

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209552

## 基于 PSO-LSSVM 的离心泵状态预测方法\*

左学谦<sup>1</sup> 熊芝<sup>2,3</sup> 聂磊<sup>2,3</sup> 丁善婷<sup>2,3</sup>(1. 武昌首义学院机电与自动化学院 武汉 430064; 2. 湖北工业大学机械工程学院 武汉 430068;  
3. 湖北省现代制造质量工程重点实验室 武汉 430068)

**摘要:** 油田系统中离心泵因长期在恶劣环境下运行,受现场工况、介质腐蚀等因素影响,故障信号多表征出明显的非线性和时变非平稳性,数据量大,运行状态难以实时准确预测,本文提出了一种基于粒子群算法(PSO)优化最小二乘支持向量机(LS-SVM)的离心泵状态预测方法。首先利用粒子群算法的全局搜索特性,对最小二乘支持向量机的核参数  $g$  和惩罚因子  $C$  进行快速自动寻优,其次确定了平均绝对误差、平均相对误差和均方根误差为预测精度评估指标,最后通过实时采集的数据对本文的预测方法进行验证。结果表明:与 LS-SVM 预测模型相比,PSO 优化 LS-SVM 模型降低了计算的复杂性,具有泛化能力强,预测精度高的优点,平均绝对误差、平均相对误差和均方根误差较 LS-SVM 模型分别减少了 52%、56% 和 44%。该方法可为预测性维修提供理论依据,在工程实践方面具有良好的应用前景。

**关键词:** 离心泵;粒子群算法;最小二乘支持向量机;状态预测

**中图分类号:** TH39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Study of centrifugal pump fault prediction method based on  
PSO optimization LS-SVMZuo Xueqian<sup>1</sup> Xiong Zhi<sup>2,3</sup> Nie Lei<sup>2,3</sup> Ding Shanting<sup>2,3</sup>(1. College of Electromechanical and Automation, Wuchang Shouyi University, Wuhan 430064, China;  
2. School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China;  
3. Hubei Key Laboratory of Modern Manufacturing Quality Engineering, Wuhan 430068, China)

**Abstract:** Due to the long-term operation of centrifugal pump in harsh environment, affected by field working conditions, medium corrosion and other factors, many fault signals represent obvious nonlinearity and time-varying nonstationarity, large amount of data, and it is difficult to predict the operation state in real time and accurately. In this paper, a centrifugal pump state prediction method based on PSO (Particle Swarm Optimization) optimized LS-SVM (Least Squares Support Vector Machines) was proposed. Firstly, the kernel parameter  $g$  and penalty factor  $C$  of least squares support vector machine are quickly and automatically optimized by using the global search characteristics of particle swarm optimization algorithm. Secondly, the average absolute error, average relative error and root mean square error are determined as the prediction accuracy evaluation indexes. Finally, the prediction method in this paper was verified by the real-time collected data. The results show that compared with LS-SVM prediction model, PSO optimized LS-SVM model reduces the computational complexity, has the advantages of strong generalization ability and high prediction accuracy, and the average absolute error, average relative error and root mean square error are reduced by 52%, 56% and 44% respectively. This method can provide a theoretical basis for predictive maintenance and has a good application prospect in engineering practice.

**Keywords:** centrifugal pump; particle swarm optimization; least squares support vector machine; state prediction

## 0 引言

作为油田注水系统中的关键设备,离心泵的安全稳定

运行直接影响到企业的工作效率和经济效益。以“预防为主,维修与计划检修并重”为核心的传统维护方式无法做到及时进行早期的状态预测和维修,而以设备运行时间为基

收稿日期:2022-04-10

\* 基金项目:国家重点研发计划资助项目(2019YFB2006100)、襄阳湖北工业大学产业研究院 2022 年度项目(XYYJ2022B01)、国家自然科学基金面上项目(51975191)资助

础的“预测性维修”检修模式能够解决这一问题,实现泵设备运行状态的实时掌握<sup>[1,2]</sup>。因此,如何通过传感设备对离心泵采集所得的实时振动信息中的有用信息进行尽早识别,实现“问题早发现、故障早干预、事故早预防、处理及时、定位精确、人工智能交互”的状态预测,为设备的安全运行提供可靠保障是非常有必要的。

