

基于免疫算法的暖通空调系统传感器故障诊断研究

张红,石峰豪,陈苏坤

(四川省建筑科学研究院有限公司,四川 成都 610081)

摘要:针对暖通空调系统传感器故障诊断时,无法获取精度较高的传感器特征,导致诊断结果与实际结果不符的问题,提出一种基于免疫算法的暖通空调系统传感器故障诊断方法,通过对传感器信号的频域和时域特征计算,获取传感器信号特征,据此构建传感器信号观测器,比较传感器与滤波器的输出残差,构建暖通空调系统传感器故障诊断模型。采用免疫算法对构建的传感器故障诊断模型进行求解,实现故障诊断。实验结果表明:所提方法在引入温度偏差和风量偏差的环境下可准确地对不同类型传感器故障进行诊断。

关键词:免疫算法;暖通空调系统;传感器;提取信号特征;构建模型

中图分类号:TP277.3 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2022)02-0214-04

Research on Sensor Fault Diagnosis of HVAC System Based on Immune Algorithm

ZHANG Hong, SHI Fenghao, CHEN Sukun

(Sichuan Institute of Building Research Co., Ltd., Chengdu 610081, China)

Abstract: To overcome the diagnosis inconsistency with actual results caused by failure in obtaining sensor features with higher accuracy by current methods to diagnose sensor faults in the HVAC system, a sensor fault diagnosis method of HVAC system based on immune algorithm is proposed. The frequency domain and time domain characteristics of the sensor signal are calculated to obtain sensor signal characteristics, and based on which, the sensor signal observer is constructed, the output residuals of the sensor and filter are compared and a sensor fault diagnosis model of the HVAC system is constructed. The immune algorithm is used to solve the constructed sensor fault diagnosis model to realize fault diagnosis. Experimental results show that the proposed method can accurately diagnose faults of different types of sensors when temperature and air volume deviations are introduced.

Keywords: immune algorithm; HVAC system; sensor; extract signal characteristics; build model

0 引言

经调查发现,当暖通空调系统的传感器出现故障时,消耗的能源较多,会降低空气质量。因此,为了保证暖通空调系统传感器安全、稳定地运行,需要对暖通空调系统传感器中存在的故障进行诊断^[1-2]。

张朝龙等^[3]提出基于深度学习的传感器故障诊断方法,该方法在深度学习技术的基础上利用自编码器获取传感器信号的特征,并对特征进行聚类处理,在加权贝叶斯分类模型中输入聚类处理后的特征,完成传感器故障的识别诊断。但是该方法获取的传感器信息精准度较低,在诊断过程中获得的诊断结果与实际结果不符,表明该方法的有效性较差。于晓庆等^[4]提出基于混合未知输入观测器的传感器故障诊断方法,该方法通过坐标变换将原系统分解成两个子系统,利用 Lyapunov 函数证明该方程的稳定性及矩阵不等式,以便对矩阵增益后进行求解,实现传感器故障诊断。但是该方法没有对传感器信号的频域和时域特征进行提取,导致识别结果与实际存有误差,表明该方法的诊断结果准确性低。孙凯等^[5]提出基于扩张状态观测器和遗传算法的传感器故障诊断方法,该方法为建立基于 Matlab 的仿真模型,提前建立空间数学模型和扩张

状态观测器,获取系统传感器的故障特征值,并采用遗传优化算法根据提取的故障特征值完成故障诊断。但是该方法提取的传感器信号特征较为单一,不能对不同类型传感器进行诊断,表明该方法的可行性低。

为了解决上述方法中存在的问题,利用免疫算法对暖通空调系统传感器故障诊断进行研究。

1 故障信息采集与处理特征提取

1) 根据采集暖通空调系统传感器故障信息,对传感器信号的频域和时域特征进行计算,归一化处理计算得到的传感器信号初始特征向量^[6]。

2) 根据采集暖通空调系统传感器故障信息,利用核函数 $K(x_i, x_j)$ 对式(1)内散度矩阵 K_w, K_b 求解。

$$\begin{cases} K_b = \frac{1}{c(c-1)} \sum_{i=1}^c (M_i - M_j)(M_i - M_j)^T \\ K_w = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \frac{1}{m_i} \sum_{x \in X_i} (\xi_x - M_i)(\xi_x - M_i)^T \\ M_i = \frac{1}{m_i} \left[\sum_{x \in X_i} k(x_1, x), \sum_{x \in X_i} k(x_2, x), \dots, \sum_{x \in X_i} k(x_m, x) \right]^T \\ \xi_x = [k(x_1, x), k(x_2, x), \dots, k(x_m, x)]^T \end{cases} \quad (1)$$

