

杨海峰, 翟国方, 葛懿夫, 等. 基于贝叶斯网络的城市内涝风险格局优化——以安徽滁州市中心城区为例[J]. 灾害学, 2021, 36(4): 181–187. [YANG Haifeng, ZHAI Guofang, GE Yifu, et al. Pattern Optimization of Urban Waterlogging Risk Based on Bayesian Belief Networks: A Case Study of Chuzhou Central City, Anhui[J]. Journal of Catastrophology, 2021, 36(4): 181–187. doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2021.04.030.]

# 基于贝叶斯网络的城市内涝风险格局优化<sup>\*</sup>

——以安徽滁州市中心城区为例

杨海峰, 翟国方, 葛懿夫, 钟光淳

(南京大学 建筑与城市规划学院, 江苏 南京 210093)

**摘要:** 城市汛期中内涝灾害发生已经成为常态, 基于系统的内涝风险评估结果, 进行科学的空间格局优化设计, 有利于城市规划与管理决策。以典型的内涝易发区滁州市中心城区为例, 通过筛选内涝风险驱动因子, 引入贝叶斯网络模型, 依据条件概率图表和熵差法分析结果, 确定关键变量条件状态子集, 通过设置空间格局优化情景得到内涝风险一级优化区、二级优化区和不宜优化区。结果表明: 研究区内涝风险的空间分布特征为中部核心区高于周围边缘区域, 沿清流河往外逐步降低;  $\{Veg = 1; Riv = 1\}$  为关键变量最优状态子集,  $\{Veg = 1; Riv = 3\}$  为关键变量次优状态子集,  $\{Veg = 3; Riv = 3\}$  为关键变量不优状态子集; 一级、二级优化区面积分别为  $5.14 \text{ km}^2$ 、 $4.79 \text{ km}^2$ , 并提出需合理布局绿地系统和建设防涝工程的改善措施。

**关键词:** 内涝风险; 贝叶斯网络; 空间格局优化; 驱动因子; 滁州市中心城区

**中图分类号:** TU992; X43; X915.5; P463.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-811X(2021)04-0181-07

doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2021.04.030

近年来, 随着全球气候变化的不断加剧, 内涝灾害将在发生强度、发生频度以及持续时间上继续增强<sup>[1-2]</sup>。且城市作为政治、经济、文化和人口聚集中心, 大量的林地、湖泊等调蓄空间被占用, 导致生态系统稳定性较低, 受到灾害干扰时自身抵抗能力、调节能力较弱, 一旦遭遇极端暴雨事件将会造成更大的社会经济损失和自然生态环境破坏<sup>[3-5]</sup>。如2020年6月份以来, 我国的长江、淮河、太湖流域发生了严重的汛情, 近六分之一国土出现累计降雨量超200 mm, 其中南部区域超过1 000 mm。根据应急管理部统计, 截止2020年7月28日, 受灾人数达到5 400多万人, 农作物受灾面积约5 200  $\text{km}^2$ 。因此, 城市内涝灾害作为地域自然灾害的重要类型, 对其进行风险评估与空间管控, 已成为当前自然灾害研究的热点领域之一。

目前, 国内外学者已在城市内涝的风险模拟、损失评估、监测预警、资源优化等方面开展了大量研究工作。如利用历史灾情数理统计法、指标体系法、水文水力学模型等<sup>[6-8]</sup>对研究区的内涝风险进行分析, 识别与空间可视化表达高风险区域; 采用调查访谈法、经济学方法、损失曲线模型等来估算内涝灾害给社会经济、环境、生命所带来

的影响<sup>[9-12]</sup>; 基于内涝灾害影响结果, 探讨在物资调度与应急救援、土地利用、防涝设施等方面的资源配置优化<sup>[13-14]</sup>。值得关注的是, 以上研究虽然对内涝风险的空间格局进行了探讨分析, 却未针对系统的评估结果, 考虑内涝风险驱动因子的作用影响, 进行科学的空间管控与格局优化。本研究中的空间格局优化是指在一定的区域范围内, 通过选取内涝风险的关键驱动因子以及量化各驱动因子的影响程度, 合理配置内涝风险等级和关键驱动因子来划定优化区域, 在空间尺度上使该区域的整体内涝风险最低化。学者们为达到一种或多种目的, 已利用多种方法对某类空间进行了格局优化研究, 主要包括线性规划、多目标优化与多准则优化决策、系统动力学、景观生态学、逻辑回归等传统的土地优化模型<sup>[15-17]</sup>, 该类方法多注重数量和结构的优化, 对空间格局欠缺考虑, 无法在栅格尺度上反映某类空间表现形式的演变规律。针对不足还提出了使用相关模型进行空间格局的模拟和优化, 其中以遗传算法<sup>[18]</sup>、元胞自动机<sup>[19]</sup>和贝叶斯网络模型<sup>[20]</sup>等应用较广。综合以上的理论研究表明, 对灾害风险评估结果

\* 收稿日期: 2021-02-16 修回日期: 2021-04-22

基金项目: 日本学术振兴会项目(18K03022)

第一作者简介: 杨海峰(1994-), 男, 汉族, 安徽安庆人, 博士研究生, 主要从事城市灾害风险研究、生态安全研究。

E-mail: yanghaifengtun@163.com

通讯作者: 翟国方(1964-), 男, 汉族, 江苏江阴人, 教授, 博士生导师, 主要从事城市与区域规划、城市灾害风险综合评估、空间规划与城市安全研究。E-mail: guofang\_zhai@nju.edu.cn