到目前为止,国内外已有很多学者在设备状态预测领域的应用上开展了广泛的研究,主要可分为以下三种:基于统计可靠性的状态预测方法、基于物理失效模型的状态预测方法和基于数据驱动的状态预测方法<sup>[3-4]</sup>。

基于统计可靠性的状态预测方法从统计特性的角度对故障历史数据进行分析,如时间序列预测法、回归预测法等。电力设备触点温度易发生缓慢振荡上升,孟垚等<sup>[5]</sup>针对该载流故障模式,提出了一种基于多尺度混沌时间序列趋势预测方法。付朝君<sup>[6]</sup>从机械振动的变化运用回归分析法预测了机械性能的衰退趋势,分析了机械系统的故障类型和故障问题,建立了机台总振动估算方法及性能退化管理方法。刘松福等<sup>[7]</sup>针对现有预测方法对动态系统瞬时状态预测能力精度较低的问题,以超限学习机(ELM)为建模基础,将基于核的增量极限学习机应用于航空装备状态预测。Li等<sup>[8]</sup>通过对Cox比例风险模型的分析,将可靠性分析中的Cox失效模型应用于故障预测与健康管理系统,得出了继电器在特定温度下的特征寿命和失效概率密度函数,从而计算出继电器的平均寿命。Meng等<sup>[9]</sup>将Weibull分布与深度置信网络相结合作为轴承退化评估方法,采用Weibull分布拟合振动特征,深度置信网络对非线性时间序列进行建模,实现轴承的多状态分类识别,从而得到预测结果。该方法在理论上不能保证预测结果精度,适用于进行短期预测。

基于物理失效模型的状态预测方法根据预测对象系统信息建立出精确的物理失效模型,实现系统未来运行状态的预测,主要有卡尔曼滤波、粒子滤波等。锂离子电池在使用过程中会逐渐老化和失效,范立明等人发现原因在于其容量会以不同的速度随着使用条件的不同而衰减,故提出了一种基于故障物理与粒子滤波相结合的电池剩余寿命预测方法<sup>[10]</sup>。滕伟等<sup>[11]</sup>针对重型燃气轮机,提出了一种基于改进粒子滤波的振动趋势预测方法,它能够准确预测跳闸故障时间,从而为燃气轮机调整控制策略提供指导。Lall等<sup>[12]</sup>将ARMA模型与粒子滤波相结合建立预测模型,主要是通过ARMA模型生成特征向量,对不同状态下的权重采用自适应粒子滤波器进行预测,从而预测特征向量达到故障阈值的时间。Gašperin等<sup>[13]</sup>以交换膜燃料电池为研究对象,提出一种基于连续小波变换和扩展卡尔曼滤波器组合的预测模型,其中采用扩展卡尔曼滤波器是为了估计随机信号,提高了置信度,并建立了故障预测与健康管理系统。该方法适用于较为简单的机电系统,对于复杂的电子系统来说,由于其故障模式和失效机理相对复杂,使得获

取其精确的物理失效模型模型较为困难<sup>[14]</sup>,且根据该对象建立的物理失效模型很难应用到别的对象上,造成经济损失与人力成本浪费。

基于数据驱动的状态预测方法是通过选择布置合理的传感器来采集部件或系统数据,通过人工神经网络、模糊系统、支持向量机或其他人工智能计算等方法对数据进行分析处理,进而实现部件或系统的状态预测。王赟等<sup>[15]</sup>针对机载装备性能退化随机性、失效模式多样性和运行环境变化剧烈的问题,提出了一种基于自适应组合核函数的相关向量机(RVM)剩余寿命预测方法。针对滚动轴承存在早期故障特征表现较弱,无法在强噪声背景下提取,导致难以准确预测剩余寿命等问题,石怀涛等<sup>[16]</sup>提出了一种基于贝叶斯优化(BO)的滑动窗堆叠去噪自编码器(SWDAE)和长短期记忆(LSTM)网络的早期故障预测模型。郭锐等<sup>[17]</sup>从流量退化趋势的角度对齿轮泵提出了基于自适应网络模糊推理系统的寿命预测方法。Chong等<sup>[18]</sup>提出了一种基于多目标深度信念网络的剩余寿命模型,主要是将多目标深度信念网络为基础的对抗网络简化,得到两个相互冲突和竞争的目标,最后采用多个数据集,运用生成两个最优集成的剩余寿命估计模型验证该方法的优越性。该方法不需要数学模型和专家经验,能很好地挖掘出部件或系统数据中的隐含信息,具有较强的适应性和广泛的实用性,但在数据采集方面存在的不确定性和不完整性增加了预测难度,成为后期研究的热点。

