·环境与职业卫生·

2014—2022 年四川盆地短期臭氧暴露相关循环与呼吸系统死亡风险的时间变化特征

欧悦[1],钱渐[1],李胜[1],陈嘉怡[1],王俊予[1],曾晶[2],胥馨尹[2],邓颖[2],殷菲[1],江梦璐[1]
1.四川大学华西公共卫生学院 / 华西第四医院,四川 成都 610041;2.四川省疾病预防控制中心

摘要:目的 评估清洁空气行动背景下四川盆地 O_3 短期暴露相关循环和呼吸系统死亡风险的时间变化特征,为区域空气污染防治与公共卫生干预提供依据。**方法** 循环与呼吸系统死亡数据来源于四川省疾病预防控制中心,空气污染物数据(O_3、NO_2 和 PM_{25})来源于中国高分辨率空气污染物数据集。采用两阶段分析评估 2014—2022 年 O_3 暴露相关的循环系统、呼吸系统以及两者总死亡的短期风险:第一阶段采用准泊松广义线性模型估计各区县 O_3 与死亡的短期关联;第二阶段采用随机效应 meta 分析汇总区县效应。在此框架下,通过纳入非线性时间项的纵向 meta 回归评估风险的时间变化。同时利用双污染物模型和亚组分析探讨共污染物及人群差异对该时间趋势的影响。**结果** 三类死亡结局的 O_3 短期死亡风险均呈显著非线性时间变化($P<0.001$),总体表现为 2014—2016 年上升、2017—2019 年下降、2020 年后再次升高。以循环和呼吸系统总死亡为例,O_3 每增加 10 μg/m³ 对应的超额风险从 2014 年的 0.86%(95%*CI*:0.52% ~ 1.20%)升至 2016 年的 1.51%(95%*CI*:1.30% ~ 1.72%),随后降至 2019 年的 0.93%(95%*CI*:0.75% ~ 1.11%),并于 2022 年再次升至 1.58%(95%*CI*:1.37% ~ 1.79%)。双污染物模型中此时间趋势仍然显著($P<0.01$),但 2016—2018 年的超额风险有所减弱,且在呼吸系统死亡中更为明显。不同性别和年龄亚组中风险呈相似时间模式,女性和≥65 岁人群的风险整体更高。**结论** 2014—2022 年四川盆地 O_3 相关短期死亡风险呈现先升后降再上升的时间趋势。2020 年后的风险反弹提示未来应加强 PM_{25}、NO_2 与 O_3 的协同控制,并在老龄化与气候变化背景下实施更有针对性的公共卫生干预。

关键词:臭氧;死亡率;时间趋势;清洁空气行动
中图分类号:R122.7 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-8507(2026)11-1962-07
DOI:10.20043/j.cnki.MPM.202601448

Temporal variation in short-term ozone exposure-related circulatory and respiratory mortality risks in the Sichuan Basin, 2014—2022

OU Yue*, QIAN Jian, LI Sheng, CHEN Jia-yi, WANG Jun-yu, ZENG Jing, XU Xin-yin, DENG Ying, YIN Fei, JIANG Meng-lu

West China School of Public Health/West China Fourth Hospital, Sichuan University, Chengdu, Sichuan 610041, China

Abstract: Objective To evaluate the temporal variations in short-term mortality risks associated with ozone (O_3) exposure for circulatory and respiratory diseases in the Sichuan Basin under the Clean Air Action, and to provide evidence for regional air pollution control and public health interventions. **Methods** Mortality data for circulatory and respiratory diseases were obtained from Sichuan Provincial Center for Disease Control and Prevention, and air pollution data (O_3, NO_2, and PM_{25}) were obtained from the China High Air Pollutants dataset. A two-stage analysis was applied to estimate the short-term risks of circulatory, respiratory, and combined circulatory-respiratory mortality associated with O_3 exposure during 2014—2022. In the first stage, quasi-Poisson generalized linear models were used to estimate the county-specific associations between O_3 and mortality. In the second stage, random-effects meta-analysis was used to pool the estimates. Longitudinal meta-regression with a nonlinear time term was further used to assess temporal variations in risk. Two-pollutant models and subgroup analyses were conducted to examine the effects of co-pollutants and population heterogeneity on these temporal variations. **Results** Short-term mortality risks associated with O_3 exhibited significant nonlinear temporal variations across all three mortality outcomes ($P<0.001$), with an increase during 2014—2016, a decline during 2017—2019, and a subsequent rise after 2020. For combined circulatory-respiratory mortality, the excess risk (ER) associated with each 10 μg/m³ increase in O_3 rose from 0.86% (95% *CI*: 0.52%-1.20%) in 2014 to 1.51% (1.30%-1.72%) in 2016, then decreased to 0.93% (0.75%-1.11%) in 2019, and increased again to 1.58% (1.37%-1.79%) in 2022. This trend remained significant ($P<0.01$) in two-

基金项目:国家自然科学基金面上项目(82373689)
作者简介:欧悦(2000—),女,硕士在读,研究方向:卫生统计方法与应用
通信作者:殷菲,E-mail:westsilverhx@163.com;江梦璐,E-mail:menglujiang@scu.edu.cn;殷菲与江梦璐为共同通信作者

pollutant models, although the effects during 2016—2018 were attenuated, particularly for respiratory mortality. Subgroup analyses by sex and age showed similar temporal patterns, with overall higher risks in females and individuals aged ≥65 years. **Conclusion** From 2014 to 2022, short-term mortality risks associated with O_3 in the Sichuan Basin showed a pattern of increase, decline, and re-increase. The post-2020 rebound suggests that future air quality management should strengthen coordinated control of $PM_{2.5}$, NO_2, and O_3, and implement more targeted public health interventions in the context of population aging and climate change.

