

机械与过程控制

基于 ICS-LSSVM 的包装机械动力机轴承的故障识别

马文博, 梅磊, 刘波

(南京工业大学 电气工程与控制科学学院, 南京 211816)

摘要: **目的** 针对包装机械设备中动力机轴承的故障诊断识别率低的问题, 提出一种基于参数寻优的故障识别方法。**方法** 首先通过主元分析算法对包装设备动力机的振动数据进行主成分特征提取, 减少各数据间的相关性, 然后采用 LSSVM 对各类数据样本进行故障识别。为了克服 LSSVM 惩罚因子和核函数参数易出现局部最优、收敛精度差等问题, 提出一种 ICS 算法优化 LSSVM 的状态参数, 提高包装机械动力机轴承故障诊断的识别率, 以实测糖果厂包装机械振动数据为例验证所提方法的有效性。**结果** 实验结果表明, 在包装机械动力机轴承故障类别确定的情况下, 算法能够高精度地识别各类动力机故障。**结论** 该算法实现了分类器参数的自适应选择, 为提高包装机械动力机轴承故障诊断的识别率提供了可靠的方法。

关键词: 动力机; 故障识别; 参数寻优; 最小二乘支持向量机; 布谷鸟搜索算法

中图分类号: TB486 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)11-0176-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.11.031

Fault Identification of Power Machine Bearings of Packaging Machinery Based on ICS-LSSVM

MA Wen-bo, MEI Lei, LIU Bo

(College of Electrical Engineering & Control Science, Nanjing University of Technology, Nanjing 211816, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a fault identification method based on parameter optimization with respect to the problem of low recognition rate of fault in power machine bearings of packaging machinery. Firstly, principal component analysis algorithm was used to extract the principal component of vibration data of power machine in packaging machinery and reduce the correlation between the data. Then, LSSVM was used to identify the fault in various kinds of data samples. In order to overcome the local extremum and poor convergence precision of LSSVM penalty factors and kernel function parameters, an ICS algorithm was proposed for the optimization of LSSVM state parameter to improve the recognition rate of power machine bearings in packaging machinery. Taking the measured vibration data of packaging machinery in candy factory as an example, the validity of the proposed method was verified. Experimental results showed that the algorithm could identify the fault in all kinds of power machines with high precision when the type of fault in power machine bearing of packaging machinery. The proposed algorithm realizes the adaptive selection of the classifier parameters, and provides a reliable method for improving the recognition rate of fault diagnosis of power machine bearings in packaging machinery.

KEY WORDS: power machine; fault identification; parameter optimization; least squares support vector machine; cuckoo search algorithm

包装机械在这个自动化水平越来越高的今天被许多工厂所重用, 包装机械的动力机又有着包装机械

心脏之称, 其健康情况直接影响整台机器状态。当动力机轴承因磨损、过载等原因造成缺陷时, 会使设备

收稿日期: 2018-02-24

基金项目: 国家自然科学基金 (61503181)

作者简介: 马文博 (1992—), 男, 南京工业大学硕士生, 主攻旋转机械的故障诊断。

通信作者: 梅磊 (1964—), 男, 南京工业大学副教授、硕导, 主要研究方向为磁悬浮轴承和电机本体设计。

振动异常,产生噪声,严重时会使整个包装机械装置损坏,造成经济损失,因此对包装机械设备的故障检测与诊断具有重要的研究意义^[1]。

随着科技的发展,机械设备的故障诊断技术也取得了很大的进展^[2-4]。文献[2]利用神经网络处理监测电机振动信号的非线性问题,神经网络具有自适应、鲁棒性、容错性等特点,可以广泛应用在故障诊断领域,该方法也存在网络结构难于确定、运行时容易出现局部极值、收敛速度慢、操作环境改变后需要搜集大量数据重新训练模型等问题。文献[3]在贝叶斯网络的基础上建立了一个旋转机械设备的健康诊断模型,能在有限的、不确定的信息条件下进行训练和测试,应对一些不确定性问题,但是该方法在建模时需要大量的故障数据,随着现在机械设备可靠性的提高,想获得大量失效数据的成本很高。文献[4]通过 PLC 控制实现了裤袜自动包装机实时故障检测,也为包装机械的日常维护提供技术支持。

