

# 서울시 단기 오존 노출과 사망 위험의 장기 추세 분석: 2008 ~ 2022년

이혜정\* · 안서영\*\* · 임주은\* · 이환희\*\*\*†

\*부산대학교 정보융합공학과 석사, \*\*부산대학교 정보융합공학과 석박사통합과정학생,  
\*\*\*부산대학교 의생명융합공학과 부교수 / 기후변화 대응 환경보건센터 센터장

## Temporal trends in mortality risk associated with short-term ozone exposure in Seoul, 2008 – 2022

Lee, Hyejung\* · Ahn, Seoyeong\*\* · Lim, Jueun\* and Lee, Whanhee\*\*\*†

\*MS, Dept. of Information Convergence Engineering, Pusan National University, Busan, Korea

\*\*Master-PhD Integrated Course Student, Dept. of Information Convergence Engineering, Pusan National University, Busan, Korea

\*\*\*Associate Professor, Dept. of Biomedical Convergence Engineering, Pusan National University, Yangsan, Korea / Center Director, The Environmental Center for Climate Change, Yangsan, Korea

### ABSTRACT

Climate change has intensified atmospheric conditions favorable to ground-level ozone formation, raising concerns about its impact on public health. This study assessed temporal trends in short-term mortality risk associated with ozone exposure in Seoul, South Korea, from 2008 to 2022. We predicted daily maximum 8-hour ozone concentrations at a 1 km<sup>2</sup> resolution using a machine learning ensemble model (Random Forest and XGBoost, R<sup>2</sup>=0.872), incorporating meteorological and observed ozone data. A time-stratified case-crossover design was used to estimate the association between ozone exposure (Moving Average 01) and cause-specific mortality during the warm season (April – October). Among 328,804 non-accidental deaths, ozone exposure was significantly associated with all-cause mortality (odds ratio [OR]: 1.01 [1.00-1.01]) and cardiovascular mortality (OR: 1.01 [1.00-1.02]). Respiratory mortality showed a positive but statistically non-significant association. The strength of the association increased over time, with higher ORs and stronger significance observed in later years. Also, a non-linear exposure-response relationship was observed, with a steeper increase in mortality risk at high ozone concentrations. The attributable fraction of deaths on days exceeding the World Health Organization guideline (60 ppb) increased from 4.7% in 2008 – 2012 to 12.1% in 2018 – 2022. These results suggest that the health burden of short-term ozone exposure has intensified under ongoing climate change. The findings highlight the importance of continuous air quality monitoring, improved exposure assessment, and strengthened public health strategies, particularly to protect vulnerable populations.

Key words : Ozone, Short-Term Exposure, Mortality, Climate Change, Case-Crossover Study, Seoul

## 1. 서론

최근 기후변화의 가속화는 대기 환경 전반에 중대한 영향을 미치고 있으며, 특히 지표 오존 농도의 증가를 유발하는 주요 요인으로 작용하고 있다(Doherty et al., 2013). 지

표 오존은 질소산화물(NOx)과 휘발성유기화합물(VOCs) 등 전구물질이 햇빛과 반응하여 생성되는 2차 오염물질로, 기온 상승, 자외선 증가, 정체된 기상 조건 빈도 증가 등과 같은 기후 변화로 인한 대기 조건 변화는 오존의 생성과 축적을 더욱 촉진시킨다(Vicedo-Cabrera et al.,

†Corresponding author : whanhee.lee@pusan.ac.kr (Room 514, Kyungam Engineering Building, Yangsan Campus, Pusan National University, Yangsan 50612, Korea. Tel. +82-51-510-8599)

ORCID 이혜정 0009-0008-1940-0756 임주은 0009-0004-8497-5557  
안서영 0009-0002-7696-5354 이환희 0000-0001-5723-9061

2020). 이와 같은 오존 농도 증가는 공중보건 측면에서 매우 중대한 문제를 야기한다. 단기적인 오존 노출은 호흡기 질환 악화, 폐 기능 저하, 심혈관계 질환 및 사망과 같은 급성 건강 문제를 유발하며, 특히 노인, 기저질환자 등 민감계층에게 더욱 큰 위험을 초래하는 것으로 알려져 있다(Lee et al., 2024). 실제로 다수의 역학 연구에서 단기 오존 노출과 사망률 증가 간의 유의한 상관관계가 반복적으로 보고되고 있다(Bell et al., 2004; Chen et al., 2023; Vicedo-Cabrera et al., 2020). 더 나아가, 일부 연구는 도 구변수 기법이나 성향점수 기반 방법을 적용하여 인과적 추정을 시도하였으며, 그 결과 오존 노출이 사망률 증가에 실질적인 인과적 영향을 미칠 수 있음을 보고하였다(Kim et al., 2021; Wei et al., 2020).

그러나, 이러한 기존 연구들은 몇 가지 중요한 한계를 가지고 있다. 첫째, 최근의 기상 조건 변화 및 온도 상승 등 기후 요인으로 인해 오존 농도가 장기적으로 상승하는 상황에서는 기존과는 다른 새로운 취약집단이 형성될 가능성이 있음에도 불구하고 이에 대한 연구는 매우 제한적이다(Orru et al., 2013). 특히, 도시 지역은 고온, 인구 밀집 등의 특성으로 인해 오존 농도 증가의 영향을 더 크게 받을 수 있으며, 기후변화 상황에서 도시지역의 건강 취약성은 더욱 두드러질 수 있다(Malashock et al., 2022). 둘째, 대부분의 선행연구는 대기오염 측정소 데이터를 기반으로 하여 공간적 대표성과 해상도에 한계가 있으며, 이로 인해 개인의 실제 노출을 충분히 반영하지 못할 가능성이 있다(Kim and Rohr, 2021).

이에 본 연구는 서울시를 대상으로 기상 조건 변화 및 도시 환경의 장기적 변화에 따라 증가하는 오존 농도가 장기적으로 건강에 미치는 영향을 보다 정밀하게 평가하고, 오존에 대한 건강 취약성이 시간에 따라 어떻게 변화하는지를 규명하고자 한다. 이를 위해 2008년부터 2022년까지 15년간의 사망 및 기상자료를 활용하였으며, 머신러닝 앙상블 기법을 통해 높은 공간 해상도(1 km<sup>2</sup>)와 높은 성능(R<sup>2</sup> = 0.872)을 나타내는 최대 8시간 평균 오존(8hour-average; ppb) 예측모델을 생성하였다. 이를 통해 서울시 시군구 단위의 신뢰도 높은 오존 노출 대표 값을 산출하였으며, 이를 활용해 단기 오존 노출과 사망 간의 연관성 및 그 장기적 추세, 고농도 노출일의 건강 기여분율을 분석함으로써, 기상 조건 변화와 도시 환경의 장기적 변화에 따른 건강영향 감시 및 대응 전략 수립에 기초자료를 제공하고자 한다.

## 2. 연구 방법

### 2.1. 연구 자료

본 연구에서는 오존에 의한 사망위험을 추정하기 위하여 서울시 25개 시군구 전역의 2008년부터 2022년까지의 사망자료와 오존 농도자료를 활용하였다. 특히, 오존은 고온 및 강한 햇빛 조건에서 더 활발히 생성되므로 따뜻한 계절(4월~10월)에서 평균 농도가 높은 경향이 있다(Jerrett et al., 2009). 이에 따라 본 연구는 4월에서 10월까지의 따뜻한 계절로 분석기간을 제한하였으며, 이는 실제로도 한국의 오존예보제 기간과 일치하며 기존의 오존 노출연구와도 방법론적으로 일관된다(Bell et al., 2004; Di et al., 2017; Jerrett et al., 2009).

