

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.09.013

基于 RS-PCA-SVM 的建筑项目安全预测模型

李永清, 马亚冰, 凤亚红

(西安科技大学 管理学院, 陕西 西安 710054)

摘要:为了减少建筑项目安全事故的发生,文章提出一种基于 RS-PCA-SVM 建筑项目安全组合预测模型,采用粗糙集理论(rough set,RS)对数据进行属性约简,剔除交叉和冗余信息,降低输入变量维数和计算复杂度,减少训练时间;利用主成分分析(principal component analysis,PCA)法进行降维处理,除去贡献率较低的主成分,将剩余主成分作为支持向量机(support vector machine,SVM)的输入变量,并选择自适应权重粒子群优化算法(particle swarm optimization,PSO)优化 SVM 的参数,避免参数选择的盲目性。结果表明:该模型的平均预测准确率为 93.78%,相比传统方法预测精度高、计算速度快。

关键词:属性约简;主成分分析(PCA)法;支持向量机(SVM);预测模型

中图分类号:TU714 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2024)09-1243-06

Safety prediction model of building projects based on RS-PCA-SVM

LI Yongqing, MA Yabing, FENG Yahong

(School of Management, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract:In order to reduce the occurrence of safety accidents in building projects, a combined safety prediction model of building project based on RS-PCA-SVM is proposed. Rough set(RS) theory was adopted to perform attribute reduction for data, eliminating crossover and redundant information, reducing the dimension and computational complexity of input variables, and reducing the training time. On this basis, principal component analysis(PCA) was used for dimension reduction to remove the principal component with low contribution, and the principal component with high contribution was taken as the input variable of support vector machine(SVM). Particle swarm optimization(PSO) was used to optimize the parameters of SVM model to avoid the blindness of selecting parameters of SVM manually. The results show that the average prediction accuracy of this model is 93.78%. Compared with the traditional method, the prediction accuracy is higher and the calculation speed is faster.

Key words:attribute reduction; principal component analysis(PCA); support vector machine(SVM); prediction model

随着城市化发展,建筑业成为我国国民经济的支柱,由于建筑活动持续时间长、人员流动性大、施工环境复杂等因素使建筑安全事故频发,已成为高风险行业之一。因此有必要对建筑项目进行科学分析,构建合理的预测模型,为预防和避免事故的发生提供科学依据^[1-2]。

近年来,许多研究者对这一问题进行了研究,并提出很多预测方法,如灰色预测、BP 神经网络预测、时间序列预测、马尔科夫预测、回归预测等。

除了使用单一方法预测外,组合方法预测更为常见。文献[3]基于灰色系统理论及季节变动预测方法,建立建筑安全事故灰色季节指数预测模型;文献[4]将 BP 神经网络与灰色预测模型结合,建立了灰色 BP 神经网络组合预测模型。这些方法均为建筑项目安全预测提供了研究思路,但也存在一定的局限性。采用灰色理论方法预测得到的结果容易被原始数据的波动性和随机性干扰;人工神经网络存在收敛速度慢、学习率不稳定,容易

收稿日期:2021-08-04;修回日期:2021-11-02

基金项目:陕西省科技厅软科学研究计划资助项目(2019KRM082)

作者简介:李永清(1959—),男,陕西西安人,西安科技大学教授,硕士生导师。

陷入局部最小、过拟合的问题。各种方法存在的缺陷,使模型的预测精度和实用性受到限制。

支持向量机(support vector machine, SVM)预测模型近年来得到广泛应用,其在解决非线性、小样本数据及多维度的预测问题时,具有误差小、精度高、收敛速度快等优点。文献[5-7]利用粗糙集理论(rough set, RS)提取影响因素,并将改进的粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)与 SVM 相结合,建立了基于改进 PSO-SVM 的安全预测模型;文献[8]对传统的遗传算法(genetic algorithm, GA)进行改进,提出了基于改进 SVM 的建设项目质量预警模型。本文通过 RS 对指标进行约简,通过主成分分析(principal component analysis, PCA)法对指标进行提取,并利用自适应权重法进行参数优化,提出了基于 RS-PCA-SVM 的组合预测模型。采用该模型对样本进行预测,相比传统 SVM 预测模型精度更高,为建筑项目的安全预测提供新思路。

