# 气候公平性视角下城市洪涝风险的多维驱动机制

# Climate Inequality to Urban Flooding Risks Driven by Multidimensional Factors

徐浩文　周士奇　耿汐雯　徐小东　XU Haowen, ZHOU Shiqi, GENG Xiwen, XU Xiaodong

**摘　要** 随着极端降雨事件频发，城市洪涝已成为高密度城市面临的重大挑战。以粤港澳大湾区为研究对象，构建“危害—暴露—脆弱性”框架，综合多源数据开展洪涝风险评估与资源公平性分析。采用贝叶斯优化的LightGBM-SHAP方法，揭示关键致灾因子的变化机制；并通过Dagum基尼系数与洛伦兹曲线评估防洪安全资源的空间分配不均。结果显示：洪涝风险呈现沿海向内陆递减格局，高风险区集中于核心城市与河网密集区；安全资源存在显著空间不平衡，新兴区域的规划割裂与基础设施孤岛化加剧风险暴露；关键致灾因子随风险等级升高从地形—物理因素逐步转向水文—生态因素；不透水地表率、植被覆盖率是影响洪涝总体风险的核心变量。融合风险机制解析与公平性量化评估，以期为气候适应性城市规划提供科学支撑与政策依据。

**Abstract** Urban flooding has emerged as a significant challenge for densely populated cities, particularly in the context of increasing extreme rainfall events. This study focuses on the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, developing a “hazard-exposure-vulnerability” framework to assess flood risks and resource equity using a variety of data sources. By employing a Bayesian-optimized LightGBM-SHAP method, the study uncovers the mechanisms underlying key disaster-inducing factors. Additionally, the distribution of flood defense resources is evaluated for spatial inequities using the Dagum Gini coefficient and Lorenz curve. The findings indicate that flood risk decreases from coastal to inland areas, with high-risk zones concentrated in core cities and densely riverine regions. There is a pronounced spatial imbalance in the allocation of safety resources, with the fragmentation of planning and infrastructure isolation in emerging areas exacerbating risk exposure. Key disaster drivers shift from topographical and physical factors to hydrological and ecological factors as risk levels rise. Impervious surface rate and vegetation coverage are identified as critical variables influencing overall flood risk. This research integrates risk mechanism analysis with equity-based assessments, offering scientific support and policy recommendations for climate-adaptive urban planning.

**关 键 词** 城市洪涝；风险测度框架；可解释人工智能；空间公平性；适应性策略

**Key words** urban flooding; risk assessment framework; explainable artificial intelligence; spatial equality; adaptive strategies

文章编号 1673-8985（2025）02-0051-09　中图分类号 TU984　文献标志码 A　　DOI 10.11982/j.supr.20250207

**作者简介**

**徐浩文**

同济大学建筑与城市规划学院 博士研究生

**周士奇（通信作者）**

同济大学设计创意学院

助理教授，博士，zhoushiqi@tongji.edu.cn

**耿汐雯**

同济大学建筑与城市规划学院 硕士研究生

**徐小东**

同济大学上海自主智能无人系统科学中心

博士研究生

## 0　引言

随着气候变化和城市化进程的加速，城市洪涝已成为制约可持续城市发展的关键挑战之一。联合国《2030年可持续发展议程》中的可持续发展目标 11（SDG 11）明确提出，通过加强基础设施建设和提升抗灾能力，打造包容、安全、具备抵御灾害能力且可持续的城市和人类住区[1]。城市洪涝的高频发生不仅显著加剧了经济损失，还严重威胁了居民的生命安全。现有研究主要聚焦于城市洪涝的发生规律及其灾害后果的描述[2]14, [3]，例如对洪水频率、暴雨强度以及易感区域空间分布的分析。然而，这些研究尚未深入揭示促使城市洪涝发生的关键驱动因素，也未明确如何通过调整规划方案有效降低城市洪涝的风险。因此，系统地研究城市洪涝的致灾因子及其作用机制，对于实现可持续的城市发展目标具有重要意义。

Crichton[4]提出的风险三角模型（Risk Triangle）将灾害风险归因于危害（hazard）、暴露（exposure）和脆弱性（vulnerability）

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

的交互作用，为灾害风险管理提供了基础框架。IPCC6在此基础上引入气候驱动因素，强调多尺度、非线性和耦合效应，构建更具系统性的风险评估体系，以适应全球气候变化背景下的灾害管理需求[5-6]。然而，大量研究仍集中于洪涝的物理成因与自然环境因素，关于社会经济因素、土地利用特征和空间规划的多维要素整合分析内涝对城市的影响关注不足，这种分析维度的缺失使得现有的洪涝风险评估难以全面刻画城市复杂的社会经济脆弱性特征。基于此，亟需在IPCC风险评估体系的基础上，构建一个更加全面且有效的综合评估框架，以系统量化城市洪涝风险并精准刻画其空间分布特征。

近年来，城市洪涝事件加剧了社会弱势群体的脆弱处境，公平性问题逐渐进入城市防灾治理议程。相较传统仅关注物理暴露的研究路径，整合“气候公平性”的研究视角能够更好识别风险背后的分配失衡问题。现有研究对公平性问题的关注相对有限。在减灾设计中忽视公平性考量，可能削弱应急援助的分配效率和风险管理的干预效果[7]。目前，空间自相关、回归分析等空间统计方法已被广泛应用于公平性研究中[8]。基尼系数和洛伦兹曲线也开始被应用于绿地暴露和基础设施可达性等研究中，以直观揭示社会不平等的空间特征。一些研究开始关注气候公平性，Oliver E. J. Wing等调查极端天气事件造成的损失是否存在社会不平等现象，Meen Wook Jung等[9]探讨了热风险与弱势社会群体之间的空间分布关系。然而，现有研究主要聚焦于单一风险的空间不公平特征，缺乏对HEV体系的综合评估，因而无法全面揭示空间不公平的多维特征。此外，现有研究仅描述了不公平现象的空间分布模式，但未能深入解析其成因。因此，在揭示气候公平性的不均衡特征及其影响机制方面，仍然存在较大局限性。这也为进一步研究提供了重要方向。

为了量化评估城市洪涝灾害的敏感性，研究者多采用水文与水动力学物理模型，通过详细数据输入模拟降雨事件下的淹没区域分布。然而，此类方法在应用中受限于数据获取难度及区域规模。相较之下，传统统计方法（如历史灾害数理统计、指标分析、多准则决策分析及情景模拟）因其操作简便被广泛使用，但依赖于连续的历史数据，导致耗时长且易出错。机器学习方法因其在捕捉灾害因素与洪涝事件复杂非线性关系方面的优势，逐渐成为新兴手段[10]。其中，LightGBM作为一种高效的梯度提升框架，在处理多源异构数据和捕捉复杂非线性关系方面表现出显著优势。它能够将气象、地形、土地利用及社会经济等多源数据有效集成，用于城市洪水风险预测中，实现比传统模型更高的精度[11]。即使在缺乏连续历史数据的情况下，依然能够提供稳健的预测结果，表现出优于多元线性回归和其他深度学习模型的性能[12]。尽管机器学习算法在城市内涝风险评估中展现出强大的拟合能力，但其黑箱特性往往限制了对预测结果的解释性，难以识别驱动因素并制定有效的干预策略[13]。

