

基于支持向量机的空调外机故障检测方法*

徐强¹ 梁治华¹ 周松斌²

(1.珠海格力电器股份有限公司, 广东 珠海 519000

2.广东省科学院智能制造研究所, 广东 广州 510070)

摘要: 针对目前空调外机检测主要采用的电参数定点阈值法无法达到最佳故障检测准确率的现状, 提出一种基于支持向量机的空调外机故障检测方法。首先, 利用主成分分析对时序的电参数数据去噪; 然后, 采用差值法得到温度参数差值, 并提取差值的区域特征; 最后, 将提取的区域特征输入支持向量机进行分类。该方法应用于空调外机的整机检测产线, 有效降低检测误判率, 提升产品质量。

关键词: 空调外机; 故障检测; 支持向量机; 主成分分析

中图分类号: TP29

文献标识码: A

文章编号: 1674-2605(2021)05-0007-06

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2021.05.007

0 引言

随着空调应用逐渐广泛, 空调产量和类型也日益增加, 这对空调质量提出更高的要求。相比于空调内机, 空调外机结构更复杂, 作用更重要。研究快速、准确、有效的空调外机故障检测方法具有重要意义^[1]。

空调质检一般基于多种传感信号(如压力、温度等)进行融合判断。目前, 相关研究主要集中于传感信号的特征提取和分类, 通过对信号特征的分析, 实现实时检测和诊断。刘润东等对中央空调系统常见的故障诊断方法分类和研究进展进行较全面地综述^[2]。陆凤玲采用在线自适应主成分分析(principal component analysis, PCA)算法对制冷系统进行故障诊断, 具有自适应强、计算速度快等特点^[3]。吴振等将专家系统引入空调外机的商检测系统, 实现空调在线性能和故障自动判定, 减少检验误判次数^[4]。吕兴宇等提出一种基于检测工装的变频空调器故障诊断方法, 将检测周期分为几个保护周期, 对每个保护周期采集的数据进行判断, 可降低误判率^[5]。单彪等为了解决传统 PCA 方法应用于含有噪声干扰数据时产生较高误报率和漏报率的问题, 提出一种基于函数型数据分析的暖通空调系统故障检测与诊断方法^[6]。程炜等为利用堆叠自动编码器神经网络、Softmax 分类器对家用空调外机的振动测量信号进行检测^[7]。欧阳城添等

提出一种基于学习矢量量化神经网络的空调压缩机声纹识别模型用于空调压缩机故障诊断, 将声纹识别技术引入压缩机故障诊断^[8]。

目前, 空调外机检测方法主要是电参数(如压力、温度、电压、电流等)定点阈值法, 即在某时刻设定一个标准值, 当该时刻的实际值小于(或大于)该标准值时, 则判断参数值异常, 报警并停检。但该方法易受外界干扰, 影响空调外机检测准确率。

为提高空调外机故障检测准确率, 本文对时序的电参数数据进行降噪, 提取电参数特征, 并使用支持向量机(support vector machines, SVM)进行训练和识别。

1 空调外机质量特征提取

1.1 空调外机故障

由经验可知, 空调外机故障主要是操作人员疏忽导致的各种管路接反异常, 如表 1 所示。

表 1 常见的空调外机故障

序号	常见故障
1	低压与高压接反
2	过冷器汽出与排汽感温包接反
3	过冷器液出与排汽感温包接反
4	过冷器液出与换热器汽出感温包接反

续表

序号	常见故障
5	过冷器液出与过冷器汽出感温包接反
6	过冷器液出与汽分进管感温包接反
7	过冷器液出与汽分出管感温包接反
8	换热器汽出与排汽感温包接反
9	换热器汽出与汽分进管感温包接反
10	换热器汽出与汽分出管感温包接反
11	化霜与排汽感温包接反
12	化霜与换热器汽出感温包接反
13	化霜与过冷器液出感温包接反
14	化霜与过冷器汽出感温包接反
15	化霜与汽分进管感温包接反
16	化霜与汽分出管感温包接反

