

DOI: 10.20103/j.stxb.202410182551

唐立娜, 梁枫迪, 颜金珊, 何秋琴, 王宁, 杨晨, 张雨辰, 郑欣雨, 王琳. 基于不同收敛交叉映射算法的土地利用变化对环境热舒适度的时空响应因果分析. 生态学报, 2025, 45(12): 5619-5636.

Tang L N, Liang F D, Yan J S, He Q Q, Wang N, Yang C, Zhang Y C, Zheng X Y, Wang L. Spatiotemporal causal analysis of land use change impacts on environmental thermal comfort using convergent cross-mapping algorithms. Acta Ecologica Sinica, 2025, 45(12): 5619-5636.

基于不同收敛交叉映射算法的土地利用变化对环境热舒适度的时空响应因果分析

唐立娜¹, 梁枫迪^{1,2}, 颜金珊^{1,2}, 何秋琴^{1,2}, 王宁^{3,4}, 杨晨^{1,2}, 张雨辰⁵, 郑欣雨^{1,2}, 王琳^{1,*}

1 中国科学院城市环境研究所区域与城市生态安全全国重点实验室, 厦门 361021

2 中国科学院大学, 北京 100049

3 天津大学建筑学院, 天津 300072

4 厦门市城市规划设计研究院有限公司, 厦门 361012

5 中国地质大学(武汉), 武汉 430074

摘要: 城市化不仅导致城市区域气温上升, 还会改变城市内部的微气候条件, 从而影响人体的热舒适度和身心健康。目前的研究多集中于城市化与温度之间的关联分析, 对热舒适度这一更为综合的指标的因果关系探讨尚显不足。同时, 不同土地利用类型对热舒适度的影响呈现复杂的时空异质性, 使得在大范围、长时间尺度上进行系统分析具有较大挑战。多空间收敛交叉映射方法通过重构多个空间单元的时间序列识别非线性因果关系, 而地理收敛交叉映射方法结合地理邻接特征, 能进一步提高空间因果推断的稳定性和可靠性。结合多空间收敛交叉映射和地理收敛交叉映射算法, 系统分析了 2005 至 2022 年间福建省不同规模建成区以及 2022 年不同区域中各类土地利用类型与热舒适度之间的因果关系。研究结果显示, 建设用地扩张与热舒适度在中小和中等规模建成区呈显著正向因果关系 (P 值分别为 0.037 和 0.015), 且其负面影响更为突出; 在大规模建成区, 裸地通常会加剧热负荷, 而农田的影响因区域特征不同而存在差异; 森林覆盖对改善热舒适度的作用最强, 草地、灌木和水体对热舒适度的调节作用较弱, 其效果在不同区域间存在差异, 有时甚至产生不利影响。研究建议根据建成区的规模, 合理增加森林、草地和灌木覆盖, 并优化水体配置, 以提升城市热舒适度。这一成果为基于热舒适优化的城市规划与环境管理提供了科学依据, 具有重要的理论和实践意义。

关键词: 土地利用变化; 热舒适度; 收敛交叉映射算法; 因果分析; 城市规模

Spatiotemporal causal analysis of land use change impacts on environmental thermal comfort using convergent cross-mapping algorithms

TANG Lina¹, LIANG Fengdi^{1,2}, YAN Jinshan^{1,2}, HE Qiuqin^{1,2}, WANG Ning^{3,4}, YANG Chen^{1,2}, ZHANG Yuchen⁵, ZHENG Xinyu^{1,2}, WANG Lin^{1,*}

1 State Key Laboratory of Regional and Urban Ecology, Institute of Urban Environment, Chinese Academy of Sciences, Xiamen 361021, China

2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

3 School of Architecture, Tianjin University, Tianjin 300072, China

4 Xiamen Urban Planning & Design Institute Co., Ltd., Xiamen 361012, China

5 China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China

基金项目: 国家重点研发计划课题(2022YFF1301302); 福建省自然科学基金资助项目(2022J05096)

收稿日期: 2024-10-18; **采用日期:** 2025-04-18

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: wanglin@iue.ac.cn

Abstract: Urbanization leads not only to rising temperatures in urban areas but also to dramatic alterations in local microclimatic conditions, which in turn affect human thermal comfort, a crucial factor for health and wellbeing. Although past research has predominantly focused on the correlation between urbanization and ambient temperature, few studies have explored the causal mechanisms of thermal comfort—a more comprehensive and integrated indicator—across varying urban contexts. This gap in the literature is particularly significant as the influence of urban form and land use on thermal comfort is characterized by complex spatial and temporal heterogeneity. Such complexity presents a formidable challenge when attempting to conduct systematic, large-scale, and long-term analyses. To address these challenges, this study adopts innovative analytical methods that incorporate both spatial diversity and temporal dynamics. Specifically, it integrates Multispatial Convergent Cross Mapping (multispatialCCM) and Geographical Convergent Cross Mapping (GCCM) to identify and quantify the nonlinear causal relationships between different types of land use and urban thermal comfort. The multispatialCCM approach utilizes the reconstruction of time series data from various spatial units, which allows for the detection of hidden causal links that standard correlation analyses might miss. Meanwhile, the GCCM method enhances this analytical framework by incorporating geographical adjacency characteristics, thereby increasing the robustness and reliability of the spatial causal inferences drawn from the data. The study focuses on Fujian Province, examining different scales of built-up areas over an extended period from 2005 to 2022, with an additional focus on varied regional contexts in 2022. The analysis reveals that in small-to-medium and medium-built-up areas, there is a significantly positive causal relationship between the expansion of construction land and thermal comfort degradation, with P -values of 0.037 and 0.015 respectively, indicating the statistical significance of these effects. Notably, the adverse impacts of such expansion are even more pronounced in these urban scales. In contrast, within large-scale built-up areas, the presence of bare land is found to exacerbate heat stress, whereas the influence of farmland is not uniform and depends substantially on regional characteristics and local environmental contexts. Moreover, the study highlights that forest cover exhibits the most substantial beneficial effect on improving urban thermal comfort. In comparison, while grasslands, shrubs, and water bodies do contribute to thermal regulation, their effects are generally weaker and subject to variability across different regions; in some cases, these land use types might even have unfavorable outcomes under specific environmental conditions. Based on these findings, the research advocates for urban planning strategies that are tailored to the specific scales of built-up areas. It recommends an increase in forest, grassland, and shrub coverage, alongside an optimized configuration of water bodies, to mitigate the negative impacts of urban heat and to promote more balanced urban microclimates. Overall, this research provides robust scientific evidence for integrating thermal comfort considerations into urban planning and environmental management. The adoption of advanced causal inference methods such as multispatialCCM and GCCM not only deepens our understanding of the complex interplay between land use and thermal comfort but also offers critical theoretical and practical insights for developing sustainable urban environments in the context of ongoing urbanization challenges.

Key Words: land use change; thermal comfort; convergent cross mapping algorithm; causal analysis; urban scale

城市室外热环境舒适度极大影响居民的身心健康^[1-3]。根据 Shindell 等^[4]的研究,2011—2020 年期间,美国每年因高温暴露导致的过早死亡人数高达 12000 人。在我国多个城市开展的高温热浪健康风险研究表明,高温可显著增加与热相关的疾病负担^[5-7]。随着全球城市化进程的快速推进,城市消费和生产活动所释放的温室气体不断加剧全球变暖,城市地表特性的剧烈变化也导致了显著的城市热岛效应^[8],进一步加剧了极端高温事件的发生频率与强度^[9-10],从而增加了夏季高温或热浪期间城市居民的热暴露风险^[11]。

随着城市化的加速推进,城市环境变化对热舒适度的影响日益受到关注。热舒适度评价方法经历了仪器测定法、经验模型和机理模型的演变^[12-14]。早期方法依赖空气温度、黑球温度、湿球温度等测量参数,但未考虑人体生理响应^[15]。经验模型结合气温、湿度、风速、太阳辐射等因素和人体的主观感受,提出了有效温度

(ET)^[16]、湿球黑球温度指数(WBGT)^[17]和酷热指数(HI)等^[18-19]。机理模型进一步引入人体热平衡原理,代表性指标包括预测平均投票(PMV)、生理等效温度(PET)和全球通用气候指数(UTCI)^[20-22]。其中,UTCI综合考虑多种气象因素,能动态表征人体热应激响应,适用于更广泛的气候条件,已成为研究城市化与热舒适度关系的重要工具^[23]。

城市化进程中的土地利用变化通过改变地表能量平衡、热交换过程和局地气候条件,进而影响人体热舒适度^[24-27]。不同土地利用类型在调控热舒适度方面发挥着不同作用。大量研究表明,建设用地扩张通常与城市地表温度升高呈正相关性,并与城市热岛效应扩张存在耦合关系^[28-32]。Morris等^[33]研究发现,城市化导致建设用地比例上升,进而改变地表温度、相对湿度和边界层厚度,对城市室外热舒适的平均水平产生显著影响。Yang等^[34]指出,城市土地利用变化和人为热排放对极端高温事件下的人体热舒适均有显著影响,其中建设用地扩张引起的增热效应在极端天气条件下尤为突出。Feng等^[35]进一步证实了这一结论,并提出合理的土地利用类型组合是影响人体热舒适度的关键因素。Krüger等^[26]研究强调,不同城市在不同气候背景下应实施适应性的土地利用规划,以应对区域性气候差异对热舒适度的影响。总体而言,建设用地的不透水面增加减少了蒸散作用,增强了局地增热效应。而绿化和水体的优化布局则有助于降低温度、改善热舒适度。Cong等^[36]和Wang等^[37]研究发现,增加绿化覆盖可以有效降低UTCI,提高城市居民的热舒适度,特别是在沿海城市,绿化的降温效果更为显著。然而,当前不同规模建成区内,不同土地利用类型的变化如何影响热舒适度的作用机制仍不明确,这为基于热舒适优化的土地利用规划和绿地配置带来了挑战^[38]。特别是,农田、裸地等非生态用地的作用可能因区域和土地管理方式的不同而有所差异,它们是否加剧或缓解热舒适度负担仍有待进一步研究。

近年来,土地利用与热舒适度关系的研究逐渐从单一地表温度分析转向综合热舒适度评估^[39]。地表温度仅反映地表热环境,而土地利用类型对热舒适度的影响受气温、湿度、风速、太阳辐射等气象因素,以及下垫面特性和局地微气候调节能力的共同作用,机制更为复杂。为提高研究的准确性,研究者逐步采用全球通用气候指数(UTCI)等综合热舒适度指标,并结合统计回归和机器学习方法分析土地利用类型对热舒适度的影响^[36,40-42]。这些研究虽然揭示了城市扩张对温度和热舒适度的相关关系,但在大尺度空间因果关系分析方面存在一定的局限性。在分析城市扩张与热舒适度的关系时,如果忽略了其他可能影响热舒适度的因素如区域性气候变化、经济发展水平或政策调控等,相关性分析的结果可能会过度简化或误导实际的因果关系,限制了研究结果在实际政策制定中的应用价值^[43]。