可解释人工智能的发展为解决内涝风险预测中的解释性问题提供了有效途径。特征重要性排序、部分依赖图（Partial Dependence Plot，PDP）、LIME等传统模型解释方法[14-16]虽然能够揭示变量的全局趋势或局部近似，但在研究内涝风险因子作用机制时的适用性受到复杂非线性关系、局部解释精度和高维数据适应性的限制，其实际效用有限[17]。相比之下，SHAP（SHapley Additive exPlanations）不仅能揭示变量与洪涝风险之间的复杂非线性关系[18]，通过分情景建模，还可以进一步量化不同输入变量在特定情景下对内涝风险预测的贡献度。

以往研究主要局限于单一维度，缺乏综合性的风险评估框架，难以有效刻画空间不公平的多维特征[19]。此外，对于气候公平性的不均衡特征及其影响机制的揭示不够深入。同时，传统模型在预测城市内涝方面存在局限性，难以准确刻画洪涝空间风险分布和解释复杂多维驱动机制[20]。当前多数基于SHAP的洪涝风险研究仅限于变量重要性排序，尚未深入不同风险等级下因子协同机制的演变过程。本文针对以上局限性，拟构建HEV综合框架，融合气候公平性分析，通过引入LightGBM-SHAP耦合算法体系，通过分情景建模，定量剖析洪涝致灾因子在不同风险等级下的作用机制。研究目标具体包括：

（1）识别内涝致灾的关键因子，基于危害、暴露和脆弱体系构建评估城市洪涝风险的框架，刻画内涝综合风险的空间分布与特征；

（2）探讨内涝风险背景下资源分配的公平性，进一步分析地区间的差异性，揭示潜在的不均衡特征及其影响机制；

（3）基于LightGBM-SHAP耦合算法体系分情景揭示关键驱动因素对洪涝风险的贡献强度，定量解析其在高风险情景下对洪涝灾害的协同和抑制作用。

本文尝试将洪涝机制识别与空间公平评估相结合，从“风险—资源—响应”耦合路径出发，填补风险评估与公平性分析割裂的问题。研究建立了可靠的城市洪水风险预测模型，并采用可解释算法精准解耦关键特征对洪水的非线性影响。研究成果为城市规划者制定洪水风险管理政策和适应缓解策略提供了基础。

## 1 研究设计

### 1.1 研究区域

粤港澳大湾区位于中国南部沿海，包括香港特别行政区、澳门特别行政区和广东省广州市、深圳市、珠海市、佛山市、惠州市、东莞市、中山市、江门市、肇庆市。该区域总面积约为56 000 km²，常住人口超过8 600万人。作为中国最重要的经济和人口中心之一，大湾区高度城市化、人口密集、地形复杂，其位于珠江三角洲，水网密布，沿海地区易受台风、暴雨等极端天气的影响。快速的城镇化导致了区域内部发展水平的不平衡，基础设施和公共服务等资源分配不均。大湾区的洪涝风险不仅对基础设施安全和社会经济发展构成了重大挑战，也凸显了在城市防灾减灾中实现公平性的必要性。因此，选择大湾区开展系统性的研究可以为区域的防灾减灾和公平发展提供科学依据。

### 1.2 研究数据

（1）致灾因子

为系统识别影响城市洪涝风险的核心

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

驱动因素，本文参考了洪涝风险分析中的多源数据集成框架，筛选出10项具有代表性的洪涝驱动因子，并将其分为3类：气象因素包括24 h降水峰值（Peak 24-Hour Precipitation，P24P）、超过25 mm的降水天数（Excessive Precipitation Days over 25 mm，E25）和年平均降水量（Annual Average Precipitation，AAR）；地表覆盖特征包括道路密度（Road Density，RD）、植被覆盖率（Fractional Vegetation Cover，FVC）、土壤持水量（Soil Water Retention，SWR）和不透水面比例（Impervious Surface Percent，ISP）；地形因素包括数字高程模型（Digital Elevation Model，DEM）、坡度（Slope，SLOP）和距水体距离（Distance from Water，DW）[2]5，[21]2。

（2）危害指数

城市洪涝灾害的直接表现为易涝点的聚集与频发，因此，本文选取了来自粤港澳大湾区各市水管理部门的历史易涝点数据，作为水文风险的主要指示变量。已有研究指出，洪涝危害的空间表达可通过积水点或涝点密度实现量化，其数量与分布直接反映了城市排水系统的薄弱环节[2]4。本文计算每个空间单元的点密度（DWP），以此表征水文风险（Hydrological Risk，HR）。

（3）暴露指数

洪涝暴露性通常定义为特定空间单元中，可能受到洪水直接影响的人口或资产的数量[22]。基于社会脆弱性与灾害响应理论，人口密度及其结构性差异是决定居民受灾程度的重要因素。为精准刻画人群暴露水平，本研究选取人口密度$D_{pop}$以及不同年龄段人群$N_{Age}$（0—15岁、15—65岁、65岁及以上）作为关键变量。本研究对这两类指标进行主成分分析法（Principal Component Analysis，PCA）提取权重，加权得到暴露风险（Exposure Risk，ER），以下是计算公式：

$$f_{ER}=0.896\times D_{pop}+0.949\times N_{Age(0\text{-}15)}+0.910\times N_{Age(15\text{-}65)}+0.948\times N_{Age(65+)} \quad (1)$$

（4）脆弱性指数

脆弱性包括对灾害的敏感性以及应对灾害的能力。在本研究中，敏感性指人群和城市对洪水的易感程度，而应对能力则指人群和城市通过其社会经济条件减缓洪水不利影响的能力。已有研究表明，人均GDP较高、居住环境较好的地区更具备应对灾害的能力，而充足的公共服务设施可以有效缓解洪水带来的应激反应[23]。本文选择了4个指标——人均GDP（$V_{GDP}$）、房价（$V_{HP}$）、POI密度（$D_{poi}$）和Shannon多样性指数（$S_{poi}$），以构建反映社会脆弱性的数据集。本研究对这4个指标进行主成分分析法（PCA）提取权重，加权得到脆弱风险（Vulnerability Risk，VLR），以下是计算公式：

$$f_{VLR}=0.795\times V_{GDP}+0.654\times V_{HP}+0.029\times D_{poi}+0.804\times S_{poi} \quad (2)$$

## 1.3 技术路线

如图1所示，本文采用基于LightGBM-SHAP算法的综合分析框架，评估城市洪涝风险等级并解析致灾机制，技术路线包括以下4个核心步骤：

（1）数据构建与预处理

本文以粤港澳大湾区为研究区域，整合洪涝灾害、气象、地形、地表覆盖、人口等17项指标，构建了500 m×500 m空间精度的数据集，作为后续模型训练与验证的基础[24]。

（2）洪涝风险等级评估

基于“危害—暴露—脆弱性”三维框架，构建城市洪涝风险评估体系。评估体系首先采用主成分分析法（PCA）降低指标维度并消除冗余，随后引入熵权法（Entropy Weight Method，EWM）实现客观赋权[2]3，[21]2，并通过线性加权模型计算城市洪涝风险指数（Urban Flooding Risk，UFR），计算公式如下：

$$f_{UFR}=0.365\times f_{HR}+0.340\times f_{ER}+0.295\times f_{VLR} \quad (3)$$

（3）空间公平性评估

为分析城市洪涝风险中的社会公平性问题，本文引入“安全值”与“安全资源”两个概念，其中安全值以“归一化后的洪涝风险指数”表示，用以反映城市在空间单元尺度上的防洪安全水平，并将其作为衡量安全资源分配状况的代理变量。这一设计旨在通过构建与风险相对的“安全”概念，使其更好地与资源分配的视角相衔接。本文采用洛伦兹曲线与Dagum基尼系数[25]对安全资源的空间分布公平性进行测度。由于洛伦兹曲线的核心思想是分析资源在不同区域间的分配结构，因此以“安全值”作为反映资源可及性的衡量基础具有科学合理性。同时引入Dagum基尼系数，实现组内差异（Gw）、组间差异（Gb）与超变密度贡献率（Gt）的分解分析，从而识别影响资源配置公平性的关键结构性因素，并对不同城市及其区县间风险差异进行对比研究。