사망자료는 통계청 마이크로데이터 통합서비스(MDIS)에서 제공하는 개인 단위 사망원인통계를 기반으로 하였으며, 사망자의 주소는 시군구 단위로 제공되었다. 일평균 오존 농도는 구글어스 엔진(Google Earth Engine)의 기상 변수와 서울시 공공데이터포털에서 제공하는 서울시 오존 관측 값(Monitored O<sub>3</sub>)을 활용하여 모델링하였다. 이를 통해 서울시 전역에 대해 1 km<sup>2</sup> 격자단위로 일별 최대 8시간 평균 오존 농도(Modeled O<sub>3</sub>)를 예측하였으며, 고해상도 예측을 통해 보다 신뢰성 있는 시군구별 오존 대표 값을 산출하였다. 오존 예측치는 랜덤포레스트와 XGBoost를 앙상블한 머신러닝 모델을 통해 생성되었으며, 예보기간(4월~10월)동안 모델 성능은 R<sup>2</sup> = 0.872로 우수한 수준을 보였다. 사용된 변수 자료 및 머신러닝 모델에 대한 상세한 사항은 부록에 기재하였다.

사망자료에는 시군구 단위 주소 정보만 포함되어 있기 때문에, 각 시군구 내 격자별 오존 예측값을 평균하여 시군구 단위의 일별 오존 농도를 산출하고, 이를 사망일 및 사망자의 주소지와 연계하였다. 노출변수는 사망일과 그 전날의 평균 오존(Moving Average 01)을 사용하였으며, 이는 단기 대기오염 노출의 급성 건강영향이 주로 당일 또는 1일 이내에 나타난다는 선행 연구에 근거한 것이다(Di et al., 2017). 또한, 단기 오존 노출과 사망간의 연관성을 정확히 추정하기 위해 잠재적 교란요인을 보정하였으며, 이를 위해 유럽중기예보센터(ECMWF)에서 제공하는 지상 기반 고해상도 재분석 기상 자료인 ERA-5 Land를 활용하여 일별 기온과 기압의 변수를 포함하였으며, 보정변수는 ERA-5 Land 일별 자료에서 산출한 기온(Temperature\_2m), 기압(Surface\_pressure), 강수(Total\_precipitation)이며, 모두 3일

이동평균(MA03)으로 사용하였다. 기온은 비선형 및 자연 효과를 동시 보정하기 위해 자연 스플라인(natural spline, 자유도 6)을 사용하여 Distributed Lag Non-linear Model (DLNM) 형태로 모형에 포함하였다.

### 2.2. 통계적 분석방법

본 연구에서는 시간-층화 사례-교차연구 설계를 이용한 조건부 로지스틱 회귀 분석을 수행하여 서울시 오존예보제 기간의 오존 관련 사망 위험을 추정하였다. 시간-층화 사례-교차연구 설계는 사망이 발생한 날의 일평균 오존 농도와 대조기간의 일평균 오존농도에 대한 노출을 개인 수준에서 비교하는 방법이다. 구체적으로, 사망이 발생한 날과 동일한 연도, 월 그리고 요일에 해당하는 일자들을 대조기간으로 설정하여 각 사례는 3~4개의 대조군을 갖게 된다. 이러한 설계 방법은 장기적 추세, 계절성, 요일효과 등 시간에 따른 교란 변수를 효과적으로 통제할 수 있는 장점이 있다. 특히 동일인이 사례와 대조기간을 모두 제공하여 성별, 연령, 생활 습관 등 단기간에 변화가 없는 시간 불변 교란변수를 통제하는데 효과적이며, 이는 오존 노출이라는 시간 가변적인 요인의 영향을 더욱 명확히 식별하는데 유리하다(Ahn, Kang, et al., 2025; Ahn, Yun, et al., 2025; Kang et al., 2025).

본 연구의 기본 분석모형은 조건부 로지스틱 회귀(Clogit)로 개인 식별자(Indi)를 층화(Strata)로 지정하였으며, 노출 변수는 최대 8시간 평균 오존의 2일 이동평균(MA01), 보정 변수로는 ERA-5 Land 기반의 기온(Temperature\_2m, MA03), 기압(Surface\_pressure, MA03), 강수(Total\_precipitation, MA03)이며, 사용된 기본식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & \text{clogit}(\text{NonAcc} \sim \text{model\_o3\_ma01} + \text{temp\_ma03} \\ & + \text{press\_ma03} + \text{precip\_ma03} + \text{strata}(\text{indi}), \\ & \text{data} = \text{data}) \end{aligned} \quad (1)$$

또한, 2008년~2022년 동안 서울시 총 사망자 수는 328,804명으로 집계되었으며, 일별 시군구별 사망자 수는 평균 약 10명 수준으로 확인됐다. 이러한 분포 특성을 반영하여, 본 연구에서는 시간-층화 설계(case-crossover)와 조건부 로지스틱 회귀를 활용하여 각 시군구별 사망자 수의 희소성을 적절히 반영함으로써 안정적인 추정이 가능하도록 분석하였다.

한편, 오존 노출과 사망 위험 간의 비선형 관계는 자유도 4의 자연 스플라인(natural cubic spline)을 사용한 DLNM을 통해 평가하였으나, Fig. 4~5 및 기여분율(AF) 산출에서는 비교의 일관성과 해석의 명확성을 위해 오존과 사망 위험 간의 선형관계(linear assumption)를 가정한 단일 회귀계수(OR)를 사용하였다. 이는 전체 구간의 평균 효과를 대표하며, 비선형 분석에서 확인된 전반적인 상승 경향과 일관된 방향성을 나타냈다.

또한, 오존과 사망 위험 연관성의 시간적 추세를 확인하기 위해 전체 연구기간인 2008~2022년을 5개년 단위로 구분하여, 각 구간별로 독립적인 다변량 조건부 로지스틱 회귀분석을 수행하였다. 각 기간의 추정치는 해당 구간 내 사망자료를 포함하였으며, 기간 간 차이는 추정된 오즈비(OR)의 95% 신뢰구간 중첩 여부를 비교하여 평가하였다.

마지막으로 주요 결과의 일관성을 확인하기 위해 민감도 분석을 수행하였다. 오존 노출지표를 MA02로 변경하거나 초미세먼지(PM<sub>2.5</sub>)를 추가 보정한 결과, 추정치의 방향과 유의성은 대체로 유지되었으며, 모델링 기반 오존과 측정소 기반 오존의 비교에서도 유사한 경향을 보였다. 특히 성별과 연령별 하위집단 분석에서는 고령자와 남성에서 더 뚜렷한 연관성이 확인되었다.

