

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)10-0067-06

基于 PSO 改进 RF 算法的安全到位准确度自动预测模型

袁展图¹, 李沃林¹, 黄国欢², 李 晨³, 徐 敏³(1. 广东电网有限责任公司东莞供电局, 广东 东莞 523000; 2. 广东聚润达集团有限责任公司, 广东 东莞 523000;
3. 南方电网科学研究院有限责任公司, 广州 510663)

摘 要:以提升安全到位预测的准确性为目的,针对单一随机森林(random forest, RF)在处理高度复杂与不确定性数据时的局限性,引入粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)优化 RF 模型,构建 PSO 改进 RF 的安全到位自动预测模型。识别包括设备状态、人员操作、环境因素等在内的关键影响因素,并据此设计涵盖安全管理制度、安全管理机构、安全生产技术、安全设备投入及文明作业等多维度预测指标体系。利用 RF 算法构建初步预测模型,并采用 PSO 对 RF 模型的参数进行优化,以提升预测的精准性和泛化能力。以上述指标体系数据作为输入,实现安全到位准确度自动预测。实验结果显示,采用所提方法构建的安全到位自动预测模型,在预测精准性上实现了显著提升,预测结果与实际安全责任制情况高度一致,验证了该方法在实际应用中的可行性和有效性。

关键词:随机森林算法;决策树;自动预测模型;粒子群算法;准确度预测;安全到位预测

中图分类号: TP183;TM623.8

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)10-0067-06

Automatic prediction model of safety in place accuracy based on PSO improved RF algorithm

Yuan Zhantu¹, Li Wolin¹, Huang Guohuan², Li Chen³, Xu Min³(1. Dongguan Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Dongguan 523000, Guangdong, China;
2. Guangdong Grand Group Co., Ltd., Dongguan 523000, Guangdong, China;
3. CSG Electric Power Research Institute Co., Ltd., Guangzhou 510663, China)

Abstract: With the aim of improving the accuracy of safety in place prediction, a particle swarm optimization (PSO) algorithm is introduced to address the limitations of a single random forest (RF) in handling highly complex and uncertain data. A PSO improved RF safety in place automatic prediction model is constructed. Identifying key influencing factors including equipment status, personnel operation, environmental factors, and based on this, designing a multi-dimensional prediction index system covering safety management system, safety management organization, safety production technology, safety equipment investment, and civilized operation. A preliminary prediction model is constructed using RF algorithm, and the parameters of the RF model are optimized using PSO to improve the accuracy and generalization ability of the prediction. Using the above indicator system data as input, achieve automatic prediction of safety and accuracy. The experimental results show that the safety in place automatic prediction model constructed using the proposed method achieves significant improvement in prediction accuracy, and the prediction results are highly consistent with the actual safety responsibility system situation, verifying the feasibility and effectiveness of the method in practical applications.

Keywords: random forest algorithm; decision tree; automatic prediction model; particle swarm optimization algorithm; accuracy prediction; safety in place prediction

在安全管理和监控领域中,安全到位准确度是衡量系统或流程安全性能的关键指标。这一指标不仅关乎设备状态的稳定与可靠,还紧密关联着人员操作的规范性和环境因素的可控性^[1]。然而,在实际操作中,这些构成安全到位准确度的核心要素往往呈现出高度的复杂性和不确定性^[2]。设备状态的波动可能受到多种内部和外部因素的干扰,人员操作则因个体差异和情境变化而难以预测,

而环境因素更是多变且难以控制。这些因素相互交织,形成了一个复杂而多变的系统,极大地增加了安全到位预测的难度和不确定性。因此许多相关学者对安全责任制进行评估。如昌孝存^[3]利用层次分析法评估企业重大灾害预防与安全保障体系。该方法定量数据少,客观性高,指标过多,统计数据量大。樊冰婕等^[4]利用 AHP-模糊综合评价集成分析法对氧枪系统进行评估。该方法计算过程

收稿日期:2025-04-20;录用日期:2025-05-26

基金项目:中国南方电网公司总部级科技项目(031900KK52200024)

作者简介:袁展图(1982—),男,硕士,高级工程师,研究方向为电力安全、变电运行。

引用本文:袁展图,李沃林,黄国欢,等.基于 PSO 改进 RF 算法的安全到位准确度自动预测模型[J].自动化技术与应用,2026,45(10):67-72.(Yuan Zhantu, Li Wolin, Huang Guohuan, et al. Automatic prediction model of safety in place accuracy based on PSO improved RF algorithm[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(10): 67-72.)

