

# 基于时域特征的滚动轴承寿命预测

戴邵武<sup>1</sup>, 陈强强<sup>1</sup>, 丁宇<sup>2</sup>

(1. 海军航空大学, 山东烟台 264000; 2. 空军 93381 部队, 黑龙江 拉林 150223)

**摘要:** 为了更好地表征滚动轴承性能退化趋势, 提出基于时域特征和支持向量机的滚动轴承退化趋势预测方法; 首先提取振动信号的时域特征组成高维特征集, 利用主成分分析方法 (PCA) 对时域高维特征集进行维数约简, 以消除各特征指标之间的冗余及信息冲突等问题; 然后将维数约简后的特征向量作为输入数据, 输入至由粒子群 (PSO) 优化的支持向量机中, 建立退化趋势预测模型, 从而完成退化趋势预测。运用滚动轴承全寿命试验数据进行验证分析, 结果表明该方法能够获取准确的预测结果。

**关键词:** 滚动轴承; 主成分分析; 寿命预测; 粒子群算法; 支持向量机

## Prediction for Rolling Bearing Remaining Life Based on Time Domain Features

Dai Shaowu<sup>1</sup>, Chen Qiangqiang<sup>1</sup>, Ding Yu<sup>2</sup>

(1. Naval Aviation University, Yantai 264000, China; 2. Air force 93381, Lalin 150223, China)

**Abstract:** A new prediction method was proposed based on time domain features and support vector machine to describe the rolling bearing degradation trend. Time-domain features were extracted to construct high-dimensional characteristic sets. The principal component analysis (PCA) algorithm was used for dimensionality reduction in order to eliminate the problem of redundancy between each indicators. The characteristic features were input to the support vector machine, which is optimized by particle swarm optimization (PSO), so as to accomplish the trend prediction. The rolling bearing run-to-failure tests were carried out to inspect the prediction model, and the results demonstrate the effectiveness and accurateness of the proposed algorithm.

**Keywords:** rolling bearing; principal component analysis; remaining life prediction; particle swarm optimization; support vector machine

## 0 引言

滚动轴承是机械系统中的重要组成部件之一, 在机械系统的应用中具有重要的作用<sup>[1]</sup>。滚动轴承运行状态的优劣, 直接程度的关系着机械系统的平稳程度及安全运转。因此, 有必要通过对滚动轴承特征信号进行特征提取, 从而完成对滚动轴承的健康状态检测与诊断。

随着故障诊断理论的不深入发展, 在滚动轴承等机械方面也有着广泛的应用。文献 [2] 引入多重分形理论于齿轮箱故障诊断, 对齿轮箱故障问题进行了深入分析。文献 [3] 将广义分形维数应用于发动机故障诊断中, 并取得了很好的效果。文献 [4] 引入李雅普诺夫 (Lyapunov) 指数, 并应用于汽轮发电机故障诊断方面。这些非线性理论技术在一定程度上解决了机械系统故障诊断方面的问题, 然而在计算过程中存在着计算量较大、对噪声过于敏感等不足。此外, 在故障诊断理论中, 仅需区分不同状态下的故障差异即可, 而在机械系统寿命预测研究过程中, 需要

建立轴承退化趋势预测和性能退化评估模型<sup>[5]</sup>。

为了更加准确地描述滚动轴承全寿命故障周期的性能变化, 文献 [6] 提出了利用均方根值 (Root Mean Square, RMS) 作为特征向量, 对滚动体损伤进行评估。文献 [7] 融合了均方根值 RMS 和峭度 (Kurtosis) 系数, 构建了新的时域指标 TALAF 作为滚动轴承特征量并对轴承振动信号进行特征向量提取。然而, 受到滚动轴承工作环境、制造工艺等多方面因素影响, 滚动轴承振动信号呈现出非线性、非平稳性。此时, 单一的时、频域指标对故障初始阶段的敏感程度低, 不能较好的确定损伤时间<sup>[8]</sup>。