（4）基于LightGBM-SHAP的模型建构与因子解释

为增强评估精度，本文构建了4个Light GBM 模型（分别对应不同风险等级），通过贝叶斯优化法调整超参数，并使用五折交叉验证评估模型性能。随后，利用SHAP方法对模型输出进行可解释性分析，从情景出发识别关键致灾因子，明确其在不同空间单元和风险等级下的非线性影响与边际贡献，揭示城市洪涝形成的驱动机制[26]。

# 2 研究结果

## 2.1 城市洪涝风险的空间分布

表1和图2展示了粤港澳大湾区各城市的洪水风险等级空间分布及其在各城市中的占比。结果表明，大湾区城市的洪水风险等级存在显著的空间异质性，整体呈现出从沿海向内陆递减的趋势。中高风险区域与大湾区环内湾都市圈（黄金内湾）的范围高度重叠，其中高风险地区主要分布在人口密集的城市核心区域，且以广州、深圳、香港为代表的内湾东岸城市的高风险地区明显更为集中，中风险地区与高风险地区连绵，主要分布在城市的郊区，佛山、中山、东莞等城市以中风险地区为主。

深圳、东莞、香港等沿海城市的中高风险

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

区比例明显增加，深圳的高风险区达48.03%，东莞和香港分别为24.62%和22.05%。佛山和广州虽不直接位于海岸，但因地处珠江三角洲水网密集区，中高风险区占比较高。这些分布特征表明，城市化程度、沿海位置和开发密度在一定程度上共同决定了洪水风险的空间分布，是影响各城市洪水风险等级的重要因素。在高度城市化地区，更高风险的区域往往集中了高密度的人口，从而加剧了洪水灾害的社会不平等。在此基础上，进一步探讨洪水风险的公平性问题显得尤为重要。

## 2.2 不同风险水平下的多尺度公平性分析

### 2.2.1 城市间的安全资源分布差异

图3的洛伦兹曲线展示了每个风险等级下，大湾区11个城市之间的安全资源随人口累积比例的变化趋势。通过柱状图可视化的基尼系数进一步为不公平性提供了量化标准。结果表明：不同灾害风险等级下安全资源分配的公平性不一致，随着灾害风险等级的降低（从高风险区域（Level3）到低风险区域（Level1）），大部分城市的安全资源分布不平等情况显著加剧。在中风险区域（Level2），城市之间的不公平差异最小，在高风险区域（Level3），香港、深圳、广州等城市化水平较高的城市不公平性更明显；在低风险区域（Level1），肇庆、惠州等城市化水平较低的城市不公平性反而更突出。

高风险区域（Level3）的洛伦兹曲线呈现出大部分均衡，但是有城市大幅偏离公平线的现象。大多数基尼系数都处在高度公平的区间（0—0.2），只有香港的洛伦兹曲线显著偏离公平线，80%的居民只能分配到36%的安全资源，基尼系数达到0.49，呈现较高的不公平现象。在Level2区域，对比高风险区域(Level3)，虽然大多数城市仍处于相对均衡的区间（0.2—0.3），但是整体的不公平性有所加剧，深圳和东莞的基尼系数分别是0.52和0.46，超过了0.4警戒线。Level1的洛伦兹曲线集中分布在不均衡的区间（0.4—0.5），有的城市反常地呈现出不平滑的抖动上升（东莞、深圳、香港）。这种情况通常表示安全资源分配的不连续，呈现出分层的现象。

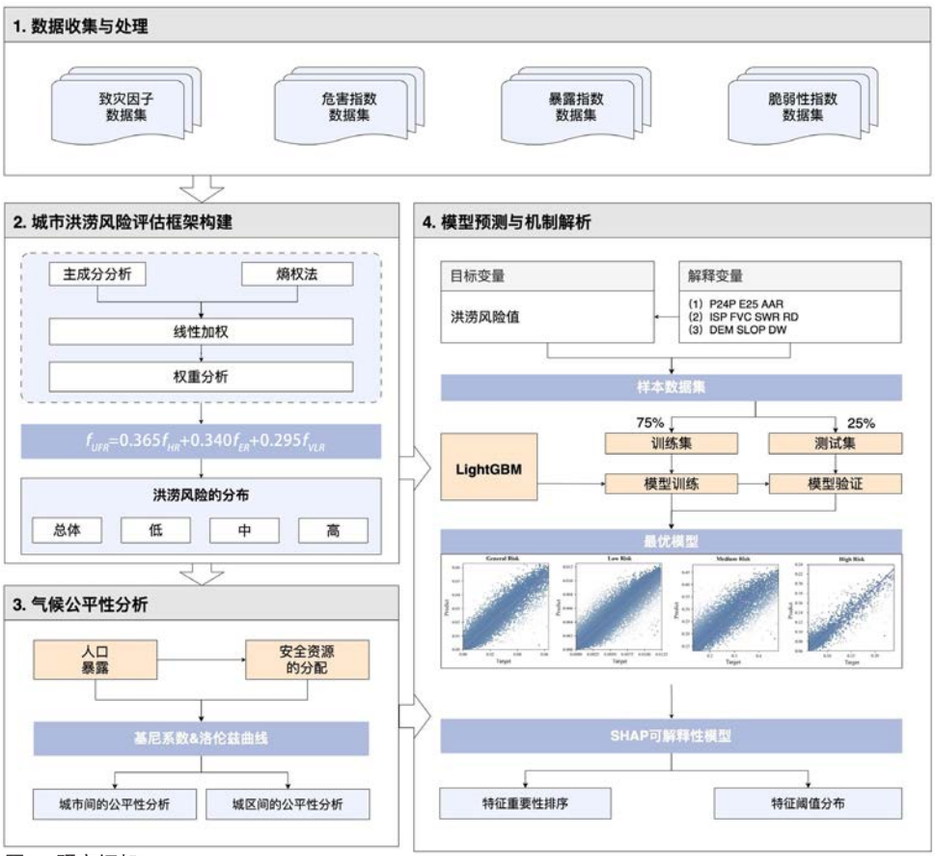



图1 研究框架

Fig.1 Research framework

*资料来源：笔者自绘。*

表1 洪水风险等级在各城市中的占比

Tab.1 Flood risk level as a percentage of each city

| 城市 | 低风险/km² | 中风险/km² | 高风险/km² | 总面积/km² | 低风险比例/% | 中风险比例/% | 高风险比例/% |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 香港 | 664.5 | 244.4 | 257.2 | 1 166.1 | 57.0 | 20.9 | 22.1 |
| 澳门 | 33.5 | 1.9 | 1.3 | 36.7 | 91.3 | 5.1 | 3.6 |
| 广州 | 3 350.7 | 2 443.2 | 796.5 | 6 590.3 | 50.8 | 37.1 | 12.1 |
| 深圳 | 378.3 | 587.0 | 892.2 | 1 857.4 | 20.4 | 31.6 | 48.0 |
| 珠海 | 875.1 | 354.9 | 51.9 | 1 281.9 | 68.3 | 27.7 | 4.1 |
| 佛山 | 1 103.4 | 1 770.5 | 438.7 | 3 312.5 | 33.3 | 53.5 | 13.2 |
| 惠州 | 9 136.1 | 1 529.1 | 137.9 | 10 803.1 | 84.6 | 14.2 | 1.2 |
| 东莞 | 266.7 | 1 317.4 | 517.4 | 2 101.5 | 12.7 | 62.7 | 24.6 |
| 中山 | 457.3 | 1 021.5 | 96.5 | 1 575.4 | 29.0 | 64.8 | 6.1 |
| 江门 | 7 352.8 | 1 255.1 | 86.8 | 8 694.6 | 84.6 | 14.4 | 1.0 |
| 肇庆 | 13 304.5 | 1 004.4 | 53.8 | 14 362.7 | 92.6 | 7.0 | 0.4 |