1 模型原理

1.1 粗糙集原理

粗糙集理论作为一种数据分析理论被应用于模式识别、决策分析、机器学习与知识发现等领域。通过筛选信息,获得知识的属性约简且不改变分类结果,进而导出问题的决策规则^[9-10]。

定义 1 设知识系统 $S=(U, A, V, f)$, 其中: U 为非空论域; $A=C \cup D$ 为属性集合, C 为条件属性, D 为决策属性; $V_a \in A$ 表示属性 a 的值域; $f: U \times A \rightarrow V$ 为映射函数, 对象的各个属性赋予属性值, 即 $\forall a \in A, x_i \in U, f(x_i, a) \in V_a$ 。

定义 2 设 U 为非空论域, $P=\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, 使得 $X_i \subseteq U, X_i \neq \emptyset, X_i \cap X_j = \emptyset$, 且 $X_i \cup X_j = U$, 则 P 为 U 上的一个划分, X_i 为 P 的一个等价类。

定义 3 设 $R \subseteq A$, 且不为空集, 则 R 中所有等价关系的交集称为 A 上的不可区分关系, 记作 $\text{ind}(R)$, $\text{ind}(R) = \{(x, y) \in U \times U: f(x, a) = f(y, a)\}$ 。

定义 4 设 U 为非空论域, $r \in P$, P 为定义在 U 上的一个等价关系, 若 $\text{ind}(P) = \text{ind}(P-r)$, 则称 r 在 P 中是冗余的; 否则, 称 r 在 P 中是必要的或独立的。给定 P, Q 为 U 上的 2 个等价关系簇, 且 $Q \subseteq P$, 若满足 Q 是独立的且 $\text{ind}(P) = \text{ind}(Q)$, 则称 Q 为 P 的一个约简。

1.2 主成分分析法

主成分分析法的思想是用极少数的新成分代替原来大部分变量, 并改变变量间的相关性^[11-12]。

1) 数据标准化。对最初数据进行标准化处理, 消除各个指标间量纲的差异对结果造成的影响。设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 为总体 X 的 n 个样本, 每个样本为 m 维变量, 则数据矩阵可记为:

$$X_{m \times n} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}。$$

2) 对步骤 1) 处理后的矩阵求协方差阵, 并将协方差阵转化成对应的相关系数矩阵。

3) 求出相关系数矩阵的特征值 $\lambda_i, i \in [1, m]$, 并计算出特征值对应的正交单位化特征向量。

4) 得出第 i 个主成分的贡献率为 λ_i/p , 其中: $i=1, 2, \dots, m; p = \sum_{i=1}^m \lambda_i$ 。前 n 个主成分的累计贡献率为 $\sum_{i=1}^n \lambda_i/p$ 。

5) 选择输入的主成分。若前 n 个主成分的累计贡献率已达到 85% 或 95%, 则只需取这 n 个主成分作为支持向量机模型的输入个数。

1.3 支持向量机

支持向量机是以 VC 理论、结构风险最小化原理为基础, 构造最优超平面, 优点是可解决小样本、非线性及高维问题^[13-14]。

设训练样本集为 (x_i, y_i) , 其中: $i \in [1, m]$; $y_i \in \{-1, 1\}$ 为对应的输出结果, 则线性回归函数在高维空间的表达式为:

$$f(x) = \omega \varphi(x) + b \quad (1)$$

其中: ω 为权值矢量; b 为偏置值; $\varphi(x)$ 为数据转换到高维空间的非线性映射。

1) ω 和 b 的最优解可通过以下函数获取, 即

$$\begin{aligned} \min & \left[\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \right]; \\ \text{s. t.} & \quad y_i - \omega \varphi(x) - b \leq \epsilon + \xi_i, \\ & \quad \omega \varphi(x) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^*, \\ & \quad \xi_i^*, \xi_i^* \geq 0. \end{aligned}$$

