

高度城镇化背景下深圳市易涝点驱动因子分析

张晨钰¹, 王伟¹, 黄莉², 张攀³, 赖成光⁴

(1. 河海大学港口海岸与近海工程学院, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学公共管理学院, 江苏 南京 211100;
3. 黄河水利科学研究院, 河南 郑州 450003; 4. 华南理工大学土木与交通学院, 广东 广州 510640)

摘要:根据深圳市2018—2022年易涝点统计资料,运用标准差椭圆、空间自相关和核密度估计等方法对深圳市易涝点时空分布特征进行分析。将分别利用优化热点分析和核密度估计方法所得的内涝易发度作为因变量,运用参数最优地理探测器对连续型驱动因子最优离散化处理,探测易涝点空间分布差异的主要驱动因子及作用机制。结果表明:深圳市易涝点空间分布差异性显著,其分布的方向性减弱,集聚特征明显;人口经济类驱动因子对易涝点空间分布有最强解释力,气候特征类次之,暴雨日数和人口驱动因子的协同作用可以解释59.50%的易涝点分布;核密度估计所得的易发度具有更好的代表性,且对连续型因子最优离散化处理能显著提升其解释力。

关键词:城市内涝;易涝点;优化热点分析;核密度估计;参数最优地理探测器;深圳市

中图分类号:TU998.4

文献标志码:A

文章编号:1004-6933(2024)02-0035-11

Analysis of driving factors for waterlogging points in Shenzhen City under high urbanization background//ZHANG Chenyu¹, WANG Wei¹, HUANG Li², ZHANG Pan³, LAI Chengguang⁴ (1. College of Harbour, Coastal and Offshore Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. School of Public Administration, Hohai University, Nanjing 211100, China; 3. Yellow River Institute of Hydraulic Research, Zhengzhou 450003, China; 4. School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Based on the statistical data of waterlogging points in Shenzhen City from 2018 to 2022, the spatiotemporal distribution characteristics of waterlogging points in Shenzhen City were analyzed using methods such as standard deviation ellipse, spatial autocorrelation, and kernel density estimation. Using the optimized hotspot analysis and kernel density estimation to obtain the susceptibility to waterlogging as the dependent variable, respectively, the optimal parameter geographic detector was used to discretize the continuous driving factors and explore the main driving factors and the mechanisms of spatial distribution differences in waterlogging points. The results show that there are significant differences in the spatial distribution of waterlogging points in Shenzhen City, with weakened directionality and obvious clustering characteristics. The population economic driving factors have the strongest explanatory power for the spatial distribution of waterlogging points, followed by the climate characteristics. The synergistic effect of rainstorm days and population driving factors can explain 59.50% of the distribution of waterlogging points. The susceptibility obtained from kernel density estimation has better representativeness, and the optimal discretization of continuous factors can significantly improve their explanatory power.

Key words: urban waterlogging; waterlogging points; optimized hot spot analysis; kernel density estimation; optimal parameter-based geographical detector; Shenzhen City

全球气候变化不断加剧以及城市化进程加快,增加了极端水文事件发生的概率,城市极端洪涝灾害发生得更加频繁,影响范围也逐渐扩大^[1-5]。受东亚季风气候影响,我国沿海城市内涝灾害频发,在人口密度高、经济发达的粤港澳大湾区表现尤为突出。2014年,深圳市连续遭受“3·30”“5·8”

“5·11”“5·17”“5·20”5场特大暴雨影响,全市共发生水涝446处,部分河堤坍塌毁损,多条公交线路暂停运营,机场近百个航班被迫取消,造成了巨大的财产损失^[6];2020年,广州“5·22”特大暴雨共产生443处积水,多地出现水淹,增城广汽本田生产基地被淹,增城官湖地铁站、新沙地铁站严重浸水,地

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFC3001002);国家自然科学基金面上项目(71974052);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(B210205012)

作者简介:张晨钰(1999—),男,硕士研究生,主要从事水灾害驱动机制和风险评估研究。E-mail:211603010098@hhu.edu.cn

通信作者:王伟(1979—),男,教授,博士,主要从事水灾害应急管理理论与应用研究。E-mail:13813826667@163.com

铁 13 号线全线停运^[7]。城市内涝灾害已经严重威胁到我国人民生命财产安全,引起越来越多学者关注^[8-13]。目前已有学者从时空分布特征^[14-18]、致灾机理^[13,19-21]、风险评估^[20,22-26]、灾情模拟^[27-29]和应对措施^[30-31]等方面展开研究。内涝成因方面,张建云等^[9]阐述了全球气候变化及城镇化对城市降水和极端暴雨的影响机制,并从流域产汇流角度分析了城镇化对洪水过程的影响,系统剖析了中国城市洪涝频发的主要原因;李彬烨等^[14]分析了 20 世纪 80 年代后广州市暴雨内涝时空演变特征及城市建设用地扩张对暴雨内涝的影响,认为城市不透水面密度与暴雨内涝点核密度呈正相关关系,其相关性随城市化发展逐渐增强;何佩婷等^[20]借助最大熵模型分析了深圳市地形因素、土地利用情况和建筑指标等与内涝风险的关系;吴健生等^[32]运用相关分析和多元逐步回归分析,探究深圳市景观格局对内涝的影响;宋晓猛等^[33]利用社会经济统计数据和水文气象资料,探讨城市化背景下北京城市洪涝时空特征、形成机制及影响因素。上述研究对城市内涝驱动因子的选取已考虑得较为全面,研究结果充分表明城市内涝是自然因素和人类活动共同作用下的复杂灾害,仅考虑单因子作用难以全面揭示城市内涝的复杂机理。地理探测器因其非线性假设具有明确的物理含义,且能够探测双因子间的交互作用等特点^[34],已经被广泛应用于自然灾害领域^[35-37],在分析城市内涝问题上也有部分学者应用,如郑佳薇等^[18]利用 Spearman 相关分析和地理探测器在多尺度上揭示了贵阳市内涝的驱动机制;胡文翰等^[38]运用地理探测器模型分析了北京市内涝脆弱性的空间格局及驱动因子的贡献程度。在运用地理探测器分析问题,易忽略连续型因子离散化的重要性,一般依据经验进行离散化处理,定量研究不足,影响驱动因子对易涝点空间分布的解释力。

基于上述分析,本文选取粤港澳大湾区有代表性的高度城镇化的深圳市作为研究区,根据深圳市三防办发布的 2018—2022 年城市易涝点数据,开展易涝点时空特征分析。综合考虑地表环境、气候特征、人口经济和城市建设 4 个方面收集 16 项指标,基于参数最优地理探测器选取解释力最高组合对连续型因子离散化处理,探测易涝点空间分布差异影响因素,以期为粤港澳大湾区海绵城市建设提供参考。

1 研究区概况与数据来源

深圳市是粤港澳大湾区和珠江三角洲的重要中心城市,位于广东省中南部沿海,东临大亚湾和大鹏

湾,西濒珠江口和伶仃洋,北与东莞市和惠州市接壤,南与香港隔深圳河相望。深圳市共有大小河流 362 条,其中流域面积大于 100 km² 的有 5 条,即深圳河、茅洲河、龙岗河、观澜河和坪山河。深圳市属亚热带季风气候,温润宜人,常年平均气温 23.0℃,雨量充沛,平均年降水量为 1 935.8 mm。深圳市总面积约 1 997.47 km²,全市下辖福田、罗湖、南山、盐田、宝安、龙岗、龙华、坪山、光明 9 个行政区和大鹏新区 1 个功能区(图 1),陆域范围为东经 113°45′44″~114°37′21″,北纬 22°26′59″~22°51′49″。成为经济特区以来,深圳市从人口只有 33 万人、GDP 为 2.7 亿元的边陲小镇发展成为 2022 年全市常住人口 1 768.16 万人、GDP 为 32 387.68 亿元的全国性经济中心城市和国际化城市。

