

基于 FMEA 和 LS-SVM 的卷烟卷接过程质量监测与诊断

刘著文¹, 王小明¹, 杨志强¹, 刘鑫¹, 师亚珊¹, 张帅², 王海宇³, 李超⁴

(1.河南中烟工业有限责任公司, 郑州 450000; 2.河南工程学院 管理工程学院, 郑州 451191;

3.郑州大学商学院, 郑州 450001; 4.河南中心线电子科技有限公司, 郑州 450004)

摘要: **目的** 针对烟支卷接过程质量监测精度低和效率差的问题, 提出一种基于最小二乘支持向量机的卷接过程质量监控潜在失效模式及影响分析方法。**方法** 首先采用 FMEA 技术对卷接过程潜在失效模式进行识别和措施优先级判定。其次, 通过关联度分析法得到关键失效模式的特征信号。最后, 利用 LS-SVM 分类模型构建过程质量监测与诊断模型。通过实际生产数据对所提方法的性能进行验证。**结果** 对 7 种不同失效模式的识别, 文中所提方法的总体平均识别精度达到 93.53%, 在识别准确性和识别效率上显著优于 BPNN 和 SVM 诊断方法, 为卷烟制造过程诊断提供了新的思路。

关键词: 卷接过程; 质量诊断; 失效模式及影响分析; 最小二乘支持向量机

中图分类号: TS433 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)03-0255-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.03.032

Quality Detection and Diagnosis of Cigarette Rolling Process Based on FMEA and LS-SVM

LIU Zhu-weng¹, WANG Xiao-ming¹, YANG Zhi-qiang¹, LIU Xin¹, SHI Ya-shan¹,
ZHANG Shuai², WANG Hai-yu³, LI Chao⁴

(1. China Tobacco Henan Industrial Co., Ltd., Zhengzhou 450000, China; 2. School of Management Engineering, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China; 3. School of Business, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 4. Henan Center Line Electronic Science and Technology Co., Ltd., Zhengzhou 450004, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a potential failure mode and effects analysis method of quality detection in cigarette rolling process based on LS-SVM, so as to solve the problem of low accuracy and efficiency of quality detection in the cigarette rolling process. First of all, FMEA was used to identify the potential failure modes of rolling process and determine the priority of solutions. Secondly, the characteristic signals of key failure modes were obtained by correlation analysis. Finally, the LS-SVM classification model was used to construct process quality detection and diagnosis model. The performance of the proposed method was verified by actual production data. For the identification of seven different failure modes, the overall average identification accuracy of the proposed method was 93.53%, which was much better than BPNN and SVM models in identification accuracy and efficiency and provided a new way for diagnosis of cigarette rolling process.

KEY WORDS: rolling process; quality diagnosis; failure mode and effects analysis; least squares-support vector machine

收稿日期: 2022-03-14

基金项目: 国家自然科学基金(71672209); 河南中烟工业有限责任公司科技项目(XC202036)

作者简介: 刘著文(1983—), 男, 工程师, 主要研究方向为卷烟工艺、质量管理。

通信作者: 王海宇(1979—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为质量工程。

烟草企业之间的竞争越发激烈,产品质量和成本控制受到了各烟草加工企业的关注^[1]。卷接和包装是卷烟生产制造过程的关键工序之一,主要是将烟丝卷制成烟支,进而将烟支包装成小盒烟包,最终将小盒烟包装成条烟和件烟,其过程平稳运行与否直接影响烟支成品质量。随着卷烟生产制造技术的快速发展,烟草企业的卷接加工过程已经基本实现自动化和智能化^[2]。然而,由于卷接工艺复杂繁多,烟支空头、过轻、爆口、跑条等产品质量缺陷频繁出现,导致卷接机组停机和成本损失时有发生,因此,建立卷接过程质量检测 and 诊断系统,就能够定量地分析影响卷接过程质量异常因素、准确地检测过程运行状态、智能地诊断过程故障,对卷烟生产质量稳态控制水平的提升具有重要意义。

