

基于BOA-SVM模型的区域洪水灾害风险评估与驱动机制

刘东^{1,2} 杨丹¹ 张亮亮^{1,3} 李佳民⁴ 赵丹¹

(1. 东北农业大学水利与土木工程学院, 哈尔滨 150030; 2. 农业农村部农业水资源高效利用重点实验室, 哈尔滨 150030; 3. 清华大学水圈科学与水利工程全国重点实验室, 北京 100084; 4. 黑龙江省泥河水库管理处, 兰西 151500)

摘要: 针对区域洪水灾害风险定量评估方法精度不足问题, 构建了一种基于蝴蝶优化算法改进的支持向量机模型 (Butterfly optimization algorithm - support vector machine, BOA-SVM), 并将其应用于黑龙江省近 15 年的洪水灾害风险评估与时空特征分析。结果表明: 研究时段内, 黑龙江省总体洪水风险水平前期升降变化明显, 而后期逐渐趋于平稳, 并呈现西北部高、东南部低的空间分布格局。其中, 大庆地区洪水风险水平最低, 绥化地区风险水平最高, 其余地区风险水平随年际变化有明显下降趋势。产水模数、人均 GDP、月强降水量、农林渔业总产值占比、人口自然增长率、每万人拥有卫生机构床位数、万公顷水库总库容为洪水风险变化的关键驱动因子。构建的 BOA-SVM 模型与传统支持向量机模型 (Support vector machine, SVM) 和基于帝国竞争算法改进的支持向量机模型 (Imperialist competitive algorithm - support vector machine, ICA-SVM) 相比, 平均绝对误差 (MAE) 分别降低 38.15% 和 9.18%, 均方误差 (MSE) 分别降低 58.5% 和 21.56%, 平均绝对百分比误差 (MAPE) 分别降低 35.23% 和 11.42%、决定系数 (R^2) 分别增长 0.62% 和 0.12%, 说明 BOA-SVM 模型在拟合性、适配性、稳定性、可靠性以及评估精度等方面更具优势。研究成果可为洪水灾害风险评估提供一种新模型, 同时可为有效调控和降低区域洪水灾害风险提供参考。

关键词: 洪水灾害; 风险评估; 驱动机制; 蝴蝶优化算法; 支持向量机模型

中图分类号: S271 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)10-0304-12 OSID: 

Regional Flood Disaster Risk Assessment and Driving Mechanism Based on BOA-SVM Model

LIU Dong^{1,2} YANG Dan¹ ZHANG Liangliang^{1,3} LI Jiamin⁴ ZHAO Dan¹

(1. School of Water Conservancy and Civil Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China
2. Key Laboratory of Efficient Utilization of Agricultural Water Resources, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Harbin 150030, China
3. State Key Laboratory of Hydrosience and Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China
4. Nihe Reservoir Management Office of Heilongjiang Province, Lanxi 151500, China)

Abstract: Aiming at the problem of insufficient accuracy of the regional flood disaster risk quantitative assessment method, an improved support vector machine model based on the butterfly optimization algorithm was constructed and applied to the flood disaster risk assessment and spatio-temporal characteristics analysis in Heilongjiang Province in the past 15 years. The results showed that during the study period, the overall flood risk level in Heilongjiang Province fluctuated significantly in the early stage, but gradually stabilized in the later stage, and showed a spatial distribution pattern of high in the northwest and low in the southeast. Among them, the flood risk level in the Daqing area was the lowest, the risk level in the Suihua area was the highest, and the risk level in the rest of the areas had a clear downward trend with the inter-annual variation. Water production modulus, per capita GDP, monthly strongest precipitation, proportion of total output value of agriculture, forestry and fishery, natural population growth rate, number of health care beds per 10 000 people, and total storage capacity of 10 000 hectares of reservoirs were the key driving factors for changes in flood risk. Compared with the

收稿日期: 2023-03-22 修回日期: 2023-04-15
基金项目: 国家自然科学基金项目(52179008, 51579044, 41071053)、国家杰出青年科学基金项目(51825901)、国家自然科学基金联合基金项目(U20A20318)和清华大学水圈科学与水利工程全国重点实验室开放基金项目(sklhse-2023-A-04)
作者简介: 刘东(1972—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事水土资源优化利用与管理研究, E-mail: liudong5511@sina.com
通信作者: 张亮亮(1990—), 男, 讲师, 博士, 主要从事旱涝灾害系统评估研究, E-mail: zhangliangliang@neau.edu.cn

traditional support vector machine model and the improved support vector machine model based on the imperialist competitive algorithm, the constructed BOA-SVM model, mean absolute error was decreased by 38.15% and 9.18%, the mean square error was decreased by 58.5% and 21.56%, the mean absolute percentage error was decreased by 35.23% and 11.42%, respectively, and the model fit was excellent. The coefficient of determination was increased by 0.62% and 0.12% respectively, indicating that the BOA-SVM model had more advantages in terms of fit, adaptability, stability, reliability and evaluation accuracy. The research results can provide a model for flood disaster risk assessment, and provide reference for effective regulation and reduction of regional flood disaster risk.

Key words: flood disaster; risk assessment; driving mechanism; butterfly optimization algorithm; support vector machine model

0 引言

在联合国公布并重点关注的 15 种自然灾害中,洪水灾害是辐射范围最广、发生频次最高、破坏力最强的自然灾害之一^[1]。仅 2021 年由洪灾引致的经济损失就高达 8.20×10^{10} 美元,占全球自然灾害相关经济损失的 31%^[2],每年死于洪水的人数占因自然灾害死亡总人数的 55%^[3]。伴随着全球气候变暖而带来的恶劣气候变化、极端降水、海平面上升等现象,都增加了洪水灾害的发生频率和强度,预计到 2050 年由洪水灾害引发的风险将增加 3 倍^[4]。洪水风险管理已成为诸多国家面临的重大挑战,采用综合性的防灾减灾措施来抵御洪水灾害,保障社会安全已成为防洪减灾科技领域的共识和当务之急^[5]。

“风险”一词最早见于 19 世纪末的西方经济学领域^[6],其作为经济社会运行不可分割的一部分,持续存在于自然生态与人类社会环境中^[7]。风险的核心内涵为:在特定环境下、特定时间内,某种损失发生的可能性^[8-9]。关于风险的定义众多,涉及自然、政治、经济等多个领域,目前还没有一个被广泛接受的定义。美国风险协会指出^[10],由于不同学者的研究视角不同,无法形成统一的风险定义。但风险的性质一致,通常被认定为对未来损失的一种不确定描述^[11]。由于风险无法完全消除,唯一应对途径就是对其进行科学管理。洪水风险评估作为风险管理的第一步^[12],也是最重要的一步,持续受到国内外学者的广泛关注。当前,灾害风险评估研究已成为灾害学、环境科学、生态学等诸多学科领域的研究热点^[13]。

随着风险评估方法的不断发展,越来越多的方法被应用于洪水灾害风险评估,具体可分为统计分析法、情景模拟法、多准则决策分析法、机器学习法 4 类^[14-17]。统计分析法需要依赖于足够长的历史数据,以高质量的现场记录为基础进行评估。但该方法受数据限制较大,对于数据短缺地区,缺乏泛化

能力。情景模拟法是应用水力学或水动力学模型建立相关因素与洪水之间的联系^[18],进而对洪水风险进行评估。但高准确性的模拟评估结果往往以输入大量高分辨率数据为前提,且需要使用具有足够计算能力的特定硬件来处理复杂的数据和进行模型模拟^[19]。多准则决策分析法可以兼顾多个利益攸关的目标、观点、可行的替代方案和评估标准^[20],但在风险量化关键步骤的指标权重分配上,通常使用专家评分、层次分析、模糊综合评价等具有较强主观性的方法,限制了其可靠性^[21]。机器学习法通过机器学习模型智能学习并衡量洪水的多种特征信息,避免了权重设定的主观性,评价更具优势。

近年来,越来越多的机器学习模型被应用于洪水灾害评估领域。LI 等^[22]基于 Logistic 回归、朴素贝叶斯、自适应增强算法以及随机森林 4 种机器学习模型,对全球 4 级流域进行了风险评估并得到全球敏感性分析图。ZHI 等^[23]提出了一种城市洪水风险 3DVAAM-PP-PSO 评估模型,实现了多视角地直观分析淹没水深与面积的动态变化。ESFANDIARI 等^[24]将最近排水模型初步生成的洪水预报图作为随机森林模型的训练样本,选用海拔、坡度、坡向、河流间距和土地利用情况 5 项数据作为洪水制图的条件因子,形成动态的洪水范围评估。CHEN 等^[25]依据 DPSIR 模型构建了洪水风险管理框架,为长三角地区的防汛、减灾和应急管理提供了决策支持。