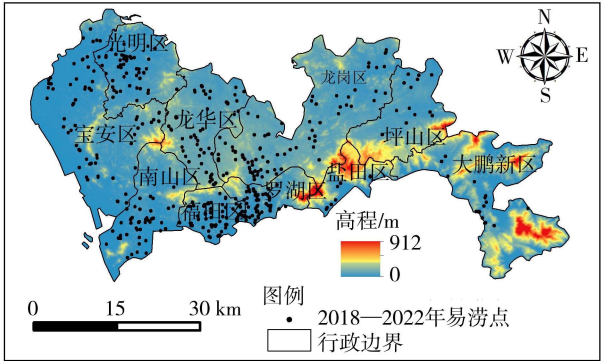


图 1 研究区概况及易涝点分布

Fig.1 Overview of study area and distribution of waterlogging points

2 研究方法

首先分析深圳市市级、区级易涝点的年际分布特征。然后利用标准差椭圆(重心)、空间自相关、核密度估计来探究易涝点在空间上的分布特征;重心法分析易涝点在空间上的迁移变化过程,标准差椭圆法分析易涝点在空间方向上的变化趋势;空间自相关分析某一单元内易涝点数量与其相邻空间内易涝点数量的关联程度;核密度估计分析易涝点密度在空间分布特征及连续变化趋势。基于核密度估计和优化热点分析得到内涝易发度,并将其视为因变量,选取参数最优地理探测器对连续型因子最优离散化处理,运用因子探测器和交互探测器分析易涝点空间分布差异的驱动因子。

2.1 标准差椭圆法

标准差椭圆法可用来汇总和表达地理要素的中心趋势、离散和方向趋势等空间特征^[39-40]。椭圆长短轴由平均中心(重心)对其在 x 、 y 方向坐标的标准差计算而得,长半轴为易涝点分布方向,短半轴为

易涝点分布范围,扁率越大,方向性越突出,椭圆大小为易涝点空间格局的集中程度(图2)。本文利用标准差椭圆法度量易涝点的离散程度及方向趋势等特征,同时由平均中心表示其重心位置变化及移动趋势。

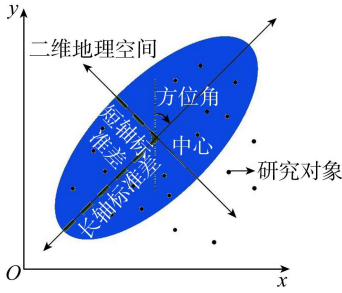


图2 标准差椭圆的空间表达

Fig.2 Spatial representation of standard deviation ellipse

2.2 空间自相关

空间自相关是检验某要素的属性值是否显著地与其相邻空间点的属性值相关联的方法,分为全局空间自相关和局部空间自相关^[35]。计算公式^[41]为

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (x_i - \bar{x}) (x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

式中: I 为全局莫兰指数; x_i, x_j 分别为镇(或格网) i, j 的易涝点数量; n 为空间单元总数; $\bar{x}$ 为易涝点数量平均值; W_{ij} 为镇(或格网) i 和 j 的空间关系测度(不相邻为0,相邻为1)。全局自相关不能准确表示集聚或异常发生的具体位置,为分析各镇域易涝点与邻镇的空间关联及差异程度,需要利用局部空间自相关做进一步分析,其计算公式^[41]为

$$I_i = \frac{n(x_i - \bar{x}) \sum_{j=1}^n W_{ij} (x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2)$$

式中 I_i 为镇(或格网) i 的莫兰指数。

空间自相关显著性采用标准化统计量进行判断,计算公式为

$$Z(I) = \frac{I - E(I)}{\sqrt{V(I)}} \quad (3)$$

式中: $E(I)$ 为 I 的期望值; $V(I)$ 为 I 的方差,在0.05的显著性水平下 $|Z(I)| \geq 1.96$ 表示空间自相关是显著的。根据 $I, Z(I)$ 结果,可将第 i 个镇和相邻镇相关性划分为5类:高-高聚集、高-低聚集、低-低聚集、低-高聚集和不显著。

利用全局自相关描述易涝点间的关联情况,评估易涝点的离散、随机或集聚格局,采用LISA(local indicators of spatial association)集聚图反映局部区域

空间自相关性。

2.3 核密度估计

核密度估计用于估计每个输出栅格像元周围某要素的密度^[42]。通过对易涝点密度计算结果的二维灰度表达,可以简单直观地获取易涝点群的聚集或离散等空间分布特征。 x 点处的密度值 $f(x)$ 通过核估计量计算:

$$f(x) = \frac{1}{mb} \sum_{i=1}^m K\left(\frac{x - X_i}{b}\right) \quad (4)$$

式中: m 为带宽范围内像元数; K 为核函数; b 为带宽; $x - X_i$ 为估计点到易涝点 X_i 的距离。

2.4 优化热点分析

通过对易涝点进行空间聚类分析,可明晰其空间分布特征及分布趋势。采用基于局部Getis-Ord G_i^* 算法的优化热点分析工具^[43-44],先对深圳市2018—2022年的608个历史易涝点进行空间聚类,然后计算出每个网格的相对易发度。内涝易发度的计算公式为

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j - \bar{X} \sum_{j=1}^n w_{ij}}{S \sqrt{\frac{n \sum_{j=1}^n w_{ij}^2 - (\sum_{j=1}^n w_{ij})^2}{n-1}}} \quad (i, j = 1, 2, \dots, n) \quad (5)$$

$$\text{其中 } \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j \quad S = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^2 - \bar{X}^2}$$

$$Z(G_i^*) = \frac{G_i^* - \mu(G_i^*)}{\sigma(G_i^*)} \quad (6)$$

式中: G_i^* 为格网 i 的易涝点统计量; x_j 为格网 j 所统计的易涝点数量; w_{ij} 为网格 i, j 的空间权重; $Z(G_i^*)$ 为内涝易发度; $\mu(G_i^*)$ 为 G_i^* 的平均值; $\sigma(G_i^*)$ 为 G_i^* 的标准差;将 G_i^* 值标准化处理后,即为 Z 得分。 Z 得分越高,表示易涝点的高值区域越密集,反之则表明易涝点的低值区域越密集。

2.5 参数最优地理探测器

地理探测器由于没有同方差性、正态性等假设,以及克服了处理类别变量的局限性,近年来在与经济、气象、地质等领域相关的地理学研究中得到了广泛应用^[34,45-48]。本文选择地理探测器中的因子探测器和交互作用探测器对深圳市内涝易发度及相关驱动因子进行探测分析。因子探测器用解释力量化驱动因子对易涝点解释程度^[34],其计算公式为

$$q = 1 - \frac{1}{N\sigma^2} \sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2 \quad (h = 1, 2, \dots, L) \quad (7)$$

式中: q 为易涝点空间分布驱动因子解释力, $q \in [0, 1]$; h 为因变量或易涝点空间分布驱动因子的分层;

L 为层数; N_h 和 N 分别为层 h 和研究区样本总数; σ_h^2 和 σ 分别为 h 层的方差、研究区样本总量的方差。

交互作用探测器可用来探测双变量间的交互作用,通过对驱动因子交互后的解释力和单个因子解释力的比较,判断两因子间交互作用的方向及方式,交互作用方式判断准则如表 1 所示。

