

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20222063

基于 GGRA-GPR 模型的洪涝灾害直接经济损失预评估

杨 爽, 薛 晔

(太原理工大学经济管理学院, 山西 太原 030024)

摘要: 随着经济发展及洪涝灾害频率和强度的增加, 灾后应急管理需快速了解灾害损失, 需先从致灾因子、承灾体、孕灾环境、应急能力、灾情等 5 个方面构建指标体系, 并基于广义灰色关联分析验证其合理性, 其次引入高斯过程回归模型对洪涝灾害经济损失进行预评估模拟, 最后运用该方法评估了京津冀城市群 2010~2020 年洪涝灾害直接经济损失。结果表明, 对比单纯高斯过程回归与神经网络评估模型, 广义灰色关联分析—高斯过程回归模型具有最优的拟合精度。

关键词: 洪涝灾害; 高斯过程回归模型; 广义灰色关联分析; 损失预评估

中图分类号: TV12; X43

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)10-0067-05

1 引言

国家应急管理部指出, 2021 年人员与经济损失的主要来源为气象灾害, 而洪涝灾害作为其中之一, 给人类社会带来的损失最为严重, 因此对其灾害损失评估工作提出了更高的要求, 需在灾后 2 h(信息黑箱期)内做出较为准确的预评估。目前, 对洪涝灾害损失评估的研究主要集中在以下 3 个方面: ①基于历史灾情数据。如李莹等^[1]基于最新的全国气象站降水观测资料和历史洪灾损失数据, 研究中国洪灾损失与降水的关系; 鲁佳慧等^[2]基于深圳市洪涝损失现状预估深圳市未来洪涝损失期望值; ②构建评价指标。郝婧等^[3]基于 SSA-ELM 模型对广东省台风风暴潮损失等级和直接经济损失进行评估预测; ③基于情景模拟。如陈宇等^[4]耦合“水文—水动力”模型模拟山洪危险性, 评估基于土地利用类型的山洪灾害损失; LAZZARIN T 等^[5]引入一种基于物理和数据的无量纲参数将水深和流速相结合来评估洪涝灾害损失。广义灰色关联分析(GGRA)^[6]是基于指标因子间发展趋势的相似度定量分析指标因子间关联性, 以验证所选指标合理性及关联度的分析方法。高斯过程回归(GPR)模型是基于统计学和贝叶斯原理的一种机器学习算法, 适用于处理高

维非线性和强随机性数据^[7]。其为一个监督学习过程, 从数据集中学习输入与输出之间的非线性映射关系, 对具有强非线性和随机性特点的洪涝灾害直接经济损失具有较好的评估效果。为进一步提高评估精度, 本文首先基于广义灰色关联分析(GGRA)验证所选指标的合理性, 其次借助 Python 软件采用 GPR 模型预评估洪涝灾害直接损失, 最后以京津冀城市群为例进行实证分析, 证明研究方法的可靠性。

2 研究方法

2.1 广义灰色关联分析

步骤如下。

步骤 1 计算灰色绝对关联度。首先, 确定洪涝灾害直接经济损失作为参考数列 $X_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n))$, 其中 n 为样本总数; 其余指标序列为比较序列 $X_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)) (i = 1, 2, \dots, m)$, 其中 m 为指标个数。

其次, 根据 X_0 、 X_i , 分别计算其始点零化像 X_0^0 、 X_i^0 , 即:

$$X_0^0 = (x_0^0(1), x_0^0(2), \dots, x_0^0(n)) = (x_0(1) - x_0(1), x_0(2) - x_0(1), \dots, x_0(n) - x_0(1)) \quad (1)$$

$$X_i^0 = (x_i^0(1), x_i^0(2), \dots, x_i^0(n)) = (x_i(1) -$$

收稿日期: 2022-10-07, **修回日期:** 2023-01-18

基金项目: 教育部人文社会科学研究规划基金项目(20YJAZH116); 国家社会科学基金一般项目(20BSH128)