1.2 数据降噪

空调外机每条管路都接有感温包(温度传感器)。检测过程中,管路接反故障主要通过与之匹配的感温包的温度数据体现,如图1所示。

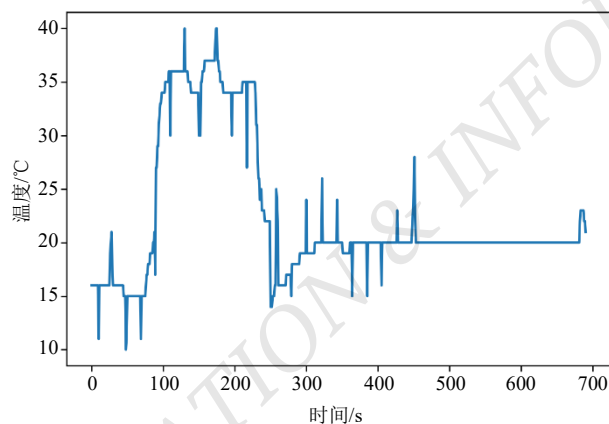


图1 高压感温包温度曲线

感温包采集的温度数据会受环境温度、自身数值波动等情况影响,在提取特征前需进行数据降噪。PCA具有理论完备、计算简单等特点,能同时进行降维、去噪以及特征向量提取,广泛应用于数据压缩、数据降噪等领域。

假设 m 个 n 维数据 $(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)})$ 都已中心化,即 $\sum_{i=1}^m x^{(i)} = 0$;通过矩阵旋转变换得到的新坐标系为

$\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, 其中 w 是标准正交基,即 $\|w\|_2 = 1$, $w_i^T w_j = 0$ 。若将数据从 n 维降到 n' 维,则取 n' 个特征向量($n' < n$)组成新的坐标系 $\{w_1, w_2, \dots, w_{n'}\}$,样本点 $x^{(i)}$ 在 n' 坐标系中的映射为 $z^{(i)} = (z_1^{(i)}, z_2^{(i)}, \dots, z_{n'}^{(i)})^T$,其中 $z_j^{(i)} = w_j^T x^{(i)}$ 是 $x^{(i)}$ 在低维坐标系里第 j 维坐标。若用 $z^{(i)}$ 还原原始数据 $x^{(i)}$,则恢复数据 $\bar{x}^{(i)} = \sum_{j=1}^{n'} z_j^{(i)} w_j = W' z^{(i)}$,其中 W' 是标准正交基矩阵,因此需要最小化式(1):

$$\sum_{i=1}^m \|\bar{x}^{(i)} - x^{(i)}\|_2^2 \quad (1)$$

式(1)利用平方和展开、矩阵转置、合并同类项等方法进行数学变换,可得

$$\sum_{i=1}^m \|\bar{x}^{(i)} - x^{(i)}\|_2^2 = -\sum_{i=1}^m z^{(i)T} z^{(i)} + \sum_{i=1}^m x^{(i)T} x^{(i)} \quad (2)$$

式(1)利用矩阵的迹相关知识,可得

$$\sum_{i=1}^m \|\bar{x}^{(i)} - x^{(i)}\|_2^2 = -\text{tr}(W'^T X X^T W') + \sum_{i=1}^m x^{(i)T} x^{(i)} \quad (3)$$

式(1)转变为

$$\begin{aligned} \arg \min & \quad -\text{tr}(W'^T X X^T W') \\ \text{s.t.} & \quad W'^T W' = I \end{aligned} \quad (4)$$

利用最优化方法,可得

$$J(W) = -\text{tr}(W'^T X X^T W') + \lambda(W'^T W' - I) \quad (5)$$

对 W 求导:

$$X X^T W = \lambda W \quad (6)$$

式中, W 是 $X X^T$ 的 n' 个特征向量组成的矩阵; λ 是 $X X^T$ 的特征值组成的矩阵。

特征值在主对角线上,将数据从 n 维降到 n' 维时,一般取最大的 n' 个特征值对应的特征向量,可保留更重要的信息^[9]。

复杂信号由简单信号叠加而成,利用PCA这个特点,通过提取部分特征值的信号进行叠加,可滤掉噪音信号,进一步提取数据特征用于分类识别。

1.3 特征提取

对实际生产中的温度曲线分析发现, 低压管路的温度曲线趋势与高压管路的温度曲线趋势明显不同。电参数定点阈值法针对高压温度和低压温度分别设定阈值, 若设定时刻的温度符合阈值要求则视为正常, 反之亦然; 但若该时刻出现干扰可能影响电参数定点阈值法的判断, 造成误判。