复杂,确定安全指标权重矢量具有较强的主观性,具有局限性。

根据以上分析可知,在追求高效与安全的生产环境中,安全到位的预测准确性成为了企业管理的关键环节。RF模型虽然具有强大的数据处理能力,但在面对设备状态、人员操作、环境因素等高度复杂与不确定性数据时,其预测精准性和泛化能力仍存在局限性。因此,本文引入了一种创新的技术路径,即利用 PSO 对 RF 模型进行优化,构建了 PSO 改进 RF 的安全到位自动预测模型。设计了一套涵盖安全管理制度、安全管理机构、安全生产技术、安全设备投入以及文明作业等多个维度的预测指标体系。同时,通过 PSO 算法对 RF 模型的参数进行智能调整,提升模型的预测精准性和泛化能力。将构建指标作为改进 RF 评估模型的输入,实现安全到位预测。

1 安全到位多维度指标

安全到位预测的准确性很大程度上依赖于对关键影响因素的准确识别。设备状态、人员操作、环境因素等是影响安全到位准确度的核心要素^[5],它们之间存在着复杂的相互作用关系,且往往呈现出高度的不确定性和复杂性。为了更好地理解它们对安全到位状况的影响机制,从而精准捕捉这些复杂性和不确定性数据,首先构建涵盖多个维度的预测指标体系,从中识别关键影响因素。

1.1 安全管理制度评估指标

一个项目的管理机构对责任的关注程度可用安全责任健全度衡量^[6-7],安全责任健全度的指标和项目的安全指数成正比,安全生产责任健全度 B_1 计算公式为

$$B_1 = \frac{a}{A} \times 100\% \quad (1)$$

式中, a 和 A 分别表示安全责任制度的落实条数及总条数。

安全课程训练提高管理人员及员工的安管理行为^[8],安全课程训练指标越高,项目的安全指数越高,安全教育训练度用 B_2 表示, B_2 计算公式为

$$B_2 = \frac{o}{O} \times 100\% \quad (2)$$

式中, o 和 O 分别表示安全课程训练天数和月总天数。

安全管理工作的严谨性可通过安全制度执行情况体现出来^[9],安全制度执行度指标 B_3 属于定性指标,通过专家评分的方式确定安全制度执行指标,评分百分制,安全制度执行指标的评分值越低,说明项目的安全指数越高。

1.2 安全机构及生产技术指标

安全管理机构评估指标由安全管理机构健全度 B_4 、安全管理人员备齐度 B_5 及安全管理人员综合素质 B_6 构成,3个指标均属于定性指标^[10],通过专家评分的方式确定安全管理机构评估指标,评分采用百分制, B_4 、 B_5 和 B_6 指标越高,表明项目安全指标越高。

安全生产技术评价指标由2个指标构成,都属于定性

指标。违章作业控制率衡量安全指数管理的程度,安全管理得越严格,在工作中违规行为出现的概率小,企业管理项目的安全指数越高。违规行为控制率 B_7 表示, B_7 计算公式为

$$B_7 = \frac{c}{C} \times 100\% \quad (3)$$

式中, c 和 C 分别表示违规行为产生的损失和同期损失金额。

项目在安全生产技术的投入费用与前年同期费用投入的比值可反馈安全生产技术的改革效果,安全生产技术的改革效果可通过其使用率进行评估,该技术使用率的指标和项目的安全指数成正比。安全生产技术的使用率用 B_8 表示,推算公式为

$$B_8 = \frac{p}{P} \times 100\% \quad (4)$$

式中, p 和 P 分别表示安全生产经费及技术经费的投入。

1.3 安全设备投入及文明作业指标

设备的使用功能受使用时间的影,设备使用时间越长,会降低设备的使用功能,导致设备发生故障的概率增大,用设备的优良率进行评估,该指标和项目安全指数成正比。设备优良率用 B_9 表示, B_9 求解公式为