基金项目:四川华西集团科技项目(R97)

第一作者简介:张红(1980—),女,四川崇州人,高级工程师,硕士,研究方向为建筑节能与智能工程。

式中: \mathbf{K}_b 代表核类间散度矩阵; \mathbf{K}_c 代表核类内散度矩阵; \mathbf{M}_j 代表传感器信号初始特征向量。

3)在获取 d 个最大特征值前,对广义特征式(2)求解,得到相应的最优核鉴别向量 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_d$ 。

$$\mathbf{K}_b \alpha = \lambda \mathbf{K}_c \alpha \quad (2)$$

4)通过计算式(3)得到映射数据的最佳投影向量 $\mathbf{T} = [t_1, t_2, \dots, t_d]$,也是非线性初始样本 x 的最佳鉴别特征。以此获取传感器信号的最优特征,其方程表示为

$$\mathbf{T}_{v_i}(x) = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}]^T \varphi(x) = \sum_{j=1}^m \alpha_{ij} k(x_j, x) = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{id}]^T \quad (3)$$

2 暖通空调系统传感器故障诊断

2.1 传感器故障诊断原理

根据提取的传感器信号特征构建传感器信号观测器,比较实际暖通空调系统传感器的输出与滤波器的输出,获得残差,分析并处理残差,构建传感器故障诊断模型^[7-8]。

设置传感器状态矢量为 $\mathbf{x}(t)$,通过下述公式描述滤波器系统:

$$\begin{cases} \mathbf{x}'(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{u}(t)$ 表示传感器控制矢量; $\mathbf{y}(t)$ 表示传感器测量矢量; \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{C} 表示对应常数矩阵。

动态系统模型存于检测滤波器中,利用增益矩阵 \mathbf{H} 把暖通空调传感器系统与模型的输出参数反映到模型输入中,即系统模型输入和模型输出始终一致。

故障检测滤波器和全维观测器归于线性滤波器,两个线性滤波器在设计上存有差异。为了保障全维观测器处于稳定状态, $(\mathbf{A}-\mathbf{H}\mathbf{C})$ 矩阵要存在负实数。故障检测滤波器在始终稳定的基础上,还要利用残差信号诊断传感器故障系统。

当滤波器处于稳定状态时,原始误差会逐渐清除,滤波器能精确地追踪到传感器系统反应,输出误差矢量 $\boldsymbol{\varepsilon}(t) = 0$;若传感器出现故障,故障后的传感器系统特征不能被准确反映,即输出误差矢量 $\boldsymbol{\varepsilon}(t) \neq 0$,观察输出误差矢量 $\boldsymbol{\varepsilon}(t)$ 就能诊断传感器是否发生故障。

传感器故障检测滤波器的方程为

$$\begin{cases} \mathbf{x}'(t) = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{H}[\mathbf{y}(t) - \hat{\mathbf{y}}(t)] \\ \hat{\mathbf{y}}(t) = \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(t) \end{cases} \quad (5)$$

滤波器状态残差矢量定义用方程表示为

$$\mathbf{e}(t) = \mathbf{x}(t) - \hat{\mathbf{x}}(t) \quad (6)$$

滤波器输出残差矢量用方程表示为

$$\boldsymbol{\varepsilon}(t) = \mathbf{y}(t) - \hat{\mathbf{y}}(t) \quad (7)$$

则传感器状态残差矢量为

$$\begin{cases} \mathbf{e}'(t) = \mathbf{x}'(t) - \mathbf{x}(t) \\ \mathbf{e}'(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) - \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(t) - \mathbf{B}\mathbf{u}(t) - \mathbf{H}[\mathbf{y}(t) - \hat{\mathbf{y}}(t)] \\ \mathbf{e}'(t) = (\mathbf{A}-\mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{e}(t) \end{cases} \quad (8)$$