针对卷接过程质量监测和诊断问题,方银水等^[3]使用潜在失效模式及影响分析(Failure Mode and Effects Analysis, FMEA)方法对卷烟生产过程进行分析,针对风险优先级高的失效模式进行风险预防,使得卷烟生产过程质量管控水平得到提升。吴小超等^[4]利用过程潜在失效模式及影响分析(Process Failure Mode and Effects Analysis, PFMEA)技术对卷接过程中的质量风险因素进行识别,设计出卷接过程稳态判定准则,并利用细支烟卷接过程实际数据验证了所提方法的有效性。尽管利用 FMEA 技术能够找到卷接过程所有的潜在失效模式,分析其产生原因并制定出相应的预防措施,但是很难直接应用到卷接过程的实时质量检测中,而卷接过程运行速度快,一旦生产过程出现异常,容易使缺陷产品流入下道工序,进而造成严重的质量损失^[5]。为了进一步提高卷接过程质量检测的自动化和智能化水平,余清等^[6]利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法构建了一种卷接机的轴承故障诊断方法,利用 SVM 对卷接机轴承故障数据进行智能学习,实现了卷接过程质量异常的快速诊断和自动识别。支持向量机是一种能够处理小样本、非线性问题的机器学习算法,与其他基于经验风险最小化为目标的传统机器学习算法相比,基于统计学习理论的 SVM 是以结构风险最小化的原则,因此其能够在有限样本条件下找到全局最优解,被广泛应用于人像识别、故障诊断、质量检测等领域^[7-8]。为此,文中将 FMEA 技术和最小二乘支持向量机(Least Squares-Support Vector Machine, LS-SVM)算法相结合,构建一种卷接过程质量检测 and 诊断方法。首先,利用 FMEA 技术对卷接过程潜在失效模式进行识别;然后,对每个失效模式的发生度(Occurrence, O)、严重度(Severity, S)和不可探测度(Detectability, D)进行判定,按照新版 FMEA 手册中措施优先级(Action Priority, R_{AP})的逻辑组合得到关键失效模式;接着,通过关联度分析法对关键失效模式进行分析,得到主要特征信号;最后,将识别出的特征信号作为 SVM 诊断模型的输入信号,训练卷接过程质量检测 and 诊断模型。

1 卷接过程质量异常状态特征提取

1.1 烟支卷接过程失效模式识别

烟支卷接是卷接过程的重要环节^[9],其基本流程见图 1。

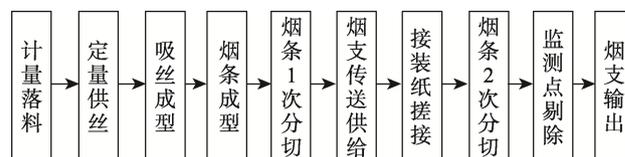


图 1 烟支卷接工序基本流程
Fig.1 Flow chart of cigarette rolling process

根据已有生产记录分析发现,烟支卷接过程中容易出现的质量缺陷主要包括:烟支过轻、烟支过重、空头、爆口、烟支断残、烟支缺嘴、皱纹等。卷接机都会自动识别存在质量缺陷的产品,记录并剔除存在质量缺陷的产品,通过整理可以得到卷接过程的失效模式,共 17 个,分别为吸丝风速及烟丝喂入量不准确、含末率不符合内控要求、含水率不符合内控要求、烟支质量超差、烟丝除梗不完全、烟丝除杂不完全、单支质量超标、烟支空头、烟支爆口、烟支破损、黄斑、皱纹、滤嘴变形、夹末、搭口、切口、接装纸搭口不齐等。

1.2 失效模式评估

通过对烟支卷接过程失效模式的识别,可以得到各个失效模式,然而不同的失效模式对卷接过程的影响不尽相同,因此需要对不同失效模式的发生度、严重度和不可探测度进行判定,最终得到由三者逻辑组合构成的措施优先级^[10],即:

$$R_{AP} = F\{S, O, D\}$$

老版 FMEA 手册使用风险优先级(Risk Priority Number, RPN)评估失效模式的风险,虽然可以提供有关评级范围的一些信息,但是由于 S 、 O 、 D 对 RPN 值的贡献相等,使得评估人员并不能确定是否需要采取更多措施^[11]。同时,由于采用 RPN 值可能会对 S 、 O 和 D 的不同组合产生类似的风险数,使团队无法确定如何进行优先级排序^[12],因此,文中采用新版 FMEA 手册中的 R_{AP} 对失效模式进行评估。为实现卷接生产过程的分级质量管控,可以根据 R_{AP} 的大小将失效模式的等级划分成 3 个级别,部分判定标准见表 1。