然而在模型选择上,人工神经网络(ANN)的参数难以设定,收敛速度较慢、稳定性较差、易出现陷于局部最小化的问题^[26];随机森林模型(RF)易在噪声较大的样本集上存在过拟合现象^[27];而支持向量机(SVM)模型具有坚实的理论基础和良好的泛化能力,在小样本数据、高维问题、非线性特征的处理上具有高准确性,为洪水灾害精确评估提供了保证^[28]。LIU 等^[29]构建了基于改进自私兽群算法的支持向量机模型(EO-SHO-SVR)来提高区域洪水灾害恢复力的评价精度;MOHAMMADI 等^[30]提出

了基于 SVM 模型的入侵检测和特征选择系统来检测各种类型的异常和入侵,表明与 SVM 相结合可以提高入侵检测系统的检测率和准确率。由此可见,SVM 模型在各领域的研究中都表现出优良的性能,但其在寻优速度和拟合精度上仍有待提高。

蝴蝶优化算法(BOA)是 ARORA 等^[31]于 2019 年提出的一种受自然启发的全局优化元启发式智能算法。BOA 算法需要处理的自适应参数少、在开发探究中平衡性能高,使其在短期内被应用于多领域的优化问题中^[32]。鉴于 BOA 的强搜索能力、高鲁棒性和强自适应性等特征^[33-35],本研究采用 BOA 算法优化 SVM 模型以获得更加精准的洪水灾害评估结果。在此基础上,通过模型内置的多指标权重确定洪水灾害风险的关键影响因子,进而识别其驱动机制,为相关决策部门提供科技支撑。

1 研究区域概况与数据来源

1.1 研究区域概况

黑龙江省坐落于中国的最北端,总占地面积为 $4.73 \times 10^6 \text{ km}^2$,下辖 13 个地市区,如图 1 所示。黑龙江省粮食产量连续 13 年位列全国第一,不仅能够稳定全省经济社会发展、也是保障国家粮食安全的“压舱石”。其优良的土壤环境和利于作物生长的雨热特征使其具有独特的农业生产优势^[36],全省年平均降水量较大,但仍存在降水年际波动性大且年内分配不均的问题,使极端气候事件多发。如 1998 年,松花江、嫩江发生的特大洪水灾害造成了严重的经济损失与人员伤亡;2013 年,黑龙江省发生特大洪水灾害,使建三江分公司周边县市及农场耕地与农作物受灾,粮食作物大规模减产;2021 年,洪水灾害致使黑龙江省各地区 4.2×10^4 人受灾, 1.9×10^4 人紧急转移安置, $6 \times 10^4 \text{ hm}^2$ 农作物受灾,造成直接经济损失 2.2×10^8 元^[37],洪水灾害的频繁发生对黑龙江省经济社会可持续发展造成了极大的威胁。因此,有必要在黑龙江省开展洪水灾害风险的定量

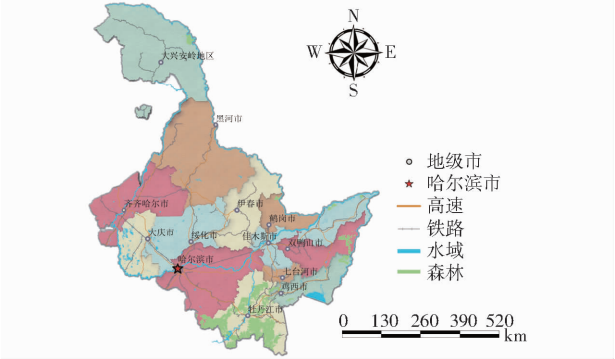


图 1 黑龙江省行政区划
Fig. 1 Administrative division of Heilongjiang Province

评估和归因分析。
1.2 数据来源
研究数据源自《黑龙江省统计年鉴》(2004—2018 年)、《黑龙江省水利综合年报》(2003—2017 年)及 13 个地市区统计年鉴(2004—2018 年),经整理与计算得到自然、经济、社会等相关指标数据。

2 研究方法

2.1 洪水灾害风险评估指标体系概念框架

灾害系统理论是从灾害的诱因、孕育和损失出发,认定为由致灾因子、孕灾环境和承灾体构成的综合产物^[38]。致灾因子是灾害产生的条件,孕灾环境是放大或缩小灾害的必然要素,承灾体是洪水灾害的直接作用对象,三者所具备的危险性、暴露性和脆弱性综合形成了灾害风险^[39]。除去以上 3 要素,人类在防灾减灾中发挥的作用同样重要,即防灾减灾能力。在区域灾害系统理论基础上,将防灾减灾能力纳入洪水灾害系统评估中,使人类在抵御洪灾中的作用得到充分考量,使洪水灾害风险评估更具有科学性和完备性。因此,在以区域灾害系统“三因子”理论的基础上融入防灾减灾能力,即以“四因子”理论^[40-41]为基础,选用致灾因子、孕灾环境、承灾体和防灾减灾能力 4 个指标约束维度,构建黑龙江省洪水灾害风险评估综合表征指标体系,其概念框架如图 2 所示。

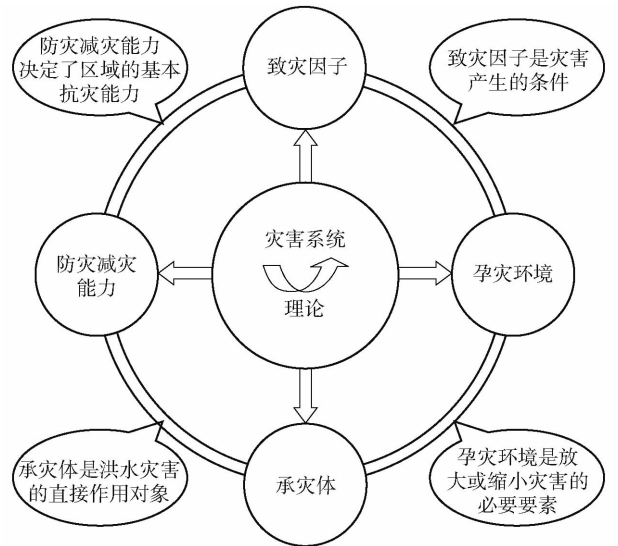


图 2 区域灾害系统理论概念框架
Fig. 2 Theoretical conceptual framework of regional disaster system

2.2 基于蝴蝶优化算法改进的支持向量机模型

2.2.1 支持向量机模型基本原理

支持向量机模型通过变换函数对数据集进行回归,旨在创建两个类别之间的决策边界并使分类间隔最大^[42],即在样本空间中构建一个超平面来区分

训练样本,使得训练样本距离超平面有最小值。该超平面公式为

$$\omega\varphi(X)+b=0 \tag{1}$$

式中 ω ——权重系数
 b ——偏差量
 $\varphi(X)$ ——非线性映射函数

为在一定程度上克服模型无法完成严格分类、过拟合等问题,引入松弛变量 ζ_i 和惩罚参数 $C(C>0)$ 来提高模型的泛化能力,将线性不可分的线性支持向量机问题变成凸二次规划问题,计算式为

$$\min\left(\frac{1}{2}\|\omega\|^2+C\sum_{i=1}^N\zeta_i\right)=0 \tag{2}$$

$$\text{s.t. } y_i(\omega^T\varphi(x_i)+b)\geq 1-\zeta_i \tag{3}$$

式中 x_i ——第 i 个训练样本
 y_i ——第 i 个样本的正负类别,为 $[-1,1]$
 $\{(x_i,y_i),i=1,2,\cdots,N\}$ 为训练样本集。

在此基础上,通过引入拉格朗日函数

$$\min_{\omega,b,\zeta}L(\omega,b,\zeta_i)=-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^N\sum_{j=1}^N\alpha_i\alpha_jy_iy_j(x_ix_j)+\sum_{i=1}^N\alpha_i \tag{4}$$

式中 α_i ——拉格朗日因子

将式(4)转换为对偶形式,其中核函数可以将数据映射到高维,得到最优分割超平面,求得回归函数为

$$\sum_{i=1}^N\alpha_iy_iK(x,x_i)+b^*=0 \tag{5}$$

其中 $K(x,x_i)=\phi(x)\phi(x_i)$ (6)