### 2.3. 기여분율 산출(Attributable Fraction)

본 연구에서는 WHO의 대기질 권고 기준인 8시간 평균 60 ppb를 초과하는 오존 농도에 따른 기여분율(Attributable Fraction, AF)을 추정하였다. 기여분율은 특정 노출로 인해 발생하는 건강영향의 비율을 정량적으로 평가하는 지표로, 다음과 같은 수식에 따라 계산된다.

$$AF(\%) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K \frac{\left( \frac{RR(x_{ij}) - 1}{RR(x_{ij})} \times D_{ij} \right)}{D_{ij}} \times 100 \quad (2)$$

여기서  $RR(x_{ij})$ 는  $j$ 번째 날짜,  $i$ 번째 지역에서 오존 농도  $x_{ij}$ 에 따른 상대위험도(Relative Risk)이며  $D_{ij}$ 은  $j$ 번째 날짜,  $i$ 번째 지역에서의 사망자 수이다. 상대위험도(RR)는 고농도 오존 노출이 사망 위험을 얼마나 증가시키는지 나타내는 지표로, 고농도 노출군과 기존 노출군 간의 건강 위험을 비교한 값이다. 이때 오존 농도와 사망률 간의 연관성을 나타내는 회귀계수( $\beta$ ) 추정에는 통계적 불확실

성이 존재하므로 이를 반영하기 위해 로그 상대위험도 (log RR)와 표준오차를 바탕으로 정규분포에서 1,000개의 log RR값을 생성하고, 각 반복마다 초과 오존 농도에 대한 상대위험도(RR)와 이를 기반으로 한 기여분율을 계산하는 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation)을 수행하였다. 최종적으로 반복된 결과의 평균과 백분위수를 활용하여 기여분율의 추정 값과 95% 신뢰구간을 산출하였다. 본 연구에서는 사건 발생률이 낮은 상황에서 OR (Odds Ratio)과 RR (Relative Risk)이 거의 동일하게 수렴함을 고려하여, 오즈비(OR)를 사용하여 기여분율(AF)을 산출하였다. 이러한 방법은 고농도 오존 노출이 건강에 미치는 부담을 정량화하고, 통계적 불확실성까지 함께 반영하여 신뢰성 있는 건강 영향 추정이 가능하다는 점에서 의의가 있다(Gasparrini et al., 2015).

### 3. 연구 결과

2008년부터 2022년까지 오존 예보기간(4월~10월) 동안의 서울시 총 비사고 사망자 수는 약 328,804명으로 나타났다으며, 이 중 심혈관계 사망자 수는 70,492 호흡기계 사망자 수는 29,119이었다. 연구기간 동안의 최대 8시간 평균 오존 농도(ppb)의 전체 평균값은 45.16이었으며, 최소 3.71부터 최대 111.55까지 분포하였다. Fig. 1은 머신러닝 모델링을 통해 추정된 1 km 격자 단위의 최대 8시간 평균 오존 농도의 공간적 분포를 나타낸다. 검은색 점은 측정소의 위치를 의미한다. 그림을 통해 서울 전역에서 격자단위로 세밀한 오존 농도 분포를 확인할 수 있으며,

특히 서울 북부 지역에서 상대적으로 높은 오존 농도가 관찰되는 양상을 보인다. 이는 지역별 기상 조건, 지형, 전구물질 배출 특성 등에 따른 공간적 차이를 반영한 것으로 해석된다.

국내 대기오염 관측소는 일반적으로 인구가 밀집하거나 교통량이 많은 지역을 중심으로 설치되어 있어, 이러한 위치 특성으로 인해 해당 구 전체의 평균 농도를 대표하지 못할 수 있다. 특히, 대부분의 관측소는 구의 중앙이 아닌 주요 도로변, 상업지역 등에 치우쳐 설치되어 있어, 구 내 주거지역이나 녹지지역의 오존 농도를 충분히 반영하지 못한다. 이러한 점에서, 고해상도 모델링 자료는 지역 내 오존의 공간적 변동성을 정확하게 반영하는 데 유용하다. 실제로 국외 연구에서도 관측소 자료만을 사용할 경우 오존의 건강영향이 실제보다 약하게 나타난다고 보고되었으며(Di et al., 2017), 본 연구에서도 모델링 기반 오존자료를 활용했을 때 더 뚜렷한 연관성을 확인할 수 있었다. 이는 관측소 중심 분석이 실제 노출 수준을 충분히 반영하지 못해 건강영향을 다소 과소평가할 수 있음을 시사한다.

Fig. 2는 2008년부터 2022년까지 모델 예측 값(Modeled O<sub>3</sub>, 파란색)과 관측 값(Monitored O<sub>3</sub>, 빨간색)을 기반으로 한 오존 농도의 연도별 변화를 나타낸다. 두 지표 모두 연도별로 상승과 하락을 반복하며 변동성을 보이는데, 이는 연도별 기상 조건(강수량, 바람, 일사량)의 연간 변동, 전구물질 배출량 변화, 계절적 요인 등 단기 환경적 요인에 기인한 것으로 판단된다. 특히 2010년 초반에는 정부의 오존 저감 정책 시행과 강수일수 증가 등의 영향으로 일

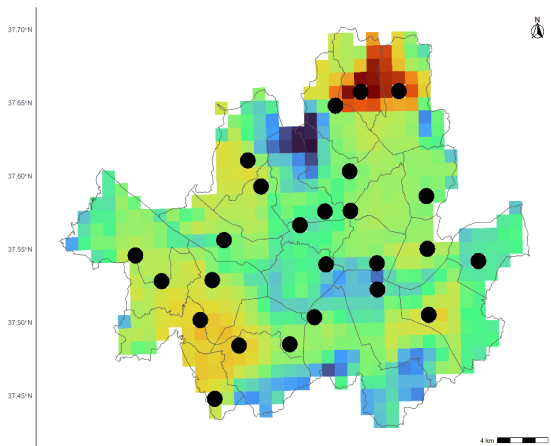


Fig. 1. Seoul 8-hour O<sub>3</sub> average distribution and monitoring sites

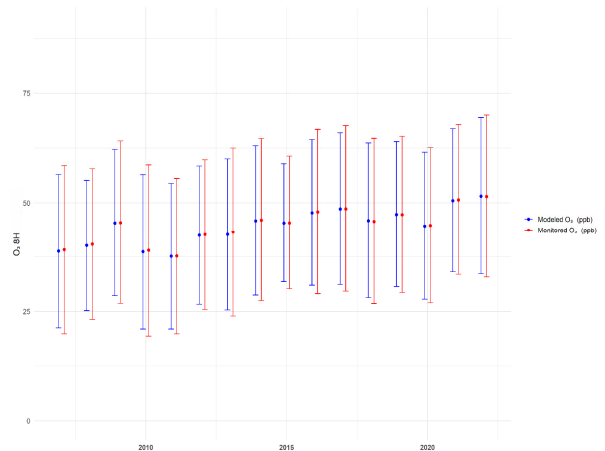


Fig. 2. Yearly changes in modeled O<sub>3</sub> and monitored O<sub>3</sub> concentrations

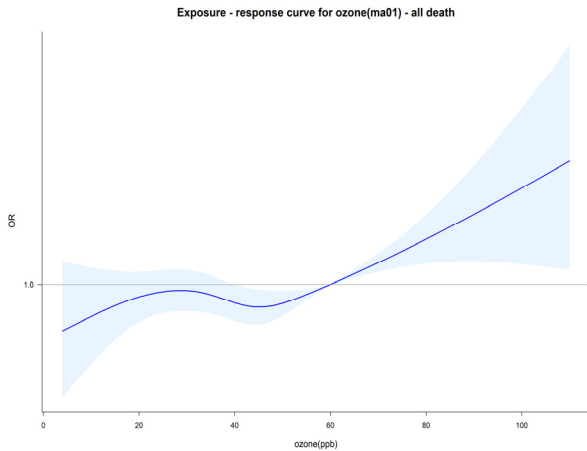


Fig. 3. Exposure-response curve between ozone and mortality risk

시적으로 감소되었으나, 이후 오존의 농도가 회복되는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 단기적 변동에도 불구하고, 장기적인 추세를 보면 전반적으로 오존 농도가 점진적으로 증가하는 경향이 관찰되며, 이는 기후 변화에 따른 기온 상승, 일사량 증가 등과 같은 오존 생성에 유리한 기상 조건의 빈도 증가와 연관될 수 있다(Shin and Lee, 2024).

