

中文引用格式:王军武,何娟娟,宋盈辉,等. 基于 RF-SFLA-SVM 的装配式建筑高空作业工人不安全行为预警[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(3): 1-8.

英文引用格式:WANG Junwu, HE Juanjuan, SONG Yinghui, et al. Research on early warning for prefabricated building workers' unsafe behaviors of working at height based on RF-SFLA-SVM[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(3): 1-8.

## 基于 RF-SFLA-SVM 的装配式建筑高空作业 工人不安全行为预警\*

王军武<sup>1,2</sup>教授, 何娟娟<sup>2</sup>, 宋盈辉<sup>2</sup>, 刘一鹏<sup>1,2</sup>, 陈兆<sup>2</sup>, 郭婧怡<sup>\*\*3</sup>讲师

(1 武汉理工大学 三亚科教创新园, 海南 三亚 572025; 2 武汉理工大学 土木工程与建筑学院, 湖北 武汉 430070; 3 湖北文理学院 土木工程与建筑学院, 湖北 襄阳 441053)

中图分类号: X948

文献标志码: A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.03.1288

基金项目: 2021 年海南省重大科技计划项目(ZDKJ2021024); 三亚崖州湾科技城科技专项项目(SCKJ-JYRC-2022-81); 三亚科教创新园开发基金资助(2022KF0003)。

**【摘要】** 为有效预警装配式建筑高空作业工人不安全行为的发生趋势或状态, 增强对装配式建筑工人不安全行为(PBWUBs)的管控, 采用随机森林(RF)-混合蛙跳算法(SFLA)-支持向量机(SVM)模型, 开展工人不安全行为预警研究。首先, 采用 SHEL 模型分析处于高空作业危险中的 PBWUBs 的影响因素, 并通过 RF 确定关键预警指标; 然后, 采用 SFLA 对 SVM 的参数进行寻优改进; 最后, 利用 RF-SFLA-SVM 预警高空作业 PBWUBs, 提出应对措施, 并与其他预警模型对比。研究表明: 基于 RF-SFLA-SVM 预警高空作业 PBWUBs, 准确率最高, 为 91.67%, 与其他模型的预警性能相比, 最高提升 14%。研究结果可为高空作业 PBWUBs 的防控提供参考。

**【关键词】** 随机森林(RF); 蛙跳算法(SFLA); 支持向量机(SVM); 装配式建筑; 高空作业; 不安全行为

### Research on early warning for prefabricated building workers' unsafe behaviors of working at height based on RF-SFLA-SVM

WANG Junwu<sup>1,2</sup>, HE Juanjuan<sup>2</sup>, SONG Yinghui<sup>2</sup>, LIU Yipeng<sup>1,2</sup>, CHEN Zhao<sup>2</sup>, GUO Jingyi<sup>3</sup>

(1 Sanya Science and Education Innovation Park of Wuhan University of Technology, Sanya Hainan 572025, China; 2 School of Civil Engineering and Architecture, Wuhan University of Technology, Wuhan Hubei 430070, China; 3 School of Civil Engineering and Architecture, Hubei University of Arts and Science, Xiangyang Hubei 441053, China)

**Abstract:** In order to effectively provide early warning of the occurrence trend or state of prefabricated building workers' unsafe behaviors (PBWUBs) of working at height, and to enhance the control of PBWUBs, RF-SFLA-SVM model was proposed to conduct an early warning study on workers' unsafe behaviors. Firstly, the SHEL (Software-Hardware-Environment-Liveware) model was used to analyze the factors influencing the unsafe behaviors of prefabricated building workers in danger of working at height.

\* 文章编号: 1003-3033(2024)03-0001-08; 收稿日期: 2023-09-20; 修稿日期: 2024-01-10

\*\* 通信作者: 郭婧怡(1986—), 女, 湖北襄阳人, 博士, 讲师, 主要从事建筑项目评估等方面的研究。E-mail: 2823179634@qq.com。

RF was used to determine the key warning indicators. Then SFLA was used to find the best parameters for SVM. Finally, the RF-SFLA-SVM model was used to predict and warn about the unsafe behavioral state of the prefabricated building workers working at height, and its performance was compared with other warning models. The results show that the RF-SFLA-SVM-based warning accuracy of PBWUBs of working at height was the highest, 91.67%, which was a maximum improvement of 14% compared with the warning performance of other models. The research results can give a reference for the control and prevention of PBWUBs working at height.