在实际生产过程监控中,并不是所有失效模式都需要采取实时监控的管控办法,对措施优先级高的失效模式进行实时监控,能够同时兼顾过程质量和生产成本,因此,通过调取卷接机组 3 个月内各个失效模式的历史数据,对失效模式进行风险评估,进而完成 PFMEA 分析,得到 7 个高风险等级的失效模式,其分析结果见表 2。

表 1 FMEA 的措施优先级判定标准 (部分)
Tab.1 Decision criteria for AP of FMEA (part)

影响	S	对失效的预测	O	探测能力	D	措施优先级 (R _{AP})
对产品或工厂的影响度非常高	非常高	8~10		低—非常低	7~10	H
				中	5~6	H
				高	2~4	H
				非常高	1	H
	高	6~7		低—非常低	7~10	H
				中	5~6	H
				高	2~4	H
				非常高	1	H
	中	4~5		低—非常低	7~10	H
				中	5~6	H
				高	2~4	H
				非常高	1	M
	低	2~3		低—非常低	7~10	H
				中	5~6	M
				高	2~4	L
				非常高	1	L
非常低	1		非常高—非常低	1~10	L	

注: H 表示高优先级, M 表示中优先级, L 表示低优先级。

表 2 卷接机组 PFMEA 分析结果
Tab.2 PFMEA analysis results of rolling unit

失效模式	严重度 S	发生度 O	不可探测度 D	风险等级	主要失效原因
烟支空头	7	2	8	H	吸丝带张力不够, 烟舌磨损, 位置偏移等
烟支爆口	9	3	6	H	烟条加热器位置不正确, 大压板位置偏移等
夹末	3	7	6	H	大压板位置调整不当, 大压板表面脏, 布带磨损等
皱纹	3	7	8	H	大压板表面脏, 切纸刀脏, 各烟支承接鼓轮脏、位置偏移等
切口	3	7	6	H	烟条切刀磨损
烟支断残	9	2	8	H	MAX 各烟支承接鼓轮脏、位置偏移, 出烟通道位置偏移等
滤嘴变形	5	3	7	H	嘴棒交接不顺造成变形等

1.3 特征信号提取

采用 FMEA 和关联度分析方法对烟支卷接过程高措施优先级的失效模式进行分析, 可以得到产品质量缺陷和过程检测的主要特征信号, 包括吸丝风速、烟丝喂入量、吸丝带入口压力、烙铁温度、加热器温度、大压板与烟枪基座的间隙等, 具体见表 3。

通过 FMEA 技术, 对烟支卷接过程存在的关键失效模式进行识别、评判和特征提取, 将历史数据和专家经验等先验信息转换成能够定量分析的特征检测信号, 特别是从众多作业要素中选择出关键的检测变量, 为后续质量检测与诊断模型的训练提供重要输入信号^[10]。

2 卷接过程质量诊断模型建立

2.1 LS-SVM 分类算法

支持向量机是一种被广泛应用于图像识别、故障诊断领域的机器学习算法, 其基本原理是利用样本数据拟合出最优分类超平面, 由于其遵循 VC 维理论和结构风险最小化原则, 在小样本、非线性的分类情况下, 能够兼顾模型拟合精度和泛化能力^[13]。然而, 经典的支持向量机算法在样本数量大的情况下, 其模型复杂度和计算成本都会显著增加, 不适合烟支卷接过程数据的训练, 因此, 文中采用最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 对卷接过程的关键失效模式进行识别。与

表3 卷接过程特征检测信号
Tab.3 Characteristic detection signal of rolling process

变量	监测变量名称	变量单位
x_1	吸丝风速	m/s
x_2	烟丝喂入量	kg
x_3	吸丝带入口压力	Pa
x_4	吸丝带张力	Pa
x_5	烙铁1温度	°C
x_6	烙铁2温度	°C
x_7	加热器温度	°C
x_8	布带张力	Pa
x_9	刷丝轮与劈刀盘间隙	mm
x_{10}	劈刀盘凹槽偏移位置	mm
x_{11}	大压板与烟枪基座的间隙	mm
x_{12}	刀片伸出压刀板长度	mm
x_{13}	水松纸中心与墙板距离	mm
x_{14}	烟支偏移出烟通道中心距离	mm
x_{15}	鼓轮温度	°C
x_{16}	搓板温度	°C
x_{17}	水松纸鼓轮压力	Pa