针对上述模型在机械设备故障诊断与识别中存在的问题以及优势,文中提出改进的布谷鸟搜索(ICS)算法优化最小二乘支持向量机(LSSVM)模型的方法^[5-6]进行包装机械动力机轴承的故障识别,所提模型在处理小样本数据情况下包装机械动力机的故障诊断识别问题上具有较高的自适应性,且能准确地实现包装机械动力机轴承的故障识别与诊断。

1 动力机轴承故障识别的相关理论

1.1 LSSVM 理论

LSSVM 扩展于 SVM,其研究思路是利用等式约束条件替代不等式约束条件,采用求解线性方程得到支持向量,简化计算程度,获得最优分类超平面^[7]。简单来说就是用一个超平面将 2 个不同类别的包装机械轴承的故障数据分离且距离该平面尽可能的远,使得分类效果更加明显,获得故障分类结果^[8]。其基本思想见图 1。

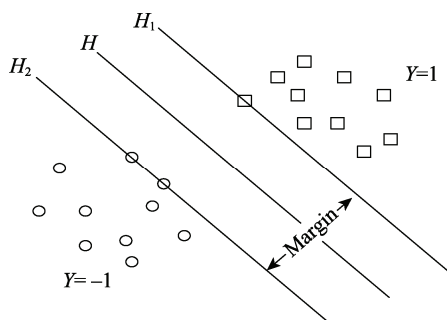


图 1 线性可分情况下的分类超平面

Fig.1 Classified hyperplane in linear separable case

正方形与圆形分别代表 2 类动力机轴承的故障类别见图 1, 1 与 -1 分别是故障类别代号。 H 为最优超平面,即 LSSVM 根据故障样本运算训练得到的。 H_1 和 H_2 为支持向量与 H 平行并且穿过离 H 最近的样本点,它们之间的距离称为分类间隔。

LSSVM 故障诊断性能的优劣,取决于核函数中存在 σ 以及惩罚因子 C ^[9]。这 2 个数值直接影响着包装机械轴承故障识别的准确率与模型的可靠性,需要对其进行参数寻优。经过实验对比分析,该课题引用改进的布谷鸟算法搜寻最优的核参数 σ 以及惩罚因子 C ,这样对算法优化就转化为对这组参数的寻优。

1.2 CS 算法基本理论

CS 算法的机理依据布谷鸟种群巢寄生的繁衍策略,通过鸟类特殊的 Lévy 飞行的方式寻找最优孵化的蛋^[10],即寻找包装机械故障识别模型 LSSVM 最优的核参数 σ 以及惩罚因子 C ,此行为可以达到有效的参数寻优目的,算法本质是使用新解与更优解来替换之前较差解^[11]。

2 ICS 对模型参数的自适应改进

2.1 鸟蛋识别概率 P_a 的改进

当算法的参数发现概率 P_a 在 $[0.1, 0.75]$ 之间时,其全局搜索性随迭代次数的增长而逐步增加^[12-13],因此在 P_a 合适的范围内,采用动态自适应机制改进发现概率 P_a :

$$P_{a,i}^k = P_{a\min} + (P_{a\max} - P_{a\min}) \left(1 - \frac{f_{\text{best}}^k}{f_i^k} \right) \quad (1)$$

式中: $P_{a,i}^k$ 为第 k 代种群中,第 i 个鸟巢发现布谷鸟蛋并重新生成一个新解的概率; $P_{a\max}$ 与 $P_{a\min}$ 为识别概率的上下界; f_{best}^k 与 f_i^k 分别为 k 代种群中,鸟巢最优个体与第 i 个体的适应度。