其中: $C > 0$ 为惩罚系数; ϵ 为拟合精度且大于 0; ξ_i, ξ_i^* 为松弛因子, $i=1, \dots, m$ 。

2) 用最优化理论将上述复杂的二次规划问题转变为对偶问题, 即

$$L = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^m \alpha_i [\xi_i + \epsilon + y_i + \omega \varphi(x) + b] - \sum_{i=1}^m \alpha_i^* [\xi_i^* + \epsilon + y_i + \omega \varphi(x) - b] - \sum_{i=1}^m (\xi_i \gamma_i + \xi_i^* \gamma_i^*) \quad (3)$$

其中: $\alpha_i, \alpha_i^*, \gamma_i, \gamma_i^*$ 为拉格朗日乘子,且皆大于等于 0,满足约束条件。

3) 引入高斯核函数 $K(t)$, 求得回归函数方程。

SVM 的学习效率和运算能力与核函数的选择相关,其中,径向基函数(radial basis function, RBF)作为核函数,具有非线性映射能力强、效率高、需要确定的参数少等优势。因此本文选用 RBF 核函数对模型进行训练。

1.4 基于自适应权重 PSO 算法

核函数参数 c 和惩罚参数 g 直接影响 SVM 模型的性能^[15]。为了提升支持向量机的性能,采用自适应权重的粒子群算法设定参数的取值,并与其他方法进行对比。

- 1) 随机初始化粒子的位置、速度。
- 2) 判断每个粒子的适应度,将粒子的位置和适应值存储在粒子的个体极值 p_{best} 中,将所有 p_{best} 中最优适应值粒子的个体位置和适应值保存在全局极值 g_{best} 中。
- 3) 更新粒子位移和速度、权重。
- 4) 将各个粒子的适应值与粒子的最好位置进行比较,如果相近,那么当前值是最好位置,不必改变。比较当前所有的 p_{best} 和 g_{best} ,更新 g_{best} 。

5) 当算法符合停止条件时,则停止搜索并输出结果;否则返回步骤 3)继续搜索。

2 基于 PSO-SVM 建筑项目安全预测模型

粗糙集理论是对数据进行属性约简,主成分分析法是处理数据,筛选出贡献率高的主成分。粒子群算法优化 SVM 参数避免了人工选择参数的盲目性,相比传统方法,该组合模型精度高、计算速度快。

2.1 建筑项目安全预测模型和指标体系

从系统工程学角度来看,建筑施工过程是一个复杂多变的“人-物-环境-管理”系统,这一系统的可靠性和稳定性决定了建筑施工安全的状态^[16]。因此,本文基于“4M”理论,从人、物、环

境、管理 4 个方面进行分析。建筑项目安全组合预测流程如图 1 所示。

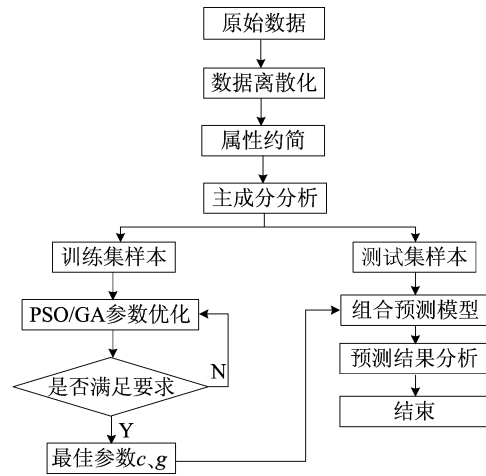


图 1 建筑项目安全组合预测流程

文献[17]开发了一个分析框架,确定安全管理因素、环境因素以及这些因素的组合对安全性能的影响;文献[18]从致因机理出发,结合系统思维,找出事故的关键因素,即违规操作、安全检查不充分和管理任务执行不到位;文献[19-21]通过对安全事故案例的统计分析,并咨询业内专家意见等方式补充,最终确定 4 层、共 23 个具有代表性的指标因素,见表 1 所列。