Keywords: Ozone; Mortality; Temporal trend; Clean air action

地表臭氧(ozone,O_3)是当前制约我国空气质量改善的关键污染物。其短期暴露与循环系统和呼吸系统死亡风险增加的关联已被广泛证实[1]。然而,多数研究在评估 O_3 健康风险时假设其在研究期间保持稳定[2-3],可能忽略了其潜在的时间变化。既往研究提示,空气污染物相关健康风险并非恒定,可能受到污染特征、气象条件及人口结构变迁等因素的共同影响[4]。自 2013 年以来,随着多轮清洁空气行动实施,我国经历了 $PM_{2.5}$ 下降而 O_3 上升的污染谱重塑过程,同时人口老龄化加快,O_3 暴露相关的死亡风险可能已随时间发生改变[5-6]。因此,基于恒定风险假设的传统评估可能存在偏差,难以满足当前精准防控的需求。

尽管已有少数研究探索了短期 O_3 死亡风险时间趋势,但结果并不一致。如日本和加拿大的研究报告了相对平稳的风险[7-8],而纽约的研究则观察到风险的非线性波动[9]。并且这些证据多来自空气质量改善较早、人口结构相对稳定的发达国家,其结论可能难以直接适用于空气污染严重和人口结构快速变动的发展中国家。尤其在中国污染谱重塑和人口快速老龄化的背景下[6],针对这一问题的系统研究仍然有限。

四川盆地位于中国西南地区,受独特的地形和不良扩散条件影响[10],是典型的高 O_3 暴露区域[11]。近年来,该区域 $PM_{2.5}$ 下降而 O_3 上升。与此同时,老龄化加深和高温相关影响增强,均可能影响人群对 O_3 的敏感性。这些特征使四川盆地成为探索 O_3 短期死亡风险时间变化特征的关键研究地区。

鉴于此,本研究利用 2014—2022 年四川盆地县级日死亡数据和 O_3 浓度数据,采用两阶段时间序列模型评估 O_3 短期暴露相关的循环及呼吸系统死亡风险的时间变化特征,为 O_3 污染防控和公共卫生干预提供依据。

1　资料与方法

1.1　资料来源　2014—2022 年四川盆地各区县的日死亡数据来自四川省疾病预防控制中心。死亡结局包括循环系统死亡(ICD-10:I00-I99)、呼吸系统死亡(ICD-10:J00-J99)及两者总死亡,并按性别(男、女)和年龄(≥65 岁、<65 岁)分组。空气污染物数据(O_3、NO_2 和 $PM_{2.5}$)来自中国高分辨率空气污染物数据集[12]。小时气温和露点温度数据来自 ERA5-Land[13],相对湿度根据气温和露点温度计算获得[14]。年度人口数据来自 LandScan Global[15]。各区县空气污染物浓度及气象因素均采用县级人口加权计算。

此外,本研究所界定的四川盆地研究区域为四川省行政区域内位于四川盆地范围的 130 个区县[16]。在该四川盆地 130 个区县中,金口河区、峨边彝族自治县、马边彝族自治县、嘉陵区、南部县、朝天区、丹棱县和宝兴县因<65 岁年龄组死亡数过少,无法支持后续模型的稳定估计,未纳入主要分析。本研究最终纳入 122 个区县。

1.2　统计分析　为避免共线性影响,首先对气象变量与空气污染物进行 Spearman 相关分析。然后以两阶段分析框架为基础,开展时间趋势分析、时间分段分析、双污染物模型、亚组分析及空间分布描述。

1.2.1　两阶段分析框架　采用两阶段分析框架估计 O_3 与死亡的短期关联[17]。第一阶段使用准泊松广义线性模型估计各区县的日死亡风险。模型如下:

$$\log[E(Y_{ct})]=\alpha_c+\beta_c X_{02,ct}+ns(temp_{06,ct},v=6)+ns(rh_{ct},v=3)+ns(time_t,v=7/year)+Dow$$

其中,Y_{ct} 是 c 区县在第 t 天死亡人数,$X_{02,ct}$ 是 O_3 浓度的 3 d 移动平均值,β_c 为 O_3 暴露的回归系数。模型协变量参考既往研究[18]选定。自然样条(ns)用于控制长期和季节趋势、气温以及相对湿度的影响,星期几(Dow)用于控制周内周期性波动。长期和季节趋势项的自由度(v)设为每年 7 个 v。气温采用 7 日移动平均值($temp_{06,ct}$),相对湿度采用当日相对湿度(rh_{ct})。模型参数参考既往 O_3 时间序列研究[3],并结合本研究数据特征通过最小化准赤池信息量准则(quasi Akaike information criterion,QAIC)确定。O_3 移动平均值的最大滞后天数候选范围为 0~7 d;气温和湿度项最大滞后天数的候选范围为 0~30 d,自由度候选范围为 3~6;长期和季节趋势项自由度的候选范围为 3~10。比较不同参数组合的 QAIC 后,最终主分析参数选择如模型所示。考虑到法定节假日数量相对有限,其影响可部分被长期和季节趋势及星期几效应吸收,主分析中未纳入节假日变量。第二阶段采用随机效应 meta 分析汇总各区县一阶段效应估计,并汇报 I^2 以量化区县间异质性。结果以 O_3 每增加 10 μg/m^3

