

基于正则化最优指纹法的华南极端温度变化归因研究

熊诗雨

广西师范大学数学与统计学院, 广西 桂林

收稿日期: 2026年4月12日; 录用日期: 2026年5月4日; 发布日期: 2026年5月14日

摘要

在全球变暖背景下, 明确人类活动对区域极端气温演变的影响对于气候风险评估至关重要。本文以华南地区为研究对象, 基于1961至2014年ERA5-Land高分辨率观测数据与14个CMIP6全球气候模型的多模型集成(MME), 对四个核心极端温度指数(TX_x, TX_n, TN_x, TN_n)进行了时空特征分析与检测归因。针对区域尺度下空间格点数大于时间样本量所导致的协方差矩阵病态难题, 本研究引入基于L2范数的收缩估计, 构建了正则化最优指纹法(ROF)及估计方程(EE)模型。研究表明, 华南极端温度在1990年后出现显著的变化, 且空间上呈现“趋势-噪音错位”现象。在归因分析中, 人类活动信号在极端最高温TX_x与白昼极端低温TX_n中被成功检测, 且模型模拟的响应幅度与实际观测高度匹配。同时, 人类活动显著推动了夜间极端高温TN_x的上升, 但CMIP6模型存在明显的高估偏差, 这可能源于模型对局地人为气溶胶冷却效应的模拟不足; 而极端最低温TN_n由于受到气候模型内部变率的影响, 未能通过统计学信号检测。本研究不仅证实了人类活动对华南极端温度的主导作用, 更凸显了考察物理强迫在区域气候归因中的核心价值。

关键词

正则化最优指纹法, 极端温度, CMIP6多模型集成, L2收缩估计

Toward Regularized Optimal Fingerprinting in Detection and Attribution of Extreme Temperature Changes in South China

Shiyu Xiong

School of Mathematics and Statistics, Guangxi Normal University, Guilin Guangxi

Received: April 12, 2026; accepted: May 4, 2026; published: May 14, 2026

Abstract

In the context of global warming, clarifying the impact of human activities on the evolution of regional extreme temperatures is crucial for climate risk assessment. Focusing on South China, this study conducts a spatio-temporal characteristic analysis and detection and attribution for four core extreme temperature indices (TXx, TXn, TNx, TNn), based on high-resolution ERA5-Land observational data and a Multi-Model Ensemble (MME) of 14 CMIP6 global climate models from 1961 to 2014. Addressing the ill-conditioned covariance matrix problem caused by the number of spatial grid points exceeding the time sample size at the regional scale, this study introduces an L2 norm-based shrinkage estimation to construct a Regularized Optimal Fingerprinting (ROF) and Estimating Equations (EE) model. The results indicate that extreme temperatures in South China have undergone significant changes since 1990, exhibiting a “trend-noise mismatch” phenomenon spatially. In the attribution analysis, human-induced signals were successfully detected in the extreme maximum temperature (TXx) and daytime extreme minimum temperature (TXn), with the model-simulated response magnitudes highly matching the actual observations. Meanwhile, human activities have significantly driven the rise of the nighttime extreme maximum temperature (TNx), but the CMIP6 models exhibit a distinct overestimation bias, which may stem from the models’ inadequate simulation of the local anthropogenic aerosol cooling effect. Conversely, the extreme minimum temperature (TNn) failed to pass the statistical signal detection due to the profound influence of internal climate variability. This study not only confirms the dominant role of human activities on extreme temperatures in South China but also highlights the core value of investigating physical forcings in regional climate attribution.

Keywords

Regularized Optimal Fingerprinting, Extreme Temperatures, CMIP6 Multi-Model Ensemble, L2 Regularized Estimation

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

自工业革命以来, 人类活动排放的温室气体引发了全球平均气温的持续攀升, 进而导致极端天气与气候事件的频率和强度发生深刻变化[1] [2]。将观测到的极端气候变化科学地归因于特定的外部强迫已成为当前国际气候变化研究的核心前沿[3]。最优指纹法作为联合国政府间气候变化专门委员会(IPCC)认可的标准归因统计工具[4], 在全球和洲际尺度的气候检测中取得了丰硕成果[5] [6]。

但当研究范围缩小至区域尺度时, 受限于有限的观测时间序列长度与高密度的空间网格划分, 传统的总体最小二乘法极易陷入高维小样本陷阱。此外, 由自然气候内部变率构建的经验协方差矩阵往往呈现严重的病态甚至奇异性, 导致缩放因子的求解发散, 致使传统的归因方法失效。华南地区地处东亚季风区核心地带, 地形复杂, 海陆热力差异显著, 同时也是全球经济极为活跃及快速城市化的区域。复杂的局地辐射反馈与强烈的内部气候变率交织, 使得该地区的极端气候演变具有极高的信噪比挑战与空间非均一性。