表 1 建筑项目安全预测指标体系

因素	指标
人的因素	员工身体素质 S_1
	员工专业技能掌握状况 S_2
	员工工龄 S_3
	员工安全意识程度 S_4
	上岗证书持有状况 S_5
	违规、违章操作 S_6
物的因素	安全防护用品投入比例 S_7
	现场安全防护措施 S_8
	施工材料质量状况 S_9
	机械设备维修、保养 S_{10}
	机械操作难易程度 S_{11}
	机械管理制度及制度执行情况 S_{12}
管理因素	安全教育、培训状况 S_{13}
	安全检查、隐患排查整改状况 S_{14}
	安全管理人员配备状况 S_{15}
	安全监督机制 S_{16}
	安全管理制度的完善和执行 S_{17}
	应急处理措施 S_{18}
环境因素	施工组织设计方案合理 S_{19}
	作业空间和通道 S_{20}
	气候条件 S_{21}
	照明状况 S_{22}
	噪声情况 S_{23}

2.2 基于粗糙集理论的数据预处理

本文选取 50 个相对规范的项目作为研究样本,并邀请相关专家进行打分,项目的安全等级分为 1~5,依次表示危险、较危险、临界、较安全、安全。

在预测模型中,根据选取的 50 组样本建立初始决策表 S ,论域 $U=\{U_1, U_2, \dots, U_{50}\}$, $A=C \cup D$,预测指标作为条件属性 $C=\{S_1, S_2, \dots, S_{23}\}$,决策属性 $D=\{d_1, d_2, \dots, d_5\}$,最后输出初始决策表的属性约简 R 。

将初原始数据导入粗糙集分析软件 Rosetta 中,进行数据约简前的离散化,选用等频率算法进行处理,得到数据离散处理后的决策表。本文采用 Johnson 算法进行属性约简,经过属性约简后,得到 $R=\{S_2, S_7, S_{14}, S_{18}, S_{22}\}$,见表 2 所列。

表 2 Johnson 算法的属性约简

约简结果	个数
$\{S_2, S_7, S_{14}, S_{18}, S_{22}\}$	5

2.3 主成分分析结果

利用主成分分析法对属性约简后的 5 个因素进行处理,计算各因素之间的相关系数,得到相关系数矩阵,见表 3 所列。求解相关系数矩阵的特征值,并根据特征值得到贡献率、累计贡献率,见表 4 所列。

表 3 相关系数矩阵

指标	S_2	S_7	S_{14}	S_{18}	S_{22}
S_2	0.090 7	0.658 0	-0.586 5	0.109 0	0.450 4
S_7	-0.666 1	0.207 4	0.518 8	0.077 7	0.487 9
S_{14}	0.047 3	-0.111 5	-0.050 4	-0.939 9	0.315 2
S_{18}	-0.183 3	-0.712 3	-0.424 3	0.253 5	0.463 5
S_{22}	0.715 7	-0.065 4	0.451 9	0.185 5	0.494 9

表 4 特征值、贡献率和累计贡献率

主成分	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
F_1	2.950 7	59.10	59.10
F_2	0.792 4	15.85	74.86
F_3	0.668 6	13.37	88.23
F_4	0.369 5	7.40	95.63
F_5	0.218 6	4.37	100.00

利用主成分分析对原始指标进行降维处理,

设置累计贡献率为 95.00%。从表 4 可以看出,新产生的 4 个线性无关的成分累计贡献率为 95.63% > 95.00%,表明这 4 个成分能够代表原始 5 个核心指标 95.00% 的信息量,能够比较全面地反映所有信息。