作者简介: 杨爽(1996-), 女, 硕士, 研究方向为风险管理与优化决策, E-mail: 15122703969@163.com

通讯作者: 薛晔(1974-), 女, 博士、教授、博导, 研究方向为风险管理与优化决策, E-mail: xueye0412@126.com

$$x_i(1), x_i(2) - x_i(1), \dots, x_i(n) - x_i(1) \quad (2)$$

最后,计算 X_0 与 X_i 的灰色绝对关联度 ϵ_{oi} :

$$\epsilon_{oi} = \frac{1 + |S_0| + |S_i|}{1 + |S_0| + |S_i| + |S_i - S_0|} \quad (3)$$

其中

$$|S_0| = \int_1^n X_0^0 dt = \left| \sum_{k=2}^{n-1} x_0^0(k) + \frac{1}{2}x_0^0(n) \right| \quad (4)$$

$$|S_i| = \int_1^n X_i^0 dt = \left| \sum_{k=2}^{n-1} x_i^0(k) + \frac{1}{2}x_i^0(n) \right| \quad (5)$$

$$|S_i - S_0| =$$

$$\left| \sum_{k=2}^{n-1} (x_i^0(k) - x_0^0(k)) + \frac{1}{2}(x_i^0(n) - x_0^0(n)) \right| \quad (6)$$

步骤 2 计算灰色相对关联度。根据 X_0 与 X_i , 分别计算其初值像 X'_0 、 X'_i , 即:

$$X'_0 = \frac{X_0}{x_0(1)} = \left(\frac{x_0(1)}{x_0(1)}, \frac{x_0(2)}{x_0(1)}, \dots, \frac{x_0(n)}{x_0(1)} \right) \quad (7)$$

$$X'_i = \frac{X_i}{x_i(1)} = \left(\frac{x_i(1)}{x_i(1)}, \frac{x_i(2)}{x_i(1)}, \dots, \frac{x_i(n)}{x_i(1)} \right) \quad (8)$$

同式(1)、(2), 计算 X'_0 、 X'_i 的始点零化像。

计算 X_0 与 X_i 的灰色相对关联度 γ_{oi} :

$$\gamma_{oi} = \frac{1 + |S'_0| + |S'_i|}{1 + |S'_0| + |S'_i| + |S'_i - S'_0|} \quad (9)$$

步骤 3 计算灰色综合关联度 ρ_{oi} :

$$\rho_{oi} = \theta\epsilon_{oi} + (1 - \theta)\gamma_{oi} \quad (10)$$

其中 $\theta \in [0, 1]$, 当考虑 θ 取值时, 可根据绝对量和相对量的相对比重, 若绝对量需引起高度重视, 则可将 θ 取大些; 反之相对量若较为看重, 则可将 θ 取小些。本文沿用一般化处理方法, 取 $\theta = 0.5$ 。将灰色综合关联度小于 0.5 的指标定义为无效指标, 予以剔除。

2.2 高斯过程回归模型

(1)高斯过程回归。高斯过程是在给定的数据集中有限个服从联合高斯分布(也称正态分布)的随机变量 $f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_t)$ 的集合, 而任意有限个点必然可视作任意一个高斯过程的一个随机抽样。其对应的概率函数 $f(x)$ 由均值函数 $m(x)$ 和协方差函数(俗称核函数) $k(x, x)$ 确定:

$$f(x) \sim \text{GP}(m(x), k(x, x)) \quad (11)$$

一般假定 D 是由 t 组数据构成的指标数据集, 即训练样本, $D = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, t\}$, 其中, x_i 为输入的各指标向量; y_i 为洪涝灾害直接经济损失输出向量。 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_t]^T$ 为输入矩阵, $\mathbf{y} = \{y_1, y_2, \dots, y_t\}^T$ 为输出向量, 故 $D = (\mathbf{X}, \mathbf{y})$ 。在实际洪涝灾害直接经济损失预评估问