Fig. 3은 오존 농도와 사망 위험도 간의 비선형 노출-반응 곡선을 나타낸다. 비선형 관계 평가는 자유도 4의 자연스플라인(natural cubic spline)을 사용하여 수행하였으며, 전체적으로 선형적인 증가 양상을 보였으나, 고농도 구간에서는 오존 농도가 증가할수록 위험도가 더욱 가파르게 상승하는 양상이 확인되었다. 이러한 결과는 시간이 지남에 따라 기후변화로 인해 오존 농도가 전반적으로 상승할 것으로 예상됨에 따라, 향후 고농도 오존 노출에 따른 건강영향이 더욱 커질 가능성을 시사한다.

Fig. 4는 오존 농도 10 ppb 증가당 원인별 사망 위험과의 연관성을 나타낸다. 파란색은 모델링 된 오존 농도(Modeled O<sub>3</sub>), 빨간색은 측정된 오존 농도(Monitored O<sub>3</sub>)를 활용한 분석결과이며, 오즈비(Odds Ratio, OR)와 95% 신뢰구간(Confidence Interval, CI)을 나타낸다. 본문에 제시된 OR과 CI값은 본문에서는 소수점 둘째 자리까지 반올림하여 기재하였으며, 그래프에서는 반올림 되지 않은 값을 사용했다. 두 오존 지표 모두 전체 사망에 대해 통계적으로 유의한 양의 연관성을 보였으며(Modeled O<sub>3</sub> OR (odds ration)[95% CI] : 1.01 [1.00-1.01], Monitored O<sub>3</sub> OR : 1.00 [1.07-1.01], 오존 10 ppb 증가당), 이는 오존이 단기적으로 인구 집단의 사망 위험을 높일 수 있음을 의

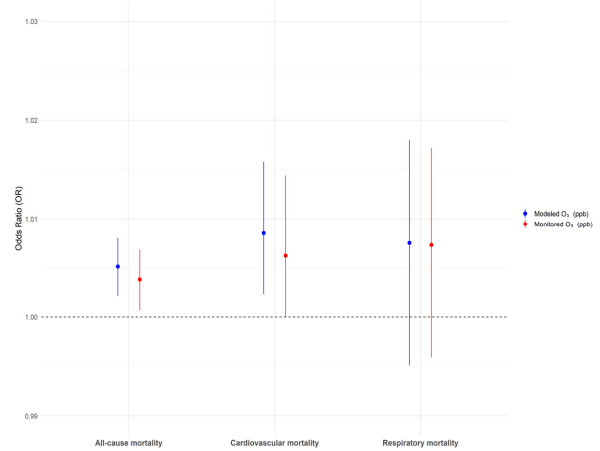


Fig. 4. Associations between modeled O<sub>3</sub>, monitored O<sub>3</sub>, and cause-specific mortality

미한다. 심혈관계 사망에 대해서는 Modeled O<sub>3</sub>에서 통계적으로 유의한 양의 연관성(OR : 1.01 [1.00-1.02])이 관찰되었으나, Monitored O<sub>3</sub>에서는 통계적으로 유의하지 않은 연관성(OR : 1.01 [0.99-1.01])이 나타났다. 두 지표간 OR 값의 차이는 0.01로 근소하지만, 모델링 된 농도는 측정소 공간 분포의 제약을 보완하여 노출 대표성을 상대적으로 높일 수 있다는 점에서 의의가 있다. 따라서 측정소 기반 값이 건강 영향을 과소평가한다고 단정하기는 어렵지만, 모델링 접근법이 공간 대표성을 개선해 건강영향 추정의 신뢰도를 높였을 수 있음을 시사한다. 호흡기계 사망에 대해서는 두 오존 지표 모두 유의성이 확보되지 않았으나, 일관된 양의 추정치가 제시되어 일정 수준의 연관성을 배제할 수는 없을 것으로 추정된다(Modeled O<sub>3</sub> OR : 1.01 [0.99-1.02], Monitored O<sub>3</sub> OR : 1.01 [0.99-1.02]). 이러한 결과는 전반적으로 오존과 사망 간에 양의 연관성이 있음을 시사하며, 측정소 기반 오존 농도가 모델링 된 값에 비해 건강 영향의 위험을 과소 평가할 수 있음을 보여준다. 실제로 기존 연구에서도 관측소 기반 데이터가 지역의 노출의 대표성을 충분히 반영하지 못한다는 한계가 자주 지적되었으며, 이러한 점은 관측소 기반 연구가 건강 영향을 과소평가한다는 기존 연구 결과와 일치한다(Wang et al., 2025). 또한, 국내 연구에서도 측정소 공간 분포의 제약으로 인해 실제 노출의 대표성이 떨어진다는 점이 보고된 바 있으며, 해외의 위성 모델링 기반 연구에서도 동일한 문제를 지적하고 있다(Di et al., 2017).

Fig. 5는 분석 기간을 5개년 단위(2008~2012, 2009~2013, ... 2018~2022)로 구분하여, 시간에 따른 오존과 전

체 사망 간의 연관성의 변화를 나타낸 것이다. 분석 방법은 전체 기간 분석과 동일하며, 각 기간별로 독립적인 다변량 조건부 로지스틱 회귀분석을 적용하여 통계적 유의성을 검정하였다. 오즈비(OR)는 초기(2008~2015년) 구간에서는 소폭 감소하였으나, 이후 점차 증가하는 경향이 관

찰되었다. 특히 2011년~2015년에는 오즈비(OR) 0.99[0.99-1.00]로 가장 낮았으며, 가장 최근 기간인 2018~2022년에는 1.01[1.00-1.02]로 상승하여 통계적으로 유의한 양의 연관성이 확인되었다. 이러한 결과는 최근 10년간(2015년 이후) 오존의 건강 위험도가 시간이 지남에 따

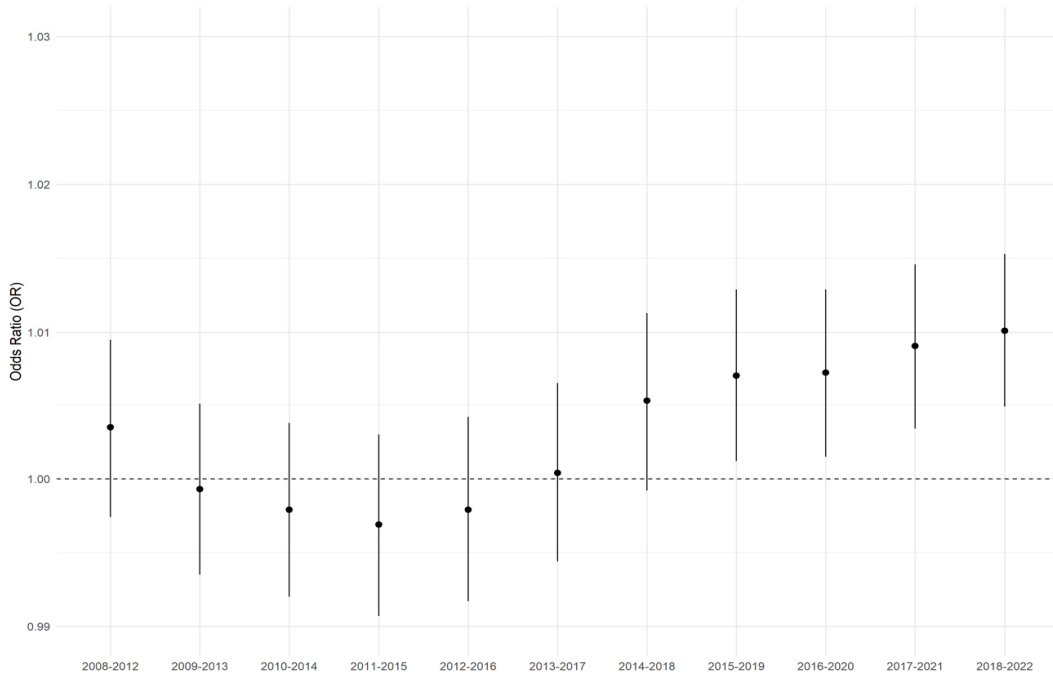


Fig. 5. Five-year trends in the association between ozone exposure and all-cause mortality

