

融合 SVM 和传感器数据的自动扶梯踏板 振动故障检测方法

李自翔[†]

(河南省特种设备检验技术研究院, 河南 郑州 450000)

摘要:为了实现自动扶梯踏板振动故障精准检测,提出了融合 SVM 和传感器数据的故障检测方法。使用自动扶梯踏板振动故障传感器,结合 FFT 频谱分析方法构建矩阵,对倒频谱平滑处理。模拟平滑处理过程,建立自回归滑动平均模型,剔除光滑信号和噪声后的突变信号。构建故障特征融合 SVM 模型,运用拉格朗日函数求解最优超平面的问题。设计基于 SVM 故障检测步骤,设定最优分类阈值,完成自动扶梯踏板振动的故障检测。由实验结果可知,所研究方法 X、Y、Z 方向振动故障信号波动幅值分别为 $[-0.02\text{ dB}, 0.02\text{ dB}]$ 、 $[-0.01\text{ dB}, 0.02\text{ dB}]$ 和 $[-0.06\text{ dB}, 0.05\text{ dB}]$,只在 Z 方向与实际波动幅值存在 0.01 dB 的幅值波动误差,其余均一致,具有精准检测效果。

关键词:融合 SVM; 传感器数据; 自动扶梯; 踏板振动; 故障检测

中图分类号:TH277

文献标识码:A

An Automatic Escalator Pedal Vibration Fault Detection Method Based on SVM and Sensor Data Fusion

LI Zixiang[†]

(Henan Special Equipment Inspection Technology Research Institute, Zhengzhou, Henan 450000, China)

Abstract: In order to achieve accurate detection of escalator pedal vibration faults, a fault detection method integrating SVM and sensor data is proposed. Using an escalator pedal vibration fault sensor and combining FFT spectrum analysis method to construct a matrix for smooth processing of the cepstrum. Simulate the smoothing process, establish an autoregressive moving average model, and eliminate abrupt signals after smoothing and noise. Construct a fault feature fusion SVM model and use the Lagrange function to solve the problem of optimal hyperplane. Design fault detection steps based on SVM, set the optimal classification threshold, and complete fault detection of escalator pedal vibration. According to the experimental results, the fluctuation amplitudes of the vibration fault signal in the X, Y, and Z directions of the studied method are $[-0.02\text{ dB}, 0.02\text{ dB}]$, $[-0.01\text{ dB}, 0.02\text{ dB}]$, and $[-0.06\text{ dB}, 0.05\text{ dB}]$, respectively. There is only a 0.01 dB amplitude fluctuation error between the Z direction and the actual fluctuation amplitude, and the rest are consistent, indicating accurate detection effect.

Key words: fused SVM; sensor data; escalator; pedal vibration; fault detection

电梯安全性受到广泛关注。自动扶梯的运转并不是很复杂,它是由两个特殊的环形链条组成,在减速齿轮驱动下通过一个与之相匹配的踏板来

运行。自动扶梯踏板是电梯的重要组成部分,它的失效会引起电梯的抖动,严重时会引起扶梯变形,甚至骤停或塌陷,造成严重的安全事故。当踏板振

动发生故障时,脚踏振动也会表现出明显的非平稳和非线性。

目前针对自动扶梯踏板振动故障检测主要集中于文献[1]提出的基于振动感知的故障检测方法,通过最小二乘法拟合不同电压等级下的振动主频率,再通过 R-Square 法对其进行线性化处理,从而优选出最佳测点。结合基于最佳观测点选择的多参数融合方法,检测振动故障;文献[2]提出的基于振动频响法的故障检测方法,采用振动频率响应方法,获取不同工况下的线圈振动频率响应曲线,并将其与正常工况下的共振频率响应曲线进行比较,以此曲线的相关性为判别线圈是否出现故障,并通过相关性来判定线圈的松弛故障等级;文献[3]提出的基于振动传感器的故障检测方法,采用矢量指数值集与广义反向矩阵相结合的方法,实现基于压缩传感技术的特征提取与跟踪。通过对失真数据的处理,实现对样本数据的有效提取。采用了一种基于 Logistic 回归的方法对信号识别,以此实现故障信号分类及判断。