滤波器输出误差矢量如下:

$$\boldsymbol{\varepsilon}(t) = \mathbf{y}(t) - \hat{\mathbf{y}}(t) = \mathbf{C}\mathbf{e}(t) \quad (9)$$

为考虑诊断传感器故障问题,设第 j 个传感器数学模型故障方程如下:

$$\mathbf{y}(t) = e_{mj}x(t) + n(t)\mathbf{C} \quad (10)$$

式中: e_{mj} 表示第 j 个故障传感器; $n(t)$ 表示时间系数。

状态残差矢量如下:

$$\begin{cases} \mathbf{e}'(t) = \mathbf{x}'(t) - \mathbf{x}(t) \\ \mathbf{e}'(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) - \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(t) - \mathbf{B}\mathbf{u}(t) - \mathbf{H}[\mathbf{y}(t) - \hat{\mathbf{y}}(t)] \\ \mathbf{e}'(t) = (\mathbf{A}-\mathbf{H}\mathbf{C})\mathbf{e}(t) - \mathbf{h}_j n(t) \end{cases} \quad (11)$$

式中 \mathbf{h}_j 代表的是第 j 列矢量 \mathbf{H} 阵。这时传感器输出误差方程如下,即暖通空调系统传感器故障诊断模型:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\varepsilon}(t) = \mathbf{y}(t) - \hat{\mathbf{y}}(t) \\ \boldsymbol{\varepsilon}(t) = \mathbf{C}\mathbf{e}(t) + e_{mj}\mathbf{e}(t) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(t) \\ \boldsymbol{\varepsilon}(t) = \mathbf{C}\mathbf{e}(t) + e_{mj}\mathbf{e}(t) \end{cases} \quad (12)$$

2.2 基于免疫算法的故障诊断

采用免疫算法对上述构建的暖通空调系统传感器故障诊断模型进行求解,实现暖通空调系统传感器的故障诊断,具体流程如下:

1)针对优化问题的解进行免疫算法编码,获取原始种群抗体;

2)设 L 代表编码抗体长度,融合系统的输入变量与输出变量分别为 a 、 b 个, b_i^1 和 b_i^2 分别代表第 i ($i=1, 2, \dots, (a+b)$) 项两个抗体编码,其欧氏距离为 $D < \delta$;

3)通过下式计算各抗体亲和力,在记忆细胞子集 R 中引入一个最优抗体,则免疫函数的表达式为

$$\text{Fit}(R) = U(R) + \text{con}(R) + D(R) + S(R) \quad (13)$$

式中 U 、 D 、 S 表示免疫系数;

4)复制 n 个最佳抗体,生成临时复制群体 M ;

5)通过交叉、变异对 M 中的抗体进行操作,使其抗体的亲和力与变异概率成反比,获取新抗体种群 M' ;

6)比较 M' 和 M ,若抗体的亲和力达到最高,则对此引入记忆细胞子集 R ,当 R 中抗体和新抗体的欧氏距离是 $D < \delta$ 时,对原抗体进行消除;

7)验证条件是否满足,若“是”则最优融合规则集为输出记忆细胞子集 R ;若“否”将反复验证 4)-6)步骤。

通过上述过程获得暖通空调系统传感器故障诊断模型的最优解,实现故障诊断。

3 实验与分析

为了验证基于免疫算法的暖通空调系统传感器故障诊断研究的整体有效性,需要对暖通空调系统传感器故障诊断进行测试,本次测试的实验平台为 Trane Split Koolman 机组,型号为 CGAK0605C。

采用基于免疫算法的暖通空调系统传感器故障诊断方法(方法 1)、基于深度学习的传感器故障诊断方法(方法 2)、基于混合未知输入观测器的传感器故障诊断方法(方法 3)对引入 +0.5℃ 的固定偏差的暖通空调系统传感器进行故障检测,根据 SPE 统计量变化对方法的有效性进行测试,测试结果如图 1-图 3 所示。