*资料来源：笔者自制。*

### 2.2.2 城区间的安全资源分布差异

表2基于对城市间公平性的分析，进一步探讨了中心城区和郊区在不同空间单元上的资源分配不均问题，重点分析了4种风险等级下的区际差异。研究结果显示，在总体风险评估下，粤港澳大湾区各区的安全资源分配呈现高度不均衡，尤其是在快速城市化和人口密度较高的区域，资源分配出现显著倾斜。研究进一步表明，低风险区域（Level1）的安全资源分配缺乏连贯性，江门的鹤山市基尼系数高达0.523，与之相邻的佛山市顺德区则只有

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

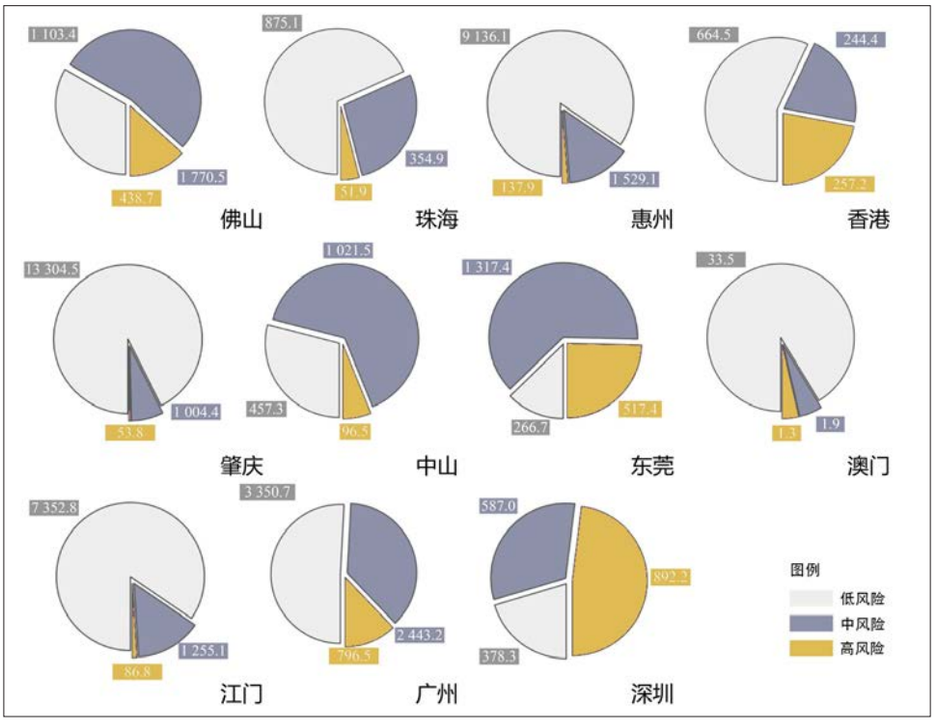



图2　各城市洪水风险等级占比结构对比（单位：km²）
Fig.2　Comparative structure of flood risk level percentages in each city (km²)

*资料来源：笔者自绘。*

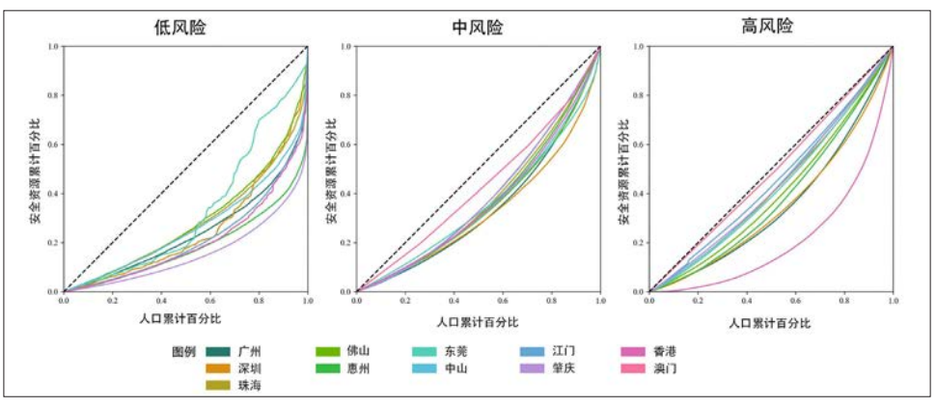



图3　城市间安全资源空间分布差异的比较分析
Fig.3　Comparative analysis of differences in the spatial distribution of security resources among cities

*资料来源：笔者自绘。*

0.122。中风险区域（Level2）的资源分配公平性与低风险区域呈现出显著的反转特征。高人口密度区的资源分配公平性较低，深圳的龙岗区（0.534）、光明区（0.431），广州的白云区（0.467）、黄埔区（0.458）等区县基尼系数均高于0.400，而低人口密度区的资源分配则相对均衡，如江门的台山市（0.114）、肇庆的怀集县（0.153）等区县基尼系数均低于0.200。高风险区域（Level3）表现出较高的资源分配公平性，安全资源呈现“平均化匮乏”的现象，所有居民获得的资源都相对有限。

#### 2.2.3　安全资源分布差异的形成机制

表3揭示了粤港澳大湾区各城市在安全资源分布上存在多层次的结构性差异，主要体现在区县内资源平衡的差异、跨区县资源分配的差距，以及资源分布的集中性差异。这些差异能够揭示不同城市在发展模式和地理限制上带来的不均衡分布特征。

进一步分析发现，大多数城市的安全资源分配不平等主要由超变密度贡献率主导，包括肇庆（64.62%）、珠海（51.62%）、惠州（50.50%）、江门（48.22%）和深圳（43.45%）等5个城市。这些城市大多处于扩展发展阶段，区县边界尚未完全成型，资源配置更倾向于基于需求密度，而非严格依赖行政区划。相对而言，以组间贡献率为主导的城市，如香港（71.05%）、广州（62.02%）和佛山（68.68%），具备成熟的区县结构和功能分区，资源分配更多依赖于各区县的功能定位与优先级。

从总体基尼系数来看，香港和深圳的资源分配不平等尤为明显，分别达到0.728和0.706。香港的组内贡献率仅为9.23%，远低于深圳的23.06%，显示出更均衡的区县内资源配置；然而，香港的组间贡献率高达71.05%，显著高于深圳的33.49%，表明其核心区与外围区的资源分布不平衡较为严重。进一步考察资源空间分布的集中性，深圳的超变密度贡献率为43.45%，远超香港的19.72%，表明深圳的安全资源更集中于少数“重点区域”，在极端情况下可能对资源的公平可及性构成挑战。