收敛交叉映射(Convergent Cross Mapping, CCM)方法是一种基于非线性动力系统理论识别两个变量之间因果方向和强度的因果分析方法^[44]。CCM方法不依赖于变量之间的线性关系,因此它在处理复杂、非线性的生态和环境数据时特别有效。CCM方法在生态学领域已被广泛应用于分析物种之间、物种与环境之间的复杂相互作用,例如研究捕食者和猎物之间的动态关系,或气候变化对物种分布的影响。Merz等^[45]研究了瑞士10个湖泊的浮游生物群落,发现湖泊生态网络的连接度和物种相互作用强度会随温度升高和磷含量变化呈现非线性响应,进一步利用CCM方法识别浮游生物群落之间的因果关系及温度变化对湖泊生态系统稳定性的影响。同时,Deyle等^[46]研究瑞士日内瓦湖(Lake Geneva)水质的长期变化,并结合CC和混合经验动态建模(Empirical Dynamic Modeling, EDM)方法,发现温度上升会改变溶解氧(DOB)、浮游植物(CHL)和总磷(TP)之间的因果关系。Deng等^[47]采用了基于CCM改进的地理收敛交叉映射(GCCM)算法,分析了城市热岛效应(SUHI)与植被指数变化、风速、地表温度变化等多个潜在驱动因素之间的因果关系,克服了传统方法在处理复杂非线性空间数据方面的局限性。在城市化研究中,城市扩张与环境变量如温度和热舒适度之间的关系往往是复杂且非线性的,因而CCM方法能够更准确地揭示出城市扩张对热舒适度的直接影响,而非简单的相关性。通过CCM方法和线性回归等方法相结合,可以为理解城市化对热舒适度的真实影响提供更为坚实的科学依据。

过去20年我国东部沿海地区经历了快速的城市化进程,且其地处海陆交汇地带,受季风、海陆风等复合

气象因素共同影响,室外热舒适度对城市化进程的时空响应特征较内陆区域更为复杂。研究以福建省为例,通过采用多空间收敛交叉映射(multispatialCCM)算法和 GCCM 算法,探讨城市化过程中不同土地利用类型的时间变化及其空间分布对 UTCI 的因果关系,解析土地利用变化对城市热舒适度的影响机制。本研究不仅有助于理解城市化对热舒适度的影响机制,还为未来的城市规划和环境管理提供科学依据。

1 数据与方法

1.1 研究区域

福建省位于中国东南沿海地区,陆域介于北纬 23°33′—28°20′、东经 115°50′—120°40′ 之间,总面积为 124000 km²,其中山地与丘陵占比超过 90%(图 1)。福建以亚热带气候为主,年平均气温 17—21℃,夏热冬暖,夏季(6—9 月)最低平均温度超过 20℃,且高温热浪事件频发^[48]。根据福建省统计年鉴,1990 年福建省城镇化水平时仅为 21.4%,改革开放后,福建省经济快速发展,城市规模快速扩张,2022 年建省城镇化水平已超过 70%。福建的城市化发展具有突出的空间不均匀性,且夏季高温与极端天气事件频发,是研究城市化对热舒适度影响的典型区域。

1.2 数据来源

本研究利用的土地利用数据均来自中国逐年土地覆盖数据集(annual China Land Cover Dataset, CLCD, <https://zenodo.org/records/8176941>),时间分布为 2005—2022 年逐年,空间分辨率为 30 m^[49],主要用地类型包括建设用地、森林、草地、灌木、农田、裸地和水体等。CLCD 通过空间-时间滤波和逻辑推理优化数据一致性。基于 5463 个样本评估精度,其总体准确率达 79.31%,为本研究提供可靠的土地利用数据支撑。2020 年福建省建成区数据来源于 Zhao 等^[50]基于夜间灯光数据重构的全球城市建成区分布数据(https://figshare.com/articles/dataset/Harmonization_of_DMSP_and_VIIRS_nighttime_light_data_from_1992-2018_at_the_global_scale/9828827/5),空间分辨率为 1 km。

热舒适度 UTCI 数据来源于 GloUTCI-Ms 数据集(<https://zenodo.org/records/8310513>),时间分布为 2005—2022 年逐月,空间分辨率为 1 km^[51]。UTCI 指数^[18]基于多结点模型,由欧洲科学与技术合作计划汇聚的 23 个国家的专家团队共同开发,综合了数学、计算机科学、生理学、医学和气象学等众多领域的专业技术知识。该模型综合考虑热调节功能的主动系统和人体内部传热过程的被动系统,结构复杂且拟真度高,已广泛应用于气象服务^[52]、公众健康预警^[53]、城市规划^[54]、旅游管理^[55]等诸多领域。其分类为:非常冷、很冷、冷、凉、微凉、舒适、暖、热和很热(表 1)。

表 1 不同舒适度指标热感觉/生理应激区间阈值对比

Table 1 Comparison of thermal sensation/physiological stress interval thresholds of different comfort indexes

UTCI/℃	< -40	-40—-27	-27—-13	-13—0	0—9	9—26	26—32	32—38	38—46	>46
舒适度/生理应激	极强	很强	强	较强	轻微	无	较强	强	很强	极强
Thermal comfort/ physiological stress	冷应力	冷应力	冷应力	冷应力	冷应力	热应力	热应力	热应力	热应力	热应力

本研究首先处理了 2020 年福建省建成区的栅格数据,将其转换为 Shapefile 矢量格式,并识别出 96 个连片建成区。基于这些建成区的边界数据,提取了 2005—2022 年的 UTCI 热舒适度数据和 CLCD 土地利用数据,计算了各建成区内不同土地利用类型的占比变化及热舒适度的变化,以满足 MultispatialCCM 算法对土地

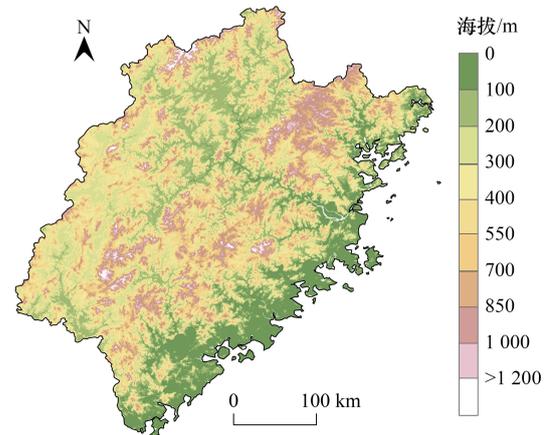


图 1 福建省位置与海拔

Fig.1 Location and elevation of Fujian Province

利用变迁与 UTCI 因果关系分析的需求。由于 UTCI 数据和土地利用数据的分辨率不同(UTCI 为 1 km, CLCD 为 30 m),本研究采用面积加权法计算每个 1 km 网格内土地利用类型的比例及其逐年变化,确保数据匹配并满足 GCCM 算法的空间尺度分析要求。

1.3 研究方法

研究首先利用线性回归模型量化 2005—2022 年间各类土地利用类型的变化趋势。在此基础上,利用多空间收敛交叉映射(multispatialCCM)算法和线性回归模型对福建省建成区不同土地利用类型与 UTCI 之间的因果关系进行分析。最后,选取福建省内四个典型区域,利用地理收敛交叉映射(Geographical Convergent Cross Mapping, GCCM)和线性回归模型进一步分析四个区域内不同土地利用类型与 UTCI 的因果关系。

1.3.1 土地利用类型变化趋势

为了量化福建省在 2005 至 2022 年间各类土地利用类型的变化趋势,本研究采用了线性回归模型计算各类土地利用类型的年均变化斜率。利用线性回归模型拟合时间序列数据,计算出土地利用类型的年均变化速率。这些变化斜率不仅反映了不同土地利用类型在研究期内的增减趋势,还为后续因果关系分析提供了基础数据。

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon$$

式中, Y 表示不同土地利用类型面积, X 表示年份, β_1 为年均变化斜率, ε 为误差项, β_0 为截距项。

1.3.2 多空间收敛交叉映射(multispatialCCM)算法

本研究利用 multispatialCCM 算法分析 18 年间不同土地利用变迁对 UTCI 影响的因果关系。multispatialCCM 算法是 CCM 算法的扩展,旨在检测在空间复制实验中存在的因果关系。传统的 CCM 算法适用于 30 年以上的时间序列,而 multispatialCCM 通过整合空间复制的数据,使得在较短时间序列中也能有效检测出因果关系^[56]。该方法特别适用于生态学领域中数据点数量有限但在空间上高度复制的研究场景。利用 Takens 定理进行简单映射预测,通过比较一个过程的滞后分量来估计另一个过程的动态,从而识别因果关系。本研究对建成区面积按照 < 10 km²(等级 1, level 1)、10—20 km²(等级 2, level 2)、20—50 km²(等级 3, level 3)、50—100 km²(等级 4, level 4)、> 100 km²(等级 5, level 5) 分为 5 个等级,整合不同建成区 2005—2022 年 UTCI 和不同土地利用类型占比构建时间序列数据,通过 multispatialCCM 算法分 5 个等级从福建省 93 个建成区空间复制实验中的较短时间序列中提取信息,并应用普通最小二乘回归来消除这些变量中的主要线性趋势。

该方法的主要步骤为首先从时间序列中构建嵌入相空间,即利用滞后的变量来生成相空间向量。这一过程允许将时间序列嵌入到高维空间中,捕捉隐藏在数据中的动态信息:

$$Y(t) = [Y(t), Y(t-\tau), Y(t-2\tau), \dots, Y(t-(E-1)\tau)]$$

式中, $Y(t)$ 为不同建成区内建设用地、森林、草地、灌木、农田、裸地和水体的占比或 UTCI 的时间序列, τ 是时间滞后, E 是嵌入维度。为确定最佳嵌入维度,采用 R 语言中 multispatialCCM 包中的 SSR_pred_boot 函数对每个候选 E 值进行状态空间重构与简单映射预测。通过计算不同嵌入维度 E 下的预测精度(以 Pearson 相关系数 ρ 表示),该函数帮助确定使预测能力最大化的最佳嵌入维度 E ,并选择使 ρ 值最大的 E 作为最优参数。 E 值初始范围设定为 2 至 5,时间滞后 τ 固定为 1。