基于此背景, 本研究选取高分辨率的 ERA5-Land 数据集与 CMIP6 多模型集成输出数据, 引入 L2 协方差收缩估计[7], 对矩阵进行正则化平滑, 并结合估计方程算法, 构建正则化最优指纹法模型[8]。本文不仅展示人类活动对华南地区四类极端温度指数的影响幅度, 也从气候动力学深度剖析了气候模型在获

取区域极端气候信号时存在的一些局限与偏差。

2. 数据与预处理

2.1. 观测数据

本文以华南地区为核心研究区域,选用 1961 至 2014 年作为主要的参考时间段。观测数据基于 Google Earth Engine (GEE) 云平台提取的 ERA5-Land 再分析逐日气象数据集 [9], 通过界定空间边界为 $105^{\circ}\text{E}\sim 120^{\circ}\text{E}$, $18^{\circ}\text{N}\sim 27^{\circ}\text{N}$, 设定空间分辨率为 $1^{\circ}\times 1^{\circ}$, 过滤剔除海洋及无效区域后, 我们在华南地区陆地范围内提取了 90 个有效观测格点。基于所提取的逐日最高气温(tasmax)和逐日最低气温(tasmin), 以年为基准计算极值聚合得到了四个核心极端温度指数的年度极值, 包括极端最高温 TXx、白昼极端低温 TXn、夜间极端高温 TNx 以及极端最低温 TNn [10], 为后续对气候成因的分析提供可靠的事实依据。

2.2. CMIP6 模型数据

为量化并分离外部强迫对极端气候的影响, 本文选取第六次国际耦合模式比较计划(CMIP6)的 14 个全球气候模型的模拟结果 [11], 包括 EC-Earth3, GFDL-CM4, IPSL-CM6A-LR, MIROC6 等模型, 以此构建多模型集成。相比单一模式, 多模型集成(Multi-Model Ensemble, MME)能够有效过滤单个模型在物理参数化方案上的结构性误差, 从而提取出更为可靠的外部强迫响应信号。

本文提取了 14 个模型在历史全强迫实验(historical)下 1961 年至 2014 年的逐日气象模拟数据, 该实验综合考量了人为温室气体排放、气溶胶以及自然强迫(如火山爆发和太阳活动)的共同作用, 以此作为人类活动与自然强迫的共同作用。对于各模型提取其逐日最高气温和逐日最低气温, 按年度计算极值聚合得出各模型模拟的 TXx、TXn、TXn 及 TNn 序列。最终, 将 14 个模型的等权重算术平均值作为代表 ALL 强迫的估计信号矩阵 X 。

在最优指纹法检测与归因框架中, 精确估计气候系统内部的自然变率是进行统计假设检验的先决条件。鉴于 CMIP6 云端数据库中部分模型的逐日自然强迫(hist-nat)数据存在客观缺失, 本文选取上述 14 个模型的工业革命前控制实验(piControl)数据作为替代。由于 piControl 实验设定在工业革命前温室气体浓度恒定的背景下运行, 除了人类温室气体排放的干扰, 其长序列模型结果能纯粹且完整地反映地球气候系统内部的热力学与动力学自然震荡。我们截取了各模型 piControl 实验中等长(54 年)的时间切片, 作为代表自然内部气候变率的噪音矩阵(Z), 以此构建回归模型中的残差协方差矩阵 Σ 。

2.3. 数据预处理与时空对齐

由于 CMIP6 不同气候模型原生输出的空间网格分辨率存在显著差异, 为确保模拟数据与观测数据在空间尺度上的绝对对齐, 本文通过基于 Python 的 Pangeo 云计算环境完成数据的预处理。在获取 NetCDF/Zarr 格式的多维数据后, 对全球网格进行覆盖华南区域($105^{\circ}\text{E}\sim 120^{\circ}\text{E}$, $18^{\circ}\text{N}\sim 27^{\circ}\text{N}$)的空间裁剪以优化计算效率, 再采用双线性插值降尺度算法, 将 14 个 CMIP6 模型的逐日气温场降尺度插值至与观测数据完全一致的 $1^{\circ}\times 1^{\circ}$ 空间格点上。经过时空对齐与年度距平化后, 将所有时空维度的宽表数据展平并重构为一维矩阵格式, 确保观测向量 Y 、信号矩阵 X 与噪音矩阵 Z 在空间自由度与时间维度上达到绝对匹配。

3. 正则化最优指纹法

3.1. 传统最优指纹法

气候变化检测与归因的核心在于从包含了自然内部变率的嘈杂背景中, 分离并提取出外部强迫(如人类温室气体排放和气溶胶)的长期信号。本文采用最优指纹法(Optimal Fingerprinting)作为基础理论框架,

