

基于 Gabor 小波变换和多核支持向量机的电梯导靴故障诊断方法



朱晓玲¹ 李 琨¹ 张长胜¹ 杜付鑫²

1 昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650504

2 山东大学机械工程学院 济南 250061

(1210392753@qq.com)

摘 要 电梯导靴作为电梯轿厢的重要组成部分,对电梯的安全问题具有直接的影响。为了对电梯导靴故障进行更加准确的综合诊断,提出了一种基于 Gabor 小波变换和多核支持向量机的诊断方法。首先,通过加速度传感器采集设备主体的振动信号,并利用经验模态分解得到固有模态函数分量。然后,采用 Gabor 滤波器对低频分量进行滤波去噪,以使提取低频率上数据的特征。最后,采用权重的方式将局部和全局的核函数进行线性相加,组成多核支持向量机对数据进行分类。实验结果验证了所提方法的有效性,相比基于小波变换-最小二乘支持向量机的故障诊断方法,所提方法的故障诊断准确率提高了约 5%,达到了 87.6%。

关键词: 电梯导靴;故障诊断;Gabor 小波;多核支持向量机;经验模态分解

中图法分类号 TU857

Elevator Boot Fault Diagnosis Method Based on Gabor Wavelet Transform and Multi-core Support Vector Machine

ZHU Xiao-ling¹, LI Kun¹, ZHANG Chang-sheng¹ and DU Fu-xin²

1 Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China

2 School of Mechanical Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China

Abstract As an important part of the elevator car, the elevator boot has a direct impact on the safety of the elevator. In order to make a more accurate comprehensive diagnosis of the elevator boot failure, a diagnosis method based on Gabor wavelet transform and multi-core support vector machine is proposed. First, the vibration signal of the main body of the device is collected by an acceleration sensor, and the eigenmode function component is obtained by empirical mode decomposition. Then, a Gabor filter is used to filter and denoise the low frequency components to achieve the feature enhancement of the extracted data at low frequencies. Finally, the local and global kernel functions are linearly added using weights to form a multi-core support vector machine to classify the data. Experimental results verify the effectiveness of the proposed method. Compared with the fault diagnosis method based on wavelet transform and least squares support vector machine, the fault diagnosis accuracy of the proposed method is improved by about 5%, reaching 87.6%.

Keywords Elevator boot, Fault diagnosis, Gabor wavelet, Multi-core support vector machine, Empirical mode decomposition

电梯作为一种频繁使用的载人机械设备,其安全性及舒适性对于乘客尤为重要,电梯制造企业已经把安全问题视为产品设计、制造和维护过程中的重点工作^[1]。电梯的主要部件集中在轿厢,而导靴为电梯轿厢重要的平衡性部件,如果其发生故障则会导致电梯发生不同程度的机械抖动^[2],严重影响乘客的舒适感,长期的抖动还可能导致严重的磨损,从而产生电梯滑落导轨的风险^[3-4]。

传统上,电梯导靴故障诊断由专业的工程师通过现场的人工检查或经验分析来完成,这种方法工作效率较低,准确率无法得到保证^[5-6]。最近,研究人员提出通过提取电梯导靴振动信号的故障特征分量来实现诊断。例如,Chen 等^[7]和 Liu

等^[8]分别提出了基于奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD),优化局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)和 SVD 优化经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)的电梯导靴振动信号故障特征提取方法。这两种方法均有效改善了局部均值分解的模态混淆现象,且 EMD 较 LMD 表现出了较为良好的鲁棒性。但是,现实中电梯导靴振动信号的原始微弱特征是难以直接提取的,因此 Deng^[9]提出利用小波变换去噪方法对 EMD 得到的固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量进行去噪。此外,他还采用粒子群算法最小二乘支持向量机对数据进行分类,从而实现电梯导靴故障诊断。

到稿日期:2020-07-07 返修日期:2020-09-18 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(51705289)

This work was supported by the National Natural Science Foundation(51705289).