如图 1 所示,将 +0.5℃ 的固定偏差引入暖通空调系统时的 SPE 统计量变化图。第 175 个样本点为故障偏差引

入点,在故障引入之前,传感器 SPE 统计量波动都在阈值内,表明此时的波动在控制范围内,认为此时暖通空调系统传感器没有发生故障。

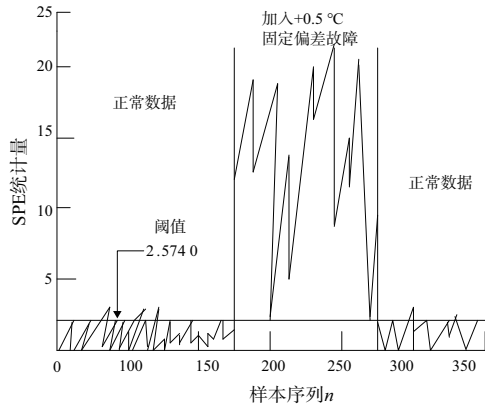


图 1 方法 1 的 SPE 统计量变化 (+0.5 °C)

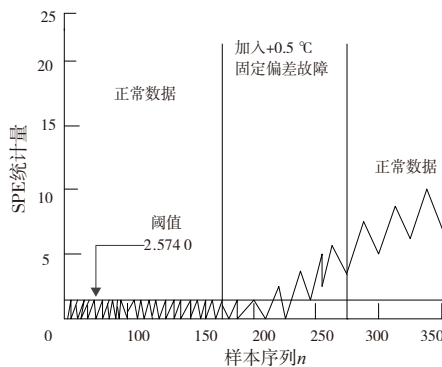


图 2 方法 2 的 SPE 统计量变化 (+0.5 °C)

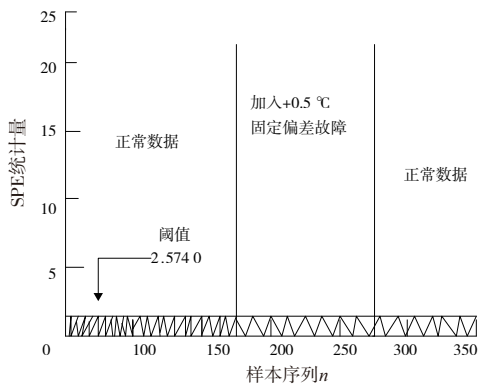


图 3 方法 3 的 SPE 统计量变化 (+0.5 °C)

在第 176 个样本点之后加入+0.5 °C 故障偏差引入点时,第 176 个样本点到第 275 个样本点的 SPE 统计量产生巨大变化,波动剧烈且偏差较大,大部分波动超过阈值,很不稳定,说明温度传感器发生故障,其效率检测为 0.823 0。但从第 275 个样本点中撤除+0.5 °C 固定偏差故障时,SPE 统计量恢复正常,其波动都在阈值以下,恢复到控制范围内,传感器无故障。

如图 2、图 3 所示,分别采用方法 2、方法 3 进行测试。将+0.5 °C 的固定偏差引入暖通空调系统时的 SPE 统计量变化图。把第 175 个作为故障偏差引入点,在故障引入之

前,传感器初始数据 SPE 统计量都在阈值内波动,表明此时暖通空调系统传感器没有发生故障。从第 176 个样本点加入+0.5 °C 固定偏差故障后,图 1 SPE 统计量波动一直持续缓慢变化,逐渐超过阈值,从第 275 个样本点中撤除+0.5 °C 固定偏差故障后,SPE 统计量波动丝毫没有受到影响,仍持续缓慢上升状态,其波动超过阈值,无法判断传感器是否发生故障。而图 3 所示,第 175 个样本点引入固定偏差前,传感器 SPE 统计量波动都在阈值以内,从第 176 个样本点加入故障偏差后,SPE 统计量波动没有产生变化,故无法判断传感器是否发生故障。两种传统方法都没有对传感器信号特征进行提取,故不能诊断传感器故障。

采用方法 1、方法 2、方法 3 对引入+1.5% 的固定偏差的暖通空调系统传感器进行故障检测,根据 SPE 统计量变化对方法的有效性进行测试,测试结果如图 4-图 6 所示。