### 2.3　内涝风险等级模型及其表现

本文根据之前的综合风险评估，基于自然断点法将数据集划分为4个内涝风险等级模型：General Risk（GR）、Low Risk（LR）、Medium Risk（MR）、High Risk（HR），分别构建了4个LightGBM模型，用于不同等级的内涝风险预测。结果显示：4个模型的$R^2$均值为0.925，表明模型的拟合程度较好。RMSE均值为0.005，这代表在内涝风险方面，预测值和真实值之间的平均绝对误差小于0.01。此外，MAPE均值为0.204，表明预测准确程度可接受。因此，本文基于LightGBM的统计评估在内涝风险预测中展现出较高的有效性和准确性，同时验证集的结果进一步佐证了模型在不同数据集上的稳健性。

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

表2 城区间安全资源空间分布差异的比较分析

Tab.2 Comparative analysis of differences in the spatial distribution of security resources between urban areas

| 城市 | 区/县/市 | 高安全值 | 中安全值 | 低安全值 | 总安全值 | 城市 | 区/县/市 | 高安全值 | 中安全值 | 低安全值 | 总安全值 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 香港 | 东区 | 0.000 | — | — | 0.000 | 深圳 | 罗湖区 | 0.143 | 0.239 | 0.335 | 0.676 |
| | 九龙城区 | — | — | 0.396 | 0.396 | | 龙华区 | 0.000 | 0.375 | 0.260 | 0.665 |
| | 元朗区 | 0.129 | 0.284 | 0.000 | 0.495 | | 龙岗区 | 0.369 | 0.534 | 0.255 | 0.714 |
| | 北区 | 0.406 | 0.000 | — | 0.497 | 珠海 | 斗门区 | 0.457 | 0.190 | — | 0.509 |
| | 南区 | — | 0.000 | 0.358 | 0.340 | | 金湾区 | 0.561 | 0.125 | — | 0.601 |
| | 大埔区 | 0.136 | 0.159 | 0.000 | 0.479 | | 香洲区 | 0.531 | 0.229 | 0.086 | 0.680 |
| | 屯门区 | 0.501 | — | 0.178 | 0.641 | 佛山 | 三水区 | 0.438 | 0.264 | 0.086 | 0.569 |
| | 沙田区 | 0.226 | 0.226 | 0.529 | 0.620 | | 南海区 | 0.333 | 0.352 | 0.186 | 0.530 |
| | 油尖旺区 | — | — | 0.000 | 0.000 | | 禅城区 | — | 0.228 | 0.202 | 0.425 |
| | 深水埗区 | — | — | 0.322 | 0.322 | | 顺德区 | 0.122 | 0.341 | 0.131 | 0.421 |
| | 离岛区 | 0.379 | 0.145 | — | 0.535 | | 高明区 | 0.515 | 0.201 | 0.108 | 0.585 |
| | 荃湾区 | 0.000 | 0.124 | 0.365 | 0.553 | 惠州 | 博罗县 | 0.425 | 0.248 | 0.080 | 0.522 |
| | 葵青区 | 0.000 | 0.000 | 0.454 | 0.749 | | 惠东县 | 0.485 | 0.168 | 0.054 | 0.538 |
| | 西贡区 | 0.305 | — | 0.000 | 0.387 | | 惠城区 | 0.424 | 0.312 | 0.244 | 0.592 |
| | 观塘区 | — | — | 0.147 | 0.147 | | 惠阳区 | 0.381 | 0.495 | 0.148 | 0.577 |
| 澳门 | — | — | 0.171 | 0.024 | 0.250 | | 龙门县 | 0.445 | 0.185 | 0.000 | 0.493 |
| 广州 | 从化区 | 0.450 | 0.179 | — | 0.597 | 东莞 | — | 0.320 | 0.462 | 0.140 | 0.666 |
| | 南沙区 | 0.338 | 0.299 | 0.011 | 0.506 | 中山 | — | 0.417 | 0.295 | 0.120 | 0.620 |
| | 增城区 | 0.447 | 0.241 | 0.079 | 0.568 | 江门 | 台山市 | 0.493 | 0.114 | 0.000 | 0.534 |
| | 天河区 | — | 0.140 | 0.304 | 0.433 | | 开平市 | 0.499 | 0.160 | — | 0.545 |
| | 海珠区 | — | 0.000 | 0.279 | 0.337 | | 恩平市 | 0.421 | 0.197 | 0.012 | 0.478 |
| | 番禺区 | 0.202 | 0.411 | 0.161 | 0.540 | | 新会区 | 0.501 | 0.202 | — | 0.574 |
| | 白云区 | 0.251 | 0.467 | 0.254 | 0.629 | | 江海区 | 0.413 | 0.271 | 0.053 | 0.769 |
| | 花都区 | 0.379 | 0.323 | 0.135 | 0.597 | | 蓬江区 | 0.361 | 0.277 | 0.209 | 0.551 |
| | 荔湾区 | — | — | 0.146 | 0.146 | | 鹤山市 | 0.523 | 0.205 | 0.015 | 0.611 |
| | 越秀区 | — | — | 0.156 | 0.156 | 肇庆 | 四会市 | 0.467 | 0.196 | — | 0.599 |
| | 黄埔区 | 0.384 | 0.458 | 0.234 | 0.669 | | 封开县 | 0.380 | 0.257 | 0.028 | 0.427 |
| 深圳 | 光明区 | 0.089 | 0.431 | 0.214 | 0.741 | | 广宁县 | 0.424 | 0.250 | 0.111 | 0.470 |
| | 南山区 | — | 0.393 | 0.242 | 0.574 | | 德庆县 | 0.450 | 0.210 | 0.055 | 0.483 |
| | 坪山区 | 0.195 | 0.461 | 0.211 | 0.701 | | 怀集县 | 0.417 | 0.153 | 0.002 | 0.466 |
| | 宝安区 | 0.216 | 0.320 | 0.282 | 0.671 | | 端州区 | 0.421 | 0.251 | 0.131 | 0.689 |
| | 盐田区 | 0.213 | 0.386 | 0.216 | 0.692 | | 高要区 | 0.475 | 0.192 | — | 0.533 |
| | 福田区 | 0.000 | 0.231 | 0.238 | 0.690 | | 鼎湖区 | 0.498 | 0.214 | 0.016 | 0.574 |

注：各城市的分析范围按其下辖的区/县/市进一步划分。其中，澳门特别行政区因面积较小，以整个城市为分析范围；东莞和中山无分区，也以整个城市为分析范围。

*资料来源：笔者自制。*

## 2.4 城市洪涝风险的关键驱动因素及其非线性影响

图4反映了10个致灾因子在General Risk（GR）、Low Risk（LR）、Medium Risk（MR）、High Risk（HR）4种不同的风险等级下对雨洪风险的全局影响和重要性。结果表明，在全局风险（GR）下，不透水地表比例（ISP）是内涝风险的主要驱动因子，该值的增大会显著增加城市的内涝风险，贡献率达35.15%。超过25 mm的年度暴雨天数E25和植被覆盖率FVC的贡献率仅次于ISP，分别为13.52%和10.88%。