$$B_9 = \frac{x}{X} \times 100\% \quad (5)$$

式中, x 和 X 分别表示安全设备数量和设备总数量。

安全设备投入率用于评估设备废旧出现故障的情况,故障次数增加,安全隐患随之增加,该指标和安全指数成正比关系。安全设备投入率用 B_{10} 表示, B_{10} 的计算公式为

$$B_{10} = \frac{y}{Y} \times 100\% \quad (6)$$

式中, y 和 Y 分别表示安全设备数量及设备总数。

文明作业指标 B_{11} 是项目安全管理的关键部分,文明作业指标 B_{11} 属于定性指标。通过专家评分的方式确定文明作业的指标,评分为百分制,文明作业的指标越高,表明安全指数越高,作业过程越顺利。

2 基于 PSO 改进 RF 的自动预测

2.1 基于 RF 构建初步预测模型

由于所构建的预测指标体系涉及多个维度和大量的评估指标,因此数据收集和处理的复杂性显著增加。此外,不同指标之间可能存在冗余、相关性或非线性关系,这进一步增加了特征提取的难度。RF 算法应用统计学,通过组合分类实现对安全到位自动预测^[11-12],该算法具有泛化和数据挖掘等特性,不需要人工设置较多的参数,降低评估研究的主观性。因此,基于 RF 构建初步预测模型,并将第2部分的指标作为输入进行初步预测。

基于 RF 构建初步预测模型预测流程如图1所示。基于 RF 构建初步预测流程如下。

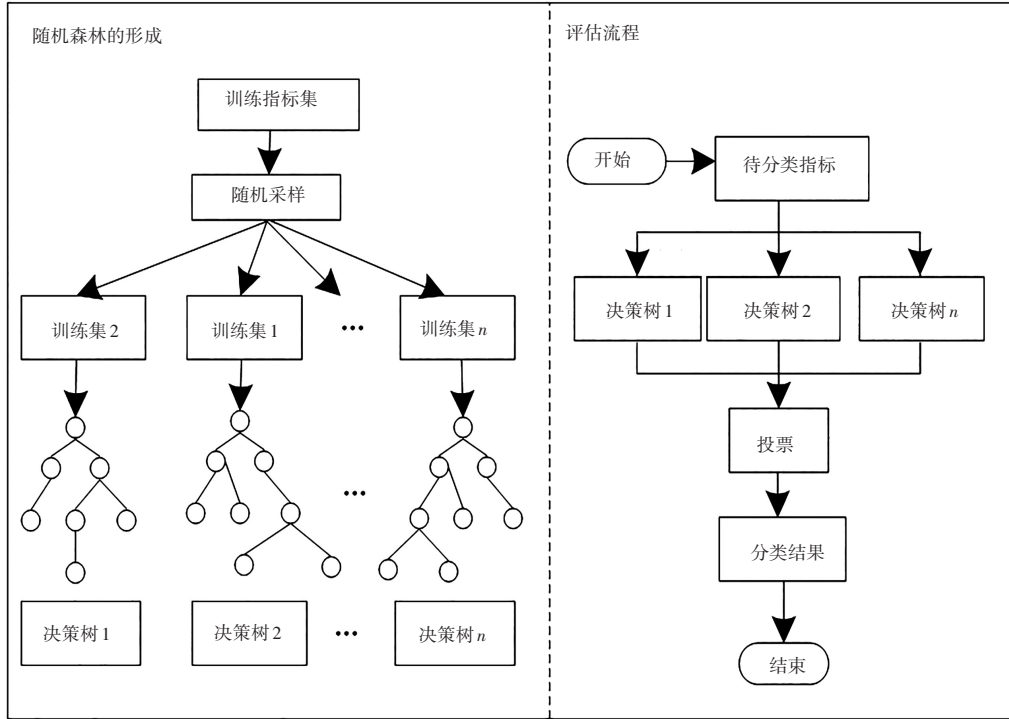


图 1 基于 RF 构建初步预测模型

Fig. 1 Preliminary prediction model based on RF

步骤 1 数据准备与预处理。

将第 2 部分得到的涵盖安全管理制度、安全管理机构、安全生产技术、安全设备投入及文明作业等多个维度的预测指标体系数据进行清洗,处理缺失值、异常值和重复数据,确保数据质量。同时,对数据进行标准化处理,消除不同指标之间的量纲差异。