对应的死亡超额风险（excess risk，*ER*）及其 95%置信区间（confidence interval，*CI*）表示。

1.2.2　基于纵向 meta 回归的时间趋势分析　在两阶段分析框架基础上，采用纳入非线性时间项的纵向 meta 回归评估 O_3 短期死亡风险的时间变化。基于 1.2.1 中的一阶段模型，按区县－年份分别拟合，获得 c 区县第 y 年的对数相对风险估计值 β_{cy}；第二阶段建立如下纵向 meta 回归模型：

$$\beta_{cy}=\mu+f(year_y)+u_c+\varepsilon_{cy}$$

其中，$f(year_y)$ 是日历年的自然样条函数，用于刻画时间趋势；u_c 是区县随机效应，ε_{cy} 是残差项。时间项的 v（1～4）通过比较模型的赤池信息量准则（Akaike information criterion，AIC）确定，三类结局均以 v=3 时拟合最优。鉴于本研究的主要目的，且为了保持模型估计的稳定性、简洁性及结果的可解释性，模型未进一步设定显式空间相关结构，也未纳入区县层面的协变量。基于该模型预测年度的效应估计值，并使用 Wald 检验比较包含与不包含时间项的模型，以检验效应是否随时间变化。

1.2.3　基于时间分期的分段分析　为辅助验证时间趋势并评估阶段性差异，开展基于时间分段的补充分析。本研究预设了两类候选分段方案：一类依据四川省空气污染治理政策的实施节点，将研究时期划分为 P1（2014—2017 年）、P2（2018—2020 年）和 P3（2021—2022 年）；另一类根据整体风险估计随时间的变化特征进行分段。通过比较 AIC 选择最优划分方案。

确定最终分段方案后，第一阶段在模型中纳入时段指示变量与 O_3 的交互项，以估计不同时段的效应。模型如下：

$$\log[E(Y_{ct})]=\alpha_c+\beta_{0c}X_{02,ct}+\sum_k \gamma_k P_{kt}+\sum_k \beta_{kc}X_{02,ct}P_{kt}+Z_{ct}$$

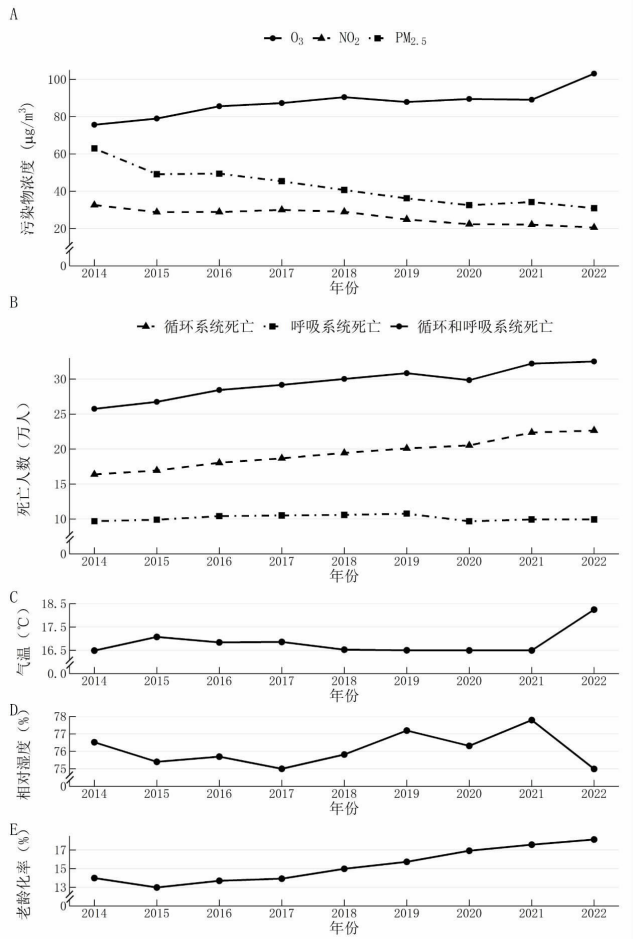
其中，β_{0c} 为参照时段内 O_3 的主效应，γ_k 为时间分段主效应，β_{kc} 为相对参照时段的交互效应，P_{kt} 为第 k 个时段的指示变量，k 由分段方案决定（≥2）；Z_{ct} 为与基本模型一致的协变量。第二阶段采用随机效应 meta 分析汇总各时段效应。

1.2.4　双污染物模型与亚组分析　为评估 NO_2 或 $PM_{2.5}$ 对 O_3 效应的潜在混杂作用，进一步构建双污染物模型，滞后结构和协变量设定与主分析一致。同时按性别（男、女）和年龄（≥65 岁、<65 岁）进行亚组分析，以评估不同人群中 O_3 的短期死亡风险及其时间变化特征。

1.2.5　O_3 短期死亡风险的空间分布描述　为展示 O_3 短期死亡风险的空间分布特征，基于年度效应估计值及其标准误，采用逆方差加权方法计算各区县在研究期间的平均效应，并绘制空间分布图。所有统计分析均使用 R 4.2.2 完成。

2　结　果

2.1　研究期间空气污染物、气象因素、死亡及老龄化率的时间趋势　2014—2022 年，四川盆地的年平均 $PM_{2.5}$ 和 NO_2 浓度呈下降趋势，而 O_3 浓度在逐年上升，从 2014 年的 75.7 μg/m³ 升至 2022 年的 103.0 μg/m³，见图 1A。同期的循环和呼吸系统总死亡总体上升，仅 2020 年略有下降，从 2014 年的 25.8 万人增至 2022 年的 32.5 万人；其中循环系统死亡从 16.4 万人增至 22.7 万人，呼吸系统死亡从 9.4 万人增至 9.8 万人，见图 1B。气象因素方面，2014—2021 年平均气温基本稳定在 16.8 ℃左右，2022 年升至 18.2 ℃，见图 1C；相对湿度于 2022 年降至 74.6%，为研究期间较低水平，见图 1D。人口老龄化率总体呈上升趋势，仅 2015 年短暂下降，2022 年达到 18.1%，见图 1E。