以低压温度与高压温度为例, 尝试不同的特征提取方法。

1) 时差法, 低压温度与高压温度分别根据式(7)进行计算, 可得到 $t-1$ 个温度差值序列。

$$T_D = T^{(t+1)} - T^{(t)} \quad (7)$$

式中, T_D 为温度差值; $T^{(t+1)}$ 为 $t+1$ 时刻温度值; $T^{(t)}$ 为 t 时刻温度值。

2) 区域均值法, 分别提取低压温度与高压温度某段的均值作为特征, 如式(8)所示。

$$T_{\text{mean}} = \frac{\sum_{t=m}^n T_t}{n-m} \quad (8)$$

式中, T_{mean} 为平均温度值; T_t 为 t 时刻温度值。

3) 差值法, 低压温度与高压温度分别根据式(9)进行计算。

$$T_D = T_{\text{low}} - T_{\text{high}} \quad (9)$$

式中, T_D 为温度差值; T_{low} 为低压温度值; T_{high} 为高压温度值。

管路正常连接时, 温度差值是低压温度值减去高压温度值; 如果管路接反, 温度差值则是高压温度值减去低压温度值。

根据不同的故障种类提取不同时间区间的均值作为该故障类型的特征, 如式(10)所示。

$$T_{\text{sum}} = \sum_{t=m}^n T_{Dt} \quad (10)$$

式中, T_{sum} 为总温度差值; T_{Dt} 为 t 时刻的温度差值。

2 空调外机故障检测模型

本文采用 SVM、卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 作为检测模型进行空调外机故障检测研究。