通信作者:李琨(ghfighter@163.com)

随着小波分析理论的发展, Harr 小波、样条小波、Gabor 小波等也得到了广泛应用。基于 Gabor 小波提取特征的方法具有明显的频率特性和方向选择性,能够捕捉边缘敏感局部结构信息,并对不同尺度和方向的变化具有较好的鲁棒性。文献[10]对 Gabor 小波提取大多数信息量和最有效特征的性能进行了验证和分析,证实了其有效性。此外,研究发现多核支持向量机在处理多特征成分集合的机器学习任务时,解决了单核函数支持向量机在故障诊断时存在的盲目性问题。

因此,本文在文献[9]的基础上做出了改进。本文的主要创新点为:1)采用 Gabor 滤波器对低频分量进行滤波去噪,以便于提取低频率上数据的特征;2)采用权重的方式将局部和全局的核函数进行线性相加,组成了多核支持向量机对数据进行分类,代替了原有的最小二乘支持向量机,进一步提高了分类精度。实验结果表明,本文提出的电梯导靴故障诊断方法的准确率有了一定的改善。

1 电梯导靴介绍

电梯导靴为电梯结构中比较关键的部件之一,负责将轿厢固定在导轨上。电梯导靴直接影响着乘坐电梯的体验感甚至是安全性。因此,对电梯导靴的运行状态进行分析并实现故障诊断是十分重要的。导靴主要分为滑动和滚轮两种类型,目前常用滑动导靴,其主要由靴衬、油杯支架和靴座组成,具体实物如图 1 所示。

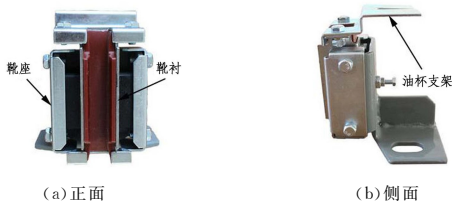


图 1 电梯导靴的实物图

Fig. 1 Actual object of elevator boot

2 基于 EMD 与 Gabor 小波的电梯导靴故障特征提取

2.1 电梯导靴振动信号的采集与分析

电梯轿厢通过导靴固定在导轨上,导靴的振动可通过导轨传递到轿厢上,选择三维加速度传感器直接测量电梯轿厢在 X 轴、Y 轴、Z 轴上的振动情况便可反映导靴的振动情况。由于电梯导靴信号是非平稳信号,因此采用 EMD 对数据进行分解,具体过程如下:

- 1) 假设观测信号为 $x(t)$, 找到信号 $x(t)$ 所有的极值点。
- 2) 拟合 $x(t)$ 的上、下包络曲线 $x_{\max}(t)$ 和 $x_{\min}(t)$ 。
- 3) 获取上、下包络线的均值曲线 $m_i(t)$:

$$m_i(t) = \frac{x_{\min}(t) + x_{\max}(t)}{2} \quad (1)$$

- 4) 得到剩余部分 $h_i(t)$ 。

$$h_i(t) = x(t) - m_i(t) \quad (2)$$

判定 $h_i(t)$ 是否满足 IMF 的条件,若满足则执行步骤 5), 否则以 $h_i(t)$ 代替 $x(t)$, 重复以上步骤直到 $h_i(t)$ 满足判据。

- 5) 计算余量 $r_i(t)$:

$$r_i(t) = x(t) - c_i(t), c_i(t) = h_{ik}(t) \quad (3)$$

- 6) 判定 $r_i(t)$ 是否为单一信号,若满足则分解过程结束,

否则以 $r_i(t)$ 代替 $x(t)$, 重复以上步骤直到 $r_i(t)$ 满足判据。

采用 EMD 方法将原始信号 $x(t)$ 分解为式(4)所示的线性叠加形式。

$$x(t) = \sum_{i=1}^N c_i(t) + r_n(t) \quad (4)$$

其中, N 表示 IMF 的总数, $c_i(t)$ 表示第 i 个 IMF 分量, $r_n(t)$ 表示多次迭代后的剩余分量。

2.2 Gabor 小波滤波器的构建

Gabor 小波是较为典型的分辨率分析方法,其函数能够同时在空域和频域中取得最优分辨率。Gabor 小波核函数的定义如下^[11]:

$$\phi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{(k_{u,v} \cdot z)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \left[\exp(ik_{u,v} \cdot z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)\right] \quad (5)$$