考虑到离心泵的历史数据变化规律未知,设备结构的复杂性难以建立合理的物理失效模型,本文选择基于数据驱动的状态预测方法对其进行状态预测。

## 1 预测模型

离心泵因长期在恶劣环境下运行,受现场工况、介质腐蚀等因素的影响,故障信号多表征出明显的非线性和时变非平稳性,如泵体的结构参数、运行时的水力条件、泵进出口的结构类型、负载的时时变化等,使得其性能参数之间的关系呈现出典型的非线性关系<sup>[19]</sup>,数据量大,运行状态难以进行准确实时预测。常见的基于数据驱动的状态预测方法如表1所示。针对上述离心泵的特点,运用统计学习理论,选用支持向量机作为基础算法对离心泵振动状态进行预测研究,相比于其他预测方法具有更强的适应性、更好的分类能力和泛化能力。为改善支持向量机预测存在的计算复杂、参数求解选择低效等问题,进一步提升预测精度,本文重点研究了离心泵的PSO优化LS-SVM状态预测模型,确定了预测精度评估指标,并通过实时采集数据对预测结果进行分析。

### 1.1 LS-SVM 预测模型

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种基于统计学习理论的机器学习方法,不需要特定模型的先验知识,很好的继承了神经网络的优点,并改进了神经网络的

表 1 基于数据驱动的状态预测方法

状态预测方法	优点	缺点
时间序列	适用于平稳信号;对于波动不明显的问题,有较为精确的预测性	只适用于单因素预测;仅使用时间作为分析因子,未考虑其他因素的影响,预测结果误差较大
人工神经网络	能够实现极其复杂的非线性映射,并且具有很高学习能力	受网络结构和样本复杂性的影响较大,存在收敛速度慢、结构选择和局部极值问题,训练时间难以把控,实时性较差
贝叶斯网络	能够充分利用验前信息,把经验和数据结合起来	所需的先验分布很难给出,只能凭丰富主观经验
灰色理论	适用于非平稳性信号,所需样本数据少,建模简单	对异常数据出现的情况预测效果较差,灰色模型预测比较适合具有指数增长趋势的系统,对于其它趋势的系统则有时拟合灰度较大,精度难以提高
支持向量机	适合解决学习样本数较少、非线性、局部极小点和高维数等难题,且泛化推广能力优异	解决多分类问题存在困难;对缺失数据、参数、核函数敏感

全局寻优能力<sup>[20]</sup>,以训练误差作为优化问题的约束条件,以置信范围值最小化作为优化目标。最小二乘支持向量机(LS-SVM)是 SUYKENS 等<sup>[21]</sup>提出的一种回归预测算法,它是标准支持向量机方法的一种扩展,将不等式约束条件变为等式约束,且将误差平方和损失函数作为训练集的经验损失,使得 SVM 的求解由解决一个二次规划问题转变为一个线性方程组的求解问题,降低了计算复杂度,提高了收敛精度<sup>[22]</sup>。