步骤 2 构建如图 1 所示的 RF 初步预测模型。

1) 随机抽样组成训练集:从步骤 1 原始数据集中随机抽取一部分作为训练集,用于构建 RF 模型。

2) 确定待选属性集:对于所有的决策树,随机抽样组成训练集 E_i ,假设 F 是所有节点划分的属性个数,从所有加点利用属性集合通过随机选择的方法筛选 F 个属性作为待选属性集,即塔尖决策树,依据安全到位初步预测指标选择最佳分类属性。

3) 构建决策树:对于每一棵决策树,从根节点开始,依据待选属性集中的最佳分类属性进行划分,直到满足停止条件。

4) 重复构建:重复上述过程,构建多棵决策树,形成随机森林。

步骤 3 计算信息增益与增益率。

RF 算法的样本集用 E 表示, E 中第 i 类样本所占的比例为 R_i , E 的熵计算公式为

$$\text{Entropy}(E) = - \sum_{i=1}^c R_i \log_2 R_i \quad (7)$$

在特征 H 影响后,样本集 T 划分 k 个部分。信息熵和信息值推算公式为

$$\text{Entropy}(E_H) = - \sum_{j=1}^k \frac{|E_j|}{E} \text{Entropy}(E_H) \quad (8)$$

$$\text{SplitEntropy}(E, H) = - \sum_{i=1}^c \frac{|E_i|}{E} \log_2 \frac{|E_i|}{E} \quad (9)$$

信息增益及其增益率求解式为

$$\text{Gain}(E, H) = \text{Entropy}(E) - \text{Entropy}(E_H) \quad (10)$$

$$\text{GainRatio}(E, H) = \frac{\text{Gain}(E, H)}{\text{SplitEntropy}(E, H)} \quad (11)$$

步骤 4 选择最佳分类属性。

对于每一棵决策树的当前节点^[13-14],根据式(10)和式(11)选择最佳分类属性进行划分。重复此过程,直到决策树构建完成。

步骤 5 模型训练与预测。

使用训练集对 RF 模型进行训练,并输出安全到位初步预测结果。

2.2 PSO 优化 RF 输出最终预测

RF 模型的性能在很大程度上取决于其决策树的数量、最大深度、最小样本分裂数等参数设置情况。在初步预测中,这些参数只是基于经验设置,而非通过优化得到的最佳值。因此,为进一步提高安全到位预测的准确率和灵敏性,在构建 RF 模型的基础上,利用 PSO 优化模型中的参数,通过优化后的 RF 模型,输出最终的安全到位准确度自动预测结果。

在 RF 评估模型中加入 PSO 优化模型参数(如图 2 所示),提高评估的精确度^[15-17],PSO 优化 RF 评估模型步骤如下:

1) 明确 RF 算法的参数。随机设定阈值、决策树数量及训练样本数量分别为 γ 、 S 、 Q ,随机属性数 m 的初值。

2) 采用 Bootstrap 算法抽样,构成 L 个训练集,在所有

训练集中抽取 n 个测试样本。

3) 决策树通过剩余训练样本生成,在生成时,选择属性前,当前节点决策属性通过在属性中选择的 m 个属性确定。

4) 当节点里的训练样本数量大于等于阈值时,执行步骤 5),通过 PSO 优化 RF 参数;反之,当节点里的训练样本数量小于阈值时,把最高票数的属性作为决策树输出结果,并执行步骤 6)。

5) 把分类结果作为适用度值,运用 PSO 优化 RF 的参数,最终求解最佳参数。设 D 维搜索空间中, n 个粒子保持速度飞行,种群用 $U = (U_1, U_2, U_3, \dots, U_n)$ 表示,第 i 个粒子的位置和速度分别用 $U_i = (U_{i,1}, U_{i,2}, U_{i,3}, \dots, U_{i,D})$