表 1 交互作用方式判断准则

Table 1 Discriminant of interaction mode	
交互作用方式	判断准则
非线性减弱	$q(X_1 \cap X_2) < \min(q(X_1), q(X_2))$
单因子非线性减弱	$\min(q(X_1), q(X_2)) < q(X_1 \cap X_2) < \max(q(X_1), q(X_2))$
双因子增强	$q(X_1 \cap X_2) > \max(q(X_1), q(X_2))$
独立	$q(X_1 \cap X_2) = q(X_1) + q(X_2)$
非线性增强	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$

由于传统地理探测器在对连续型因子进行离散化处理时需要人为设定参数,存在主观性及离散化不佳等问题,因此本文选取参数最优地理探测器分析深圳市易涝点驱动因子。首先计算每个连续型驱动因子在不同分类方式、不同间断数下的 q 值, q 值越大表明驱动因子对易涝点空间分布的解释力越强,反之则越弱。其中分类方式包括“等间距、分位数间距、自然间距、几何间距和标准偏差间距”5 类,分类数设置为 3 ~ 10。参数最优地理探测器通过选择分类方式和分类数最优化的组合对连续型因子离散化处理,以此确保解释力 q 值最大。

3 结果与分析

3.1 易涝点时间分布特征

2018—2022 年,深圳市易涝点统计数量为 608 个,图 3 为深圳市各辖区易涝点数量年际变化。由图 3 可见,统计期间易涝点数量整体呈增长趋势,2022 年统计易涝点数量最多,约占研究时段总内涝点数的 29.93%,2019 年统计易涝点数量最少,约占

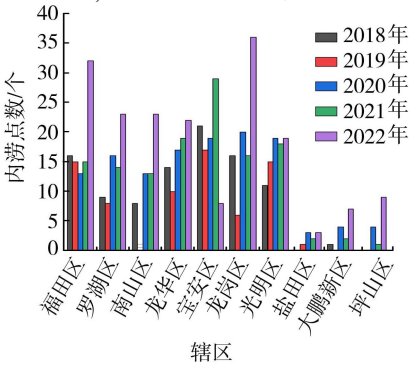


图 3 深圳市各辖区易涝点数量年际变化
Fig.3 Interannual variation of number of waterlogging points in different districts of Shenzhen City

12.01%。2018 年深圳市经历超强台风“山竹”后,城市各地遭受不同程度积水内涝,政府更加重视暴雨内涝的危害,降低了对内涝灾害的判断标准,致使统计的易涝点数量呈增长趋势。再者,持续推进的城市建设进程,不透水地表面积持续扩张,也是加剧城市内涝的重要原因。在辖区尺度上,深圳市各辖区整体均呈现与市级同样增减趋势,均在 2022 年统计中达到最大值。其中宝安区和龙岗区统计时段内年平均统计易涝点数量最多,达 18.80 个/a,盐田区、坪山区和大鹏新区易涝点数量明显较少。

3.2 易涝点空间分布特征

3.2.1 重心迁移及标准差椭圆分析

利用标准差椭圆和重心统计分析每年易涝点分布方向及重心移动轨迹,结果见图 4。2018—2022 年易涝点重心分布在 113.991°E ~ 114.085°E, 22.626°N ~ 22.666°N,从 2019 年开始重心向南移动(表 2)。其中,2018 年标准差椭圆扁率最大,方向性最突出,易涝点主要集中于龙华区、福田区、罗湖区以及光明区、宝安区交界,呈明显的西北-东南格局;2019 年短半轴最小,表现为易涝点聚集程度最强,分布相对集中;2020 年椭圆面积最大,易涝点分布范围最广;2022 年深圳市东部辖区易涝点数量明显增多,东西辖区易涝点数量差距缩小,扁率达到最小,空间呈现出东-西格局,短半轴最大,意味着易涝点分布最离散。总体来看,2018—2022 年易涝点重心向东南方向移动,2022 年重心由龙华区转入龙岗区,标准差椭圆短半轴变大,扁率变小,易涝点分布呈扩散态势,方向性减弱。原来深圳西部区相对东部有绝对明显的内涝问题,随着城市化进程的逐步推进,东部坪山区、大鹏新区内涝点也增多,在更广泛的地区暴露出内涝问题,东西差异化缩小。

3.2.2 空间自相关分析

1 km 网格单元易涝点全局莫兰指数 $I = 0.186$,镇域单元易涝点 $I = 0.239$,呈现出比网格更高的空间集聚性。同时,镇域单元易涝点的莫兰指数大于 0,说明易涝点所在区域具有空间正相关性,易涝点的分布并非具有完全随机性,而是呈现出空间相似值之间的聚类。图 5 为镇域易涝点数量及局部自相关 LISA 集聚图,可见多易涝点地区包括光明区的公明街道和马田街道,福田区的沙头街道、梅林街道和莲花街道,宝安区的石岩街道,南山区粤海街道,龙华区的观澜街道和民治街道,龙岗区的坂田街道和布吉街道。易涝点呈现高-高集聚的地区包括宝安区的燕罗街道,光明区的新湖街道、光明街道和凤凰街道,龙华区的大浪街道和龙华街道,龙岗区的坂田街道和吉华街道。高-高集聚区为易涝点分布密集

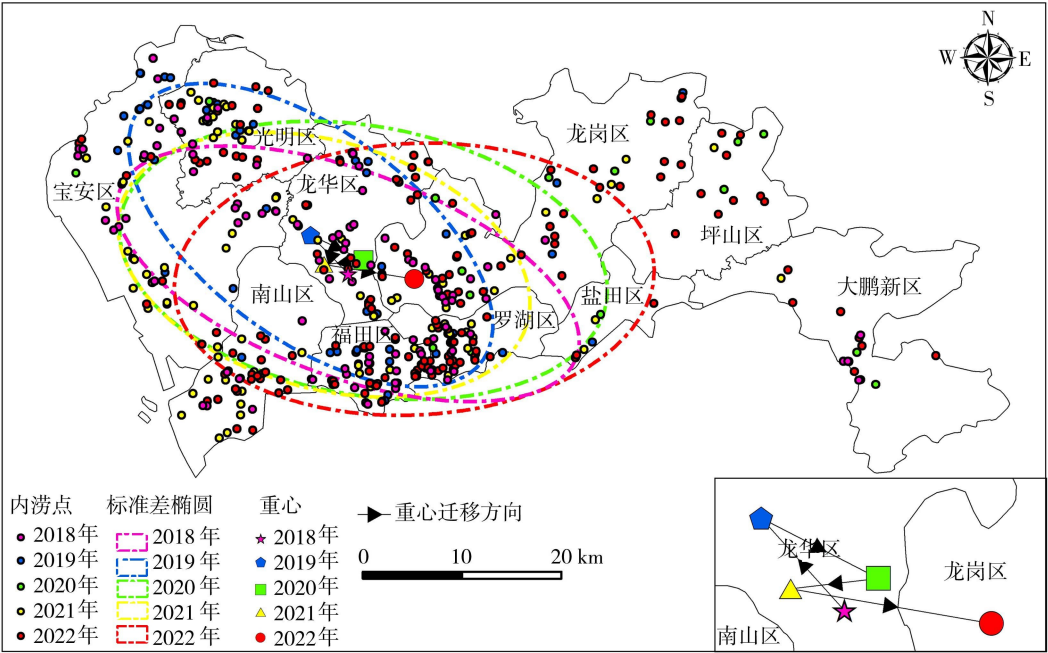


图 4 2018—2022 年深圳市易涝点重心移动轨迹和标准差椭圆

Fig. 4 Center of gravity movement trajectory and standard deviation ellipse of flood prone points in Shenzhen City from 2018 to 2022

