하고 있다. NDIR 장비는 0 ppm, 400 ppm, 1,000 ppm 총 3종, CRDS 장비는 0 ppm, 400 ppm, 600 ppm, 1,000 ppm 총 4종의 가스를 이용하여 2주에 1회 기기 교정을 실시하고 있다. 관측된 결과값은 기기 오작동, 전원 공급 중단, 기기 점검, 기기 교정 실시 기간, 그 외 관리자가 판단한 신뢰할 수 없는 값 등에 대해 품질 관리를 실시하여 데이터의 품질을 관리하고 있다. 최초 Raw data로부터 신뢰할 수 없는 값을 제거한 Level 0 데이터를 생산한 뒤, 1분 평균을 실시한 Level 1, 1시간 평균의 Level 2 데이터를 생산한다. 1분 또는 1시간 평균 시, 데이터의 50%가 확보되지 않은 경우, 평균값 산출에서 제외하였다.

Table 2. Mauna Loa Observatory's background data selection criteria

Flag	Description
No Flag	No code applied. Data are considered 'background'
*	Unable to compute a mole fraction or average
I	No data available due to instrument calibration or malfunction.
V	Large variability of CO ₂ mole fraction with in one hour (STD < 0.3ppm)
D	Hour-to-hour difference in mole fraction > 0.25ppm
U	Hours that are likely affected by local photosynthesis (11 to 19 LST)
S	Single hour bracketed by flagged data
N	No unflagged data within 8 hours.
W	Wind direction out of the clean air sector. Assume non-background

2.3. 배경 대기 관측망에서의 데이터 선택 방법

WMO의 GAW, NOAA의 GGGRN 관측망에서는 온실 가스의 배출 및 흡수로 인한 영향이 제거된 배경 대기 조건의 농도만을 선택하는 것이 주된 목적이다(Lee et al., 2019; WMO, 2019). 그러나 연속 관측값의 경우, 대기 안정도, 풍향 및 풍속 변화에 따라 농도 변동성이 다르게 나타나기 때문에(Xueref-Remy et al., 2018), 배경 조건을 분류하는 일정한 기준이 필요하다. 이에 따라, GAW와 GGGRN의 대표 관측소인 Mauna Loa에서는 NOAA에서 제시하는 배경 조건 산출 방법을 이용하고 있으며(NOAA, 2020), 그 방법은 Table 2에 나타내었다.

총 9개의 Flag 기준을 이용하였으며, 데이터의 단기간 변동성에 기반한 통계적인 방법이 주로 이용되었다. 이

Table 3. SNUCO₂M network's urban data selection criteria

Flag	Description
*	Unable to compute a mole fraction or average
I	No data available due to instrument calibration or malfunction
P	Hours that inlet heights are located over PBLH. Assume not affected by local influenced
V	Large variability of CO ₂ mole fraction with in one hour (STD < 3ppm)
E	Δ CO ₂ larger than 10% of CO ₂ ^{bg}
W	Wind speed lower than 1.5m/s. Assume locally influenced

방법으로 선택된 배경 조건의 데이터는 전체 데이터의 약 37.9%에 해당하며(NOAA, 2020), 많은 데이터가 배경 농도가 아닌 값으로 분류된다.

2.4. 도시 대기 관측망에서의 데이터 선택 방법

배경 대기 관측과는 다르게, 도시에서 관측된 데이터는 다양한 배출원의 영향을 받고, 농도의 단기 변동성이 크기 때문에 연구 목적에 맞는 데이터 선택이 더욱 중요하다. 본 연구에서는 NOAA의 방법(NOAA, 2020)을 참조하여, SNUCO₂M 관측망에서 측정된 값에 데이터 분류 Flag 기준을 부여하여, 분석 목적에 맞는 데이터 선택 기준을 제시하였다. 아래에 제시된 방법은 데이터 Flag를 분류한 과정 및 그 기준에 대해 설명하고 있으며, Table 3에 나타내었다.

