

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.01.017

基于 VMD 与 SVM 的电梯鼓式 制动器故障诊断研究*

郝家琦¹, 徐金海², 鲍超超³, 郑雷骏⁴, 唐 波^{1*}

(1. 中国计量大学 计量测试工程学院, 浙江 杭州 310018; 2. 杭州市特种设备检测研究院, 浙江 杭州 310003;
3. 舟山市特种设备检测研究院, 浙江 舟山 316021; 4. 浙江大学 工程师学院, 浙江 杭州 310027)

摘要:传统的电梯制动器诊断方法存在操作繁琐、精度不高且易受环境影响等问题,为此,提出了一种基于变分模态分解(VMD)与支持向量机(SVM)的电梯鼓式制动器故障诊断方法。首先,采集电梯运行过程中制动器振动的加速度信号,并利用VMD对振动信号进行了解析;然后,根据频谱分析结果选取了模态函数(IMF),并通过计算样本熵,对制动器的工况进行了表征,对电梯正常状态与故障状态的信号进行了特征提取;为了增强信号特征提取能力,使用相关系数与能量指标作为适应度函数,解决了VMD的参数选取问题,采用松鼠搜寻算法(SSA)得到了信号分解的最优值;最后,基于SVM对电梯鼓式制动器的故障进行了诊断。研究结果表明:通过对电梯实测数据结果进行分析,可证明该诊断方法能够有效识别两种鼓式制动器的常见故障,总体识别率达到96%;该结果证明该故障诊断方法是可行的,可满足电梯制动器的故障诊断要求。

关键词:电梯鼓式制动器;故障诊断;变分模态分解;支持向量机;振动特征提取;参数优化

中图分类号:TH17;TU857 **文献标识码:**A

文章编号:1001-4551(2022)01-0112-08

Fault diagnosis of elevator drum brake based on VMD and SVM

HAO Jia-qi¹, XU Jin-hai², BAO Chao-chao³, ZHENG Lei-jun⁴, TANG Bo¹

(1. College of Metrology and Measurement Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;
2. Hangzhou Special Equipment Inspection Institute, Hangzhou 310003, China; 3. Zhoushan Special Equipment
Inspection Institute, Zhoushan 316021, China; 4. Polytechnic Institute, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Aiming at the problems of traditional elevator brake diagnosis method, such as complex operation, low precision and vulnerable to environmental influences, a fault diagnosis method of elevator drum brake based on variational mode decomposition (VMD) and support vector machine (SVM) was proposed. This method realized signal feature extraction of normal and fault state by several steps. Firstly, brake vibration acceleration signal during the operation of elevator was collected, and the signal was decomposed by variational mode decomposition (VMD). Then, the sample entropy was calculated with the intrinsic mode function (IMF), which was selected by spectrum analysis to represents the brake condition. In order to enhance the ability of signal feature extraction, the correlation coefficient and energy index were used as fitness function to solve the parameter selection issue of VMD, and the optimal value of signal decomposition was obtained by squirrel search algorithm (SSA). Finally, the fault diagnosis of elevator drum brake was realized by SVM and the optimal value. The result of the research indicated that the two common faults of drum brake can be identified by the fault diagnosis method effectively. The overall identification rate can reach 96%, which meets the requirement of fault diagnosis of elevator brake, and can prove the validity and feasibility of the fault diagnosis method.

Key words: elevator drum brake; feature extraction; variational mode decomposition (VMD); support vector machine (SVM); vibration feature extraction; parameter optimization

收稿日期:2021-08-20

基金项目:国家市场监督管理总局科技计划项目(2020MK189);浙江省市场监管局雏鹰计划培育项目(CY2022361);舟山市公益类计划项目(2022C31072)

作者简介:郝家琦(1995-),男,江苏徐州人,硕士研究生,主要从事机械故障诊断方面的研究。E-mail:617918451@qq.com

通信联系人:唐波,男,讲师,硕士生导师。E-mail:tang-bo001@163.com

0 引言

作为高层建筑辅助通行的工具,电梯在日常生活与生产中有着非常重要的地位^[1]。

在电梯的使用过程中,随着制动闸瓦的磨损,其制动性能会逐渐变差,制动器无法产生足够的制动力,从而导致冲顶、溜梯等事故的发生^[2]。为了确保电梯制动设备的安全、可靠运行,对电梯制动器状态监测进行研究,对制动器运行状态进行实时监测,及时对制动器的故障进行识别具有重要意义。

目前,对于制动器状态的监测与诊断主要分为两类:(1)基于经验知识的监测与诊断;(2)基于数据驱动的监测与诊断。

基于经验知识的监测与诊断,采用人工的方法对响应时间、闸瓦间隙量进行测量,以评估制动器性能是否满足国标^[3]。这些方法测得的数据精度低且操作复杂,需要投入大量的人力定期检查,且无法对电梯的运行状态进行实时监测与诊断。