其次,利用土地利用类型的时间序列来预测 UTCI 的状态,并计算预测准确性的收敛性,即通过逐步增加时间序列长度观察 ρ 值是否提高,从而判断因果关系的存在。为消除空间复制顺序的影响,本文采用自举法对数据进行多次重抽样,并对不同抽样结果进行汇总和平均,以保证分析的稳健性,本研究共抽样 1000 次。具体计算过程为:

$$\hat{Y}(t) = \sum_{i=1}^k w_i Y(NN(i))$$

式中, $\hat{Y}(t)$ 为预测值, w_i 为权重, $NN(i)$ 表示最近邻点。

最后,为进一步验证因果结果的稳健性,使用 multispatialCCM 包中的 ccmtest 函数对 CCM 结果进行显著

性检验。该函数比较了使用最短和最长数据库时估计得到的 ρ 值的 95% 置信区间,并判断预测能力是否随着数据量的增加而显著提高,从而为因果关系的统计显著性提供验证。

1.3.3 地理收敛交叉映射(Geographical Convergent Cross Mapping, GCCM)

GCCM 算法是 CCM 算法的另一种扩展,专为处理空间截面数据而设计,特别适用于地球系统科学中时序数据不可用或变化不显著的场景^[57]。GCCM 是将空间截面数据整合到动态系统的状态空间中,从而推断空间变量之间的因果关系。具体来说,GCCM 利用空间观测及其空间滞后对状态空间中的流形进行重构,并根据状态空间中的交叉映射预测推断其因果关系,主要步骤包括空间滞后嵌入、交叉映射预测和收敛性测试。空间滞后嵌入指通过将地理空间变量进行滞后嵌入,构建广义相空间。这一步骤允许将空间数据中的滞后信息整合到相空间中,使得 GCCM 可以捕捉到跨空间的因果关系。公式如下:

$$\psi(x, s) = h_s(x), h_{s(1)}(x), \dots, h_{s(L-1)}(x)$$

式中, x 表示空间位置, s 表示空间滞后变量, $h_s(x)$ 表示滞后嵌入后的相空间向量。通过对原始数据矩阵进行边界扩展以消除边缘效应,对每个像元按预设的滞后步长,从水平方向、垂直方向和对角线方向提取其邻近像元的数值。这些邻域值与该像元自身的值合并成一个向量,最后将所有向量按行排列,形成一个二维矩阵,从而构造出既包含原始数据又囊括连续空间滞后信息的多维嵌入表示。其中,嵌入维度 E 根据 Gao 等^[59]的研究设置为 3,而空间滞后参数在本方法中固定为 1(即每次取相邻像元数据作为滞后变量),以确保捕捉到空间信息的延迟效应。

通过最近邻方法来预测一个变量对另一个变量的影响,进行交叉映射预测,从而判断它们之间的因果关系。

$$\hat{Y}_s | M_x = \sum_{i=1}^{L+1} w_{si} Y_{si} | M_x$$

式中, M_x 是表示相空间(Manifold)的符号。相空间 M_x 是一个高维空间,构建自变量 x 的滞后嵌入。这意味着 M_x 包含了由历史信息构建的所有可能状态,这些状态用于预测变量 Y 的当前状态。 \hat{Y}_s 是对空间位置 s 处的变量 Y 的预测值; Y_{si} 是在位置 s 处,第 i 个时间点上的实际观测值; w_{si} 是基于相空间中的距离计算得到的权重,用来反映观测点 Y_{si} 对预测值 \hat{Y}_s 贡献度; L 是用于预测的最近邻点的数量。

最后,通过增大库长度,测试预测能力是否随着数据量的增加而显著提高,进而判断因果关系的存在。GCCM 算法还包括因果关系的验证,通过测试因果关系的稳定性和收敛性,确保预测的因果关系是真实存在的,而非由于其他外部因素导致。为了确保模型的稳健性,本研究在空间上采用滑动窗口方法,对图像中所有可能的局部区域(由不同库大小构成)分别进行交叉映射预测。随后,利用 Fisher Z 转换计算预测准确性的 95% 置信区间,并采用 t 检验评估预测准确性是否随着库长度增加而显著提高,从而判断预测结果是否收敛。这一方法有效排除了外部噪声和空间复制顺序可能带来的影响。考虑到重构状态空间和检测因果关系要求数据在空间上连续且具备充分复制性,所选区域必须均匀分布且能重复采样,以稳定估计交叉映射的预测能力;同时,为降低数据稀疏或区域形状不规则带来的偏差,优先选择面积较大且分布均衡的区域。结合视觉解译与定量指标(如建设用地比例和海拔高度),从全区域数据中筛选出两个建设用地占比较高且纬度不同的沿海区域(区域 A 和 B)与两个建设用地占比较低且纬度不同的内陆区域(区域 C 和 D),见图 2。这种划分不仅尽量保证了数据的空间连续性和代表性,也便于比较不同城市化水平下土地利用变化对热舒适度的影响。

2 主要研究结果

2.1 不同土地利用类型的时空变化趋势

在 2005 年至 2022 年间,福建省的建设用地面积显著增加,在东南沿海地区这一趋势尤为突出(图 3)。福州、厦门、漳州、泉州和莆田等沿海城市及其周边区域是建设用地扩张的核心区域。其中福州和厦门的年均变化率大部分为 0.01—0.03,部分中心区域达到 0.3—0.6,显示出建设用地的快速增长。快速的城市化进程导

致人口密度不断增加,对住宅、商业和工业用地的需求迅速上升。其次,经济发展的加速促使这些区域成为经济活动的核心地带,吸引了大量的基础设施投资和建设项目。相比之下,福建省西部内陆地区的建设用地扩张相对缓慢,年均变化率大多在 0.01 至 0.03 之间。这一现象反映了区域经济发展的不平衡,内陆地区受限于自然条件、经济基础和基础设施的制约,建设用地的扩张速度明显低于沿海发达地区。

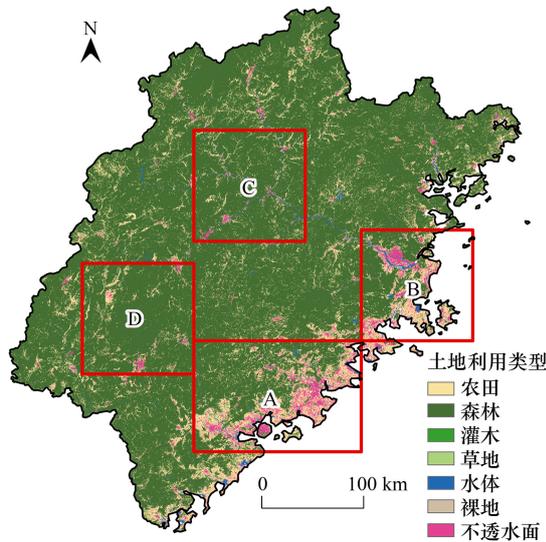


图 2 进行 GCCM 模拟的四个福建省区域

Fig.2 The four regions in Fujian Province selected for GCCM simulation

GCCM: 地理收敛交叉映射 Geographical convergent cross mapping; A 和 B 指的是两个建设用地占比较高且纬度不同的沿海区域, C 和 D 指的是两个建设用地占比较低且纬度不同的内陆区域

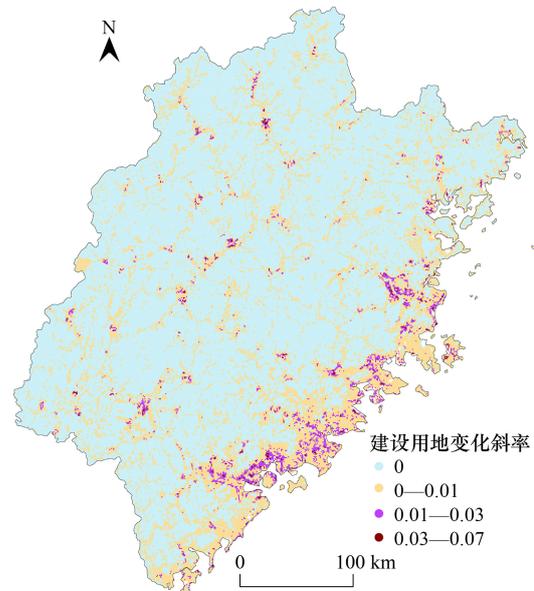


图 3 福建省 2005—2022 年建设用地变化情况

Fig.3 Changes in built-up areas in Fujian Province from 2005 to 2022

在建设用地迅速扩张的背景下,福建省其他土地利用类型如农田和林地面积也经历了较为显著的变化(图 4)。首先,农业用地在沿海地区和城市周边区域出现了显著减少,尤其是在建设用地扩张迅速的地区,农业用地被大量转为城市建设用地。然而,福建省内陆山区的农业用地变化相对较小,部分地区甚至有所增加,主要通过森林转换。内陆区域的森林比例呈现出下降趋势,这种减少主要是由于农田和部分建设用地侵占了部分林地。然而,在中部内陆山区,林地面积在一些区域有所增加。灌木、水体和草地的变化相对较小,水体的变化主要集中在沿海地区的局部区域。部分沿海地区由于城市化和工业化的扩张,进行了一些填海造地和河流改道的活动,导致了水体的局部变化。

2.2 基于 multispatialCCM 算法的 2005—2022 年福建省不同等级建成区内不同土地利用对 UTCI 的因果关系分析

经统计,等级 1—5 建成区的数量分别为 10、27、36、13 和 7 个。基于 multispatialCCM 算法的 2005—2022 年间福建省不同等级建成区不同土地利用类型对 UTCI 的因果关系分析结果显示(图 5),除等级 1 建成区外,其余建成区随着库长度 L 的增加,建设用地对 UTCI 的预测能力(ρ 值)逐渐增强。其中,等级 2—3 建成区的因果关系在 $P=0.05$ 置信水平显著,等级 1 和 4 建成区的因果关系不显著,等级 5 建成区在 $P=0.1$ 置信水平处显著。结合相关性分析(图 6)进一步表明,建设用地与 UTCI 之间的因果关系为正向,且等级 2、3、5 的回归斜率较高(分别为 8.13、3.71 和 3.59),表明 18 年间这三个等级的建设用地扩张对 UTCI 影响最强,导致热舒适度下降。其中,中等规模和大规模建成区的扩张对 UTCI 的升高作用更为明显,降低了热舒适性。相比之下,等级 1 和 4 建成区的因果关系较弱,可能是由于建设规模较小或城市形态较为稳定,建设用地变化对 UTCI 影响较低。