的空间格局优化分析,已经成为促进城市安全可持续发展的工具,同时也是规划决策者应用于改善具体区域灾害风险状况的重要途径。

鉴于此,本文以内涝风险评估结果为依据,综合考虑自然环境、社会经济等影响要素,引入贝叶斯网络,拟构建设计一种内涝灾害的空间格局优化模型,并采用遥感和GIS的手段对数据进行预处理,在空间尺度上探究分析城市内涝风险的可优化区域特征,以期城市的灾害管理和防灾减灾战略的制定提供科学参考。

## 1 研究区域与数据来源

### 1.1 研究区域概况

滁州市位于安徽省东南部( $31^{\circ}51' \sim 33^{\circ}13'N$ 、 $117^{\circ}09' \sim 119^{\circ}13'E$ ),是皖东的政治、经济、文化中心和水路交通枢纽。中心城区范围东至滁马高速,南至京沪高铁,西至琅琊山,北至宁洛高速,城市建设用地面积为  $120 \text{ km}^2$  (图1),常住人口约100万人。属于北亚热带湿润季风气候,多年平均降水量  $966.1 \text{ mm}$ ,主要集中在6—8月份,约占年总量  $50.0\%$  左右。研究区内主要河流为清流河,由北向南穿滁城而过,全长  $92.5 \text{ km}$ ,属长江流域的滁河水系,为滁河左岸最大的一级支流。另外,还包括有内成河、龙蟠河、盛天河、琅琊河、菱溪河等众多河流水系。

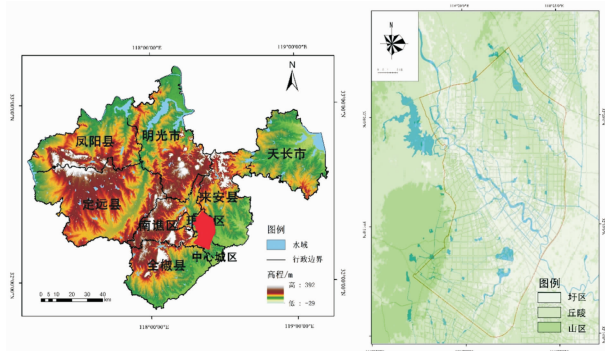


图1 研究区位置

近年来,滁州市中心城区虽然对照国家海绵城市标准,陆续开展了一系列海绵城市工程试点项目,提升了城市防洪排涝标准。但由于研究区受自然地形西高东低、降水量时空分布不均、排涝设施不健全等因素影响,导致城市内涝易发、灾害损失惨重。据统计,1950年后滁州市发生较大洪涝灾害有10次,平均每6a发生一次洪灾。如1991年连续发生两次洪水,总淹没面积约  $18.5 \text{ km}^2$ ,受灾人口达人口总数的  $70\%$ ,农作物受灾面积占播种面积的  $60\%$  以上。2015年梅雨期遭遇特大暴雨,汛期内雨带南北摆动,先后出现四次较强降水过程,导致全市  $66.5$  万人受灾,直接经济损失  $9.5$  亿元。

### 1.2 数据来源

本文使用的研究数据类型、精度以及来源如表1所示。数据预处理主要包括遥感植被数据、内涝风险图层的处理。①遥感数据为MOD13Q1系列的  $250 \text{ m}$  植被指数  $16 \text{ d}$  合成产品,采用MODIS Re-projection Tool工具提取数据波段,并进行镶嵌与

转换投影,基于像元二分模型利用ENVI5.3软件计算植被覆盖度;②内涝风险矢量图层数据来自于滁州市海绵城市专项规划成果,基于区域的地貌、水文特征,使用SWMM模型进行长时间序列降雨径流模拟,计算得出研究区的综合径流系数,以30a一遇的最大24h降雨设置模拟情景,依据淹没深度、积水历时参数将城市内涝风险划分为低风险、中风险和高风险三类。最终,利用ArcGIS10.2对人口经济数据、遥感数据以及基础地理信息数据等进行投影转换,统一空间参考格式为WGS\_1984\_UTM\_zone\_50N,选取滁州市中心城区行政边界数据对各类型数据进行掩膜提取,并将所有指标图层重采样至  $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$  空间分辨率,以便指标的后续处理分析。

## 2 贝叶斯网络模型构建

### 2.1 内涝风险空间优化原理

贝叶斯网络(Bayesian network, BN)亦称贝叶斯信念网络、贝叶斯概率网络,是属于数学模型中的一种,最早由Pearl于1988年提出,之后得到迅速发展并应用于多种领域<sup>[21]</sup>。贝叶斯网络是基于概率推理的图形化网络,包括有向无环图和条件概率表两种表现形式<sup>[22]</sup>,通过变量因子之间复杂的发生概率推理,用来评估复杂的变量因子之间的相关性、事件之间发生的概率等,对于处理具有不确定性、不完整性的问题意义重大<sup>[23-24]</sup>。城市内涝风险的影响因素涵盖自然、社会经济等方面,在合理筛选确定出驱动因子后,通过构建驱动因子与内涝风险图层间的贝叶斯网络模型来实现空间格局优化。本文首先将内涝风险图层和驱动因子进行离散化处理,然后计算不同变量在不同状态等级下与其他变量间的条件概率,并依据条件概率图表和熵差法,获取关键变量条件状态子集,最终设置不同情景得到内涝风险优化区域(图2)。