其数学表达式如下：

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (1)$$

其中， $Y \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ 表示华南地区极端气温指数在 p 个空间格点上的观测向量； $X \in \mathbb{R}^{p \times l}$ 表示由 CMIP6 多模型集成提取的 l 个外部强迫信号矩阵(即“指纹”)； $\beta \in \mathbb{R}^{l \times 1}$ 为待估算的缩放因子，用于衡量气候模型模拟信号在观测数据中的实际振幅大小； $\varepsilon \sim N(0, \Sigma)$ 表示气候系统的内部自然变率，其服从均值为 0、协方差矩阵为 $\Sigma \in \mathbb{R}^{p \times p}$ 的多元正态分布。

在标准广义最小二乘法(GLS)框架下，缩放因子 β 的最优估计量依赖于噪声协方差矩阵 Σ 的逆矩阵，估计方程如下：

$$\hat{\beta}_{GLS} = (X^T \hat{\Sigma}^{-1} X)^{-1} X^T \hat{\Sigma}^{-1} Y \quad (2)$$

其中， $\hat{\Sigma}$ 由气候模型的工业革命前控制实验(piControl)长序列切片($Z \in \mathbb{R}^{n \times p}$)的经验样本协方差估计得出，即 $S = \frac{1}{n-1} Z^T Z$ 。

尽管传统最优指纹法在全球尺度的平均温度归因中取得了显著成功，但将其应用于华南等小区域时，空间格点的高自由度($p = 90$)与受限于观测序列跨度的气候模型样本($n = 54$)构成了高维小样本数据结构。在 $p > n$ 的数据结构下，经验协方差矩阵 S 的秩最大仅为 $n - 1$ ，导致 S 必然呈现严重的病态与奇异特征。此时， S 不可逆(即 S^{-1} 不存在或极度不稳定)，进而导致 $\hat{\beta}_{GLS}$ 的求解方程无法收敛，使得常规的归因检测在小区域尺度上的结果严重发散。

3.2. L2 协方差收缩估计

为了克服区域尺度下协方差矩阵不可逆的瓶颈，本文引入了正则化最优指纹法(ROF)。在构建误差协方差矩阵时，摒弃了高方差的经验样本估计 S ，转而采用基于 L2 范数的收缩估计方法。其核心是通过引入收缩强度参数 $\gamma \in (0, 1)$ ，将无偏但高方差的 S 与一个低方差、高偏差的结构化目标矩阵 T 进行最优线性组合：

$$\hat{\Sigma}_{L2} = (1 - \gamma)S + \gamma T \quad (3)$$

收缩参数 γ 的最优解析解通过最小化真实协方差矩阵 Σ 与估计量 $\hat{\Sigma}_{L2}$ 之间的期望二次损失获得：

$$\min_{\gamma} E \left[\left\| \hat{\Sigma}_{L2} - \Sigma \right\|_F^2 \right] \quad (4)$$

该正则化过程从底层平滑了样本矩阵的离散结构，在根本上保证了 $\hat{\Sigma}_{L2}$ 的满秩与严格正定性，还有效避免了因多模型集成样本量不足而引发的过拟合风险。在此基础上，修正后的协方差矩阵最大程度地保留了华南地区极端气候的空间相关性物理特征，为后续的强迫信号求解奠定了基础。

3.3. 基于估计方程 EE 的信号求解与检验

在获取正则化的协方差矩阵 $\hat{\Sigma}_{L2}$ 后，本文采用估计方程法(Estimating Equations, EE)对缩放因子 β 及其统计分布进行求解。考虑到气候模型的 MME 均值矩阵(\bar{X})也包含了有限集合规模带来的抽样噪音(即含误差变量模型 Errors-in-Variables, EIV)，为了获得无偏估计，本研究遵循 Ribes 等(2013)提出的正则化最优指纹法标准框架[8]，引入校正估计方程。由于模型集合均值矩阵残存的噪音协方差为 $\frac{1}{m}\Sigma$ ，其在信

号协方差矩阵的迹上产生的系统性偏差为 $\frac{p}{m}$ ，因此，无偏估计方程如式(5)所示。

$$\tilde{X}^T \hat{\Sigma}_{L2}^{-1} (Y - \tilde{X} \beta) + \frac{P}{m} \beta = 0 \quad (5)$$

式中,附加的惩罚项 $\frac{P}{m} \beta$ 用于补偿由 m 个气候模型集成平均所残存的噪音方差[12]。通过 Newton-Raphson 等迭代优化算法求解该估计方程,得到无偏的缩放因子估计值 $\hat{\beta}_{EE}$ 即其渐近正态的 90%置信区间。

在完成 β 的估算后,检验准则如下:

- 检测:若求得的 β 值其 90%置信区间下限显著大于 0,则表明外部强迫信号在观测中被成功检测。
- 归因:若该置信区间同时包含 1,则证明气候模型模拟的极端事件响应幅度与真实世界的观测趋势具有高度一致性。