SVM 是由 VAPNIK 提出的一种基于结构风险最小化的统计机器学习方法^[10], 在解决小样本、非线性和高维模式识别问题时具有良好的性能。

CNN 是近年来流行的深度神经网络之一, 可自动从大量数据中学习特征, 并将结果向同类型数据泛化^[11]。CNN 架构如图 2 所示。

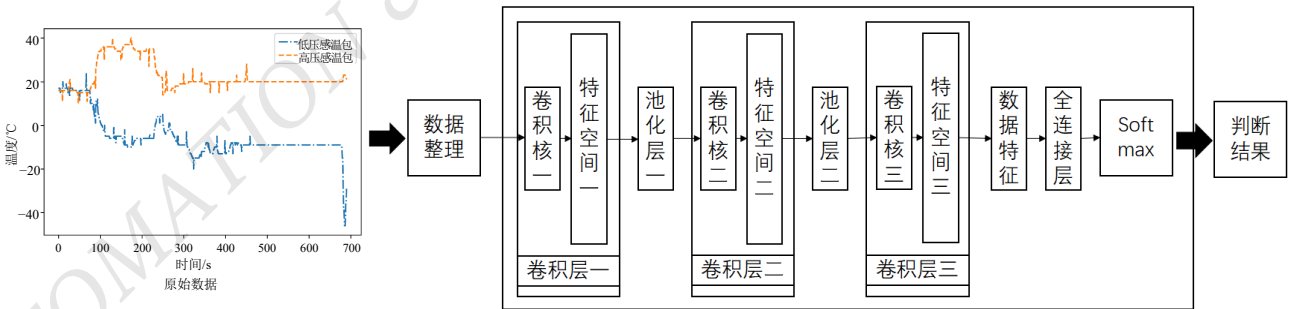


图 2 CNN 架构

3 实验及结果

3.1 实验准备

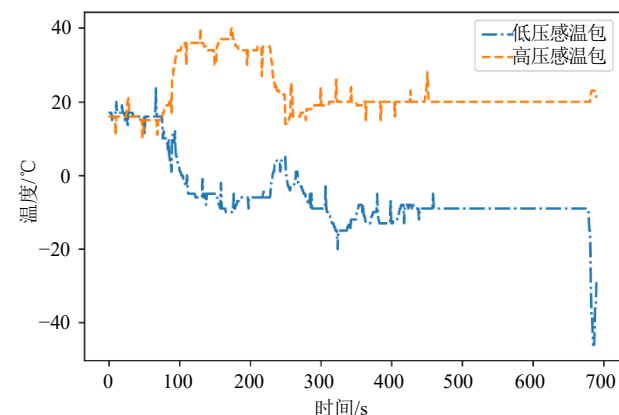
本实验采用的数据来源于某公司产线, 共采集

9 260 台空调外机的正常数据, 每组数据约 450 s, 包括高压接口温度、低压接口温度、化霜接口温度、汽分分管温度、过冷器汽出温度、过冷器液出温度、换

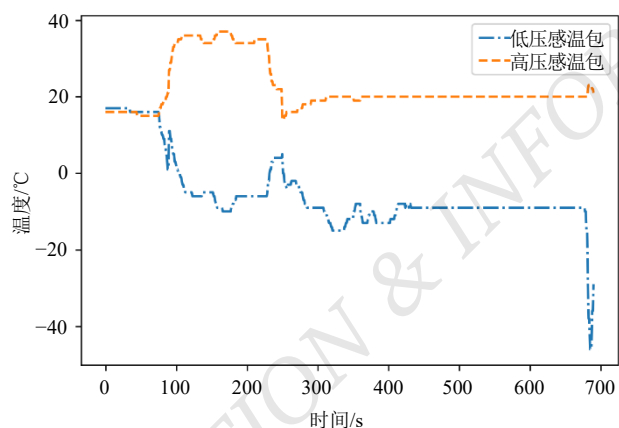
热器汽出温度、汽分进管温度。由于管路接反就是接口互换,即2个接口采集的温度数据互换,因此可由9 260组正常数据模拟9 260组异常数据。

3.2 实验结果

首先,利用PCA对空调外机数据去噪,结果如图3所示。



(a) 原始数据



(b) 去噪后数据

图3 去噪前后低压接口温度曲线

由图3可知,PCA对空调外机数据去噪效果明显。

然后,分别采用时差法、区域均值法和差值法提取数据特征,如图4、图5所示。

利用SVM对上述3种方法提取的特征分别进行训练和测试,18 520组数据随机打乱,60%用于训练,40%用于测试,得到的结果如表2所示。

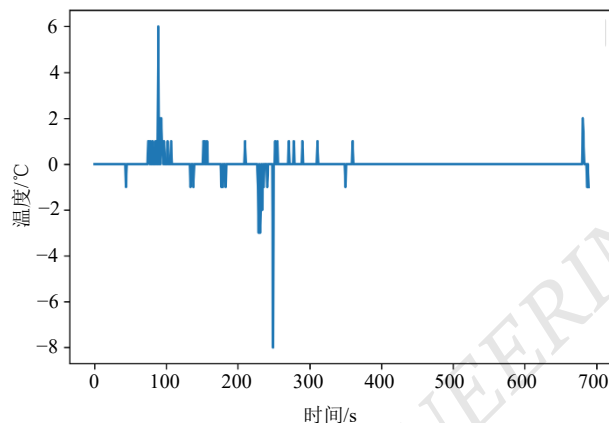
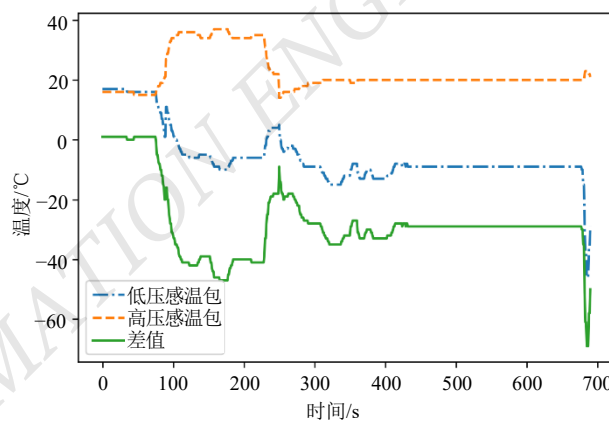
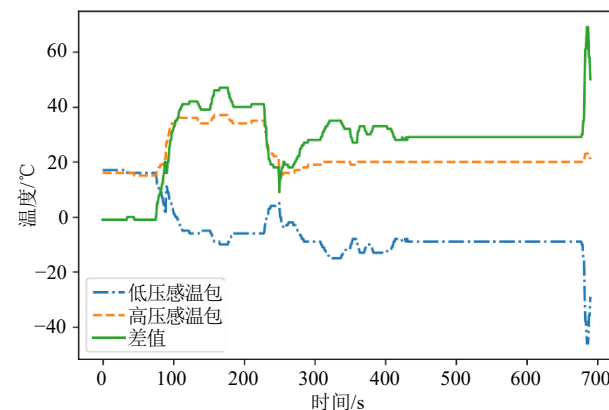