为了有效提取滚动轴承特征信息并实现滚动轴承性能衰退预测, 本文提出基于时域特征和粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 的滚动轴承寿命预测方法。首先, 针对单一的特征参数包含信息过少、抗干扰性能较差等缺点, 融合多个典型时域特征进行特征提取; 其次, 针对多维时域特征维数过大, 存在着信息冗余及冲突等不足, 采用主成分分析方法将高维特征集映射到低维空间; 最后, 针对构建的特征向量集, 采用 SVM 构建滚动轴承寿命预测模型。同时针对 SVM 需要确定核函数参数及惩罚因子的问题, 采用 PSO 算法进行参数的自适应优化选取。通过滚动轴承实验数据进行验证, 结果表明, 所提出的基于时域特征和

收稿日期: 2019-04-29; 修回日期: 2019-05-14。

基金项目: 山东自然科学基金面上项目 (ZR2017MF036); 国防科技项目基金 (F062102009)。

作者简介: 戴邵武 (1966-), 男, 湖南邵阳人, 博士, 教授, 主要从事飞行器综合导航方向的研究。

PSO-SVM 的滚动轴承寿命预测方法具有很好的预测效果。

## 1 特征向量提取

### 1.1 时域特征向量

在实验过程中, 所采集到的滚动轴承振动信号具有较强的时域特征, 因此, 对信号进行时域特征提取是一种最直接、最有效的特征提取方法。振动信号故障特征参数的一些重要时域指标有平均值、均方根值、峰值、峭度等<sup>[9]</sup>。在进行特征量选择过程中, 如果单一选择某一时域参数进行特征提取, 存在着特征信息表达不明确、时域指标不详细等缺点, 不足以有效概括滚动轴承全寿命周期的衰退趋势。为了有效表征滚动轴承的运行状态, 本文考虑组合选用若干个时域特征进行趋势预测<sup>[10]</sup>。因此, 选择包括平均值  $\bar{X}$ 、绝对平均值  $\bar{X}_{abs}$ 、标准差  $X_{sd}$ 、方差  $X_{var}$ 、偏斜度  $X_{skw}$ 、峭度  $X_{kf}$ 、均方根值  $X_{rms}$  及峰峰值  $X_{pp}$  等多个典型时域特征参数进行特征提取, 以实现在多个时域特征集下对滚动轴承全寿命周期的有效概括。以采集到的时域特征信号  $x(i)$  为例, 选择时域特征进行分析, 信号的部分时域指标如下:

$$\text{均值 } \bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i)$$

$$\text{标准差 } X_{sd} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x(i) - \bar{X})^2}{N - 1}}$$

$$\text{峭度 } X_{kf} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x^4(i)$$

通过选取 10 个典型的时域特征参数, 组成一个 10 维的特征向量如下:

$$\mathbf{X} = (\bar{X}, \bar{X}_{abs}, \dots, X_{pp})^T$$

通过特征向量集  $X$  的构建, 可以有效涵盖滚动轴承振动信号的多个性能参数变化。高维特征向量集的构建在满足信息广度的基础上, 也造成了一定程度的特征向量冗余以及多个特征向量之间的相互冲突。因此, 需要对公式 (4) 中的特征向量集进行维数约简。通过对高维特征向量的降维, 解决特征向量之间的冗余、冲突问题。

### 1.2 主成分分析

主成分分析 (principal component analysis, PCA) 方法通过利用原始变量之间的相关性, 将原有变量的少数几个线性组合解释原始变量, 从而实现变量降维<sup>[11]</sup>。构建的特征向量集  $X$  包含了多个时域特征, 在这些特征中, 不同时域特征对整个特征向量集的影响不同。主成分分析法通过将滚动轴承特征向量中的几个特征参数集中到某一个或某几个综合指标 (主成分) 上, 用较少的主成分尽可能多地反映原有变量之间所包含的信息, 从而可以缩短多变量时间序列的维数, 去除冗余信息, 从而简化滚动轴承全寿命周期的特征向量。主成分分析的步骤如下:

步骤 1: 确定分析变量, 收集原始振动信号的特征向量  $\mathbf{X}$ 。

步骤 2: 对原始特征向量进行标准化变换, 得到标准化

矩阵  $\mathbf{X}'$ 。

步骤 3: 计算原始特征向量集经过标准化变换后的协方差矩阵  $\mathbf{R}$ 。

步骤 4: 计算步骤 3 中协方差矩阵的特征值矩阵  $\mathbf{L}$  和特征向量矩阵  $\mathbf{A}$ 。

步骤 5: 根据特征值矩阵  $\mathbf{L}$  和特征向量矩阵  $\mathbf{A}$ , 分别计算变量的主成分贡献率及累计贡献率。通过累计贡献率大小判定主成分个数。从而实现对原始特征向量集的降维。

通过对构建的 10 维时域特征向量集进行主成分分析降维, 可以有效约简特征集, 避免由于过多特征而造成的信息冗余。选择第一主成分作为特征量进行分析, 经过约简后的特征向量, 可以完整概括滚动轴承振动信号的特征信息, 表征其全寿命周期下的性能变化, 为寿命预测过程提供了数据基础。

## 2 基于 PSOSVM 的寿命预测

支持向量机于 1995 年由 Vapnik 等人首次提出, 是机器学习算法的典型代表。SVM 以统计学习为理论基础, 通过非线性映射, 将原始空间样本数据映射到高维特征空间, 从而实现其理论分析<sup>[12]</sup>。SVM 在进行回归问题分析中具有广泛的应用, 利用 SVM 对第 1 章中所提取出的特征信息进行寿命预测时, 涉及到核函数参数及惩罚因子的选择问题。核函数参数及惩罚因子的选择, 在一定程度上制约了 SVM 的回归性能及泛化能力, 对于预测精度有着较大的影响。针对 SVM 预测模型中参数选择问题, 采用 PSO 优化方法来实现。

PSO 优化算法是智能领域算法中的一种基于群体智能的优化算法。PSO 方法于 1995 年由 Kennedy 和 Eberhart 提出, 算法思想为通过粒子在解空间追随最优粒子进行搜索<sup>[13]</sup>。利用 PSO 方法优化 SVM 参数流程如图 1 所示。

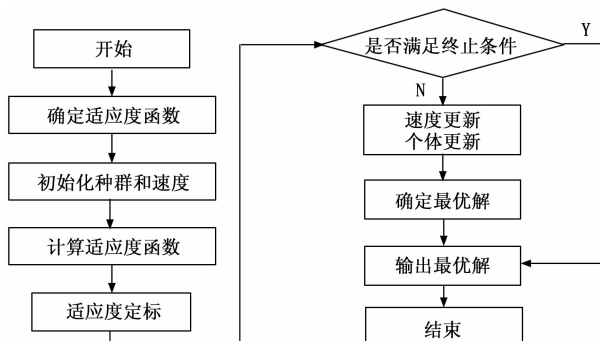


图 1 PSO-SVM 算法流程图

通过 PSO 优化算法对 SVM 进行优化分析, 可以自适应的选择核函数参数及惩罚因子, 从而构建准确的预测模型, 并在一定程度上提高了 SVM 的自适应性。

综上所述, 本文所提出的基于时域特征的滚动轴承寿命预测方法如下:

1) 对滚动轴承原始振动信号进行典型时域特征向量提取, 得到时域特征的多维特征向量集。

2) 对步骤 1) 中得到的多维特征向量集进行 PCA 分析, 以实现多维特征约简, 从而减少多维特征向量之间的数据冗余, 并降低多维时域特征的复杂性。

3) 针对 PCA 分析后的约简特征向量集进行分析, 构建基于 PSO-SVM 的剩余寿命预测模型。从而实现滚动轴承的剩余寿命预测。

### 3 实验分析

本文所选实验数据来源于美国 NASA 的 Bearing Data Set 滚动轴承数据集。数据由美国 Cincinnati 大学及美国智能维护中心 IMS 的 Jay LEE 教授课题组提供<sup>[14]</sup>。滚动轴承试验台如图 2 所示。