表 2 深圳市易涝点标准差椭圆参数

Table 2 Standard deviation ellipse of waterlogging points in Shenzhen City

年份	重心经度/(°)	重心纬度/(°)	短半轴/km	长半轴/km	扁率	面积/km ²	方向角/(°)
2018	114.025	22.631	11.050	24.713	0.553	857.793	112.210
2019	113.991	22.666	11.033	22.024	0.499	763.307	129.832
2020	114.039	22.643	14.537	24.874	0.416	1 135.913	101.508
2021	114.003	22.639	13.293	21.428	0.380	894.824	108.868
2022	114.085	22.626	14.719	24.175	0.391	1 117.836	86.650

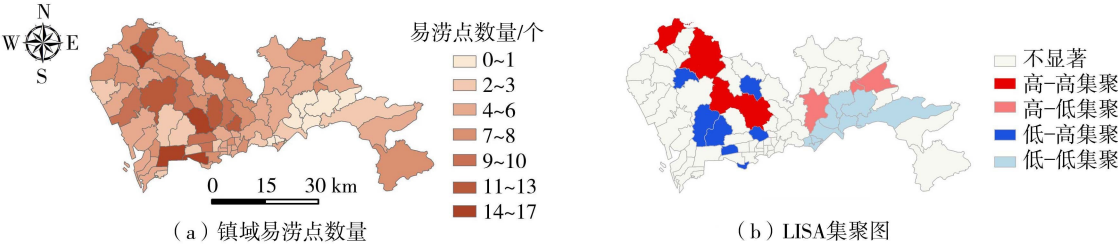


图 5 镇域易涝点数量及局部自相关 LISA 集聚图

Fig. 5 Number of waterlogging points in towns and local autocorrelation LISA chart

区,这类区域人口较多,地形起伏度较大,推测认为其发展起步较早,但城市建设标准水平落后,易产生内涝黑点^[49-52]。被多易涝点围绕地区多呈现出低-高集聚性,包括光明区的玉塘街道、龙华区的观湖街道,南山区的西丽街道和桃源街道、福田区的香蜜湖街道和福田保税区、盐田区的清水河街道。低-高集聚区相对周边地区发展较落后,城市化问题压力较小,同时具有相对较高的地势条件。龙岗区的园山街道、坪山区坪山街道和大工业管委会呈现高-低集聚性,这类地区较其南部山区地势低,暴雨期易汇流形成内涝,推测其地形条件上的优势使其随着城市

化进程推进也会被优先开发,随之较周边地区易产生内涝灾害。盐田区、坪山区和大鹏新区交界乡镇呈现出明显的低-低集聚性,如盐田街道、梅山街道等,这类区域主要特点为山高坡陡,自然条件较差,人口较少,经济相对落后。其余镇域单元则未呈现出明显的局部空间自相关。

3.2.3 核密度变化分析

图 6 为 2018—2022 年易涝点核密度及空间变化率。由图 6(a) ~ (e) 可见,2018—2022 年深圳市易涝点密度分布存在明显差异,其中光明区、福田区和罗湖区密度较高,盐田区、坪山区和大鹏新区密

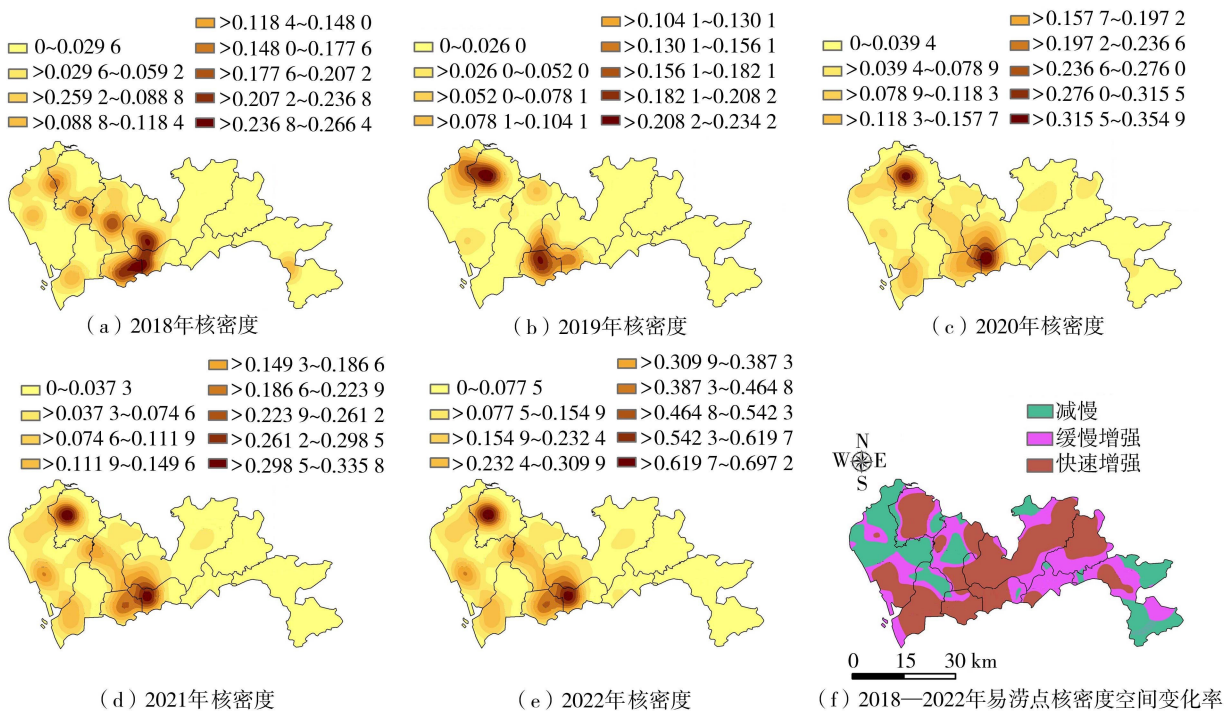


图 6 2018—2022 年易涝点核密度及其空间变化率

Fig. 6 Kernel density and its spatial variation rate of waterlogging points from 2018 to 2022

度明显偏低。2018—2021 年有多个易涝点高密度核心,2022 年只有一个绝对的高密度核心。推测由于福田、罗湖区作为老中心城区,地下排水管道老旧,建设标准低,排水能力不足,且易涝点多处于城中村片区,改造复杂。基于 ArcGIS 栅格计算器功能利用线性回归模型计算深圳市易涝点核密度变化率,结果见图 6(f)。借鉴韩红珠等^[53]对变化率结果的分级方法,将深圳市易涝点密度年际变化率分为 3 种情况:减慢、缓慢增强和快速增强。减慢趋势主要分布在宝安区和大鹏新区部分区域,面积约为 518.400 km²;缓慢增强趋势主要分布在盐田区、坪山区和大鹏新区,面积约为 584.288 km²;快速增强趋势主要分布在南山区、福田区、罗湖区和龙岗区,面积占比最大,约为 894.775 km²。

3.2.4 易发度分析

基于核密度估计得到研究时段内易涝点核密度分布,将其作为研究区的内涝易发度,结果见图 7(a)。基于优化热点分析对深圳市 2018—2022 年易涝点进行空间聚类分析,最优的固定距离阈值为 8131 m,共生成 1430 个加权面。由于自动生成的最优固定距离较大,将所得格网的 Z 值转化为大小为 30 m×30 m 的栅格单元的 Z 值,将其作为研究区的内涝易发度,结果见图 7(b)。对比分析可见,两种方法所得的易发度整体分布相近,均在光明区、福田区和罗湖区呈现出高易发,在盐田区、坪山区和大鹏新区呈现出低易发。