经典支持向量机不同的是, LS-SVM 算法利用 L_2 范数对算法目标函数进行优化, 同时将 SVM 的不等式约束简化成等式约束, 使得模型求解速度得到快速提升, 降低了模型的训练成本^[14]。LS-SVM 算法的基本思想也是通过样本数据拟合最优超平面, 使得不同类别数据之间的最小间隔能够最大化, 进而实现快速分类^[15]。给定样本集 $S=(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n, x_i \in R^n, y_i \in \{+1, -1\}$, 其中 x_i 表示模型输入的训练数据, 即烟支卷接过程失效模式所对应的特征信号; y_i 表示样本数据的类别, 即各个失效模式的类别。在进行二分类时, LS-SVM 算法通过对样本数据的训练, 得到最优分类面将不同类别的样本数据完全分开:

$$f(x) = wx + b$$

式中: w 为法向量; b 为偏置向量。由于存在线性不可分的情况, 可以通过引入松弛变量 e_i 降低对分类超平面的要求, 同时增加一个惩罚参数 $\gamma > 0$ 对模型错分进行约束, 可以解决模型复杂度和分类精度之间的矛盾^[16]。那么, 就可以将上述二分类问题转换成如下优化问题:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + \gamma \sum e_i^2 \\ \text{s.t. } y_i(wx + b) = 1 - e_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

通过拉格朗日乘子法求解式 (1), 可以得到:

$$L(w, b, e; a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \gamma \sum e_i^2 - \sum a_i \{y_i(wx + b) - 1 + e_i\}$$

式中: a_i 为拉格朗日乘子。分别对 w 、 b 、 e 、 a 求偏导并化简可得:

$$\begin{bmatrix} 0 & I^T \\ I & \Omega + \gamma^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ x_i \end{bmatrix}$$

式中: I 为单位矩阵; Ω 为核矩阵。根据训练样本可以得到 a_i 、 b 的值, 进而得到 LS-SVM 最优分类平面的决策函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum a_i y_i k(x_i, x) + b \right\} \quad (2)$$

式中: $\text{sgn}(x)$ 为符号函数; $k(x_i, x)$ 为核函数。对于未知样本数据, 只需要计算式 (2) 即可判断出样本数据的类别。如果 $x > 0$, 则 $f(x) = +1$ 表示未知样本数据属于类别 1; 反之, 则表示样本数据属于类别 2。对于线性不可分的情况, 可以利用核函数将样本数据映射到高维空间, 进而而在高维特征空间中寻找最优分类超平面。由于缺乏样本数据的先验知识, 因此选取高斯核函数 $k(x_i, x) = \exp(-\|x_i - x\|^2 / 2g^2)$ 来解决线性不可分问题, 则 LS-SVM 识别模型中需要优化的参数为 g 和 γ 。利用网格寻优方法对模型参数进行寻优, 可以进一步提高模型的分类精度。此外, 由于卷接过程的质量诊断属于多分类问题, 因此需要建立 7 个“1 VS 1”类型的 LS-SVM 分类器, 在进行模型训练时, 正向样本均为正常数据, 负向样本分别为 7 种不同失效模式数据。

2.2 基于 FMEA 和 LS-SVM 的卷接过程质量诊断流程

文中将 FMEA 技术和 SVM 算法相结合构建一种卷接过程质量检测 and 诊断方法。首先, 利用 FMEA 技术对卷接过程潜在失效模式进行识别, 对每个失效模式的发生度、严重度和不可探测度进行判定得到 AP 值, 并通过关联度分析法对关键失效模式进行分析, 得到主要特征信号; 然后, 通过选取 LS-SVM 分类器的核函数和初始参数构建识别模型; 最后, 将识别出的特征信号作为 SVM 诊断模型的输入信号, 将样本数据分为训练集和测试, 分别用于卷接过程质量检测以及诊断模型的训练和性能测试, 卷接过程质量监测与诊断流程见图 2。