当 $f_i^k = f_{\text{best}}^k$ 时,若算法已经找到了最优的核参数 σ 以及惩罚因子 C ,则计算终止。

2.2 自适应步长的改进

为使步长自适应效果不依赖人为主观设定的经验值,减少由 Lévy 飞行带给搜索步长的随机性影响,处理好全局寻优能力与寻优精度的关系,引入公式 (2)^[14]。

$$d_i = \frac{\|n_i - n_{\text{best}}\|}{d_{\max}} \quad (2)$$

在此基础上提出了一种自适应调整步长策略:

$$S_i = S_{\min} + (S_{\max} - S_{\min}) d_i \quad (3)$$

式中: n_i 为第 i 个鸟巢位置; n_{best} 为鸟巢位置对

应的最佳状态; $d_{\max}$ 为最优鸟巢位置与其他鸟巢位置之间距离的最大值; $S_{\max}$ 与 $S_{\min}$ 为搜索最大与最小步长。该次迭代的步长就能凭借上次迭代的结果来动态更新, 因此得到的结果具有良好的自适应能力, 最后令 $\alpha = S_i$ 成立。至此, 得到的自适应步长表达式, 通过计算就可以获得包装机械动力机滚动轴承的故障识别模型系统的最佳参数。

3 动力机轴承故障识别流程

振动信号数据来自某糖果厂的自动化包装机械装置, 型号为 Y160M-4 的电机轴承, 通过加速度传感器采集其轴承的振动数据。将采集的包装机械轴承振动信号进行 KPCA 特征提取, 得到的数据按类分组, 数量上按照 1:1 的比例作为该实验模型的训练样本与测试样本^[15]。模型在学习过程中, 利用 ICS 算法优化 LSSVM 的参数, 提高诊断的可靠性, 具体诊断的流程如下所述。

1) 处理包装机械动力机轴承振动信号数据。收集设备振动监测信号, 运用 KPCA 法对数据进行主成分提取, 计算无量纲时域参数, 减少各数据间特征相关性, 以达到降维的目的^[16], 建立 LSSVM 训练样本和测试样本集。

2) 初始化 ICS 算法中的相关参数以及 LSSVM 的参数。随机选取其中 n 个鸟巢初始位置 $p_0 = [x_1^{(0)}, x_2^{(0)} \cdots x_n^{(0)}]^T$, 设每个位置可用参数组合 (C, σ) 表示。然后找出当前最优鸟巢的位置 x_i^{k+1} 与最优适应度 $f_{\text{best}}^{(t)}$, 并记 $t=0$ 。

3) 保留上代最优鸟巢位置 $x_b^{(t-1)}$, 计算 Lévy 飞行步长, 得到新的鸟巢位置, 并通过 LSSVM 计算适应度。

4) 对比更新后鸟巢位置与上一组位置 $p_{t-1} = [x_1^{(t-1)}, x_2^{(t-1)} \cdots x_n^{(t-1)}]^T$, 进而获得更优的鸟巢位置 $p_t = [x_1^{(t)}, x_2^{(t)} \cdots x_n^{(t)}]^T$ 。

5) 利用动态自适应识别概率保留或更新鸟巢位置。产生一个服从均匀分布的随机数 r 作为鸟巢宿主发现外来蛋的概率, 并与 P_a 对比。

6) 将得到的较优解代替之前较差解, 并判断其最优适应度 $f_{\text{best}}^{(k)}$ 是否满足搜索精度的要求。如满足, 则停止迭代; 否则, 返回步骤 3) 继续寻找最优参数组合。