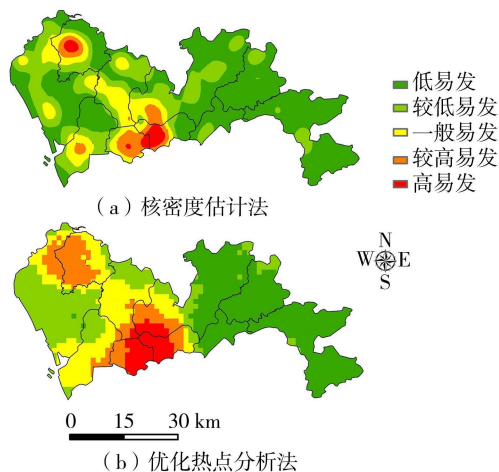


图 7 深圳市内涝易发度

Fig. 7 Waterlogging susceptibility in Shenzhen City

3.3 易涝点驱动因子探测

易涝点分布时空差异显著,影响因素多样,总结发现内涝时空分布差异的影响因素主要包括地表环境、气候特征、人口经济、城市建设和排水能力 5 方面。由于研究区尺度较大,城市排水管网获取困难^[23-24],本文从地表环境、气候特征、人口经济、城市建设 4 方面综合分析内涝影响因素强度和交互影响程度,共收集 16 项指标(表 3)。其中,地表环境类指标包括高程、河网密度、地形起伏度、归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)等;气候特征类指标包括:暴雨日数、年均降水量和年均汛期降水量;人口经济类指标包括:人口

表 3 研究数据
Table 3 Research data

数据类别	数据名称	时间	数据说明
历史易涝点	深圳市易涝点	2018—2022 年	源于深圳市气象局、深圳市应急管理局、深圳市交通运输局等官方媒体
地表环境	高程	--	源于地理空间数据云,空间分辨率 30 m×30 m
	地形起伏度	--	由高程数据生成
	坡度	--	由高程数据生成
	坡向	--	由高程数据生成
	河网密度	--	由高程数据生成
	河流缓冲区	--	由高程数据生成
	NDVI	2021 年	MOD13Q1-MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid
气候特征	地表粗糙度	--	由高程数据生成
	暴雨日数	1971—2020 年	源于国家气象科学数据中心和香港天文台
	年均降水量	1971—2020 年	源于国家气象科学数据中心和香港天文台
	年均汛期降水量	1971—2020 年	源于国家气象科学数据中心和香港天文台
人口经济	人口	2020 年	源于 WordPop,空间分辨率 1 km×1 km
	GDP	2019 年	源于中国科学院资源与环境数据中心,空间分辨率 1 km×1 km
城市建设	不透水地表	2019 年	全球 30 m 不透水面,空间分辨率 30 m×30 m
	道路密度	2021 年	源于全国地理信息资源目录服务系统
	土地利用	2020 年	源于 golbeland30,空间分布率 30 m×30 m

注:--表示该指标基于最新的卫星遥感数据,且对时限要求不高。

和 GDP;城市建设类指标包括土地利用、不透水地表和道路密度。将易发度作为因变量,利用参数最优地理探测器分析 13 个连续型驱动因子(NDVI、河流密度和河流缓冲区等,详见表 4)和 3 个类别型驱动因子(不透水地表、土地利用和坡向)对易发度的影响,从空间角度分析潜在影响因素并探索地理变量的交互影响。

表 4 易发度-优化热点分析与易发度-核密度估计法
连续型驱动因子离散结果

Table 4 Discrete results of continuous driving factors by
waterlogging susceptibility-optimize hotspot analysis and
waterlogging susceptibility-kernel density estimation

驱动因子	易发度-优化热点分析		易发度-核密度估计	
	分类方式	分类数量	分类方式	分类数量
NDVI	分位数间距	10	自然间距	10
河网密度	几何间距	8	标准偏差间距	10
河流缓冲区	等间距	10	等间距	8
道路密度	分位数间距	10	分位数间距	7
人口	几何间距	10	自然间距	10
GDP	标准偏差间距	10	标准偏差间距	10
地表粗糙度	自然间距	10	自然间距	9
坡度	标准偏差间距	10	标准偏差间距	10
地形起伏度	标准偏差间距	10	分位数间距	7
高程	分位数间距	10	分位数间距	10
暴雨日数	自然间距	10	分位数间距	9
年均降水量	自然间距	10	分位数间距	8
年均汛期降水量	自然间距	10	自然间距	10

3.3.1 连续型驱动因子最优离散化

对每个连续型驱动因子,计算在不同分类方式(等间距、分位数间距、自然间距、几何间距和标准偏差间距)、不同分类数下的解释力 q 值,选择解释力 q 值最高的分类方式与间断数量参数组合。将核密度估计所得内涝易发度作为因变量,对 NDVI、

GDP、高程和暴雨日数进行离散化,结果见图 8。对于 NDVI,当分类方式为自然间断且分类数为 10 时, q 值最大,故选用自然间断法将 NDVI 因子划分为 10 类;同理,选用标准偏差间距法将 GDP 划分为 10 类,选用分位数间距法将高程划分为 10 类,选用分位数间距法将暴雨日数划分为 9 类。其他连续型因子最优离散化结果见表 4。

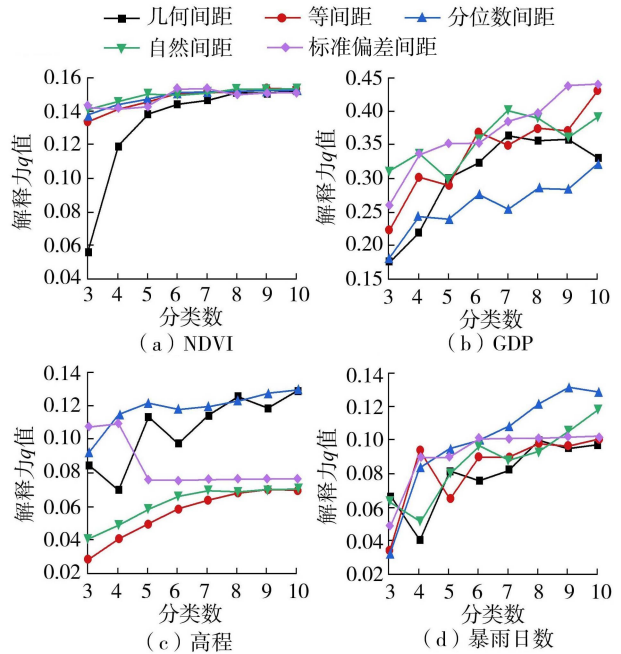


图 8 连续型驱动因子最优离散化
Fig.8 Optimal discretization of continuous driving factors

3.3.2 因子探测器分析结果

采用参数最优地理探测器识别单个驱动因子对易涝点的解释力,结果见表 5,已统计驱动因子对于研究区内易涝点分布的影响均满足 0.05 的显著性

表 5 因子探测器分析结果

Table 5 Factor detector analysis results		
驱动因子	解释力 q 值	
	优化热点分析法	核密度分析法
不透水地表	0.068 1	0.135 2
土地利用	0.084 0	0.141 2
坡向	0.001 3	0.000 9
NDVI	0.095 5	0.153 7
河网密度	0.012 1	0.021 1
河流缓冲区	0.007 9	0.014 1
道路密度	0.061 7	0.056 6
人口	0.348 6	0.429 2
GDP	0.358 6	0.439 1
坡度	0.036 4	0.060 0
地形起伏度	0.054 0	0.080 6
高程	0.087 9	0.129 7
暴雨日数	0.185 0	0.132 0
年均降水量	0.183 5	0.115 1
年均汛期降水量	0.163 4	0.115 1