及 $V_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, v_{i,3}, \dots, v_{i,D})$ 表示,基于目标函数推算 U_i 的适用度值,个体的极限值和种群的全局极值分别用 $Z_i = (z_{i,1}, z_{i,2}, z_{i,3}, \dots, z_{i,D})$ 及 $Z_g = (z_{g,1}, z_{g,2}, z_{g,3}, \dots, z_{g,D})$ 表示,优化粒子的速度和位置用 $v_{i,j}(t+1)$ 和 $u_{i,j}(t+1)$ 表示, $v_{i,j}(t+1)$ 和 $u_{i,j}(t+1)$ 推算公式为

$$v_{i,j}(t+1) = wv_{i,j}(t) + \alpha_1\beta_1[z_{i,j}(t) - u_{i,j}(t)] + \alpha_2\beta_2[z_{g,j}(t) - u_{i,j}(t)] \tag{12}$$
$$u_{i,j}(t+1) = u_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \tag{13}$$

式中, $j = 1, 2, \dots, d, i = 1, 2, \dots, m$, 若 $v_{i,j} > V_{\max}$, 令 $v_{i,j} = V_{\max}$; 若 $v_{i,j} < -V_{\max}$, 令 $v_{i,j} = -V_{\max}$ 。 W 表示惯性权重, α_1 和 α_2 表示学习因子, β_1 和 β_2 表示随机数, 取值为 $[0, 1]$, $V_{\max}$ 是非负数, 表示最大限制速度。

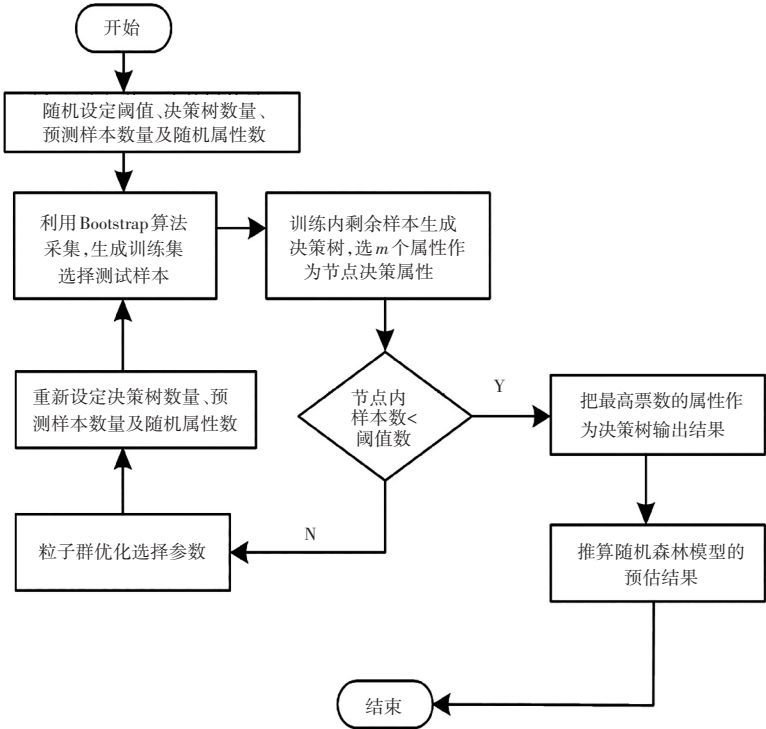


图 2 PSO 改进 RF 的安全到位准确度自动预测流程

Fig. 2 Automatic prediction process of safety in place accuracy based on PSO improved RF

根据以上过程,重新设定设定阈值、决策树数量及训练样本数量分别为 γ, S, Q , 随机属性数 m 的初值,并返回步骤 2) 继续执行循环。

6) 在全部决策树出现后,测试所有的决策树,输出最终的安全到位准确度自动预测结果。

3 实验分析

以某地区工程项目为实验对象,该工程项目共有 70 人,8 个管理部门,将安全到位自动预测的安全等级分为 A、B、C 及 D 等级,A 为最强安全等级,B、C 及 D 安全等级依次减弱,安全到位自动预测等级划分标准如表 1 所示。

