

基于 LabVIEW 的无线齿轮监测系统设计

钟成豪,张丽萍,谢棕

(福州大学 机械工程及自动化学院,福建 福州 350108)

摘要: 齿轮状态的监测通常采用有线连接的方式进行,会受到空间的制约。为了提高监测的识别效果,利用 LabVIEW 编程语言和改进的天牛须算法优化支持向量机的无线齿轮故障监测系统。通过 LabVIEW 软件及相关硬件无线控制下位机进行齿轮箱振动信号的采集和传输,获取常见的时频及小波能量特征,再利用 LabVIEW 中 MATLAB Script 导入改进的天牛须算法优化支持向量机程序进行训练,通过训练好的模型识别不同的齿轮故障类别。整个系统集成远程采集、数据库存储、邮件报警、数据处理于一体。实例验证表明,该系统具有良好的识别效果,能满足实际应用。

关键词: 齿轮;故障识别;LabVIEW;改进的天牛须算法

中图分类号: TH132.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5276(2020)06-0173-04

Design of Wireless Gear Monitoring System Based on LabVIEW

ZHONG Chenghao, ZHANG Liping, XIE Zong

(Institute of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: A wired connection mode is usually adopted in the monitoring of the gear state. Because it is subject to space constraints, it is hard to improve its identification capacity of the monitoring. This paper designs a wireless gear fault monitoring system based on the LabVIEW programming language and the improved Beetle Antennae algorithm to optimize the support vector machine. The LabVIEW software and related hardware are used to wirelessly control the lower computer, which is used to collect and send the vibration signal of the gearbox, and obtain the common time-frequency and wavelet energy characteristics, and then, the MATLAB Script in LabVIEW is used to import the improved Beetle Antennae algorithm, which is used to optimize the support vector machine program. The trained model is used to identify different categories of the gear failures. The remote collection, database storage, mail alarm and data processing are integrated together in the whole system. The example shows that the system has a good recognition effect and in meets the requirements the practical application.

Keywords: gear; fault identification; LabVIEW; improved Beetle Antennae algorithm

0 引言

齿轮作为常用的调节转速零件,应用十分广泛,但其在变转速、变负荷等工况下,极易受到损伤,导致故障的产生。随着自动化进程的不提高,设计出便捷的故障监测系统成为当前工业自动化领域的重要课题。

赵保伟、魏勇等^[1-2]通过传感器、数据采集卡、PC 机的有线连接(串口)方式设计了检测系统;刘春林等^[3]采用以 DSP-TMS320F28335 为主控芯片的嵌入式故障诊断中心模块和 ZigBee-CC2530 为主控芯片的无线通信模块设计了无线嵌入式远程故障诊断系统。李蕊等^[4]采用单片机、声压传感器实现在减速箱发生异常时的报警、预警系统控制。

上述研究尽管能实现齿轮箱的运行状态监测,但有线连接的检测系统在空间较大的场合受到限制,而采用传统单片机或 DSP 所设计的远程系统则往往无法获取大量数

据,进而影响监测及故障识别效果。

本文先借助于 LabVIEW 软件平台^[5-6],提出利用树莓派驱动数据采集卡进行数据采集,解决大量数据获取问题,再利用 WIFI 模块远程控制树莓派的数据发送设计了无线齿轮故障监测系统,以解决有线连接问题。同时,为了提高系统的识别率,对天牛须算法进行相应改进,并以此优化支持向量机的参数实现故障识别。整个系统便捷,仅需在上位机 LabVIEW 软件上操作即可。

1 SVM 与改进的天牛须算法

1.1 支持向量机

支持向量机(SVM)的基础是统计学习理论^[7-8],基本思想就是将空间升维并且线性化。最初要确定一个线性的最优分类超平面,在计算最优分类超平面的过程中,将分类对象映射到高维空间,再利用线性方法解决高维空间

基金项目:福建省自然科学基金项目(2019J05024)

第一作者简介:钟成豪(1993—),男,湖北孝感人,硕士研究生,研究方向为机电一体化。

中的问题,使得正例和反例之间的隔离边缘最大化,从而实现分类的功能。其主要研究关于小样本的机器学习过程,但其在进行分类的过程受惩罚参数 c 及核参数 g 的影响较大,因此需要对参数进行优化选取。