基于数据驱动的监测与诊断分为直接与间接两种。(1)直接方法。是对制动器的运行参数进行监测并诊断。贺无名^[4]通过直接监测制动器制动过程中闸瓦的间隙信号,实现了对制动器进行的故障诊断;但是通过闸瓦间隙变化曲线无法对制动力矩不足进行精准的识别。赵海文^[5]与胡立锋^[6]通过测量制动弹簧的弹性系数、闸瓦间隙、制动力矩的方法,来对制动器的性能进行评价;该方法需要在正常使用中的电梯主机上安装大量的传感器,目前该方法只能应用于台架实验上。(2)间接方法。指通过测量曳引机工作时的温度、振动等参数来评价电梯的性能。王逸铭^[7]通过热图像分析法,对电梯闸瓦的磨损状况进行了检验;但是外界的温度变化会使探测器的温度发生变化,从而影响其工作,因而无法对其进行长期的状态监测。

采用振动信号进行状态监测与故障诊断的方法,具有精度高、不受环境影响、操作简单等优点,因此目前被广泛应用于各类机械故障监测中。徐金海^[8]提取了电梯减速箱部件的振动加速度信号,借此对电梯的运行状态进行监测。

作为非线性机电耦合系统,电梯在运行过程中往往伴随着机械振动,振动信号可以反映其内部机械部件的运行状态。然而,在电梯制动器的故障诊断领域中,目前还没有仅通过振动监测来进行诊断的研究文献。

综上所述,笔者对制动器制动臂的振动加速度信

号进行监测,使用变分模态分解(VMD)与样本熵结合的方法,提取制动器故障信号的特征;借助松鼠搜寻算法(squirrel search algorithm, SSA)解决 VMD 参数的选取问题;最后采用支持向量机(SVM)实现对电梯鼓式制动器安全隐患与故障的识别与诊断。

1 基于参数优化 VMD 的特征值提取

1.1 变分模态分解的定义

VMD^[9]是 2014 年由 KONSTANTIN D 提出的一种可变尺度的信号处理方法。该方法通过迭代计算,搜索变分模态的最优解,不断更新各模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量及中心频率,进而对信号的频率实现自适应剥分和个体分量的有效剥离。

对于原始信号 $f(x)$,通过 Hilbert 变换后,再与相应模态的中心频率指数 $e^{-j\omega_k t}$ 混合,通过 L_2 范数梯度的平方估计出各个模态的带宽,构建出如下变分约束问题:

$$\begin{aligned} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} & \left\{ \sum_K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t.} & \sum_K u_k(t) = f(t) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: ∂_t —求解函数对于时间 t 的偏导数; K —模态分量的总个数; $f(t)$ —待分解信号。

引入二次惩罚项因子 α 和拉格朗日乘子 λ ,将变分法约束问题变成变分无约束问题。

增广拉格朗日函数表达式如下:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \|f(t) - \sum_K u_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_K u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

利用乘子交替方向算法(AMDD),通过迭代 $\{u_k\}$, $\{\omega_k\}$ 和 λ ,求得拓展拉格朗日的鞍点,获得约束变分模型的最优解,将信号分解成 K 个 IMF 分量,来解决以上非线性问题。

$\hat{u}_k^{n+1}$ 的更新表达式为:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

中心频率 ω_k^{n+1} 的更新表达式为:

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (4)$$

λ 的更新表达式为:

$$\hat{\lambda}^{n+1} = \hat{\lambda}^n + \sigma(\hat{f}(\omega) - \sum_K \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (5)$$

式中: σ —更新因子。

$\{u_k\}, \{\omega_k\}$ 和 λ 按照上述更新表达式进行迭代,直到满足终止条件,即:

$$\sum_K \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon \quad (6)$$

式中: ε —收敛标准的容差,一般取 $1e-7$ 。

1.2 基于松鼠算法的变分模态分解参数优化

为了增强信号特征的提取能力,需要对 VMD 分解的参数进行设置。根据 VMD 分解的一般步骤可得,模态个数 K 与惩罚因子 $Alpha$ 对 VMD 算法的分解结果有决定性的影响,其余参数按照经验值设置,不会对最终分解结果产生明显影响。

由文献[10,11]可知,当 K 取值过大时,会发生过分解现象,出现虚假的模态分量;当 K 取值过小时,会发生欠分解现象,导致模态混叠。 $Alpha$ 的选取同样对分解结果有影响,且当 K 固定时, $Alpha$ 的最优选择呈现出不规律性。

根据上述分析结果,为了选定最优的 VMD 参数组合,需要使用优化算法,同时对 K 与 $Alpha$ 进行参数寻优。由于受到不同的设备工作环境的影响,信号通常会比较复杂,难以对信号的模态个数进行评估。