此外,为验证作为背景噪音的 piControl 实验数据是否充分地代表了华南地区真实的内部气候变率,文中对回归残差进行了一致性检验(Residual Consistency Test, RCT)。仅当 RCT 检验的 P 值显著大于 0.05 时,即无法拒绝“模型内部变率与观测残差一致”的原假设,说明所估算的内部气候噪音具有充分的代表性。

4. 实证分析

4.1. 华南地区极端温度的时空演变特征

本节首先基于 ERA5-Land 高分辨率观测数据与 CMIP6 多模型集成 MME 结果,对 1961 年至 2014 年间华南地区极端温度的时空基态特征进行多维度的统计与动力学剖析。

4.1.1. 温度气候的时间演变

通过 R 将华南地区 90 个格点的数值取平均,画出 1961~2014 年华南地区四个核心温度指数的平均时间序列,如图 1 所示。

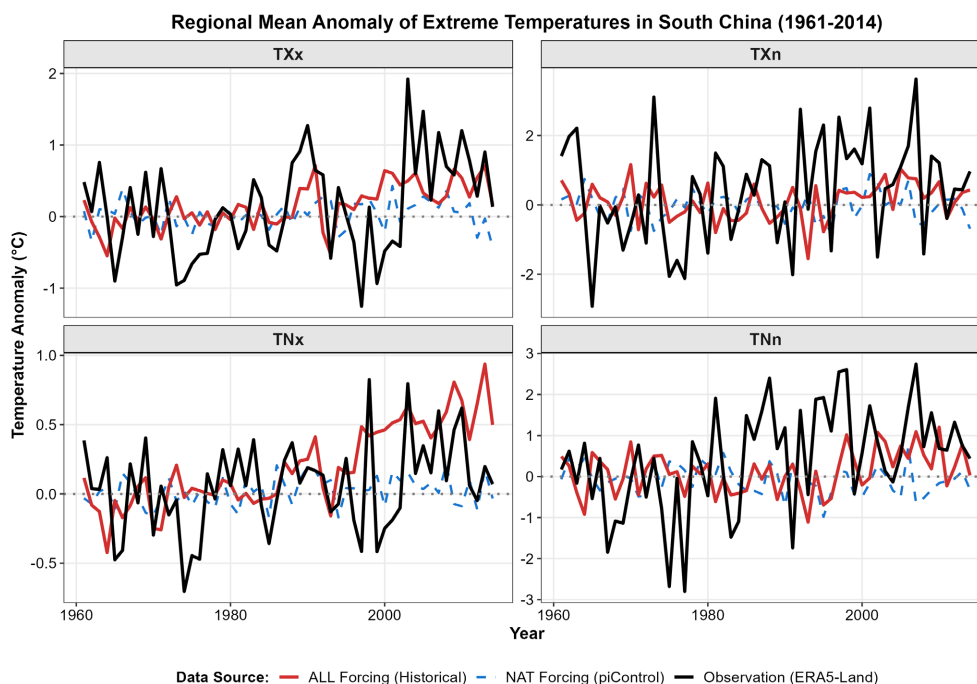


Figure 1. Time series of regional average anomalies of four core extreme temperature indices in South China from 1961 to 2014

图 1. 1961~2014 年华南地区四个核心极端温度指数区域平均距平时间序列

图中黑线代表观测序列, 红线代表全强迫模拟序列(ALL), 蓝线代表自然强迫模拟序列(NAT)。从图中可得, 在 1961 年至 1980 年末, 四个指标的观测曲线主要表现为围绕零度基准线的宽幅自然震荡, 但从 1990 年起, 代表人类活动的全强迫 ALL 红线与观测黑线开始高度耦合, 并同步呈现出急速上升的趋势。相反, 仅包含内部变率的 NAT 蓝线始终在零点附近水平波动, 完全偏离了实际观测。这一直观对比初步证实, 大自然自身的演变无法造成近三十年来的异常增温, 人类活动才是华南极端变暖的根本原因, 如温室气体的排放等。

其次, 极端冷、暖指数间内部变率幅度具有非对称性。对比图 1 中的纵坐标尺度可以发现, 极端最低温 T_{Nn} 和白昼极端低温 TX_n 的观测年际波动幅度(可达 $\pm 2^\circ\text{C}$ 至 3°C)显著大于极端高温指标 TX_x 和 T_{Nx} , 特别是 T_{Nn} 的观测序列呈现出剧烈的高频震荡趋势, 说明自然气候噪声在很大程度上掩盖了 ALL 强迫模型所给出的缓慢热力学增温信号。同时, 夜间极端高温 T_{Nx} 在 2000 年之后的 ALL 模拟均值似乎略微偏高于观测值, 说明模型在局地夜间辐射的反馈上可能存在一定的高估。