题中, 目标输出 y 往往受到“噪声”影响, 其 GPR 模型表示为:

$$y = f(x) + \epsilon \quad (12)$$

式中, ϵ 为独立于 $f(x)$ 的高斯白噪声, 且服从高斯分布, 可记为 $\epsilon \sim N(0, \sigma_\epsilon^2)$; N 为正态分布; σ_ϵ^2 为方差, 表示数据的分散程度, 即数据与均值的贴近程度。

由于 $f(x)$ 服从高斯分布, 因此 y 也服从高斯分布, 即有限目标输出联合分布集合可构成一个高斯过程:

$$y \sim \text{GP}(m(x), k(x, x) + \sigma_\epsilon^2) \quad (13)$$

利用高斯过程回归进行预评估, 即已知指标数据集 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_t]$ 、洪涝灾害直接经济损失 $\mathbf{y} = \{y_1, y_2, \dots, y_t\}$, 当给定新的输入 $x^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_t^*]$, 求取其对应的输出 y^* 。根据多元高斯分布推导过程, 可得 y 与 y^* 的联合分布为:

$$\begin{pmatrix} y \\ y^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y \\ f(x^*) \end{pmatrix} \sim N \left(\begin{pmatrix} m(x) \\ m(x^*) \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} k(x, x) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I} & k(x, x^*) \\ k(x^*, x) & k(x^*, x^*) \end{pmatrix} \right) \quad (14)$$

进而得到 y^* 的后验概率分布为:

$$p(y^* | x, y, x^*) \sim N(m^*, \zeta^*) \quad (15)$$

其中

$$\begin{cases} m^* = k(x^*, x)[k(x, x) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}]^{-1}[Y - m(x)] + m(x^*) \\ \zeta^* = k(x^*, x^*) - k(x^*, x)[k(x, x) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}]^{-1}k(x, x^*) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I} \end{cases} \quad (16)$$

式中, m^* 、 ζ^* 分别为测试点 x^* 对应的预评估均值、方差; \mathbf{I} 为单位矩阵; Y 为 y 的均值。

(2)核函数与超参数的选择。基于先验假设, 核函数可挖掘数据中的丰富结构(如平滑性、周期性和非静态性)。具体来说, GPR 模型可通过核函数对数据集进行先验表达, 将非线性关系映射到特征空间并转换为线性关系, 从而使复杂的非线性问题转换为线性问题。

核函数的确定需选择合适的核函数类型和参数(即超参数)。采取极大似然估计法选取最优超参数, 过程如下: ①建立训练样本的对数似然函数。公式为:

$$L = \log(p(y | \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})) = \frac{1}{2} \mathbf{y}^T (K + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y} - \frac{1}{2} \log |K + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}| - \frac{n}{2} \log 2\pi \quad (17)$$

式中, $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_u)$ 为超参数的集合向量;

K 为核函数。②采取共轭梯度法求取 L 的极大值来获得超参数 θ 的最优解。公式为:

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial \theta_i} \log(p(\mathbf{y} | \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})) = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ [\boldsymbol{\alpha} \boldsymbol{\alpha}^T - \right. \\ \left. (K + \sigma_i^2 \mathbf{I})^{-1}] \frac{\partial (K + \sigma_i^2 \mathbf{I})}{\partial \theta_i} \right\} \\ \boldsymbol{\alpha} = (K + \sigma_i^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y} \end{cases} \quad (18)$$

式中, θ_i 为第 i 个超参数。

3 指标体系构建

洪涝灾害直接经济损失的大小取决于自身危险性程度及当地的经济社会发展状况等^[8], 本文基于洪涝灾害的基本规律、成灾特点和研究区域的地貌特征, 考虑灾害损失构成, 结合数据的易获取性和全面性构建了洪涝灾害直接经济损失预评估指标体系, 包括致灾因子、孕灾环境、承灾体、应急能力、灾情 5 个方面, 见表 1。