因此忽略贡献小的 F_5 ,选择 $F_1 \sim F_4$ 为主成分进行 SVM 训练,且其与各评价指标的关系式为:

$$F_1 = 0.450 4S_2 + 0.487 5S_7 + 0.315 2S_{14} + 0.463 5S_{18} + 0.494 9S_{22},$$

$$F_2 = -0.109 0S_2 - 0.077 7S_7 + 0.939 9S_{14} + 0.253 5S_{18} + 0.185 5S_{22},$$

$$F_3 = 0.586 5S_2 - 0.518 5S_7 + 0.050 4S_{14} + 0.424 3S_{18} - 0.451 9S_{22},$$

$$F_4 = -0.658 0S_2 - 0.207 4S_7 + 0.111 5S_{14} + 0.712 3S_{18} + 0.065 4S_{22}.$$

2.4 支持向量机参数优化

利用 MATLAB R2016a 及 LIBSVM-3.22 工具箱进行训练和预测。经过约简和主成分分析处理过的样本共 50 组,选取前 40 组数据作为模型的训练样本,另外 10 组作为测试样本。以 4 个主成分归一化处理后作为输入变量,安全等级作为输出变量。

模型的参数设置如下:种群数量 N 为 30,迭代次数 M 为 200,核函数参数 c 的变化范围为 $[0.1, 100]$,惩罚参数 g 的变化范围为 $[0.01, 1000]$ 。通过多次寻优迭代,得到最优的适应度曲线,如图 2 所示。