注：A 为空气污染物的时间趋势；B 为各类死亡的时间趋势；C 和 D 为气象因素的时间趋势；E 为老龄化率（65 岁以上人口所占比例）的时间趋势。

图 1　2014—2022 年四川盆地空气污染物、气象因素、死亡及老龄化率的时间趋势

Figure 1　Temporal trends of air pollutants, meteorological factors, mortality, and the population aging rate in the Sichuan Basin, 2014—2022

2.2　气象因素和空气污染物的 Spearman 相关性分析结果　表 1 显示，除 NO_2 与 PM_{25}、O_3 与气温呈中度相关外（相关系数分别为 0.65 和 0.67），其他气象因素与空气污染物之间的相关性较低，未存在明显强共线性。

表 1　气象因素和空气污染物的 Spearman 相关性分析结果

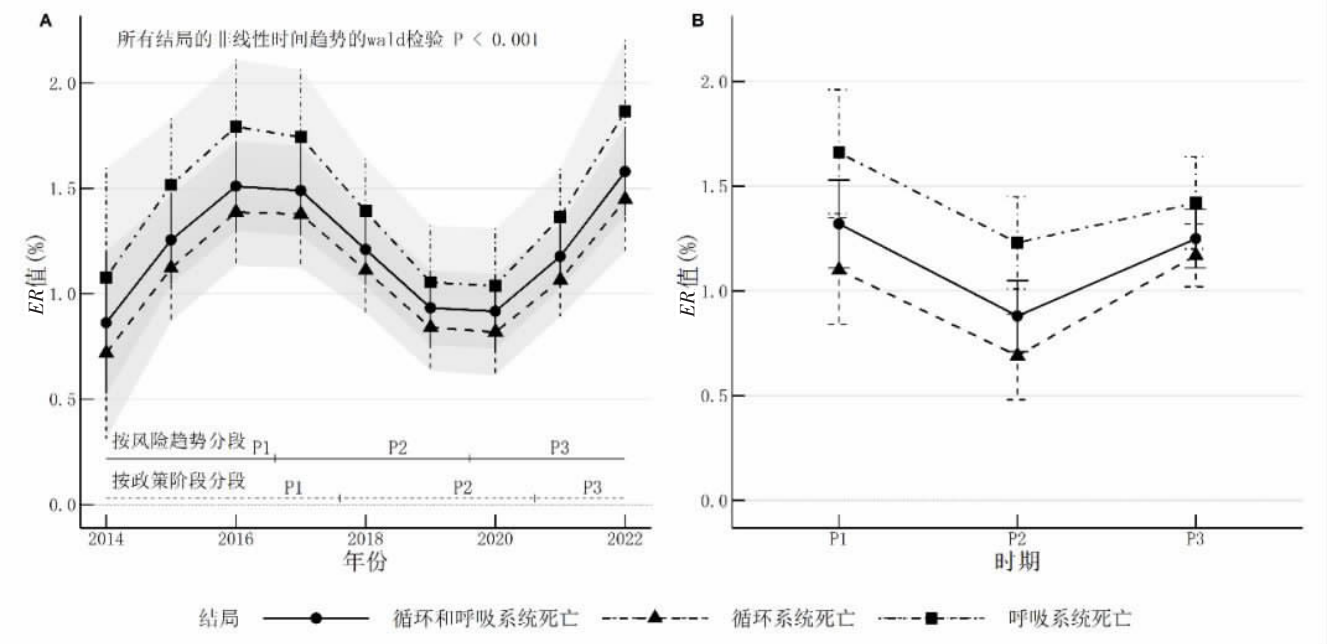
Table 1　Results of Spearman correlation analysis between meteorological variables and air pollutants

变量	PM_{25}	O_3	NO_2	气温	相对湿度
PM_{25}	1				
O_3	−0.29[a]	1			
NO_2	0.65[a]	−0.18[a]	1		
气温	−0.44[a]	0.67[a]	−0.29[a]	1	
相对湿度	−0.11[a]	−0.45[a]	−0.22[a]	−0.05[a]	1

注：[a] 表示 $P<0.05$。

2.3　短期 O_3 暴露相关死亡风险的时间趋势　图 2A 显示，短期 O_3 暴露相关的三类死亡结局的风险呈显著的非线性时间趋势（Wald 检验的 $P<0.001$），总体表现为 2014—2016 年持续升高，2017—2019 年下降，2020 年后再次升高。以循环和呼吸系统总死亡为例，O_3 每增加 10 μg/m³，对应的 *ER* 从 2014 年的 0.86%（95%*CI*：0.52%～1.20%）升至 2016 年的 1.51%（95%*CI*：1.30%～1.72%），2019 年降至 0.93%（95%*CI*：0.75%～1.11%），2022 年再次升至 1.58%（95%*CI*：1.37%～1.79%）。循环系统死亡和呼吸系统死亡的 *ER* 的时间趋势相似。