4.1.2. 空间演变的非均一性

气候变暖在区域尺度上并非均匀发生, 以极端最高温 TX_x 为例, 通过对 90 个观测格点过去 54 年的数据进行一元线性回归, 绘制 TX_x 的空间趋势分布图, 如图 2 所示。

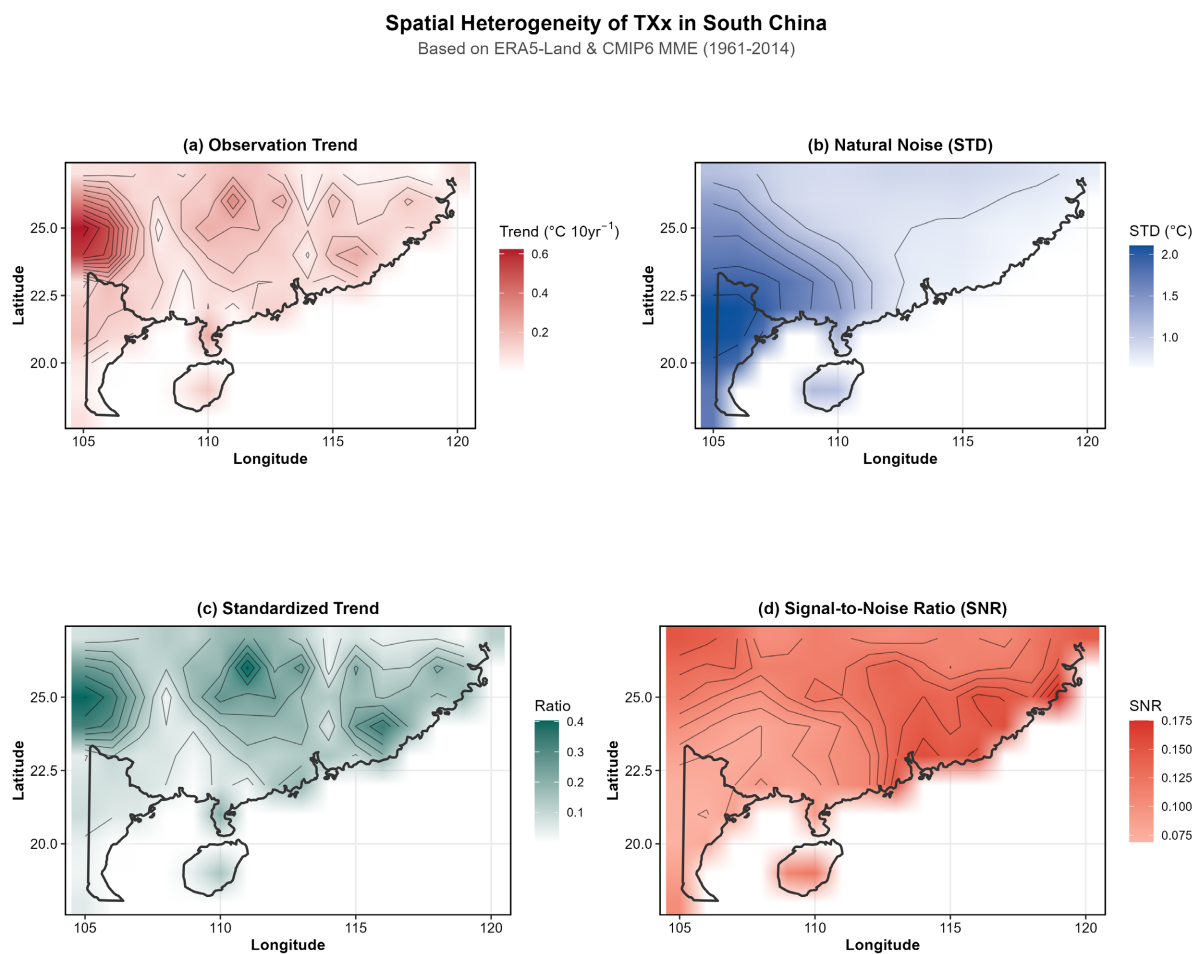


Figure 2. Spatial evolution and signal-to-noise ratio distribution of extreme maximum temperatures (TX_x) in South China from 1961 to 2014

图 2. 1961~2014 年华南地区极端最高温(TX_x)的空间演变与信噪比分布

图 2 表明极端温度的演变具有高度的空间异质性。从实际观测的绝对趋势(图 2(a))来看,过去 54 年间升温现象最显著的区域集中在华南西部的内陆山区及云贵交界地带,其年代际增温率可达 $0.6^{\circ}\text{C}/10$ 年以上。相比之下,东部及南部沿海地区的绝对升温率相对平缓。造成这种现象的原因在于,西部内陆受大陆性气候主导,缺乏海洋水体巨大热容量的“气候缓冲”作用。