表 1 洪涝灾害直接经济损失预评估指标体系

Tab. 1 Flood disaster direct economic loss pre-assessment index system

项目	一级指标	二级指标	单位	指标性质
洪涝灾害直接经济损失	致灾因子	暴雨持续时间 x_{11}	h	+
		平均最大降雨量 x_{12}	mm	+
	承灾体	固定资产投资总值 x_{21}	亿元	+
		人均收入水平 x_{22}	元	-
	孕灾环境稳定性	房屋密度 x_{23}	%	+
		人口密度 x_{24}	人/km ²	+
人均 GDP x_{25}		元	+	
公共交通运营车辆 x_{26}		辆	+	
孕灾环境稳定性	河网密度 x_{31}	km/km ²	+	
	森林覆盖率 x_{32}	%	-	
	水资源总量 x_{33}	10 ⁸ m ³	+	
	平均海拔高程 x_{34}	m	+	
	城市坡度 x_{35}		+	
应急能力	城市道路面积 x_{36}	10 ⁴ m ²	+	
	地区湿度指数 x_{37}	%	+	
	医疗机构总数 x_{41}	个	-	
	政府财政收入 x_{42}	亿元	-	
	应急响应及时度 x_{43}	%	-	
	排水管网密度 x_{44}	km/km ²	-	
灾情	自救互救措施有效性 x_{45}	%	-	
	受灾面积 x_{51}	10 ³ hm ²	+	
	受灾人数 x_{52}	万人	+	

注: +、- 分别表示该指标值越大, 目标指标值越大、越小。

4 实例分析

4.1 研究区概况与数据来源

京津冀城市群区域协同发展规划是国家“十四五”规划中的重要内容。近年来, 快速的城市化进程加之降水集中且多暴雨的气候特征, 该区域

暴雨洪涝灾害频发, 人们的生命财产受到严重威胁。如 2012 年, 北京市遭遇 61 年来最强暴雨及洪涝灾害, 直接经济损失达 116.4 亿元; 2016 年河北省大部分地区发生暴雨洪涝灾害, 受灾人数 904 万人, 直接经济损失达 574.6 亿元。由此可知, 洪涝灾害已经成为京津冀城市群可持续发展的主要障碍。

各指标数据出自 2010~2020 年《中国城市统计年鉴》、《中国气象灾害年鉴》、《中国县域统计年鉴》、《(各地级市)国民经济和社会发展统计公报》及《河北农村统计年鉴》, 其中平均海拔高程、河网密度、城市坡度来源于地理空间数据云。

4.2 京津冀城市洪涝灾害直接经济损失预评估

4.2.1 数据收集与处理

收集京津冀城市群 2010~2020 年的洪涝灾害直接经济损失预评估指标数据, 并进行归一化, 以提高 GPR 模型的评估性能。正、负向指标归一化公式分别为:

$$c_{ij}^+ = \frac{x_{ij} - \min_{1 \leq j \leq n}(x_{ij})}{\max_{1 \leq j \leq n}(x_{ij}) - \min_{1 \leq j \leq n}(x_{ij})} \quad (19)$$

$$c_{ij}^- = \frac{\max_{1 \leq j \leq n}(x_{ij}) - x_{ij}}{\max_{1 \leq j \leq n}(x_{ij}) - \min_{1 \leq j \leq n}(x_{ij})} \quad (20)$$