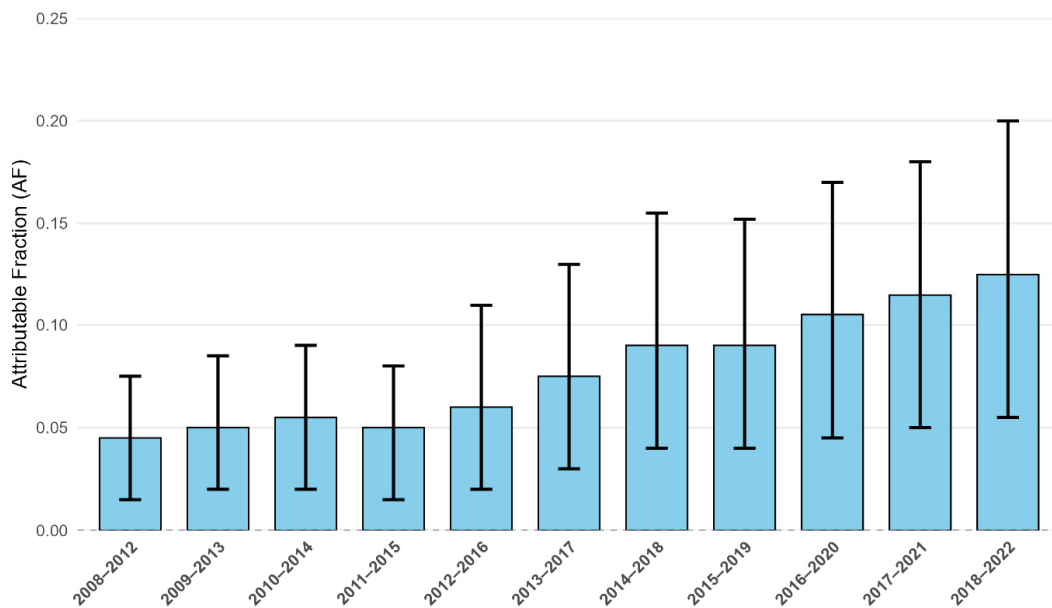


Fig. 6. Five-year trends in attributable fraction of deaths to ozone exposure exceeding WHO guidelines

라 강화되고 있음을 시사하며, 이는 고령 인구 증가, 기상 조건 변화, 대기오염물질 간 상호작용, 도시화 등 여러 요인이 복합적으로 작용할 수 있어 이를 고려한 추가 연구가 필요하다.

Fig. 6은 WHO 권고 기준(60 ppb)을 초과한 날에 기인한 초과 사망 기여분율(AF)의 시간적 추이를 보여준다. 분석 초기인 2008~2012년에는 전체사망 중 약 4.73% [1.72-7.82%]가 고농도 오존 노출에 기인한 것으로 추정되었으나, 가장 최근 기간인 2018~2022년에는 이 비율이 약 12.12%[4.41%-20.03%]로 상승하였다. 이러한 결과는 전반적으로 AF가 꾸준히 증가하고 있음을 보여주며, WHO 권고 기준을 초과하는 고농도 오존 노출이 전체 사망에서 차지하는 비중이 점차 커지고 있음을 시사한다. 이는 향후 고농도 노출에 따른 건강 영향이 더욱 심화될 가능성을 보여준다.

#### 4. 결론

본 연구는 기후변화로 인한 오존 농도 증가와 그에 따른 건강영향을 서울시를 대상으로 고해상도 수준에서 분석한 결과, 단기 오존 노출이 전체 사망 및 심혈관계 사망에 유의한 영향을 미치며, 그 영향이 시간의 흐름에 따라 점진적으로 증가하고 있음을 명확히 보여주었다. 특히, 머신러닝 기반의 앙상블 예측모델을 활용하여 예측한 모델링 오존 값은 기존의 관측소 기반 자료보다 공간적 대표성과 예측 민감도 측면에서 우수한 성능을 보이며, 오존과 건강 간의 연관성을 보다 정밀하게 추정하는 데 기여하였다.

또한 WHO 권고 기준(8시간 평균 60 ppb)을 초과한 고농도 오존 노출일에 기인한 초과 사망 기여분율(AF)은 분석 기간 동안 꾸준히 증가하는 양상을 보였으며, 이는 고농도 오존 노출이 건강에 미치는 부담이 점차 심화되고 있음을 나타낸다. 이는 단순히 기후 요인뿐만 아니라, 고령화에 따른 사망인구 및 고위험인구의 증가가 복합적으로 작용한 결과일 수 있으며, 오존 노출에 따른 사망 부담이 시간 흐름에 따라 증가할 수 있음을 시사한다. 반면, 캐나다의 24개 도시를 대상으로 29년간 수행된 대규모 연구에서는, 오존 노출에 따른 순환기계 사망의 연도별 기여 추정 값이 일정하지 않고, 2000년대 초반까지는 다소 증가하다가 이후 감소하는 경향을 보였다(Shin et al., 2020). 이러한 결과는 지역별 정책 대응, 오염물질 배출 변화, 인구 구조, 기후 조건 등에 따라 오존의 건강 영향

이 시간에 따라 일정하지 않을 수도 있음을 보여준다. 따라서, 오존에 대한 건강영향을 평가할 때에는 지역적 맥락을 고려한 정밀한 해석이 필요함을 강조한다.

노출-반응 곡선분석(Fig. 3)에서는 고농도 구간에서 위험도가 가파르게 증가하는 양상이 확인하였다. 이러한 결과는 본 연구에서 확인한 시간에 따라 점진적으로 증가하는 오존-사망 위험도에 대한 부분적 설명을 제공할 수 있다. 본 연구지역에서는 시간에 따라 오존의 농도가 지속적으로 증가하는 패턴이 관찰되었으며, 이는 시간에 따라 위험도가 더 높은 고농도 오존에 따른 노출이 증가하였음을 의미한다. 이에 따라 단위 당 오존의 위험도 기울기가 증가하였을 수 있으며, 나아가 본 결과는 향후 기후변화에 따른 오존 농도 상승과 함께 건강영향이 더욱 확대될 수 있음을 시사한다.

무엇보다, 본 연구는 서론에서 지적한 기존 연구의 두 가지 한계를 보완하였다. 첫째, 기존 연구들이 대기오염 측정소 자료에 의존함으로써 공간적 대표성이 부족하다는 점을 고려하여, 본 연구는 머신러닝 기반의 앙상블 예측모델을 구축하여 1 km<sup>2</sup> 해상도의 고해상도 오존 노출 자료를 확보하였다. 이를 통해 도시 내 측정소 간 간격이나, 설치 위치에 따라 달라질 수 있는 미세한 노출 차이를 반영할 수 있었으며, 기존 관측소 기반 분석에서 확인하기 어려웠던 세밀한 지역 간 건강 영향 추정이 가능하였다. 특히, 서울 북부와 동부 지역에서의 상대적으로 높은 오존 농도와 그에 따른 사망 위험의 공간적 패턴을 정량화 해 오존과 건강의 연관성에 대해 보다 공간적으로 세분화된 근거를 제시하였다. 둘째, 기후변화 맥락에서 오존의 농도가 증가하고 있는 상황에서 본 연구는 15년에 걸친 장기간의 자료를 활용함으로써, 오존-사망 연관성이 시간에 따라 점진적으로 증가한다는 새로운 근거를 제시하였다. 이러한 장기 시계열 분석은 단기 분석에서 확인하기 어려운 기후적, 인구학적 요인의 영향을 반영할 수 있으며, 기온 상승과 인구 고령화가 결합된 환경에서 오존의 건강 영향이 더욱 강해질 수 있음을 알 수 있다. 이로써 기후변화 심화와 인구학적 변화(고령화, 도시화 등)가 복합적으로 작용하는 가운데, 오존의 건강영향이 점차 확대될 수 있음을 규명하였다.