但绝对升温速率最快的区域并非人类活动信号最清晰的区域。图 2(b)的自然变率标准差(STD)显示,由于缺乏海洋调节且受复杂地形扰动,西部内陆气候系统自身的背景噪声也处于极高水平,自然波动极大地稀释了温室气体等人类活动造成的长期增温信号。

当考察标准化趋势(图 2(c))与模型全强迫信噪比(SNR,图 2(d))时,敏感中心发生了显著的东移。高信噪比区域(图 2(d)中的深红色地带)高度集中于华南东部沿海(如珠三角城市群、闽南沿海)以及中低纬度平原。这些区域虽然绝对升温速率不及西部内陆,但由于海洋季风的调节,其自然变率基数较小,因此成为人类活动信号最明显的区域。此外,沿海快速城市化带来的城市热岛效应等人为强迫进一步放大了该区域气候指纹的信噪比。

4.2. 气候模型的残差检验

为量化评估文中正则化协方差矩阵是否真实代表了现实观测中的噪音水平,本文采用残差一致性检验 RCT 对其进行检验,该检验的原假设(H_0)设定为,回归模型所估计的自然内部气候变率方差与实际观测向量同模型全强迫 ALL 信号向量之间的回归残差方差在统计上是一致的。

针对华南地区四个极端温度指数的 EE 回归残差检验结果计算得出,极端最高温 TXx、极端最低温 TNn、夜间极端高温 TNx 和白昼极端低温 TXn 的 RCT 检验 P 值分别为 0.330、0.253、0.877 和 0.691。所有核心指标的 P 值均远大于 0.05 的显著性阈值,表明在 95%的置信水平下,无法拒绝“模型内部变率与观测残差相一致”的原假设。检验结果证实了 CMIP6 多模型集成不仅在宏观趋势上捕捉到了极端气温的演变,其对华南地区高频气候内部变率的模拟幅度也与实际观测高度吻合。稳健的 RCT 结果排除了模型系统性高估或低估自然噪音方差的风险,证明文中所构建的正则化最优指纹法模型是高度可靠的。

4.3. 极端温度的检测与归因

通过正则化最优指纹法的估计方程算法计算得出外部全强迫信号 ALL 在华南地区四个极端温度指数中的缩放因子 β 及其 90%置信区间。由于在 1961~2014 年间自然强迫(太阳活动与火山爆发)对长期温度趋势的影响趋近 0,检测到的 ALL 信号可归因为人类活动(人为温室气体及气溶胶排放)的影响,相关结果如图 3 所示。

在图 3 中, $x = 0$ 的红色虚线代表检测阈值,若 β 的 90%置信区间下限大于 0,则表明人类活动信号被成功检测; $x = 1$ 的绿色虚线代表归因完美匹配线,若置信区间包含 1,则表明气候模型模拟的响应幅度与实际观测高度一致。根据检验结果,四个指标呈现出三种响应特征:

白昼极端高温 TXx 与白昼极端低温 TXn 表现出最清晰的归因信号。TXx 的缩放因子最佳估计值为 0.742,90%置信区间为[0.437, 1.047];TXn 的估值为 0.852,置信区间为[0.210, 1.493]。这两个指标的置信区间下限均显著大于红色虚线,表明人类活动是导致华南地区白昼变得“更热”且“不再那么冷”的主要原因。同时,两者的置信区间均包含了绿色虚线,表明 CMIP6 多模型集成模拟反映出了现实世界中白昼极端气温对人类强迫的真实响应幅度。

对于夜间极端高温 TNx,人类活动信号同样被成功检测,其缩放因子 β 估值为 0.430,置信区间下限(0.264)大于 0。但该指标的置信区间上限(0.596)显著小于 1。这一现象表明,尽管人类活动使得华南地区的夜间极端高温增长,但 CMIP6 全球气候模型在此指标上存在高估偏差,即模型模拟的夜间变暖速率快

于实际观测。这种偏差有可能源于 CMIP6 全球模型空间分辨率较粗，对华南地区复杂的局地人为气溶胶强迫或多云反馈机制的模拟不足，进而得出了偏高的夜间升温预期[13]。