- Raw data로 5분 평균값을 이용한다.
- 신뢰도가 확보되지 않다고 판단된 데이터에 * Flag를 부여하며, 기기 교정 과정이나 기기 이상이 발생한 경우 I Flag를 부여하여 데이터 분석에서 제외한다.
- 높은 고도에 위치한 관측지의 경우, 일간 PBLH 변동에 영향을 받는다. 지면 가열로 인한 수직 난류가 활발한 낮 시간대에는 높은 PBLH로 인해 도시 내부의 배출 영향을 받지만, 밤 시간대에는 안정된 대기로 인하여 수직 난류 영향을 거의 받지 않는다(Park et al., 2022). 따라서 고도가 높은 관측지의 경우 PBLH 보다 높은 고도에 위치한 시간대를 분류하는 것이 필요하며, 이 경우 P Flag를 부여한다.
- 1시간 평균 시 단기적 배출 영향으로 인한 편향을 분

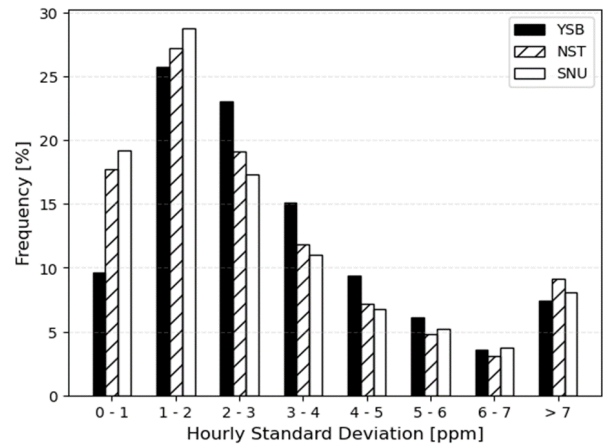


Fig. 2. Frequency distribution of hourly standard deviation at station YSB (black solid bars), NST (hatched bars), SNU (open bars)

류하기 위해 시간 표준 편차 임계값을 지정하였다. 배경 대기 관측소에서는 낮은 변동성으로 인해 0.3 ~ 0.5 ppm의 표준 편차 임계값이 이용되지만(NOAA, 2022; Ramonet et al., 2020), 본 연구에서는 도시에서의 높은 변동성과 데이터 수의 확보를 고려하여, 총 데이터의 60% 이상이 확보되는 3 ppm의 임계값을 적용하였다(Fig. 2). 이 경우 V Flag를 부여한다.

위에서 제시한 1 ~ 3 과정을 적용했음에도 도시 관측망의 높은 변동성을 설명하기에 부족하였고, 추가적인 변동성 파악을 위해 CO₂ Enhancement (Δ CO₂) 개념을 이용하였다. CO₂ Enhancement란, 관측된 농도(CO₂^{obs})에서 배경 농도(CO₂^{bg})를 뺀 농도 증가량 개념으로, 관측된 값이 얼마만큼의 농도 증가 영향을 받았는지 추정할 수 있다. 본 연구에서는 도시에서 CO₂ 기준선(Baseline) 농도를 추정할 때 주로 이용되는 백분위수 방법(Ammoura et al., 2016; Bares et al., 2018)을 CO₂^{bg}로 Δ CO₂를 계산하여 Flag 기준을 적용하였다.

- 본 연구에서는 24시간 이동 윈도우(Moving window) 내 하위 5% 값을 CO₂^{bg}로 이용하여, 이렇게 계산된 Δ CO₂가 CO₂^{bg}의 10%를 초과하는 값을 분류하였다. 이 방법은 24시간 내의 높은 배출로 인한 영향을 분류하는 데 효과적이다. 이 경우 E Flag를 부여한다.
- 마지막으로, 대기 안정 상태로 인한 국지적 영향을 분류하기 위해 풍속 기반의 필터링을 적용하였다. 이러

한 접근은 지역 오염 영향을 최소화하기 위해 풍속을 기준으로 데이터를 선별한 선행연구(Lelandais et al., 2022; Xueref-Remy et al., 2018)에 근거하였다. 본 연구에서는 기상청에서 제공하는 융합기상 고해상도 격자자료의 풍속 변수를 이용하였으며, 선행연구를 참고하여 1.5 m/s 미만의 풍속 조건을 대기 안정 상태로 간주하였으며, 이 경우 W Flag를 부여하였다.

이처럼 도시 온실가스 관측망에는 이상치를 포함한 총 6개의 Flag가 부여되었고, 모든 Flag를 선택하였을 때를 ‘Urban Background’ 조건이라 정의하였다. 또한, 도시 관측망에서는 배출 영향이 포함된 데이터가 중요한 의미를 갖기 때문에, 이 영향만을 분석하기 위한 별도의 조건을 정의할 필요가 있다. 전체 데이터에서 ‘Urban Background’로 분류된 데이터를 제외한 값을 ‘Urban Effect’라고 정의하였다.