式中 $K(x,x_i)$ ——核函数
 $\phi(x)$ ——映射函数

在众多核函数对比中,高斯函数具有参数少、收敛速度快、学习能力强等优点,故本文选用高斯径向函数构建支持向量机模型,表达式为

$$K(x,x_i)=\exp\left(-\frac{\|x-x_i\|^2}{2\lambda^2}\right) \tag{7}$$

式中 λ ——核函数参数

2.2.2 蝴蝶优化算法(BOA)基本原理

蝴蝶优化算法(BOA)是通过模拟蝴蝶搜索食物和交配行为而衍生出的一种智能优化算法^[31]。在 BOA 算法中,每只蝴蝶都会散发出属于自己的独特香味。蝴蝶能够感知空气中食物的来源,同样也能感知到其它蝴蝶散发出来的香味,并随着散发香味更浓的蝴蝶移动,香味浓度公式为

$$f=cl^a \tag{8}$$

式中 f ——蝴蝶散发香味的浓度
 c ——感知形态 l ——刺激强度
 a ——幂指数,取 $[0,1]$

当 $a=1$ 时,意味着蝴蝶不吸收香味,指特定蝴蝶散发的香味被相同的蝴蝶感知到;这种情况下,相当于香味在理想环境中传播,可以在域中各个地方感应到散发香味的蝴蝶,进而可以轻易达到一个单一的全局最优值。

为用搜索算法证明上述情况,将蝴蝶的特征理想化,设置了以下假设条例:①所有蝴蝶都能散发出一些香味,蝴蝶之间凭借香味相互吸引和交换信息。②蝴蝶会发生随机移动或者朝着香味浓度强的蝴蝶发生定向移动。

针对不同问题来定义不同适应度函数,BOA 算法可以分为 3 个步骤:

步骤 1:初始化阶段。在搜索空间中随机生成蝴蝶位置,计算并储存每只蝴蝶位置和适应度。

步骤 2:迭代阶段。由算法执行多次迭代,在每次迭代中,搜索空间中蝴蝶都移到新的位置,然后重新计算其适应度。将随机生成的蝴蝶种群的适应度进行排序,找到蝴蝶在搜索空间中的最佳位置。

步骤 3:结束阶段。在上一阶段中,蝴蝶移动后会利用香味公式在新的位置产生香味。

(1)当蝴蝶能够感知到大于自身香味而发生移动时,这个阶段称为全局搜索,公式为

$$x_i^{t+1}=x_i^t+(r^2g^*-x_i^t)f_i \tag{9}$$

式中 x_i^t ——在迭代 t 次时第 i 只蝴蝶的位置
 r —— $[0,1]$ 之间的随机数
 g^* ——迭代 t 次内的最佳蝴蝶,即最优解
 f_i ——第 i 只蝴蝶的香味浓度

(2)当蝴蝶不能感知到其他蝴蝶的香味浓度时,发生随机移动,这个阶段为局部搜索阶段,公式为

$$x_i^{t+1}=x_i^t+(r^2x_j^t-x_k^t)f_i \tag{10}$$

式中 x_j^t ——解空间内第 j 只蝴蝶的位置
 x_k^t ——解空间内第 k 只蝴蝶的位置

全局搜索与局部搜索发生在蝴蝶觅食过程中,因此需要设置一个转换概率来对频繁出现的全局搜索与密集出现的局部搜索进行转换。 r 的作用是与转换概率 p 进行比较来决定是发生全局搜索还是局部搜索, r 的计算公式为

$$r=\text{rand}(0,1) \tag{11}$$

达到最大迭代次数后,若满足预设条件,则终止条件,输出最优值,反之将从步骤 2 重新开始。

2.2.3 BOA - SVM 模型构建

选择支持向量机中惩罚参数 C 和核函数参数 λ 作蝴蝶种群的搜索个体,以训练样本的均方误差(MSE)为目标函数,构建 BOA - SVM 模型来实现对 C 和 λ 的迭代优化,具体步骤如下:

步骤 1:收集洪水灾害风险各项指标数据作为特征数据,制作训练样本集。

步骤 2:初始化蝴蝶种群搜索个体即惩罚参数 C 和核函数参数 λ 。

步骤 3:确定适应度函数为均方误差 (MSE),数学表达式为

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y'_i - y''_i)^2 \tag{12}$$

式中 m ——训练样本数量

y'_i ——第 i 次迭代时的真实值

y''_i ——第 i 次迭代时的预测值

步骤 4:初始化算法参数,包括蝴蝶种群数 M 、最大迭代次数 $t_{\max}$ 。

步骤 5:利用式 (12) 计算蝴蝶种群个体的适应度值,并用式 (8) 计算香味浓度 f ,根据适应度值得

出最佳蝴蝶的位置 g^* 。

步骤 6:根据式 (11) 计算出 r 值,与转换概率 p 进行比较。

步骤 7:若 $r < p$,则采用式 (9) 进行全局搜索更新蝴蝶位置;若 $r > p$,则采用式 (10) 进行局部搜索更新蝴蝶位置。

步骤 8:通过式 (12) 检查蝴蝶种群搜索个体更新位置后的适应度值,判断是否优于更新前,并更新全局最优蝴蝶位置与适应度值。

步骤 9:判断是否满足终止条件。若满足,输出最优蝴蝶种群搜索个体适应度值及其空间位置,即为 BOA-SVM 模型中惩罚参数 C 和核函数参数 λ ,不满足则重复步骤 6~9。