7) 保留最优鸟巢位置 $x_b^{(k)}$ 以及对应的 (C, σ) 值作为 LSSVM 的最优参数, 建立故障诊断模型并输出测试结果。

基于 ICS-LSSVM 的包装机械动力机轴承的故障诊断流程见图 2。

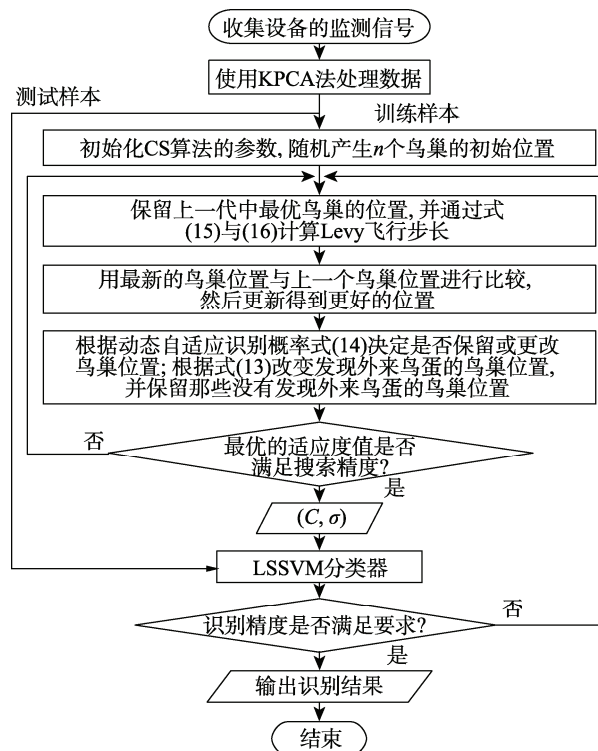


图2 ICS-LSSVM 的故障诊断流程
Fig.2 Fault diagnosis process of ICS-LSSVM

4 实验验证

4.1 ICS 算法的性能仿真

为验证 ICS 算法在寻优方面的有效性, 在 Matlab2014 平台上, 选择 ICS 算法与粒子群优化算法 (PSO)、遗传算法 (GA) 以及标准 CS 进行优化对比。各类算法在参数寻优性能方面的对比见图 3, 算法在运行过程中, 迭代次数都选择 200 次, 其中: PSO 算法, 学习因子参数 $c_1=1.5$, $c_2=1.7$, 种群数量为 20; GA 算法, 种群数量为 20; CS 算法, 鸟巢数量为 20; ICS 算法, 鸟巢数量亦为 20。PSO, GA, CS 和 ICS 算法寻优适应值曲线见图 3a—d。由寻优曲线可以看出 CS 和 ICS 算法相较于 PSO 与 GA 收敛精度更高寻优速度更快, ICS 比 CS 在收敛速度上更快, 平均适应度也更加稳定。

在设定以测试样本集的预测值均方差为适应值的情况下, 同样设置迭代次数为 200 次, 标准 CS 和 ICS 算法在寻优过程中收敛速度对比见图 4。经过仿真分析图 4a, b 可以看出, 寻优的收敛速度 ICS 比标准 CS 算法更快, 因此改进之后的算法明显是有效的。

4.2 糖果厂包装机械振动信号分析

以工厂实际采集的动力机轴承故障信号验证所提方法的可靠性, 其轴承故障大致可分为滚动体磨损、内圈磨损、外圈磨损、断裂、胶合、保持架损坏

等类别。在采样频率 5000 Hz 下，采集包装机械动力机的振动信号，进行主成分降维处理，由于不同工作条件下的有量纲时域参数不可比，借助工程软件 Matlab，计算了时间序列信号的无量纲时域参数，即波性指标 S_f ，峰值指标 C_f ，脉冲指标 I_f ，裕度指标 L_f ，将这 4 个指标作为特征向量。每种故障模式有 10 个样本，因此加上正常状态时，样本总计有 280 个数据，可以实现对小样本数据故障检测的要求，故障模式标签的设置见表 1。

每类故障标签代表一种故障模式。选择 7 种样本每种样本中的 5 组数据，总计 35 组数据作为训练样本集，剩余 35 组数据作为测试样本集。运用 ICS-LSSVM 算法，在基于 Matlab2014 环境下进行编译运行。根据包装机械故障诊断流程，进行 ICS 算法对 LSSVM 的参数寻优，得到最终的 C, σ 值后通过 LSSVM 分类器进行识别，在设定精度为 1% 的情况下，得到的识别结果见图 5。同一数据在不同算法下进行优化对比，仿真结果见表 2。