对比分析3种风险等级，可以发现：内涝风险的形成机制随风险等级从低风险到高风险的

表3 Dagum基尼系数与贡献率

Tab.3 Dagum Gini coefficient and contribution ratio

| 地区 | 基尼系数 | | | | 贡献率/% | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 总体 | 组内(Gw) | 组间(Gb) | 超变密度(Gt) | 组内(Gw) | 组间(Gb) | 超变密度(Gt) |
| 大湾区 | 0.63 | 0.09 | 0.24 | 0.30 | 14.46 | 38.30 | 47.24 |
| 香港 | 0.71 | 0.06 | 0.50 | 0.14 | 9.23 | 71.05 | 19.72 |
| 澳门 | 0.25 | 0.25 | — | — | 100 | — | — |
| 广州 | 0.68 | 0.09 | 0.42 | 0.17 | 13.37 | 62.02 | 24.62 |
| 深圳 | 0.73 | 0.17 | 0.24 | 0.32 | 23.06 | 33.49 | 43.45 |
| 珠海 | 0.60 | 0.20 | 0.09 | 0.31 | 32.94 | 15.44 | 51.62 |
| 佛山 | 0.70 | 0.14 | 0.48 | 0.09 | 19.17 | 68.68 | 12.14 |
| 惠州 | 0.56 | 0.13 | 0.14 | 0.28 | 23.75 | 25.75 | 50.50 |
| 东莞 | 0.67 | 0.67 | — | — | 100 | — | — |
| 中山 | 0.62 | 0.62 | — | — | 100 | — | — |
| 江门 | 0.60 | 0.12 | 0.19 | 0.29 | 20.11 | 31.67 | 48.22 |
| 肇庆 | 0.52 | 0.08 | 0.10 | 0.34 | 15.43 | 19.95 | 64.62 |

注：澳门、东莞和中山以整个城市为分析范围，故无组间和超变密度数据。

*资料来源：笔者自制。*

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

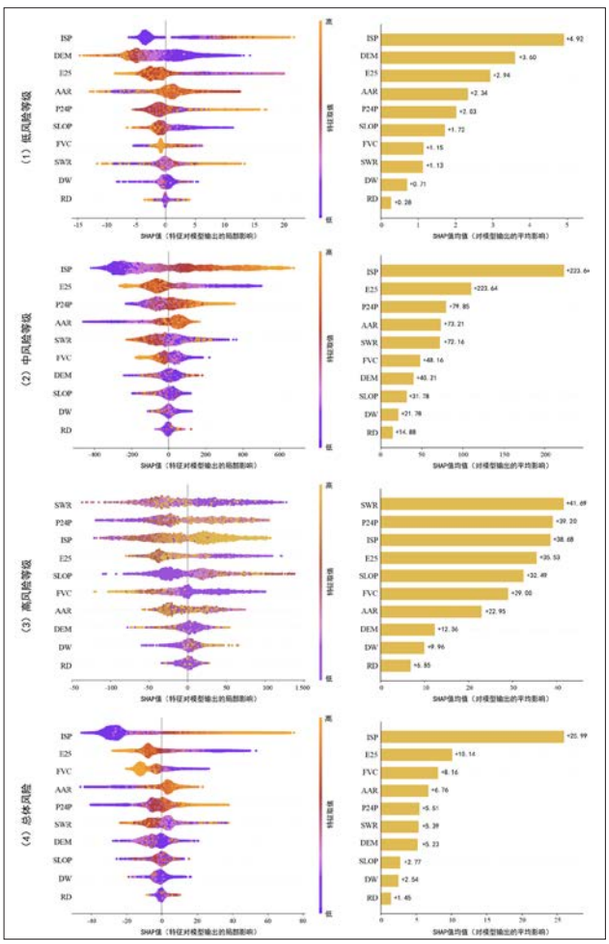



图4　按SHAP值划分的低风险、中风险、高风险和总体风险等级的因子特征重要性

Fig.4　Factor characteristic importance of low, medium, high and general risk levels by SHAP value

*资料来源：笔者自绘。*

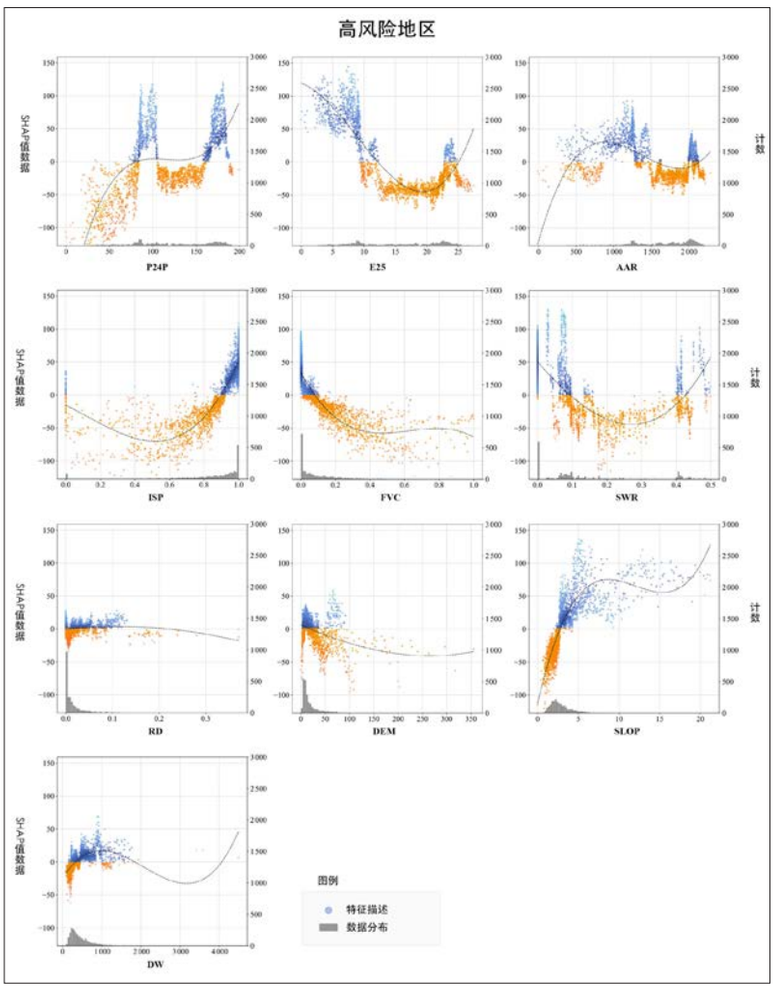



图5　高风险等级下关键致灾因子的非线性阶段性特征

Fig.5　Non-linear phase characteristics of key causative factors at high risk levels

*资料来源：笔者自绘。*

变化，表现出不同的因子主导作用，由地形—物理因素逐步转向水文—生态因素。在低风险区（LR），不透水地表比例（ISP）和地形（DEM、SLOP）是主要控制因素，高程（DEM）和坡度（SLOP）起到排水抑制内涝的作用，不透水地表比例（ISP）提升显著促进内涝风险；在中风险（MR）阶段，气象因素（P24P、AAR）对内涝的促进作用加强，地形差异对内涝风险的影响不再显著，土壤持水能力（SWR）、植被覆盖渗透（FVC）等生态系统调蓄能力在应对复杂降水与地表径流带来的内涝风险更为关键；在高风险（HR）阶段，土壤持水能力（SWR）超越不透水地表比例（ISP）成为主导因子，说明在高风险区增强土壤的吸水能力比降低不透水地表比例对内涝的影响更为显著。