运用 BOA-SVM 模型对洪水灾害进行风险评估流程如图 3 所示。

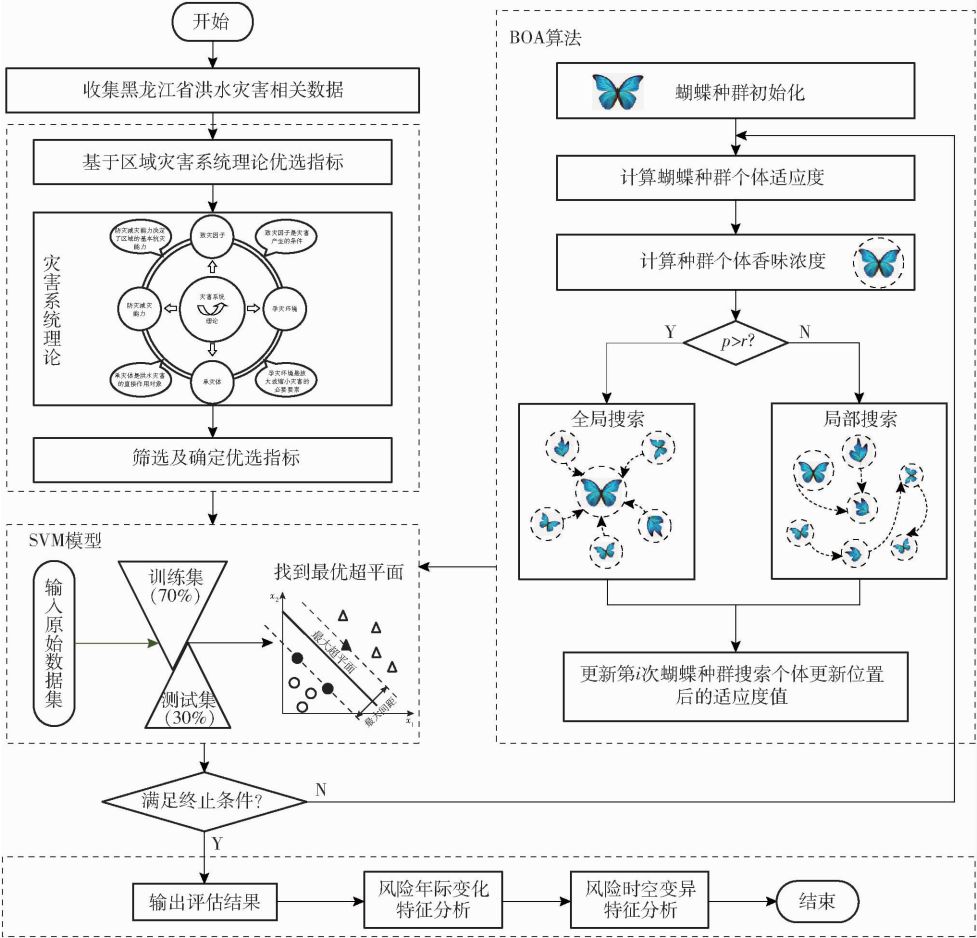


图 3 基于 BOA-SVM 模型的洪水灾害风险评估流程图

Fig. 3 Flow chart of flood disaster risk assessment based on BOA-SVM model

3 结果与分析

3.1 洪水灾害风险评估指标体系搭建

通过区域洪水灾害风险理论框架,构建黑龙江省洪水灾害风险评估指标体系。按照致灾因子、孕灾环境、承灾体和防灾减灾能力选取涵盖自然、经

济、人口、医疗、农业和防洪基础设施等 4 个维度 19 个评价指标,构建洪水灾害风险评估指标体系并绘制指标分布图,如图 4 所示。

为进一步详细解释各指标内涵,对各指标的定义、与洪水灾害的内在关联、正负指向以及单位进行详细描述,结果见表 1。

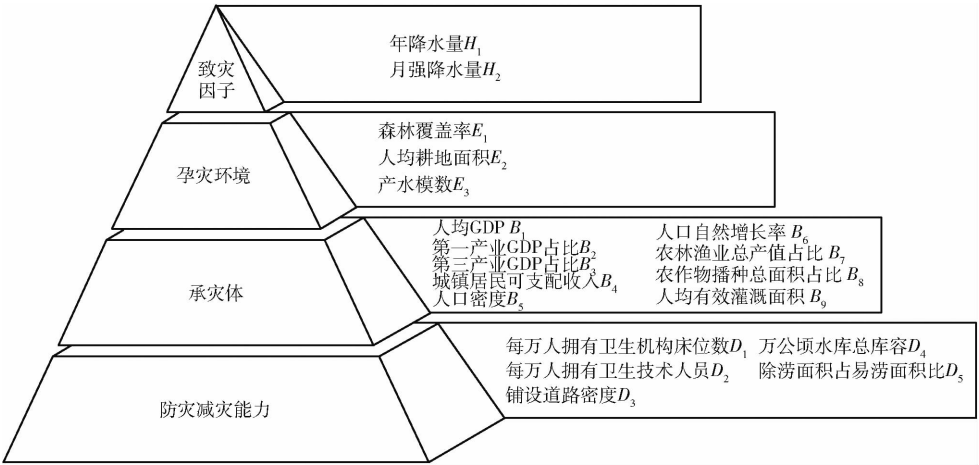


图 4 洪水灾害风险评估指标体系分布图

Fig. 4 Distribution map of flood disaster risk assessment index system

表 1 洪水灾害风险评估指标及其定义与描述

Tab. 1 Flood disaster risk assessment indicators and their definitions and descriptions		
指标	指标描述	指向
年降水量 H_1 (mm)	一年中每月降水量平均值的总和;是引发洪水灾害的一个直接因素	+
月强降水量 H_2 (mm)	一年中降水最强月份的降水量;表现降水的集中情况,对洪水灾害有直接影响	+
森林覆盖率 E_1 (%)	森林覆盖面积占土地面积的百分比;森林具有良好的持蓄水能力,在减少地表径流、洪水流量等方面发挥重要的调节作用	-
人均耕地面积 E_2 (hm ² /人)	耕地面积与区域内人口总数的比值;反映区域土地结构和应对灾害能够提供的粮食资源	-
产水模数 E_3 (m ³ /km ²)	水资源总量与区域占地面积的比值;反映水资源总量在各区域上的分配情况,是影响洪水灾害的重要指标	+
人均 GDP B_1 (元)	地区生产总值与人口总数的比值;反映地区人均收入水平以及在灾后重建后的经济情况	-
第一产业 GDP 占比 B_2 (%)	第一产业产值占生产总值的百分比;反映区域基础性农林牧渔业的发展水平与在洪水灾害中的易损失程度	+
第三产业 GDP 占比 B_3 (%)	第三产业产值占生产总值的百分比;反映地区服务业发展水平与应对灾害时的能力	-
城镇居民可支配收入 B_4 (元)	城镇居民某一时段内存入银行及农村信用社的储蓄总金额;反映城乡居民的储蓄情况与应对灾害的基本经济保障	-
人口密度 B_5 (人/km ²)	每平方公里土地面积上的人口数量;反映各区域在发生灾害时的人口受损风险	+
人口自然增长率 B_6 (‰)	人口自然变动和迁移变动引起的人口增长比率;反映灾后人口恢复的能力	-
农林渔业总产值占比 B_7 (%)	农林渔业产值占地区生产总值的百分比;反映基础产业的占比情况及区域受灾物资供给能力	+
农作物播种总面积占比 B_8 (%)	农作物播种面积占区域总面积的百分比;反映易受损农作物的占比情况	+
人均有效灌溉面积 B_9 (hm ²)	有效灌溉面积与人口总数的比值;反映地区灌溉用水效率	-
每万人拥有卫生机构床位数 D_1 (张)	卫生机构床位数与人口总数(万人)的比值;衡量区域医疗资源应对灾害时的承载力	-
每万人拥有卫生技术人员数 D_2 (人)	卫生技术人员数与人口总数(万人)的比值;反映地区的医疗水平,为灾后救援提供保障	-
铺设道路密度 D_3 (km/km ²)	铺设道路长度与土地面积的比值;反映灾害中的交通运输能力	-
万公顷水库总库容 D_4 (m ³ /km ²)	水库库容与土地面积(万公顷)的比值;反映地区水利建设情况与调蓄水能力	-
除涝面积占易涝面积比 D_5 (%)	已除涝面积占易涝面积的百分比;反映地区除涝水平及应对洪水的能力	-

注:“+”表示指标对洪水灾害风险的升高起到促进作用,“-”表示指标对洪水灾害风险的升高起到抑制作用。

3.2 洪水灾害风险评估模拟等级区间

为确保多指标综合评价的高效性和合理性,需对连续性指标进行离散化处理。自然间断法基于聚类思维,使得分类结果中组间数据相似性最大,组外数据相异性最大,能够在确定分类间隔的同时兼顾每一组要素的范围和个数尽量相近^[43]。故选用自然间断法将洪水灾害风险等级划分为Ⅰ~Ⅴ级,级

别越高风险越大,各指标分级标准见表 2。

根据表 2 所划分的Ⅰ~Ⅴ级洪水灾害风险标准等级区间,在各等级区间内随机生成 200 个样本数据,共生成 1 000 个样本数据,其中 700 个为训练样本,300 个为测试样本。经 BOA - SVM 模型仿真模拟后得到洪水灾害风险等级模拟区间,结果见表 3。

表 2 洪水灾害风险评估指标分级标准

Tab. 2 Grading standards for flood disaster risk assessment indicators

指标	I	Ⅱ	Ⅲ	Ⅳ	V
H_1/mm	≤ 479.8	(479.8,533.5]	(533.5,558.8]	(558.8,610.9)	≥ 610.9
H_2/mm	≤ 167.6	(167.6,204.9]	(204.9,251.7]	(251.7,283.3)	≥ 283.3
$E_1/\%$	≥ 48.29	(45.7,48.29)	(42.5,45.7]	(37.5,42.5]	≤ 37.5
$E_2/(\text{hm}^2\cdot\text{人}^{-1})$	≥ 0.36	(0.33,0.36)	(0.28,0.33]	(0.26,0.28]	≤ 0.26
$E_3/(\text{m}^3\cdot\text{km}^{-2})$	$\leq 108\,686$	(108\,686,144\,107]	(144\,107,179\,891]	(179\,891,218\,678)	$\geq 218\,678$
$B_1/\text{元}$	$\geq 36\,641$	(28\,507,36\,641)	(22\,682,28\,507]	(15\,087,22\,682]	$\leq 15\,087$
$B_2/\%$	≤ 17.1	(17.1,20.1]	(20.1,24.2]	(24.2,27.5)	≥ 27.5
$B_3/\%$	≥ 40.2	(36.7,40.2)	(33.8,36.7]	(28.6,33.8]	≤ 28.6
$B_4/\text{元}$	$\geq 21\,478$	(17\,148,21\,478)	(13\,134,17\,148]	(8\,420,13\,134]	$\leq 8\,420$
$B_5/(\text{人}\cdot\text{km}^{-2})$	≤ 75.12	(75.12,80.79]	(80.79,85.82]	85.82,89.92)	≥ 89.92
$B_6/\%$	≥ 2.15	(0,2.15)	(-0.48,0]	(-1.91,-0.48]	≤ -1.91
$B_7/\%$	≤ 24.32	(24.32,28.5]	(28.5,35.21]	(35.21,41.04)	≥ 41.04
$B_8/\%$	≤ 16.75	(16.75,22.37]	(22.37,24.87]	(24.87,25.29)	≥ 25.29
B_9/hm^2	$\geq 1\,200$	(900,1\,200)	(600,900]	(500,600]	≤ 500
$D_1/\text{张}$	≥ 62.95	(53.9,62.95)	(44.46,53.9]	(37.51,44.46]	≤ 37.51
$D_2/\text{人}$	≥ 71.59	(65.99,71.59)	(60.06,65.99]	(52.08,60.06]	≤ 52.08
$D_3/(\text{km}\cdot\text{km}^{-2})$	$\geq 0.019\,8$	(0.019,0.019\,8)	(0.017\,8,0.019]	(0.016\,1,0.017\,8]	$\leq 0.016\,1$
$D_4/(\text{m}^3\cdot\text{km}^{-2})$	≥ 570.04	(211.94,570.04)	(166.83,211.94]	(129.33,166.83]	≤ 129.33
$D_5/\%$	≥ 72	(66,72)	(60,66]	(55,60]	≤ 55