水平检测。总体上,两种方法所得易发度的解释结果大致相似,核密度估计解释力 q 值更高。其中 GDP 对于易涝点分布具有最强解释作用,解释力 q 值为 0.439 12;坡向具有最弱的解释作用,解释力 q 值仅为 0.000 93。4 方面指标平均解释力 q 值从大到小依次为:人口经济(0.434 14)、气候特征(0.120 72)、城市建设(0.110 99)、地表环境(0.064 85)。城市化进程中,林地、水域减少,建设用地及不透水地面的扩张,致使城市防洪调蓄能力减弱,增加了城市内涝风险;较多易涝点分布于老城区,排水工程建设落后且标准偏低也是导致内涝灾害的主要原因,可通过提高其排水能力,有效缓解局部内涝问题。本文在收集易涝点数据时,绝大多数易涝点位于硬化路面,分析认为下垫面硬化对于城市内涝的产生有绝对的作用,但由于发生内涝的硬化地面在全部硬化地面中占比较小,导致其解释力不高,可在后续研究中进一步分析。同时,研究所用易涝点数据源于深圳市三防办,推测其对于易涝点的选择出于维护人民生命财产角度,更关注内涝作为灾害的社会属性,因此所收集易涝点多位于人口经济热点区,人口经济因子具有最强解释力。

3.3.3 交互作用探测器分析结果

图 9 为交互作用探测器分析结果,可见两者解释结果大致相同,整体上看,核密度估计所得易发度对于易涝点分布差异的因子交互解释力更优。其中,暴雨日数和人口驱动因子协同作用对于内涝的诱发有最强解释作用,解释力 q 值为 0.595 0,表明研究区内暴雨日数和人口驱动因子协同作用可以解释 59.50% 的易涝点分布,增强效果为非线性增强;次之为暴雨日数和 GDP 驱动因子的协同作用,解释

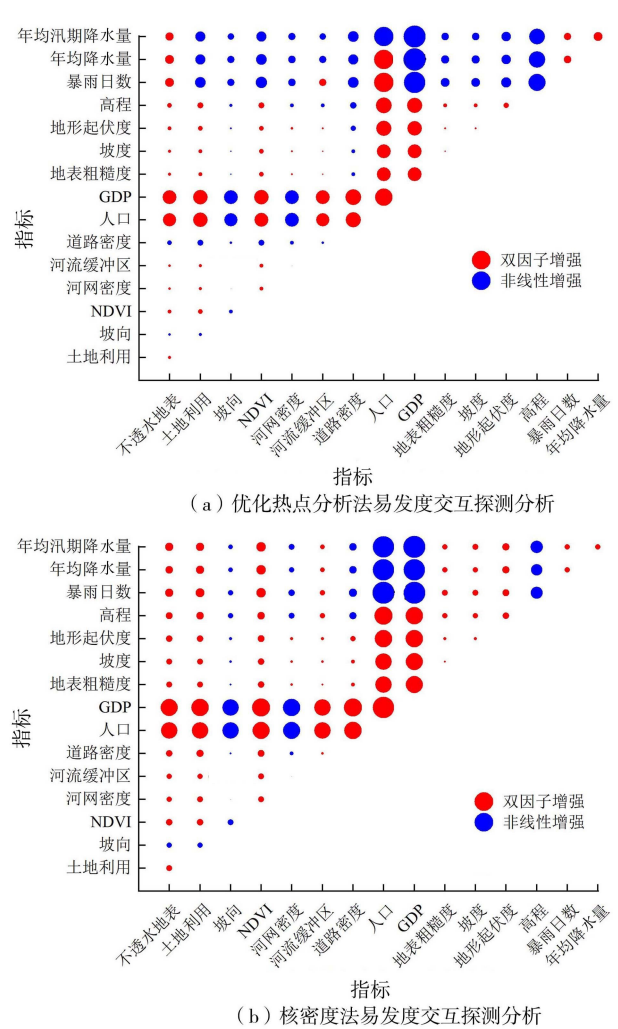


图 9 交互作用探测器分析结果

Fig.9 Analysis results of interactive detector

力度为 0.594 6,增强效果为非线性增强;最弱的是河流缓冲区和坡向驱动因子的协同作用,解释力度为 0.016 2,增强效果为非线性增强。因子间协同作用均强于单因子作用,说明内涝的发生是多因素协同作用的结果,具有复杂的解释过程。同时,单个地表环境因子对于易涝点分布解释力并不高,但当其与人口经济因子结合后,会明显加剧内涝灾害的发生,说明特定的地形条件下高密度人口与地表环境结合会加剧内涝灾害的发生。

4 结 论

a. 深圳市 2018—2022 年易涝点为 608 个,2022 年最多,约占总内涝点数的 29.93%,2019 年最少,约占 12.01%。易涝点数量在空间分布上呈现“西多东少”的格局,但随着盐田区、坪山区和大鹏新区的进一步开发,当地内涝风险可能会加剧。

b. 将核密度估计和优化热点分析得到内涝点易发度作为因变量,对于易涝点空间分布解释结果大致相同,核密度估计整体解释力更高。针对同个

连续型驱动因子,采用不同的分类方式、分类数,所得解释力差别较大。

c. 易涝点空间分布影响因素中,人口经济类因素具有最强的解释作用,同时城市建设类因素解释力高于地表环境因子。人口经济因素、气候特征因素分别位于解释作用第一、第二,二者交互作用后解释力非线性增长,表明强降雨发生在人口高密度区会明显加剧内涝风险。

参考文献:

[1] 张建云,宋晓猛,王国庆,等. 变化环境下城市水文学的发展与挑战:I. 城市水文效应[J]. 水科学进展,2014,25(4):594-605. (ZHANG Jianyun, SONG Xiaomeng, WANG Guoqing, et al. Development and challenges of urban hydrology in a changing environment:I. hydrological response to urbanization[J]. Advances in Water Science, 2014,25(4):594-605. (in Chinese))

[2] 王浩,梅超,刘家宏. 海绵城市系统构建模式[J]. 水利学报,2017,48(9):1009-1014. (WANG Hao, MEI Chao,LIU Jiahong. Systematic construction pattern of the sponge city[J]. Journal of Hydraulic Engineering,2017,48(9):1009-1014. (in Chinese))

[3] 章恒全,方静,杨柳,等. 空间溢出视角下新型城镇化进程对水资源压力的影响[J]. 水利经济,2023,41(1):1-9. (ZHANG Hengquan, FANG Jing, YANG Liu, et al. Impact of new urbanization process on water resources pressure from the perspective of spatial spillover[J]. Journal of Economics of Water Resources,2023,41(1):1-9. (in Chinese))

[4] 谢志高,贾文豪,王霞雨,等. 西江流域极端降水演变规律及其对洪水径流的影响[J]. 水利水电科技进展,2023,43(6):128-136. (XIE Zhigao, JIA Wenhao, WANG Xiayu, et al. Evolution characteristics of extreme rainfall and influence on flood runoff in Xijiang River Basin[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2023,43(6):128-136. (in Chinese))

[5] YANG O,ZHENG X Z,JIN L H,et al. Research progress of urban floods under climate change and urbanization;a scientometric analysis[J]. Buildings,2021,11(12):628.

[6] 马晋毅. 深圳市内涝形成原因分析与治涝对策研究[J]. 水利水电技术,2015,46(2):105-111. (MA Jinyi. Analysis on the causes of waterlogging in Shenzhen and study on the counter measures against waterlogging[J]. Water Resources and Hydropower Engineering,2015. 46(2):105-111. (in Chinese))

[7] 陈文龙,夏军. 广州“5·22”城市洪涝成因及对策[J]. 中国水利,2020,895(13):4-7. (CHEN Wenlong, XIA Jun. Analysis of causes and countermeasures of extraordinary rainstorm in 22nd,May,Guangzhou[J]. China

Water Resources,2020,895(13):4-7. (in Chinese))

[8] LIU T O, LAWLUVY Y, SHI Y et al. Low impact development (LID) practices: a review on recent developments, challenges and prospects [J]. Water, Air & Soil Pollution,2021,232(9):344.