在进行参数优化的时候,需要构建一个适应度函数作为评判的标准,为了获得最好的 VMD 分解效果,笔者从能量与相关系数的角度构建了新的适应度函数。

信号经过 VMD 算法分解后,如果模式个数小于最佳值,则原始信号的某些频率分量可能会在 VMD 分解过程中省略,出现欠分解现象^[12]。

采用能量评判指标可以衡量原始信号与重构信号之间关系,即:

$$EI = \sum_K \frac{u_k^2}{x^2} \quad (7)$$

$$EI \in (0, 1)$$

式(7)中,能量评判指标越接近 1,重构信号中保留的原始信号能量越完整,信号分解得越完全,通过能量评判指标可以消除欠分解的情况。

当信号出现模态混叠现象时,与其他 IMF 分量相比,发生模态混叠的 IMF 分量的中心频率更加接近周围 IMF 分量的中心频率。因此,笔者使用相关系数

(correlation coefficient, $Corr$) 作为判断信号是否发生模态混叠的指标;相关系数定量描述了两个信号之间的相似程度。

信号的相关系数准则为:

$$Corr < Corrmax / (10 * corrmax - 3) \quad (8)$$

式中: $Corr$ —IMF 分量与原信号的相关系数; $Corrmax$ —一组 IMF 分量相关系数的最大值。

当 IMF 分量的相关系数满足上式时,则认为产生了过分解现象。

综上所述,由于 EI 与 $Corr$ 为相同的数量级,可以构建适应度函数,即:

$$fitness = \begin{cases} (1 - EI) * (1 - Corr) \\ Corr > \frac{Corrmax}{(10 * corrmax - 3)} \end{cases} \quad (9)$$

当函数满足相关准则,且 $(1 - EI) * (1 - Corr)$ 最小时,可以认为信号的分解最完整,且不会出现模态混叠的现象。

SSA^[13] 是 2018 年由研究人员提出的一种简单高效的新型优化算法。该算法具有收敛快、寻优强的特点。与传统的粒子群算法与遗传算法相比,SSA 采取多策略更新模式,引入季节监测条件,从而不易陷入局部最优解,使得其准确率得到明显提高。

因此,笔者通过使用 SSA 去解决 VMD 的参数全局寻优问题。

基于 SSA 的 VMD 最优分解参数流程图如图 1 所示。

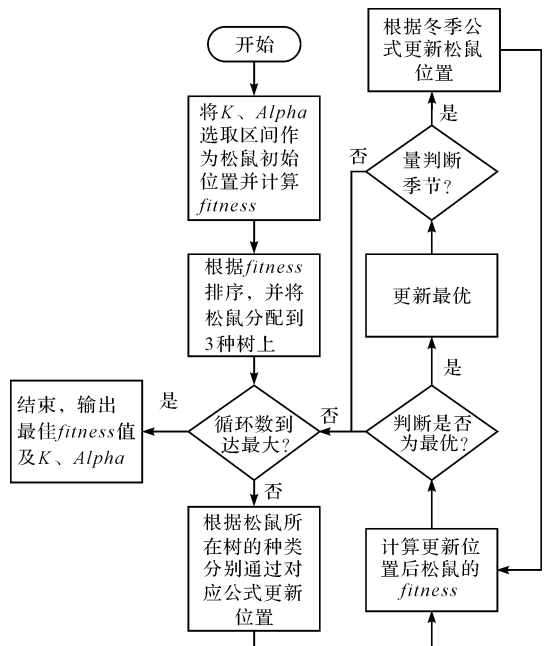


图 1 松鼠搜寻算法流程图

2 基于样本熵与 SVM 的制动器故障识别

2.1 样本熵的定义

样本熵^[14]是通过度量信号中产生新模式的概率大小,来衡量时间序列的复杂性;新模式产生的概率越大,序列的复杂性就越大。

一般地,对于由 N 个数据组成的时间序列 $\{x(n)\} = x(1), x(2), \dots, x(N)$, 样本熵的计算方法如下:

(1) 由原始信号构建 m 维向量:

$$X_m(i) = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} \quad 1 \leq i \leq N-m+1 \quad (10)$$

(2) 定义向量 $X_m(i)$ 与 $X_m(j)$ 之间的距离:

$$d[X_m(i), X_m(j)] = \max_{k=0, \dots, m-1} |x(i+k) - x(j+k)| \quad (11)$$

(3) 对于给定的 $X_m(i)$, 统计 $X_m(i)$ 与 $X_m(j)$ 之间距离小于、等于相拟容限 r 的 $j (1 \leq j \leq N-m, j \neq i)$ 的数目, 并记作 B_m ;