**Keywords:** random forest (RF); shuffled frog leaping algorithm (SFLA); support vector machine (SVM); prefabricated buildings; working at height; unsafe behaviors

## 0 引言

在大力推行绿色低碳建造的背景下,装配式建筑因其节能减排、缩短工期的特点,受到政府的大力支持<sup>[1]</sup>。然而,建筑业职业事故率高,其中,高空作业安全事故率高达76%,并且近98%的事故归咎于工人的不安全行为<sup>[2]</sup>。此外,较之传统建筑,装配式建筑高空作业的施工工艺有很大不同,对工人所具备的专业知识和素质要求更高,给建筑业带来了新的施工安全隐患。因此,准确合理预警高空作业装配式建筑工人不安全行为(Prefabricated Building Workers' Unsafe Behaviors, PBWUBs)状态或趋势,对保障工人安全、减少施工事故发生,具有重要意义。

目前,对于装配式建筑高空作业的研究主要集中在高空坠落<sup>[3]</sup>、塔吊施工<sup>[4]</sup>等,其研究的侧重点是进行事故致因分析,关键影响因素识别以及事故链研究,对建筑高空作业展开的系统研究较少,且对工人不安全行为的重视程度不够。此外,对于工人不安全行为的研究主要集中在煤矿、航空领域,关于建筑领域的研究主要聚焦于建筑的全施工过程,其研究成果主要分2个部分:其一是从某个角度如工作压力<sup>[5]</sup>、领导风格<sup>[6]</sup>等分析工人不安全行为的形成机制;其二则是构建影响不安全行为的指标体系,对工人的不安全行为展开评价与预警。不安全行为评价主要是用结构方程模型(Structural Equation Model, SEM)<sup>[7]</sup>、解释结构模型(Interpretative Structural Model, ISM)<sup>[8]</sup>等对指标和行为之间进行线性分析。考虑到影响不安全行为的潜在因素众多且存在复杂的非线性关系,且其发生具有不确定性,而行为预警可以从源头控制风险并降低事故损失,为此,学者们引入视频监控<sup>[9]</sup>、反向传播神经网络<sup>[10]</sup>、支持向量机<sup>[11]</sup>(Support Vector Machine, SVM)等为核心的预警方法。上述方法推动了不安

全行为预警发展,但仍存在可以改进的方面,如视频监控存在盲区且成本高,神经网络虽然能避免上述问题,但其预测精度受样本量的影响;影响因素与不安全行为状态间存在复杂非线性关系,SVM具有小样本学习的优势且在线性拟合上表现较好的性能,但单一使用存在受冗余信息干扰、参数易陷入局部最优等问题。

鉴于此,笔者拟在以SHEL模型分析装配式建筑高空作业不安全行为影响因素的基础上,采用随机森林(Random Forest, RF)剔除冗余数据,提取关键指标,引入寻优能力强的混合蛙跳算法(Shuffled Frog Leaping Algorithm, SFLA)确定SVM的最优参数组合,构建集成的RF-SFLA-SVM的预警模型,以期有效预警处于高空作业危险中的PBWUBs。

## 1 RF-SFLA-SVM 预警模型构建

### 1.1 基于RF的指标约简

考虑到RF具有在不影响模型预测精度情况下剔除冗余数据、提炼关键指标的特点,因此,将其作为选取影响装配式建筑高空作业工人不安全行为主要指标的方法。其具体步骤如下:①建立影响工人不安全行为的预警指标体系;②使用bootstrap方法从 $N$ 个原始样本中随机选择若干样本以构建决策树,使用基尼指数评估特征重要度,作为数据降维的依据;③剔除工人不安全行为预警指标体系中的冗余指标,获得约简后的特征集合。

### 1.2 SVM 算法

SVM是一种小样本的机器学习方法,是由支持向量确定的线性分类机,其目的是在最小化预测错误概率的原则下,找到一个超平面 $f(\mathbf{x}) = \omega^T \mathbf{x} + b$ 来分割样本,用于处理高度非线性回归和分类问题。然而,并不是所有的数据都是线性可分的,引进一个

松弛变量  $\varepsilon_i$  和惩罚函数  $C > 0$ , 将其转化为凸二次规划问题, 见下式:

$$\begin{cases} \min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N \varepsilon_i \\ \text{s. t. } y_i(\omega^T \cdot \varphi(x_i) + b) \geq 1 - \varepsilon_i, \\ i = 1, 2, \dots, N, \varepsilon_i \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\omega$  为权值向量;  $b$  为超平面偏置量;  $y_i$  为样本标签;  $x_i$  为样本的输入向量;  $\varphi(x_i)$  为样本数据映射后的对应向量。

对于多分类问题, 一般都是非线性的, 因此, 依照 Lagrange 对偶理论, 将上式转化为:

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (2)$$

式中  $\alpha_i, \alpha_j$  为 Lagrange 乘子。

将非线性问题转化为线性问题, 选择具有更好泛化能力的径向基核函数(Radial Basis Function, RBF):

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

式中  $\sigma$  为径向基半径。

得到基于 RBF 的 SVM 分类函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \quad (4)$$