1.2 天牛须算法优化 SVM

天牛须(BAS)算法是于2017年被提出的一种寻优算法,源自天牛的觅食原理^[9]。其基本原理是:当觅食时,天牛不确定食物的具体位置,通过两个触角来检测食物的气味并决定其自身的方向。如果天牛左侧接收的气味强于右侧,则天牛向左移动;否则向右移动。依据此原理,它可以很容易地找到食物,其具体步骤如下:

1) 初始化参数,天牛两须之间的距离为 d_0 ,天牛步长为 S_{tep} ,迭代次数为 n ,问题维度为 K ,随机初始解为

$$x = \text{rands}(K, 1) \quad (1)$$

2) 计算天牛左须的坐标:

$$X_L = x + d_0 \cdot d_{ir}/2 \quad (2)$$

计算天牛右须的坐标:

$$X_R = x - d_0 \cdot d_{ir}/2 \quad (3)$$

式中 $d_{ir} = \text{rands}(K, 1)$, d_{ir} 为 $K-1$ 内的随机值。

3) 计算须的气味强度(即函数适应度值),有

$$\begin{aligned} F_{\text{left}} &= f(X_L) \\ F_{\text{right}} &= f(X_R) \end{aligned} \quad (4)$$

4) 计算天牛下一步要走的位置:

当 $F_{\text{left}} < F_{\text{right}}$,

$$x = x + S_{\text{tep}} \times \text{normal}(X_L - X_R) \quad (5)$$

当 $F_{\text{left}} > F_{\text{right}}$,

$$x = x - S_{\text{tep}} \times \text{normal}(X_L - X_R) \quad (6)$$

即 $x = x - S_{\text{tep}} \times d_{ir} \times \text{sign}(F_{\text{left}} - F_{\text{right}})$ 。

5) 判断迭代次数是否满足最大迭代次数。如果满足,则计算终止;如果没有满足,则继续循环。

适应度函数值 f 为支持向量机训练集的准确率,最后将获取的最优 $[c, g]$ 参数及预测集带入,获得其预测效果。

1.3 天牛须算法的改进(IBAS)

天牛须在迭代寻优过程中,其寻优方向和步长对收敛速度都会有很大影响,特别是对于离散函数(如SVM、PNN等),易陷入局部最优。因此对天牛须算法进行改进,获取支持向量机的最优参数 $[c, g]$,再用最优参数实现预测功能。文中提出的IBAS算法是在BAS算法的基础上进行的改进算法。

1) 在迭代过程中加入了变异感知因子。当天牛陷入局部极值时,在其原感知范围内,会出现左须与右须气味相当的情况,天牛无法判别下一步运行状态,此时天牛出于觅食本能控制须端获得增强型感知范围,变异感知因子 c 由全局最优值的变化率 k 决定。

$$k = \left| \frac{f_{\text{itness}}(N) - f_{\text{itness}}(N-i)}{f_{\text{itness}}(N-i)} \right| \quad (7)$$

$$c = \begin{cases} 10 \times k + 1, k \leq 0.5 \\ 2 \times k + 1, k > 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

$$X_R = x - c \cdot d_0 \cdot d_{ir}/2 \quad (9)$$

$$X_L = x + c \cdot d_0 \cdot d_{ir}/2 \quad (10)$$

2) 在迭代过程中,同时考虑到步长的影响,将全局最优值的变化率 k 与变步长的权值 w 联系起来。主要策略如下:

$$k = \left| \frac{f_{\text{itness}}(N) - f_{\text{itness}}(N-i)}{f_{\text{itness}}(N-i)} \right| \quad (11)$$

$$w = \begin{cases} k + 0.2, k \leq 0.2 \\ k + 0.5, 0.2 \leq k \leq 0.5 \\ k + 0.8, k > 0.5 \end{cases} \quad (12)$$

即 $x = x - w \times S_{\text{tep}} \times d_{ir} \times \text{sign}(F_{\text{left}} - F_{\text{right}})$ 。

其中: k 为 N 代内最优适应度值的变化率; $f_{\text{itness}}(N)$ 为第 N 代的最优适应度值; $f_{\text{itness}}(N-i)$ 为第 $N-i$ 代最优适应度值。当最优适应度值变化较大时,表明天牛正向新空间扩展,增大权值有利于其全局搜索;反之,当最优适应度值变化较小时,说明算法处于局部搜索阶段,减小权值能加快获得最优解。其适应度曲线如图1所示,预测分类效果如图2所示。