由于电梯踏板的振动状态不稳定,且呈现出一种暂态变化的规律,使整体的故障诊断结果很难精确。因此,提出了融合 SVM 和传感器数据的检测方法,克服上述方法中存在的问题。

1 基于传感器数据的自动扶梯踏板振动故障特征提取

为了检测自动扶梯踏板振动故障,首先结合传感器提取振动故障数据,该装置结构如图 1 所示。

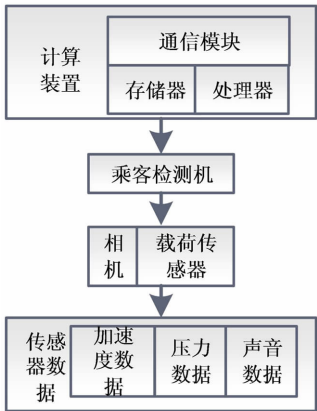


图 1 自动扶梯踏板振动故障传感器

使用故障传感器采集到的数据,将滤波后的信号与背景噪声相结合,提取出含有故障突变信息的成分^[4-5]。并将该方法与 FFT 频谱分析方法相结合,提取出了电梯踏板振动的特征分量。

根据特征分量提取结果,使用一种将信号连续截断并构造矩阵的方法,将信号表示为一组信号线性叠加信号^[6]。将自动扶梯踏板振动信号构造成合适的 $i \times j$ 维矩阵 $\mathbf{X}$,可表示为:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1j} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{i1} & x_{i2} & \cdots & x_{ij} \end{bmatrix} \tag{1}$$

由式(1)得出的各成分信号相互正交,且在频域上的分辨能力更强^[7]。在此基础上,利用非正交特性对系统进行降噪处理,能得到含有较高信噪比的故障信号。

采用 FFT 对 $i \times j$ 维矩阵 $\mathbf{X}$ 进行频谱分析,如果采样间隔为 Δt ,那么一次采样的样本周期可表示为:

$$T = n \cdot \Delta t \tag{2}$$

式中, n 表示采样点数^[8]。在分析自动扶梯踏板振动频谱时,需要对倒频谱进行平滑处理,以减少随机误差:

$$e_T = \frac{1}{\sqrt{m}} \tag{3}$$

式中, m 表示平滑次数^[9]。梯级自底向上(或自顶向下)移动产生的振动信号具有非平稳性,尤其是在靠近驱动装置时,动态加速度波动大,一次检测所得信号序列长度较小。

由于在同一时间采集到的信号序列前后,都有一个“起动”和“停顿”效应,所以实际可用的信号序列长度比上述采集结果要小得多^[10]。如果用时序分析法得到触发光谱,就可以解决信号序列长度与分辨率、精确度的矛盾。在分析时,可以自动认为时间较短(例如 1 s),假定这是一种稳定的随机过程^[11]。

假设平稳随机过程的一组随时间变化的数据为 $x_1, x_2, \dots, x_t$,通过这些数据相关性,模拟平滑处理过程,并建立自回归滑动平均模型,可表示为:

$$x_t - \sum_{k=1}^a \phi_k x_{t-k} = \epsilon_t - \sum_{k=1}^b \varphi_k \epsilon_{t-k} \tag{4}$$

式中, φ_i, a 分别表示第 k 个自回归平均参数和阶数; φ_i, b 分别表示第 k 个滑动平均参数和阶数; ϵ_t 表示离散白噪声^[12-13]。

根据上述建立的自回归滑动平均模型,使用最大熵谱估值对数据最小均方差拟合处理,并利用拉格朗日因子法求解熵的极大值,由此得到的最大熵谱可表示为:

$$S = \frac{-T\gamma_k^2 \Delta t}{\left| 1 - \sum_{k=1}^P a_k e^{-\frac{1}{-12\pi T \Delta t}} \right|^2} \tag{5}$$

式中, γ_k 表示功率 P 的预测误差^[14]。根据最大熵谱,将所有奇异值按照从大到小排序,计算各点奇异值的曲率公式为:

$$\mu_k = \frac{|S_{k+1} - 2S_k + S_{k-1}|}{\sqrt{[1 + (S_k - S_{k-1})^2]^3}} \quad (6)$$