式中, c_{ij} 为第 j 个评估对象第 i 个指标的归一化数据; n 为被评估的样本总数。

4.2.2 基于 GGRA 的指标体系优化

将归一化后的洪涝灾害直接经济损失指标数据代入式(1)~(10), 计算得到各指标的灰色绝对关联度、相对关联度及综合关联度, 见表 2。

表 2 基于 GGRA 的指标体系实证结果

Tab. 2 Empirical results of index system based on GGRA

二级指标	绝对关联度 ϵ_{0i}	相对关联度 γ_{0i}	综合关联度 ρ_{0i}
x_{11}	0.600 1	0.584 9	0.592 5
x_{12}	0.650 3	0.672 3	0.661 3
x_{21}	0.498 4	0.517 4	0.507 9
x_{22}	0.545 8	0.571 4	0.558 6
x_{23}	0.581 1	0.620 3	0.600 7
x_{24}	0.511 9	0.531 3	0.521 6
x_{25}	0.560 0	0.555 8	0.557 9
x_{26}	0.530 2	0.514 0	0.522 1
x_{31}	0.598 9	0.603 7	0.601 3
x_{32}	0.511 4	0.490 6	0.501 0
x_{33}	0.532 1	0.520 7	0.526 4
x_{34}	0.550 2	0.533 6	0.541 9
x_{35}	0.495 1	0.509 5	0.502 3
x_{36}	0.517 4	0.505 4	0.511 4
x_{37}	0.484 3	0.485 9	0.485 1
x_{41}	0.602 3	0.627 1	0.614 7
x_{42}	0.521 3	0.481 5	0.501 4
x_{43}	0.724 8	0.764 2	0.744 5
x_{44}	0.591 6	0.611 0	0.601 3
x_{45}	0.578 6	0.589 4	0.584 0
x_{51}	0.554 7	0.513 4	0.534 1
x_{52}	0.510 0	0.583 2	0.546 6

由表 2 可知,指标 x_{37} 的灰色综合关联度为 $0.4851 < 0.5$, 因此将其剔除。故本文将指标体系剩余的 22 个二级指标定义为有效指标, 据此进行洪涝灾害直接经济损失的预评估。

4.2.3 基于 GPR 模型的洪涝灾害直接经济损失的预评估

(1)划分训练集与测试集。13 个城市 11 年的数据共计 143 个样本, 随机选取 120 个样本数据作为训练集, 剩余 23 个样本作为测试集, 经过训练得到洪涝灾害直接经济损失的 GPR 预评估模型。

(2)核函数与超参数的选择。采用高斯过程回归模型学习训练集, 最重要是寻找最有效的核函数, 即 $k(x, x)$ 。在 Python 软件的运行下, 测试了多个核函数, 结果表明, 使用 SE+Per 核函数得到的评估值最接近实际值, 进而训练得到的最优超参数见表 3。另外, $\sigma_i^2 = 0.026^2$ 。

表 3 GPR 模型核函数参数

Tab. 3 GPR model kernel function parameter

SE		Per		
σ_{SE}^2	l_{SE}	σ_{Per}^2	l_{Per}	ρ
1.04	0.98	5.25	0.646	1

(3)利用训练好的回归模型对测试数据进行测试, 以验证模型的可靠性, 得到洪涝灾害直接经济损失的输出结果(以 2020 年为例), 见表 4。

4.3 评估结果分析

由表 4 可知, 在气候变暖背景下, 暴雨呈明显的区域异质性特征。采用自然断点法将京津冀各地洪涝灾害直接经济损失划分为 5 个范围(图 1)以研究其空间分布特征。由图 1 可知, 京津冀地区洪涝灾害直接经济损失大致呈以北京市为中心, 似“花瓣状”向周围散开, 西北高东南低的分布格局。其中, 2010 年主要是张家口、邯郸两市洪涝灾害直接经济损失偏高; 2012 年为京津冀三地的洪涝灾害多发年; 2014 年京津冀地区全年降雨

表 4 京津冀城市 2020 年洪涝灾害直接经济损失预评估结果对比

Tab. 4 Comparison of pre-assessment results of direct economic loss of flood disaster in Beijing-Tianjin-Hebei Cities in 2020