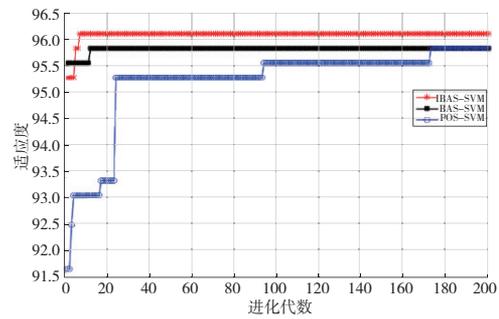


图1 对比适应度曲线

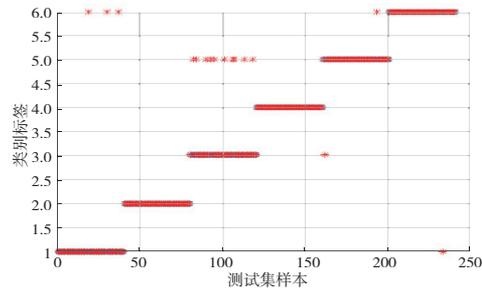


图2 预测分类效果

1.4 对比及应用

为验证改进的天牛须优化支持向量机(IBAS-SVM)有效性,采用已测得的齿轮数据样本进行分析,同时将其与SVM、粒子群优化支持向量机(POS-SVM)、原始天牛须优化支持向量机(BAS-SVM)对比,结果如表1所示。

表1 算法对比结果

类型	参数 c	参数 g	训练准确率/%	预测率/%	时间/s
SVM	1.000 0	0.166 7	—	88.330	1.550 3
POS-SVM	62.443 2	1.753 2	95.88	92.500	54.138 3
BAS-SVM	54.011 7	1.319 5	95.88	91.083	8.846 0
IBAS-SVM	52.273 1	2.284 3	96.11	93.333	18.593 0

由表 1 可以看出,改进后天牛须优化支持向量机在样本训练准确率比 POS-SVM、SVM、BAS-SVM 略高,在样本预测率上优于其他几种,同时在程序运行时间上也具有一定优势。可以看出改进的天牛须优化支持向量机具有较好的识别能力,因此可将其作为一种有效识别方法应用到齿轮故障实时监测系统设计中。

2 系统的硬件组成

系统硬件构成如图 3 所示。主要包括振动传感器、恒流适配器、数据采集卡 (Linux 系统)、树莓派、单片机、WIFI 模块、继电器模块、上位机等。首先将 WIFI 模块连接到单片机上,上位机利用 TCP 协议给 WIFI 模块信号,实现远程控制树莓派和恒流适配器电源的开启和关闭,将传感器及恒流适配器、采集卡与树莓派等连接获取采集信号,通过 TCP 协议上传采集的数据到上位机,从而实现远程数据采集的功能。其次,利用 LABVIEW 平台对传输的数据进行限值监控(当数据超过限定值自动进行邮件报警处理)、特征数据提取、故障 Access 数据库的建立以及模式识别等。

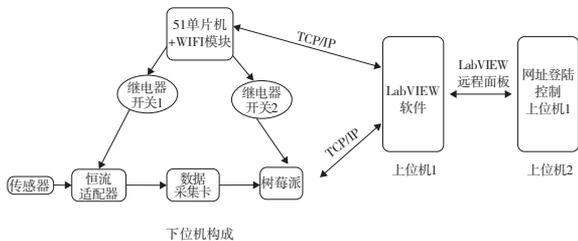


图 3 系统硬件结构图

3 系统的软件设计

3.1 上位软件流程及主要功能

上位机主程序主要是通过 LabVIEW 软件设计的“状态机”程序,并以此来控制整个监测过程,程序流程如图 4 所示。

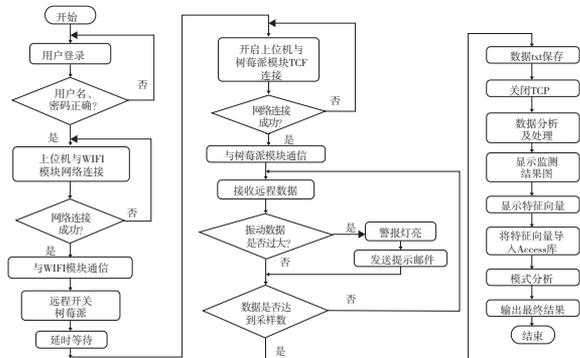


图 4 上位机流程图

系统具体功能如下:

- 1) 系统管理。通过对系统进行相应的加密设置保证系统安全性,用户需输入正确登录名及密码方可查看程序。
- 2) 控制功能。利用 WIFI 模块及继电器远程控制树莓派的开启、关闭,进而控制采集过程的开始与结束。
- 3) 报警功能。对接收数据进行初步监测,当其越过上限时,软件系统的报警灯会亮起以提醒操作人员。同时对报警灯亮的次数进行限定,超过设定次数系统会自动向相关技术人员发送邮件提醒,防止重大事故发生,其部分程序框图如图 5 所示。

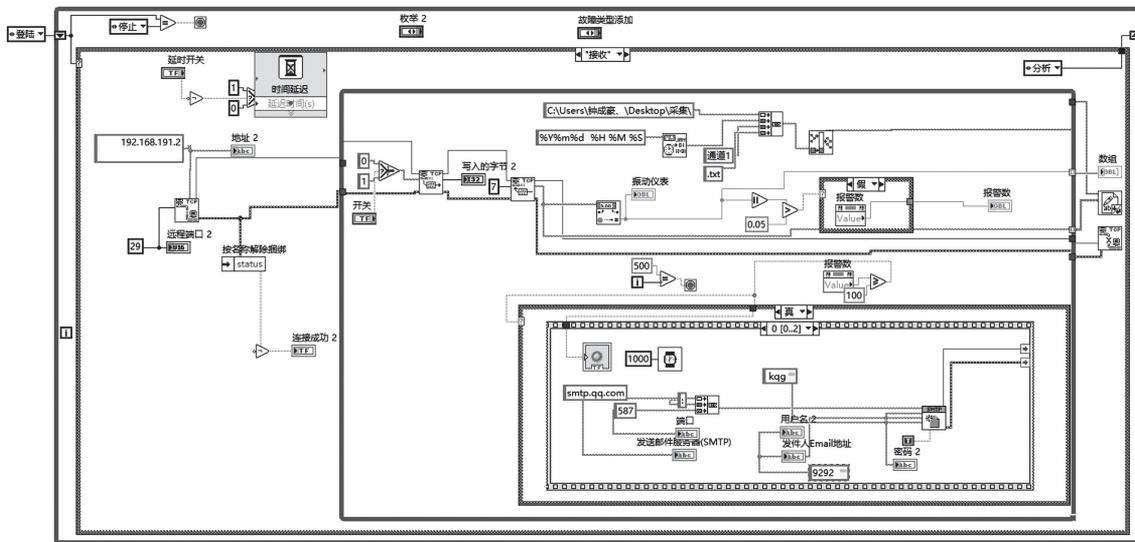


图 5 接收及报警模块

- 4) 显示功能。接收下位机传输的数据并以数字、表格、曲线的方式显示,把这些信息实时提供给管理人员,使管理人员直观而迅速地了被监控对象的变化过程。
- 5) 数据存储功能。对接收的数据进行相应的存储,如文件存储、Access 数据库存储等。

- 6) 远程发布功能。通过对 LabVIEW 软件进行相应设置后,可实现上位机 2 通过网址登陆对上位机 1 进行两级控制,使得技术人员在收到邮件报警时,即可远程控制系统。

3.2 下位机数据采集模块及 TCP 服务器

此部分主要是在下位机树莓派上通过 Python 编程来实现。利用树莓派驱动数据采集卡,通过在树莓派上设置的开机自启动程序,上位机远程控制树莓派开关即可自动进行数据采集及发送(特殊情况也可以通过动态主机配置协议(DHCP)进行检查,获得的 IP 地址用于打开具有 PuTTY 配置的 Raspberry Pi 桌面^[12]来运行程序),如图 6 所示。