(4) 增加维数到 $m+1$, 计算 $X_{m+1}(i)$ 与 $X_{m+1}(j) (1 \leq j \leq N-m, j \neq i)$ 距离小于、等于 r 的个数, 记为 A_m ;

(5) 这样, $B^{(m)}(r)$ 是两个序列在 r 下匹配 m 个点的概率, 而 $A^m(r)$ 是两个序列匹配 $m+1$ 个点的概率。

样本熵定义为:

$$SampEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right] \right\} \quad (12)$$

样本熵对数据长度的依赖性较小, 抗干扰能力强。根据上文样本熵的计算原理可知, 计算样本熵需要确定两个参数, 即模板匹配长度 m 与相似容限 r 。

根据文献[15]可知, 相似容限 r 为时间序列标准差的 R 倍, R 的区间经验值为 $[0.1, 0.2]$, 模板匹配长度 m 通常设为 1 或者 2。

2.2 基于支持向量机的电梯制动器故障识别步骤

支持向量机(SVM)是在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小化原则的基础上提出的一种机器学习方法^[16]。它可以根据有限的样本, 在模型的复杂性与学习能力之间达到最佳的平衡, 避免人工神经网络产生“过学习”问题, 因而通常被应用于分类与回归问题。

随着对 SVM 研究的深入, 台湾大学林智仁博士开发设计了 LibSVM^[17], 该软件包融合了 SVM 相关算法的优点, 并采用了收缩与缓存技术, 因此具有良好的性能, 是目前被国际认可与采用的训练算法。LibSVM 作为通用的 SVM 软件包, 可以有效地解决多分类问题、

回归问题以及分布估计等问题, 并提供交叉验证, 可以对所选取的参数进行优化。

为了对电梯鼓式制动器的故障进行诊断, 笔者采用 SSA 搜索 + VMD 分解的最佳参数组合 $[K, Alpha]$, 通过对原始信号进行 VMD 分解, 得到最佳的 IMF 分量, 并选取 IMF 分量计算样本熵, 将其作为特征向量, 输入 LibSVM 中, 最后根据 SSA 选取 LibSVM 的最佳参数 $[c, g]$, 实现制动器故障的分类与识别。

其具体的诊断步骤如下:

(1) 通过采集系统获取各种工况下制动臂的振动加速度信号;

(2) 设置 SSA 的参数, 通过适应度函数寻找最优参数组合, 进而得到分解的最优 IMF 分量;

(3) 根据分析结果, 计算选取的 IMF 分量的样本熵, 并将其输入到 LibSVM 中进行训练; 通过交叉验证得到其准确率, 将其作为适应度函数的 SSA, 得到 SVM 模型;

(4) 将采集信号的测试集输入步骤 3 中的 SVM 模型中, 最终得到制动器的故障诊断结果。

3 实验及结果分析

3.1 电梯制动器实测数据分析

笔者采用舜宇公司的 LV-FS01 激光多普勒测振仪对制动器的振动加速度进行测量。

测量系统包括激光探头、测振仪主机、NI 采集卡与 PC。

测试驱动主机的型号为 YJF-180, 额定功率 5.5 kW, 转速 960 r/min, 搭配的制动器型号为 PXZD450/2.5-T2, 额定推力为 $2 * 450$ N。

电梯制动器图例如图 2 所示。

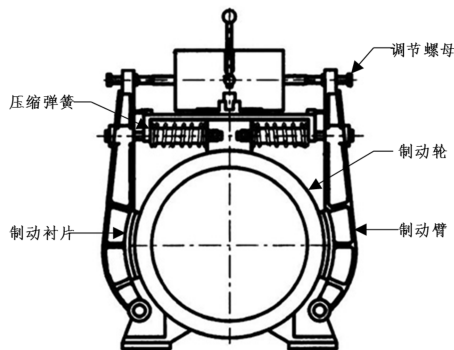


图 2 电梯鼓式制动器图例

电梯运行过程为: 当电梯启动时, 制动器通电, 制动臂打开, 曳引轮转动, 为电梯提供运行所需的曳引力; 当电梯到达额定速度时, 控制柜切换电梯运行模式

从加速变为匀速;当电梯停止时,制动器断电,制动臂抱闸,制动臂上的制动闸瓦摩擦制动轮产生制动力矩,使电梯停在指定位置。

笔者设置采样频率为 6 250 Hz,采样时间为 20 s。当电梯启动时开始计时,15 s 时按下电梯停止按钮。其运行过程包含电梯的整个运行流程。

正常状态下制动器振动信号如图 3 所示。

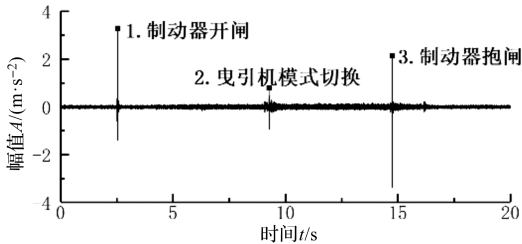


图 3 正常状态下制动器振动信号

从图 3 中可以看出:在制动器的工作流程中,存在制动器开闸、曳引机模式切换、制动器抱闸 3 个时间点。按时间依次排序方式,笔者将整个运行流程划分为 4 个阶段,即开闸阶段、加速阶段、匀速阶段和减速阶段。