이후, 전 지구 배경 농도와 비교하여 서울의 CO₂ 농도 증가율을 계산하기 위해 추세 계산에 주로 이용되는 NOAA의 CCG Filtering 방법을 관측된 데이터에 적용하여 적합 곡선과 장기 추세를 계산하였다. 이 기법은 Fast Fourier Transform 기반의 Low pass filter를 거쳐 데이터의 피팅 곡선을 적합한 후, 장기 추세 및 계절 변동성을 분석한다. 또한, Raw data와 ‘Urban Background’로 분류된 데이터 각각에 대해 장기 추세를 계산하여, 데이터

Flag 선택에 따른 증가율 계산 편차를 평가하였다.

3. 연구결과 및 토의

3.1. 데이터 선택 방법별 CO₂ 농도 특성 변화

Fig. 3에서는 본 연구에서 정의한 데이터 선택 방법별

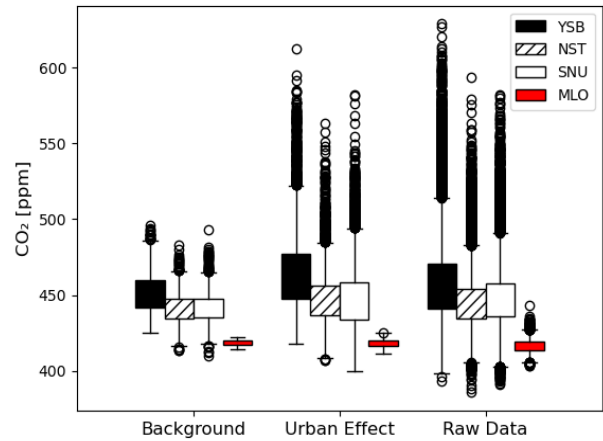


Fig. 3. CO₂ concentration distribution by 3 different data selection methods (urban background, urban effect, raw data) in 2022 at each monitoring sites

Table 4. Annual growth rate, CO₂ concentrations and number of hours in 2022 by data selection methods (errors are representing 1σ)

Site	Growth rate (ppm/yr)		Urban Background	Urban Effect	Raw Data
YSB	2.22	Mean (ppm)	451.7 (±13.2)	465.2 (±25.9)	462.8 (±24.7)
		Count	1274 (17.6 %)	5965 (82.4%)	7239
NST	2.09	Mean (ppm)	441.3 (±10.2)	447.7 (±17.0)	446.5 (±16.1)
		Count	1447 (18.5%)	6387 (81.5%)	7834
SNU	2.67	Mean (ppm)	441.6 (±10.8)	447.8 (±21.4)	446.8 (±20.3)
		Count	1328 (15.2%)	7381 (84.8%)	8709
MLO	2.25	Mean (ppm)	418.5 (±1.9)	418.1 (±2.1)	418.3 (±2.1)
		Count	3462 (44.4%)	4344 (55.6%)	7806

로 2022년 한 해 각 관측소의 CO₂ 농도 분포를 나타내었고, Table 4는 방법별 평균 농도, 표준 편차, 선택된 데이터 개수를 나타내었다.

배경 관측소인 Mauna Loa에서는 배경 조건으로 분류된 데이터가 44%에 해당했으며, 데이터 Flag 선택에 따른 농도 차이는 1 ppm 미만이었다. 반면, 도시 관측소의 경우, 본 연구에서 정의한 ‘Urban Background’ 조건으로 선택된 데이터는 전체 데이터의 약 15~18%에 불과하며, 평균 농도는 ‘Urban Effect’ 조건에 비해 최대 13.5 ppm의 차이를 나타냈다. 이는 ‘Urban Background’로 분류된 데이터가 배출 영향이 최소화된 데이터를 적절히 선택했음을 의미하며, 도시에서 관측된 값은 평균적으로 80% 이상 도시 영향에 노출되는 것을 확인할 수 있다.

3.2. 연간 CO₂ 농도 시계열 및 추세 분석

Fig. 4는 서울 3개 관측소(YSB, NST, SNU)와 Mauna Loa 관측소(MLO)의 CO₂ 농도 시계열 그래프와 추세를 나타내었다. MLO와 같은 배경 관측소에서는 전 지구 CO₂ 농도 증가율을 계산하기 위해, 전체 데이터 중 배경 농도만을 선택한 뒤 증가율을 계산하는 것이 일반적이다 (Seo et al., 2021, Sreenivas et al., 2022). 따라서, 배경 관측망보다 변동성이 큰 도시 관측망에서는 증가율 계산을 위한 배경 데이터 선택이 더욱 중요할 수 있기 때문에, Raw data와 Urban Background 2가지 데이터에 NOAA CCG Filtering을 적용하여 연간 증가율이 어떻게 달라지는지 비교하였다.