为辅助验证该时间趋势并评估时期差异，构建了两类时间分段方案：一类基于图 2A 所示的年度效应变化趋势划分为 P1（2014—2016 年）、P2（2017—2019 年）和 P3（2020—2022 年）；另一类依据政策实施节点划分（见方法部分和表 2）。表 2 显示，基于趋势的分段方案在三个死亡结局中均具有更低 AIC 值，因此作为最终分段方式，其结果见图 2B。三个结局的分阶段 *ER* 均呈先降后升的趋势。以循环和呼吸系统总死亡为例，O_3 每增加 10 μg/m³ 对应的 *ER* 在 P1、P2 和 P3 时期分别为 1.32%（95%*CI*：1.11%～1.53%）、0.88%（95%*CI*：0.71%～1.05%）和 1.25%（95%*CI*：1.11%～1.39%）。循环系统死亡和呼吸系统死亡的阶段性变化趋势类似。



注：A 为 2014—2022 年各年度 O_3 的短期死亡风险的时间趋势；B 为按短期风险趋势分段估计的三个时段的短期死亡风险。

图 2　2014—2022 年四川盆地汇总的 O_3 的短期死亡风险随时间的变化特征

Figure 2　Temporal evolution of the short-term mortality risk associated with O_3 in the Sichuan Basin from 2014 to 2022

表 2　分期分析中两种不同时期划分方式的 AIC 比较

Table 2　Comparison of AIC between two alternative period definitions used in the temporal stratification analysis

时期划分依据	具体的时段划分（年）	循环和呼吸系统总死亡的 AIC	循环系统死亡的 AIC	呼吸系统死亡的 AIC
按短期关联趋势划分	2014—2016,2017—2019,2020—2022	−4 006.1	−3 852.8	−3 733.6
按照政策阶段划分	2014—2017,2018—2020,2021—2022	−3 981.7	−3 851.3	−3 698.4

2.4　双污染物模型中 O_3 的短期死亡风险的时间趋势　校正 NO_2 和 $PM_{2.5}$ 后，双污染物模型中 O_3 短期死亡风险仍呈显著非线性时间趋势（$P<0.01$），总体表现为上升、下降、再上升的模式。见图 3。与单污染物模型相比，纳入 NO_2 或 $PM_{2.5}$ 后，三类死亡结局对应 O_3 的 *ER* 在 2016—2018 年略有减弱，其中呼吸系统死亡最为明显。例如，2016 年呼吸系统死亡的 *ER* 在单污染物模型中为 1.79%（95%*CI*：1.48%～2.11%），分别控制 $PM_{2.5}$ 和 NO_2 后降至 1.48%（95%*CI*：1.14%～1.83%）和 1.45%（95%*CI*：1.11%～1.79%）。

2.5　各亚组 O_3 短期死亡风险的时间趋势　不同性别和年龄亚组的 O_3 短期死亡风险呈相似的时间趋势，总体表现为上升、下降、再上升的模式，见图 4、5。其中，女性 *ER* 在整个研究期间整体略高于男性，见图 4。年龄亚组中，P1 时期≥65 岁组的呼吸系统死亡风险高于<65 岁组，P2 和 P3 时期两组差异缩小，趋势趋于一致，见图 5；而循环系统死亡中，≥65 岁组的 *ER* 在整个研究期间均高于<65 岁组。以 2020—2022 年为例，≥65 岁组的 *ER* 由 0.94%（95%*CI*：0.72%～1.15%）升至 1.58%（95%*CI*：1.32%～1.84%），同期<65 岁组由 0.30%（95%*CI*：−0.18%～0.77%）升至 0.63%（95%*CI*：0.03%～1.23%）。

2.6　县级 O_3 平均死亡风险的地区分布　纳入年份后，纵向 meta 回归的残余异质性较低，三类结局的 I^2 为 9.4%～9.6%。进一步将各区县的逐年效应估计值采用逆方差加权汇总为研究期间县级平均 *ER*，并绘制空间分布图，见图 6。结果显示，西部的部分区县 O_3 短期死亡风险相对较高，如天全县的平均 *ER* 为 4.63%（95%*CI*：1.70%～7.67%）；盆地东北部的部分区县的风险较低，如万源县的平均 *ER* 为 0.41%（95%*CI*：−1.29%～2.14%）。

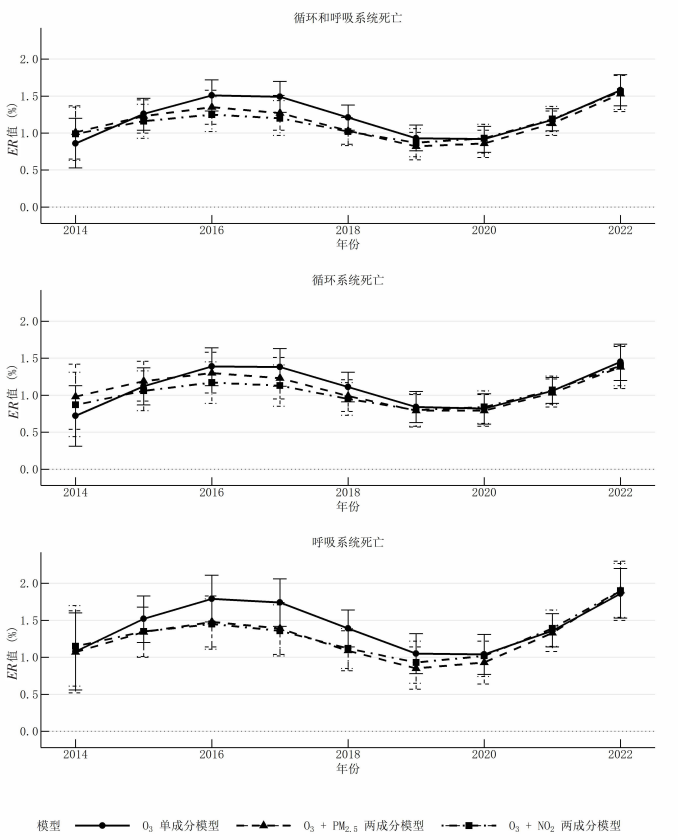


图 3　2014—2022 年四川盆地不同结局和模型下 O_3 短期死亡风险的年度趋势

Figure 3　Annual trends in short-term O_3 mortality risk under different outcomes and models in the Sichuan Basin from 2014 to 2022