当电梯出现带闸运行的故障时,压缩弹簧无法提供足够的弹簧力,使制动臂不能完全打开。在这种情况下,在电梯运行的全过程中,其制动衬片都会对制动轮产生摩擦,从而导致其振动状态发生变化;

当电梯出现制动力不足的故障时,制动臂无法提供足够的制动力,使得制动轮不能快速停止,制动力发生的这种变化使得其在减速阶段的振动状态也发生变化。

经过对实验数据进行对比可知:在每个区间内制动器振动信号的特征一致,且带闸运行只会出现在加速与匀速阶段,制动力不足只会出现在减速阶段;带闸运行对电梯加速阶段与匀速阶段的影响相同,且在实际运行时电梯匀速阶段的运行时长远大于加速阶段。

为了能更直观地对比分析电梯正常状态与故障状态,笔者分别从电梯运行的匀速阶段与减速阶段各选取 0.5 s,对正常信号与故障信号进行对比。

其中,电梯运行各阶段时域信号对比结果如图 4 所示。

从图 4 可以看出:在正常工况下,最大峰值为 0.1453 m/s^2 ,带闸运行时加速度最大峰值为 0.1972 m/s^2 ,故障状态下有着更大的峰值。

由于电梯在减速阶段振动特征呈现非稳态非周期的特点,从时域图上无法直观地分析出其区别。

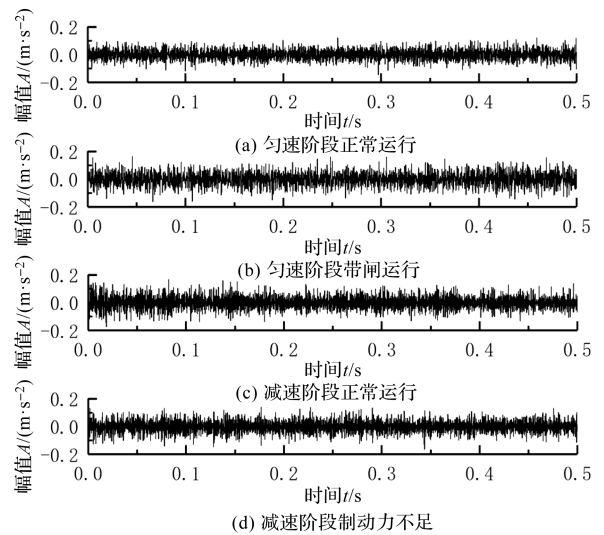


图 4 电梯运行各阶段时域信号对比图

电梯运行各阶段频域信号对比结果如图 5 所示。

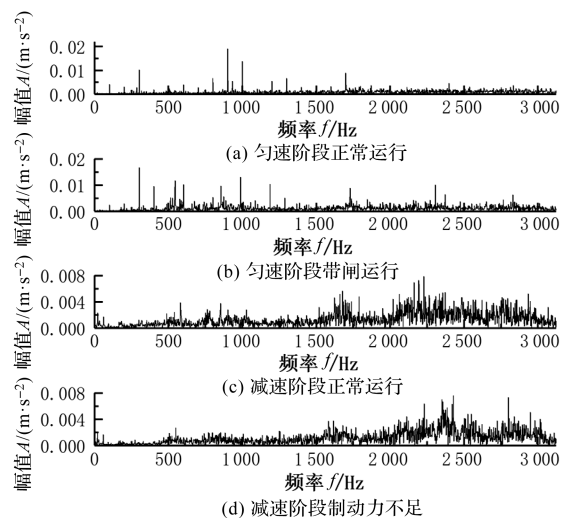


图 5 电梯运行各阶段频域信号对比图

从图 5 中可以看出:相比于正常状态,带闸运行的工况下,500 Hz 处所对应的幅值明显变大;在制动力矩不足的工况下,2 500 Hz 附近信号频率的峰值发生了偏移。因此,该特征可以作为判断电梯是否发生了故障的依据。

但是时域与频谱的对比存在问题,即无法准确描述正常与故障状态下制动器振动信号的区别。为了能更准确地区分故障,通过对发生故障时的故障特征进行量化,能增强其特征的提取能力;采用变分模态分解的方法,分解出故障对应频率的 IMF 分量,来判断电梯制动器是否存在故障。