图4 低压接口温度值经时差法处理



(a) 正常情况



(b) 异常情况

图5 低压接口与高压接口温度经差值法处理

表2 时差法、区域均值法和差值法判断准确率对比

方法	准确率/%
时差法	98.014
区域均值法	98.692
差值法	99.986

由表 2 可知，差值法的判断准确率高于其他 2 种方法。

利用差值法分别对不同种类的正常和故障数据提取特征，用 SVM 进行训练和测试，得到如图 6 所示部分测试结果。

```
linear线性核函数-训练集: 1.0
linear线性核函数-测试集: 0.999865029018761
rbf径向基核函数-训练集: 1.0
rbf径向基核函数-测试集: 0.9988502901876096
poly多项式核函数-训练集: 1.0
poly多项式核函数-测试集: 0.999865029018761
sigmoid神经元激活核函数-训练集: 1.0
sigmoid神经元激活核函数-测试集: 0.999865029018761
[-1.04767472 1.00009894 1.00012824 ... 0.99988535 1.00039526
-1.00033993]
['1' '3' '3' ... '3' '3' '1']
```

(a) 过冷器汽出与过冷器液出模型准确率

```
linear线性核函数-训练集: 1.0
linear线性核函数-测试集: 0.999865029018761
rbf径向基核函数-训练集: 1.0
rbf径向基核函数-测试集: 0.9927115670130922
poly多项式核函数-训练集: 1.0
poly多项式核函数-测试集: 0.999865029018761
sigmoid神经元激活核函数-训练集: 1.0
sigmoid神经元激活核函数-测试集: 0.999865029018761
[-1.0003171 0.9995379 1.00009804 ... 1.00026676 1.00013455
-1.00006064]
['1' '3' '3' ... '3' '3' '1']
```

(b) 过冷器汽出与换热器汽出模型准确率

```
linear线性核函数-训练集: 1.0
linear线性核函数-测试集: 0.999865029018761
rbf径向基核函数-训练集: 1.0
rbf径向基核函数-测试集: 0.9967606964502632
poly多项式核函数-训练集: 1.0
poly多项式核函数-测试集: 0.999865029018761
sigmoid神经元激活核函数-训练集: 1.0
sigmoid神经元激活核函数-测试集: 0.999865029018761
[-0.99985917 1.00007226 1.00051198 ... 1.00002679 1.00024349
-1.00040035]
['1' '3' '3' ... '3' '3' '1']
```

(c) 过冷器液出与汽分出管模型准确率

```
linear线性核函数-训练集: 1.0
linear线性核函数-测试集: 0.999865029018761
rbf径向基核函数-训练集: 1.0
rbf径向基核函数-测试集: 0.9973005803752193
poly多项式核函数-训练集: 1.0
poly多项式核函数-测试集: 0.999865029018761
sigmoid神经元激活核函数-训练集: 1.0
sigmoid神经元激活核函数-测试集: 0.999865029018761
[-0.99996796 1.00362404 0.99996182 ... 0.99988193 1.00017841
-1.00038967]
['1' '3' '3' ... '3' '3' '1']
```

(d) 化霜与过冷器汽出模型准确率

图 6 4 种判断模型的准确率

由图 6 可知，该方法故障判断准确率可达到 99.986%，符合产品检测要求。

为使检测方法更加严谨，利用 CNN 进行对比实验。通过 CNN 对去噪后的空调外机数据进行特征自动提取及分类，并与差值法+SVM 分类方法、电参数定点阈值法进行对比，结果如表 3 所示。

表 3 3 种方法结果对比

方法	准确率/%	所用时间/ms
差值法+SVM	99.986	228
CNN	99.991	1 165
电参数定点阈值法	95.510	—

由表 3 可知：差值法+SVM 和 CNN 方法比电参数定点阈值法准确率高；虽然 CNN 的准确率略高于差值法+SVM，但所用时间大约是差值法+SVM 的 5 倍。考虑到现场生产效率，选择差值法+SVM 进行异常检测。某台空调外机的检测结果如图 7 所示。