为保证预测结果的精确性,首先设定所提方法的相关参数,以便于后续算法自动执行预测任务,如表 2 所示。

表 1 安全到位自动预测等级划分标准

Tab. 1 Classification standard of safety in place automatic prediction

指标	不同安全等级划分标准			
	A	B	C	D
B_1	(0.85,1]	(0.75,0.85]	(0.75,0.60]	(0.60,0.50]
B_2	(0.85,1]	(0.75,0.85]	(0.75,0.60]	(0.60,0.50]
B_3	(85,100]	(75,85]	(75,60]	(60,50]
B_4	(85,100]	(75,85]	(75,60]	(60,50]
B_5	(85,100]	(75,85]	(75,60]	(60,50]
B_6	(85,100]	(75,85]	(75,60]	(60,50]
B_7	(0.85,1]	(0.75,0.85]	(0.75,0.60]	(0.60,0.50]
B_8	(0.85,1]	(0.75,0.85]	(0.75,0.60]	(0.60,0.50]
B_9	(0.85,1]	(0.75,0.85]	(0.75,0.60]	(0.60,0.50]
B_{10}	(0.85,1]	(0.75,0.85]	(0.75,0.60]	(0.60,0.50]
B_{11}	(85,100]	(75,85]	(75,60]	(60,50]

表 2 所提方法参数

Tab. 2 Parameters of the proposed method

方法	参数	数值
RF	决策树数量	100
	最小样本数	2
PSO	粒子数量	50
	迭代次数	100
	学习因子	1.5
	惯性权重	0.9

完成设定后,将处理的评估指标进行归一化处理,将处理后的 11 项指标输入改进 RF 评估模型中进行安全等级评估,输出安全到位预测指数预测结果,预测结果如表 3 所示。

表 3 安全到位自动预测结果

Tab. 3 Automatic prediction results of safety in place

指标	预测结果	与实际结果
B_1	A	一致
B_2	A	一致
B_3	B	一致
B_4	A	一致
B_5	A	一致
B_6	C	一致
B_7	D	一致
B_8	A	一致
B_9	D	一致
B_{10}	A	一致
B_{11}	C	一致

由表 3 所示, B_1 、 B_2 、 B_4 、 B_5 、 B_8 及 B_{10} 指标预测结果为 A 级安全, B_3 指标评估为 B, B_6 和 B_{11} 指标预测结果为 C 级安全, B_7 和 B_9 指标预测结果为 D 级安全, 本方法评估 11 项指标的安全等级结果与安全到位自动预测实际结果一致。实验结果表明本方法预测结果精准, 与实际指标安全情况一致, 真实反映实际的安全情况, 本方法可行性较高。

为验证本方法评估优化效果, 进行 2 组对比实验, 选取表 1 的 10 个指标, 随机分成 2 组安全责任制的指标集, 2 组指标集分别用基础 RF 算法和改进 RF 算法进行评估, 分别绘制 ROC 曲线, 该曲线以误报率为横坐标, 灵敏度为纵坐标。2 组指标集预测结果如图 3 所示。

由图 3 所示, 基础 RF 算法评估安全责任制指标集 AUC 的统计量在 0.72, 改进随机算法指标集 AUC 的统计量在 0.89, 基础 RF 算法随着误判率的增加灵敏度大幅度增长, 在误判率为 30% 时, 灵敏度保持在 70%, 改进 RF 算法在误判率为 20% 时灵敏度在 80% 左右, 在误判率为 65% 时, 灵敏度增加至 95%。在误判率为 30% 时, 基础 RF 算法和改进 RF 算法的灵敏度分别为 0.7 及 0.85, 改进