3.2 电梯制动器振动信号特征值提取

根据样本熵的计算规则,时间序列越复杂,熵值就

越大。为了更好地区分故障信号,笔者根据实际振动信号对时间序列标准差的倍数 R 进行不同取值,计算 R 在 $[0.1,0.5]$ 区间时的样本熵,得到其变化曲线。

其计算结果,即正常与故障状态样本熵变化曲线,如图6所示。

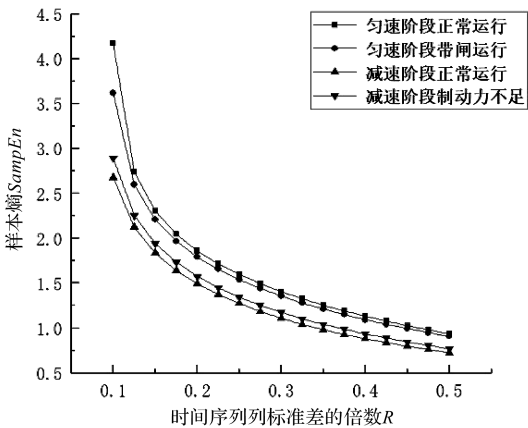


图6 正常与故障状态样本熵变化曲线

由图6可以看出:随着 R 的变大,正常与故障的熵值越来越接近;当 R 取0.1时,最容易分辨区分。

取 R 为0.1,计算的结果如表1所示。

表1 $R=0.1$ 时4种状态的样本熵值

匀速阶段		减速阶段	
正常状态	带闸运行	正常状态	制动力不足
4.175 6	3.621 5	2.679 6	2.896 6

由表1可知:在匀速阶段制动力不足的故障工况下,样本熵会比正常信号更大;在减速阶段带闸运行的故障工况下,样本熵比正常信号小。

分析鼓式制动器工作机理可知:电梯的振动状态与电梯的制动力的大小有关,制动力相当于制动系统中的激励力;如果将匀速阶段正常状态看作制动力为零,则当制动力越大时,振动系统中的激励力越大,样本熵越小。

因此,通过对比 R 的不同取值,使得正常状态与故障状态的熵值区别变大,更容易区分两种状态。

笔者借助1.2节介绍的松鼠搜寻算法(SSA),搜索VMD在各个工况下最佳的 $[K,Alpha]$,获得了2个阶段正常与故障状态的最优VMD分解参数,如表2所示。

表2 2个阶段正常与故障状态的最优VMD分解参数

匀速阶段 $[K,Alpha]$		减速阶段 $[K,Alpha]$	
正常状态	$[7,525]$	正常状态	$[6,595]$
带闸运行	$[8,651]$	制动力不足	$[5,527]$

根据3.1节的频域分析结果可知,匀速阶段的故障频率表现在 $[0,1\ 500]$ 区间,减速阶段表现在 $[2\ 000,3\ 500]$ 区间,所以应选择该区间内的IMF分量