曲率谱中最大峰的位置,也就是奇数曲线中最大曲率所在的位置^[15]。 k 可用作有效与噪声奇异值之间的边界点,当奇异值曲线在 k 点处呈凸状时,就认为前 k 个点均为奇异值;当奇异值曲线在 k 点处呈凹状时,就认为前 $k-1$ 个点均为奇异值。利用最大熵的特征,通过对其首条线和末条线进行组合,在去除了平滑和噪声之后,获得了突变信号。

2 基于融合 SVM 的提取故障特征检测

支持向量机具有很好的自适应能力和可扩展性^[16]。支持向量机的主要思路是寻求一种能够正确判别这两类数据并使其最小化的一种方法。综合运用传感数据,以提升检测准确性和可靠性。在此基础上,构建了多传感器特征级信息融合模型,如图 2 所示。

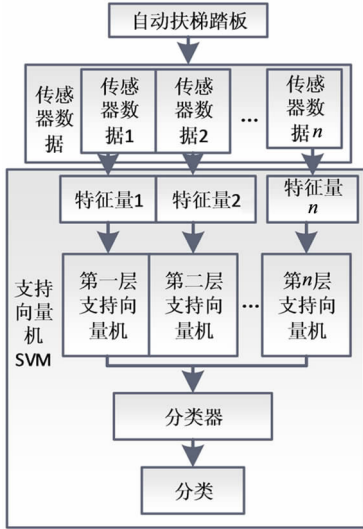


图 2 故障特征融合 SVM 模型

利用 8 个传感器所获得的完全一致的特征量,构成 8 个特征量,并利用 SVM 方法对 8 个传感器进行模式识别^[17]。为了对所有样本进行精确分类,最初的最优超平面搜索问题被转化为带有约束条件的极值问题:

$$\begin{cases} \min L^{-1}(x) = \frac{\|w\|^2}{2} \\ y_k \cdot [(w \cdot x_k) + \eta] \geq 1 \end{cases} \quad (7)$$

式中, $L(x)$ 表示超平面之间距离; w 表示约

束权重; y_k 表示平面范围, $y_k \in [-1, 1]$; η 表示分类阈值。

对于该极值问题,采用拉格朗日函数求解,使得该极值问题与拉格朗日函数的鞍点密切相关,即满足对 w 和 η 的偏导为 0,基于此,构建的最优分类超平面的函数可表示为:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{k=1}^L c_k y_k x_k + \eta\right) \quad (8)$$

式中, c_k 表示位于标准超平面之上的支持向量元素之一。对一类非线性问题,只需将一类向量与一类向量相对应,并用最优分类超平面进行求解,即可得到类函数。

在 SVM 基础上,将其划分成两个步骤:第一步是在训练步骤中,利用已知的正常和故障状态下的不同特征样本来对支撑向量机进行训练,寻找出训练样本中的支撑向量,并以此来决定最优的分类超平面。第二步是故障诊断,在该过程中将相关的数据装载到该过程中,并按照最佳分类水平,对待检测样本进行分类决策,将该过程视为以支持向量机为基础的故障检测过程,如图 3 所示。

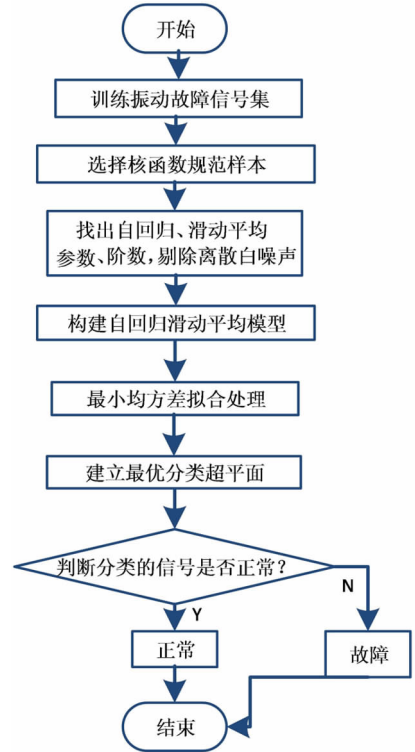


图 3 基于 SVM 故障诊断步骤

根据图 3 所设计的诊断步骤,结合最优分类超平面函数,设定分类阈值 δ ,当 $f(x) \geq \delta$ 时,说明检测结果正常;当 $f(x) < \delta$ 时,说明检测结果故障,由此完成自动扶梯踏板振动的故障检测。