RF 算法较基础 RF 算法的灵敏度高 15%。实验结果表明, 本方法应用改进 RF 算法进行安全到位自动预测可提升评估的灵敏度和精准性。

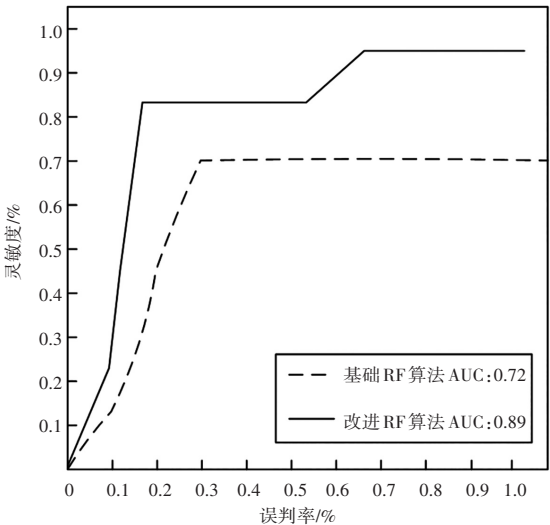


图 3 安全到位自动预测 ROC 曲线

Fig. 3 ROC curve of safety in place automatic prediction

为验证改进 RF 模型预估能力, 将 RF 算法模型的均方误差作为 PSO 的适应度函数, 利用 PSO 对 RF 模型的参数决策数的数量和树的深度进行最佳值迭代, 统计均方误差, 观察 PSO 对模型评估能力的影响, 统计结果如图 4 所示。

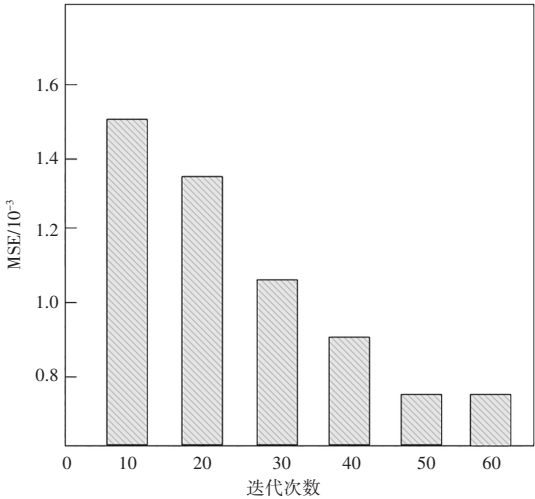


图 4 PSO-RF 适应度迭代 MSE 值的变化

Fig. 4 Change of MSE value in PSO-RF fitness iteration

由图 4 所示, 在迭代次数为 10 和 20 次时, RF 算法的 MSE 分别为 1.50、1.35, 当迭代次数为 40 时, RF 算法的 MSE 减小至 0.9, 在迭代次数为 10~40 次之间, RF 算法的 MSE 逐渐降低, 在迭代次数为 50 次和 60 次时, 模型的 MSE 值均为 0.76, 是最小值, 也是最佳值迭代, 把最佳参数引入 RF 模型中, 获取最优的预估模型。

以某地区工程项目为实验对象, 用本方法对该工程项目安全责任制的安全生产责任健全度、安全教育训练及安全制度执行度指标进行评估, 预测结果如图 5 所示。

企业项目安全自动预测管理系统			
权限登录	安全责任制预测结果		
安全管理	序号	指标	预测等级
综合管理	1	安全生产责任健全度 B_1	A
筛选	2	安全教育训练 B_2	A
系统	3	安全制度执行 B_3	B
设置	安全责任制预测 B_1 、 B_2 及 B_3 的预测等级分别为A、A及B。在安全生产责任健全度和安全教育训练开展安全制度较好,在安全制度执行应加强管理。		
修改	日期:2022.4.16 退出登陆 注销		

图5 项目安全预测结果

Fig. 5 Project safety prediction results

如图5所示,用本方法评估安全生产责任健全度、安全教育训练和安全制度执行指标,预测结果分别为A、A及B,该项目的安全制度执行较差,存在安全隐患,应在安全制度执行方面加强管理。

4 结论

本文通过引入PSO优化RF模型,成功构建了基于PSO改进RF的安全到位自动预测模型。实验结果显示,该模型在预测安全到位准确度方面取得了显著提升,预测结果与实际安全责任制情况高度一致。这一成果不仅克服了单一RF算法在处理高度复杂与不确定性数据时的局限性,还通过多维度的预测指标体系全面考虑了设备状态、人员操作、环境因素等关键影响因素。因此,本研究提出的PSO改进RF算法在安全到位预测领域具有广泛的应用前景,能够为相关领域的安全管理和决策提供有力支持,具有重要的理论和实践意义。