作为故障的评判依据。

对表2中VMD参数进行分解,根据其结果可知正常与故障工况匀速阶段前4阶与减速阶段后3阶的IMF分量。

其中,匀速阶段正常状态VMD分解结果如图7所示。

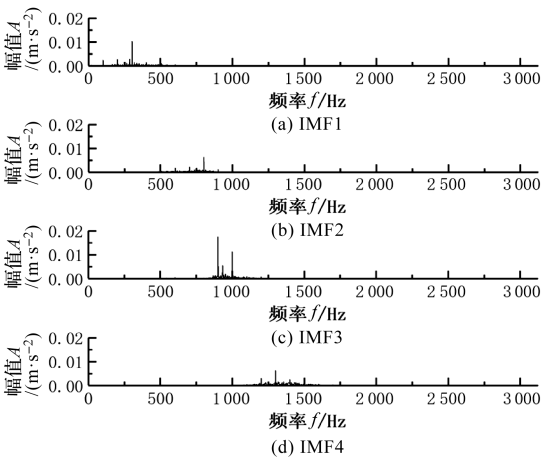


图7 匀速阶段正常状态VMD分解结果

匀速阶段带闸运行VMD分解结果如图8所示。

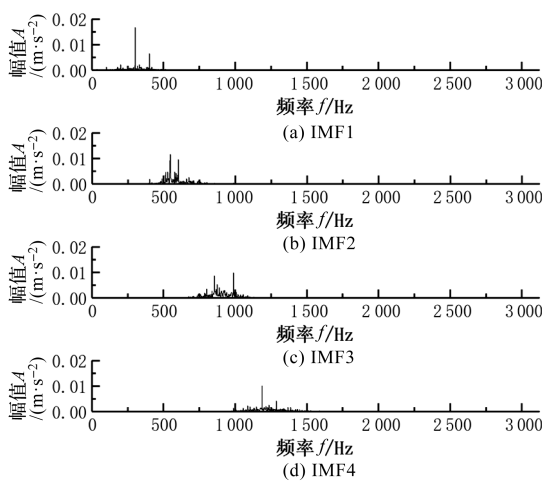


图8 匀速阶段带闸运行VMD分解结果

减速阶段正常状态VMD分解结果如图9所示。

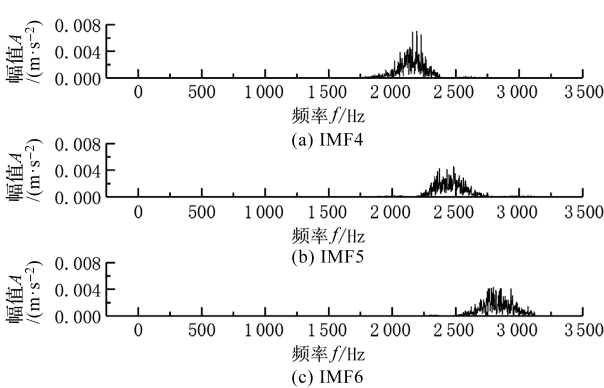


图9 减速阶段正常状态VMD分解结果

减速阶段制动力不足 VMD 分解结果如图 10 所示。

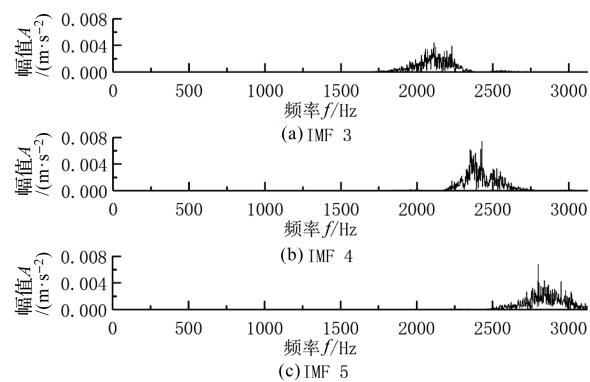


图 10 减速阶段制动力不足 VMD 分解结果

3.3 基于 LibSVM 的电梯制动器振动信号故障诊断

根据 3.2 节对 IMF 分量选取的分析,笔者选取匀速阶段前 4 个 IMF 分量与减速阶段后 3 个 IMF 分量,并计算其样本熵(以便于分别得到匀速阶段 4×80 个熵值与减速阶段 3×80 个熵值),将这些熵值组合作为特征向量,分别得到 2 个阶段正常与故障状态各 80 组特征向量;将特征向量输入 LibSVM 中,通过 SSA 搜索 SVM 的最佳参数,得到匀速阶段 $c = 5.721\ 6, g = 10.609\ 3$;减速阶段 $c = 5.920\ 8, g = 15.822\ 4$ 两组 SVM 参数。

笔者用训练好的 SVM 分类器分别对两个阶段的正常与故障测试样本进行分类,测试样本的分类结果如图 11 所示。

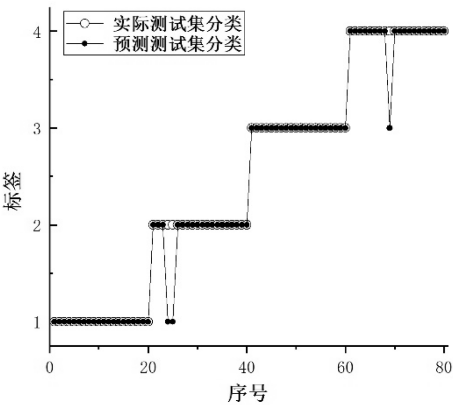


图 11 SVM 测试结果输出图

测试集样本的存放顺序为:匀速阶段 1 ~ 20 为带闸运行; 21 ~ 40 为正常状态;减速阶段 41 ~ 60 为制动力矩不足;61 ~ 80 为正常状态

从图 11 中可以看出,笔者选用的优化参数 VMD 和样本熵的特征值提取方法实现了对制动器带闸运行与制动力矩不足两种故障的识别,并且其识别率达到 96%。

为了证明该方法的优越性,笔者采用传统的 EMD 与固定参数 VMD 对信号进行分解,固定参数 VMD 算法的 $K = 6, Alpha = 2\ 000$,提取特征值并将其输入 SVM,与采用该方法得到的准确率进行对比。

笔者分别选取分解的前 3 个 IMF 计算样本熵,通过样本熵构造特征向量训练 SVM 分类器,用训练好的 SVM 分类器对不同的工况下的测试样本进行分类,其结果如表 3 所示。

表 3 不同方法提取特征值的故障识别结果

处理方法	匀速阶段		减速阶段	
	带闸运行	正常状态	制动力不足	正常状态
EMD	30%	90%	85%	85%
固定参数 VMD	90%	90%	100%	80%
优化参数 VMD	100%	90%	100%	95%