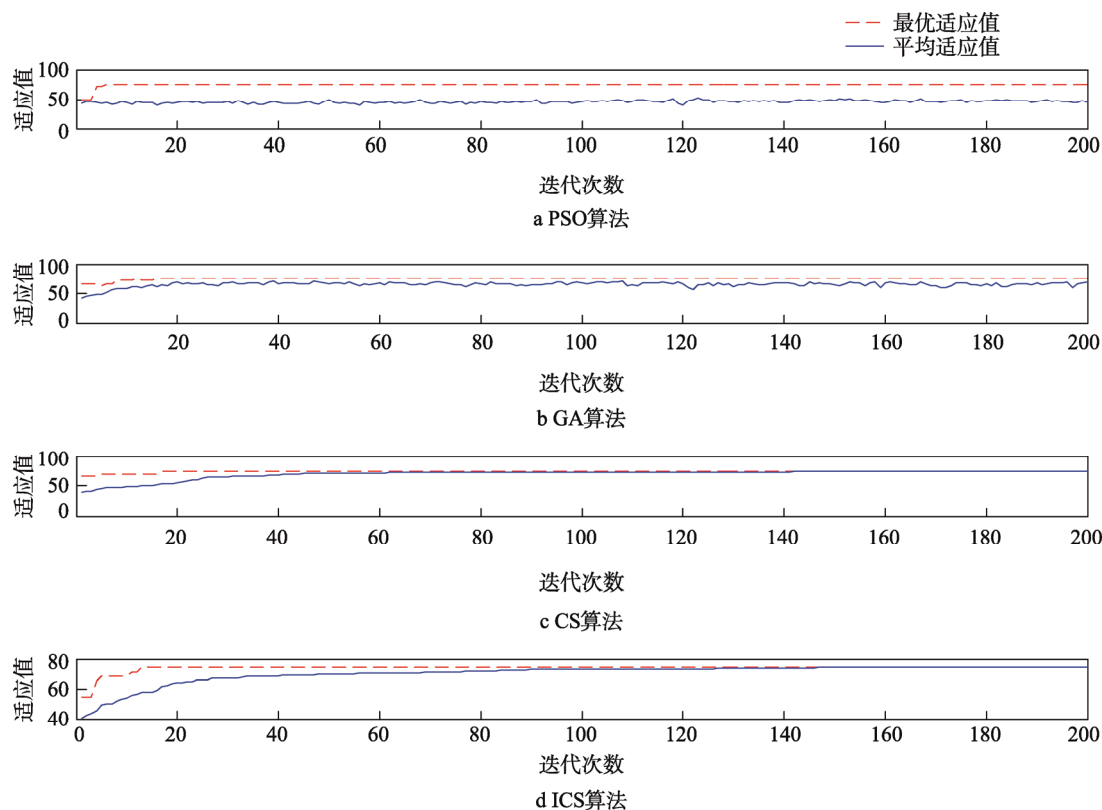


图 3 PSO, GA, CS, ICS 算法的参数寻优对比

Fig.3 Parameter optimization contrast of PSO, GA, CS and ICS algorithms

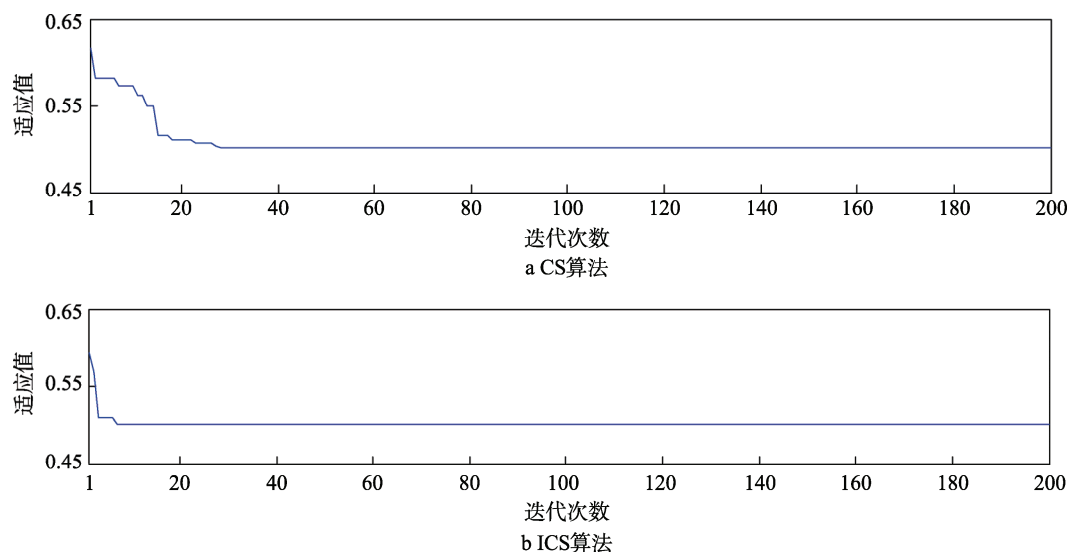


图 4 标准 CS 与 ICS 算法收敛速度对比

Fig.4 Standard CS and ICS algorithm convergence rate comparison

表 1 故障标签的设定
Tab.1 Fault label setting

故障标签	故障模式
1	正常
2	滚动体磨损
3	内圈磨损
4	外圈磨损
5	断裂
6	胶合
7	保持架损坏

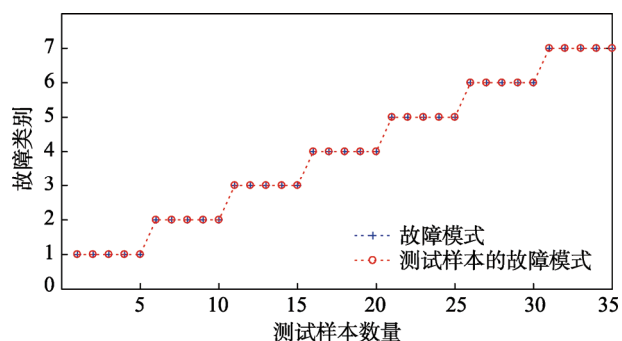


图 5 ICS-LSSVM 包装机械动力机故障识别结果
Fig.5 Fault identification results of power machine for ICS-LSSVM packaging machinery

表 2 不同算法的故障识别结果
Tab.2 Fault recognition results of different algorithms

算法	测试样本数/组	识别率/%	C	σ