将描述不安全行为的预警指标作为 SVM 的输入向量, 将工人可能出现的不安全行为状态作为 SVM 的输出向量。根据文献[12-13], 结合装配式建筑安全生产领域的专家意见, 划分不安全行为状态的预警阈值, 得到工人行为风险分值归一化为  $[0, 1]$ , 具体划分类别见表 1。

表 1 高空作业 PBWUBs 预警阈值划分

Tab. 1 Division of early warning thresholds for PBWUBs of working at height

级别	描述	区间划分	数字表示	预警颜色
安全	工人施工作业状况正常, 处于安全状态	$[0, 0.2)$	1	绿色
轻警	工人正常作业, 处于一般安全状态	$[0.2, 0.5)$	2	黄色
中警	工人作业时作出不安全行为, 安全状态较为严重	$[0.5, 0.7)$	3	橙色

续表 1

级别	描述	区间划分	数字表示	预警颜色
重警	工人发生多项不安全行为举动, 安全状态严重	$[0.7, 1]$	4	红色

### 1.3 基于 SFLA 算法的参数寻优

SFLA 是一种元启发式算法, 结合了粒子群算法和模因算法的进化思想及优势<sup>[14]</sup>, 可以用来寻找 SVM 的最优解。SFLA 优化 SVM 参数的实现步骤如下: 首先, 在惩罚函数  $C$  和核函数  $g$  的取值范围内随机产生一组 SVM 参数, 构造出初始群体; 其次, 根据个体适应度值 (经 K 折交叉验证 (Cross Validation, CV) 得到的模型准确率), 按照 SFLA 的运行规则进行迭代更新; 最后, 迭代数达到最大值时, 终止运行并输出 SVM 的最优解, 即最优个体的位置信息。

综上所述, 提出的基于 RF-SFLA-SVM 的高空作业 PBWUBs 预警流程如图 1 所示。

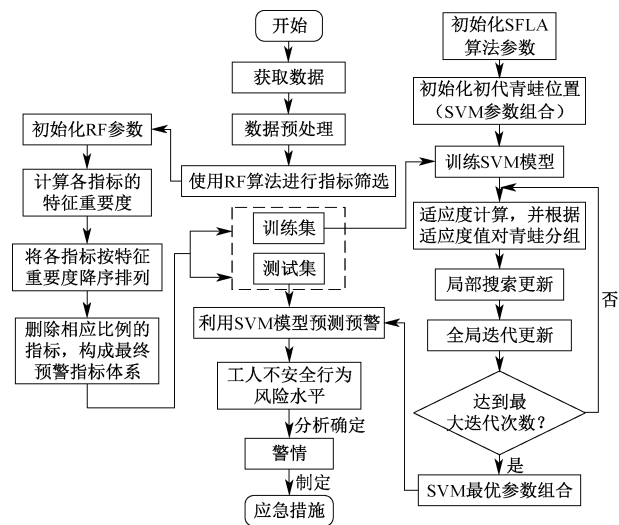


图 1 基于 RF-SFLA-SVM 的高空作业 PBWUBs 预警流程

Fig. 1 RF-SFLA-SVM based early warning process for PBWUBs of working at height

### 1.4 预警性能评估指标

为了更为直观地衡量模型在分类预警方面的效果, 根据混淆矩阵运用准确率  $A$ 、精确率  $P$ 、召回率  $R$  和  $F_1$  值分析模型的预警效果。准确率表示被测量为正确分类的样本数与总体样本数的比值; 精确率表示在所有被预测为正类的样本中, 实际为正类的比例; 召回率表示在所有真正的正类样本中, 被正确

地预测为正类的比例; $F_1$ 为精确率与召回率的调和平均值,即结合两者结果的综合评定指标,其值越接近1意味着模型性能越好。各评估指标的计算见下式:

$$A = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (8)$$

式中:TP(True Positive)为真正类且被判断为正类的样本数量;TN(True Negative)为真负类且被判定为负类的样本数量;FP(False Positive)为真负类而被错误判定为正类的样本数量;FN(False Negative)为真正类而被错误判定为负类的样本数量。

然而,式(5)~式(8)主要针对二分类评价。考虑到文中将工人不安全行为分为4种状态,为使该评估方法更贴近本文的实际情况,利用 Macro average 规则求取每一种模型准确率  $A$ 、 $P$ 、 $R$  和  $F_1$ , 见下式:

$$A_M = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n A_m \quad (9)$$

$$P_M = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n P_m \quad (10)$$

$$R_M = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n R_m \quad (11)$$

$$F_{1M} = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n F_m \quad (12)$$

式中: $M$ 为利用 Macro average 规则求取  $A$ 、 $P$ 、 $R$ 、 $F_1$  的缩写; $m$ 为多分类的类别,即  $m=1,2,3,4$ ; $n$ 为不安全行为预警类别总数,取为4。