3 应用效果

为了验证所提过程质量监测方法的有效性, 文中利用许昌卷烟厂卷接部 ZJ19 卷烟机连续 6 个月的运行数据进行测试。当卷接生产过程发生异常时, 卷接机会自动剔除存在质量缺陷的产品, 并且记录当前生产过程的特征数据, 包括吸丝风速、烟丝喂入量、吸丝带入口压力、烙铁温度、加热器温度等特征信号, 并进行整理作为样本数据。针对 7 种卷接过程的关键失效模式, 共收集异常样本 1 228 组, 同时随机收集正常样本 1 228 组, 并且分别将每种异常样本数据和

正常样本数据进行匹配, 其中异常样本类别为“-1”, 正常样本类别为“+1”。为测试识别模型的泛化能力, 将每组样本均分成训练样本和测试样本。当模型训练精度达到既定标准 (95%) 后, 使用测试样本进行监测, 得到的测试精度就是识别模型的性能。

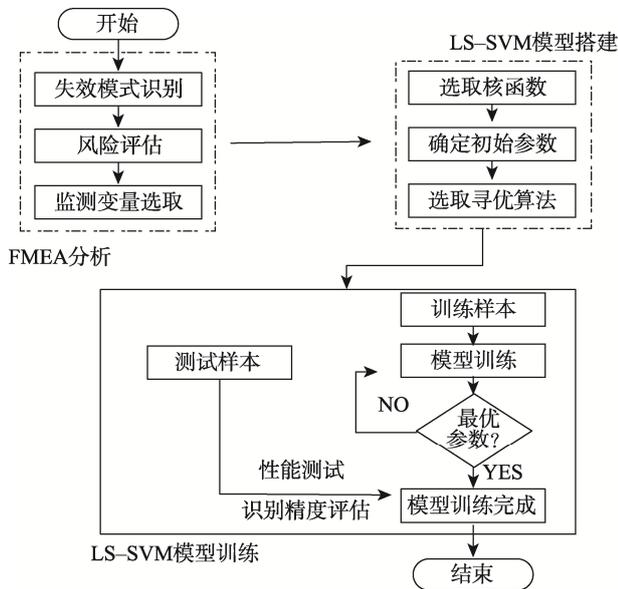


图 2 质量监测与诊断流程
Fig.2 Quality detection and diagnosis process

表 4 识别模型的测试结果
Tab.4 Test results of the recognition model

失效模式	训练样本数	训练精度/%	训练时间/s	测试精度/%
烟支空头	422	95.20	126	94.66
烟支爆口	260	95.16	51	91.07
夹末	156	95.59	33	91.96
皱纹	84	95.98	23	96.18
切口	32	96.76	18	95.12
烟支断残	148	95.56	32	92.15
滤嘴变形	126	95.54	30	93.57

由表 4 可知, 针对 7 种不同失效模式的识别, 所提方法的测试精度均超过 90%, 总体平均识别精度达到 93.53%, 识别准确性相较于现行人工判断的方法得到了较大提升。与此同时, 除了烟支空头模式的训练样本数较多导致模型训练时间较长外, 其他失效模式的识别模型训练时间均小于 1 min, 表明所提方法的诊断效率相较于人工诊断的效率也得到了较明显提升。

为进一步验证所提方法的有效性, 文中选取 BP 神经网络 (Back Propagation Neural Network, BPNN) 和 SVM 2 种常用的质量诊断模型与文中所提基于 FMEA 和 LS-SVM 的诊断模型进行诊断性能的比较。

其中, BPNN 模型采用三层“10-30-10”的稳健网络结构^[17], SVM 模型利用粒子群优化算法对其参数进行优化^[18], 分别将 7 种卷接过程关键失效模式所对应的 1 228 组数据作为训练样本, 当模型训练精度达到 95% 时, 计算测试样本的测试精度, 对比测试精度的结果见图 3。