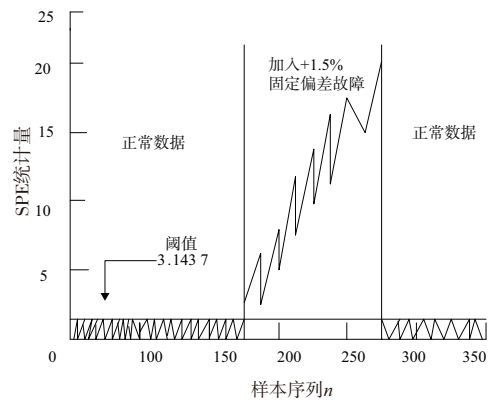


图 4 方法 1 的 SPE 统计量变化 (+1.5%)

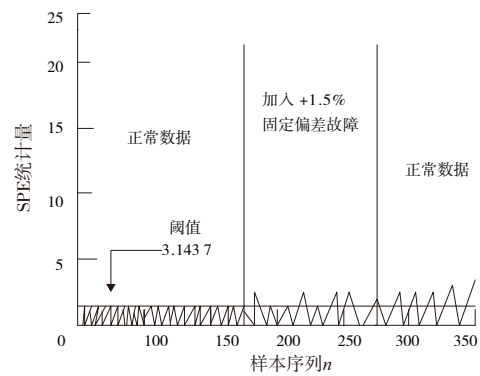


图 5 方法 2 的 SPE 统计量变化 (+1.5%)

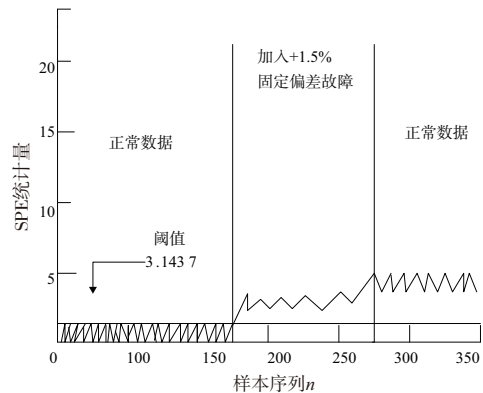


图 6 方法 3 的 SPE 统计量变化 (+1.5%)

如图4所示,将加入+1.5%固定偏差故障时暖通空调系统风量传感器SPE统计量变化图。对第176个样本点中加入故障点进行检测。未加入故障点前,风量传感器SPE统计量大部分保持平稳状态,波动偏差小,尚未超过阈值,传感器没有发生故障。加入故障点后,大部分风量传感器SPE统计量超过阈值且SPE统计量波动剧烈,说明风量传感器发生故障。将加入故障点撤除后,SPE统计量波动恢复平稳,波动都在阈值以下,恢复到控制范围内,传感器无故障。

通过采用传统方法的图5、图6所示,加入+1.5%固定偏差故障前,第175个样本点前风量传感器SPE统计量大部分保持平稳状态,都处于阈值以下,传感器无故障。从第176个样本点加入+1.5%故障点后,故障偏差波动平稳,无明显变化,无法判断传感器是否发生故障。而图6所示,未加入偏差故障时第175个样本点前传感器原始数据SPE统计量波动都在阈值以内,从第176个样本点加入+1.5%固定偏差故障后,波动变化小,阈值缓慢上升,撤除固定偏差后,波动持续呈上升趋势,阈值缓慢升高,检测结果与实际结果不符。

通过上述分析可知,方法1可以准确地检测出暖通空调系统传感器故障。因为该方法在诊断之前提取了传感器信号的频域及时域特征,将其作为传感器的初始特征,根据提取的特征对传感器是否发生故障进行诊断,提高了诊断结果的准确率。

马氏距离描述的是传感器实际故障值与诊断故障值之间的相似程度,马氏距离越大,表明诊断结果与传感器实际故障值差异越大,马氏距离越小,表明诊断结果与传感器实际故障值差异越小。利用马氏距离方法对方法1、方法2和方法3进行测试,测试结果如图7-图9所示。