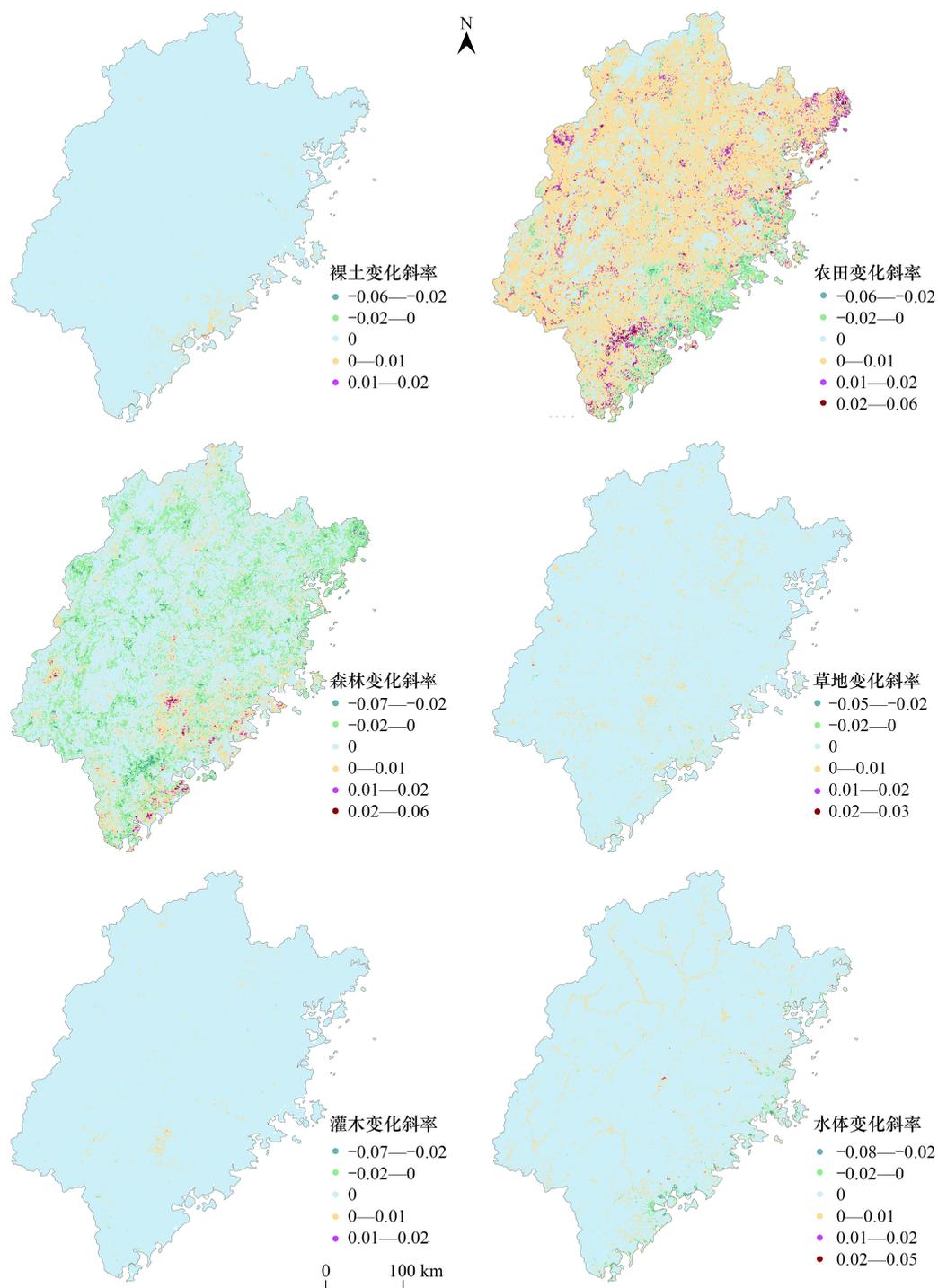


图4 福建省 2005—2022 年森林、草地、裸地、灌木、农田和水体变化情况

Fig.4 Changes of forest, grassland, bare land, shrub, farmland and water area in Fujian Province from 2005 to 2022

等级 2—5 建成区内森林比例对 UTCI 的预测能力(ρ 值)随着库长度 L 的增加逐渐增强,但仅等级 2 建成区森林比例对 UTCI 的因果关系在 $P=0.1$ 置信水平处显著。相关性分析(图 6)表明森林比例与 UTCI 负相关(等级 2 回归斜率为-3.27),说明在中等规模建成区(等级 2),森林对热舒适度的改善作用更明显。虽然等级 4 和等级 5 的回归斜率(-3.54 和-4.04)均低于等级 2,但因果关系较弱,可能是由于等级 4—5 的建成区内森林覆盖率较低。等级 2—5 建成区草地对 UTCI 的预测能力(ρ 值)随着库长度 L 的增加逐渐增强,但仅有等级

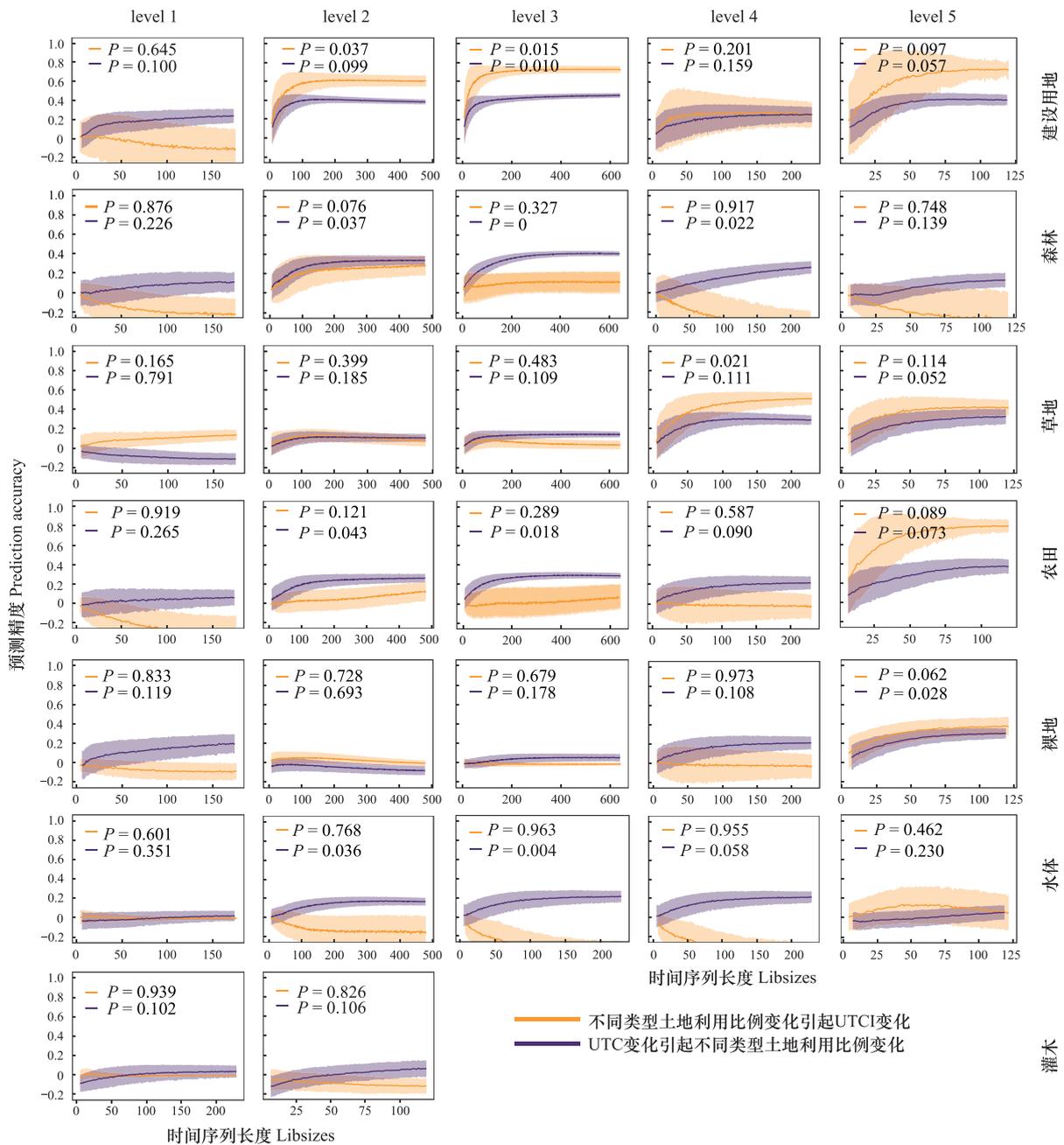


图5 基于 multispatialCCM 算法的不同土地利用类型对 UTCI 影响的因果分析

Fig.5 Causal analysis of the effects of different land use types on UTCI based on multispatialCCM algorithm

UTCI 是指全球通用气候指数;L 指时间序列长度,ρ 指不同嵌入维度 E 下的预测精度;紫色阴影代表 UTCI 变化引起不同土地利用类型变化的 ρ 置信区间,橙色阴影代表不同土地利用类型引起 UTCI 变化的 ρ 置信区间

4 建成区中草地对 UTCI 的因果关系在 P=0.05 置信水平显著。相关性分析(图 6)显示,草地比例与 UTCI 负相关,其中等级 4 建成区的回归斜率最高(-228.60),表明草地在 中上规模建成区(等级 4)改善热舒适度的作用最显著。在等级 5 建成区,农田和裸土在 P=0.1 置信水平处对 UTCI 具有显著因果关系,即农田和裸土的变化可能影响 UTCI。相关性分析(图 6)进一步显示,裸土比例与 UTCI 呈显著正相关(回归斜率 547.33),而农田比例与 UTCI 呈负相关(回归斜率-1.63),表明裸土可能与 UTCI 升高相关,而农田可能与 UTCI 降低相关。此外,在不同等级建成区,农田和裸土与 UTCI 的相关性方向并不一致,可能说明二者对热舒适度的影响存在区域差异。