MLO 관측소는 전 지구 배경 농도를 측정하는 데 집중되어 있어 CO₂ 농도 변동성이 매우 작고 안정적인 추세를 나타내며, 데이터 Flag 선택에 따른 연간 증가율의 유의미한 차이가 나타나지 않았다. 반면, YSB, NST, SNU 3개 관측소에서는, 데이터 Flag 선택에 따라 최대 6.31%, 1.44%, 1.87%의 연간 증가율 차이를 나타냈다. 이 차이는 농도 변동성이 큰 관측소일수록 더욱 컸으며, Table 4에서 나타난 각 관측소의 표준 편차 크기와 일치한다. 이처럼, 도시 관측망과 같은 변동성이 큰 관측소에서는 데이터 Flag 선택에 따라 CO₂ 증가율에서 최대 6% 이상 편차를 나타낼 수 있기에, 적절한 도시 배경 데이터 산출이 매우 중요함을 시사한다.

3.3. 계절 변동성 분석 시 데이터 선택 방법

본 연구에서 제시한 데이터 선택 방법을 분석 기간에

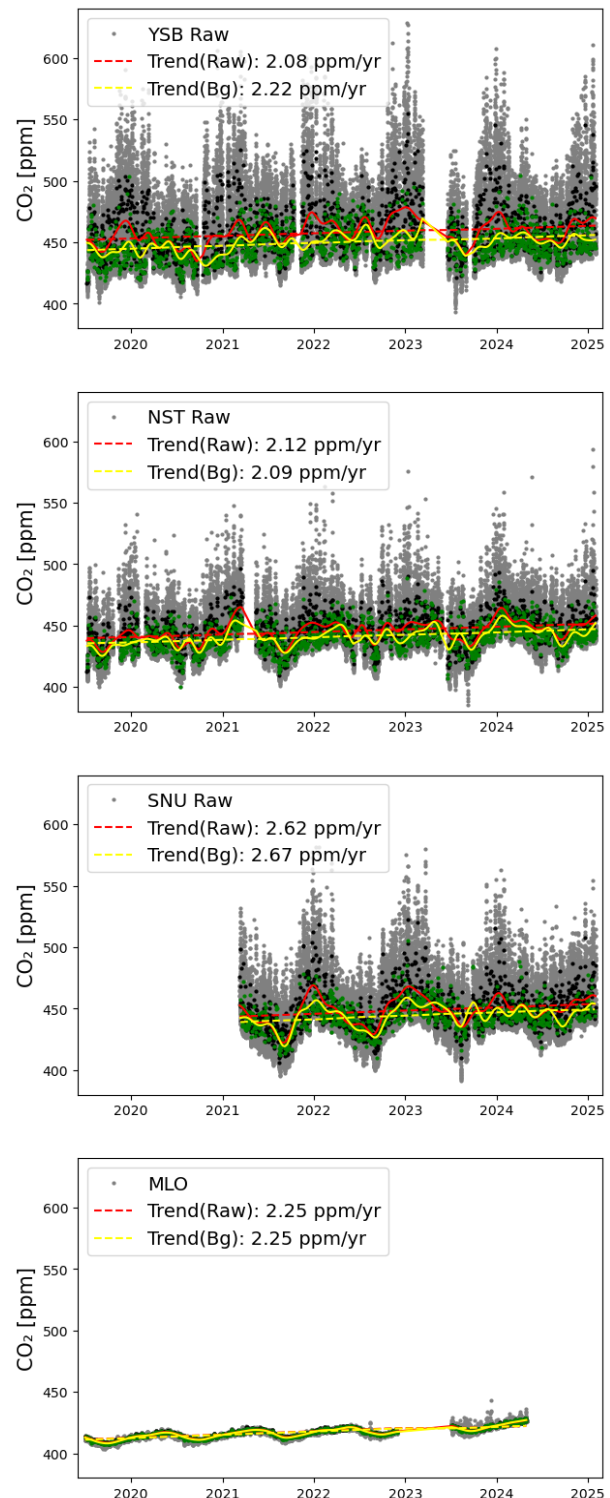


Fig. 4. Time series of hourly CO₂ concentrations and annual growth rate by 2 different conditions (background, raw data)