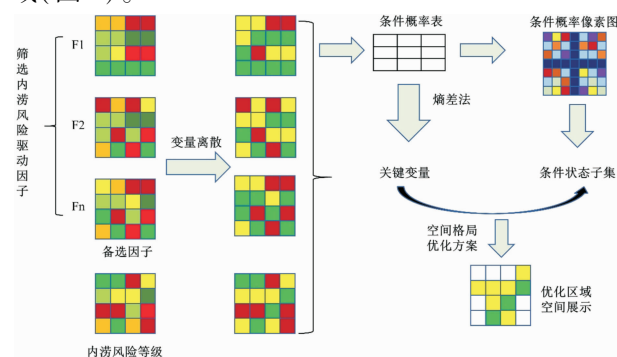


图2 内涝风险空间格局优化原理

### 2.2 条件概率计算

在参考国内外学者的城市内涝风险评估研究基础上,通过比较分析城市内涝风险评价指标体系框架<sup>[25-28]</sup>,选取具有显著影响效应的指标作为驱动因子,主要包括人口密度、地均GDP、海拔高度、坡度、土地利用类型、植被覆盖度、河网密度和房屋密度8个指标,在数据预处理后,通过自然断裂法将各驱动因子离散化为三类状态等级,分类标准与结果如表2所示。

表1 主要数据类型、来源以及精度

数据类型	数据来源	精度	网址
人口密度	World pop	100 m、2015 年	https://www.worldpop.org/
地均 GDP	中国资源环境数据云平台	1 km、2015 年	http://www.resdc.cn/
DEM	地理空间数据云	30 m	http://www.gscloud.cn/
遥感植被数据	地理空间数据云	250 m、2015 年	http://www.gscloud.cn/
基础地理信息数据	滁州市城乡规划局	内涝风险、行政边界、土地利用、道路、水系、建筑等矢量数据	

表2 内涝风险驱动因子离散化标准

指标变量	简写	等级	实际值
人口密度/ (人/hm <sup>2</sup> )	Pop	1	187 ≤ Pop < 1 083
		2	1 083 ≤ Pop < 2 505
		3	2 505 ≤ Pop < 4 290
地均生产 总值/ (万元/hm <sup>2</sup> )	GDP	1	578.96 ≤ GDP < 2 739.81
		2	2 739.81 ≤ GDP < 6 147.75
		3	6 147.75 ≤ GDP < 10 510.26
海拔高度/m	DEM	1	0 ≤ DEM < 15
		2	15 ≤ DEM < 30
		3	30 ≤ DEM < 90
坡度/(°)	Slo	1	0 ≤ Slo < 5
		2	5 ≤ Slo < 10
		3	10 ≤ Slo < 42
土地利用 类型	Lan	1	绿地、水体
		2	行政、教育、居住用地
		3	行政设施、物流仓储、工业用地等
植被覆 盖度/%	Veg	1	26 ≤ Veg < 51
		2	51 ≤ Veg < 64
		3	64 ≤ Veg < 90
河网 密度/%	Riv	1	28 ≤ Riv < 53
		2	53 ≤ Riv < 70
		3	70 ≤ Riv < 89
房屋密度/%	Hou	1	0 ≤ Hou < 17
		2	17 ≤ Hou < 43
		3	43 ≤ Hou < 1

基于贝叶斯网络原理,计算各变量在不同状态等级下的联合概率和条件概率。设有栅格变量  $A$ , 记为  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_i\}$ , 其中  $A_i$  为变量  $A$  在  $i$  等级时的状态。研究区栅格总数记作  $Sum$ , 则变量  $A$  在不同状态下的栅格数量记为  $SumA_i$ ,  $A_i$  发生的概率  $P(A_i)$  为:

$$P(A_i) = \frac{SumA_i}{Sum} \quad (1)$$

另有栅格变量  $B = \{B_1, B_2, \dots, B_j\}$ , 其中  $B_j$  为变量  $B$  在  $j$  等级时的状态。事件  $A_i$  和  $B_j$  同时发生记为  $A_i B_j$ , 则此状态下的栅格像元数量为  $SumA_i B_j$ , 联合概率  $P(A_i B_j)$  为:

$$P(A_i B_j) = \frac{SumA_i B_j}{Sum} \quad (2)$$

而在事件  $B_j$  发生的条件下,事件  $A_i$  发生的概率记为条件概率  $P(A_i | B_j)$ :

$$P(A_i | B_j) = \frac{P(A_i B_j)}{P(B_j)} \quad (3)$$

通过 Python 编程统计各变量不同状态下对应的栅格数,计算变量间两两配对的条件概率,生

成条件概率表,并利用 Python 可视化条件像素概率图。

### 2.3 熵差法确定关键变量

选取对内涝风险贡献度最大的变量,对于评估出可优化状态子集并进行格局优化至关重要。关键变量是指驱动因子对内涝风险结果影响最大的几个变量,本文将关键变量数量设置为 2 个,利用熵差法计算每个驱动因子对于内涝风险结果的熵差度,熵差法计算公式如下:

$$I = |S(R) - S(RV)|; \quad (4)$$

$$S(R) = - \sum_{i=1}^n P(i) \log_2 P(i); \quad (5)$$

$$S(RV) = - \sum_{i=1, e=1}^n P(i, e) \log_2 P(i, e) \quad (6)$$

式中:  $I$  为各变量相对于内涝风险的熵差度,  $I$  取值范围为 0 ~ 1。  $I$  值越小,表明该变量对内涝风险结果影响程度越大,反之  $I$  值越大,说明该变量影响程度越小;  $R$  为内涝风险分级节点,  $S(R)$  为内涝风险的熵;  $RV$  为各变量状态分级节点,  $S(RV)$  为内涝风险和各变量联合发生的熵;  $P(i)$  为变量在状态等级为  $i$  时发生的概率,  $P(e)$  为内涝风险在等级为  $e$  时发生的概率,  $P(i, e)$  为两者联合发生的概率。

### 2.4 空间格局优化情景设置

通过条件概率像素图,将各变量不同等级间的组合称为条件状态子集,为探究何种组合下的内涝风险结果达到最优,需要先限定驱动因子变量的状态等级。本文认为当各变量在不同状态下的组合使低风险发生概率最大,称该条件状态子集为最优状态子集;同理,当各变量在不同状态下的组合使中风险发生概率最大,称该条件子集为次优状态子集;当各变量在不同状态下的组合使高风险发生概率最大,称该条件子集为不宜优化状态子集。然后结合熵值法确定的关键变量,可以获得关键变量最优状态子集与关键变量次优状态子集。最后,设置不同空间优化情景方案,如某区域满足关键变量最优状态子集条件,而内涝风险等级表现为中风险或高风险,将该区域界定为一级优化区;若满足关键变量次优状态子集条件,而内涝风险等级表现为高风险,界定为二级优化区。因此,基于界定的一级优化区、二级优化区,可以获取得到城市内涝风险空间格局优化分布特征。

## 3 结果分析

### 3.1 内涝风险与驱动因子空间分布特征

按照 SWMM 模型的模拟结果,可以得到研究区的内涝风险等级空间分布特征。从风险等级类型所占面积比重来看,低风险等级的区域面积为 169.87 km<sup>2</sup>,所占研究区面积比重最大,达到



79.62%；中风险和高风险等级的区域面积分别为  $6.63 \text{ km}^2$  和  $36.82 \text{ km}^2$ ，所占比重分别为 3.11% 和 17.27%。从空间分布特征来看，内涝风险整体分布特征为中部核心区高于周围边缘区域，沿清流河往外逐步降低(图 3)。高风险区域主要集中在城东的苏滁现代园区、城南组团以及明湖组团，部分位于琅琊新区和研究区的东北边缘区域；中风险集中分布在城东工业组团以及老城组团；低风险区域分布较为广泛，呈现出集中连片式分布的空间特征。

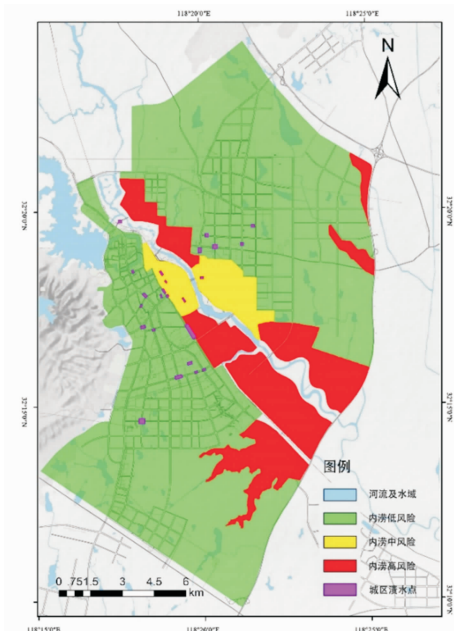


图3 滁州市中心城区内涝风险空间分布

滁州市中心城区人口密度数值范围为  $185 \sim 4\,296 \text{ 人/hm}^2$ ，呈现出向“西部聚拢”的特征，人口活

跃指数较高区域主要集中于琅琊新区(图 4a)；经济密度数值范围为  $573 \sim 10\,566 \text{ 万元/hm}^2$ ，总体呈现出由东至南递增的空间格局，主要经济廊道位于核心区的琅琊新区(图 4b)；海拔高度数值范围为  $0 \sim 90 \text{ m}$ ，整体地势西高东低(图 4c)，大部分位于圩区( $0 \sim 15 \text{ m}$ )或丘陵区( $15 \sim 50 \text{ m}$ )；坡度数值范围为  $0 \sim 42^\circ$ ，城区地形坡度以微坡( $1 \sim 5^\circ$ )和缓坡( $5 \sim 15^\circ$ )为主(图 4d)，有利于缓解内涝风险；土地利用类型以居住用地和工业用地为主，其中居住用地主要分布在城区西南部，工业用地主要分布在城区东北部(图 4e)；2015 年的植被覆盖度数值范围为  $0.25 \sim 0.90$ ，总体呈现出“包围式递减”的空间分布特征，中心城区的边缘区域数值较高，而核心区域的琅琊新区以及城北工业组团数值较低(图 4f)；河网密度数值范围为  $0.28 \sim 0.89$ ，相对而言城南新区和清流河东片新区河网密布，水面、绿地面积较大(图 4g)；老城区的房屋密度高，建筑、路面等不透水面占的比例较大；新城区的房屋密度相对较低，地面硬化程度也相对较低(图 4h)。