表 3 BOA-SVM 模型洪水灾害风险评估模型等级模拟区间

Tab. 3 BOA-SVM model flood disaster risk assessment model level simulation interval

等级	I	Ⅱ	Ⅲ	Ⅳ	V
区间	[1.378,1.558)	[1.558,2.549)	[2.549,3.525)	[3.525,4.366)	≥ 4.366

3.3 洪水灾害风险时空变异特征分析

3.3.1 年际变异特征分析

将 2003—2017 年指标数据代入 BOA-SVM 模型,得到黑龙江省近 15 年洪水灾害风险指数,依据表 3 所得模拟区间进行分区并绘制年际变化特征曲线,如图 5 所示。

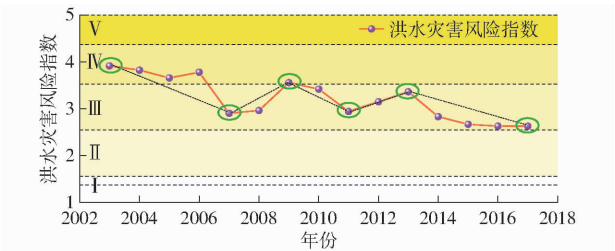


图 5 黑龙江省洪水灾害风险年际变化曲线

Fig. 5 Interannual change curves of flood disaster risk in Heilongjiang Province

由图 5 可知,黑龙江省 15 年内洪水灾害风险整体呈下降趋势,平均洪水风险处于Ⅲ级偏上水平。2003、2007、2009、2011、2013、2017 年出现极值点。2003 年黑龙江省总体洪水风险指数处于研究期内最大值点(3.914),此时风险处于Ⅳ级中等偏下水平,2003—2007 年洪水灾害风险总体呈下降趋势;在 2006 年(3.777)有小幅上升随后骤减,风险等级从

Ⅳ级降至Ⅲ级;在 2007 年达到第 1 个极小值点(2.903),2007—2009 年间洪水风险持续上升,风险等级由Ⅲ级跃迁至Ⅳ级;在 2009 年达到第 2 个极大值点(3.556),2009—2011 年间洪水风险呈现下降趋势,风险等级由Ⅳ级降至Ⅲ级偏下水平;在 2011 年达到第 2 个极小值点(2.943),2011—2013 年间洪水风险小幅度上升,在Ⅲ级区间内向上浮动;在 2013 年达到第 3 个极大值点(3.362),2013—2017 年间洪水风险逐年稳定降低,降至Ⅲ级偏下水平;在 2017 年达到最后 1 个极小值点,同时也是 15 年间的最低值点(2.628),此时黑龙江省风险为Ⅲ级偏下水平并处于 15 年内的最低水平。根据以上洪水风险年际波动,可将其年际变化分为 5 个阶段。第 1 阶段(2003—2007 年)为急速下降时期,第 2 阶段(2007—2009 年)为快速提升时期,第 3 阶段(2009—2011 年)为平稳下降时期,第 4 阶段(2011—2013 年)为缓慢提升时期,第 5 阶段(2013—2017 年)为稳定下降时期。

3.3.2 空间演变特征分析

针对年际变化中典型年的突出变化,进行洪水灾害风险空间演变特征分析,根据各地区风险等级绘制黑龙江省典型年洪水灾害风险空间演变特征图,如图 6 所示。

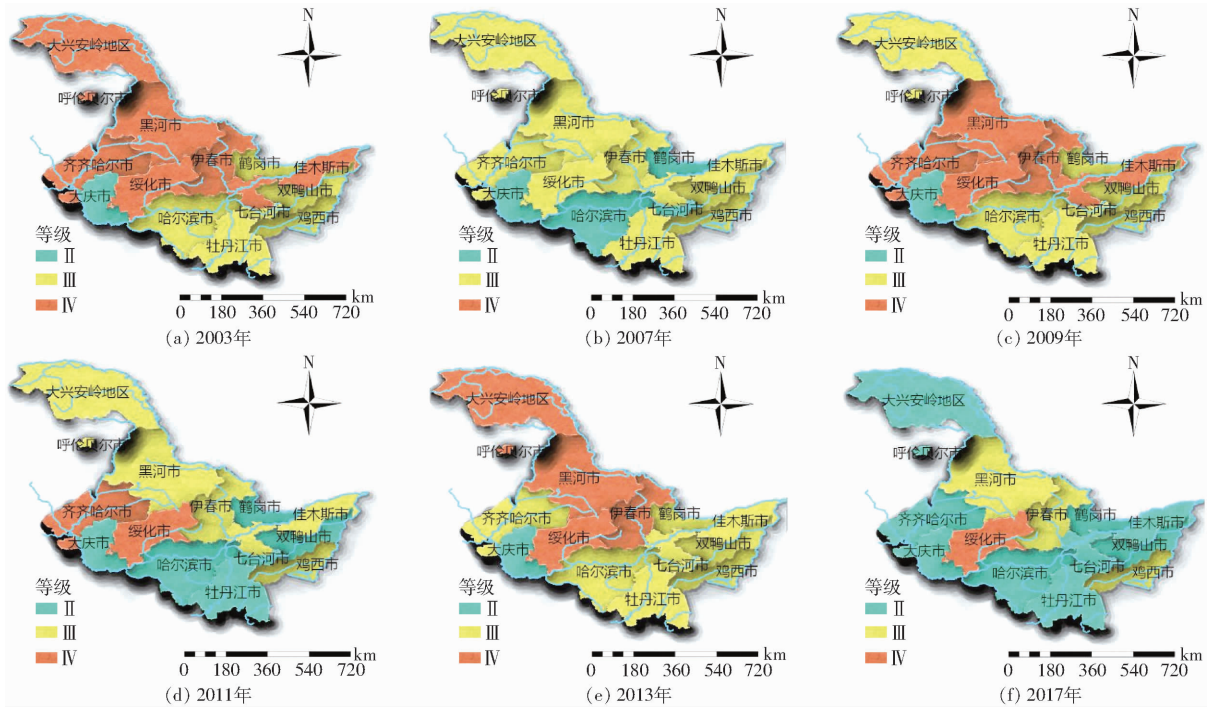


图 6 典型年黑龙江省洪水灾害风险空间演变

Fig. 6 Spatial evolution map of flood disaster risk in Heilongjiang Province in typical years