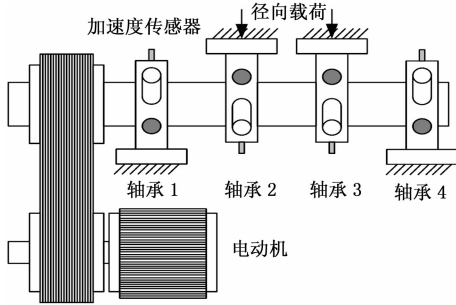


图 2 试验台结构

如图 2 所示, 试验台主轴中有 4 个双列滚柱轴承, 轴承型号为 Rexnord ZA-2115。轴承两端固定。通过轴承 2 和轴承 3 由杠杆机构向主轴施加 2721.6 kg 的径向载荷。在实验过程中各轴承强制润滑, 其润滑情况由 4 个轴承座上配备的热电偶测量轴承外圈温度以实现实时监控。陀螺故障程度由润滑系统回油管内配置的磁塞判断, 磁塞通过收集润滑油液中的金属磨粒作为故障衡量标准, 当金属粒数量达到一定程度, 说明轴承已发生严重故障, 从而结束实验。

本文采用的数据集为该试验的第 2 次测试数据。数据通过美国 NI 公司的 6062E 型采集卡进行采集。采样频率为 20 kHz, 每个文件包含 20 480 个数据点。每两个文件之间的时间间隔为 10 min。数据采集起始时间为 2004 年 2 月 12 日 10: 32: 39, 终止时间为 2004 年 2 月 19 日 06: 22: 39, 共采集 984 个文件, 试验持续 163.8 小时。试验结束之后, 轴承 1 的外圈发生严重磨损。

对实验数据进行公式 (4) 中所建立的 10 维时域特征向量提取, 为便于显示选择部分时域特征如图 3 所示。

如图 3 所示, 在公式 (4) 中构建的多维特征向量集里, 不同的特征指标对轴承运行状态的反映差别较大。不仅存在着趋势项的不同, 数值之间也具有较大差异, 这是因为特征量的选择不同, 则其增大或减小的趋势对应的滚动轴承运行状态也不相同。各个特征向量分布在不同维度之中, 相互间存在着信息冗余, 不利于后续寿命预测的研究。本文采用 PCA 方法对多维特征向量集进行维数约简, 得到提取的第一主成分信息如图 4 所示。