LS-SVM 预测模型建模流程如图 1 所示。

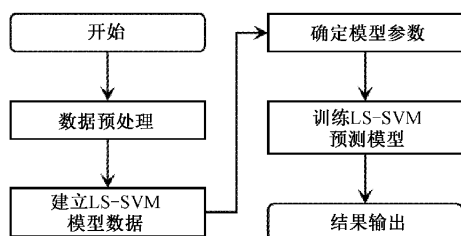


图 1 LS-SVM 预测模型建模流程

## 1.2 PSO 优化 LS-SVM 预测模型

PSO 算法是第一个进化计算技术,它在参数寻优方面具有比较理想的效果。在 LS-SVM 中选用不同的核函数可以构造出不同的支持向量机,目前主要有四种核函数:线性内核、多项式内核、径向基内核(radial basis function, RBF)以及 sigmoid 核,其中应用最广的 RBF 核不仅具有较宽的收敛域,较强的非线性逼近能力和学习能力,而且适用于小样本或大样本、高维或低维等情况,特别是在隐含层节点数一致的情况下,平均绝对误差最小。本文将采用 RBF 核建立预测模型,函数表达式如下<sup>[23]</sup>:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\delta^2}\right) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad (1)$$

式中: $x_i, x_j$  为初始低维特征空间向量; $\delta$  为核函数内带宽; $g$  为核函数参数。

如何选择出最优的核函数参数  $g$  和惩罚因子  $C$  均会

影响 LS-SVM 模型的性能,因此本文将通过粒子自身寻优和全局寻优,来快速得到全局最优解,对 LS-SVM 中参数进行优化确定,从而避免了人为选择参数的低效性和不适应性,提高模型的泛化性能和预测精度。

PSO 优化 LS-SVM 预测模型建模流程如图 2 所示。

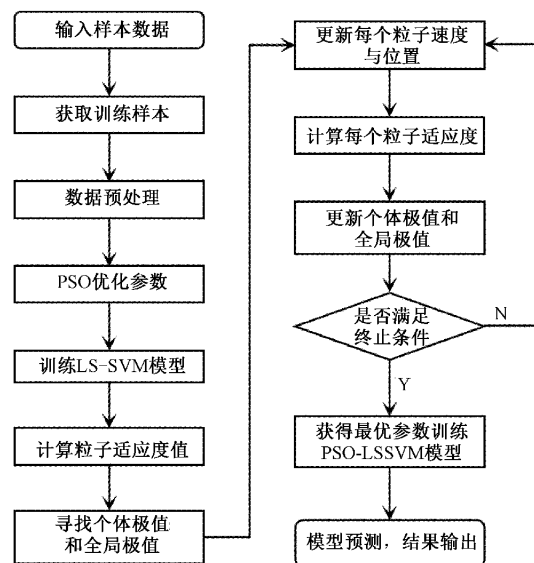


图 2 PSO 优化 LS-SVM 预测模型建模流程

## 2 预测精度评估指标

由于影响油田注水系统机组振动的原因很多,机理又十分复杂,同时机组的振动具有一定的随机性,这种随机性使得参数序列间的关联性会减弱,这就决定了油田注水系统机组的参数值不能进行准确预测,而只能从统计意义上做出最优预测,使预测误差的均方值满足一定精度要求<sup>[24]</sup>,因此确定好评价标准是十分重要的。

为更好的对预测模型性能进行定量评估,通过预测评价指标值的计算能更好地反映模型的预测精度<sup>[25]</sup>,即最终预测值与实际监测值之间的偏差。而对于预测评价指标

值的选择,目前还没有一个统一的标准适用于各种情况,通常的做法都是通过计算多个预测评价指标值从不同的角度来说明模型的性能,共同分析模型的泛化能力,并在模型间进行比较。

综合几种评价参数,本研究将采用平均绝对误差(MAE)、平均相对误差(MAPE)和均方根误差(RMSE)这三个评价参数,鲁棒性好,且能较好的评价预测模型的准确度、适应性和可靠性<sup>[26-27]</sup>。通常计算数值越小,则表明该模型的拟合效果越好,预测精度越高。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_{fi} - x_{ai}| \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{x_{fi} - x_{ai}}{x_{ai}} \right| \times 100\% \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_{fi} - x_{ai})^2} \quad (4)$$

式中: $N$ 为测试样本的总数; $x_{fi}$ 为第*i*个测试样本的预测值; $x_{ai}$ 为第*i*个测试样本的真实值。

### 3 评估结果分析

#### 3.1 数据采集

离心泵是一种依靠泵内做高速旋转的叶轮把原动机的机械能传给液体,进行液体输送或升压的机械。据统计 70% 以上的故障是以振动形式表现出来的,故利用振动信号获取设备状态是最常用、最可靠、最有效的方法<sup>[28]</sup>。