3 实 验

3.1 实验装置

以一家大型购物中心为研究对象,采用测试仪器对一部于 2019 年 10 月投入运行的自动扶梯进行了测试。在测试过程中,可以利用加速模块 APP,并对 WIFI 工组网测试,在 APP 端输入测试编号和设备信息等信息后,就会开启自动扶梯的上行。当恢复到正常的速度后,打开数据采集功能,并迅速地将加速器模块放在第一脚踏板的前面,如图 4 所示。



图 4 现场检测装置

使模组 X 测定轴线与扶梯踏板 X 坐标重合,即为与升降机运转之逆向。在检测自动扶梯踏板倾斜度时,操作 APP 完成了数据的收集,迅速通过加速模块登记相关数据,并分析振动数据。

3.2 实验过程

在对自动扶梯踏板进行振动试验之前,必须先切断可能对试验产生不利作用的外界震动来源,并在脚踏启动过程结束后再进行实验。

三条轴的方向都服从右坐标定律,X 轴线向下,与踏板方向平行,Z 轴线向上,与踏板成直角,Y 轴正相交踏板 X 轴和 Z 轴。自动扶梯踏板振动实验过程如下所示:首先,当自动扶梯梯级通过梳齿与梯级面相交处时,采用 MEMS 三轴加速度传感器,校准自动扶梯梯级的测量坐标,采样频率为 100 Hz,时长为 10 s。总数据量为 1000 个样本,其中正常样本 800 个,故障样本 200 个,并将数据集平均划分为训练集和测试集。然后测试人员站在待测试脚掌的最后一阶脚掌上,踩着自动走道行走。之后在整个测试过程中,在测试踏板运转到自动扶梯倾斜区终点之前,无须再进行数据采集。最后通过对电梯斜坡部分的实测数据统计,并将收集到的振动数据集导出为 Excel 文件,保存到计算机中。使用 MATLAB 提供的 csvread 读取数据,使用 MATLAB 提供的信号处理工具箱中的函数滑

动窗口平均法、低通滤波器对数据进行去噪、滤波和去趋势等处理。使用训练集上的数据,通过 MATLAB 的 fitsvm 函数训练多个 SVM 模型,并通过投票法将多个模型集成为一个融合 SVM 模型。在测试集上进行时域分析,通过自相关函数分析提取特征,计算出信号的幅值作为特征向量,将特征向量输入已训练好的融合 SVM 模型进行分类,根据模型的输出结果进行故障判断。

3.3 故障信号解析

通过实验过程及实验装置,发现踏板转子发生故障,因此,对踏板转子 X、Y、Z 方向的振动故障信号波动幅值进行分析,可用图 5 表示。

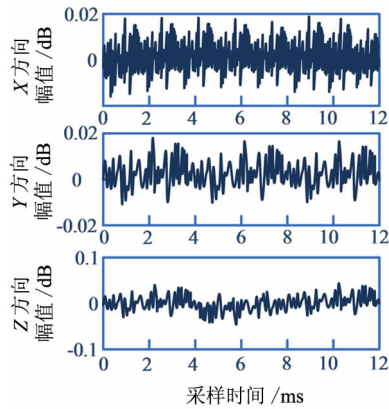


图 5 X、Y、Z 方向实际振动故障信号波动幅值

由图 5 可知,踏板转子发生故障后,X 方向振动故障信号波动幅值为 $[-0.02\text{ dB}, 0.02\text{ dB}]$,Y 方向振动故障信号波动幅值为 $[-0.01\text{ dB}, 0.02\text{ dB}]$,Z 方向振动故障信号波动幅值为 $[-0.05\text{ dB}, 0.05\text{ dB}]$,X 方向振动故障信号比 Y、Z 方向密集。

3.4 实验结果与分析

使用基于振动感知的故障检测方法、基于振动频响法的故障检测方法、基于振动传感器的故障检测方法和融合 SVM 和传感器数据的检测方法,对比分析振动故障信号波动幅值,其中 X 方向波动幅值如图 6 所示。