## 2 PBWUBs 预警指标体系的构建

### 2.1 预警指标体系的初选

根据已有研究及相关规范,将装配式建筑高空作业定义为在坠落高度基准面 2 m 及以上、100 m 以下的有可能坠落的高处进行的作业;将不安全行为定义为在职工施工作业过程中,不遵守安全规章制度、错误决策、违反操作方法和生产规定致使本人或同伴处于危险状态,提高事故发生概率的危险性行为。

建筑施工的复杂性导致很多因素都能对工人行

为安全产生影响,梳理文献[12-13],住房和城乡建设部发布的涉及建筑高空作业的事故调查报告、行业操作标准整理出影响不安全行为的指标。根据 Reason 事故致因理论可知不安全行为的发生是由一系列潜在因素逐层失效导致的,当多层次致因因素同时出现时,不安全行为就失去了阻隔屏障,从而导致事故发生。然而,Reason 模型<sup>[15]</sup>强调事故发生的时间效应,未合理归类影响因素,缺乏系统性;此外,人为因素是进行影响因素分析的核心,是将组织、环境、机械设备等因素相联结的关键要点,SHEL 模型<sup>[16]</sup>从以人  $L$  为中心的 5 个子系统出发分析整个系统因素,但存在影响因素分析时的理论依据性及连贯性不足的缺点,为此,结合上述 2 种模型的优势,采用 SHEL 模型<sup>[17]</sup>从人  $L$ 、人与人( $L-L$ )、人与软件( $L-S$ )、人与硬件( $L-H$ )、人与环境( $L-E$ ) 5 个层面划分通过 Reason 模型整理出的 27 个影响因素,以全面识别影响因素,具体预警指标见表 2。

表 2 初选的工人不安全行为预警指标

Tab. 2 Preliminary selection of early warning indicators for PBWUBs

类别	影响因素
$L$ 因素子系统	风险感知 $L_1$ , 工作经验 $L_2$ , 安全态度 $L_3$ , 心理状况 $L_4$ , 安全知识 $L_5$ , 工作技能 $L_6$
$L-L$ 因素子系统	工友影响 $LL_1$ , 领导风格 $LL_2$ , 沟通交流 $LL_3$
$L-S$ 因素子系统	安全规章制度 $LS_1$ , 安全投入 $LS_2$ , 事故预防及应急准备 $LS_3$ , 安全生产教育培训 $LS_4$ , 安全监管 $LS_5$ , 施工组织设计 $LS_6$
$L-H$ 因素子系统	安全应急装置 $LH_1$ , 预制构件 $LH_2$ , 设备检查与维修 $LH_3$ , 施工作业设备 $LH_4$ , 临边、高处及登高安全防护设施 $LH_5$ , 支撑体系 $LH_6$ , 人机协同 $LH_7$
$L-E$ 因素子系统	光线照明 $LE_1$ , 施工高度 $LE_2$ , 现场清洁状况 $LE_3$ , 天气及气候状况 $LE_4$ , 工地噪音 $LE_5$

### 2.2 数据获取和分析

以武汉、海南的装配式建筑项目的工人为研究对象,采用工人自我行为报告法通过匿名问卷调查的形式收集数据。问卷采用李克特五级计分法进行,问卷中每个预警指标设置 2~4 个题项不等,取其均值作为各因素的得分,不安全行为为工人在装配式建筑高空作业过程中极易发生的 8 种行为。部分问卷题项设置见表 3。

此次调查发放 380 份问卷,其中,回收问卷数为 297 份,回收有效问卷数为 243 份,回收率为目标样

表3 不安全行为问卷题项设置示例

Tab. 3 Example of unsafe behavior questions setting

指标	题目数量	示例类型	问题设置举例
安全态度	4	正	我认为是运气不好才会在施工过程中受伤
工友影响	2	正	我会跟从同事工作时不良的施工行为
事故预防及应急准备	2	反	我具备安全应急知识,能够在危险来临时正确应对
人机协同	3	反	我熟悉机器的操作步骤或工作流程
工地噪音	2	正	施工作业时设备发出的巨大噪音会影响我工作的专注度
不安全行为	8	正	我施工作业时会站、坐、攀在不太安全的地方

本的 78.1%,有效率为目标样本的 81.8%。通过 SPSS23 分析调查问卷的信度和效度,得出各维度的克隆巴赫系数接近 0.9,该问卷具有较高可靠性;KMO 接近 0.9 且 Battlett 球检验中  $p$  值小于 0.001,说明此问卷效度好。

## 2.3 预警指标的约简

### 2.3.1 数据归一化

将问卷调查所得的 243 份样本数据的输出指标进行归一化处理,并参照表 1 的预警区间划分各样本的不安全行为风险等级,归一化公式如下:

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (13)$$

式中: $x_{ij}$  为第  $i$  份问卷的第  $j$  项影响因素的值; $x_{\max}$  为所有问卷中第  $j$  项影响因素的最大值; $x_{\min}$  为所有问卷中第  $j$  项影响因素的最小值。

### 2.3.2 指标约简

利用 Python 中的 feature\_importance 计算各指标的重要度并利用 Numpy 库中的 argsort 函数和切片对其进行排序,运行结果如图 2 所示。

因子的条形图越长说明其对不安全行为预测结果的贡献越大。选取指标累计重要性占比前 90% 的指标作为预警模型的指标体系<sup>[18]</sup>。从图 2 可以看出,指标  $LE_2$ 、 $LH_1$ 、 $LE_5$ 、 $LS_6$  对处于高空作业的 PBWUBs 为结果影响最小,从事故报告原因分析也发现,这几个因素出现的频次很低,为此,剔除 5 个指标。还可发现, $L_5$ 、 $LH_5$ 、 $L_2$ 、 $LS_4$ 、 $LH_6$  这 5 个指标对处于高空作业的装配式建筑工人而言是最重要的。由于装配式建筑施工过程中不便脚手架的搭建,因此,在装配预制外墙板时,工人常处于高空临边作业

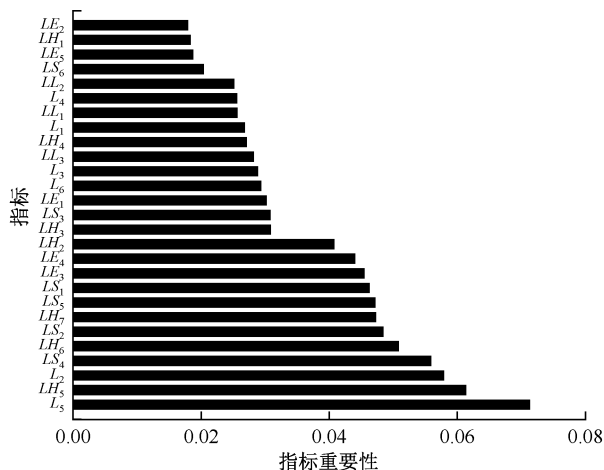


图2 不安全行为预警指标重要度分布

Fig. 2 Distribution of the importance of the early warning indicators for PBWUBs

的状态,此外塔吊的安拆及使用、在临边与洞口处作业等也都存在着坠落的可能,为此,临边、高处及登高安全防护用品成为了装配式建筑工人高空作业的关键防护设备,一旦缺失可能给装配式建筑工人造成永久性伤害;此外,由于装配式建筑的主体都是由预制构件装配而成的,省去了绑扎钢筋和支模环节,因此,预制构件的固定由支撑体系完成,如果支撑体系的承载强度或稳定性出现问题将会带来巨大的安全隐患;再者,目前装配式建筑的工人主要是从传统建筑领域转过来的,具有从事装配式建造经验丰富的工人相对较少,装配式建筑工人对于所属岗位技术要点、操作流程及应对事故发生所需知识和技能或缺失或不足,从事装配式建造经验不足造成的在突发事件无法正确应对,接受有关装配式高空作业安全教育培训的缺乏或不专注会严重影响装配式建筑工人高空作业的行为安全,当然,预制构件的质量和形状、工人和施工机械的配合也是不容忽视的。工人不安全行为的最终预警指标见表 4。

表4 最终的工人不安全行为预警指标

Tab. 4 Final early warning indicators of PBWUBs of working at height

类别	影响因素
L	风险感知 $X_{11}$ , 工作经验 $X_{12}$ , 安全态度 $X_{13}$ , 心理状况 $X_{14}$ , 安全知识 $X_{15}$ , 工作技能 $X_{16}$
L-L	工友影响 $X_{21}$ , 领导风格 $X_{22}$ , 沟通交流 $X_{23}$
L-S	安全规章制度 $X_{31}$ , 安全投入 $X_{32}$ , 事故预防及应急准备 $X_{33}$ , 安全生产教育培训 $X_{34}$ , 安全监管 $X_{35}$
L-H	预制构件 $X_{41}$ , 设备检查与维修 $X_{42}$ , 施工作业设备 $X_{43}$ , 临边、高处及登高安全防护设施 $X_{44}$ , 支撑体系 $X_{45}$ , 人机协同 $X_{46}$