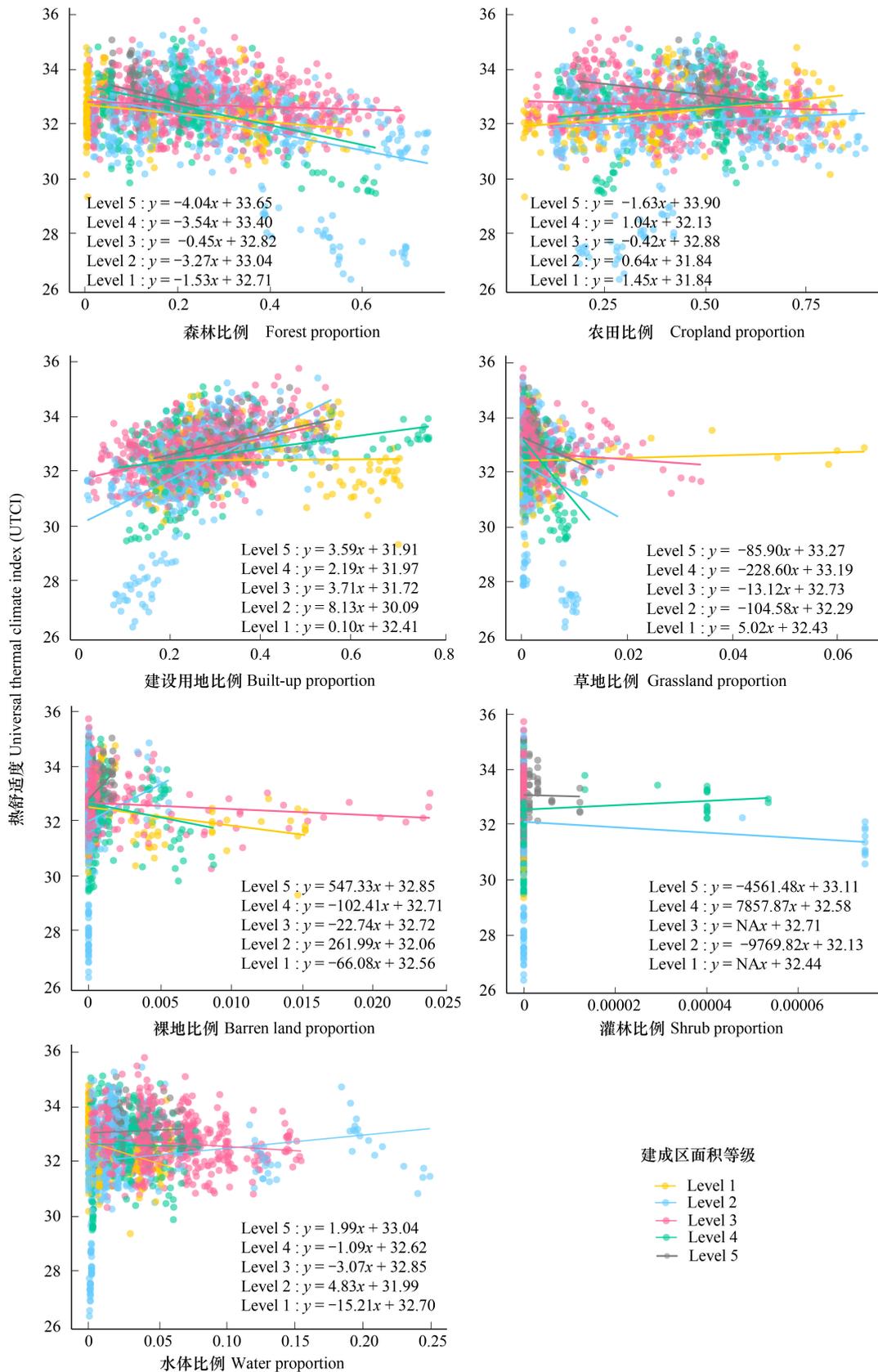


图 6 2005—2022 年福建省不同建成区内不同土地类型占地和 UTCI 的回归分析

Fig.6 Regression analysis of different land types and UTCI in different built-up areas of Fujian Province from 2005 to 2022

由于等级 1—3 建成区灌木比例较低,无法应用 multispatialCCM 算法进行计算,因此仅计算等级 4、5 建成区灌木比例与 UTCI 的因果关系。然而,multispatialCCM 分析结果显示灌木比例对 UTCI 的预测能力较低且显著性不强($P>0.1$)。水体与 UTCI 之间的因果关系同样较弱,MultispatialCCM 因果分析显示其预测能力较低($P>0.1$)。相关性分析(图 6)显示,在不同等级建成区,水体和灌木与 UTCI 的相关性方向并不一致,说明二者对热舒适度的影响也存在区域差异。这表明在时间变化尺度上,建成区内土地利用类型灌木和水体对 UTCI 的影响不显著,可能是由于灌木和水体在城市建成区中的比例较小,总体变化较少,对整体热舒适度的影响有限。

2.3 基于 GCCM 算法的 2022 年夏季福建省不同土地利用对 UTCI 的因果关系分析

基于 GCCM 算法的 2022 年夏季福建省内四个不同区域(A、B、C、D)的土地利用类型与 UTCI 的因果关系分析结果显示,在四个区域中建设用地比例与 UTCI 之间均存在显著的正向因果关系。随着库长度 L 的增加,四个区域建设用地对 UTCI 的预测能力(ρ 值)都逐渐增强(图 7)。在区域 A 和 B 中建设用地扩张与 UTCI 变化之间存在更为显著的因果联系, ρ 值上升到 0.59 和 0.68,区域 C 和 D 中的因果关系强度略低, ρ 值上升到 0.35 和 0.45。这表明在区域 A 和 B 中建设用地扩张与 UTCI 变化之间存在更为显著的因果联系。回归分析结果进一步显示(图 8),建设用地比例与 UTCI 的线性回归斜率在区域 A、B、C 和 D 分别为 261.53、330.27、576.76 和 448.59,四个区域建设用地比例与 UTCI 之间的因果关系为正向。

在不同区域,森林比例与 UTCI 之间表现出显著的负向因果关系。随着 L 的增加,森林比例对 UTCI 的预测能力(ρ 值)逐渐增强,在区域 A、B 中 ρ 值达到 0.64 和 0.70,C 和 D 中的因果关系的强度略低, ρ 值上升到 0.49 和 0.38。线性回归分析显示,森林比例与 UTCI 的线性回归斜率在区域 A、B、C 和 D 分别为 -285.46、-273.20、-624.12 和 -504.19,这表明森林的增加通常伴随着 UTCI 的降低,有助于提升区域热舒适度。

区域 C 的灌木比例与 UTCI 之间表现出显著的负向因果关系,区域 A、B 和 D 与 UTCI 之间的因果关系不显著。区域 C 中,灌木比例对 UTCI 的预测能力(ρ 值)逐渐增强,在区域 C 中 ρ 值达到 0.22,区域 B 和 D 中灌木比例对 UTCI 的预测能力(ρ 值)不随着 L 值增加而变化,区域 A 中 ρ 值达到 0.09(<0.10)。回归分析显示,灌木比例与 UTCI 的线性回归斜率在区域 A、B、C 和 D 分别为 1650.91、-4906.49、-2958 和 -13378.49,这表明灌木对 UTCI 具有一定的降低作用,但不如森林的降低作用显著。

水体与 UTCI 因果分析结果显示,区域 A 的水体比例与 UTCI 之间表现出显著的负向因果关系,区域 B、C 和 D 与 UTCI 之间的因果关系不显著。区域 A 中,水体比例对 UTCI 的预测能力(ρ 值)随着 L 增加逐渐增强, ρ 值达到 0.13,区域 B、C 和 D 中水体比例对 UTCI 的预测能力(ρ 值)不随着 L 值增加而增加。线性回归分析显示,水体比例与 UTCI 的线性回归斜率在区域 A、B、C 和 D 分别为 -5597.61、-1623.83、5876.53 和 3884.36,这表明水体对 UTCI 具有一定的降低作用,但不如森林和灌木的降低作用显著。

农田比例对 UTCI 的影响在多数区域对 UTCI 表现出正向因果效应。GCCM 结果显示,区域 A、C 和 D 中的农田比例对 UTCI 有正向因果关系,而在区域 B 中因果效应不显著。区域 A、C 和 D 中,农田比例对 UTCI 的预测能力(ρ 值)随着 L 增加逐渐增强, ρ 值分别达到 0.61、0.43 和 0.69,区域 B 中农田比例对 UTCI 的预测能力(ρ 值)不随着 L 值增加而增加。回归分析进一步显示,四个区域的农田比例与 UTCI 的线性回归斜率分别为 320.91、221.13、574.64 和 502.24,表明农田对 UTCI 具有一定的增强作用。

此外,在四个区域中,裸地和草地对 UTCI 的因果效应都不显著, ρ 值不随 L 的增加而逐步增加。回归分析显示,草地和裸地不同区域对 UTCI 的线性回归斜率有正有负。说明裸地和草地对 UTCI 的因果作用并不明确。

3 讨论

本研究首先利用 multispatialCCM 算法分析了福建省 2005 至 2022 年间不同建成区内土地利用类型变迁对 UTCI 的因果作用,并进一步采用 GCCM 算法探讨不同区域土地利用类型在空间上对 UTCI 的影响。这种

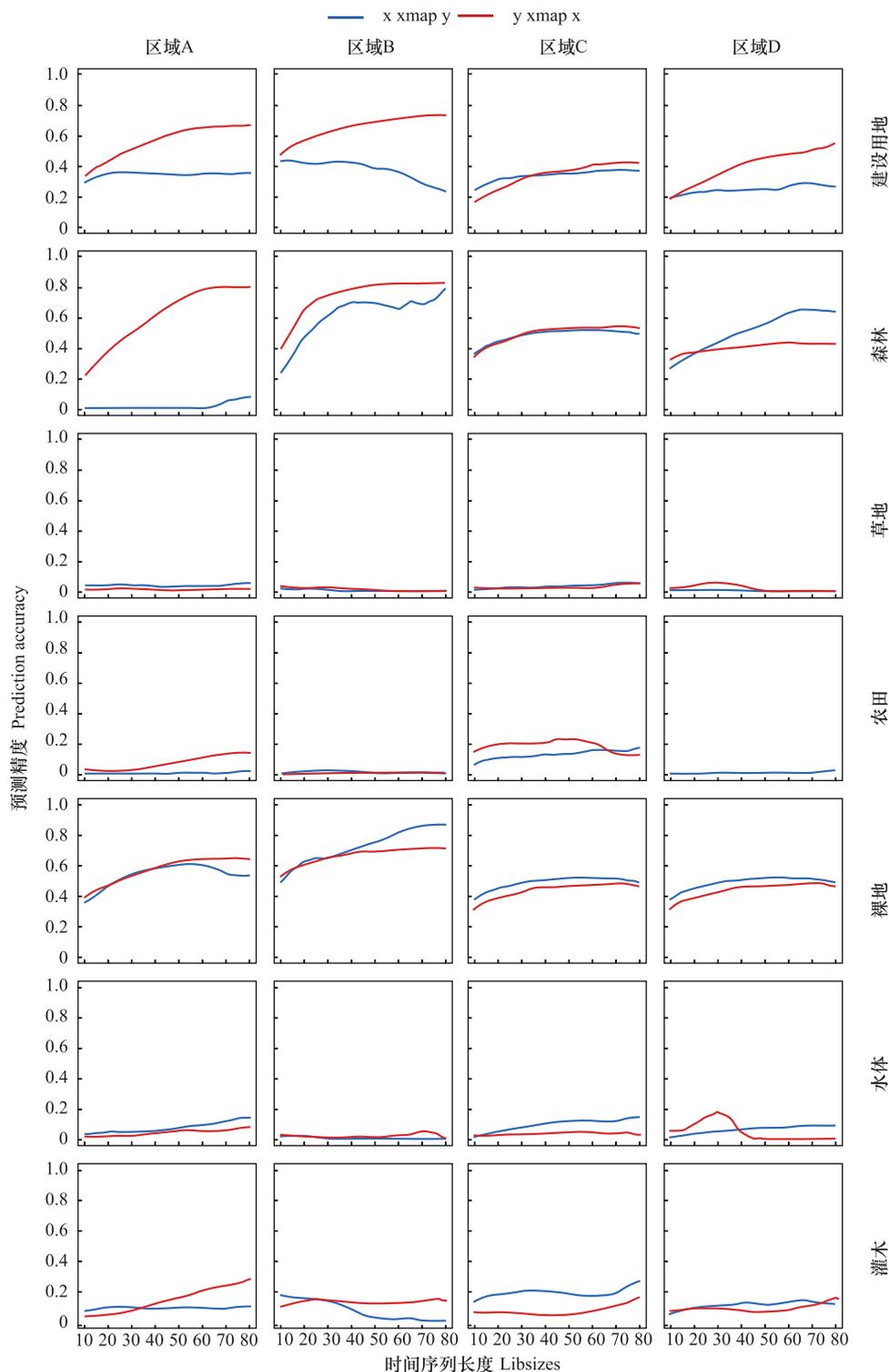


图7 基于GCCM算法的不同土地利用类型对UTCI影响的因果分析

Fig.7 Causal analysis of the effects of different land use types on UTCI based on GCCM algorithm