因离心泵大部分都是机液一体的,其在工作过程中既有机件零件间的振动,又有工作介质引起的冲击,并且不同的故障在不同的测量方向上均有不同的反映。因此,为了进一步验证所提算法的有效性,对某单位采油厂油田注水系统机组中离心泵的泵端和电机处布置监测点,按 3 个方向选择进行振动信号的监测,即轴向方向 A、水平方向 H 和垂直方向 V,测点振动加速度信号进行现场采集,利用边缘智能技术获取高质量数据,采集间隔为 5 min。现场测点布置情况如表 2 所示。

表 2 现场测点布置情况

部件	测点	部件	测点
电机	电机自由端 1 H	泵端	泵驱动端 3 H
	电机自由端 1 V		泵驱动端 3 V
	电机自由端 1 A		泵驱动端 3 A
	电机负荷端 2 H		泵自由端 4 H
	电机负荷端 2 V		泵自由端 4 V
	电机负荷端 2 A		泵自由端 4 A

注:1~4—安装传感器监测点的位置。

离心泵现场部分测点安装如图 3 所示。

图 3 中,振动监测点大部分在机身表面上选取,传感器采用胶粘方式安装,安装面光滑平整。

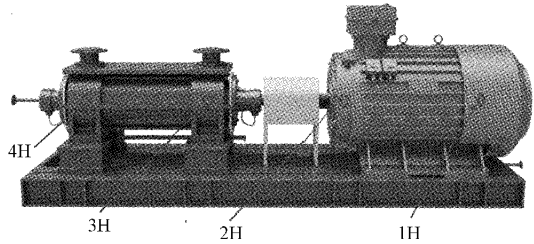


图 3 离心泵现场部分测点安装图

本文主要选取电机负荷端 2 H 测点的振动数据(共 672 个)进行状态预测分析。现场监测振动值如图 4 所示。

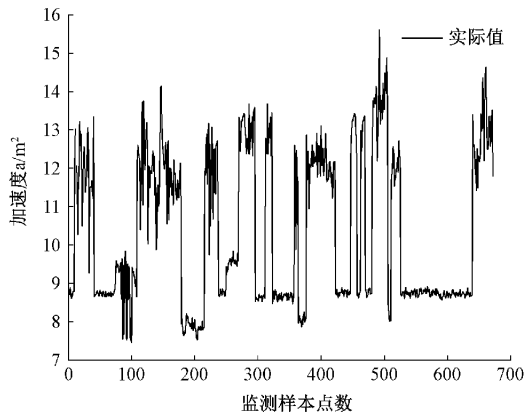


图 4 电机负荷端 2 H 测点振动监测样本值

#### 3.2 状态预测结果分析

对离心泵电机负荷端 2 H 测点振动数据进行划分,取前 70% 的数据作为建模的历史数据,对后 30% 的数据分别采用 LS-SVM 和 PSO 优化 LS-SVM 两种状态预测模型进行估值预测,观察其与实际数据之间的趋势效果,并通过预测精度评估指标来衡量模型预测性能。

对 LS-SVM 模型采用 PSO 算法进行参数寻优搜索,得到 PSO 寻优适应度曲线如图 5 所示。由图可知经 PSO 优化后的模型在迭代数为 12 时就已经达到了粒子最佳适应度值 0.993 6。