其中, $k_{u,v}$ 表示滤波器中心频率, u 表示方向因子, σ 表示与小波频率带宽有关的常数, v 表示尺度因子, z 为给定位置 (x, y) 的坐标。可以看出, 式(5)表示参数 u 和 v 变化的函数, σ 为 Gabor 滤波器的带宽, 决定了高斯窗宽与波长之比, 其计算方式如下:

$$\sigma = \sqrt{2 \ln 2} \left(\frac{2^\varphi + 1}{2^\varphi - 1} \right) \quad (6)$$

其中, φ 为倍频程表示的半峰带宽, σ 一般设置为 2π 。

Gabor 小波滤波器可以分为实部和虚部^[12]:

$$\phi_{u,v}(z) = \text{Re}(\phi_{u,v}(z)) + i \text{Im}(\phi_{u,v}(z)) \quad (7)$$

其中, 实部为:

$$\text{Re}(\phi_{u,v}(z)) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} \cdot \exp\left(-\frac{(k_{u,v} \cdot z)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \left[\cos(k_{u,v} \cdot z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)\right] \quad (8)$$

虚部为:

$$\text{Im}(\phi_{u,v}(z)) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} \cdot \exp\left(-\frac{(k_{u,v} \cdot z)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot [\sin(k_{u,v} \cdot z)] \quad (9)$$

幅值为:

$$|G_{u,v}(z)| = \sqrt{\text{Re}(\phi_{u,v}(z))^2 + \text{Im}(\phi_{u,v}(z))^2} \quad (10)$$

滤波器的中心频率 $k_{u,v}$ 控制振荡部分的波长、方向以及高斯窗口的宽度。

$$k_{u,v} = k_v (\cos \theta_u, \sin \theta_u)^T \quad (11)$$

$$k_v = \frac{k_{\max}}{f^v} \quad (12)$$

其中, $k_{\max}$ 表示 Gabor 滤波器的最大中心频率, 一般取值为 $\pi/2$; f^v 表示频域内该滤波器的空间因子; θ_u 表示 Gabor 滤波器的方向选择性。

2.3 电梯导靴故障的特征信号处理

对原始电梯导靴加速度信号数据进行 EMD 处理后得到的特征数据进行 Gabor 滤波处理, 结果如图 2 所示。可以看出, 原始非平稳的振动信号在分解处理后变为稳定的信号, 并且保留了特征细节; 高阶 IMF 分量信号清晰, 如 IMF10 和 IMF11 所示。经过 Gabor 滤波处理后, 信号在低频上的噪声减少且更为平滑。该方法在保证原始数据特征细节的同时, 实现了低频率上对提取数据的特征增强, 从而有助于后续的故障诊断。