L 值指时间序列长度, ρ 值指不同嵌入维度 E 下的预测精度; $x \text{ xmap } y$ 代表不同土地利用类型对热舒适度 (UTCI) 的预测精度 ρ 值, $y \text{ xmap } x$ 代表热舒适度 (UTCI) 对不同土地利用类型的预测精度 ρ 值; 图 1、2、3、4 代表区域 A、B、C、D

结合时空维度的多层次因果分析方法,有助于全面地揭示城市化进程中土地利用变化对热舒适度的影响机制。与传统的单一时空分析方法相比,本研究方法可识别非线性因果关系,克服空间自相关问题,提供更丰富

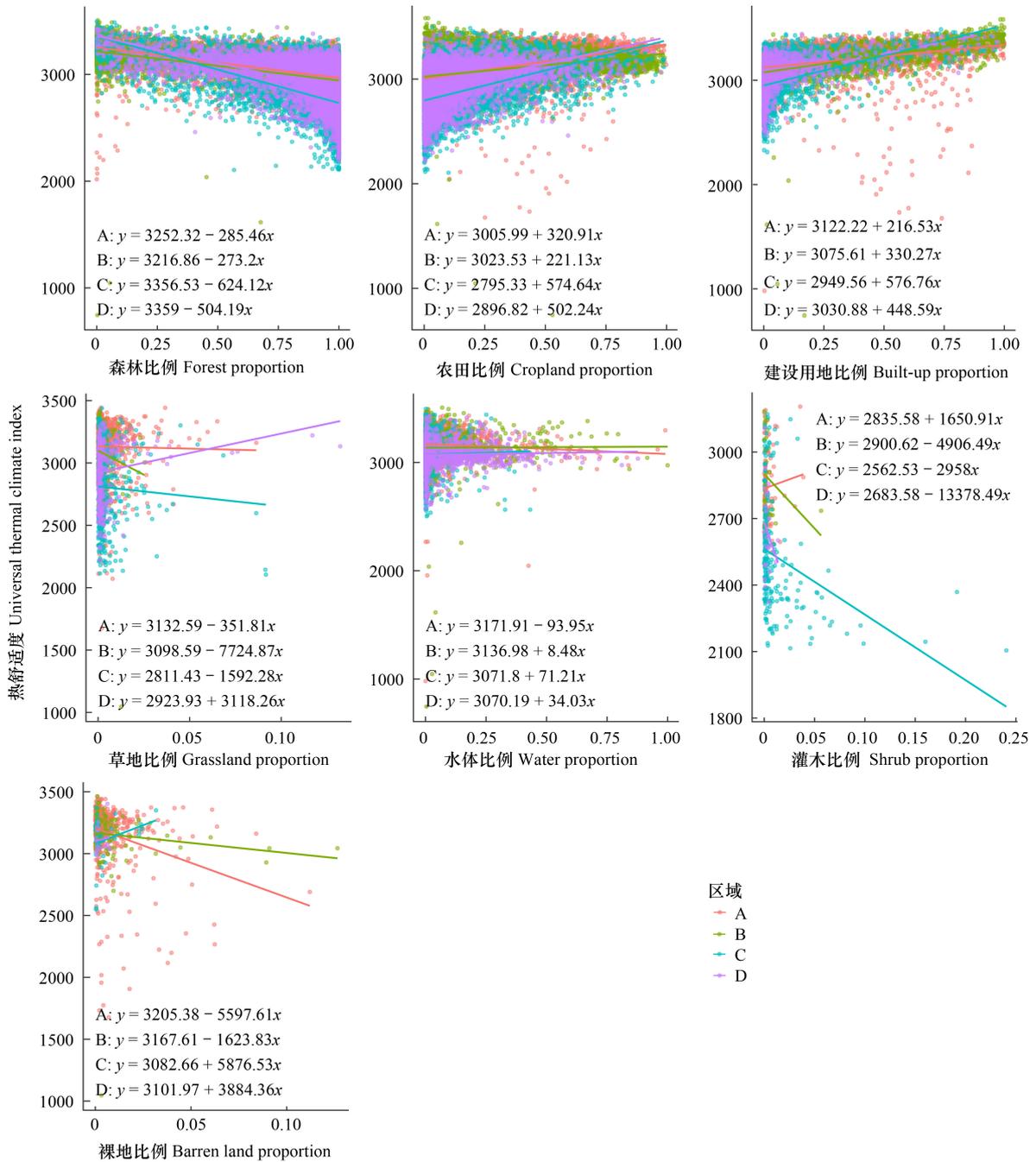


图 8 2022 年夏季福建省不同区域不同土地类型占地和 UTCI 的回归分析

Fig.8 Regression analysis of different land types and UTCI in areas of Fujian Province in 2022 summer

的视角和更精细的结果。其中, multispatialCCM 适用于短时间序列数据,可揭示复杂因果机制,而 GCCM 通过空间滞后变量增强因果推断的稳健性。这些方法不仅能更准确解析土地利用类型对热舒适度的影响,还能减少混杂因素干扰,提高分析可靠性,为城市规划和环境管理提供更科学的决策支持。

3.1 建设用地扩张对城市热舒适性的影响机制分析

通过 multispatialCCM 和 GCCM 的联合分析,本研究证实了建设用地扩张与热舒适度之间存在显著的正向因果关系。在时间变化上,中等规模和大规模建成区内的建设用地扩张相较于小规模建成区和中上规模建成区更能降低热舒适性。这可能是福建省中等和中小规模建成区正处于快速扩张阶段,建设用地的大幅扩张

往往导致绿地减少、风速减弱,以及大量硬质地表增加,进而削弱蒸发冷却能力。同时,这些地区的基础设施未完全成熟,绿地和水体的调节作用不足,城市规划滞后,缺乏有效的热舒适性调节措施,因此其热舒适度下降尤为明显^[58]。福建省大规模建成区虽然也存在显著的热舒适度下降,但由于其在基础设施、绿地系统和散热措施上相对完善,能够在一定程度上缓解热岛效应^[38]。相比之下,福建省中上规模建成区则处于一种扩张稳定但规模较大的状态,基础设施逐渐完善,绿地和水面布局相对合理,扩张速度相对大规模建成区较慢,因此对热舒适度的影响不如大规模和中小建成区大。福建省小规模建成区由于建设密度较低,扩张速度慢,且周边自然环境多为森林等可以改善热舒适度的用地,因此热舒适度的下降相对较小。

在空间分布上,A 和 B 区域的不透水面比例较高,城市化进程更为迅速,导致了 ρ 值分别达到 0.59 和 0.68。这两个区域分别以厦门、福州为中心,经济较为发达,人口较为密集,对基础设施的需求更高,推动了城市的外部扩张,加大了城市规模。一方面,内部和外部建设用地比例增加导致的城市下垫面特性改变促进了城市热岛效应,进而提升城市内部气温^[59]。另一方面,这些区域的城区多为高密度城区,城市致密化影响了湿度、风度和辐射等因子,对热舒适度的影响更为显著^[60]。此外,高密度区域通常伴随着较高的人口密度、集中的工业活动和交通热排放,这些混杂因素可能进一步强化局部热环境恶化的趋势,从而使热舒适度下降更为明显。相比之下,C 和 D 区域虽然也经历了城市扩张,但由于城市化进程相对较慢,建设用地的扩张速度和规模均低于 A 和 B 两个区域,其人口密度和工业交通活动较为分散,城市热负荷较低,因此建设用地与 UTCI 之间的因果关系相对较弱(ρ 值分别为 0.35 和 0.45)。

3.2 绿地与水体对热舒适性的提升作用及区域差异

在时间尺度上,中等规模建成区中森林具有改善热舒适度的作用,而空间尺度因果分析显示森林在所有区域中均表现出显著的负向因果关系,特别是在 A 和 B 区域, ρ 值分别达到 0.64 和 0.70。这表明,在建设用地较为密集的地区,森林对调节热舒适度的效应更为显著。这可能是由于森林可提供遮荫和蒸腾作用,从而保护土地表面免受太阳直接辐射并将吸收的太阳能部分转化为潜热,最终提高热舒适性^[61]。这一降温效应在温度较高的城市区域更为显著,特别是在建设密集的城区,由于局地高温背景更强,森林的蒸腾效应更加突出^[62]。因此,增加城市内部的森林覆盖率,特别是在高密度城区,能够有效提升夏季热舒适度。

灌木的降温效应在时间尺度上不显著,但在空间尺度上,C 区域的灌木比例与 UTCI 之间表现出显著的负向因果关系,表明灌木在该区域具有一定的热舒适度调节功能,这与 Liao 等^[63]的研究一致。灌木的蒸腾作用可以增强局地空气湿度,降低温度,但在不同区域的因果效应表现不尽相同,受区域特征和植被管理方式的影响较大^[64]。一项在新加坡的研究指出,灌木总体上恶化了新加坡行人高度的热舒适性^[65]。因此,在城市内部配置灌木时,应充分考虑城市形态、气候背景以及灌木的生长特性,以实现最佳的热舒适度改善效果。

中上规模建成区中草地在时间尺度变化上具有改善热舒适度的作用,而空间尺度因果分析显示草地对热舒适度不具有显著的负向因果关系。草地对热舒适的影响在不同区域具有显著差异,苏王新等^[66]发现草地虽然具有一定降温效应,但效应不如森林和灌木,且与片林相比,草坪的增湿效果好于降温效果。

水体的热舒适度调节作用在时间尺度上不显著,但空间尺度分析发现,A 区域的水体对 UTCI 具有显著的负向因果关系。这可能与 A 区域水体面积较大、分布较为集中有关。水体能够通过蒸发冷却和高热容量效应降低局地温度^[67],但在 B、C、D 区域,水体对 UTCI 的因果关系不显著,可能是由于水体面积较小或分布较为零散,难以形成大规模的降温效应。此外,Jacobs 等^[68]的研究表明,水体的冷却效应不仅取决于水体本身的面积,还受到周围土地利用类型的影响。如果水体周围被大量不透水地表包围,其降温效果可能会受到削弱。因此,在城市规划中,应合理布局水体,并结合绿地系统优化微气候调节能力。