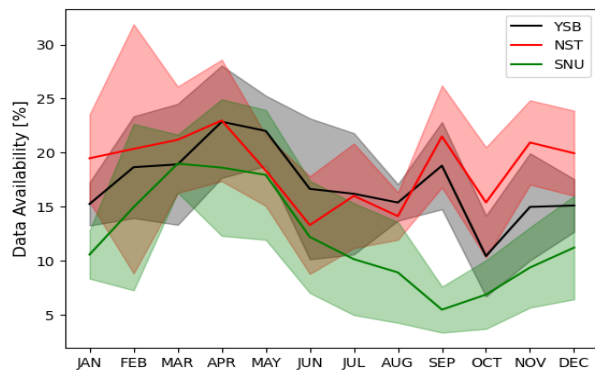


Fig. 5. Seasonal variation in monthly CO₂ data availability at each station

대해 일괄적으로 적용할 경우, 선택된 데이터의 수가 기간별, 계절별로 다르게 나타날 수 있다. 도시 관측 데이터 Flag 선택 방법은 CO₂의 변동성을 기준으로 분류되기 때문에, 광합성에 의한 흡수, 겨울철 평균 PBLH의 감소 등 계절적 요인이 반영된다.

Fig. 5는 전체 데이터 중 서울 3개 관측소에서 ‘Urban Background’ 조건을 선택하였을 때의 평균 월별 데이터 가용성을 나타내었다. 모든 관측소에서 월별로 선택되는 데이터의 수가 계절별로 5~30%까지 큰 편차를 나타내는 것을 확인할 수 있다. 일반적으로 여름철에 가장 적은 데이터가 선택되는 경향을 보이며, 이 경우 계절별 차이를 직접 비교하기에 어려움이 있다. 따라서, 계절별 특성을 비교하기 위해서는 계절에 영향을 받지 않는 CO₂ 변동 요인만을 선택해야 함을 시사하며, 본 연구에서 제시한 방법은 계절 변동 분석과 같은 시간적 요인이 반영된 분석 보다는 데이터의 장기 추세 분석 또는 배출 영향을 분류 해내는 방법에 더욱 적합함을 시사한다.

3.4. 배출 영향 모니터링 시 데이터 선택

본 절에서는 NST 관측소에서 CO₂와 동시 측정된 CO를 활용하여, 도시 배출 영향을 받은 데이터를 분석할 때 고려해야 할 점을 제시하였다. CO는 CO₂와 배출원이 유사하여 인위적 배출 CO₂를 추적하는 추적자 물질(Tracer)로 주로 활용된다. 본 연구에서는 Δ CO와 Δ CO₂ 간의 가중 선형 회귀 분석을 실시하여, 도시 배경 조건과 도시 영향 조건 하에서의 R_{CO} (Δ CO: Δ CO₂ 비율)을 계산하여 비교하였다. Fig. 6은 2025년 1월 NST 관측소에서 측정된 Δ CO₂와 Δ CO 간의 상관관계를 나타낸다. Δ CO, Δ CO₂ 계산에 이용된 기준선 농도는 이전 방법론에서 적용하였

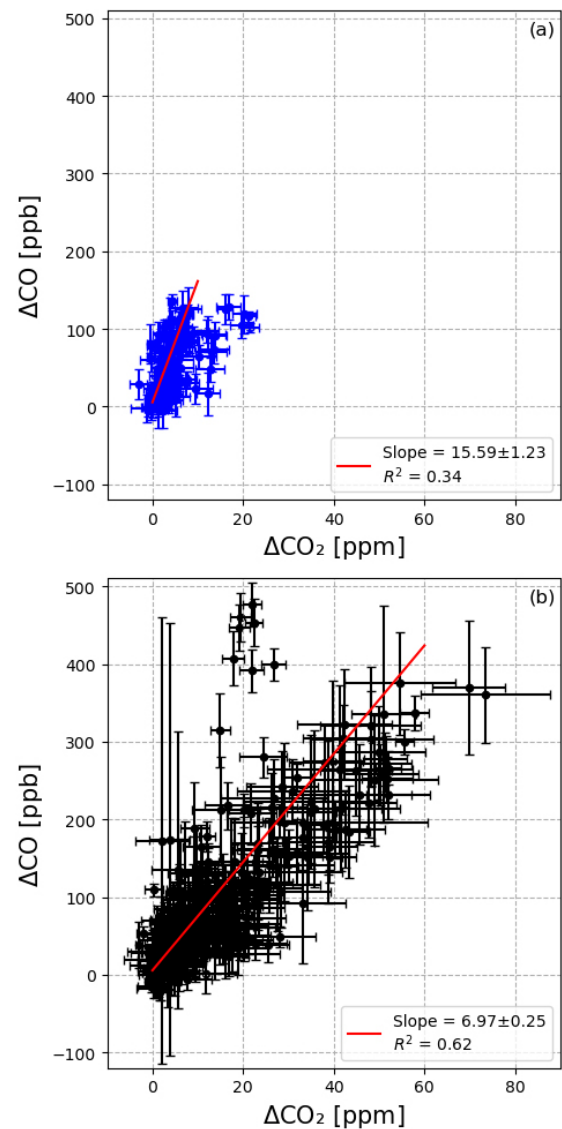


Fig. 6. Scatter plot between Δ CO₂ and Δ CO in JAN 2025 at (a) urban background and (b) urban effect conditions. The red line represents the R_{CO} slope calculated by weighted linear regression method