[9] 张建云,王银堂,贺瑞敏,等. 中国城市洪涝问题及成因分析[J]. 水科学进展,2016,27(4):485-491. (ZHANG Jianyun, WANG Yintang, HE Ruimin, et al. Discussion on the urban flood and waterlogging and causes analysis in China[J]. Advances in Water Science,2016,27(4):485-491. (in Chinese))

[10] 黄华兵,王先伟,柳林. 城市暴雨内涝综述:特征、机理、数据与方法[J]. 地理科学进展,2021,40(6):1048-1059. (HUANG Huabing, WANG Xianwei, LIU Lin, et al. A review on urban pluvial floods: characteristics, mechanisms, data, and research methods [J]. Progress in Geography,2021,40(6):1048-1059. (in Chinese))

[11] 张冬冬,严登华,王义成,等. 城市内涝灾害风险评估及综合应对研究进展[J]. 灾害学,2014,29(1):144-149. (ZHANG Dongdong, YAN Denghua, WANG Yicheng, et al. Research progress on risk assessment and integrated strategies for urban pluvial flooding [J]. Journal of Catastrophology,2014,29(1):144-149. (in Chinese))

[12] 姚蕊,杨群涛,张书亮. 城市暴雨内涝灾害脆弱性研究综述[J]. 水资源保护,2023,39(1):93-100. (YAO Rui, YANG Quntao, ZHANG Shuliang. Review on vulnerability of urban rainstorm waterlogging disaster[J]. Water Resources Protection,2023,39(1):93-100. (in Chinese))

[13] 徐宗学,陈浩,任梅芳,等. 中国城市洪涝致灾机理与风险评估研究进展[J]. 水科学进展,2020,31(5):713-724. (XU Zongxue, CHEN Hao, REN Meifang, et al. Progress on disaster mechanism and risk assessment of urban flood waterlogging disasters in China[J]. Advances in Water Science,2020,31(5):713-724. (in Chinese))

[14] 李彬烨,赵耀龙,付迎春. 广州城市暴雨内涝时空演变及建设用地扩张的影响[J]. 地球信息科学学报,2015,17(4):445-450. (LI Binye, ZHAO Yaolong, FU Yingchun. Spatio-temporal characteristics of urban storm waterlogging in Guangzhou and the impact of urban growth [J]. Journal of Geo-information Science,2015,17(4):445-450. (in Chinese))

[15] 那仁满都拉,宫凌旭,张虎贵,等. 城市内涝的时空分布特征及其成因分析:以呼和浩特市为例[J]. 灾害学,2022,37(1):107-111. (NAREN Mandula, CONG Lingxu, ZHANG Hugui, et al. Spatial and temporal distribution of urban waterlogging and its cause: a case study of Hohhot [J]. Journal of Catastrophology,2022,37(1):107-111. (in Chinese))

[16] 陈艺琳,宫昌昊,范泳雅,等. 基于社交媒体数据的郑州内涝时空变化分析[J]. 水文,2022,42(3):48-52.

- (CHEN Yilin, GONG Changhao, FAN Yongya, et al. Spatio-temporal variation assessment of urban waterlogging in Zhengzhou using social media data[J]. Journal of China Hydrology, 2022, 42(3): 48-52. (in Chinese))
- [17] HUANG H B, CHEN X, ZHU Z Q, et al. The changing pattern of urban flooding in Guangzhou, China [J]. Science of the Total Environment, 2018, 622: 394-401.
- [18] 郑佳薇, 尹昌应, 戴丽, 等. 多尺度下西南喀斯特山地城市内涝空间分布特征与驱动力分析: 以贵阳市为例 [J]. 水利水电技术(中英文), 2023, 54(2): 33-46. (ZHENG Jiawei, YIN Changying, DAI Li, et al. Analysis of spatial and temporal distribution characteristics and driving factors of inundation in karst mountains, Southwest China at multi-scales: taking Guiyang City as an example [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2023, 54(2): 33-46. (in Chinese))
- [19] ZOU L, WANG Z, LU Q, et al. The rain-induced urban waterlogging risk and its evaluation: a case study in the central city of Shanghai [J]. Water, 2022, 14(22): 3780.
- [20] 何珮婷, 刘丹媛, 卢思言, 等. 基于最大熵模型的深圳市内涝影响因素分析及内涝风险评估 [J]. 地理科学进展, 2022, 41(10): 1868-1881. (HE Peiting, LIU Danyuan, LU Siyan, et al. Influencing factors of waterlogging and waterlogging risks in Shenzhen City based on MAXENT [J]. Progress in Geography, 2022, 41(10): 1868-1881. (in Chinese))
- [21] YU H, ZHAO Y, Fu Y, et al. Spatiotemporal variance assessment of urban rainstorm waterlogging affected by impervious surface expansion: a case study of Guangzhou, China [J]. Sustainability, 2018, 10(10): 3761.
- [22] ZHANG H P, WU W M, HU C H, et al. A distributed hydrodynamic model for urban storm flood risk assessment [J]. Journal of Hydrology, 2021, 600: 126513.
- [23] 李国一, 刘家宏. 基于 TELEMAC-2D 模型的深圳洪涝风险评估 [J]. 水资源保护, 2022, 38(5): 58-64. (LI Guoyi, LIU Jiahong. Flood risk assessment of Shenzhen City based on TELEMAC-2D model [J]. Water Resources Protection, 2022, 38(5): 58-64. (in Chinese))
- [24] 张长征, 沈婷, 徐慎晖, 等. 极端天气下特大型城市“水资源-能源-粮食”安全风险研究 [J]. 水利经济, 2023, 41(1): 55-61. (ZHANG Changzheng, SHEN Ting, XU Shenhui, et al. Study on the security risk of “water-energy-food” in mega cities under extreme weather [J]. Journal of Economics of Water Resources, 2023, 41(1): 55-61. (in Chinese))
- [25] ABDELLATIF M, ATHERTON W, ALKHADDAR R, et al. Flood risk assessment for urban water system in a changing climate using artificial neural network [J]. Natural Hazards, 2015, 79: 1059-1077.
- [26] TANG X, SHU Y, LIAN Y, et al. A spatial assessment of urban waterlogging risk based on a Weighted Naïve Bayes classifier [J]. Science of the Total Environment, 2018, 630: 264-274.
- [27] 栾震宇, 金秋, 赵思远, 等. 基于 MIKE FLOOD 耦合模型的城市内涝模拟 [J]. 水资源保护, 2021, 37(2): 81-88. (LUAN Zhenyu, JIN Qiu, ZHAO Siyuan, et al. Simulation of urban waterlogging based on MIKE FLOOD coupling model [J]. Water Resources Protection, 2021, 37(2): 81-88. (in Chinese))
- [28] 王兆礼, 陈昱宏, 赖成光. 基于 TELEMAC-2D 和 SWMM 模型的城市内涝数值模拟 [J]. 水资源保护, 2022, 38(1): 117-124. (WANG Zhaoli, CHEN Yuhong, LAI Chengguang. Numerical simulation of urban waterlogging based on TELEMAC-2D and SWMM model [J]. Water Resources Protection, 2022, 38(1): 117-124. (in Chinese))
- [29] CHEN Z, LI K, DU J, et al. Three-dimensional simulation of regional urban waterlogging based on high-precision DEM model [J]. Natural Hazards, 2021, 108: 2653-2677.
- [30] 朱勃, 田敏敏, 胡德, 等. 我国中部地区城市历史水系结构性修复与内涝治理研究: 以河南省典型城市为例 [J]. 水利学报, 2022, 53(7): 798-810. (ZHU Qing, TIAN Minmin, HU De, et al. Structural restoration of historic water systems and the prevention and mitigation of urban waterlogging for China's central region cities: a study using archetypical cities in Henan Province as examples [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2022, 53(7): 798-810. (in Chinese))
- [31] 李会安, 王娜, 刘洪伟. 系统思维下的北方城市内涝问题及防治对策 [J]. 中国水利, 2022, 935(5): 35-38. (LI Huian, WANG Na, LIU Hongwei. Problems and countermeasures of northern cities waterlogging disaster using systematic thinking [J]. China Water Resources, 2022, 935(5): 35-38. (in Chinese))
- [32] 吴健生, 张朴华. 城市景观格局对城市内涝的影响研究: 以深圳市为例 [J]. 地理学报, 2017, 72(3): 444-456. (WU Jiansheng, ZHANG Puhua. The effect of urban landscape pattern on urban waterlogging [J]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(3): 444-456. (in Chinese))
- [33] 宋晓猛, 张建云, 贺瑞敏, 等. 北京城市洪涝问题与成因分析 [J]. 水科学进展, 2019, 30(2): 153-165. (SONG Xiaomeng, ZHANG Jianyu, HE Ruimin. Urban flood and waterlogging and causes analysis in Beijing [J]. Advances in Water Science, 2019, 30(2): 153-165. (in Chinese))
- [34] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望 [J]. 地理学报, 2017, 72(1): 116-134. (WANG Jinfeng, XU Chengdong. Geodetector: principle and prospective [J]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(1): 116-134. (in Chinese))
- [35] XIONG J, YE C, CHENG W, et al. The spatiotemporal distribution of flash floods and analysis of partition driving