由图 6a 可知,2003 年 13 个地市区洪水风险处于Ⅲ级偏上水平,仅有大庆风险等级为Ⅱ级,洪水风险水平总体偏高。由图 6b 可知,2007 年洪水风险处于Ⅲ级中下游水平,其中哈尔滨、鹤岗、大庆、七台河 4 个地级市风险等级为Ⅱ级,剩余 9 个地区均为Ⅲ级。由图 6c 可知,2009 年洪水风险处于Ⅲ级偏上水平,齐齐哈尔、伊春、佳木斯、黑河、绥化由Ⅲ级升至Ⅳ级,哈尔滨、七台河、鹤岗由Ⅱ级升至Ⅲ级,其他地区风险指数有小幅增长仍维持原有等级。由图 6d 可知,2011 年洪水风险处于Ⅲ级偏下水平,风险指数相比于 2007 年降低 2.33%,为研究期内第 2 个极小值点,仅有齐齐哈尔、绥化维持Ⅳ级不变,鸡西、大兴安岭维持Ⅲ级不变,其余 9 个地区均发生风险等级跃迁,研究区内洪水风险呈现平稳下降趋势。由图 6e 可知,2013 年洪水风险处于Ⅲ级中等水平,此时为研究区内最后一个极大值点,洪水风险相较于 2003、2009 年有所降低,Ⅳ级风险地区剩余大兴安岭、黑河、伊春、绥化,相比于前两个极大值点,Ⅱ、Ⅲ级地区数目有所增长,虽然整体风险升高,但总体呈现良性发展态势。由图 6f 可知,2017 年洪水风险水平降至Ⅱ级,全省范围内仅有绥化为Ⅳ级,鸡西、伊春、黑河为Ⅲ级,余下 9 个地区均为Ⅱ级,洪水灾害风险大幅度降低。

为继续深入探究黑龙江省洪水灾害风险空间格局的时间演变特征,将黑龙江省不同地市区近 15 年的指标数据代入 BOA - SVM 模型中,得到各地区 2003—2017 年洪水灾害风险指数及风险等级,绘制黑龙江省

各地市区洪水灾害风险变化趋势,如图 7 所示。

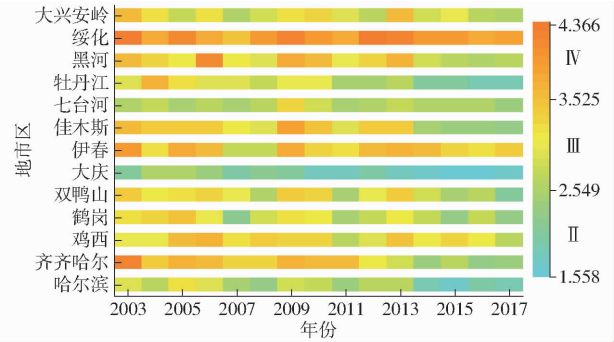


图 7 黑龙江省各地区洪水灾害风险等级变化趋势

Fig. 7 Change trend map of flood disaster risk level in various regions of Heilongjiang Province

由图 7 可知,黑龙江省 2003—2017 年洪水灾害风险水平空间分布规律呈现为西北部地区风险水平高于东南部地区。结合图 7 由北部到南部进行分析,北部地区中风险水平由大到小依次为绥化、伊春、齐齐哈尔、大兴安岭、鹤岗、大庆,其中,大庆地区整体状况表现为 15 年研究期内平均风险水平最低,且风险变化趋势平稳,一直处于Ⅱ级,这归因于大庆地区多湖泊少河流的水系分布以及油气资源带来的巨大经济效益,使其在水资源调配、经济发展、战略资源储备以及医疗基建各方面均优于其他地区;绥化地区平均风险水平处于Ⅳ级,属研究期内最高,且在研究期末未出现良性好转,与全省各地区呈现较大差异,该地区亟待合理的洪水灾害风险管理与调控;伊春与黑河地区虽在 2013 年后呈现风险降低趋势,但其长期变化趋势始终在Ⅲ级到Ⅳ级间浮动,仍

需观察未来风险走势来制定调控方案;相比以上地区,齐齐哈尔、大兴安岭、鹤岗在早期风险较高但后期风险呈线性降低,预计未来进一步减小与其他地区风险水平的差距。南部地区风险水平由大到小依次为鸡西、佳木斯、双鸭山、牡丹江、七台河、哈尔滨,其中哈尔滨作为黑龙江省政治、经济、文化事业的中心城市,在面对灾害时相比于其他地区具备更强大的经济资源、人力资源、医疗资源与防洪资源,因此抗击灾害的能力较强;鸡西地区因早期掠夺性的矿产资源开发过度透支了其经济发展潜力,使其在南部地区中表现为最差的风险水平;佳木斯市下辖黑龙江农垦建三江管理局,双鸭山市下辖黑龙江农垦红兴隆管理局,均隶属中国北大荒集团,每年为国家输送亿吨粮食,洪水灾害会对农作物造成毁灭性的威胁甚至带来减产、绝收的巨大经济损失,致使以上两个地区的洪水灾害风险随之增大;牡丹江与七台河地区在研究期内平均风险等级处于Ⅲ级偏上水平,2010年起逐渐向Ⅱ级转化,洪水风险水平呈良性态势发展。

3.4 洪水灾害风险关键驱动因子识别

为解析洪水灾害风险时空演变态势的关键驱动力,确定其在风险时空演变过程中的影响程度,借助BOA-SVM模型的指标权重进行关键驱动因子识别,绘制不同驱动因子权重分配的排序图,如图8所示。研究发现产水模数、人均GDP、月强降水量、农林渔业总产值占比、人口自然增长率、每万人拥有卫生机构床位数以及万公顷水库总库容排在19个指标的前7位,权重明显高于其他指标,可初步认定该7项指标对洪水灾害风险的影响较大。其中,产水模数作为孕灾环境中表征各地区水资源现状的重要指标,从洪水灾害的成因上来看其无疑是影响风险水平的首要决策因子;承灾体层面的各指标区别于其他研究,将经济、人文、农业发展各个子系统区分来看^[44],从社会整体脆弱性出发,更系统地涵盖了各个层面指标;居于前列的人均GDP、农林渔业总产值占比、人口自然增长率3项指标分别代表经济、农业、人口3个维度,经济发展水平决定了在灾害爆发时区域抵御风险的能力与抗击灾害的设施水平;农林渔业总产值是农业发展水平的代表性指标,作为国民经济中的基石产业决定了在抗击灾害中能否提供稳固的物质基础;正向积极的人口变化代表一个地区的人口总体水平,是衡量该地区受灾范围与灾后重建难易程度的重要指标;以上充分说明社会整体协调发展对洪水灾害的重要作用。月强降水量区别于年平均降水量更加具有代表性,黑龙江省受到温带大陆性季风气候影响,降雨集中出现在每年

6、7、8月,月强降水量能够更加直观地体现突发强降水对洪水灾害的诱发作用,降水对于洪水灾害的影响固然重大,但相应的防洪水利设施可有效抑制洪水爆发,万公顷水库总库容代表在区域的调配与储蓄水资源的能力,在洪灾防范和应对方面起到关键作用。万人拥有卫生机构床位数体现一个地区基础医疗情况,是洪灾爆发后降低人员伤亡的有效指标。不同维度驱动因子对洪水灾害风险的作用指向不同,产水模数、月强降水量、农林渔业总产值占比的变化对洪水灾害风险演变有促进作用,人均GDP、人口自然增长率、每万人拥有卫生机构床位数、万公顷水库总库容的变化对洪水灾害风险的演变有抑制作用。综上,可体现上述7项指标在洪水灾害中的显著作用,即识别为关键驱动因子。

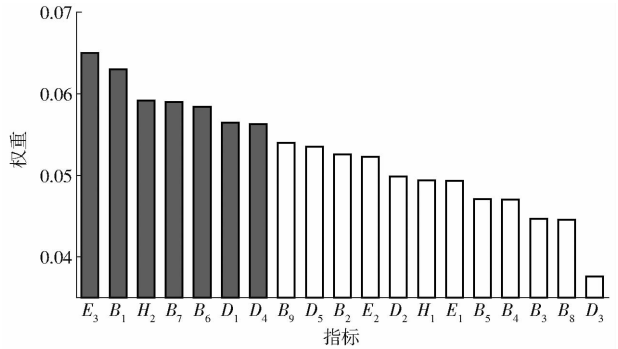


图8 驱动因子排序
Fig.8 Driver sorting

4 讨论

4.1 BOA-SVM模型性能检验与可靠性分析

为检验BOA-SVM模型性能,用传统SVM、ICA-SVM以及BOA-SVM模型分别评估黑龙江省2003—2017年洪水灾害风险水平,以平均绝对误差(MAE)、均方误差(MSE)、平均绝对百分比误差(MAPE)、决定系数(R^2)以及模型单次运行时间(T,s)5个性能指标对3种模型进行性能检验对比分析,除 R^2 外其他性能指标数值越小性能越好。为降低模拟产生的随机现象,用以上3种模型分别进行50次迭代,求得50次各性能指标平均值,绘制模型性能对比图,如图9所示。