던 24시간 이동 윈도우 내 하위 5% 값을 이용하였다. (a) Urban Background 조건에서는 Δ CO₂와 Δ CO 간의 낮은 상관관계($R^2=0.34$)가 나타나는 데 반해, (b) Urban Effect 조건에서는 높은 상관관계($R^2=0.62$)를 보였다. 발생 기원을 간접적으로 추정할 수 있는 Δ CO/ Δ CO₂ 배출비에서도 차이가 나타났다. 배출비 계산은 선행연구의 방법 (Gamage et al., 2020; Maier et al., 2024; Young et al.,

2023)을 참조하여 ΔCO_2 와 ΔCO 모두를 고려한 총 가중치 선형회귀(Total Weighted Least Squares Regression)를 통해 실시되었다. 배경 조건만을 추출한 (a) 조건에서는 15.59 ± 1.23 ppb/ppm의 높은 배출비가 나타난 반면, 도시 배출의 영향만을 보기 위해 추출한 (b) 조건에서는 6.97 ± 0.25 ppb/ppm의 배출비가 나타났다. 이러한 결과는 가을 및 겨울철(OCT 2024 ~ FEB 2025)에 관측된 대부분 월에서 비슷한 값을 나타내었다. 각 월별로 도시 영향으로 분류된 조건에서 최소 6.77 ppb/ppm에서 최대 9.24 ppb/ppm을 나타내었으며, 선행 연구(Bares et al., 2018; Gamage et al., 2020; Maier et al., 2024; Sim et al., 2020; Young et al., 2023)에 제시된 배출비 5.76 ~ 11 ppb/ppm 범위와 일치한다. 이러한 결과는 연구의 목적에 따라 적절히 데이터가 분류되었음을 나타내며, 큰 편차가 나타남을 확인하였다. 따라서, 도시의 배출 영향을 받은 데이터를 주로 분석할 때는 겨울철, 오후 시간대 데이터 선택과 같은 시간적 요인 외에도, 변동성을 기반으로 한 추가적인 데이터 분류를 거치지 않을 경우 배출비 계산에서 오류가 발생할 수 있음을 시사한다.

4. 결론 및 시사점

본 연구는 서울의 온실가스 관측망에서 측정된 CO_2 농도를 활용하여, 도시에 적합한 온실가스 관측 데이터 분류 및 선택 방법을 제안하였다. 연구 결과, 배경 관측소인 MLO에서는 관측값의 44%가 배경 농도로 분류되었지만, 도시에서는 80% 이상의 데이터가 인위적 배출 영향이 포함된 'Urban Effect' 조건으로 분류되었다. 따라서, 도시에서 관측되는 CO_2 농도는 대부분 배출 영향을 받은 값으로 해석할 수 있다. 이러한 데이터 분류에서 나타나는 차이는 대기 중 CO_2 농도의 연간 증가율을 계산할 때 최대 6.31%까지 편차를 유발할 수 있는 것으로 확인되었으며, 이는 향후 도시 CO_2 농도 추정 결과에 오류를 불러올 가능성을 시사한다. 또한, 본 연구에서 제시한 데이터 선택 방법론은 주로 CO_2 변동성에 기반하기 때문에, 계절별로 선택되는 데이터의 구성이 달라진다. 따라서, 동일한 관측망 내에서도 연도별로 계절성을 비교 분석하기 위해서는, 시간적 요인이 반영되지 않은 데이터 Flag를 선택해야 함을 시사한다. 도시 관측망에서는 배경 농도뿐만 아닌 배출 영향만이 반영된 데이터를 분류해 내는 것 또한 중요하다. 본 연구에서 정의한 Urban Effect 조건의 데이터는, 겨울철에 일반적으로 도시에서 나타나는 $\Delta\text{CO}/\Delta\text{CO}_2$ 비