PSO-LSSVM	35	86.71	6.8045	17.6046
GA-LSSVM	35	93.23	12.9668	9.6103
CS-LSSVM	35	96.29	18.0176	6.7610
ICS-LSSVM	35	100	12.3624	8.6743

由图 5 和表 2 可以看出,在样本数量有限且故障类别明确的情况下,用 ICS-LSSVM 的算法可以完全识别包装机械动力机的故障类别。与其他 3 种优化方法对比,ICS-LSSVM 的识别率有明显提高,因此提出的 ICS-LSSVM 算法应用于包装机械动力机的故障识别是可行有效的。

5 结语

提出了一种 ICS 算法与 LSSVM 相融合的算法,将其应用于包装机械动力机轴承故障识别诊断领域,通过糖果厂实测数据分析得到结论如下:新算法在搜索收敛性和精度性比其他传统机器学习算法都有所提升,运用在包装机械动力机轴承故障模式识别上具有良好的效果,可为包装机械动力机及时准确地维修提供技术支持;对模型参数 σ 以及惩罚因子 C 的选取是保证算法提高故障诊断准确性的关键,利用 ICS 算法进行参数寻优,减少主观经验设置参数而使得诊断

结果不理想的情况;所提算法为包装机械动力机的轴承故障识别诊断提供新思路。

由于该实验使用的算法在识别精度限定前的提下,会存在运算时间较长的缺点,因此接下来的工作就是进一步提高算法实现的效率,以满足更多机械设备故障识别诊断的需求。

参考文献:

- [1] 李军. 聚丙烯包装码垛机控制系统组成及故障处理[J]. 包装工程, 2012, 33(7): 86—89.
LI Jun. Composition and Troubleshooting of Polypropylene Packaging Palletizer Control System[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(7): 86—89.
- [2] WATANAB K, MATSUURA I, ABE M, et al. Incipient Fault Diagnosis of Chemical Process via Artificial Neural Networks[J]. Aiche Journal, 2010, 35(11): 1803—1812.
- [3] ASR M Y, ETTEFAGH M M, HASSANNEJAD R, et al. Diagnosis of Combined Faults in Rotary Machinery by Non-naive Bayesian Approach[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017, 85(1): 56—70.
- [4] 游亚陆, 孟婷, 孙志军, 等. 基于 PLC 的裤袜自动包装机实时故障检测与处理[J]. 包装工程, 2014, 35(1): 92—95.
YOU Ya-lu, MENG Chuo, SUN Zhi-jun, et al. Real Time Fault Detection and Treatment of Pantyhose Automatic Packing Machine Based on PLC[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(1): 92—95.
- [5] CAO Shu-gang, LIU Yan-bao, WANG Yan-ping. A Forecasting and Forewarning Model for Methane Hazard in Working Face of Coal Mine Based on LS-SVM[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2008, 18(2): 172—176.
- [6] GENCOGLU M T, UYAR M. Prediction of Flashover Voltage of Insulators Using Least Squares Support Vector Machines[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(7): 10789—10798.
- [7] 张淑宁, 王福利, 尤富强, 等. 基于鲁棒学习的最小二乘支持向量机及其应用[J]. 控制与决策, 2010, 25(8): 1169—1172.
ZHANG Shu-ning, WANG Fu-li, YOU Fu-qiang, et al. Least Squares Support Vector Machine Based on Robust Learning and Its Application[J]. Control and Decision, 2010, 25(8): 1169—1172.
- [8] KEERTHI S S, SHEVADE S K, BHATTACHARYYA C, et al. Improvements to Platt's SMO Algorithm for SVM Classifier Design[J]. Neural Computation, 2014, 13(3): 637—649.
- [9] 郭明玮, 赵宇宙, 项俊平, 等. 基于支持向量机的目标检测算法综述[J]. 控制与决策, 2014(2): 193—200.
GUO Ming-wei, ZHAO Yu-zhou, XIANG Jun-ping, et al. A Survey of Target Detection Algorithms Based on

- Support Vector Machines[J]. Control and Decision, 2014(2): 193—200.
- [10] YANG X S, DEB S. Cuckoo Search via Levy Flights[J]. Mathematics, 2010, 6(2): 210—214.
- [11] 郑洪清, 周永权. 一种自适应步长布谷鸟搜索算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(10): 68—71.
ZHENG Hong-qing, ZHOU Yong-quan. An Adaptive Step Size Cuckoo Search Algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2013, 49(10): 68—71.
- [12] 王庆喜, 郭晓波. 基于莱维飞行的粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(9): 2588—2591.
WANG Qing-xi, GUO Xiao-bo. Levi Flight Based on Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Computer Application Research, 2016, 33(9): 2588—2591.
- [13] 徐浩杰, 刘济科, 吕中荣. 基于布谷鸟算法的结构损伤识别[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2015, 54(4): 19—22.
XU Hao-jie, LIU Ji-ke, LYU Zhong-rong. Structural Damage Identification Based on Cuckoo Algorithm[J]. Journal of Zhongshan University (Natural Science Edition), 2015, 54(4): 19—22.
- [14] 冯登科, 阮奇, 杜利敏. 二进制布谷鸟搜索算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(6): 1566—1570.
FENG Deng-ke, RUAN Qi, DU Li-min. Binary Search Algorithm for Cuckoo[J]. Computer Application, 2013, 33(6): 1566—1570.
- [15] LUO J, GWUN O. A Comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF[J]. International Journal of Image Processing, 2013, 3(4): 143—152.
- [16] 万家强, 王越, 刘羽. 改进 KPCA 对分类数据的特征提取[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(18): 4085—4087.
WAN Jia-qiang, WANG Yue, LIU Yu. Feature Extraction of Classified Data by Improved KPCA[J]. Computer Engineering and Design, 2010, 31(18): 4085—4087.