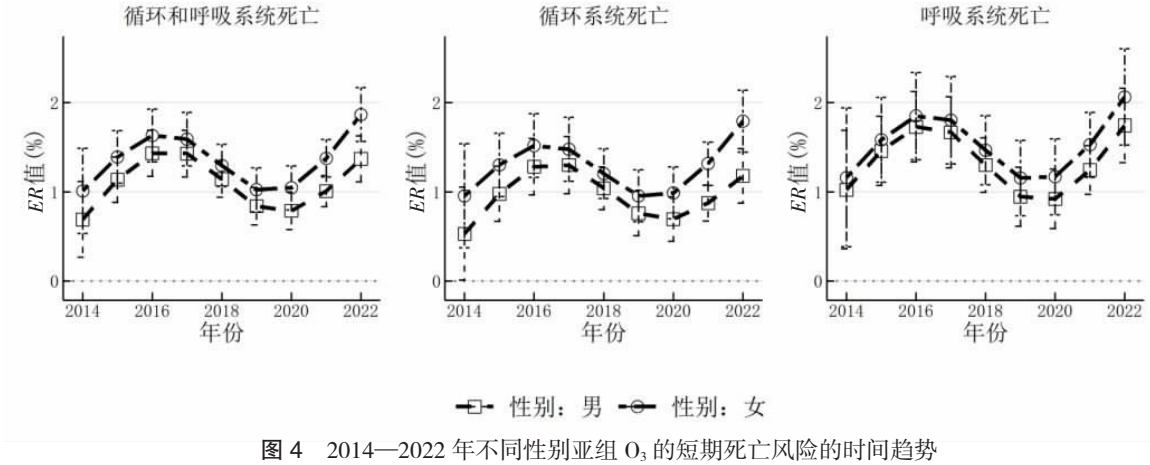


图 4　2014—2022 年不同性别亚组 O_3 的短期死亡风险的时间趋势

Figure 4　Temporal trends in short-term mortality risks associated with O_3 by sex group, 2014 to 2022

3　讨　论

本研究系统评估了 2014—2022 年四川盆地短期 O_3 暴露相关的循环和呼吸系统死亡风险的时间变化特征。研究发现 O_3 的短期死亡风险呈显著非线性时间趋势，表现为 2014—2016 年上升、2017—2019 年下降和 2020—2022 年再上升，且在调整了 NO_2 和 $PM_{2.5}$ 后该趋势依然存在。

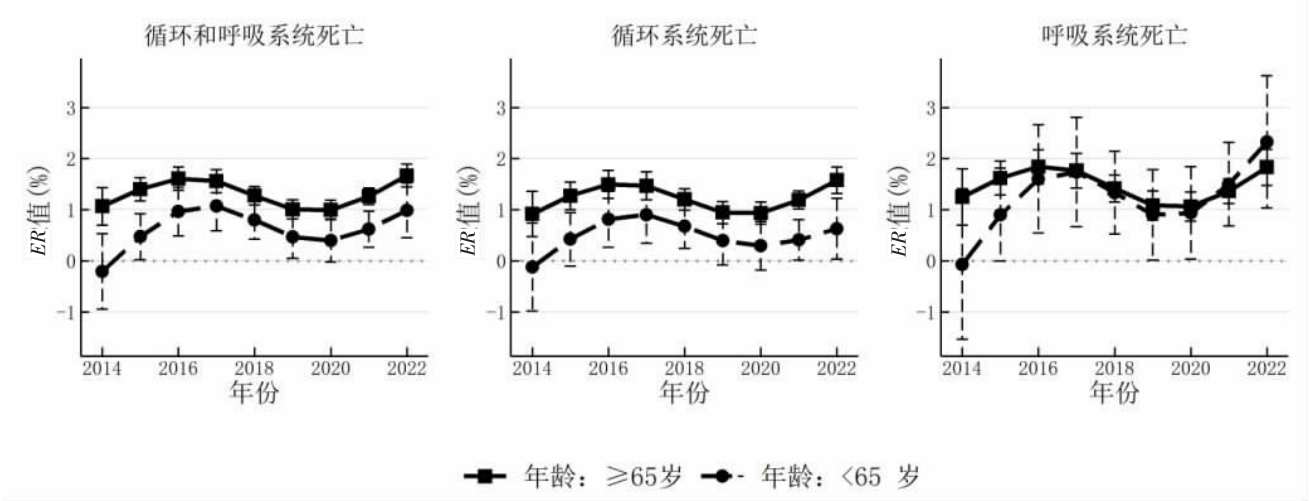
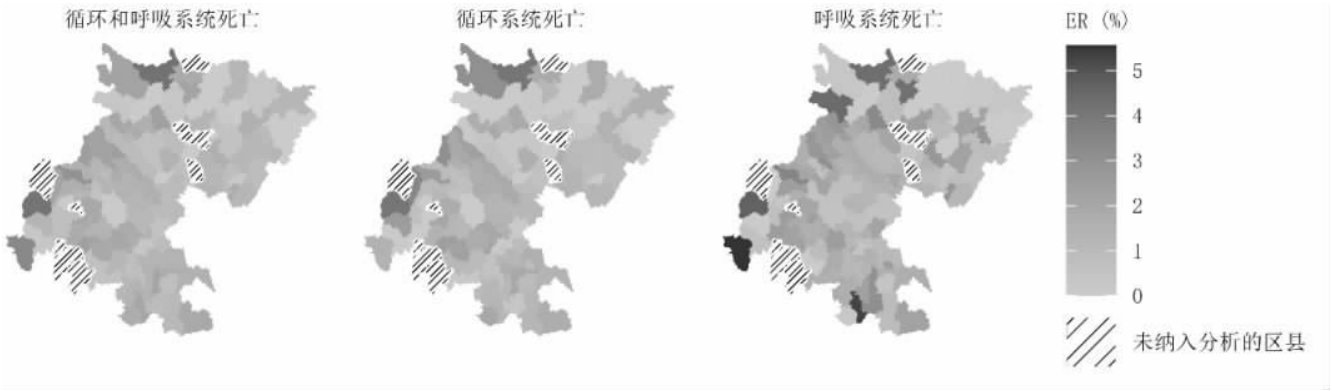