율 범위 내 값인 6.97 ppb/ppm을 나타냄으로써, 배출 영향만을 적절히 대표하였음을 보여주었다. 이러한 결과는 월별로도 일관된 양상을 나타내었으며, 관측 데이터 분류가 목적에 부합하게 이루어졌음을 시사한다. 본 연구에서는 도시 온실가스 관측 데이터 분석 시, 데이터 선택 방법에 따라 분석 결과의 해석이 달라질 수 있음을 확인하였다. 이러한 결과는 도시 관측망 데이터 분석의 신뢰성을 높였으며, 데이터를 보다 체계적인 방법으로 분류하는 공통의 기준을 제시하였다. 나아가 본 연구 결과를 활용하여, 주변 배출원 및 관측지의 특성을 고려한 지역별 정책 수립 및 평가에도 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 한편, 본 연구는 서울 내 세 곳의 관측소에 기반하였으며, 향후 관측망의 확장을 통해 더 많은 관측소를 포함할 경우, 서울의 배출 영향을 더욱 정밀하게 분석할 수 있을 것이다. 또한, 현재 공통으로 확보된 관측 기간은 약 4년으로, 향후 데이터가 추가로 확보된다면 도시 CO_2 농도의 장기 변동성을 더욱 명확히 분석할 수 있을 것으로 기대된다.

사사

본 결과물은 환경부의 재원으로 한국환경산업기술원의 관측기반 온실가스 공간정보지도 구축 기술개발사업의 지원을 받아 연구되었습니다(RS-2023-00232066).

Reference

- Ammoura L, Xueref-Remy I, Vogel F, Gros V, Baudic A, Bonsang B, Delmotte M, Té, Y, Chevallier F. 2016. Exploiting stagnant conditions to derive robust emission ratio estimates for CO_2 , CO and volatile organic compounds in Paris. *Atmos Chem Phys* 16(24): 15653-15664. doi: 10.5194/acp-16-15653-2016
- Bares R, Lin JC, Hoch SW, Baasandorj M, Mendoza DL, Fasoli B, Mitchell L, Catharine D, Stephens BB. 2018. The wintertime covariation of CO_2 and criteria pollutants in an urban valley of the Western United States. *J Geophys Res: Atmos* 123(5): 2684-2703. doi: 10.1002/2017JD027917
- Gamage LP, Hix EG, Gichuhi WK. 2020. Ground-based atmospheric measurements of CO: CO_2 ratios in Eastern Highland Rim using a CO tracer technique.