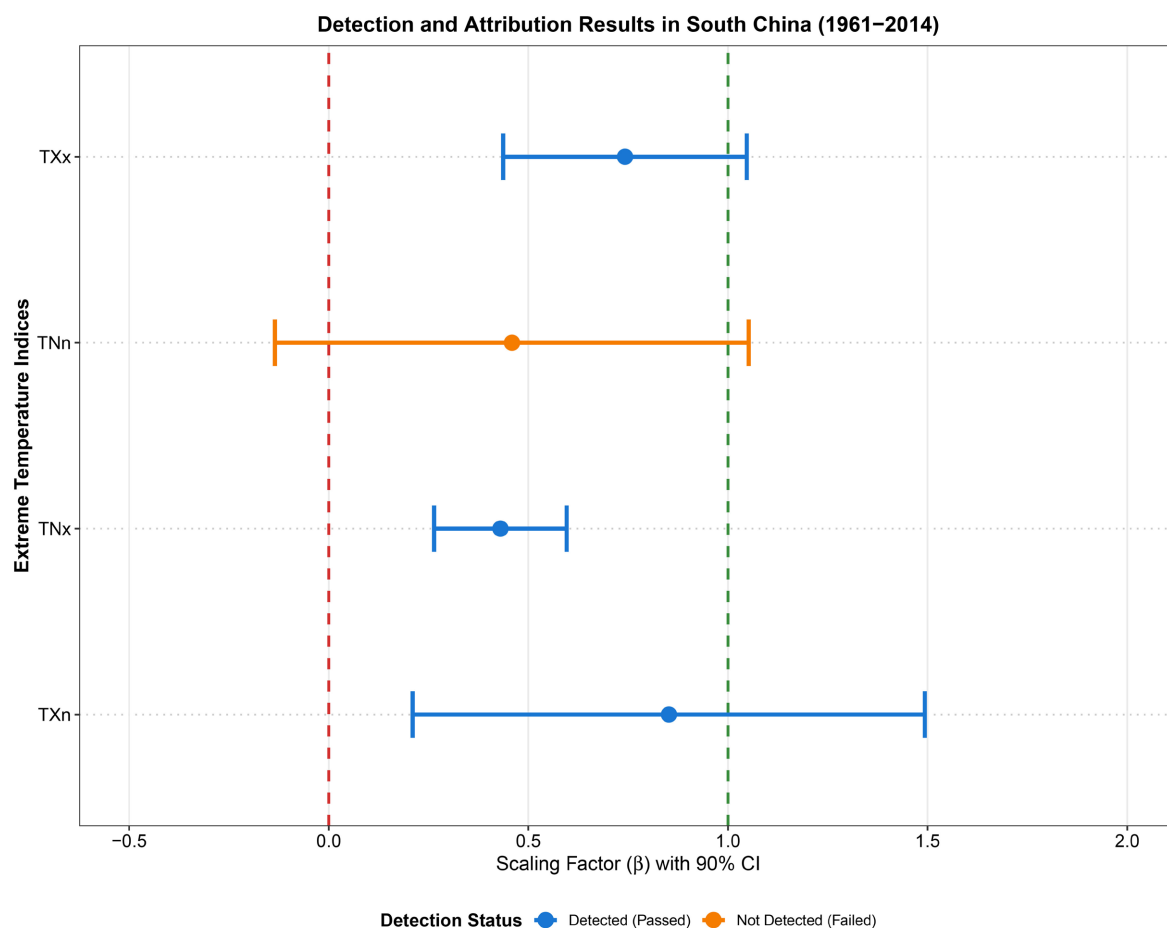


Figure 3. Optimal fingerprinting method for detecting and attributing extreme temperature indices in South China
图 3. 华南地区极端温度指数的最优指纹法检测与归因结果

在所有指标中，仅有夜间极端最低温 TNn 未能通过信号检测。其缩放因子 β 估值为 0.459，90%置信区间为[-0.135, 1.052]，这表明我们无法将人类活动信号从 TNn 的背景噪音中明确剥离。结合 4.1 节的空间与时间分析可知，这一结果并非否定了冬季变暖的客观事实，而是反映了华南地区冬季极端低温极大程度受控于气候系统内部变率。例如，西伯利亚高压的异常膨胀、东亚冬季风的年际强弱交替，以及北极涛动引发的极地冷涡南下，都会在短期内给华南地区带来剧烈的寒潮降温[14]。

5. 结论

本文以华南地区为研究对象，结合高分辨率观测数据与 14 个 CMIP6 全球气候模型的模拟结果，通过引入 L2 协方差收缩估计优化传统最优指纹法，详细分析了四个核心极端温度指数的时空特征分析与检测归因。研究首先证实了正则化归因模型的稳健性，针对区域归因中存在的协方差矩阵奇异性，L2 收缩估计保证了自然内部噪音矩阵的正定性与满秩可逆。残差一致性检验结果显示，四个指标的 P 值均远大于 0.05 的显著性阈值，证实 CMIP6 多模型集成能够真实、充分地代表华南地区复杂的自然气候变率，为信号的分离提供了极其可靠的统计基石。

在时空演变方面，人类活动主导了华南极端温度的长期演变，且空间呈现出显著的“趋势-噪音错位”特征。自1990年起，华南极端温度随全强迫信号急速上升。受海陆热力差异影响，西部内陆由于缺乏海洋缓冲，虽然观测到了最显著的升温趋势，但其自然噪音极大。而东部及南部沿海地区在海洋调节的缓冲下，自然波动极小，是人类活动信号最明显的区域。