由图9可知,BOA-SVM模型相较于SVM和ICA-SVM模型表现出更加高速高效的性能,对比于SVM和ICA-SVM模型,MAE分别降低38.15%和9.18%,MSE分别降低58.5%和21.56%,MAPE分别降低35.23%和11.42%、 R^2 分别增长0.62%和0.12%,说明BOA-SVM在寻优速度和评价精度上有显著提高,相较于ICA-SVM模型泛化能力更强。综上所述,BOA-SVM模型在区域洪水灾害风险评

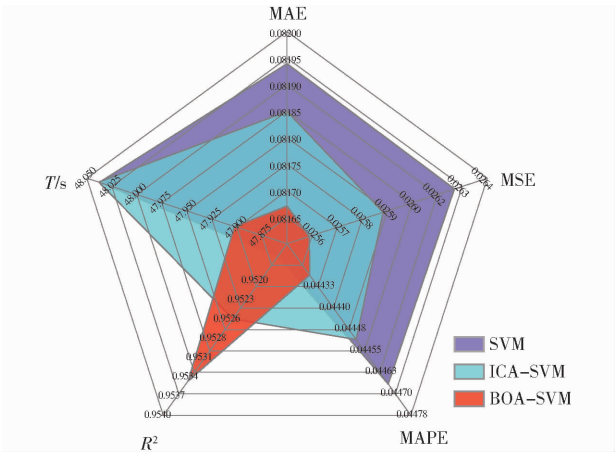


图 9 模型对比雷达图

Fig. 9 Model comparison radar chart

估方面更具备优势性。

将表 2 中的洪水灾害风险评估指标分级阈值分别代入 3 个模型,得到 3 个模型的洪水灾害风险等级模拟区间,结果见表 4。

表 4 各模型洪水灾害风险等级模拟区间

Tab.4 Flood disaster risk level simulation interval of each model

等级	BOA - SVM	ICA - SVM	SVM
I	[1. 378, 1. 558)	[1. 382, 1. 570)	[1. 403, 1. 594)
II	[1. 558, 2. 549)	[1. 570, 2. 575)	[1. 594, 2. 433)
III	[2. 549, 3. 525)	[2. 575, 3. 534)	[2. 433, 3. 607)
IV	[3. 525, 4. 366)	[3. 534, 4. 423)	[3. 607, 4. 431)
V	≥4. 366	≥4. 423	≥4. 431

将黑龙江省 2003—2017 年 15 年数据分别代入 BOA - SVM、OICA - SVM 以及 SVM 模型中,得到各个模型不同模拟区间下的风险等级区划,绘制 3 个模型下黑龙江省洪水灾害风险评估结果对比图,如图 10 所示。

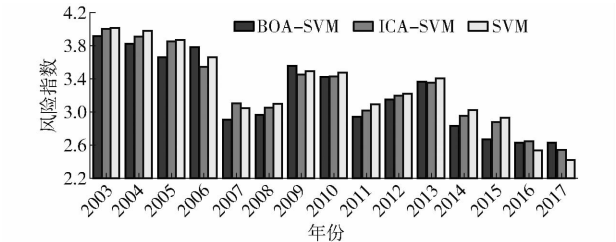


图 10 黑龙江省洪水灾害风险评估结果对比

Fig. 10 Comparison chart of flood disaster risk assessment results in Heilongjiang Province

由图 10 可见,BOA - SVM 模型的年际洪水灾害风险演变态势与 ICA - SVM、SVM 模型评估结果大体相似。BOA - SVM 模型在评估结果大体一致的前提下,与其他两个模型评估结果仍存在部分偏差,仅 2009 年洪水灾害风险等级高于 ICA - SVM 模型一级,而传统 SVM 在 2006、2009、2013、2014、2017 年与其他

两个模型模拟等级结果均出现偏差。进一步证明了 BOA - SVM 模型评估结果的客观性与可靠性。

4.2 洪水灾害风险评估结果分析

研究期内,黑龙江省洪水灾害风险总体呈下降趋势,经对洪水灾害风险进行驱动机制解析得出影响其变化的关键驱动因子。观察各关键驱动因子在研究期内变化特征发现,降水是对洪水灾害最为直观的影响因素^[45],然而降水的形成受到区域地理环境、水文气象以及季节变化等多个因素的影响,使其具有明显的波动变异性与时空不确定性^[46],且在本研究期内无明显规律变化特征、年际变化幅度较大、可供参考的规律与可调控范围较小,对其进行直接调控难以实现;与之相比,人均 GDP 作为承灾体层面经济发展水平的代表性指标,在研究期内呈现明显的变化规律,2017 年相比于 2003 年的增长率超过 238%,从 2009 年起呈现爆发式增长,直至研究期末未出现明显下跌趋势,最具破坏性的洪水往往发生在发展中国家,人均 GDP 决定了一个国家可用于防洪的资金数额^[47],白镜筱^[48]在区域洪涝灾害风险的研究中,也突出了经济指标对洪涝灾害风险的重要作用。由此可见,经济指标在黑龙江省洪水灾害风险变化中起到关键性作用。黑龙江省各地区产业结构较为单一且城市间主产业相似度极高,以农业、森工、矿产、油气资源型城市为主^[49],城市群交互发展能力弱,在对各地区进行洪水灾害风险评估过程中,发现区域经济发展态势的不均衡导致部分地区的风险等级较高,因此,有必要对经济发展落后地区加以扶持、丰富产业结构,重视科技创新与风险水平较低的区域协同发展,为应对洪水灾害提供坚实的经济基础。

5 结论

- (1)研究期内洪水灾害平均风险处于中等偏上水平,2003—2007 年为急速下降时期,2007—2009 年为快速提升时期,2009—2011 年为平稳下降时期,2011—2013 年为缓慢提升时期,2013—2017 年为稳定下降时期,整体表明洪水风险呈良性发展态势。
- (2)从空间分布演变态势上看,西北部风险水平高于东南部。其中,绥化地区风险水平最高,未来防洪减灾应重点关注此地区;产水模数、人均 GDP、月强降水量、农林渔业总产值占比、人口自然增长率、每万人拥有卫生机构床位数以及万公顷水库总库容为影响洪水灾害风险的关键性驱动力。
- (3)在洪水灾害风险评估方面,BOA - SVM 模型相比 SVM 以及 ICA - SVM 模型,在拟合精度、寻优速度以及泛化能力上都展现出明显优势。