본 연구의 주요 결과는 다양한 민감도 분석에서도 일관된 경향을 보였으며, 오존 노출지표를 MA02로 변경하거나 초미세먼지(PM<sub>2.5</sub>)를 추가 보정한 결과에서도 추정치의 방향과 크기는 유사하였다. 또한, 모델링 기반 오존 농도와 측정소 기반 오존 농도를 비교한 결과에서도 일관된

연관성을 확인할 수 있었다. 성별 및 연령별 하위집단 분석에서는 고령자와 남성에서 오존의 건강영향이 뚜렷하게 나타나, 인구학적 특성에 따른 취약집단의 가능성을 시사하였다. 이러한 결과는 본 연구의 추정치가 통계적으로 안정적이며, 오존의 건강위험이 특정 인구집단에 집중될 수 있음을 알 수 있다.

본 연구 결과는 몇 가지 한계를 가진다. 첫째, 숨겨진 교란변수의 존재가능성을 완전히 배제할 수 없다. 예를 들어, 일시적 음주, 기분 변화, 신체 상태 등 단기적으로 변동하는 요인들이 본 연구에서 충분히 통제되지 못해 결과에 영향을 미쳤을 수 있다. 둘째, 본 연구는 1 km<sup>2</sup> 해상도의 오존 예측 자료가 존재하였으나, 사망자료가 구 단위로만 제공되었기 때문에 분석에는 구 단위로 평균 산출된 오존 농도를 활용하였다. 이로 인해 구 단위 수준에서의 노출 정확도는 향상되었지만, 여전히 개별 수준의 실제 노출을 정밀하게 반영하지 못했을 가능성이 있으며, 이러한 노출 오차는 위험도 추정의 정확성에 영향을 미칠 수 있다. 또한, 사망자 수의 분포가 평균 약 10명 수준으로 파악되었으며, 이러한 분포 특성을 고려하여 시간-층화 사례-교차 설계(case-crossover)와 조건부 로지스틱 회귀를 적용함으로써 자료의 변동성을 최소화하고 안정적인 추정이 이루어지도록 분석을 진행하였다. 셋째, 본 연구는 오존을 주요 노출 물질로 고려하였으며, PM<sub>2.5</sub>는 보정변수로 포함하였으나 NO<sub>2</sub> 등 다른 대기오염물질과의 상호작용이나 복합적인 건강영향을 반영하지 못한 한계가 있다. 또한, 본 연구에서는 이러한 교란물질을 포함한 민감도 분석을 수행하지 못하였으며, 향후 연구에서 이를 보완한 필요가 있다. 마지막으로, 시간층화 설계를 적용하였음에도 불구하고, 주간 수준의 시간 추세가 충분히 통제되지 못했을 가능성이 있으며, 이로 인해 단기 오존 노출 효과에 대한 추정치가 왜곡되었을 수 있다. 또한 연도별 오존 농도의 변화(Fig. 2)를 살펴보면 모델링 값과 측정값 모두 점진적 상승 경향을 보이나, 모델링 오존 농도는 측정값에 비해 신뢰구간이 좁게 나타나는 경향을 보였다. 이는 극단 값 예측에 한계가 있기 때문인 것으로 판단된다. 또한, 본 연구는 서울시에 한정된 분석으로 타 지역에 대한 일반화에는 주의가 필요하다.

한편, 본 연구는 다음과 같은 강점을 가진다. 첫째, 머신러닝 기반의 고해상도(1 km<sup>2</sup>) 오존 예측 모델을 활용함으로써 기존의 측정소 기반 노출 평가에서 발생할 수 있는 공간적 이질성과 노출 오류를 보완하였다. 둘째, 대부분의 기존 연구들은 전국 대기오염 측정망이 본격적으로

갖춰진 2015년 이후의 자료만을 활용한 반면, 본 연구는 이른 시점부터 측정망이 구축된 서울시만을 대상으로 하여 긴 기간의 자료를 이용할 수 있었다(Ahn, Kang, et al., 2025; Ahn, Yun, et al., 2025). 이를 통해 서울을 대상으로 장기적인 오존 노출에 대한 사망 위험도를 제시할 수 있었다. 셋째, 약 15년에 걸친 장기기간의 연구기간을 통해 오존에 따른 사망 위험의 시간적 변동성을 평가하였으며, 이를 통해 기후 변화의 심화에 따라 오존으로 인한 건강 위험이 증가할 수 있음을 보였다.

결론적으로 본 연구는 기존 연구에서 지적되어온 공간적 대표성 부족과 단기 관측자료 의존 문제를 보완하였으며, 고해상도 머신러닝 기반 모델링을 통해 미세한 공간, 시간 단위의 오존 변동성을 반영한 건강영향 분석을 진행하였다. 이러한 접근은 기존 관측소 기반 평가보다 실제 노출 수준에 가장 근접한 추정치를 제공할 수 있었으며, 서울시 내 오존 노출 불균형과 그에 따른 건강위험의 세부 양상을 규명하는 데 의의가 있다. WHO 권고 기준을 초과하는 오존 농도로 인한 건강 피해 기여도가 시간이 지남에 따라 증가하고 있음을 보여줌으로써, 강화된 대기질 관리와 정책적 개입의 필요성을 뒷받침한다. 또한, 기후변화 지속과 함께 고농도 오존 노출이 더욱 빈번해질 경우 그로 인한 건강 영향이 심화될 수 있음을 시사한다. 이러한 결과는 장기적인 건강영향 감시체계 구축뿐만 아니라, 오존 노출 저감 정책, 조기 경보 시스템, 취약계층 중심의 맞춤형 건강 대응 전략 마련의 필요성을 강조한다.

## 사사

이 연구는 기후에너지환경부가 지원하는 기후변화 대응 환경보건센터의 지원을 받았습니다.(2026)

## Reference

- Ahn S, Kang C, Oh J, Yun H, Ahn S, Kim A, Kwon D, Park J, Jang H, Kim E, Bell ML, Kim H, Lee W. 2025. Heterogeneous associations between short-term ambient ozone exposure and morbidities from infants to seniors: A nationwide case-crossover study in South Korea. *J Hazard Mater Adv* 17: 100531. doi: 10.1016/j.hazadv.2024.100531
- Ahn S, Yun H, Oh J, Kim S, Jang H, Kim Y, Kang C,