项目	判断
高低压传感器接反	合格
过冷器汽出与排汽感温包接反	合格
过冷器液出与排汽感温包接反	异常
过冷器液出与换热器汽出感温包接反	合格
过冷器液出与过冷器汽出感温包接反	合格
过冷器液出与汽分进管感温包接反	合格
过冷器液出与汽分出管感温包接反	合格
换热器汽出与排汽感温包接反	合格
换热器汽出与汽分进管感温包接反	合格
换热器汽出与汽分出管感温包接反	合格
化霜与排汽感温包接反	合格
化霜与换热器汽出感温包接反	合格
化霜与过冷器液出感温包接反	异常
化霜与过冷器汽出感温包接反	合格
化霜与汽分进管感温包接反	合格
化霜与汽分出管感温包接反	合格

图 7 某台空调外机的检测结果

经人工查找该台外机故障, 的确存在过冷器液出与排汽感温包接反、化霜与过冷器液出感温包接反的情况。如此这般验证约 1 000 台正常以及 50 台异常空调外机, 全部可准确识别, 证实了基于支持向量机的空调外机故障检测方法的有效性。

4 结论

本文提出一种基于支持向量机的空调外机故障检测方法。首先, 用 PCA 对不同管路的温度传感信号进行降噪处理; 然后, 对管路两个接口的温度数据做差值; 最后, 提取差值数据的区域特征, 并将特征输入检测模型, 实现故障检测。对比研究 SVM 和 CNN 2 种检测方法, 检测准确率基本相同, 但 SVM 用时更少、检测速度更快。目前, 该检测方法已在某公司推广应用, 取得较好效果。

参考文献

- [1] 朱德恒, 谈克雄. 电气设备状态监测与故障诊断技术的现状与展望[J]. 电力设备, 2003, 4(6): 1-8.
- [2] 刘润东, 刘成刚, 李翠敏. 故障诊断技术应用于中央空调系统
- [3] 陆凤玲. 基于在线自适应 PCA 的制冷系统故障诊断技术及应用[D]. 重庆: 重庆大学, 2015.
- [4] 吴振, 林坚锋, 刘洋, 等. 专家系统在空调外机在线性能测试故障分析的应用[J]. 家用电器, 2019(6): 48-52.
- [5] 青岛海尔空调器有限总公司. 一种基于检测工装的变频空调器故障诊断方法: CN110686358A[P]. 2020-01-14.
- [6] 单彪, 堵俊, 商亮亮. 基于改进 PCA 空调系统传感器故障检测与诊断[J]. 控制工程, 2020, 27(4): 765-770.
- [7] 程炜为, 刘芝庭, 王宇华. 深度学习在家用空调外机振动检测中的应用[J]. 自动化与信息工程, 2021, 42(3): 40-43, 49.
- [8] 欧阳城添, 袁瑾. 基于学习矢量量化的空调压缩机声纹诊断方法[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(9): 2634-2641.
- [9] 郑新. 基于 EMD 与 PCA 分析的滚动轴承故障特征研究[J]. 机械传动, 2016, 40(1): 54-58, 63.
- [10] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. Springer Verlag, New York, 1995.
- [11] ZEILER M D, FERGUS R. Visualizing and understanding convolutional networks[C]. European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing, 2013.

Fault Detection Method of External Air-conditioner Based on Support Vector Machine

Xu Qiang¹ Liang Zhihua¹ Zhou Songbin²

(1. Gree Electric Appliances, Inc. of Zhuhai, Zhuhai 519000, China

2. Institute of Intelligent Manufacturing, GDAS, Guangzhou 510070, China)

Abstract: Aiming at the situation that the current air-conditioning detection mainly uses the threshold method for judgment and cannot achieve the best fault detection accuracy, a method based on support vector machine for air-conditioning fault detection is proposed. In this method, first, uses principal component analysis to denoise the electrical parameter time series, then obtain the D-value, extracts the regional features of the D-value, and finally inputs the extracted features into the support vector machine for classification. Using this method to detect actual data, and compare with the original method, this method is more effective. Applying this method to the air-conditioning inspection production line, effectively reduces the false detection rate and improves the quality of the product.

Key words: external air-conditioning; fault detection; support vector machine; principal component analysis

作者简介:

徐强, 男, 1986 年生, 本科, 工程师, 主要研究方向: 传感与检测技术。

梁治华 (通信作者), 男, 1987 年生, 硕士, 主要研究方向: 基于模式识别的故障诊断。E-mail: jy02559957@163.com