图 5　2014—2022 年不同年龄亚组 O_3 的短期死亡风险的时间趋势

Figure 5　Temporal trends in short-term mortality risks associated with O_3 by age group, 2014 to 2022



注：图中 *ER* 表示 2014—2022 年四川盆地 122 个纳入主要分析区县的县级平均效应；审图号为 GS(2024)0650 号。

图 6　2014—2022 年四川盆地县级 O_3 暴露相关短期死亡风险的空间分布

Figure 6　Spatial distribution of county-level short-term mortality risks associated with O_3 exposure in the Sichuan Basin, 2014—2022

2014—2019 年 O_3 死亡风险先升后降，可能反映了污染谱变化、行为适应与政策干预的综合影响。在 2014—2016 年的风险上升期，虽然 $PM_{2.5}$ 浓度因治理而快速下降，但吸光组分减少[19]和 NOx 滴定效应减弱[20]可能推高了 O_3 峰值与日内波动[21]，增加居民高 O_3 暴露机会。同时，公众对 O_3 危害认知不足，往往忽视了蓝天白云下的隐形污染，导致高 O_3 情况下的户外活动未得到有效规避，提高其实际吸入剂量[4]。在 2017—2019 年的风险下降期，随着《打赢蓝天保卫战三年行动计划》的深入，区域联防联控强化了对前体物的协同治理，这可能是 O_3 相关死亡风险下降的原因之一。同期双污染物模型显示分别调整 $PM_{2.5}$ 和 NO_2 后 O_3 风险减弱，也提示该时期 $PM_{2.5}$ 和 NO_2 的下降可能产生了协同作用。

2020—2022 年 O_3 短期死亡风险再次反弹，2022 年较 2020 年增加 0.66%，可能由多重环境与社会因素共同驱动。首先，气候变暖可能增强 O_3 的急性健康效应。2022 年气温偏高，同期四川平均气温较前八年升高约 1.4 ℃。既往研究表明，高温既促进 O_3 生成，又通过热应激加重机体负担[22]，二者可产生协同作用[23]。其次，人口老龄化可能提升了人群易感性。2020—2022 年四川的老龄化率从 16.9%升至 18.1%。而老龄化与心肺储备下降和慢性低度炎症相关[24]，可能降低污染物触发健康事件的阈值。本研究亚组分析亦显示，≥65 岁人群的循环系统死亡风险高于＜65 岁组。尽管两年龄组的 O_3 短期死亡风险在 2020—2022 年均呈上升趋势，提示存在作用于全人群的外部驱动因素（如极端气候），但易感人群比例扩大会增强整体风险。最后，该时期与 COVID-19 流行重叠。病毒感染导致的心肺损伤、医疗资源挤兑及延迟就医等均可能增加人群对空气污染的脆弱性[25]。

基于近期 O_3 死亡风险回升趋势，下一阶段空气质量管理应更加突出健康风险导向。在颗粒物治理取得成效的同时，O_3 浓度及其单位浓度健康风险在近年同步上升，提示仅关注单一污染物浓度的下降已不足以全面保障公众健康，需进一步加强 O_3、NO_2 和 $PM_{2.5}$ 的协同控制，如优化 VOCs 与 NOx 的减排比例，避免细颗粒物下降过程中 O_3 反弹。同时，公共卫生部门应完善 O_3 与极端高温的复合暴露预警，加强风险沟通，并针对老年人及循环和呼吸系统疾病患者等易

感人群提供行为干预指导，以应对气候变化背景下日益复杂的环境健康挑战。

本研究仍存在一定局限性。第一，本研究为生态学研究，暴露和结局均基于群体水平，无法识别个体真实暴露和易感特征，因此不能直接作出个体因果推断。第二，本研究不能完全排除未测量因素所致的残余混杂，但模型已控制主要混杂因素，并通过双污染物模型和敏感性分析检验结果稳健性。第三，本研究未显式纳入空间相关结构，可能影响效应估计精度，但对时间变化结论的影响可能有限。此外，本研究未进一步系统探索区县层面特征对效应异质性的影响，有待后续研究深入分析。

综上，2014—2022 年四川盆地 O_3 短期死亡风险呈先升后降再上升的时间趋势，尤其 2020 年后出现明显反弹。污染谱变化、气候变暖及老龄化可能共同推动了这一趋势。结果提示未来清洁空气行动应加强多污染物的协同控制，并推进健康风险导向的干预措施。

利益冲突声明 本研究不存在任何利益冲突

参考文献

[1] Chen G, Guo Y, Yue X, et al. All-cause, cardiovascular, and respiratory mortality and wildfire-related ozone: a multicountry two-stage time series analysis [J]. Lancet Planetary Health, 2024, 8(7): e452-e462.