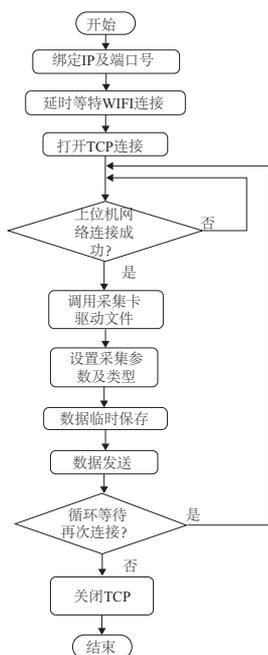


图 6 树莓派下位机流程

3.3 数据处理

采用在 LabVIEW 中调用 Matlab Script 节点的方式进行数据处理,提取时频特征参数。针对采集过程中的噪声干扰成分,采用小波阈值降噪法对原始的振动与声音信号降噪预处理。同时,采用小波包分解程序提取各节点小波包的能量比系数作为特征参数。

3.4 改进的天牛须优化支持向量机的实现

由于算法过程复杂,文中采用 LabVIEW 中的 MATLAB Script 节点技术来实现算法流程。相应的样本数据集通过程序已建立的数据库进行提取,预测样本则通过上述监测系统直接测量获得,通过天牛须算法获取最优 c, g 参数,然后建立分类模型,再利用得到的模型对预测样本进行分类预测。

4 实例验证

为了测试系统的识别效果,需先建立所需的样本数据库(由于客观条件限制,齿轮箱的故障状态为人为加工),以 JZQ200 齿轮箱为对象,采集 6 种工作状态样本(含 1 种正常状态和 5 种典型故障状态),样本由常见时域、频

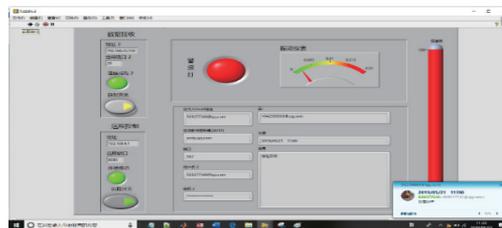
域特征参数以及小波能量主成分组成特征向量,每种工作状态共 60 组,一共 360 组。

利用加速度传感器 CT1010 获振动信号,测试点布置在齿轮箱箱体的平面和轴承端盖方向上,采样点数设置为 2048,采样频率设置为 1 250 Hz,对应齿轮箱额定转速为 1 200 r/min。

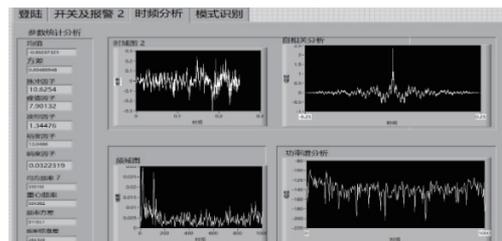
通过上述系统采集 40 组未知故障类型特征向量作为即时测试样本。完成程序设计后对前面板进行排版美化,前面板分为 4 个界面,如图 7 所示。如图 7(d)右下角所示,识别率为 95%(38/40),印证了该监测系统的有效性。



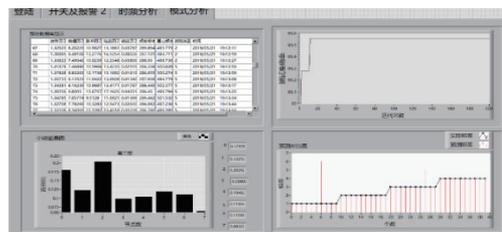
(a) 登陆界面



(b) 控制及邮件报警界面



(c) 时、频分析界面



(d) 小波能量及数据库显示和模式识别结果

图 7 齿轮无线监测系统界面图

5 结语

基于 LabVIEW 与改进天牛须优化支持向量机的无线齿轮故障监测系统,克服在工厂环境下对齿轮进行监测存在的较多不便,能较好地实现实时监测,可以实现对齿轮箱振动信号的采集、数据存储、控制及报警、振动数据的分 (下转第 185 页)



图 11 手动模式 HMI 界面

自动模式主要负责控制缠绕机依次连续循环执行各道工序,在自动模式运行中,可以对部分控制单元远程遥控,如旋转盘上的对角度电机、加热温度等,并实时显示缠绕机当前状态。

监控模式用于系统的后台数据监控,缠绕机出现温度过高或过低、电机越位等异常时,根据异常程度发出不同等级报警提示。

3 结语

玻纤缠绕增强管生产线是在贝尔公司传统玻纤管生产线的基础上改进而来的。传统生产线是将玻纤材料以挤出成型的方式裹在塑料内管上,使用了 PLC-变频器控制技术。PLC 支持多种通信协议,玻纤缠绕机应当采用 PLC 控制技术,便于以后整条生产线的自动化集成及计算机通信。本文采用无线通信协议完成数据传输,设计了基于 PLC 和触摸屏的玻纤缠绕机控制系统,在分析了工艺流程的基础上编写了顺序功能图,并完成 HMI 系统组态。玻纤缠绕机采用 PLC 控制,生产效率高,故障率低,可以满足柔性化制造需求,是工业自动化的成功应用。