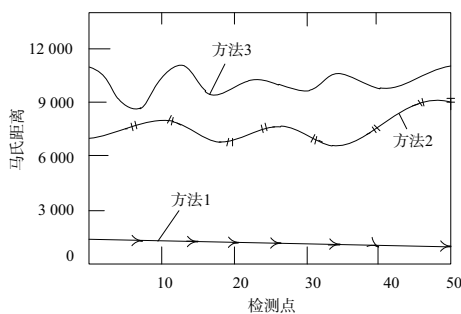


图7 新风量传感器的马氏距离

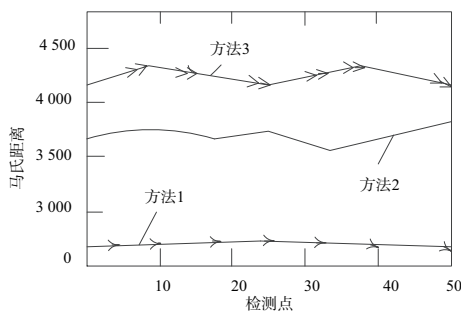


图8 回风量传感器的马氏距离

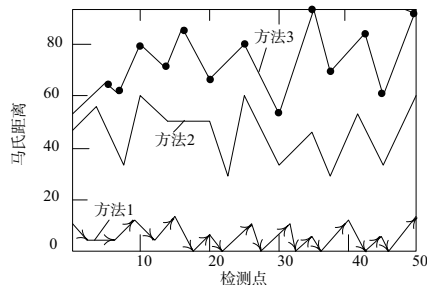


图9 送风量传感器的马氏距离

分析图7-图9中的数据可知,方法1对新风量、回风量和送风量传感器故障检测时,马氏距离数据值一直处于平稳状态且数值较小,表明诊断结果与传感器实际故障差异小。采用方法2和方法3分别对新风量、回风量和送风量传感器故障检测,发现马氏距离会随着检测点的变化而变化,波动大,且波动幅度上涨快,说明诊断结果与传感器实际故障差异大。

综上所述,方法1可以对暖通空调系统中不同类型的传感器进行故障诊断,因为方法1使用核Fisher方法对暖通空调系统传感器的初始特征进行非线性变换增强处理,利用增强后的特征实现故障诊断,提高了方法的整体有效性。

4 结语

经调查发现,暖通空调会在运行过程中受到传感器故障的影响,导致消耗能源较多,对空气产生影响,所以要对暖通空调传感器进行诊断研究。目前,大部分传感器诊断方法没有获取传感器故障信息,在诊断过程中获得的结果与实际结果不符,大大降低传感器系统有效性。根据上述问题,本文提出免疫算法对暖通空调传感器系统故障诊断进行研究,将传感器信号特征提取,通过构建模型实现对传感器故障诊断,提高了免疫算法有效性及故障诊断准确性,解决了目前方法中存在的问题,为暖通空调传感器的故障诊断提供了保障。

参考文献:

- [1] 张爽爽,陈焕新,张弘韬,等. 基于改进主元分析方法的空调系统传感器故障检测和诊断研究[J]. 制冷学报,2020,41(1):147-153.
- [2] 王贵勇,吕其峰,姚国仲,等. 基于模型的曲轴位置传感器故障诊断研究[J]. 传感技术学报,2020,33(1):96-102.
- [3] 张朝龙,何怡刚,杜博伦,等. 基于深度学习的电力变压器智能故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(1):81-89.
- [4] 于晓庆,姜斌,张柯. 传感器微小故障诊断及在电机上的应用[J]. 南京航空航天大学学报,2018,50(3):321-328.
- [5] 孙凯,何柏娜,SARAH Odofin,等. 感应电动机电流传感器故障诊断研究[J]. 电气传动,2018,48(4):3-7.
- [6] 宁波,谢丽荣,严兵,等. SGS传感器集成供电关键电路设计及其实验测试分析[J]. 自动化技术与应用,2020,39(6):128-130,134.
- [7] 石江波,杨兆建,郭伟杰,等. 电流与振动信号融合的转子系统故障诊断研究[J]. 机械设计与制造,2018(8):19-21,25.
- [8] 罗倩. 基于ARM的恒温控制系统的设计[J]. 自动化技术与应用,2020,39(2):119-123.