参考文献

- [1] MUNICH R E. Topics Geo 2009: natural catastrophes: analyses, assessments, positions[R]. Munich RE, 2010.
- [2] BEVERE L, REMONDI F. Natural catastrophes in 2021: the floodgates are open[EB/OL]. <https://www.swissre.com/institute/research/> 2022-9-5.
- [3] 韩平,程先富. 洪水灾害损失评估研究综述[J]. 环境科学与管理, 2012,37(4): 61-64.
HAN Ping, CHENG Xianfu. Review on flood loss evaluation[J]. Transactions of the Environmental Science and Management, 2012, 37(4): 61-64. (in Chinese)
- [4] WAN Z, HONG Y, KHAN S, et al. A cloud-based global flood disaster community cyber-infrastructure: development and demonstration[J]. Environmental Modelling & Software, 2014, 58: 86-94.
- [5] JIA H, CHEN F, PAN D, et al. Flood risk management in the Yangtze River basin—comparison of 1998 and 2020 events[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2022, 68: 102724.
- [6] AVEN T, RENN O, ROSA E A. On the ontological status of the concept of risk[J]. Safety Science, 2011, 49(8-9): 1074-1079.
- [7] VASVÁRI T. Risk, risk perception, risk management—a review of the literature[J]. Public Finance Quarterly, 2015, 60(1): 29-48.
- [8] ROSA E A. Metatheoretical foundations for post-normal risk[J]. Journal of Risk Research, 1998, 1(1): 15-44.
- [9] AVEN T. The risk concept—historical and recent development trends[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2012, 99: 33-44.
- [10] XIONG M. Risk research on flood safety design[J]. Water Resource Research, 1996, 17(2): 35-39.
- [11] DU X, LIN X. Conceptual model on regional natural disaster risk assessment[J]. Procedia Engineering, 2012, 45: 96-100.
- [12] OLOGUNORISA T E, ABAWUA M J. Flood risk assessment: a review[J]. Journal of Applied Sciences and Environmental Management, 2005, 9(1): 57-63.
- [13] ZHANG J, WANG J, CHEN S, et al. Multi-hazard meteorological disaster risk assessment for agriculture based on historical disaster data in Jilin Province, China[J]. Sustainability, 2022, 14(12): 7482.
- [14] MACHADO M J, BOTERO B A, LÓPEZ J, et al. Flood frequency analysis of historical flood data under stationary and non-stationary modelling[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2015, 19(6): 2561-2576.
- [15] AFSHARI S, TAVAKOLY A A, RAJIB M A, et al. Comparison of new generation low-complexity flood inundation mapping tools with a hydrodynamic model[J]. Journal of Hydrology, 2018, 556: 539-556.
- [16] ZHANG P, FENG G. Application of fuzzy comprehensive evaluation to evaluate the effect of water flooding development[J]. Journal of Petroleum Exploration and Production Technology, 2018, 8: 1455-1463.
- [17] WANG Z, LAI C, CHEN X, et al. Flood hazard risk assessment model based on random forest[J]. Journal of Hydrology, 2015, 527: 1130-1141.
- [18] DONG B, XIA J, ZHOU M, et al. Integrated modeling of 2D urban surface and 1D sewer hydrodynamic processes and flood risk assessment of people and vehicles[J]. Science of the Total Environment, 2022, 827: 154098.
- [19] XING Y, CHEN H, LIANG Q, et al. Improving the performance of city-scale hydrodynamic flood modelling through a GIS-based DEM correction method[J]. Natural Hazards, 2022, 112(3): 2313-2335.
- [20] DE BROITO M M, EVERS M. Multi-criteria decision making for flood risk management: a survey of the current state-of-the-art[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences Discussions, 2015, 3(11): 6689-6726.
- [21] CHEN J, HUANG G, CHEN W. Towards better flood risk management: assessing flood risk and investigating the potential mechanism based on machine learning models[J]. Journal of Environmental Management, 2021, 293: 112810.
- [22] LI X, YAN D, WANG K, et al. Flood risk assessment of global watersheds based on multiple machine learning models[J]. Water, 2019, 11(8): 1654.
- [23] ZHI G, LIAO Z, TIAN W, et al. Urban flood risk assessment and analysis with a 3D visualization method coupling the PP-PSO algorithm and building data[J]. Journal of Environmental Management, 2020, 268: 110521.
- [24] ESFANDIARI M, ABDI G, JABARI S, et al. Flood hazard risk mapping using a Pseudo supervised random forest[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19): 3206.
- [25] CHEN J, LI Q, WANG H, et al. A machine learning ensemble approach based on random forest and radial basis function neural network for risk evaluation of regional flood disaster: a case study of the Yangtze River Delta, China[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2020, 17(1): 49.
- [26] 刘东,李帅,付强,等. 基于 KHA 优化 BP 神经网络的地下水水质综合评价方法[J]. 农业机械学报, 2018,49(9):275-284.
LIU Dong, LI Shuai, FU Qiang, et al. Comprehensive evaluation method of groundwater quality based on BP network optimized by krill herd algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(9):275-284. (in Chinese)
- [27] 刘冀,张特,魏榕,等. 基于随机森林偏差校正的农业干旱遥感监测模型研究[J]. 农业机械学报, 2020,51(7):170-177.
LIU Ji, ZHANG Te, WEI Rong, et al. Development of agricultural drought monitoring model using remote sensing based on bias-correcting random forest[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(7):170-177. (in Chinese)

[28] ABDULLAH D M, ABDULAZEEZ A M. Machine learning applications based on SVM classification a review[J]. Qubahan Academic Journal, 2021, 1(2): 81 - 90.

[29] LIU D, WANG C, JI Y, et al. Measurement and analysis of regional flood disaster resilience based on a support vector regression model refined by the selfish herd optimizer with elite opposition-based learning[J]. Journal of Environmental Management, 2021, 300: 113764.

[30] MOHAMMADI M, RASHID T A, KARIM S H T, et al. A comprehensive survey and taxonomy of the SVM-based intrusion detection systems[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2021, 178: 102983.

[31] ARORA S, SINGH S. Butterfly optimization algorithm: a novel approach for global optimization[J]. Soft Computing, 2019, 23: 715 - 734.

[32] MAKHADMEH S N, AL-BETAR M A, ABASI A K, et al. Recent advances in butterfly optimization algorithm, its versions and applications[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 30(2): 1399 - 1420.

[33] KHATIR A, CAPOZUCCA R, KHATIR S, et al. Vibration-based crack prediction on a beam model using hybrid butterfly optimization algorithm with artificial neural network[J]. Frontiers of Structural and Civil Engineering, 2022, 16(8): 976 - 989.

[34] BHANJA S, METIA S, DAS A. A hybrid neuro-fuzzy prediction system with butterfly optimization algorithm for PM2.5 forecasting[J]. Microsystem Technologies, 2022, 28(12): 1 - 16.

[35] MAHESHWARI P, SHARMA A K, VERMA K. Energy efficient cluster based routing protocol for WSN using butterfly optimization algorithm and ant colony optimization[J]. Ad Hoc Networks, 2021, 110: 102317.

[36] 申瑞霞,姚宗路,赵立欣,等. 双碳背景下黑龙江省农村生活用能研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 377 - 383 .
SHEN Ruixia, YAO Zonglu, ZHAO Lixin, et al. Rural living energy in Heilongjiang Province under background of carbon peak and neutrality[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 377 - 383. (in Chinese)

[37] 《中国水旱灾害防御公报》编写组. 《中国水旱灾害防御公报 2021》概要[J]. 中国防汛抗旱, 2022, 32(9): 38 - 45.

[38] SHI P J. Theory and practice on disaster system research in a fourth time[J]. Journal of Natural Disasters, 2005, 14(6): 1 - 7.

[39] YANG P, HUANG X, PENG L, et al. Safety evaluation of major hazard installations based on regional disaster system theory [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2021, 69: 104346.

[40] DAVIDSON R A, LAMBERT K B. Comparing the hurricane disaster risk of US coastal counties[J]. Natural Hazards Review, 2001, 2(3): 132 - 142.

[41] 孔锋. 四论灾害防御能力的基本定义与特征探讨[J]. 灾害学, 2023, 38(2): 37 - 41.
KONG Feng. The four discussion on the basic definition and characteristics of disaster defense capability[J]. Transactions of the Disaster Science, 2023, 38(2): 37 - 41. (in Chinese)

[42] HUANG S, CAI N, PACHECO P P, et al. Applications of support vector machine (SVM) learning in cancer genomics[J]. Cancer Genomics & Proteomics, 2018, 15(1): 41 - 51.

[43] XIAO W, LV X, ZHAO Y, et al. Ecological resilience assessment of an arid coal mining area using index of entropy and linear weighted analysis: a case study of Shendong Coalfield, China[J]. Ecological Indicators, 2020, 109: 105843.

[44] LI Z, SONG K, PENG L. Flood risk assessment under land use and climate change in Wuhan City of the Yangtze River Basin, China[J]. Land, 2021, 10(8): 878.

[45] 刘东,王椿庆,张亮亮. 基于自私兽群算法优化多尺度熵的区域降水复杂性分析[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2022, 43(1): 34 - 43.
LIU Dong, WANG Chunqing, ZHANG Liangliang. Analysis of the complexity of regional precipitation based on the optimized multi-scale entropy obtained by selfish herd algorithm [J]. Journal of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power (Natural Science Edition), 2022, 43(1): 34 - 43. (in Chinese)

[46] ZHANG L, LI H, LIU D, et al. Identification and application of the most suitable entropy model for precipitation complexity measurement[J]. Atmospheric Research, 2019, 221: 88 - 97.

[47] SVETLANA D, RADOVAN D, JÁN D. The economic impact of floods and their importance in different regions of the world with emphasis on Europe[J]. Procedia Economics and Finance, 2015, 34: 649 - 655.

[48] 白镜筱. 区域农业涝渍灾害风险特征及其调控对策研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2021.
BAI Jingxiao. Risk characteristics of regional agricultural waterlogging disaster and its control countermeasures[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2021. (in Chinese)

[49] SUN A, MU J, ZHANG Z, et al. Study on the upgrading of industrial structure of resource-based cities in Heilongjiang Province[J]. Academic Journal of Business & Management, 2022, 4(5): 1 - 5.