- Ahn S, Kim A, Kwon D, Park J, Song I, Moon J, Kim E, Min J, Kim H, Lee W. 2025. Short-term exposure to warm-season ozone, cardiovascular mortality, and novel high-risk populations: A nationwide time-stratified case-crossover study. *Atmos Environ* 345: 121031. doi: 10.1016/j.atmosenv.2025.121031
- Bell ML, McDermott A, Zeger SL, Samet JM, Dominici F. 2004. Ozone and short-term mortality in 95 US urban communities, 1987-2000. *JAMA* 292(19): 2372-2378. doi: 10.1001/jama.292.19.2372
- Chen L, Liao H, Zhu J, Li K, Bai Y, Yue X, Yang Y, Hu J, Zhang M. 2023. Increases in ozone-related mortality in China over 2013-2030 attributed to historical ozone deterioration and future population aging. *Sci Total Environ* 858: 159972. doi: 10.1016/j.scitotenv.2022.159972
- Di Q, Dai L, Wang Y, Zanobetti A, Choirat C, Schwartz JD, Dominici F. 2017. Association of short-term exposure to air pollution with mortality in older adults. *JAMA* 318(24): 2446-2456. doi: 10.1001/jama.2017.17923
- Doherty RM, Wild O, Shindell DT, Zeng G, MacKenzie IA, Collins WJ, Fiore AM, Stevenson DS, Dentener FJ, Schultz MG, Hess P, Derwent RG, Keating TJ. 2013. Impacts of climate change on surface ozone and intercontinental ozone pollution: A multi-model study. *J Geophys Res: Atmos* 118(9). doi: 10.1002/jgrd.50266
- Gasparrini A, Guo Y, Hashizume M, Lavigne E, Zanobetti A, Schwartz J, Tobias A, Tong S, Rocklöv J, Forsberg B, Leone M, De Sario M, Bell ML, Guo Y-LL, Wu C, Kan H, Yi S-M, de Sousa Zanotti Stagliorio Coelho M, Saldiva PHN, Honda Y, Kim H, Armstrong B. 2015. Mortality risk attributable to high and low ambient temperature: A multicountry observational study. *Lancet* 386(9991): 369-375. doi: 10.1016/S0140-6736(14)62114-0
- Jerrett M, Burnett RT, Pope CA 3rd, Ito K, Thurston G, Krewski D, Shi Y, Calle E, Thun M. 2009. Long-term ozone exposure and mortality. *N Engl J Med* 360(11): 1085-1095. doi: 10.1056/nejmoa0803894
- Kang C, Kim Y, Oh J, Yun H, Yang J, Park C, Kim S, Ahn S, Kim A, Kwon D, Park J, Kim H, Lee W. 2025. Nationwide association between ambient ozone and sudden cardiac arrests in South Korea. *Sci Rep* 15(1). doi: 10.1038/s41598-025-01726-4
- Kim CS, Rohr AC. 2021. Review and analysis of personal-ambient ozone measurements. *J Air Waste Manag Assoc* 71(11): 1263-1277. doi: 10.1080/10962247.2021.1942318
- Lee J, Sa C, Yoon T, Choi Y, Lee H, Koo J. 2024. Proposed utilization of classification models for high ozone alert communication in Seoul (in Korean with English abstract). *J Korean Soc Atmos Environ* 40(5): 558-571. doi: 10.5572/KOSAE.2024.40.5.558
- Malashock DA, Delang MN, Becker JS, Serre ML, West JJ, Chang K, Cooper OR, Anenberg SC. 2022. Global trends in ozone concentration and attributable mortality for urban, peri-urban, and rural areas between 2000 and 2019: A modelling study. *Lancet Planet Health* 6(12): e985-e995. doi: 10.1016/S2542-5196(22)00260-1
- Orru H, Andersson C, Ebi KL, Langner J, Åström C, Forsberg B. 2013. Impact of climate change on ozone-related mortality and morbidity in Europe. *Eur Respir J* 41(2): 295-302. doi: 10.1183/09031936.00210411
- Shin MY, Lee HJ. 2024. A comprehensive multi-tiered approach to assessing weather penalties on O<sub>3</sub> levels and exceedance days in Seoul using generalized additive models (2001-2019). *Chemosphere* 357: 143687. doi: 10.1016/j.chemosphere.2024.143687
- Shin HH, Parajuli RP, Maquiling A, Smith-Doiron M. 2020. Temporal trends in associations between ozone and circulatory mortality in age and sex in Canada during 1984-2012. *Sci Total Environ* 724: 137944. doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.137944
- Vicedo-Cabrera AM, Sera F, Liu C, Armstrong B, Milojevic A, Guo Y, Tong S, Lavigne E, Kysely J, Urban A, et al. 2020. Short-term association between ozone and mortality: Global two-stage time series

study in 406 locations in 20 countries. *BMJ* 368: m108. doi: 10.1136/bmj.m108

Wang Y, Yang Y, Yuan Q, Li T, Zhou Y, Zong L, Wang M, Xie Z, Ho HC, Gao M, Tong S, Lolli S, Zhang L. 2025. Substantially underestimated global health risks of current ozone pollution. *Nat Commun* 16: 102. doi: 10.1038/s41467-024-55450-0

Wei Y, Wang Y, Wu X, Di Q, Shi L, Koutrakis P, Zanobetti A, Dominici F, Schwartz JD. 2020. Causal effects of air pollution on mortality rate in Massachusetts. *Am J Epidemiol* 189(11): 1316-1323. doi: 10.1093/aje/kwaa098

부록

A1. 오존 예측 GAM양상블 모델의 연도별 R<sup>2</sup> score

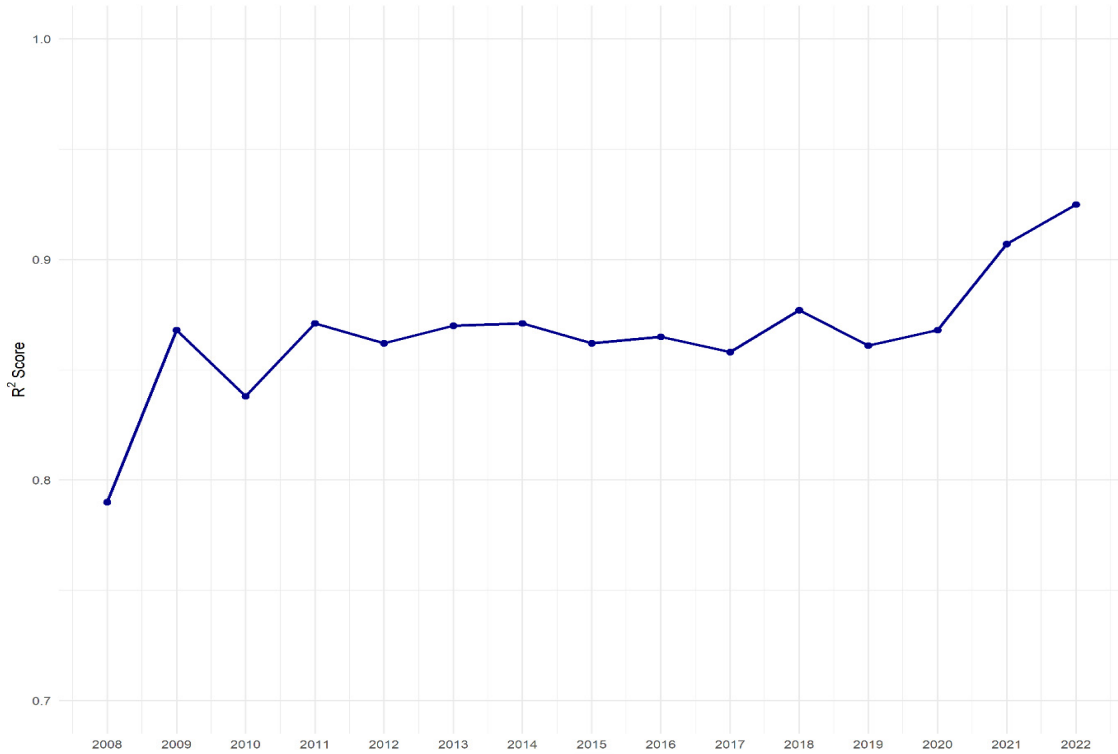


Fig. A1. Yearly R<sup>2</sup> of the ozone prediction gam ensemble model

A2. 서울시 일별 오존 농도 예측 모델 생성 과정

A2.1. 측정소 정보

오존 예측 모델의 종속 변수(실제값)는 공공데이터포털의 서울특별시 대기오염 특정정보 데이터(<https://www.data.go.kr/data/15071727/fileData.do#>)에서 제공하는 2008년 1월 1일부터 2022년 12월 31일까지의 지상 측정 오존 시간 자료를 수집하여 사용하였다. 서울시 25개 자치구에 각각 1개소씩 설치된 총 25개의 측정소를 포함하였으며 자료의 편향을 줄이기 위해 측정상태가 ‘정상’인 자료만 활용하였다. 최종적으로 측정소의 자료를 바탕으로 일별 최대 8시간 평균 오존 값(8hour-average; ppb)을 산출하여 활용하였다.