- ACS Earth Space Chem 4(4): 558-571. doi: 10.1021/acsearthspacechem.9b00322
- IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change). 2023. Climate change 2023: Synthesis report. Contribution of working groups I, II and III to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change.
- Lee H, Han SO, Ryoo SB, Lee JS, Lee GW. 2019. The measurement of atmospheric CO₂ at KMA GAW regional stations, its characteristics, and comparisons with other East Asian sites. Atmos Chem Phys 19(4): 2149-2163. doi: 10.5194/acp-19-2149-2019
- Lelandais L, Xueref-Remy I, Riandet A, Blanc PE, Armengaud A, Oppo S, Yohia C, Ramonet M, Delmotte M. 2022. Analysis of 5.5 years of atmospheric CO₂, CH₄, CO continuous observations (2014-2020) and their correlations, at the Observatoire de Haute Provence, a station of the ICOS-France national greenhouse gases observation network. Atmos Environ 277: 119020. doi: 10.1016/j.atmosenv.2022.119020
- Maier F, Levin I, Conil S, Gachkivskyi M, Denier van der Gon H, Hammer S. 2024. Uncertainty in continuous Δ CO₂-based Δ ffCO₂ estimates derived from ¹⁴C flask and bottom-up Δ CO/ Δ ffCO₂ ratios. Atmos Chem Phys 24(14): 8205-8223. doi: 10.5194/acp-24-8205-2024
- Mitchell LE, Lin JC, Bowling DR, Pataki DE, Strong C, Schauer AJ, Bares R, Bush SE, Stephens BB, Mendoza D, Mallia D, Hollandn L, Gurney KR, Ehleringer JR. 2018. Long-term urban carbon dioxide observations reveal spatial and temporal dynamics related to urban characteristics and growth. Proc Natl Acad Sci 115(12): 2912-2917. doi: 10.1073/pnas.1702393115
- NOAA Global Monitoring Laboratory. 2020. About CO₂ Measurements; [accessed 2025 Apr 11]. https://gml.noaa.gov/ccgg/about/co2_measurements.html
- NOAA/GML. 2025. U.S. Greenhouse Gas Center - NOAA GGGRN CO₂ Concentrations; [Accessed 2025 Apr 10]. <https://earth.gov/ghgcenter/data-catalog/noaa-gggrn-co2-concentrations>
- Park C, Jeong S, Park H, Woo J-H, Sim S, Kim J, Son J, Park H, Shin Y, Sin J-H, Kwon S, Lee W. 2021. Challenges in monitoring atmospheric CO₂ concentrations in Seoul using low-cost sensors. Asia-Pac J Atmos Sci 57: 547-553.
- Park C, Jeong S, Park H, Sim S, Hong J, Oh E. 2022. Comprehensive assessment of vertical variations in urban atmospheric CO₂ concentrations by using tall tower measurement and an atmospheric transport model. Urban Clim 45: 101283. doi: 10.1016/j.uclim.2022.101283
- Ramonet M, Ciais P, Apadula F, Bartyzel J, Bastos A, Bergamaschi P, Blanc PE, Brunner D, Caracciolo di Torchiolo L, Calzolari F, et al. 2020. The fingerprint of the summer 2018 drought in Europe on ground-based atmospheric CO₂ measurements. Philos Trans R Soc B 375(1810): 20190513. doi: 10.1098/rstb.2019.0513
- Seo W, Lee H, Kim YH. 2021. Revision of 22-year records of atmospheric baseline CO₂ in South Korea: application of the WMO X2019 CO₂ scale and a new baseline selection method (NIMS Filter). Atmosphere 31(5): 593-606. doi: 10.14191/Atmos.2021.31.5.593
- Shusterman AA, Teige VE, Turner AJ, Newman C, Kim J, Cohen RC. 2016. The Berkeley atmospheric CO₂ observation network: Initial evaluation. Atmos Chem Phys 16(21): 13449-13463. doi: 10.5194/acp-16-13449-2016
- Sim S, Jeong S, Park H, Park C, Kwak KH, Lee SB, Kim C, Lee S, Chang JS, Kang H, Woo, JH. 2020. Co-benefit potential of urban CO₂ and air quality monitoring: A study on the first mobile campaign and building monitoring experiments in Seoul during the winter. Atmos Pollut Res 11(11): 1963-1970. doi: 10.1016/j.apr.2020.08.009
- Sreenivas G, Mahesh P, Mahalakshmi DV, Kanchana AL, Chandra N, Patra PK, Raja P, Sesha Sai MVR, Sripada S. Rao PVN, Dadhwal VK. 2022. Seasonal

- and annual variations of CO₂ and CH₄ at Shadnagar, a semi-urban site. *Sci Total Environ* 819: 153114. doi: 10.1016/j.scitotenv.2022.153114
- Thoning KW, Tans PP, Komhyr WD. 1989. Atmospheric carbon dioxide at Mauna Loa Observatory: 2. Analysis of the NOAA GMCC data, 1974–1985. *J Geophys Res: Atmos* 94(D6): 8549–8565. doi: 10.1029/JD094iD06p08549
- World Meteorological Organization. 2019. 20th WMO/IAEA Meeting on Carbon Dioxide, Other Greenhouse Gases and Related Measurement Techniques (GGMT-2019). World Meteorological Organization. GAW Report No. 255.
- World Meteorological Organization. 2022. IG3IS urban greenhouse gas emission observation and monitoring good research practice guidelines. World Meteorological Organization. GAW Report No. 275.
- Xiong T, Liu Y, Yang C, Cheng Q, Lin S. 2023. Research overview of urban carbon emission measurement and future prospect for GHG monitoring network. *Energy Rep* 9: 231–242. doi: 10.1016/j.egy.2023.04.047
- Xueref-Remy I, Dieudonné E, Vuillemin C, Lopez M, Lac C, Schmidt M, Delmotte M, Chevallier F, Ravetta F, Perrussel O, Ciais P, Bréon F-M, Broquet G, Ramonet M, Spain TG, Ampe C. 2018. Diurnal, synoptic and seasonal variability of atmospheric CO₂ in the Paris megacity area. *Atmos Chem Phys* 18(5): 3335–3362. doi: 10.5194/acp-18-3335-2018
- Young HA, Turnbull JC, Keller ED, Domingues LG, Parry-Thompson J, Hilton TW, Brailsford GW, Gray S, Moss RC, Mikaloff-Fletcher S. 2023. Urban flask measurements of CO₂ff and CO to identify emission sources at different site types in Auckland, New Zealand. *Philos Trans R Soc A* 381(2261): 20220204. doi: 10.1098/rsta.2022.0204