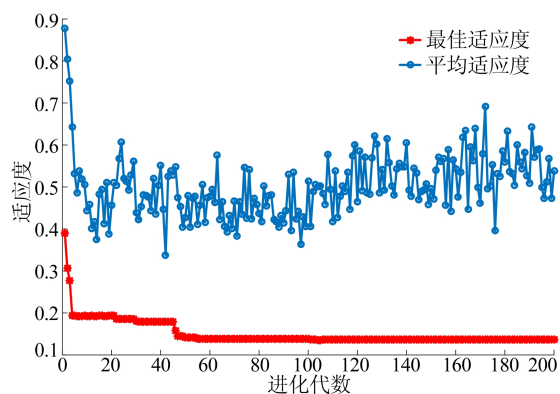


图 2 最优的适应度曲线

参数寻优后得到最佳核函数参数 $c = 86.124$,惩罚参数 $g = 0.513$ 。

采用最佳核函数参数 c 和惩罚参数 g 确定的模型对训练集样本进行训练,训练集样本回归预测结果如图 3 所示。

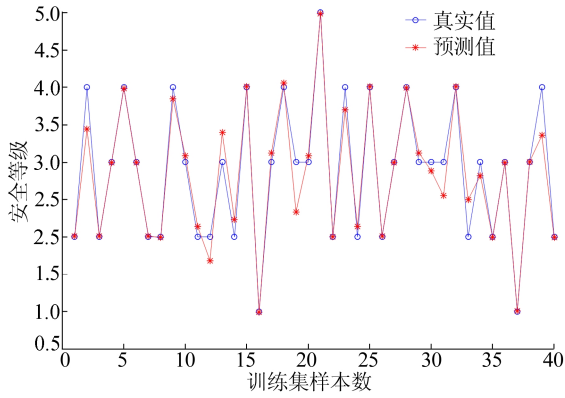


图 3 训练集样本回归预测结果

2.5 预测结果与分析

将训练好的预测模型用于测试集样本回归预测,并同其他预测模型的结果进行对比,见表 5 所列。

表 5 不同模型安全事故预测结果对比

序号	真实值	标准 PSO-SVM		RS-PSO-SVM		RS-PCA-PSO-SVM	
		预测值	准确率/%	预测值	准确率/%	预测值	准确率/%
1	4	3.532	88.30	3.365	84.13	3.656	91.40
2	3	3.472	86.41	2.922	97.40	3.115	96.31
3	3	3.611	83.08	2.603	86.77	2.933	97.77
4	5	3.599	71.98	3.625	72.50	4.561	91.22
5	2	3.498	57.18	2.85	70.18	2.215	90.29
6	4	3.621	90.53	3.497	87.43	3.849	96.23
7	3	2.656	88.53	2.532	84.40	2.886	96.20
8	1	1.427	70.08	1.254	79.74	1.066	93.81
9	5	4.096	81.92	3.698	73.96	4.705	94.10
10	4	3.565	89.13	3.512	87.80	3.655	91.38

表 6 PSO/GA 参数优化预测结果对比

模型	c	g	均方误差	测试集平均准确率/%
RS-PCA-PSO-SVM	86.124	0.513 4	0.137	93.87
RS-PCA-GA-SVM	18.002	0.455 9	0.156	88.43

3 结 论

1) 利用属性约简和主成分分析将 23 个指标缩减为 4 个主成分指标,并消除各个指标间的相关性,约简归一化处理后的数据作为 SVM 的输入变量,模型的维度、复杂性降低,预测精度和效率提高。

2) SVM 的预测精度受到核函数及其参数 c 的限制,因此采用 PSO、GA 分别进行参数寻优,通过结果对比,选择 PSO 优化后的参数进行模型训练,避免了人工盲目选择参数。

3) 将 RS-PCA 与 PSO 优化的 SVM 相结合,建立建筑安全组合预测模型,通过数据训练、寻

表 5 中,标准 PSO-SVM、RS-PSO-SVM、RS-PCA-PSO-SVM 模型的运行时间分别为 18.56、15.22、10.35 s。从表 5 可以看出,在约简情况下,RS-PSO-SVM 模型较标准 PSO-SVM 模型的预测精度提升,平均预测准确率提升 1.72%,运行效率提升 18%。同时对属性约简后的数据进行主成分分析,RS-PCA-PSO-SVM 组合模型比 RS-PSO-SVM 模型的预测精度有了明显提升,平均预测准确率提升 11.44%,运行效率提升 32%。由此说明,通过 RS 属性约简和 PCA 处理,最终模型的精度、效率提高,复杂度降低。此外,利用 PSO 和 GA 分别进行参数优化预测结果对比见表 6 所列。

从表 6 可以看出,相比之下,PSO 优化后的模型预测精度更高。

优、预测,该模型的预测准确率达到 93.87%。

4) 影响建筑安全的因素很多且具有不确定性,进一步需要进行提高预测准确性的研究。

[参 考 文 献]

[1] 袁宁,杨立兵. 基于粗糙集-人工神经网络的建筑施工安全评价及应用[J]. 安全与环境工程,2012,19(1):60-64.
 [2] 杨杰,程大煜. 精益建造视角下建设安全管理探究[J]. 建筑经济,2019,40(8):60-64.
 [3] 胡鹰,叶义成,李丹青,等. 建筑安全事故灰色季节指数预测模型及应用[J]. 中国安全科学学报,2014,24(4):86-91.
 [4] 范中洲,赵羿,周宁,等. 基于灰色 BP 神经网络组合模型的水上交通事故预测[J]. 安全与环境学报,2020,20(3):857-861.

- IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, D. C. ; IEEE Computer Society, 2016; 1646-1654.
- [7] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, D. C. ; IEEE Computer Society, 2015; 770-778.
- [8] LIM B, SON S, KIM H, et al. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution [C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, D. C. ; IEEE Computer Society, 2017; 136-144.
- [9] ZHANG Y, LI K, WANG L. Image super-resolution using very deep residual channel attention networks[C]//European Conference on Computer Vision, Berlin; Springer, 2018; 286-301.
- [10] SZEGEDY C, WEI L, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, D. C. ; IEEE Computer Society, 2015; 1-9.
- [11] HINTON E. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines [C]//International Conference on Machine Learning, [S. l. : s. n.], 2010; 807-814.
- [12] LI Z, YANG J L, LIU Z, et al. Feedback network for image super-resolution[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, D. C. ; IEEE Computer Society, 2019; 3867-3876.
- [13] BEVILACQUA M, ROUMY A, GUILLEMOT C. Low-complexity single image super-resolution based on nonnegative neighbor embedding [C]//British Machine Vision Conference, Guildford; Springer, 2012; 1-10.
- [14] ZEYDE R, ELAD M, PROTTER M. On single image scale-up using sparse-representations [C]//The International Conference on Curves and Surfaces, Berlin; Springer, 2010; 711-730.
- [15] MARTIN D, FOWLKES C, TAL D. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics[C]//The IEEE International Conference on Computer Vision, Washington, D. C. ; IEEE Computer Society, 2001; 416-423.
- [16] ZHANG K, ZUO W M, ZHANG L. Deep plug-and-play super-resolution for arbitrary blur kernels[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, D. C. ; IEEE Computer Society, 2019; 1671-1681.

(责任编辑 闫杏丽)

(上接第 1247 页)

- [5] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016; 121-146.
- [6] 杨力, 耿纪超, 汪克亮. 模糊支持向量机在煤与瓦斯突出预测中的研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2014, 10(4): 103-108.
- [7] 李书全, 刘世杰. 基于改进的 PSO-SVM 项目安全预测模型仿真与验证[J]. 统计与决策, 2018(2): 182-185.
- [8] 远建平. 基于改进支持向量机的建设项目质量预警研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
- [9] 王学恩, 韩崇昭, 韩德强, 等. 粗糙集研究综述[J]. 控制工程, 2013, 20(1): 1-8.
- [10] 马捷, 葛岩, 蒲泓宇. 属性约简方法研究综述[J]. 数据分析与知识发现, 2020, 4(1): 40-50.
- [11] 周荣义, 钟岸, 任竞舟, 等. 基于主成分分析和神经网络的事前预测方法及应用[J]. 中国安全生产科学技术, 2013, 23(7): 55-60.
- [12] 张炎亮, 秦惜梦, 崔庆安. 基于 PCA&SVM 的多品种小批量产品质量预测方法研究[J]. 科技管理研究, 2016(14): 234-237.
- [13] VAPNIK V N, LEVIN E, LE C Y. Measuring the VC-dimension of a learning machine[J]. Neural Computation, 2003, 6(5): 851-876.
- [14] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York; Springer, 1995.
- [15] 陈晋音, 熊晖, 郑海斌. 基于粒子群算法的支持向量机的参数优化[J]. 计算机科学技术, 2018, 46(6): 197-203.
- [16] KOUR V P, ARORA S. Particle swarm optimization based support vectormachine for the segmentation and classification of plants[J]. IEEE Access, 2019, 7(1): 22-16.
- [17] WINGE S, ALBRECHTSEN E, ARNESEN J. A comparative analysis of safety management and safety performance in twelve construction projects[J]. Journal of Safety Research, 2019, 71: 139-152.
- [18] 张伟, 朱双娜, 张潇, 等. 建筑施工安全事故致因系统模型与实证分析[J]. 中国安全科学学报, 2019, 29(6): 56-62.
- [19] 杜婷, 宋艳红, 李智莹, 等. 基于模糊综合评价法的建筑项目施工安全评价[J]. 土木工程与管理学报, 2019, 36(6): 61-66.
- [20] 张仕廉, 聂李琴. 基于 DEMATEL 方法的建筑施工安全管理行为影响因素分析[J]. 安全与环境工程, 2017, 24(1): 121-125.
- [21] SRIBALAJI R, CHINNASAMY M. The study on impact & improvement on construction safety management related project planning and scheduling in India[J]. International Journal of Engineering and Technical Research, 2017, 6(3): 46-49.

(责任编辑 张 镛)