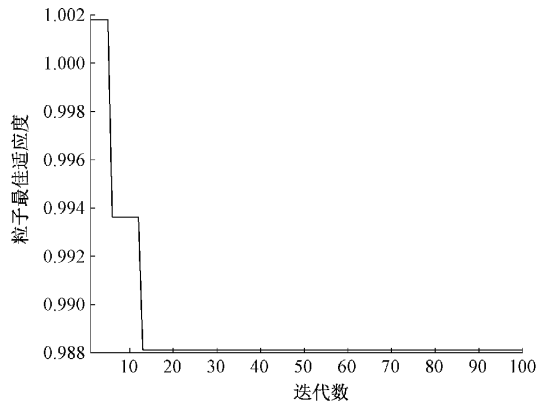


图 5 PSO 寻优适应度曲线图

LS-SVM 和 PSO 优化 LS-SVM 两种状态预测模型结

果对比曲线如图 6 所示。

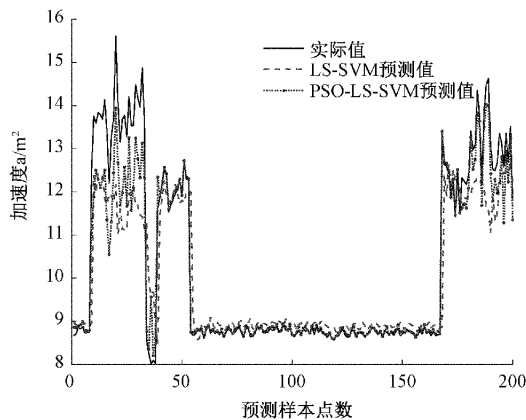


图 6 预测模型结果对比曲线

由图 6 可看出, PSO 优化 LS-SVM 模型的预测结果更接近于实测值。为了进一步直观分析模型预测的精确性, 采用预测精度评估指标进行分析, 结果如表 3 所示。

表 3 预测模型精度评价结果

状态预测方法	平均绝对误差 MAE	平均相对误差 MAPE	均方根误差 RMSE
LS-SVM 模型	0.63	5.38	1.08
PSO 优化 LS-SVM 模型	0.30	2.37	0.60

由表 3 数据可看出, PSO 优化 LS-SVM 模型的平均绝对误差、平均相对误差和均方根误差较 LS-SVM 模型分别减少了 52%、56% 和 44%。采用 PSO 优化 LS-SVM 模型的预测精度较高, 该模型充分利用粒子群算法的全局搜索特性来优化 LS-SVM 的参数, 克服了 LS-SVM 参数选择的盲目性, 在离心泵状态预测方面的具有一定的可行性和有效性。

## 4 结 论

本文在最小二乘支持向量机模型的基础上, 采用粒子群优化算法对参数进行优化, 建立状态预测模型, 该模型综合了 PSO 算法的全局搜索能力和 LS-SVM 模型的计算复杂度低、学习难度小、求解效率高等特性, 克服了样本训练时间长和容易陷入局部收敛的缺点, 使 PSO 优化 LS-SVM 模型具有预测精度高、收敛速度快、泛化能力强、鲁棒性好等优点。结果分析表明, 与 LS-SVM 预测模型相比, PSO 优化 LS-SVM 预测模型有效避免了反复多次的参数寻优实验, 更适合建立高精度的短期离心泵状态预测模型, 可为离心泵预测与健康管理系统提供可靠的判断依据, 具有较高的工程应用价值。

## 参考文献

[1] 古丽, 邹永胜, 李开鸿, 等. ARMA 模型在输油泵振动

特征值趋势预测中的研究[J]. 流体机械, 2021, 49(1): 22-28.