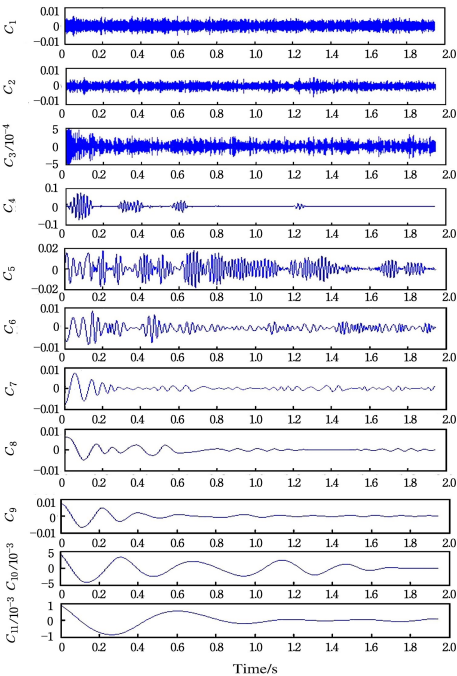


图2 Gabor小波与EMD结合处理的IMF分量图

Fig. 2 IMF component map processed by Gabor wavelet and EMD

3 基于多核支持向量机的电梯导靴故障诊断

多核支持向量机解决了传统支持向量机在故障诊断时核函数的构造和参数的选取存在盲目性的问题。本文采用多核支持向量机对数据进行分类,对最小二乘支持向量机进行优化,进一步提高了诊断精度。

传统支持向量机会针对不同的应用场景需求,选择某一核函数^[13-16]。但是,这样的模式会导致支持向量机学习的泛化能力较弱,无法应对复杂的数据样本情况。由于组合核具有多个核函数的数据映射能力,因此基于组合核函数的支持向量机可以更好地应对实际案例的需求^[17]。本文采用权重的方式将局部和全局的核函数进行线性相加,组成了多核支持向量机,其中组合核函数 $K(x,z)$ 为:

$$K(x,z)=\sum_{j=1}^M\beta_jk_j(x,z),\beta_j\geqslant0$$
$$\sum_{j=1}^M\beta_j=1,j=1,2,\cdots,M$$

(13)

其中, β_j 表示权重因子, $k_j(x,z)$ 表示单核函数。相比单个核函数学习方法,组合方法可以获得更高的分类精度和样本泛化能力。

将核函数代入分类的决策函数,得到:

$$f(x)=\text{sgn}(\sum_{i=1}^m\alpha_iy_iK(x_i,z_i)+b)$$

(14)

将式(13)代入式(14),得到线性加权多核支持向量机方法的决策函数为:

$$f(x)=\text{sgn}(\sum_{i=1}^m\sum_{j=1}^M\alpha_iy_i\beta_jK(x_i,z_j)+b),\beta_j\geqslant0,\sum_{j=1}^M\beta_j=1$$

(15)

本文选择了全局核函数 POLY 和局部性核函数 RBF 来构成组合核函数^[18],从而兼顾了全局和局部样本特征。因此,组合核函数 $K(x,z)$ 为:

$$K(x,z)=\beta_{\text{RBF}}k_{\text{RBF}}(x,z)+\beta_{\text{POLY}}k_{\text{POLY}}(x,z)$$

(16)

$$\beta_{\text{RBF}}+\beta_{\text{POLY}}=1$$

(17)

其中, β_{POLY} 和 β_{RBF} 分别表示全局核函数 POLY 和局部性核函数 RBF 的权重因子。

最终,基于 Gabor 小波变换和多核支持向量机的电梯导靴故障诊断流程如图 3 所示。

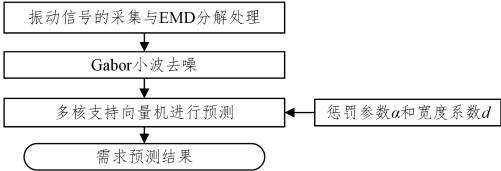


图3 基于Gabor小波变换和多核支持向量机的电梯导靴故障诊断流程

Fig. 3 Fault diagnosis process of elevator guide shoe based on Gabor wavelet transform and multi-core support vector boot

4 实验及结果分析

4.1 实验环境

实验设备为已使用 6 年的办公楼电梯,且在信号采集过程中一直处于空载状态。采用 EVA-625 电梯专用振动测试仪,并将其摆放在轿厢地板的中心位置。导靴的类型为 DX10A 滑动导靴,导轨宽度为 10 mm,16 mm。采样率设为 256 SPS,采集周期为 60 s,数据通过串口与计算机通讯。计算机配置为 Intel Core i7 2.2GHz 处理器,8GB 内存。实验软件环境为:Windows 7 操作系统,Matlab7.0 仿真软件。测试框图如图 4 所示。