在高风险地区（HR），地表覆盖特征（ISP、RD、FVC、SWR）与地形变量（SLOP、DW）共同驱动，表现出更复杂的非线性阶段性特征。在道路密度（RD）超过0.2的阈值时，开始对内涝风险表现出抑制作用。正如许多研究得出的结论，道路密度是抑制洪水的有效因子，因为道路是城市的主要地表排水通道，而RD值较高的大都市地区通常具有更密集的管网。值得关注的是，植被覆盖率（FVC）在0.1阈值以上展现显著的抑制作用，提高植被覆盖度能够有效增强地表水渗透与减缓径流速度，即使在低覆盖度条件下也对内涝具有显著缓解效果。与水系的距离（DW）的作用在高风险（HR）阶段才开始显现，在1 900—4 100 m区间排水效率最佳，但过近或过远距离均会增加风险（见图5）。

## 3　研究讨论与分析

### 3.1　城市洪涝风险分布的空间特征解析

本文强调灾害是在多维因素共同作用下形成的。即便经济水平较高的区域在某些社会指标上表现较好，但其由于地势低洼、人口密度高或历史灾害记录频繁等因素，仍能被识别为高风险区域。粤港澳大湾区的洪水风险呈现显著的梯度分异特征，具体表现为从沿海向内陆递减的空间分布规律。其中，高风险区域高度集聚于人口稠密的核心城市，形成了与环内湾都市圈高度重叠的风险集聚区。中风险区域

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

则与高风险区呈现连绵分布态势，主要位于城市边缘地带，这些区域因城市外延拓展而成为排水系统相对薄弱的过渡带，凸显出快速城市化进程中城郊区域的风险溢出效应。

基于上述洪水风险空间分异特征，本文建议实施风险导向的空间分区分级管控策略，构建“核心区开发限容—过渡带留白滞洪—生态区屏障修复”的分级治理体系，并通过法定图则严格控制高风险区的建设强度。值得注意的是，研究发现珠江三角洲密集水网对佛山、广州等内陆城市具有显著的洪水风险放大效应。这一发现表明，洪涝治理不仅需要重点关注沿海低洼区域，同时也要重视内陆水网的动态调蓄能力。建议通过建设滞洪公园、实施河道生态化改造、构建潮汐联动闸等工程措施，推动防洪体系从被动防御向主动适应转变。

### 3.2 城市安全资源分配差异性的比较分析

粤港澳大湾区不同风险等级和城市间的安全资源分配表现出显著的多层次结构性不均衡，反映了区域发展模式与地理条件对资源配置不平等的影响。在扩张阶段的城市（如肇庆、珠海、惠州、江门）资源分配以需求密度为导向，加剧了高密度区域内部的资源不均[27]。而区县结构成熟的城市（如香港、广州、佛山）表现出核心区资源集中，外围供给不足的矛盾。资源集中性高的城市（如深圳和香港）则表现出“资源聚集效应”，资源优先向特定功能核心区倾斜。这种策略虽然满足了关键区域需求，但削弱了资源公平性和可持续性，凸显了集中性分配策略的局限性[28]。

值得关注的是，尽管一些区域的基尼系数显示资源分配相对均衡（如深圳的高风险区域基尼系数仅为0.089），但实际上存在“平均化的匮乏”现象。即便资源在区域间分配相对均衡，但资源总量的严重不足依然难以满足高密度人口区域的实际需求。这一现象揭示了仅靠传统均衡性指标难以揭示深层次的不公平，应结合资源总量与实际需求的匹配性进行综合评估，建立动态调控机制，确保高密度区域获得足够的资源支持。

为改善安全资源分配的不公平性，可以从动态分配、功能共享和资源复合利用3个创新方向切入。动态分配通过实时监测扩展区域需求，高风险区域采取“集中投入”策略，优先保障关键基础设施和高风险人群安全，低风险区域则采用“维护性分配”以避免资源浪费；功能共享通过在核心区与外围区之间规划共享资源走廊，优先调配资源到功能薄弱区域，缓解资源分配不均[29]；资源复合利用则通过在高需求区域设置多功能资源节点（如公共服务与安全保障复合设施），提高资源使用效率并增强分配的可持续性。

### 3.3 关键致灾因子及其作用机制

粤港澳大湾区内涝风险的空间分布和成因复杂多样，气候变量、土地覆盖特征、地形条件等多重因素相互作用，共同塑造了不同风险等级区域的洪涝特征。内涝风险的形成机制在风险等级由低到高的演变过程中呈现出显著差异。低风险阶段主要受地形和物理条件驱动，而随着风险的提升，水文和生态因素逐渐成为主导影响力。在4个风险等级（GR、LR、MR、HR）的内涝风险模型中，不透水地表比例（ISP）始终是最重要的驱动因素之一。适度的硬化表面可能在一定程度上缓解内涝，有助于迅速将雨水导入市政排水系统。然而，ISP一旦超出临界阈值，绿地和渗透性土壤的削峰滞洪能力显著降低，导致雨水汇流速度加快，超出排水系统的承载能力，从而引发内涝风险的非线性激增。

在高风险地区，植被覆盖率（FVC）的提升可以显著抑制洪涝风险，土壤持水能力 (SWR) 的“双向调节机制”也在抑制洪涝风险中起到了关键作用。土壤持水能力既可以通过增加雨水滞留来缓解内涝，又可能因过度饱和而导致排水不畅，从而增加洪涝风险。因此，通过提升城市植被覆盖率和改良土壤条件，可以在最佳范围内调节土壤的持水能力，从而在极端天气条件下提高城市的排水效率和水分储存能力。

降雨与地形的“协同效应”导致局部内涝风险激增，在高风险区域，地形因素尤为关键。香港的山地特征反而加剧了内涝风险，尤其是在降雨强度大的情况下，坡度 (SLOP) 和高程 (DEM) 对内涝风险的贡献显著增加。Nagamani等[30]研究表明，陡坡区域的雨水汇集速度更快，土壤持水能力有限，导致雨水在短时间内汇聚成洪水，对下游区域造成更大威胁。这一发现突破了传统线性因果逻辑，强调需要整合“空间—降雨—地形”三要素，采用分区式的差异化干预，建议采取坡地植被恢复、增加地下储水设施，以及优化坡度引水系统，以减少局部水流汇集对城市核心区的冲击。

### 3.4 研究不足与展望

未来研究可在以下几个方面进一步完善：首先，尽管本文利用SHAP揭示了各因素在不同阈值下的全局效应，但这些计算结果尚未进一步落实到微观空间尺度，未来应细化分析各因素在具体空间单元上的影响方向与强度。其次，在安全资源公平性研究中，不仅应基于人口密度，还应引入垂直空间的公平性维度，以比较不同社会群体（如经济收入、年龄等背景）的公平性水平。本文未与传统机器学习方法、集成学习模型（如XGBoost）以及经典的统计方法（如ordered-logit模型）进行系统对比，尚不足以全面验证不同模型在洪涝灾害预测中的适用性与性能差异。最后，本文在动态趋势分析方面的探索仍显不足，未能充分利用时间序列数据来预测未来情景下可能的关键影响因素及其空间分布演变。

## 4 研究结论

本文创新性地构建了基于HEV理论框架的城市洪涝风险评价体系，共整合了17项指标的多源数据。进一步地，研究结合主成分分析法（PCA）与熵权法（EWM）确定综合内涝风险指数（UFR），并揭示其与资源分配公平性的空间关联机制。本文以粤港澳大湾区为实证对象，采用基于贝叶斯优化的LightGBM模型实现四级风险精准预测，并通过SHAP技术解析关键致灾因子的非线性影响规律。

研究结论表明：(1) 基于贝叶斯优化的LightGBM模型$R^2$均值为0.925，RMSE均值

《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.