参考文献

- [1] 阎红巧,陈怡玥,田琨,等.企业安全生产关键指标体系与风险评价模型[J].中国安全科学学报,2021,31(9):21-28.
- [2] 吴林,吴超,吴娥.大数据视域下安全信息资源管理模式研究[J].科技管理研究,2020,40(9):156-162.
- [3] 昌孝存.煤矿企业重大灾害预防与安全保障体系构建与运行评价[J].中国安全生产科学技术,2019,15(10):140-145.
- [4] 樊冰婕,许开立,徐晓虎,等.基于AHP-模糊综合评价集成法的氧枪系统综合安全评价[J].工业安全与环保,2020,46(6):11-14.
- [5] 冯俊.江坪河水电站工程项目业主安全生产管理探讨[J].水力发电,2020,46(6):9-11,92.
- [6] 余岚,马小勇,金小菊,等.基于Elmeri指标体系的煤矿作业区安全风险模糊综合评价[J].数学的实践与认识,2021,51(2):284-293.
- [7] 袁飞,彭子峰.基于BP算法的网络安全事件风险等级预测方法[J].自动化与仪器仪表,2023(4):348-351.
- [8] 陈全,侯明鑫.基于风险管理原理的企业安全培训管理系统的构建[J].工业安全与环保,2022,48(5):27-29.
- [9] 祁慧,李泽荃,陈红.煤矿安全管理制度的执行特征对制度有效性的影响研究[J].煤炭工程,2020,52(10):192-196.
- [10] 穆美丽,郑琰.数据驱动贝叶斯网络的实验室安全事故风险分析[J].实验室研究与探索,2025,44(6):245-250,254.
- [11] 蔡近近,宋瑞,何世伟,等.基于改进FP-Growth算法和贝叶斯的营业线施工安全风险预测[J].铁道科学与工程学报,2024,21(8):3370-3381.
- [12] 于雅洁,刘贤达,蒋启梅,等.融合LSTM-DNN的工业安全态势预测模型[J].小型微型计算机系统,2023,44(3):596-601.
- [13] 吴定远,赵立财.基于贝叶斯分类算法的隧道开挖安全风险概率评价[J].水电能源科学,2024,42(4):115-118.
- [14] 常玉清,孙雪婷,钟林生,等.基于改进随机森林算法的工业过程运行状态评价[J].自动化学报,2021,47(9):2214-2225.
- [15] 张艳春,李阳,王世君,等.基于改进梯度提升决策树的配电网信息化评审中心故障分类方法[J].自动化技术与应用,2025,44(9):39-43.
- [16] 李宇新,李建伟,赵凤坤,等.基于随机森林算法的IT设备系统运行状态自动监测[J].自动化技术与应用,2026,45(1):86-90.
- [17] 邓健,杨港,孙浩,等.基于TOPSIS和贝叶斯网络的液体化工码头设备安全风险评价模型研究[J].中国航海,2023,46(1):73-79,87.

(上接第48页)

- [18] 梁文旭.电缆制造企业基于智慧管理系统下的供应链管理优化[J].电力设备管理,2021(5):184-186.
- [19] 任焕梅.机械工业智能化背景下的智能制造系统开发与优化[J].自动化技术与应用,2025,44(12):168-172.
- [20] 蔡萍,赵文忠,黄建国,等.基于MES的电子装备企业生产制造执行系统的设计[J].智能制造,2025(5):63-69.
- [21] 张旭,冷晨阳,封晓伟,等.数字化转型下的制造执行系统发展和现状[J].工业控制计算机,2025,38(9):116-117,120.
- [22] 韩超,朱融,车志岩,等.建筑幕墙智慧工厂管理平台设计与实现

- [J].自动化技术与应用,2025,44(9):159-163,174.
- [23] 邢娜,刘彤军,孙晶,等.边云协同的数字化技术在生产信息管理系统中的应用[J].自动化技术与应用,2023,42(4):176-179.
- [24] 韩浩文,唐诗璨,沈浩波,等.机器视觉驱动的轻量化质量管理体系研究[J].智能物联技术,2025,57(6):74-80.
- [25] 张琦,陈爽,侯睿,等.面向大型复杂信息系统软件项目的质量管理研究[J].电子质量,2025(11):84-88.
- [26] 王敏娜.掀起质量管理体系创新的风暴[J].中国质量,2025(7):54-56.