城市	GGRA-GPR 模型 ($R_{RMSE}=0.0279$ 、 $M_{MAPE}=4.4371$ 、 $R^2=0.9830$)		GPR 模型 ($R_{RMSE}=0.0313$ 、 $M_{MAPE}=9.3632$ 、 $R^2=0.9411$)		BP 神经网络模型 ($R_{RMSE}=0.0310$ 、 $M_{MAPE}=9.5490$ 、 $R^2=0.8903$)		
	实际值 / 亿元	评估值 / 亿元	拟合相对误差 / %	评估值 / 亿元	拟合相对误差 / %	评估值 / 亿元	拟合相对误差 / %
	北京	0.0005	0.0005	0.0000	0.0004	0.2000	0.0005
天津	0.0006	0.0005	0.0000	0.0005	0.1667	0.0005	0.1667
石家庄	0.6207	0.6200	0.0015	0.5810	0.0640	0.5971	0.0380
唐山	0.5852	0.5712	0.0243	0.5502	0.0599	0.6030	0.0304
秦皇岛	1.4314	1.4236	0.0056	1.4510	0.0137	1.4900	0.0409
邯郸	2.1585	2.1600	0.0007	2.1320	0.0123	2.1100	0.0225
邢台	1.5505	1.5100	0.0260	1.4870	0.0409	1.6010	0.0326
保定	0.2584	0.2712	0.0495	0.2410	0.0674	0.2100	0.1874
张家口	1.0717	1.0500	0.0202	1.0630	0.0081	1.0800	0.0078
承德	3.6735	3.6000	0.0200	3.6913	0.0048	3.6810	0.0020
沧州	0.8132	0.8001	0.0163	0.7515	0.0759	0.8302	0.0208
廊坊	0.1267	0.1135	0.1040	0.1445	0.1407	0.1045	0.0424
衡水	0.0101	0.0100	0.0132	0.0132	0.1348	0.0055	0.3290

注: R_{RMSE} 、 M_{MAPE} 的单位均为亿元。

量偏低, 各地洪涝灾害的直接经济损失明显减少; 2018 年受副热带高压外围暖湿气流与高空槽的共同影响, 北京地区夏季出现强降雨引发严重洪涝灾害, 造成的直接经济损失突破近 10 年历时极值; 2020 年承德市受灾严重, 这是由于太行山脉地形作用, 市内山区海拔落差大, 为山洪暴发创造极为有利的条件, 该地经济发展水平落后、水资源总量丰富、医疗应急条件欠发达也成为洪涝灾害直接经济损失偏高的部分原因。

对于洪涝灾害直接经济损失偏高的区域, 政府应增强其灾害防范, 合理规划城市发展, 提高暴雨评估工作的准确性、及时性; 加强生态文明建设, 选择更为合理的种植结构, 兴修防洪除涝减灾水利工程; 开展区域应急能力建设的试点示范工作, 完善城市排水设施的建设与维护, 做好城市排水管网的统筹规划和科学设计。

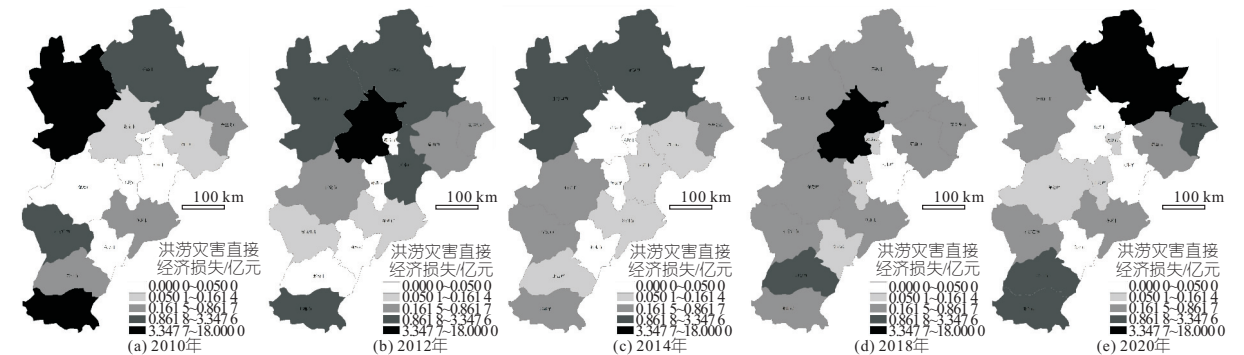


图 1 2010、2012、2014、2018、2020 年京津冀洪涝灾害直接经济损失空间分布特征

Fig. 1 Spatial distribution characteristics of direct economic losses caused by flood disaster in Beijing-Tianjin-Hebei Region in 2010, 2012, 2014, 2018 and 2020