为0.005，其误差显著低于传统方法，该模型兼具高精度和可解释性，能够精准识别高风险区域。(2) 洪涝风险从沿海向内陆递减，高风险区域主要集中于珠江三角洲人口和水网密集的区域，如深圳的高风险区域占比 48.03%，东莞为 24.62%，香港为 22.05%，显著高于肇庆的 92.63%。(3) 粤港澳大湾区不同风险等级和城市间的安全资源分配表现出显著的多层次结构性不均衡。在总体风险评估下，香港和深圳的基尼系数分别高达0.728和0.706。(4) 随着风险等级的增加，地形—物理因素对洪涝风险的影响减弱，水文—生态因素的主导性增强。在高风险地区，植被覆盖率（FVC）的提升可以显著抑制洪涝风险。(5) 不透水地表比例（ISP）和植被覆盖率（FVC）是影响洪涝风险的核心变量，不透水地表比例对总体洪涝风险的贡献率达35.15%，当植被覆盖率超过 0.4 时，能够有效降低内涝风险。

研究成果不仅在理论框架上突破了传统洪涝风险评估的局限性，也在机制解析方面深化了对气候公平性的理解。本研究推动了洪涝风险管理从经验决策向数据驱动的范式转型，为全球城市群的气候适应性规划提供了重要的理论创新和实践支撑。

## 参考文献 References


[1] United Nations. Goal 11: sustainable cities and communities[EB/OL]. (2015-01-20)[2025-02-23]. https://sdgs.un.org/goals/goal11.

[2] ZHOU S, ZHANG D, WANG M, et al. Risk-driven composition decoupling analysis for urban flooding prediction in high-density urban areas using Bayesian-Optimized LightGBM[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 457: 142286.

[3] WANG M, FU X, ZHANG D, et al. Assessing urban flooding risk in response to climate change and urbanization based on shared socio-economic pathways[J]. Science of the Total Environment, 2023, 880: 163470.

[4] CRICHTON D. The risk triangle[J]. Natural Disaster Management, 1999, 102(3): 102-103.

[5] LEI Y, CAO H, ZHOU X, et al. Impact of land use/land cover changes on urban flooding: a case study of the Greater Bay Area, China[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024, 17: 13261-13275.

[6] PARK K, LEE M H. The development and application of the urban flood risk assessment model for reflecting upon urban planning elements[J]. Water, 2019, 11(5): 920.

[7] BHATTACHARJEE S, KUMAR P, THAKUR P K, et al. Hydrodynamic modelling and vulnerability analysis to assess flood risk in a dense Indian city using geospatial techniques[J]. Natural Hazards, 2021, 105(2): 2117-2145.

[8] SMILEY K T, NOY I, WEHNER M F, et al. Social inequalities in climate change-attributed impacts of Hurricane Harvey[J]. Nature Communications, 2022, 13(1): 3418.

[9] JUNG M W, HADDAD M A, GELDER B K. Examining heat inequity in a Brazilian metropolitan region[J]. Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science, 2024, 51(1): 109-127.

[10] ZHANG Q, WU Z, CAO Z, et al. How to develop site-specific waterlogging mitigation strategies? Understanding the spatial heterogeneous driving forces of urban waterlogging[J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 422: 138595.

[11] SABER M, BOULMAIZ T, GUERMOUI M, et al. Examining LightGBM and CatBoost models for wadi flash flood susceptibility prediction[J/OL]. Geocarto International, 2022[2025-02-23]. https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10106049.2021.1974959.

[12] ZHU Y, TIAN D, YAN F. Effectiveness of entropy weight method in decision-making[J/OL]. 2020[2025-02-23]. https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1155/2020/3564835.

[13] RUDIN C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead[J]. Nature Machine Intelligence, 2019, 1(5): 206-215.

[14] DIKSHIT A, PRADHAN B. Interpretable and explainable AI (XAI) model for spatial drought prediction[J]. Science of the Total Environment, 2021, 801: 149797.

[15] FANG X, ZHANG Y, XIANG Y, et al. A spatial model for coastal flood susceptibility assessment using the 2D-SPR method with complex network theory: a case study of a reclamation island in Zhoushan, China[J]. Environmental Impact Assessment Review, 2023, 98: 106953.

[16] MOLNAR C, KÖNIG G, HERBINGER J, et al. General pitfalls of model-agnostic interpretation methods for machine learning models[C]// HOLZINGER A, GOEBEL R, FONG R, et al. xxAI - Beyond Explainable AI: International Workshop. Cham: Springer International Publishing, 2022: 39-68.

[17] HUANG Y, HONG X, ZHENG Y, et al. Assessment and optimization of spatial equity for urban parks: a case study in Nanjing, China[J]. Ecological Indicators, 2024, 166: 112449.

[18] XU X, ZHOU S, XU H, et al. Advancing urban hub planning: a bibliometric analysis of concepts, effects evaluation, and spatial design[J]. Land Use Policy, 2025, 152: 107507.

[19] CÔTÉ J N, GERMAIN M, LEVAC E, et al. Vulnerability assessment of heat waves within a risk framework using artificial intelligence[J]. Science of the Total Environment, 2024, 912: 169355.

[20] SODEN R, LALLEMANT D, KALIRAI M, et al. The importance of accounting for equity in disaster risk models[J]. Communications Earth & Environment, 2023, 4(1): 386.

[21] WANG M, LI Y, YUAN H, et al. An XGBoost-SHAP approach to quantifying morphological impact on urban flooding susceptibility[J]. Ecological Indicators, 2023, 156: 111137.

[22] WANG M, FU X, ZHANG D, et al. Urban flooding risk assessment in the rural-urban fringe based on a Bayesian classifier[J]. Sustainability, 2023, 15(7): 5740.

[23] 翟国方. 气候变化背景下规划视角的城市雨洪灾害韧性应对：关键概念、基本思路和通用框架[J]. 城市规划学刊，2024（1）：29-37.
ZHAI Guofang. Resilient planning responses to urban flood disasters in the context of climate change: key concepts, fundamental ideas, and a comprehensive framework[J]. Urban Planning Forum, 2024(1): 29-37.

[24] MARTIN A J F, CONWAY T M. Using the Gini Index to quantify urban green inequality: a systematic review and recommended reporting standards[J]. Landscape and Urban Planning, 2025, 254: 105231.

[25] DAGUM C. A new approach to the decomposition of the Gini income inequality ratio[C]//SLOTTJE D J, RAJ B. Income inequality, poverty, and economic welfare. Heidelberg: Physica-Verlag HD, 1998: 47-63.

[26] KE G, MENG Q, FINLEY T, et al. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree[C]// GUYON I, VON LUXBURG U, BENGIO S, et al. Advances in neural information processing systems 30. Red Hook: Curran Associates, Inc., 2017.

[27] SHEN J, CHEN C, YANG M, et al. City size, population concentration and productivity: evidence from China[J]. China & World Economy, 2019, 27(1): 110-131.

[28] MARITAN C A, LEE G K. Resource allocation and strategy[J/OL]. Journal of Management, 2017[2025-02-23]. https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/0149206317729738.

[29] JURKOVIĆ Ž, LOVOKOVIĆ D. Corridor planning–sustainable planning?[J]. Sustainability, 2023, 15(21): 15502.

[30] NAGAMANI K, MISHRA A K, MEER M S, et al. Understanding flash flooding in the Himalayan Region: a case study[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 7060.


《上海城市规划》https://www.shplanning.com.cn/. All rights reserved.