续表 4

类别	影响因素
L-E	光线照明 $X_{51}$ , 现场清洁状况 $X_{52}$ , 天气及气候状况 $X_{53}$

### 3 高空作业 PBWUBs 案例分析

#### 3.1 基于 RF-SFLA-SVM 的工人不安全行为预警

将经 2.3.1 节处理后的问卷调查所得的 243 份数据以 7 : 3 比例分为训练集与测试集,输入向量为经 RF 约简后的 23 个指标,输出向量为工人不安全行为的等级。然后,基于 Matlab 平台,利用 LIBSVM-3.11 工具箱建立 RF-SFLA-SVM 预警模型。SFLA 的初始参数设置:种群规模为 200;各子群的个体数为 10;每个子群内进行迭代的次数均为 10;全局迭代次数为 100;参数  $C$  取值为 [0.001, 1 000];  $g$  的参数取值为 [0.001, 1 000]; CV 参数为 5。在完成 SFLA 的初始化设置后,将训练集代入模型中以寻找 SVM 模型的最优参数,其适应度曲线变化如图 3 所示。适应度值表示一个个体解的优劣,其值越大,则解的质量越高,从图 3 可以看出,随着迭代次数的增加,模型的预测准确率逐步提升,预测误差相应逐渐降低,在第 30 次迭代时,准确率达到 91.610 5%,然后保持稳定,从而得到 SVM 的最优参数为  $C=3.701 1$ ,  $g=0.769 7$ 。此后,模型的最佳适应度与平均适应度具有较小差距,说明该优化算法收敛快速,具有较高的预测准确性。

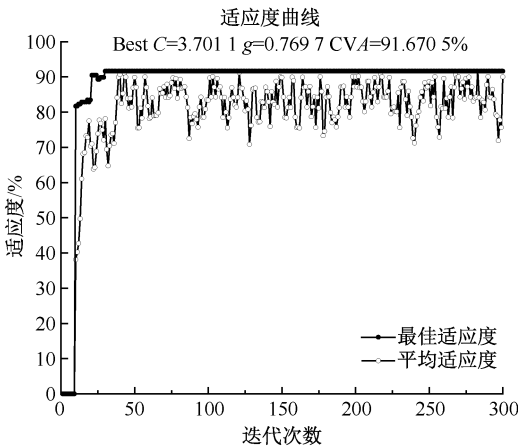


图 3 SELA 寻找最佳参数的适应度曲线  
Fig. 3 Finding fitness curves for optimal parameters using the SFLA

将获得的 2 个最优参数代入 SVM 模型中,分析测试集,结果如图 4 所示。从图 4 可以看出,安全、轻警和中警 3 个级别各预测错误 1、2 和 3 个,重警

无错误,预测准确率为 91.67%,精确率、召回率以及  $F_1$  值也均超过 90%,预警效果接近实际。

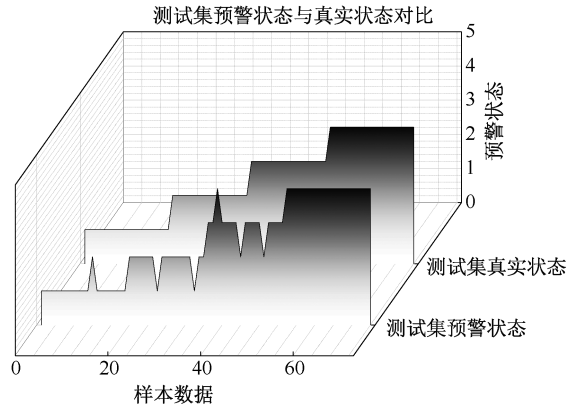


图 4 基于 RF-SFLA-SVM 的高空作业 PBWUBs 预警

Fig. 4 RF-SFLA-SVM-based early warning of PBWUBs of working at height

PBWUBs 预警能否实现预期目标,不仅与制定合理的预警指标和建立准确的预警模型有关,还与建立确保实施的配套机制有关。根据 RF-SFLA-SVM 模型预测得出的装配式建筑高空作业工人不安全行为的风险等级,并根据图 5 的预警机制,制定相应级别的预警管理措施:装配式建筑工人处于安全级别时发布绿色警报,管理者维持对此工人现有的管理强度即可,工人们照常活动,安全管理措施不变;处于轻警级别时发布黄色警报,管理人员应及时提醒装配式建筑工人调整其施工行为,并针对其主要诱因加以控制;处于中警级别时发布橙色警报,管理人员应立即赶到施工现场,暂停装配式建筑工人必要的生产活动,通过整改管理达到合格后让他们继续从事生产活动;处于重警级别时响起红色警报,应立即要求该装配式建筑工人停止施工,并结合工种特点对其进行针对性管理,待其不安全行为状态转为无警时,则可重新返回项目上进行生产活动。同时,处于高空作业 PBWUBs 的信息也会被储存记录下来,当相同的危险情形发生时,可以结合工人当时的状态以及历史信息,甄别并及时提出应对措施。

#### 3.2 不同模型预测结果对比

为验证 RF-SFLA-SVM 模型在预警不安全行为风险方面的优越性,将 RF-SFLA-SVM 模型训练数据输入到 RF-PSO-SVM、RF-GA-SVM、RF-SVM 以及 SFLA-SVM 模型中,预警不安全行为,并将各模型的预警结果与文中模型结果进行对比。各预警模