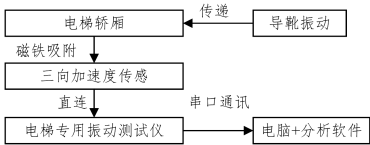


图4 实验测试框图

Fig. 4 Experimental test block diagram

在电梯导靴的故障诊断测试中对 3 种类别的振动信号进行采集和处理。将经过 Gabor 小波与 EMD 结合处理的数据导入多核支持向量机进行训练,并对验证集进行分类验证。

4.2 多核函数组合测试

为了验证多核函数组合分类识别模型的最佳参数设置,对多种组合核函数重复进行 50 次测试。多核函数的性能对比结果如表 1 所列。从表 1 可以看出,相比单核函数支持向量机,组合多核函数支持向量机的准确率有明显提高。而且,当核函数参数取值为 $\alpha=4.5,d=3$ 时(此时 $\beta_{\text{RBF}}=0.5$,权重平均分配),多核函数支持向量机的分类准确率最高。

表1 多核函数的性能对比

Table 1 Comparison of performance of multicore functions		
核函数	核函数参数取值	准确率/%
RBF 核+POLY 核	$\alpha=4.5,d=2$	85.3
RBF 核+POLY 核	$\alpha=4.5,d=3$	87.6
RBF 核+RBF 核	$\alpha=4.5,\alpha=4.5$	76.5
POL 核+POLY 核	$\alpha=4.5,d=2$	72.2

4.3 诊断性能对比

为进一步验证提出的基于 Gabor 滤波和多核函数支持向量机诊断方法的性能,将其与 SVD+LMD+SVM^[7],SVD+EMD+SVM^[8],EMD+TQWT+LSSVM^[9] 进行了对比,进行了 400 次样本训练。不同方法的诊断性能比较结果如表 2

和图 5 所示,其中核函数的参数取值为 $\alpha=4.5, d=3$ 。

由表 2 和图 5 可以看出,基于 EMD 的 SVM 诊断方法较基于 LMD 的 SVM 诊断方法,虽然诊断时间有所增加,但提高了准确率,电梯导靴故障诊断的准确率达到 87.6%。这是因为本文采用的基于 Gabor 小波提取特征的方法具有明显的频率特性和方向选择性,能够捕捉边缘敏感局部结构信息,并且对不同尺度和方向的变化具有较好的鲁棒性。

表 2 不同方法的诊断性能比较

Table 2 Comparison of diagnostic performance of different methods

算法	故障诊断准确率/%	时间/s
SVD+LMD+SVM	77.5	4.7
SVD+EMD+SVM	78.4	4.8
EMD+TQWT+LSSVM	82.1	5.3
EMD+Gabor+多核 SVM	87.6	5.7

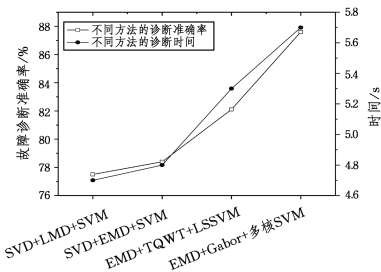


图 5 不同方法的诊断性能曲线比较

Fig. 5 Comparison of diagnostic performance curves of different methods

结束语 本文提出了一种基于 Gabor 小波变换和多核支持向量机的电梯导靴故障诊断方法。该方法采用 Gabor 滤波器对低频分量进行滤波去噪,实现低频率上对提取数据的特征增强,有效解决了现实情况中电梯导靴振动信号的原始微弱特征难以直接提取的问题,然后采用多核支持向量机对数据进行分类,从而进一步提高了分类精度。通过实验分析得出如下结论:1)采用 Gabor 滤波器对低频分量进行滤波去噪,以捕捉电梯导靴振动信号的边缘敏感局部结构信息,并对不同尺度和方向的变化具有较好的鲁棒性;2)相比基于 SVD+LMD+SVM, SVD+EMD+SVM 和 EMD+TQWT+LSSVM 的诊断方法,本文提出的 EMD+Gabor+多核 SVM 方法具有最高的识别率,电梯导靴故障诊断准确率达到 87.6%。但是,本文算法仍旧存在样本的训练时间较长的问题,因此后续将考虑利用并行策略优化多核 SVM 的执行效率。

参考文献

[1] MASOTTI B, MORELLI M. Development of the accelerated stress testing process at Otis elevator company[J]. Quality & Reliability Engineering International, 2015, 14(6): 381-384.