在不同极端温度指数对外部强迫的响应上，极端最高温 TX_x 与白昼极端低温 TX_n 的归因信号最为清晰，证实以温室气体为主的人类活动是导致华南白昼极端气温演变的根本原因。虽然人类活动显著推高了夜间极端高温 TN_x ，但 CMIP6 模型高估了其变暖速率，揭示了粗分辨率全球模型在刻画华南地区高浓度人为气溶胶冷却效应及复杂局地反馈机制上的物理局限性。此外，极端最低温 TN_n 由于受气候模型内部变率干扰，未能通过人类活动信号检测。综上所述，本文不仅在统计学方法上有效克服了小区域气候归因的计算瓶颈，也揭示了全球背景升温与局地复杂强迫交织下的极端气候演变规律。

致 谢

行文至此，本论文的撰写已近尾声。回首这段学术探索之旅，每一步都充满了挑战，也收获了成长。在此，我谨向所有在论文撰写过程中给予我帮助和支持的人表达最诚挚的谢意。

参考文献

- [1] Hu, T., Sun, Y., Zhang, X., Min, S. and Kim, Y. (2020) Human Influence on Frequency of Temperature Extremes. *Environmental Research Letters*, **15**, Article ID: 064014. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab8497>
- [2] 孙颖, 陈阳, 尹红, 等. 中国气候变化检测归因研究进展[J]. 气候变化研究进展, 2024, 21(2): 153-168.
- [3] Zwiers, F.W., Zhang, X. and Feng, Y. (2011) Anthropogenic Influence on Long Return Period Daily Temperature Extremes at Regional Scales. *Journal of Climate*, **24**, 881-892. <https://doi.org/10.1175/2010jcli3908.1>
- [4] Hasselmann, K. (1979) On the Signal-To-Noise Problem in Atmospheric Response Studies. *Meteorology and Atmospheric Physics*, **41**, 251-259.
- [5] Allen, M.R. and Stott, P.A. (2003) Estimating Signal Amplitudes in Optimal Fingerprinting, Part I: Theory. *Climate Dynamics*, **21**, 477-491. <https://doi.org/10.1007/s00382-003-0313-9>
- [6] Gillett, N.P., Kirchmeier-Young, M., Ribes, A., Shiogama, H., Hegerl, G.C., Knutti, R., et al. (2021) Constraining Human Contributions to Observed Warming since the Pre-Industrial Period. *Nature Climate Change*, **11**, 207-212. <https://doi.org/10.1038/s41558-020-00965-9>
- [7] Ledoit, O. and Wolf, M. (2004) A Well-Conditioned Estimator for Large-Dimensional Covariance Matrices. *Journal of Multivariate Analysis*, **88**, 365-411. [https://doi.org/10.1016/s0047-259x\(03\)00096-4](https://doi.org/10.1016/s0047-259x(03)00096-4)
- [8] Ribes, A., Planton, S. and Terray, L. (2013) Application of Regularised Optimal Fingerprinting to Attribution. Part I: Method, Properties and Idealised Analysis. *Climate Dynamics*, **41**, 2817-2836. <https://doi.org/10.1007/s00382-013-1735-7>
- [9] Muñoz-Sabater, J., Dutra, E., Agustí-Panareda, A., Albergel, C., Arduini, G., Balsamo, G., et al. (2021) ERA5-Land: A State-Of-The-Art Global Reanalysis Dataset for Land Applications. *Earth System Science Data*, **13**, 4349-4383. <https://doi.org/10.5194/essd-13-4349-2021>
- [10] 尹红, 孙颖. 基于 ETCCDI 指数 2017 年中国极端温度和降水特征分析 [J]. 气候变化研究进展, 2019, 15(4): 363-373.
- [11] Eyring, V., Bony, S., Meehl, G.A., Senior, C.A., Stevens, B., Stouffer, R.J., et al. (2016) Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) Experimental Design and Organization. *Geoscientific Model Development*, **9**, 1937-1958. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-1937-2016>
- [12] Nakamura, T. (1990) Corrected Score Function for Errors-In-Variables Models: Methodology and Application to Generalized Linear Models. *Biometrika*, **77**, 127-137. <https://doi.org/10.1093/biomet/77.1.127>
- [13] Li, Z., Lau, W.K., Ramanathan, V., Wu, G., Ding, Y., Manoj, M.G., et al. (2016) Aerosol and Monsoon Climate Interactions over Asia. *Reviews of Geophysics*, **54**, 866-929. <https://doi.org/10.1002/2015rg000500>
- [14] Gong, D.Y. and Ho, C.H. (2002) The Siberian High and Climate Change over Middle to High Latitude Asia. *Theoretical and Applied Climatology*, **72**, 1-9. <https://doi.org/10.1007/s007040200008>