### 3.2 条件状态子集分析

因滁州市内涝风险等级划分为低风险、中风险和高风险三级，按照划分节点，将筛选出的驱动变量离散化为 3 个等级。根据贝叶斯网络模型原理，生成内涝风险与驱动变量的条件概率表，并可视化表达为条件概率像素图(图 5)。图 5 中横纵坐标是每个变量的不同状态等级，纵坐标代表事件 A，横坐标代表事件 B，两两状态等级所对应的色块表示 B 事件发生限制下 A 事件发生的条件概率，且颜色由蓝到红表示条件概率数值从 0 到 1 逐渐加强。图中最右一列九宫格表示当内涝风险处于不同等级时，各变量不同状态等级发生的条件概率；最下方一行九宫格则表示当某一变量在不同状态等级时，内涝风险不同等级发生的条件概率。

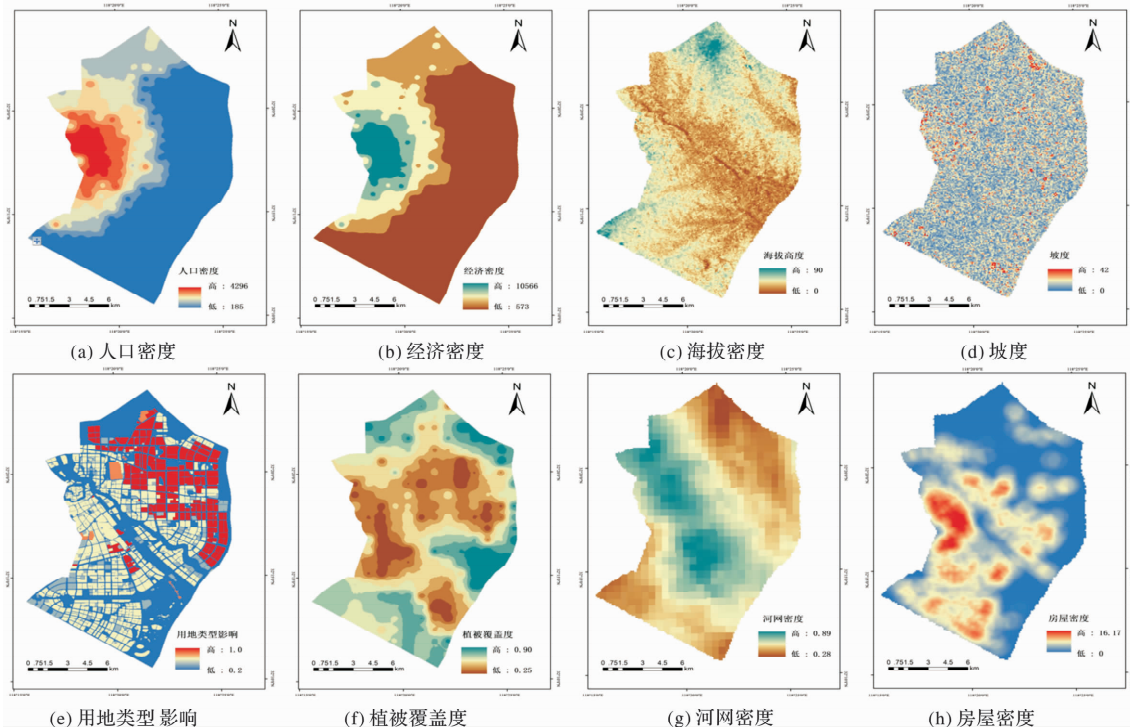


图4 内涝风险驱动因子空间分布

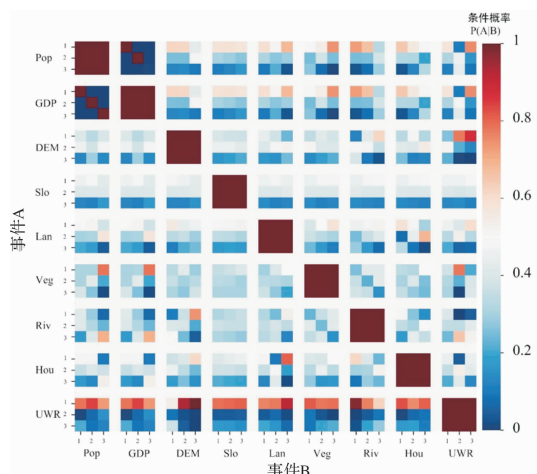


图5 条件概率像素图

从条件概率像素图中可以发现, 最优状态子集为  $\{Pop = 1; GDP = 1; DEM = 2; Slo = 1; lan = 1; Veg = 1; Riv = 1; Hou = 1\}$ ; 次优状态子集为  $\{Pop = 2; GDP = 2; DEM = 1; Slo = 1; lan = 2; Veg = 1; Riv = 3; Hou = 2\}$ ; 不宜优化状态子集为  $\{Pop = 1; GDP = 1; DEM = 1; Slo = 1; lan = 1; Veg = 3; Riv = 3; Hou = 1\}$ 。利用熵差法计算公式, 评估各变量与内涝风险的关联程度, 熵差度数值越小表示该变量对内涝风险的影响程度越大。按照熵差度数值排序(表3), 其中, 河网密度变量同内涝风险的关联程度最大, 熵差度为 0.446, 其次为植被覆盖度, 熵差度为 0.560, 人口密度和地均生产总值的影响程度相当, 熵差度分别为 0.632 和 0.633, 坡度、土地利用类型和房屋密度的熵差度紧随其后, 海拔高度对内涝风险的影响程度最不显著。取熵差度前 2 的变量作为内涝风险的关键变量, 即选取河网密度和植被覆盖度作为关键变量, 结合条件状态子集分析结果, 可以得到关键变量最优状态子集为  $\{Veg = 1; Riv = 1\}$ , 其中  $P(UWR = 1 | Veg = 1) = 0.816$ ,  $P(UWR = 1 | Riv = 1) = 0.978$ ; 关键变量次优状态子集为  $\{Veg = 1; Riv = 3\}$ , 其中  $P(UWR = 2 | Veg = 1) = 0.092$ ,  $P(UWR = 2 | Riv = 3) = 0.041$ ; 关键变量不宜优化状态子集为  $\{Veg = 3; Riv = 3\}$ , 其中  $P(UWR = 3 | Veg = 3) = 0.213$ ,  $P(UWR = 2 | Riv = 3) = 0.281$ 。