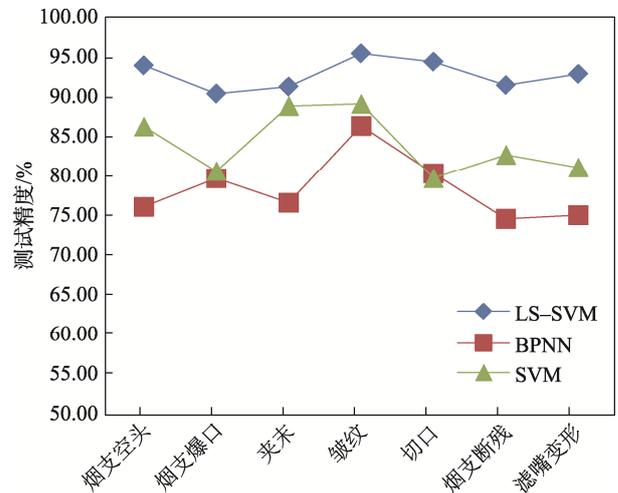


图 3 与 BPNN 和 SVM 诊断模型的对比结果

Fig.3 Comparison results of proposed method with BPNN and SVM diagnosis models

通过图 3 中的对比分析不难看出, 文中所提基于 FMEA 和 LS-SVM 相结合的质量诊断方法具有较好的诊断精度, 主要原因在于通过 FMEA 分析可以找到关键失效模式的特征信号, 将人工经验转换成定量指标, 同时通过 LS-SVM 的分类模型可以更准确地对 7 种失效模式数据进行分类诊断。综上, 文中所提方法在准确性和时效性两方面均优于现行的人工监测方法和已有的潜在失效模式诊断模型, 为卷接过程质量监测提供了新的思路。

4 结语

通过 FMEA 技术对烟支卷接过程失效模式的分析, 从众多特征信号中识别出对关键失效模式影响最大的特征变量, 建立了基于 LS-SVM 的卷接过程质量监测和诊断方法, 实现了烟支卷接过程异常模式的智能检测和诊断。以 ZJ19 卷接机生产过程数据为对象进行试验, 结果表明: 针对 7 种不同失效模式的识别, 所提基于 FMEA 和 LS-SVM 的卷接过程质量监测方法的总体平均识别精度达到 93.53%, 模型训练总时间为 313 s, 识别准确性和识别效率相较于现行人工判断的方法均得到了较大提升, 因此, 通过 FMEA 方法可以将历史经验和专家知识转换成过程监测的特征信号, 为实现烟支卷接过程质量监测和诊断提供支持。

参考文献:

- [1] 侯杰华, 邹曦. “互联网+卷烟商业”的研究与实践[J]. 烟草科技, 2018, 51(4): 94-98.
HOU Jie-hua, ZOU Tun. Research and Practice of Internet+Cigarette Commerce[J]. Tobacco Science & Technology, 2018, 51(4): 94-98.
- [2] 张大波, 孔臻, 吴硕, 等. 国内细支卷烟加工工艺现状[J]. 烟草科技, 2018, 51(1): 79-84.
ZHANG Da-bo, KONG Zhen, WU Shuo, et al. Current Situation of Slim Cigarette Manufacturing Technology in China[J]. Tobacco Science & Technology, 2018, 51(1): 79-84.
- [3] 方银水, 罗靖, 王昭焜. PFMEA在卷烟生产质量风险管控中的应用[J]. 山东工业技术, 2018(2): 190-191.
FANG Yin-shui, LUO Jing, WANG Zhao-kun. Application of PFMEA in Quality Risk Control of Cigarette Production[J]. Shandong Industrial Technology, 2018(2): 190-191.
- [4] 吴小超, 张怡, 沈军, 等. 基于PFMEA的卷包机组实时质量风险识别方法[J]. 中国烟草学报, 2021, 27(1): 115-122.
WU Xiao-chao, ZHANG Yi, SHEN Jun, et al. Quality Risk Real-Time Assessment Method for Cigarette Rolling Package Unit Based on PFMEA[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2021, 27(1): 115-122.
- [5] 黄雯华. FMEA在卷包工序产品品质风险管理中的应用[J]. 烟草科技, 2014, 47(4): 26-30.
HUANG Wen-hua. Application of FMEA in Risk Management of Product Quality in Cigarette Making and Packing[J]. Tobacco Science & Technology, 2014, 47(4): 26-30.
- [6] 余清, 范智源, 盛浩然, 等. 基于SVM的卷接机组刀盘半轴机构轴承故障识别方法[J]. 烟草科技, 2020, 53(6): 96-102.
YU Qing, FAN Zhi-yuan, SHENG Hao-ran, et al. SVM-Based Fault Diagnosis of Countershaft Bearing of Cutoff Blade Carrier in Cigarette Maker[J]. Tobacco Science & Technology, 2020, 53(6): 96-102.
- [7] BOROUJENI M, SAMIMI Y, ROGHANIAN E. Parametric and Non-Parametric Methods for Monitoring Nonlinear Fuzzy Profiles[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 118(1): 67-84.
- [8] GAYATHRI N, MAHESH K. Improved Fuzzy-Based SVM Classification System Using Feature Extraction for Video Indexing and Retrieval[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2020, 22(5): 1716-1729.
- [9] 周斌, 陈文, 赵朝阳, 等. PROTOS M8卷接机组烟支切割系统原理分析与参数研究[J]. 烟草科技, 2014, 47(11): 14-17.
ZHOU Bin, CHEN Wen, ZHAO Zhao-yang, et al. Principle Analysis and Parameter Research of Cutoff System in PROTOS M8 Cigarette Maker[J]. Tobacco Science & Technology, 2014, 47(11): 14-17.
- [10] RAMERE M, LASEINDE O. Optimization of Condition-Based Maintenance Strategy Prediction for Aging Automotive Industrial Equipment Using FMEA[J]. Procedia Computer Science, 2021, 180(16): 229-238.
- [11] 姚银歌, 张涛, 朱宇腾, 等. 基于FMEA的电主轴冷却系统可靠性分析[J]. 机电工程技术, 2021, 50(6): 101-103.
YAO Yin-ge, ZHANG Tao, ZHU Yu-teng, et al. Reliability Analysis of Motorized Spindle Cooling System Based on FMEA[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2021, 50(6): 101-103.
- [12] 吴耀男, 林雷, 任新温, 等. 一种基于逻辑结构数的改进型FMEA方法[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(10): 97-104.
WU Yao-nan, LIN Lei, REN Xin-wen, et al. An Improved FMEA Method Based on Logical Structure Number[J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(10): 97-104.
- [13] 王华忠, 张雪申, 俞金寿. 基于支持向量机的故障诊断方法[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2004, 30(2): 179-182.
WANG Hua-zhong, ZHANG Xue-shen, YU Jin-shou. Fault Diagnosis Based on Support Vector Machine[J]. Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2004, 30(2): 179-182.
- [14] CHEN B, LIU Q, CHEN H, et al. Multi-Objective Optimization of Building Energy Consumption Based on BIM-DB and LSSVM-NSGA-II[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 294(5): 126-153.
- [15] 巩知乐, 张德贤, 胡明明. 一种改进的支持向量机的文本分类算法[J]. 计算机仿真, 2009, 26(7): 164-167.
GONG Zhi-le, ZHANG De-xian, HU Ming-ming. An Improved SVM Algorithm for Chinese Text Classification[J]. Computer Simulation, 2009, 26(7): 164-167.
- [16] CHEN N, HAO B, GUO Y, et al. Research on Tool Wear Monitoring in Drilling Process Based on APSO-LS-SVM Approach[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 108(1-4): 1-11.
- [17] 闫君杰, 苏晨. 基于人工神经网络的煤矿机械齿轮故障诊断研究[J]. 煤炭技术, 2017, 36(9): 266-268.
YAN Jun-jie, SU Chen. Research on Fault Diagnosis of Coal Mine Machinery Gear Based on Artificial Neural Network[J]. Coal Technology, 2017, 36(9): 266-268.
- [18] 吴红, 王晓明, 王斌, 等. PSO-SVM模型在化工事故风险预测中的应用研究[J]. 工业安全与环保, 2022, 48(4): 70-73.
WU Hong, WANG Xiao-ming, WANG Bin, et al. Research on the Application of PSO-SVM Model in the Risk Prediction of Chemical Industry Accidents[J]. Industrial Safety and Environmental Protection, 2022, 48(4): 70-73.