[2] YU L P, LI Y F, ZHU S X. Anomaly detection algorithm based on high-dimensional data stream [J]. Computer Engineering, 2018, 44(1): 51-55.

[3] FENG W Z, CAO S Q, ZHAO F. Resonance failure sensitivity for elevator system[J]. Journal of Vibration & Shock, 2015, 34(1): 165-170.

[4] LI Y P, SUN L L, ZHANG W. Comparison of augmented and nonaugmented modified Knapp procedure for the treatment of nonrestrictive double-elevator palsies[J]. Journal of American Association for Pediatric Ophthalmology & Strabismus, 2016, 20(5): 401-404.

[5] SITIN A, ASMONE A S, CHEW M Y L. An assessment of maintainability of elevator system to improve facilities management knowledge-base[J]. IOP Conference Series Earth and Environmental Science, 2018, 117(1): 12-25.

[6] ERTUGRUL D, HAKAN A Y. Experimental study of the tribological properties of an elevator's brake linings[J]. Industrial Lubrication & Tribology, 2016, 68(6): 683-688.

[7] CHEN J, CHENG L, YU H, et al. Health status assessment for complex systems based on EMD-SVD and Mahalanobis-Taguchi system[J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(7): 1542-1548.

[8] LIU S Z, CHEN Z X. Singular value decomposition and EEMD non-linear vibration signal denoising method [J]. Journal of Detection and Control, 2019, 41(3): 37-42.

[9] DENG F H. Research on fault diagnosis method of elevator boot based on CEEMD-TQWT and PSO-LSSVM [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2018.

[10] LI Y Q, ZHANG S, LI H B, et al. Face Recognition Method Using Gabor Wavelet and Cross-covariance Dimensionality Reduction[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(8): 2023-2027.

[11] MALATHI T, BHUYAN M K. Performance analysis of Gabor wavelet for extracting most informative and efficient features [J]. Multimedia Tools & Applications, 2016, 76(6): 1-21.

[12] XIANG Y M, WANG F, WAN L, et al. An Advanced Multiscale Edge Detector Based on Gabor Filters for SAR Imagery[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2017, 14(9): 1522-1526.

[13] FENG P, QIN D, JI P. Multi-label learning algorithm with SVM based association[J]. High Technology Letters, 2019, 25(1): 97-104.

[14] YIN Y, XU D, WANG X, et al. Online State-Based Structured SVM Combined With Incremental PCA for Robust Visual Tracking[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 45(9): 1988-2000.

[15] SILVA M F M, LEIJOTO L F, NOBRE C N. Algorithms Analysis in Adjusting the SVM Parameters; An Approach in the Prediction of Protein Function[J]. Applied Artificial Intelligence, 2017, 31(4): 316-331.

[16] ZHANG S, WANG Y, LIU M, et al. Data-based Line Trip Fault Prediction in Power Systems Using LSTM Networks and SVM[J]. IEEE Access, 2017: 7675-7686.

[17] PHU V, CHAU V T N, TRAN V T N. SVM for English semantic classification in parallel environment[J]. International Journal of Speech Technology, 2017, 20(3): 487-508.

[18] DHAR S, CHERKASSKY V. Development and Evaluation of Cost-Sensitive Universum-SVM[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 45(4): 806-818.



ZHU Xiao-ling, born in 1996, postgraduate. Her main research interests include lift fault diagnosis and so on.



LI Kun, born in 1970, Ph.D, associate professor, postgraduate tutor. His main research interests include elevator fault diagnosis, control theory and control engineering.