A2.2. 단일 머신러닝 알고리즘 기반 예측 모델의 설명변수

2008~2022년 기간 동안 위성 원격탐사 기반의 일일 변수 15종을 Google Earth Engine (GEE, <https://earthengine.google.com/>)을 통해 수집하였고, 이는 통계청에서 제공하는 1 km<sup>2</sup> 격자 형태(shapefile)를 기준으로 매핑되었다. 1 km<sup>2</sup> 보다 해상도가 높은 변수는 해당 격자 내 평균값으로 계산하였고, 해상도가 낮은 변수는 격자 중심점에서 가장 가까운 값을 할당하거나 2개 이상일 경우 평균값을 사용하였다. 결측값은 MissForest 방법을 통해 보간하였고, 모든 변수는 평균 0, 분산 1로 표준화하였다. 사용된 변수는 Table A1과 같다.

A2.3. 머신러닝 모델링 및 앙상블

랜덤포레스트(Random Forest), Extreme Gradient

Table A1. Satellite-based variables used for ozone prediction model development using machine learning algorithms

Data source	Predictor variables	Spatiotemporal Resolution
ERA5-Land Daily Aggregated - ECMWF Climate Reanalysis	Temperature_2 m	11.13 km, Hourly
	Surface_pressure	
	Total_precipitation	
	u_component_of_wind_10 m	
	v_component_of_wind_10 m	
MOD09GA.061 Terra Surface Reflectance Daily Global 1 km and 5	Sur_refl_b01	500 m, Daily
	Sur_refl_b02	
	Sur_refl_b03	
MOD11A1.061 Terra Land Surface Temperature and Emissivity Daily Global 1 km	LST_Night_1 km	1 km, Daily
CFSV2: NCEP Climate Forecast System Version 2, 6-Hourly Products	Maximum_specific_humidity_at_2 m_height_above_ground_6_hour_interval	22.26 km, 6-hour
	Minimum_specific_humidity_at_2 m_height_above_ground_6_hour_interval	
	Specific_humidity_height_above_ground	
	Maximum_temperature_height_above_ground_6_hour_interval	
	Minimum_temperature_height_above_ground_6_hour_interval	
MCD19A2.061: Terra & Aqua MAIAC Land Aerosol Optical Depth Daily 1 km	Optical_Depth_047	1 km, Daily

Boosting (XGB), LightGBM, Deep Neural Network (DNN) 총 네 가지 알고리즘을 사용하여, 2008 ~ 2022 동안 1 km<sup>2</sup> 격자단위의 일 평균 오존 농도를 예측하였다. 각 알고리즘은 교차검증 기반의 무작위 탐색기법을 활용하여 최적의 하이퍼파라미터 조합을 찾았으며, 전체 데이터의 80%는 학습하고 나머지 20%에서 성능을 평가하였다.

또한, 예측 성능 향상 및 과적합 방지를 위해 단일 머신러닝 알고리즘을 통합하는 GAM (Generalized Additive Model)기반 앙상블을 수행하였다.

A2.4. 성능

4가지 단일 머신러닝 모델 중에서는 랜덤포레스트(RF)가 R<sup>2</sup>=0.870으로 가장 높은 설명력을 보였으며, XGB (0.862), LGB (0.860), DNN (0.718) 순으로 나타났다. 이후 GAM 앙상블 기법을 적용한 결과 RF와 XGB 조합이 가장 우수한 예측 성능을 보였으며, 최종 앙상블 모델은 R<sup>2</sup>=0.872와 낮은 오차 값을 기록하여 일별 최대 8시간 평균 오존 값 예측에 있어 높은 설명력과 안정적인 성능을 확인할 수 있었다.

A3. 오존 노출에 따른 사망 위험도 분석 결과

A3.1. 오존 노출 수준에 따른 사망 위험도 분석 요약

Table A2는 오존 농도(10 ppb 증가)에 따른 전체 사망 위험을 이동평균 지표(MA01-MA14)별로 비교한 결과, 노출 후 1 ~ 4일(MA01-MA14) 이내에서 위험이 가장 높은 것을 확인할 수 있었다. 또한, PM<sub>2.5</sub>를 보정한 후에도 유의성이 유지되어 결과의 일관성을 확인할 수 있었으며, MA01 기준으로 OR은 1.68(95% CI 1.20-2.37)에서 PM<sub>2.5</sub> 보정 후 OR 1.58(95% CI 1.08-2.33)로 나타났다. 이는 단기 오존 노출이 초미세먼지와 무관하게 사망 위험을 유의하게 높일 수 있다는 가능성을 제시한다.

A3.2. 오존 노출에 따른 하위 그룹별 사망 위험 비교

오존 농도(10 ppb 증가)에 따른 하위그룹(성별, 연령별) 사망 위험을 비교한 결과, 전체 집단에서 유의한 증가가 관찰되었으며, 특히 남성과 65세 이상 고령층에서 그 경향이 더 뚜렷한 것을 확인할 수 있었다. 이는 오존 노출의 영향이 일부 취약집단에서 상대적으로 크게 나타날 수 있음을 시사한다.

Table A2. Estimated mortality risks according to ozone exposure level

Exposure	PM <sub>2.5</sub> _Adjusted	OR	95% CI	
Model_O <sub>3</sub> _ma01	FALSE	1.68	1.20	2.37
Model_O <sub>3</sub> _ma02		2.09	1.41	3.10
Model_O <sub>3</sub> _ma03		2.30	1.49	3.56
Model_O <sub>3</sub> _ma04		1.96	1.23	3.13
Model_O <sub>3</sub> _ma05		1.81	1.10	2.98
Model_O <sub>3</sub> _ma06		1.72	1.02	2.91
Model_O <sub>3</sub> _ma07		1.65	0.94	2.89
Model_O <sub>3</sub> _ma08		1.51	0.84	2.73
Model_O <sub>3</sub> _ma09		1.31	0.70	2.44
Model_O <sub>3</sub> _ma10		1.33	0.69	2.54
Model_O <sub>3</sub> _ma11		1.36	0.69	2.68
Model_O <sub>3</sub> _ma12		1.30	0.65	2.62
Model_O <sub>3</sub> _ma13		1.20	0.58	2.48
Model_O <sub>3</sub> _ma14		1.12	0.53	2.37
Model_O <sub>3</sub> _ma01	TRUE	1.58	1.08	2.33

Table A3. Subgroup-specific comparison of mortality risks by ozone exposure

Subgroup	Exposure	OR	95% CI	
Total	Model_O <sub>3</sub> _ma01	1.68	1.20	2.37
Male		1.84	1.17	2.91
Female		1.50	0.90	2.50
Age < 65		1.73	0.62	4.80
Age ≥ 65		1.68	1.17	2.41