4.4 与已有模型比较

为验证所用模型的优越性,对比 GGRA-GPR、GPR^[9]及 BP 神经网络^[10]评估模型结果,选用均方根误差(R_{RMSE})、平均绝对百分比误差(M_{MAPE})、拟合度(R^2)三个指标进行评价,结果见表 4。由表 4 可知, $R_{RMSE_{GGRA-GPR}} < R_{RMSE_{BP}} < R_{RMSE_{GPR}}$, $M_{MAPE_{GGRA-GPR}} < M_{MAPE_{GPR}} < M_{MAPE_{BP}}$,可见 GGRA-GPR 模型的评估精度较高;GGRA-GPR 评估模型的拟合相对误差明显低于 GPR 模型和 BP 模型,结合三种评估模型的拟合度 $R^2_{GGRA-GPR} > R^2_{GPR} > R^2_{BP}$ 可得,GGRA-GPR 评估模型拟合度最高,整体拟合相对误差较低,表现出最优的拟合精度。

5 结论

a. 引入广义灰色关联分析(GGRA)方法定量分析指标因子间的关联性以验证所选指标合理性,提供了科学的指标依据。

b. 对比 GPR、BP 模型,提出的 GGRA-GPR 模型的评估精度与拟合能力均较优,能为洪涝灾后损失评估提供一定的参考。

参考文献:

[1] 李莹,赵珊珊. 2001-2020 年中国洪涝灾害损失与致灾危险性研究[J]. 气候变化研究进展, 2022, 18(2):154-165.

[2] 鲁佳慧,刘家宏,刘创,等. 深圳市洪涝风险量化评估与损失预测[J]. 水电能源科学, 2021, 39(12): 73-75,11.

[3] 郝婧,刘强. 基于 SSA-ELM 模型的台风风暴潮灾害损失预评估[J]. 海洋科学, 2022, 46(2):55-63.

[4] 陈宇,王瑛,刘庆爱,等. 基于土地利用的山洪灾害损失评估模型研究[J]. 自然灾害学报, 2021, 30(2):52-59.

[5] LAZZARIN T, VIERO D P, MOLINARI D, et al. Flood damage functions based on a single physics- and data-based impact parameter that jointly accounts for water depth and velocity[J]. Journal of hydrology, 2022, 607. DOI: 10. 1016/j. jhydrol. 2022,127485.

[6] 韦保磊,谢乃明. 广义灰色关联分析模型的统一表述及性质[J]. 系统工程理论与实践, 2019, 39(1): 226-235.

[7] 赵艳,王文举,倪渊. 基于 GCA-RFR 模型的数字内容资源价值评估方法研究[J]. 统计与信息论坛, 2022, 37(2):12-22.

[8] 汪明. 重大自然灾害风险评估中的若干关键问题探讨[J]. 中国减灾, 2022(5):24-27.

[9] 鲁晓春,丁旭. 城轨站点与站域物流服务终端设施的互动机理研究——以北京市为例[J]. 北京交通大学学报(社会科学版), 2021, 20(4):125-134.

[10] 安慧,范娟娟,吴海林,等. 基于 BP 神经网络的淮河流域水生态足迹分析与预测[J]. 长江流域资源与环境, 2021, 30(5):1076-1087.

Pre-assessment of Direct Economic Losses of Flood Disasters Based on GGRA-GPR Model

YANG Shuang, XUE Ye

(College of Economics and Management, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: With the increase of economic development and the frequency and intensity of flood disasters, post-disaster emergency management requires rapid understanding of disaster losses. This paper firstly constructed an index system from five aspects including disaster-causing factors, disaster-bearing bodies, disaster-pregnant environment, emergency response capacity and disaster situation, and verified its rationality based on generalized gray correlation analysis. Secondly, Gaussian process regression model was introduced to pre-evaluate and simulate the economic losses of flood disasters. Finally, the method was applied to evaluate the direct economic losses of flood disasters in Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration from 2010 to 2020. The results show that the generalized gray correlation analysis-Gaussian process regression model has the best fitting accuracy when comparing the simple Gaussian process regression with the neural network assessment model.

Key words: flood disaster; Gaussian process regression model; generalized grey relational analysis; loss pre-assessment