参考文献:

- [1] SZUCS A, KOLONDOZOVSKI Z, WESTERLUND J, et al. Diamond enriched lamination and winding insulation for electrical machines[J]. COMPEL, 2019, 38(4): 1245-1252.
- [2] 凌志辉, 邹昊, 黄涛, 等. 二轴缠绕机 PLC 控制系统的设计[J]. 自动化仪表, 2014, 35(5): 30-33.
- [3] 赵安, 马彬彬. 基于 PLC 及 HMI 的洗瓶机自动控制设计[J]. 机械制造与自动化, 2019, 48(4): 209-211.
- [4] 齐继阳, 吴倩, 何文灿. 基于 PLC 和触摸屏的气动机械手控制系统的设计[J]. 液压与气动, 2013(4): 19-22.
- [5] 马林联. 基于 PLC 的缠绕机及牵引机变频调速系统改造[J]. 煤矿机械, 2010, 31(9): 162-164.
- [6] 张俊华. 纤维缠绕机伺服控制系统的 PID 参数整定方法[J]. 纤维复合材料, 2012, 29(2): 26-29.
- [7] 苏华. 多向纤维缠绕机计算机控制系统设计与研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2013.
- [8] POLISHCHUK V I, TIMOSHKIN V V, GLAZYRIN A S, et al. A discrete mathematical model based on the bilinear transformation of a synchronous electric machine with a turn-to-turn fault in the rotor winding[J]. Russian Electrical Engineering, 2019, 90(2): 113-120.
- [9] MA Qianjin, REJAB M R M, IDRIS M S, et al. Wireless technology applied in 3-axis filament winding machine control system using MIT app inventor[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019, 469(1): 113-119.
- [10] HU Yong, SHEN Xin, HU Ye, et al. A winding machine for polarized wire grid of microwave radiometer calibration[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, 2019, 233(5): 1916-1925.

收稿日期: 2019-10-10

(上接第 176 页)

析。该系统操作便捷,系统界面友好,具有较强的通用性与多功能性;改进的天牛须优化支持向量机具有较出色的分类效果,能更好地解决小样本情况下学习的问题,为检测机械故障类型提供了新方法。通过实例验证,该系统能对齿轮故障进行快速有效地识别,监测系统工作稳定,达到了设计要求。

参考文献:

- [1] 赵保伟, 巩晓赞, 丁丽丽, 等. 基于 LabVIEW 的齿轮调制故障检测系统设计[J]. 机床与液压, 2018, 46(5): 143-148.
- [2] 魏勇. 基于 LabVIEW 的机电设备噪声信号采集分析系统开发[J]. 机械制造与自动化, 2018, 47(2): 187-189.
- [3] 刘春林, 潘宏侠, 史斐娜. 基于 DSP 和 ZigBee 的齿轮箱故障诊断系统[J]. 仪表技术与传感器, 2015, 52(6): 114-117.
- [4] 李蕊, 陈建平, 周继年. 噪声检测技术在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 煤矿机械, 2008, 29(5): 209-211.

- [5] RIVERA E C, JUNIOR F D F, ATALA D I P, et al. A LabVIEW-based intelligent system for monitoring of bioprocesses[J]. Computer Aided Chemical Engineering, 2009, 26(9): 309-314.
- [6] LI M, DENG C, TU Y. The design of the lottery real-time monitoring system based on LabVIEW[J]. International Journal of Computer Applications, 2015, 117(7): 1-4.
- [7] 王保健, 张小丽, 傅杨奥. 优化支持向量机及其在智能故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(3): 547-552.
- [8] LI Y, SHU N. Transformer fault diagnosis based on fuzzy clustering and complete binary tree support vector machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(4): 64-70.
- [9] 骆正山, 姚梦月, 骆济豪. 基于 KPCA-BAS-GRNN 的埋地管道外腐蚀速率预测[J]. 表面技术, 2018, 47(11): 183-190.

收稿日期: 2019-10-21