- forces in Yunnan Province [J]. Sustainability, 2019, 11 (10):2926.
- [36] WANG H, GAO J, HOU W. Quantitative attribution analysis of soil erosion in different geomorphological types in karst areas: based on the geodetector method [J]. Journal of Geographical Sciences, 2019, 29:271-286.
- [37] 胡畔,陈波,史培军. 中国暴雨洪涝灾情时空格局及影响因素[J]. 地理学报, 2021, 76(5): 1148-1162. (HU Pan, CHEN Bo, SHI Peijun. Spatiotemporal patterns and influencing factors of rainstorm-induced flood disasters in China[J]. Acta Geographica Sinica, 2021, 76(5): 1148-1162. (in Chinese))
- [38] 胡文翰,张质明,赵鑫,等. 基于 VSD 模型和地理探测器的北京城市内涝脆弱性评估及驱动机制分析[J]. 水利水电技术(中英文), 2022, 53(10): 86-100. (HU Wenhan, ZHANG Zhiming, ZHAO Xin, et al. VSD model and geodetector-based assessment on urban waterlogging vulnerability in Beijing and analysis of its driving mechanism [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2022, 53(10): 86-100. (in Chinese))
- [39] 赵媛,杨足膺,郝丽莎,等. 中国石油资源流动源-汇系统空间格局特征[J]. 地理学报, 2012, 67(4):455-466. (ZHAO Yuan, YANG Zuying, HAO Lisha, et al. The evolution of spatial displacement pattern of China's crude oil flow source-sink system[J]. Acta Geographica Sinica, 2012, 67(4):455-466. (in Chinese))
- [40] 李秀彬. 地区发展均衡性的可视化测度[J]. 地理科学, 1999(3):63-66. (LI Xiubin. Visualizing spatial equality of development[J]. Scientia Geographica Sinica, 1999(3): 63-66. (in Chinese))
- [41] 柯文前,陆玉麒. 基于县域的福建省经济空间格局演化[J]. 经济地理, 2011, 31(7):1081-1087. (KE Wenqian, LU Yuqi. Evolvement of spatial pattern of economy at county level in Fujian Province[J]. Economic Geography, 2011, 31(7):1081-1087. (in Chinese))
- [42] 李鹏山,吕雅慧,张超,等. 基于核密度估计的京津冀地区耕地破碎化分析[J]. 农业机械学报, 2016, 47(5): 281-287. (LI Pengshan, LYU Yahui, ZHANG Chao, et al. Analysis of cultivated land fragmentation in Beijing-Tianjin-Hebei Region based on kernel density estimation [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5):281-287. (in Chinese))
- [43] 李华威,万庆. 小流域山洪灾害危险性分析之降雨指标选取的初步研究[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(3):425-435. (LI Huawei, WAN Qing. Study on rainfall index selection for hazard analysis of mountain torrents disaster of small watersheds[J]. Journal of Geoinformation Science, 2017, 19(3):425-435. (in Chinese))
- [44] LIU Y, YUAN X, GUO L, et al. Driving force analysis of the temporal and spatial distribution of flash floods in Sichuan Province[J]. Sustainability, 2017, 9(9):1527.
- [45] WU R, ZHANG J, BAO Y, et al. Geographical detector model for influencing factors of industrial sector carbon dioxide emissions in Inner Mongolia, China [J]. Sustainability, 2016, 8(2):149.
- [46] YANG L, YANG X, WEI W, et al. Spatio-temporal evolution and influencing factors of water resource carrying capacity in Shiyang River Basin: based on the geographical detector method[J]. Water Supply, 2020, 20(4):1409-1424.
- [47] QIAO P, YANG S, LEI M, et al. Quantitative analysis of the factors influencing spatial distribution of soil heavy metals based on geographical detector[J]. Science of the Total Environment, 2019, 664:392-413.
- [48] 唐明贵,胡静,唐晓飞,等. 贵州古村落地理格局及其分异机理[J]. 干旱区资源与环境, 2022, 36(11): 158-167. (TANG Minggui, HU Jing, TANG Xiaofei, et al. Geographical pattern and differentional mechanism of ancient villages in Guizhou Province[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2022, 36(11): 158-167. (in Chinese))
- [49] 张亮,俞露,任心欣,等. 基于历史内涝调查的深圳市海绵城市建设策略[J]. 中国给水排水, 2015, 31(23): 120-124. (ZHANG Liang, YU Lu, REN Xinxin, et al. Construction strategy of sponge city based on historical waterlogging survey in Shenzhen [J]. China Water & Wastewater, 2015, 31(23):120-124. (in Chinese))
- [50] 傅春,付耀宗,肖存艳,等. 基于 MIKE FLOOD 模型的鹰潭市内涝弹性分析[J]. 水利水电科技进展, 2022, 42(1):33-39. (FU Chun, FU Yaorong, XIAO Cunyan, et al. Analysis of urban waterlogging resilience based on MIKE FLOOD model in Yingtan City [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2022, 42(1):33-39. (in Chinese))
- [51] DE MELLO SILVA C, DA SILVA G B L. Cumulative effect of the disconnection of impervious areas within residential lots on runoff generation and temporal patterns in a small urban area [J]. Journal of Environmental Management, 2020, 253:109719.
- [52] HUANG H B, CHEN X, ZHU Z O, et al. The changing pattern of urban flooding in Guangzhou, China [J]. Science of the Total Environment, 2018, 622:394 - 401.
- [53] 韩红珠,白建军,张波,等. 基于 MODIS 时序的陕西省植被物候时空变化特征分析[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(4): 125-131. (HAN Hongzhu, BAI Jianjun, ZHANG Bo, et al. Spatial-temporal characteristics of vegetation phenology in Shaanxi Province based on MODIS time series[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(4):125-131. (in Chinese))

(收稿日期:2023-04-14 编辑:王芳)