从空间分布来看, 条件状态子集整体呈现出集中分布的空间特征, 其中, 符合关键变量最优状态子集的区域分布范围较广, 主要集中在城东工业组团、老城组团边缘区以及明湖组团南部; 符合关键变量次优状态子集区域主要分布在老城组团以及城东工业组团边缘区; 符合不宜优化状态子集区域主要分布在琅琊新区南部以及现代产业园区南部(图6)。

表3 各驱动因子的熵差度

驱动因子	Pop	GDP	DEM	Slo	Lan	Veg	Riv	Hou
熵差度	0.632	0.633	0.958	0.681	0.756	0.560	0.446	0.753

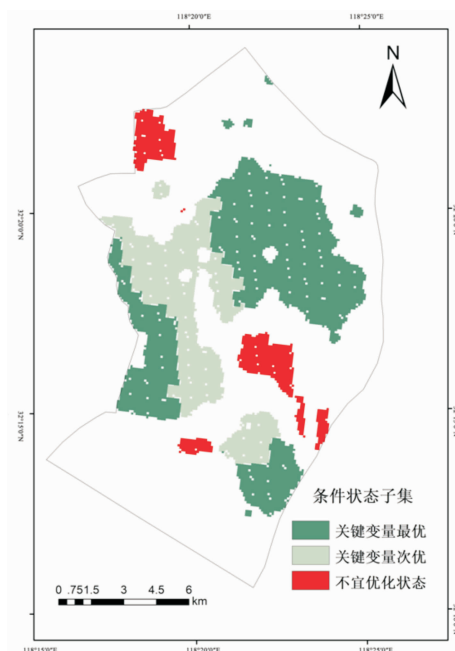


图6 条件状态子集

### 3.3 内涝风险空间格局优化

依据设置的优化情景方案, 可以得到城市内涝风险的空间格局优化区域(图7)。

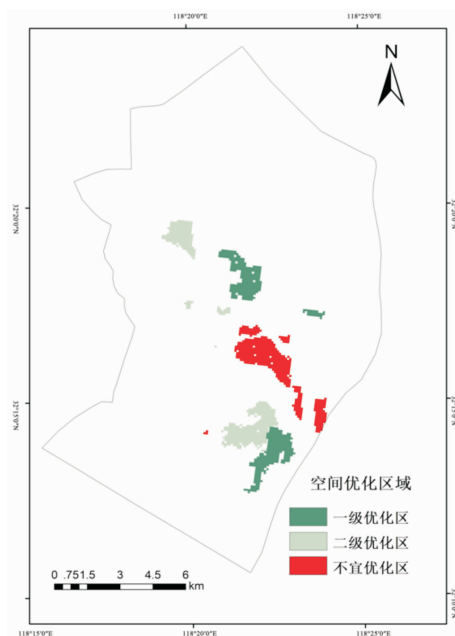


图7 内涝风险空间格局优化区域

一级优化区为满足关键变量最优状态子集  $\{Veg = 1; Riv = 1\}$  条件, 而栅格像元表现为中风险或高风险的区域, 该类区域面积达到  $5.14 \text{ km}^2$ , 主要分布在城东工业组团南部以及明湖组团北部。二级优化区为满足关键变量次优状态子集  $\{Veg = 1; Riv = 3\}$ , 而栅格像元表现为高风险区域, 该类区域面积达到  $4.79 \text{ km}^2$ , 主要分布在琅琊新区东部以及明湖组团东部。不宜优化区满足关键变量不宜优化状态子集  $\{Veg = 3; Riv = 3\}$  条件, 而栅格

像元表现为中风险或高风险,该类区域面积达到 4.73 km<sup>2</sup>, 主要集中分布在研究区的现代产业园区南部。针对一级优化区和二级优化区,需以降低内涝风险为目标导向,并依据空间格局优化分析结果服务于城市规划建设工作。如应合理安排绿化工程与布局绿地系统,首先在城市生态网络 and 海绵城市建设基础上,通过建设雨水花园、下凹式绿地、人工湿地等措施,增强公园和绿地系统的城市海绵体功能,消纳自身雨水,并为蓄滞周边区域雨水提供空间。通过透水性铺装,选用耐水湿、吸附净化能力强的植物等,建设下沉式绿地、城市湿地公园等,提升城市绿地汇聚雨水、蓄洪排涝、补充地下水、净化水质等功能。另外,应开展排水防涝工程,增加调蓄池、调蓄塘等设施,同时结合城市污水管网、排水防涝设施改造建设,减缓河网密集处的内涝风险。