3.3 农田与裸地对热舒适度的双重作用及尺度依赖性

本研究发现,农田对 UTCI 的影响在不同尺度和不同类型建成区中存在差异。时间尺度分析(multispatialCCM 结果)显示,仅大规模建成区的农田比例与 UTCI 负相关,表明其扩张有助于降低夏季气温,而在中小规模建成区未表现出显著的降温效应。空间尺度分析(GCCM 结果)则显示,农田比例对 UTCI 呈正

向因果关系,即包括建成区外的农田在内的农田扩张可能增加热负荷。这种差异可能与农田类型、叶面积指数、蒸腾作用及土地管理方式有关。在大规模建成区,农田以水稻或经济作物为主,较高的叶面积指数和蒸腾作用增强了潜热通量,从而降低局地温度^[69]。相比之下,中小规模建成区的农田更为零散,受周边城市热环境影响较大,降温作用较弱。建成区外的旱地农田或休耕地由于植被覆盖较少,可能增强地表热积累,使 UTCI 上升^[70]。因此,农田对热舒适度的影响具有尺度依赖性,在大规模建成区,合理保留农田并优化作物种植结构可改善热舒适度,而在建成区外及中小规模建成区,则需优化农田管理,以降低其潜在的增温效应。

裸地对热舒适性(UTCI)表现出正向的因果效应,意味着裸地区域在大规模建成区内会显著增加温度。裸地缺乏植被覆盖,无法通过蒸腾作用散热,导致其吸收更多的太阳辐射,并在夜间缓慢释放热量,这种过程会使得周围空气温度升高^[71-72]。此外,裸地的热容相对较小,白天吸热迅速,夜间也会产生更多的废热排放,进一步加剧热岛效应^[73]。因此,在城市规划和扩张中,应尽量减少裸地面积,或通过增加植被和绿化来缓解此类增温效应,尤其是在大规模城市建成区的规划中。

3.4 基于土地利用优化的城市热环境调控路径建议

基于本研究对福建省不同土地利用与热舒适度之间因果关系的实证分析,提出改善城市热环境的具体政策建议。首先,考虑到福建沿海区域建设用地扩张迅速且与 UTCI 呈显著正向关系,同时区域内森林覆盖的增加能有效降低热舒适度,建议在城市绿化方面制定分区域的绿化率目标并优化绿地布局,特别是在沿海地区优先增设城市森林、公共绿地和绿廊,并建立动态监测与长期维护机制。其次,由于中等和大规模建成区中建设用地扩张对热舒适度的影响尤为突出,建议在新建项目和城市扩张中严格控制建设用地比例,推广混合用地与多功能设计,并通过差别化土地出让和开发强度调控降低硬质地表比例,以缓解热岛效应。再次,鉴于沿海区域水体调节效应较为明显,建议合理规划城市水体和生态排水系统,充分发挥水体的蒸发降温及热容量效应改善局部微气候。此外,考虑到沿海与内陆区域在城市化水平、人口密度以及工业和交通热排放等方面存在显著差异,导致热环境恶化程度不一,建议在制定具体政策时开展多变量成本效益与风险评估,针对不同区域设计差异化实施方案,明确预期投入、维护成本及长期节能与公共健康效益。

本研究虽然主要基于福建省数据,但由于福建省地形和城市化特征具有较高的代表性,例如沿海区域与山地区域交替出现,其研究结果在一定程度上可以推广到其他具有相似地形特征和城市化水平的地区。未来的研究可选择沿海经济区、内陆山区或中小城市等条件相似的区域进行验证,从而进一步推广和完善本研究的发现。同时未来研究需充分整合人口密度、工业排放和交通热排放等混杂因素,探明这些混杂因素对不同土地利用与热舒适度因果关系的具体作用,对不同政策方案进行综合评估,为城市可持续发展和热舒适度改善提供更加科学、系统的决策支持。

4 结论

本研究结合 multispatialCCM 和 GCCM 因果推断技术,系统分析了 2005—2022 年福建省不同规模建成区及 2022 年不同区域各类土地利用类型对热舒适度的因果效应。研究表明,建设用地扩张对 UTCI 具有显著的正向因果关系,特别是在中等规模和大规模的建成区。森林在时空尺度因果分析中均表现负向因果关系,在建设用地密集的区域森林对调节热舒适度的效果尤为突出,表明增加城市森林比例是改善城市热舒适度的重要途径。灌木和草地对热舒适度的调节效应较森林弱,且其效果因区域而异,在某些环境下甚至可能降低热舒适度,需要在城市绿地规划中加以考虑。水体对热舒适度的调节作用与其周边土地利用类型具有紧密关系。在大规模建成区,裸地显著增加热负荷,与 UTCI 升高呈正向因果关系,而农田在时间尺度上可降低 UTCI,但在空间尺度上整体扩张可能加剧热负荷。这表明应针对不同规模建成区优化农田和裸地管理,以改善热环境。总体而言,研究建议结合区域特征优化土地利用结构,严格控制建设用地扩张,增加森林、草地和水体覆盖,以提升热舒适度并缓解城市热岛效应。针对不同规模建成区,合理规划农田与裸地配置,并制定差异化政策,提高长期节能与公共健康效益,促进城市可持续发展。

参考文献 (References):

- [1] Luber G, McGeehin M. Climate change and extreme heat events. *American Journal of Preventive Medicine*, 2008, 35(5): 429-435.
- [2] Błażejczyk A, Błażejczyk K, Baranowski J, Kuchcik M. Heat stress mortality and desired adaptation responses of healthcare system in Poland. *International Journal of Biometeorology*, 2018, 62(3): 307-318.
- [3] Lemonsu A, Vigié V, Daniel M, Masson V. Vulnerability to heat waves: Impact of urban expansion scenarios on urban heat island and heat stress in Paris (France). *Urban Climate*, 2015, 14: 586-605.
- [4] Shindell D, Zhang Y Q, Scott M, Ru M Y, Stark K, Ebi K L. The effects of heat exposure on human mortality throughout the United States. *GeoHealth*, 2020, 4(4): e2019GH000234.
- [5] Sun Z Y, Chen C, Yan M L, Shi W Y, Wang J N, Ban J, Sun Q H, He M Z, Li T T. Heat wave characteristics, mortality and effect modification by temperature zones: a time-series study in 130 counties of China. *International Journal of Epidemiology*, 2020, 49(6): 1813-1822.
- [6] Yang J, Yin P, Sun J M, Wang B G, Zhou M G, Li M M, Tong S L, Meng B H, Guo Y M, Liu Q Y. Heatwave and mortality in 31 major Chinese Cities: definition, vulnerability and implications. *Science of the Total Environment*, 2019, 649: 695-702.
- [7] He C, Kim H, Hashizume M, Lee W, Honda Y, Kim S E, Kinney P L, Schneider A, Zhang Y Q, Zhu Y X, Zhou L, Chen R J, Kan H D. The effects of night-time warming on mortality burden under future climate change scenarios: a modelling study. *The Lancet Planetary Health*, 2022, 6(8): e648-e657.
- [8] 王阳, 孙然好. 区域气候背景对城市热岛效应的影响规律. *生态学报*, 2021, 41(11): 4288-4299.
- [9] Wang J, Chen Y, Liao W L, He G H, Tett S F B, Yan Z W, Zhai P M, Feng J M, Ma W J, Huang C R, Hu Y M. Anthropogenic emissions and urbanization increase risk of compound hot extremes in cities. *Nature Climate Change*, 2021, 11: 1084-1089.
- [10] Zhao L. Urban growth and climate adaptation. *Nature Climate Change*, 2018, 8: 1034.
- [11] Rajagopalan P, Andamon M M, Paolini R. Investigating thermal comfort and energy impact through microclimate monitoring- a citizen science approach. *Energy and Buildings*, 2020, 229: 110526.
- [12] Cardinali M, Pisello A L, Piselli C, Pigliautile I, Cotana F. Microclimate mitigation for enhancing energy and environmental performance of Near Zero Energy Settlements in Italy. *Sustainable Cities and Society*, 2020, 53: 101964.
- [13] Cetin M. Determining the bioclimatic comfort in kastamonu city. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2015, 187(10): 640.
- [14] Cetin M, Adiguzel F, Kaya O, Sahap A. Mapping of bioclimatic comfort for potential planning using GIS in Aydin. *Environment, Development and Sustainability*, 2018, 20(1): 361-375.
- [15] Hill L E, Griffith O W, Flack M V. The measurement of the rate of heat-loss at body temperature by convection, radiation, and evaporation. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series B, Containing Papers of a Biological Character*, 1916, 207(335-347): 183-220.
- [16] Houghton F C, Yaglou C P. Determining equal comfort lines. *Journal of the American Society of Heating and Ventilating Engineers*, 1923, 29: 165-176.
- [17] Yaglou C P, Minard D. Control of heat casualties at military training centers. *A M A Archives of Industrial Health*, 1957, 16(4): 302-316.
- [18] Błażejczyk K, Epstein Y, Jendritzky G, Staiger H, Tinz B. Comparison of UTCI to selected thermal indices. *International Journal of Biometeorology*, 2012, 56(3): 515-535.
- [19] Brooke Anderson G, Bell M L, Peng R D. Methods to calculate the heat index as an exposure metric in environmental health research. *Environmental Health Perspectives*, 2013, 121(10): 1111-1119.
- [20] Potchter O, Cohen P, Lin T P, Matzarakis A. Outdoor human thermal perception in various climates: a comprehensive review of approaches, methods and quantification. *Science of the Total Environment*, 2018, 631: 390-406.
- [21] Fanger P O. Thermal comfort. Analysis and applications in environmental engineering. *Thermal Comfort. Analysis and Applications in Environmental Engineering*, 1970.
- [22] Matzarakis A. Die thermische Komponente des Stadtklimas. *Habilitationsschrift, Albert-Ludwigs-University Freiburg*, 2001.
- [23] Speak A, Montagnani L, Wellstein C, Zerbe S. Forehead temperatures as an indicator of outdoor thermal comfort and the influence of tree shade. *Urban Climate*, 2021, 39: 100965.
- [24] Huang X L, Jin K L, Chen D X, Zheng Q Z, Hao L. Urbanization altered atmospheric humidity diurnally and seasonally through ecohydrological processes in five urban agglomerations in China. *Environmental Research Letters*, 2022, 17(8): 084032.
- [25] Yahia M W, Johansson E, Thorsson S, Lindberg F, Rasmussen M I. Effect of urban design on microclimate and thermal comfort outdoors in warm-humid Dar es Salaam, Tanzania. *International Journal of Biometeorology*, 2018, 62(3): 373-385.
- [26] Krüger E L, Silva T J V, da Silveira Hirashima S Q, da Cunha E G, Rosa L A. Calibrating UTCI'S comfort assessment scale for three Brazilian