- [2] WANG X J, LIN S R, WANG S P, et al. Remaining useful life prediction based on the wiener process for an aviation axial piston pump[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2016, 29(3): 779-788.
- [3] 刘文彪, 段礼祥, 耿帆, 等. 基于 CNN-BLSTM 网络的轴承性能退化预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 80-86.
- [4] 闫理跃. 基于退化特征分析的模拟电路剩余有效性能预测方法研究[D]. 四川: 电子科技大学, 2018.
- [5] 孟焱, 许力, 杨洁. 多尺度混沌时间序列在载流故障预测中的应用[J]. 电机与控制学报, 2015(7): 1-7.
- [6] 付朝君. 回归法在机械性能衰退预测及故障诊断中的应用[J]. 机床与液压, 2020, 48(1): 193-198, 120.
- [7] 刘松福, 刘星, 张金坡, 等. 基于 KB-IELM 的航空装备状态预测方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(2): 43-46.
- [8] LI L, MA D, LI Z. Cox-proportional hazards modeling in reliability analysis-A study of electromagnetic relays data [J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2015, 5(11): 1582-1589.
- [9] MENG M, CHEN X, WANG S, et al. Bearing degradation assessment based on weibull distribution and deep belief network [C]. 2016 International Symposium on Flexible Automation (ISFA), IEEE, 2016.
- [10] 范立明, 王崑声, 钱诚. 故障物理与粒子滤波融合的锂电池寿命预测方法[J]. 兵器装备工程学报, 2020, 41(9): 171-175.
- [11] 滕伟, 韩琛, 赵立, 等. 基于改进粒子滤波的重型燃气轮机跳机故障预测[J]. 中国机械工程, 2021, 32(2): 188-194.
- [12] LALL P, ZHANG H, KAI G. Comparison of particle filter using SIR algorithm with self-adaptive filter using ARMA for PHM of electronics [C]. 2012 13th IEEE Intersociety Conference on Thermal and Thermomechanical Phenomena in Electronic Systems, IEEE, 2012: 1292-1305.
- [13] GAŠPERIN M, BOŠKOSKI P, DEBENJAK A, et al. Signal processing and stochastic filtering for EIS based PHM of fuel cell systems [J]. Fuel cells, 2014, 14(3): 457-465.
- [14] 邓森, 景博. 基于测试性的电子系统综合诊断与故障预测方法综述[J]. 控制与决策, 2013, 28(5): 641-649.
- [15] 王赞, 景博, 焦晓璇, 等. 基于自适应组合核函数的 RVM 剩余寿命预测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(6): 59-68.

- [16] 石怀涛, 尚亚俊, 白晓天, 等. 基于贝叶斯优化的 SWDAE-LSTM 滚动轴承早期故障预测方法研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(18): 286-297.
- [17] 郭锐, 赵之谦, 贾鑫龙, 等. 基于 ANFIS 的外啮合齿轮泵寿命预测研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 223-232.
- [18] CHONG Z, LIM P, QIN A K, et al. Multiobjective deep belief networks ensemble for remaining useful life estimation in prognostics[J]. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst, 2017, 28(10): 2306-2318.
- [19] 吴兴伟, 王雷, 迟道才. 基于支持向量机的大型水泵性能预测[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2008, 27(6): 866-868.
- [20] 王绵斌, 齐霞, 安磊, 等. 小样本条件下基于 VMD-SVM 的电网技改项目科技投资预测[J]. 科技管理研究, 2020, 40(16): 231-235.
- [21] 薛建辉, 洪刚, 贾嵘. 基于 PSO 优化 LS-SVM 的异步电动机振动故障诊断[J]. 电网与清洁能源, 2010, 26(1): 83-87.
- [22] 崔建国, 滑娇娇, 董世良, 等. 基于 SK 和 LSSVM 的飞机空气制冷机寿命趋势分析[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(3): 471-477.
- [23] 刘娇, 史国友, 杨学钱, 等. 基于 DE-SVM 的船舶航迹预测模型[J]. 上海海事大学学报, 2020, 41(1): 34-39, 115.
- [24] 梁平, 范立莉, 龙新峰. 非线性模型在汽轮发电机组振动故障预测中的应用[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2006, 34(6): 122-126.
- [25] 许小芬. 基于时间序列的磨削颤振预测方法研究[D]. 浙江: 浙江理工大学, 2018.
- [26] 方必武, 刘涤尘, 王波, 等. 基于小波变换和改进萤火虫算法优化 LSSVM 的短期风速预测[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(8): 37-43.
- [27] 辜小花, 王坎, 李燕, 等. 基于演化模型偏好多目标优化的智能采油辅助决策支持[J]. 机械工程学报, 2017, 53(13): 159-169.
- [28] 孙丽杰. 基于最大期望和势能函数的滚动轴承故障识别算法研究[D]. 沈阳: 辽宁大学, 2013.

### 作者简介

**左学谦**, 硕士, 主要从事设备故障预测与健康管理方面  
的研究。

E-mail: zuoxueqian@sina.com

**熊芝**, 博士, 副教授, 主要从事大尺寸工业测量、光电检  
测、设备故障预测与健康管理等方面的研究。

E-mail: xiongzi0611@163.com