由表 3 可以看出:采用 EMD 对数据进行处理时,对带闸运行的故障识别率只有 30%;在其余状态下,识别率都低于 VMD 分解;

同时,与采用固定参数 VMD 方法相比,在每种状态下,参数优化的 VMD 方法的识别准确率都有所提高。

综上所述,基于该适应度函数的参数优化 VMD 分解具有优越的故障特征提取能力。

4 结束语

针对传统电梯制动器诊断方法存在操作繁琐、精度不高,且易受环境影响的问题,笔者提出了一种基于 VMD 与 SVM 的电梯制动器故障诊断方法,并将其应用于制动器振动信号数据实测,结果验证了方法的有效性。

该研究的主要结论如下:

(1)适应度函数可以提升 VMD 的分解效果,避免出现过分解与欠分解等现象;相比于采用 EMD 分解和固定参数 VMD 分解的特征提取方法,采用适应度函数的参数优化 VMD 方法能有效地提高故障诊断的准确率;

(2)作为制动器运动系统的激励力,制动力的大小影响其振动状态;通过样本熵可以建立制动力的大小与振动状态的关系;

(3)通过采集制动器的振动信号,可以对制动器带闸运行与制动力不足的常见故障进行识别。

采用该方法进行故障诊断,仅需要采集制动器运行时的振动信号,不受环境影响,且其精度较高。

但是由于受到试验环境的限制,笔者采集到的数

据有限。因此,在后续的研究中,笔者将结合试验平台采集到的更多数据,对电梯制动器剩余寿命预测模型进行研究。

参考文献(References):

- [1] 张达敏,林辉品,林智勇,等. 基于神经网络预测控制的节能电梯能量管理[J]. 仪器仪表学报,2017,38(12):3137-3142.
- [2] 刘士兴,周启航,马登科,等. 基于单目视觉的电梯曳引轮磨损检测系统研制[J]. 电子测量与仪器报,2020,34(9):55-61.
- [3] 谢小鹏,牛高产,浦汉军,等. 电梯制动器性能检测方法的研究[J]. 中国机械工程,2011,22(22):2667-2671.
- [4] 贺无名,王培良,沈万昌. 基于LS-SVM的电梯制动器故障诊断[J]. 工矿自动化,2010,36(2):44-48.
- [5] 赵海文,吴云龙,贺 鹏,等. 电梯曳引机制动器故障检测方法研究[J]. 机床与液压,2018,46(1):185-188.
- [6] 胡立锋,薛小炎,李娟莉. 基于模糊神经网络的矿井提升机制动系统故障诊断方法[J]. 煤炭技术,2021,40(7):153-155.
- [7] 王逸铭,吴 尽,胡建中,等. 基于热图像分析的电梯闸皮不均匀磨损检验方法研究[J]. 机电工程,2018,35(11):1210-1213.
- [8] 徐金海,徐 雷,汪 宏,等. 基于振动分析的电梯状态监测技术研究[J]. 机电工程,2019,36(3):279-283.
- [9] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. **IEEE Transactions on Signal Process-**
ing,2014,62(3):531-544.
- [10] 唐贵基,王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报,2015,49(5):73-81.
- [11] 刘建昌,权 贺,于 霞,等. 基于参数优化VMD和样本熵的滚动轴承故障诊断[J/OL]. 自动化学报:1-12 [2021-07-23]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.190345>.
- [12] DIBAJ A, ETTEFAGH M M, HASSANNEJAD R, et al. Fine-tuned variational mode decomposition for fault diagnosis of rotary machinery[J]. **Structural Health Monitoring**,2020,19(5):1453-1470.
- [13] JAIN M, SINGH V, RANI A. A novel nature-inspired algorithm for optimization: squirrel search algorithm[J]. **Swarm and Evolutionary Computation**,2018,44.
- [14] STEVEB M, PINCUS. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, 1991,88(6):2297-2301.
- [15] 郑小霞,周国旺,任浩翰,等. 基于变分模态分解和排列熵的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击,2017,36(22):22-28.
- [16] 李黄曼,张 勇,张 瑶. 基于ISSA优化SVM的变压器故障诊断研究[J]. 电子测量与器学报,2021,35(3):123-129.
- [17] CHANG Chih-chung, LIN Chih-jen. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. **ACM Transactions on Intelligent Systems & Technology**,2011,2(3).

[编辑:雷 敏]

本文引用格式:

郝家琦,徐金海,鲍超超,等. 基于VMD与SVM的电梯鼓式制动器故障诊断研究[J]. 机电工程,2022,39(1):112-119.

HAO Jia-qi, XU Jin-hai, BAO Chao-chao, et al. Fault diagnosis of elevator drum brake based on VMD and SVM[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2022,39(1):112-119.

《机电工程》杂志:<http://www.meem.com.cn>