- cities with different climatic conditions. *International Journal of Biometeorology*, 2021, 65(9): 1463-1472.
- [27] Li W, Chao L Y, Si P, Zhang H X, Li Q X. Comparisons of the urbanization effect on heat stress changes in Guangdong during different periods. *Remote Sensing*, 2023, 15(11): 2750.
- [28] Chen Y C, Chiu H W, Su Y F, Wu Y C, Cheng K S. Does urbanization increase diurnal land surface temperature variation? Evidence and implications. *Landscape and Urban Planning*, 2017, 157: 247-258.
- [29] Luo M, Lau N C. Heat waves in Southern China: synoptic behavior, long-term change, and urbanization effects. *Journal of Climate*, 30(2): 703-720.
- [30] 王琳, 徐涵秋. 快速城市化下福州市的热环境变迁. *同济大学学报(自然科学版)*, 2017, 45(9): 1336-1344.
- [31] 杨智威, 陈颖彪, 吴志峰, 郑子豪. 粤港澳大湾区建设用地扩张与城市热岛扩张耦合态势研究. *地球信息科学学报*, 2018, 20(11): 1592-1603.
- [32] 张弘驰, 唐建, 郭飞. 城市化进程对热环境影响的 WRF/UCM 评估方法. *大连理工大学学报*, 2019, 59(4): 372-378.
- [33] Morris K I, Chan A, Morris K J K, Ooi M C G, Oozeer M Y, Abakr Y A, Nadzir M S M, Mohammed I Y, Al-Qrimli H F. Impact of urbanization level on the interactions of urban area, the urban climate, and human thermal comfort. *Applied Geography*, 2017, 79: 50-72.
- [34] Yang B, Yang X C, Leung L R, Zhong S Y, Qian Y, Zhao C, Chen F, Zhang Y C, Qi J G. Modeling the impacts of urbanization on summer thermal comfort: the role of urban land use and anthropogenic heat. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2019, 124(13): 6681-6697.
- [35] Feng L, Zhao M M, Zhou Y N, Zhu L J, Tian H H. The seasonal and annual impacts of landscape patterns on the urban thermal comfort using Landsat. *Ecological Indicators*, 2020, 110: 105798.
- [36] Cong Y, Zhu R R, Yang L, Zhang X T, Liu Y B, Meng X, Gao W J. Correlation analysis of thermal comfort and landscape characteristics: a case study of the coastal greenway in Qingdao, China. *Buildings*, 2022, 12(5): 541.
- [37] Wang Y F, Ni Z B, Hu M M, Chen S Q, Xia B C. A practical approach of urban green infrastructure planning to mitigate urban overheating: a case study of Guangzhou. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 287: 124995.
- [38] Dou Y Y, Kuang W H. A comparative analysis of urban impervious surface and green space and their dynamics among 318 different size cities in China in the past 25 years. *Science of the Total Environment*, 2020, 706: 135828.
- [39] Shahfahad, Naikoo M W, Towfiqul Islam A R M, Mallick J, Rahman A. Land use/land cover change and its impact on surface urban heat island and urban thermal comfort in a metropolitan city. *Urban Climate*, 2022, 41: 101052.
- [40] Patel S, Indraganti M, Jawarneh R N. A comprehensive systematic review: Impact of Land Use/Land Cover (LULC) on Land Surface Temperatures (LST) and outdoor thermal comfort. *Building and Environment*, 2024, 249: 111130.
- [41] Patle S, Ghuge V V. Assessing the influence of land use land cover on urban climate and thermal comfort in tropical city. 2023 IEEE India Geoscience and Remote Sensing Symposium (InGARSS). December 10-13, 2023, Bangalore, India. IEEE, 2023: 1-4.
- [42] Luo T Z, Chen M Z. Advancements in supervised machine learning for outdoor thermal comfort: a comprehensive systematic review of scales, applications, and data types. *Energy and Buildings*, 2025, 329: 115255.
- [43] Fahad M G R, Karimi M, Nazari R, Sabrin S. Developing a geospatial framework for coupled large scale thermal comfort and air quality indices using high resolution gridded meteorological and station based observations. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 74: 103204.
- [44] Sugihara G, May R, Ye H, Hsieh C H, Deyle E, Fogarty M, Munch S. Detecting causality in complex ecosystems. *Science*, 2012, 338(6106): 496-500.
- [45] Merz E, Saberski E, Gilarranz L J, Isles P D F, Sugihara G, Berger C, Pomati F. Disruption of ecological networks in lakes by climate change and nutrient fluctuations. *Nature Climate Change*, 2023, 13(4): 389-396.
- [46] Deyle E R, Bouffard D, Frossard V, Schwefel R, Melack J, Sugihara G. A hybrid empirical and parametric approach for managing ecosystem complexity: Water quality in Lake Geneva under nonstationary futures. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2022, 119(26): e2102466119.
- [47] Deng X Y, Yu W P, Shi J N, Huang Y J, Li D D, He X W, Zhou W, Xie Z Y. Characteristics of surface urban heat islands in global cities of different scales: Trends and drivers. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 107: 105483.
- [48] Mohan M, Sati A P, Bhati S. Urban sprawl during five decadal period over National Capital Region of India: Impact on urban heat island and thermal comfort. *Urban Climate*, 2020, 33: 100647.
- [49] Yang J, Huang X. The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019. *Earth System Science Data*, 2021, 13(8): 3907-3925.
- [50] Zhao M, Cheng C X, Zhou Y Y, Li X C, Shen S, Song C Q. A global dataset of annual urban extents (1992—2020) from harmonized nighttime lights. *Earth System Science Data*, 2022, 14(2): 517-534.
- [51] Yang Z W, Peng J, Liu Y X, Jiang S, Cheng X Y, Liu X B, Dong J Q, Hua T T, Yu X Y. GloUTCI-M: a global monthly 1 km Universal Thermal

- Climate Index dataset from 2000 to 2022. *Earth System Science Data*, 2024, 16(5): 2407-2424.
- [52] Vinogradova V. Using the Universal Thermal Climate Index (UTCI) for the assessment of bioclimatic conditions in Russia. *International Journal of Biometeorology*, 2021, 65(9): 1473-1483.
- [53] Kuchcik M. Mortality and thermal environment (UTCI) in Poland-long-term, multi-city study. *International Journal of Biometeorology*, 2021, 65(9): 1529-1541.
- [54] Sadeghi M, Chaston T, Hanigan I, de Dear R, Santamouris M, Jalaludin B, Morgan G G. The health benefits of greening strategies to cool urban environments: A heat health impact method. *Building and Environment*, 2022, 207: 108546.
- [55] Li Y, Zhang S H, Han J T, Zhao Y, Han Q, Wu L Y, Wang X, Qiu Z Y, Zou T Q, Fan C. A study of the temporal and spatial variations in the suitability of the environment in Chinese cities for tourism and in strategies for optimizing the environment. *International Journal of Digital Earth*, 2022, 15(1): 527-552.
- [56] Clark T, Ye H, Isbell F, Deyle E R, Cowles J, David Tilman G, Sugihara G. Spatial convergent cross mapping to detect causal relationships from short time series. *Ecology*, 2015, 96(5): 1174-1181.
- [57] Gao B B, Yang J Y, Chen Z Y, Sugihara G, Li M C, Stein A, Kwan M P, Wang J F. Causal inference from cross-sectional earth system data with geographical convergent cross mapping. *Nature Communications*, 2023, 14(1): 5875.
- [58] Basu T, Das A. Urbanization induced degradation of urban green space and its association to the land surface temperature in a medium-class city in India. *Sustainable Cities and Society*, 2023, 90: 104373.
- [59] Zhou D C, Xiao J F, Froking S, Zhang L X, Zhou G Y. Urbanization contributes little to global warming but substantially intensifies local and regional land surface warming. *Earth's Future*, 2022, 10(5): e2021EF002401.
- [60] Deng X W, Cao Q, Wang L C, Wang W, Wang S, Wang S Q, Wang L Z. Characterizing urban densification and quantifying its effects on urban thermal environments and human thermal comfort. *Landscape and Urban Planning*, 2023, 237: 104803.
- [61] Cao W, Zhou W, Yu W D, Wu T. Combined effects of urban forests on land surface temperature and PM_{2.5} pollution in the winter and summer. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 104: 105309.
- [62] Barbierato E, Bernetti I, Capecchi I, Saragosa C. Quantifying the impact of trees on land surface temperature: a downscaling algorithm at city-scale. *European Journal of Remote Sensing*, 2019, 52(sup4): 74-83.
- [63] Liao J J, Tan X, Li J Y. Evaluating the vertical cooling performances of urban vegetation scenarios in a residential environment. *Journal of Building Engineering*, 2021, 39: 102313.
- [64] Zhang R F. Cooling effect and control factors of common shrubs on the urban heat island effect in a southern city in China. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 17317.
- [65] Li J Y, Zheng B H, Ouyang X, Chen X, Bedra K B. Does shrub benefit the thermal comfort at pedestrian height in Singapore? *Sustainable Cities and Society*, 2021, 75: 103333.
- [66] 苏王新, 常青, 刘筱, 张刘宽. 城市蓝绿基础设施降温效应研究综述. *生态学报*, 2021, 41(7): 2902-2917.
- [67] Ma Y, Fu Y, Ren Z B, Liu C. Urban water bodies mitigate heat waves, the case of the Chinese city Kunming. *Discover Cities*, 2024, 1(1): 5.
- [68] Jacobs C, Klok L, Bruse M, Cortesão J, Lenzholzer S, Kluck J. Are urban water bodies really cooling? *Urban Climate*, 2020, 32: 100607.
- [69] Chen C, Li Y, Wang X H, Luo X Z, Li Y, Cheng Y, Zhu Z. Biophysical effects of croplands on land surface temperature. *Nature Communications*, 2024, 15(1): 10901.
- [70] Zhou D C, Xiao J F, Froking S, Liu S G, Zhang L X, Cui Y P, Zhou G Y. Croplands intensify regional and global warming according to satellite observations. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 264: 112585.
- [71] Hamed Fahmy A, Amin Abdelfatah M, El-Fiky G. Investigating land use land cover changes and their effects on land surface temperature and urban heat islands in Sharqiyah Governorate, Egypt. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 2023, 26(2): 293-306.
- [72] Perugini L, Caporaso L, Marconi S, Cescatti A, Quesada B, de Noblet-Ducoudré N, House J I, Arneft A. Biophysical effects on temperature and precipitation due to land cover change. *Environmental Research Letters*, 2017, 12(5): 053002.
- [73] Wang W M, Liu K, Tang R, Wang S D. Remote sensing image-based analysis of the urban heat island effect in Shenzhen, China. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 2019, 110: 168-175.