如图 4 所示, 经过 PCA 融合后, 得到的第一主成分时

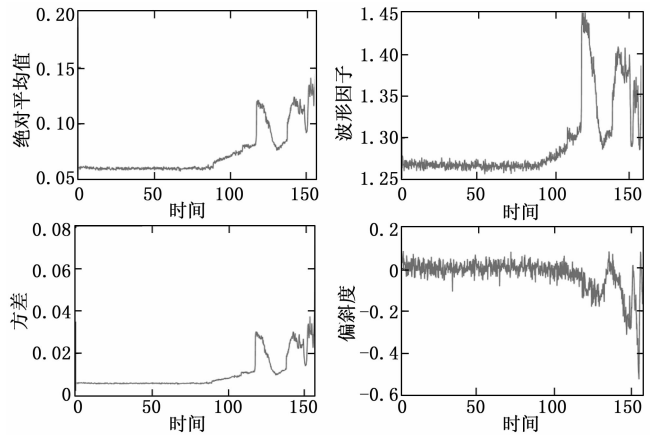


图 3 部分时域特征

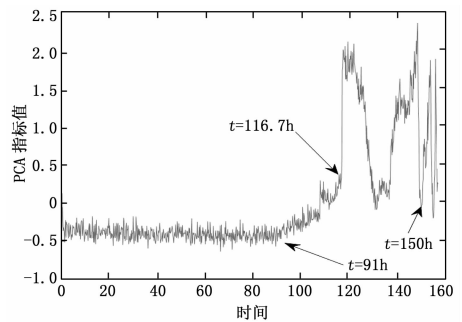


图 4 时域指标 PCA 融合结果

域指标概括了轴承全寿命期间的退化趋势。包含了滚动轴承振动信号从前期的平稳 (正常) 状态, 到早期故障以及后期故障发生时刻的全过程。在滚动轴承试验台运行至 91 h 时, 所提取的特征量发生了跳变趋势, 此时表明滚动轴承具有早期故障趋势, 从 91 h 运行至 116.7 h 时, 特征量处于平稳上升状态并于 116.7 h 发生突变。从 116.7 h 运行至 150 h, 特征量伴随着上升一下降状态, 且趋势较为明显; 从 150 h 之后, 特征量变化较为趋于无序, 此时滚动轴承已发生严重故障。

首先对轴承从开始状态到 116.7 h 处第一次突变的指标值进行预测。该状态可判定为滚动轴承的早期故障。参照文献 [15], 预测模型的输入值选择第 1 时刻到 116.5 h 处, 预测模型的预测值是第 2 时刻到 116.7 h 的实验数据。选择 PSO 进行 SVM 参数优化, 预测结果如图 5 所示。

滚动轴承从 116.7 h 至 150 h 处, 时域特征震荡明显, 可判定为滚动轴承的轻度及中度故障时期。预测结果如图 6 所示。

以均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 和平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 为指标<sup>[16]</sup>, 来对比分析 PSO-SVM 与 SVM 算法对时间序列的预测能力。所得结果如表 1 所示。

结合图 5、图 6 及表 1 进行分析可知, 通过 PCA 方法对时域特征进行多维数据集融合, 可以有效概括滚动轴承

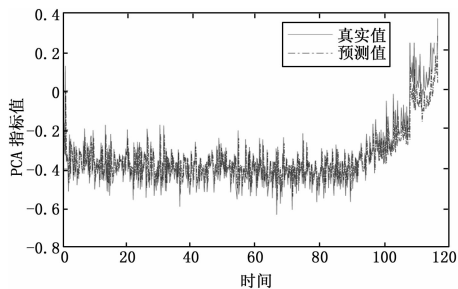


图 5 早期故障预测结果

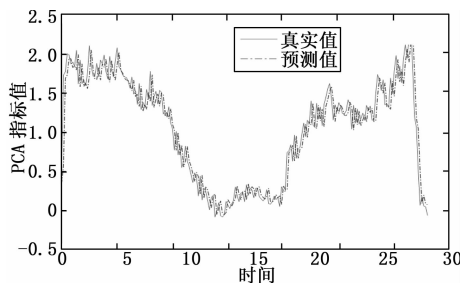


图 6 轻度及中度故障预测结果

的早期及轻度、中度故障, 为实现滚动轴承寿命预测提供了数据基础; 同时, 结合 PSO 算法优化 SVM 预测模型中的核函数参数及惩罚因子, 能够有效提高 SVM 的回归精度及泛化能力, 从而提高预测精度。

表 1 预测误差指标

故障序列	SVM 算法		PSO-SVM 算法	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE
早期故障	0.1047	0.0803	0.095	0.0716
轻/中度故障	0.2073	0.1583	0.2043	0.1512

#### 4 结束语

本文通过对时域特征指标参数进行分析, 有效提取出滚动轴承的时域特征进行寿命预测; 通过 PCA 分析对构建的多维特征向量集进行降维处理, 有效解决了多维数据之间的数据冗余、重复问题。最后采用 PSO-SVM 模型进行预测分析, 实现了滚动轴承全寿命周期的寿命预测, 验证了算法的合理性。本文可得出以下结论:

1) 通过多维时域特征信息融合, 可以有效表征滚动轴承振动信号之间的微弱变化趋势, 为提取滚动轴承性能衰退特征提供了基础。

2) 通过 PCA 方法进行多维数据融合, 可以有效降低高维数据的复杂性, 避免了高维数带来的数据冗余, 实现了对时域特征数据的有效处理。

3) 采用 PSO 算法优化 SVM 的惩罚因子和核函数参数, 可以增强 SVM 模型的自适应性并提高 SVM 的回归能力, 并有效提高预测精度。

#### 参考文献:

- [1] Gu X, Yang S, Liu Y, et al. Rolling element bearing faults diagnosis based on kurtogram and frequency domain correlated kurtosis [J]. Measurement Science & Technology. 2016, 27 (12): 1-15.
- [2] 林近山, 窦春红, 张妮. 基于多重分形去趋势互相关分析的齿轮箱故障诊断 [J]. 机械传动, 2016, 40 (01): 91-94.
- [3] 李兵, 张培林, 任国全, 等. 形态学广义分形维数在发动机故障诊断中的应用 [J]. 振动与冲击, 2011, 30 (10): 208-211.
- [4] 侯荣涛, 闻邦椿, 周飙. 基于现代非线性理论的汽轮发电机组故障诊断技术研究 [J]. 机械工程学报, 2005, 41 (2): 142-147.
- [5] 李洪儒, 于贺, 田再克, 等. 基于二元多尺度熵的滚动轴承退化趋势预测 [J]. 中国机械工程, 2017, 28 (20): 2420-2425.
- [6] 李玉庆, 王日新, 徐敏强, 等. 针对滚动体损伤的滚动轴承损伤严重程度评估方法 [J]. 振动与冲击, 2013, 32 (18): 169-173.
- [7] 李文峰, 戴豪民, 许爱强. 时域新指标和 PNN 在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 机械科学与技术, 2016, 35 (09): 1382-1386.
- [8] 肖婷, 汤宝平, 秦毅, 等. 基于流形学习和最小二乘支持向量机的滚动轴承退化趋势预测 [J]. 振动与冲击, 2015, 34 (09): 149-153.
- [9] 王付广, 李伟, 郑近德, 等. 基于多频率尺度模糊熵和 ELM 的滚动轴承剩余寿命预测 [J]. 噪声与振动控制, 2018, 38 (1): 188-192.
- [10] 朱朔, 白瑞林, 刘秦川. 基于果蝇优化算法一小波支持向量数据描述的滚动轴承性能退化评估 [J]. 中国机械工程, 2018, 29 (05): 602-608.
- [11] 郑近德, 刘涛, 孟瑞, 等. 基于广义复合多尺度排列熵与 PCA 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2018, 37 (20): 61-66.
- [12] Wang X Y, Liang L L, Li W Y, et al. A new SVM-based relevance feedback image retrieval using probabilistic feature and weighted kernel function [J]. Journal of Visual Communication & Image Representation. 2016, 38: 256-275.
- [13] Garcíagonzalo E, Fernándezmartínez J L. A Brief Historical Review of Particle Swarm Optimization (PSO) [J]. Journal of Bioinformatics & Intelligent Control, 2012, 1 (1): 3-16.
- [14] Lee J, Qiu H, Yu G. Rexnord technical services: 'bearing data set', IMS, University of Cincinnati. NASA Ames Prognostics Data Repository [Z]. 2007.
- [15] 许迪, 葛江华, 王亚萍, 等. 流形学习和 M-KH-SVR 的滚动轴承衰退预测 [J]. 振动工程学报, 2018, 31 (05): 892-901.
- [16] Wang W, Lu Y. Analysis of the Mean Absolute Error (MAE) and the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Rounding Model [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018, 324 (1): 12049.