## 4 结论与讨论

### 4.1 结论

本文在综合防灾减灾下的城市安全发展时代背景下,从城市内涝风险空间格局优化视角出发,选取滁州市中心城区为案例区域,运用贝叶斯网络模型原理,以空间可视化方式对研究区的内涝风险可优化区域进行了探讨分析。主要结论如下:

(1)滁州市是内涝灾害多发城市之一,灾害发生后影响严重、波及范围广。基于 SWMM 模型进行长时间序列降雨径流模拟,将城市内涝风险划分为低风险、中风险和高风险三级。在空间分布上,高风险主要位于城东的滁现代园区、城南组团以及明湖组团,而中风险集中分布在城东工业组团以及老城组团。

(2)综合考虑自然环境与社会经济等要素,选取了人口密度、地均生产总值、海拔高度、坡度、土地利用类型、植被覆盖度、河网密度和房屋密度 8 个指标作为驱动因子。根据条件概率和熵差度的计算结果,确定内涝风险的关键变量最优状态子集为  $\{Veg = 1; Riv = 1\}$ , 关键变量次优状态子集为  $\{Veg = 1; Riv = 3\}$ , 关键变量不宜优化状态子集为  $\{Veg = 3; Riv = 3\}$ 。

(3)基于条件状态子集分析结果,将空间格局优化区域划分为一级优化区、二级优化区和不宜优化区。一级优化区面积为 5.74 km<sup>2</sup>, 主要位于城东工业组团南部以及明湖组团北部;二级优化区面积为 4.79 km<sup>2</sup>, 主要位于琅琊新区东部以及明湖组团东部;不宜优化区面积为 4.73 km<sup>2</sup>, 主要位于现代产业园区南部。

### 4.2 讨论

贝叶斯网络模型以图形化的拓扑结构,能够清晰的表达因素间的因果关系或独立语义,并且节点的条件概率表达与父节点的强弱依赖关系,是定性定量描述的统一。在本文中,通过贝叶

斯网络得到了滁州市中心城区内涝风险的一级优化区、二级优化区以及不宜优化区,并根据分析结果,对一级、二级优化区提出了相应的具体优化措施。在对研究区内的 22 775 条案例数据进行交叉验证过后,计算出模型的总体精度为 86.76%,表明该模型的评估结果有良好的识别度,具有一定的参考价值。当然,该模型也存在一定的缺陷和不足之处,不确定性主要包括结构不确定、输入数据不确定、参数不确定。结构不确定是在构建贝叶斯网络时,没有考虑各指标间可能存在的相互依赖关系。实际上,驱动因子变量之间关系错综复杂,构建模型时应当有更多的领域专家参与其中;输入数据的不确定性是指只考虑了具有空间异质性的变量,而驱动因子涵盖自然、经济、社会、政策等多方面因素。本文虽已经尽可能全面的选取驱动因子,但由于数据来源不可获取或难以空间化等原因的限制,故而未能全方位反应城市内涝风险的优化影响机制。后续研究中应综合考虑更多的因子以使研究结果更加贴合实际情况,如增加政府管理响应、土壤质地等方面因子;模型参数的不确定性是由贝叶斯网络节点的状态划分产生的,本文使用 ArcGIS 的自然断裂法为网络中的驱动因子变量分级,还可以采用更精确的方式为节点变量分类,如利用文献资料或专家知识为离散变量分级。总体来说,本文构建了一种开放式的城市内涝风险空间格局优化模型,未来可以结合气象、土地利用的模拟等对内涝风险优化结果进行更加细致的预测验证,或者结合多情景分析探讨变化中的多个因子间的不确定性关系,使研究成果进一步深化。

## 参考文献:

- [1] 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.
- [2] 陈伟珂,刘国义.城市内涝灾害防治困境的突破——基于数据治理模式的研究[J].灾害学,2021,36(1):42-47.
- [3] 赵丽元,韦佳伶.城市建设对暴雨内涝空间分布的影响研究——以武汉市主城区为例[J].地理科学进展,2020,39(11):1898-1908.
- [4] LOUISE B, KARIN W, ISADORA D M T, et al. Urban flood resilience: A multi-criteria index to integrate flood resilience into urban planning [J]. Journal of Hydrology, 2019, 573(6): 970-982.
- [5] 陈昆仑,许红梅,李志刚,等.快速城市化下的武汉城市暴雨渍水空间特征及发生机制[J].经济地理,2020,40(5):129-135.
- [6] 张菲菲,赵强强.我国城市内涝灾害研究进展[J].资源开发与市场,2019,35(12):1457-1461.
- [7] QUAN R S. Rainstorm waterlogging risk assessment in central urban area of Shanghai based on multiple scenario simulation [J]. Scientia Geographica Sinica, 2011, 73(3): 1569-1585.
- [8] 朱呈浩,夏军强,陈倩,等.基于 SWMM 模型的城市洪涝过程模拟及风险评估[J].灾害学,2018,33(2):224-230.
- [9] LI K, WU S, DAI E, et al. Flood loss analysis and quantitative risk assessment in China [J]. Natural Hazards, 2012, 63(2): 737-760.