[2] Huang J, Pan XC, Guo XB, et al. Health impact of China's Air Pollution Prevention and Control Action Plan: an analysis of National air quality monitoring and mortality data[J]. Lancet Planetary Health, 2018, 2(7): e313-e323.

[3] Vicedo-Cabrera AM, Sera F, Liu C, et al. Short term association between ozone and mortality: global two stage time series study in 406 locations in 20 countries[J]. BMJ (Clinical Research ed.), 2020, 368: m108.

[4] Liu S, Li X, Wei J, et al. Short-Term exposure to fine particulate matter and ozone:source impacts and attributable mortalities [J]. Environmental Science & Technology, 2024, 58(26): 11256-11267.

[5] Geng GN, Liu YX, Liu Y, et al. Efficacy of China's clean air actions to tackle PM2.5 pollution between 2013 and 2020 [J]. Nature Geoscience, 2024, 17(10): 987-994.

[6] Yang ZY, Li ZQ, Cheng F, et al. Two-decade surface ozone (O3) pollution in China: Enhanced fine-scale estimations and environmental health implications [J]. Remote Sensing of Environment, 2025, 317: 114459.

[7] Nishikawa H, Seposo XT, Madaniyazi L, et al. Long-term trends in mortality risk associated with short-term exposure to air pollution in 10 Japanese cities between 1977 and 2015 [J]. Environmental Research, 2023, 219: 115108.

[8] Shin HH, Parajuli RP, Maquiling A, et al. Temporal trends in associations between ozone and circulatory mortality in age and sex in Canada during 1984-2012 [J]. Science of the Total Environment, 2020, 724: 137944.

[9] Goldberg R, Spira-Cohen A, Pitiranggon M, et al. Changes in the short-term relationship between air pollution and mortality in New York City, 1990-2019[J]. Environmental Health, 2025, 24(1): 37

[10] Shu Z, Liu Y, Zhao T, et al. Elevated 3D structures of PM2.5 and impact of complex terrain-forcing circulations on heavy haze pollution over Sichuan Basin, China [J]. Atmospheric Chemistry and Physics (Print), 2021, 21(11): 9253-9268.

[11] Wang N, Du Y, Chen D, et al. Spatial disparities of ozone pollution in the Sichuan Basin spurred by extreme, hot weather [J]. Atmospheric Chemistry and Physics (Print), 2024, 24(5): 3029-3042.

[12] Wei J, Li ZQ, Lyapustin A, et al. Reconstructing 1-km-resolution high-quality PM_{25} data records from 2000 to 2018 in China: spatiotemporal variations and policy implications[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 252: 112136.

[13] Muñoz-Sabater J, Dutra E, Agustí-Panareda A, et al. ERA5-Land: a state-of-the-art global reanalysis dataset for land applications [J]. Earth Syst Sci Data, 2021, 13(9): 4349-4383.

[14] Guido Z, Allen T, Mason S, et al. Hurricanes and anomalous heat in the Caribbean[J]. Geophysical Research Letters, 2022, 49(21): 9740.

[15] Lebakula V, Sims K, Reith A, et al. LandScan global 30 arcsecond annual global gridded population datasets from 2000 to 2022 [J]. Scientific Data, 2025, 12(1): 495.

[16] Wang W, Zeng J, Li XL, et al. Using a novel strategy to investigate the spatially autocorrelated and clustered associations between short-term exposure to PM2.5 and mortality and the attributable burden: A case study in the Sichuan Basin, China [J]. Ecotoxicology and Environmental Safety, 2023, 264: 115405.

[17] Sera F, Gasparrini A. Extended two-stage designs for environmental research[J]. Environmental Health, 2022, 21(1): 41.

[18] Chen K, Zhou L, Chen XD, et al. Acute effect of ozone exposure on daily mortality in seven cities of Jiangsu Province, China: No clear evidence for threshold [J]. Environmental Research, 2017, 155: 235-241.

[19] Zhu J, Chen L, Liao H, et al. Enhanced PM_{25} decreases and O_3 increases in China during COVID-19 lockdown by Aerosol-Radiation feedback[J]. Geophysical Research Letters, 2021, 48(2): 260.

[20] Ren J, Guo F, Xie S. Diagnosing ozone-NOx-VOC sensitivity and revealing causes of ozone increases in China based on 2013-2021 satellite retrievals [J]. Atmospheric Chemistry and Physics (Print), 2022, 22(22): 15035-15047.

[21] Wang H, Huang C, Tao W, et al. Seasonality and reduced nitric oxide titration dominated ozone increase during COVID-19 lockdown in eastern China[J]. NPJ Clim Atmos Sci, 2022, 5(1): 24.

[22] Du H, Yan ML, Liu X, et al. Exposure to concurrent heatwaves and ozone pollution and associations with mortality risk: a nationwide study in China[J]. Environmental Health Perspectives, 2024, 132(4): 47012.

[23] Zhan W, Han R, Wang W, et al. Interaction between extreme temperature events and ozone on mortality: Evidence from a time-stratified case-crossover study[J]. Atmos Environ, 2025, 362: 121580.

[24] Baechle JJ, Chen N, Makhijani P, et al. Chronic inflammation and the hallmarks of aging[J]. Molecular Metabolism, 2023, 74: 101755.

[25] Roth GA, Vaduganathan M, Mensah GA. Impact of the COVID-19 pandemic on cardiovascular health in 2020:JACC State-of-the-Art review [J]. Journal of the American College of Cardiology, 2022, 80(6): 631-640.

收稿日期：2026-01-28