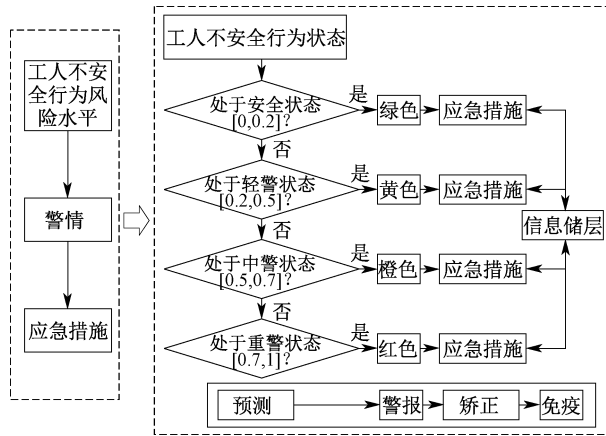


图 5 PBWUBs 的预警机制

Fig. 5 Early warning mechanism for PBWUBs of working

型的预警结果如图 6 所示,预警结果与最优参数见表 5。

表 5 不同模型的预警结果与最优参数

Tab. 5 Early warning results and optimal parameters of different models

分类算法模型	准确率/%	精确率/%	召回率/%	$F_1$ /%	参数 $C$	参数 $g$
RF-SFLA-SVM	91.67	92.08	91.33	91.45	3.701 1	0.769 7
RF-PSO-SVM	86.11	89.02	86.38	86.11	327.176 7	0.001 0
RF-GA-SVM	83.33	85.60	83.13	83.10	2.446 2	1.996 0
RF-SVM	77.78	80.18	74.92	79.21	241.000 0	3.000 0
SFLA-SVM	84.72	84.34	84.29	84.21	1.231 9	0.600 6

的预测能力低于经改进后的 SVM 模型,说明优化算法可提高 SVM 模型的预测性能。未经 RF 指标约简的 SFLA-SVM 模型的预测能力低于经 RF 指标约简后的 SFLA-SVM 模型的预测能力,说明 RF 能在一定程度上提升 SVM 模型的预测性能。显然,RF-SFLA-SVM 模型预测性能最好,它的准确率、精确率、召回率及  $F_1$  值均比其他预测模型高,如其准确率比其他算法分别约高出 5%、8%、14%、7%,再次证明 RF-SFLA-SVM 模型对处于高空作业危险中的 PBWUBs 的预测预警具有优越性。

## 4 结 论

1) 基于 RF 算法得到 23 个装配式建筑高空作

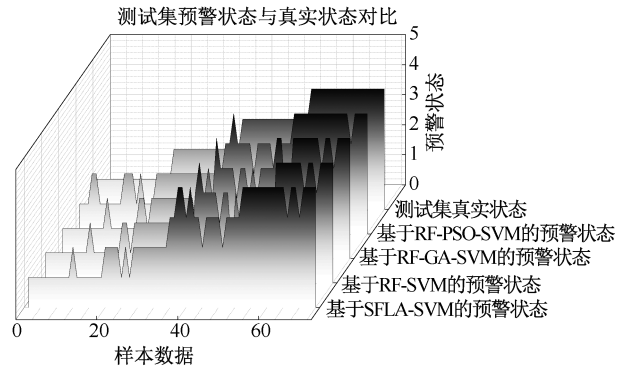


图 6 基于其他模型的预警结果对比

Fig. 6 Comparison of early warning results based on other models

由表 5 可知:RF-PSO-SVM、RF-GA-SVM、RF-SVM、SFLA-SVM 的预测准确率分别为 86.11%、83.33%、77.78%和 84.72%,未经改变的 SVM 模型

业工人不安全行为预警指标,并将其作为 RF-SFLA-SVM 模型的输入向量,结果表明:RF-SFLA-SVM 的预警准确率比 SFLA-SVM 高 6.95%。

2) 建立 RF-SFLA-SVM 预警模型预警工人不安全行为的状态并提供应对措施。通过与其他模型的对比得出其预警性能最优,预警准确率最大提升 14%,表明该模型对处于高空作业的 PBWUBs 的预警具有较好的适用性。

3) 基于 RF 的指标重要度可以有效分析影响因素对不安全行为预警的影响。根据 RF 指标重要度可以了解各因素对工人不安全行为的影响,为加强对装配式建筑高空作业过程中对工人行为安全管理提供思路。

## 参 考 文 献

[1] 住房和城乡建设部和国家发展改革委关于印发城乡建设领域碳达峰实施方案的通知[EB/OL]. (2022-06-30). [https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-07/13/content\\_5700752.htm](https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-07/13/content_5700752.htm).

[2] FANG Qi, LI Heng, LUO Xiaochun, et al. Computer vision aided inspection on falling prevention measures for steeplyjacks in an aerial environment [J]. Automation in Construction, 2018,93:148-164.