- [10] 吴先华,周蕾,吉中会,等.城市暴雨内涝灾害经济损失评估系统开发研究——以深圳市龙华新区为例[J].自然灾害学报,2017,26(5):71-82.
- [11] 陈鹏,赵洪阳,张继权,等.城市内涝灾害受灾人口评估方法与实证研究:以哈尔滨市道里区为例[J].地理科学,2020,40(1):158-164.
- [12] 廖永丰,赵飞,邓岚,等.城市内涝灾害居民室内财产损失评价模型研究[J].灾害学,2017,32(2):7-12.
- [13] 孙超,钟少波,邓羽.基于暴雨内涝灾害情景推演的北京市应急救援方案评估与决策优化[J].地理学报,2017,72(5):804-816.
- [14] 李若男.高精度城市暴雨内涝灾害危险性模拟与韧性优化策略研究[D].上海:华东师范大学,2019:51-67.
- [15] 苏伟忠,马丽雅,陈爽,等.城市生态空间冲突分析与系统优化方法[J].自然资源学报,2020,35(3):601-613.
- [16] ARKEMA K K, VERUTES G M, WOOD S A, et al. Embedding ecosystem services in coastal planning leads to better outcomes for people and nature[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2015, 112(24): 7390-7395.
- [17] ELSAWAH S, PIERCE S A, HAMILTON S H, et al. An overview of the system dynamics process for integrated modelling of socio-ecological systems; Lessons on good modelling practice from five case studies[J]. Environmental Modelling and Software, 2017, 93: 127-145.
- [18] 梁志承,赵耀龙,付迎春.耦合蚁群算法和SCS-CN水文模型的城市不透水面空间格局优化[J].地球信息科学学报,2017,19(10):1315-1326.
- [19] FENG Y, LIU Y. A heuristic cellular automata approach for modelling urban land-use change based on simulated annealing[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2013, 27(3): 449-466.
- [20] YANG H, ZHAI G, ZHANG Y. Ecological vulnerability assessment and spatial pattern optimization of resource-based cities: A case study of Huaibei City, China[J]. Human and Ecological Risk Assessment, 2021, 27(3): 606-625.
- [21] TSAMARDINOS I. The max-min hill-climbing Bayesian network structure learning algorithm[J]. Machine Learning, 2006, 65: 31-78.
- [22] HART B T, POLLINO C A. Increased Use of Bayesian Network Models Will Improve Ecological Risk Assessments[J]. Human and Ecological Risk Assessment, 2008, 14(5): 851-853.
- [23] 李婷,李晶,王彦泽,等.关中-天水经济区生态系统固碳服务空间流动及格局优化[J].中国农业科学,2017,50(20):3953-3969.
- [24] 秦克玉.生态脆弱性评估及其空间格局优化研究[D].青岛:中国科学院大学(中国科学院海洋研究所),2019:93-101.
- [25] 潘旖鹏.城市内涝灾害风险综合评价研究[D].郑州:郑州大学,2020:14-33.
- [26] 薛晓萍,马俊,李鸿怡.基于GIS的乡镇洪涝灾害风险评估与区划技术——以山东省淄博市临淄区为例[J].灾害学,2012,27(4):71-74,91.
- [27] 尹占娥,许世远,殷杰,等.基于小尺度的城市暴雨内涝灾害情景模拟与风险评估[J].地理学报,2010,65(5):553-562.
- [28] RANA I A, ROUTHAY J K. Integrated methodology for flood risk assessment and application in urban communities of Pakistan[J]. Natural Hazards, 2018, 91(1): 239-266.

## Pattern Optimization of Urban Waterlogging Risk based on Bayesian Belief Networks: A Case Study of Chuzhou Central City, Anhui

YANG Haifeng, ZHAI Guofang, GE Yifu and ZHONG Guangchun

(School of Architecture and Planning, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

**Abstract:** Waterlogging disaster has become a normal occurrence in urban flood season. Based on systematic waterlogging risk assessment results, scientific spatial pattern optimization design is conducive to urban planning and management decisions. Taking Chuzhou central city, one of the representative waterlogging prone area, as a case study area, we select the driving factors of waterlogging risk, construct Bayesian network, and use the results of conditional probability and entropy difference method to identify conditional state subsets of key variables. Finally, we set spatial optimization scenarios to obtain the spatial distribution of optimization area, secondary optimization area and unfavorable optimization area. The results show that the spatial distribution of waterlogging risk is higher in the central core area than in the surrounding marginal areas, and gradually decreases along the Qingliu River. The conditional state subset  $\{Veg = 1; Riv = 1\}$  is the optimal state subset of key variables,  $\{Veg = 1; Riv = 3\}$  is the suboptimal subset of key variables, and  $\{Veg = 3; RIV = 3\}$  is the unoptimal state subset of key variables. The area of the first and second level optimized areas is  $5.14 \text{ km}^2$  and  $4.79 \text{ km}^2$  respectively, and the improvement measures of reasonable distribution of green space system and construction of waterlogging prevention projects are proposed.

**Key words:** waterlogging risk; Bayesian belief networks; spatial pattern optimization; driving factors; Chuzhou central city