[3] MARTIN J E, RIVAS T, MATIAS J M, et al. A Bayesian network analysis of workplace accidents caused by falls from a height [J]. Safety Science, 2009, 47(2): 206-214.

[4] 王军武, 潘子瑶, 王靖, 等. 基于 STPA 和模糊 BN 的装配式建筑吊装施工安全风险分析[J]. 中国安全生产科学

技术, 2022, 18(4): 12-19.

WANG Junwu, PAN Ziyao, WANG Jing, et al. Safety risk analysis on hoisting construction of prefabricated building based on STPA and fuzzy BN[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2022, 18(4): 12-19.

- [5] 周建亮, 胡飞翔, 邢艳冬, 等. 工作压力、职业倦怠对建筑工人不安全行为的影响[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(11): 14-22.
- ZHOU Jianliang, HU Feixiang, XING Yandong, et al. Influence of job stress and burnout on unsafe behaviors of construction workers [J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(11): 14-22.
- [6] 林新奇, 栾宇翔, 赵国龙. 领导风格与员工安全行为关系的元分析[J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17(10): 5-10.
- LIN Xinqi, LUAN Yuxiang, ZHAO Guolong. Meta-analysis on relationship between leadership style and employee safety behavior[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2021, 17(10): 5-10.
- [7] LIU Rulin, CHENG Weimin, YU Yanbin, et al. An impacting factors analysis of miners' unsafe acts based on HFACS-CM and SEM[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2018, 122: 221-231.
- [8] SHAKERIAN M, JAHANGIRI M, ALIMOHAMMADLOU M, et al. Individual cognitive factors affecting unsafe acts among Iranian industrial workers: An integrative meta-synthesis interpretive structural modeling (ISM) approach[J]. Safety Science, 2019, 120: 89-98.
- [9] 谢逸, 张竞文, 李韬, 等. 基于视频监控的地铁施工不安全行为检测预警[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2019, 47(10): 46-51.
- XIE Yi, ZHANG Jingwen, LI Tao, et al. Research on detection and early warning of unsafe behavior in metro construction based on video monitoring[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2019, 47(10): 46-51.
- [10] GAO Yifan, GONZALEZ V A, YIU T W, et al. Predicting construction workers' intentions to engage in unsafe behaviours using machine learning algorithms and taxonomy of personality[J]. Buildings, 2022, 12(6): 841-869.
- [11] LI Feng, WANG Wenhe, XU Jiang, et al. Comparative study on vulnerability assessment for urban buried gas pipeline network based on SVM and ANN methods[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2019, 122: 23-32.
- [12] 叶贵, 李学征, 杨丽萍, 等. 建筑工人不安全行为量化分类研究[J]. 安全与环境学报, 2021, 21(6): 2617-2627.
- YE Gui, LI Xuezheng, YANG Liping, et al. Study on the quantitative classification of construction workers' unsafe behaviors[J]. Journal of Safety and Environment, 2021, 21(6): 2617-2627.
- [13] 石娟, 常丁懿, 郑鹏. 基于 BP 神经网络的建筑工人不安全行为预警模型[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(1): 27-33.
- SHI Juan, CHANG Dingyi, ZHENG Peng. An early warning model of unsafe behaviors of construction workers based on BP neural network[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(1): 27-33.
- [14] EUSUFF M M, LANSEY K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2003, 129(3): 210-225.
- [15] 田水承, 徐磊, 陈婷. 基于 Reason 模型的煤矿事故致因分析[J]. 矿业安全与环保, 2009, 36(3): 81-83.
- [16] 赵金先, 范轲, 孙境韩, 等. 基于 SHEL 和三角模糊数理论的地铁钻爆法施工安全评价方法研究[J]. 隧道建设, 2017, 37(3): 291-297.
- ZHAO Jinxian, FAN Ke, SUN Jinghan, et al. Study of safety evaluation of metro construction by drilling and blasting method based on SHEL and triangular fuzzy number[J]. Tunnel Construction, 2017, 37(3): 291-297.
- [17] 姜立春, 任晓会. 基于 W-R-SHEL 的露天矿山运输系统风险因素研究[J]. 中国安全科学学报, 2011, 21(6): 104-110.
- JIANG Lichun, REN Xiaohui. Research on transport system risk factors of open-pit mine based on W-R-SHEL[J]. China Safety Science Journal, 2011, 21(6): 104-110.
- [18] TIXIER A J P, HALLOWELL M R, RAJAGOPALAN B, et al. Application of machine learning to construction injury prediction[J]. Automation in Construction, 2016, 69: 102-114.

作者简介: 王军武 (1965—), 男, 江西德安人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事土木工程建造与管理等方面的研究。E-mail: junwuwang@163.com。