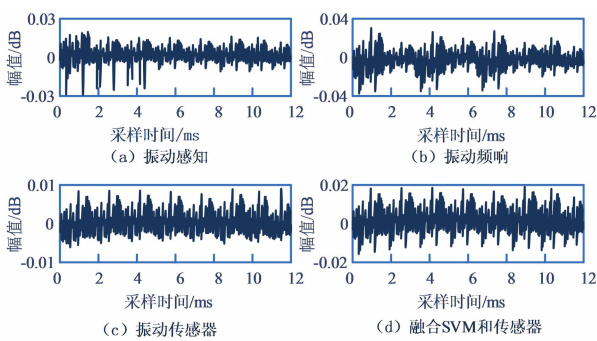


图 6 不同方法 X 方向波动幅值检测结果分析

由图 6 可知,使用四种故障检测方法的故障信号波动幅值,依次为 $[-0.03 \text{ dB}, 0.15 \text{ dB}]$ 、 $[-0.04 \text{ dB}, 0.04 \text{ dB}]$ 、 $[-0.005 \text{ dB}, 0.01 \text{ dB}]$ 、 $[-0.02 \text{ dB}, 0.02 \text{ dB}]$,只有使用所研究方法与实际 X 方向振动故障信号波动幅值一致。

使用不同方法的 Y 方向波动幅值检测结果,如图 7 所示。

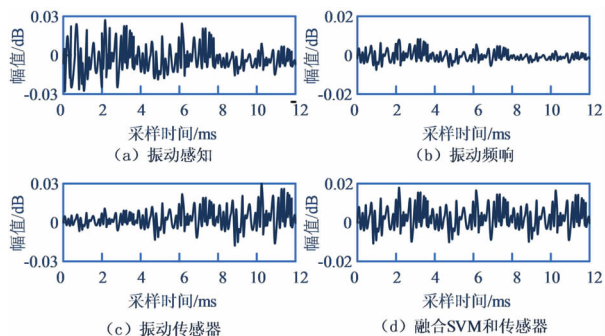


图 7 不同方法 Y 方向波动幅值检测结果分析

由图 7 可知,使用四种故障检测方法的故障信号波动幅值,依次为 $[-0.03 \text{ dB}, 0.03 \text{ dB}]$ 、 $[-0.01 \text{ dB}, 0.01 \text{ dB}]$ 、 $[-0.016 \text{ dB}, 0.03 \text{ dB}]$ 、 $[-0.01 \text{ dB}, 0.02 \text{ dB}]$,只有使用所研究方法与实际 Y 方向振动故障信号波动幅值一致。

使用不同方法的 Z 方向波动幅值检测结果,如图 8 所示。

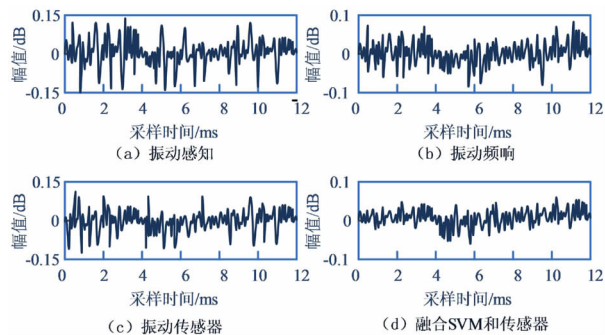


图 8 不同方法 Z 方向波动幅值检测结果分析

由图 8 可知,使用四种故障检测方法的故障信号波动幅值,依次为 $[-0.15 \text{ dB}, 0.15 \text{ dB}]$ 、 $[-0.01 \text{ dB}, 0.01 \text{ dB}]$ 、 $[-0.015 \text{ dB}, 0.15 \text{ dB}]$ 、 $[-0.06 \text{ dB}, 0.05 \text{ dB}]$,使用所研究方法与实际 Z 方向振动故障信号波动幅值最接近,只存在 0.01 dB 的幅值波动误差。

4 结 论

融合 SVM 分类算法和传感器数据,提出了一种新的自动扶梯踏板振动故障检测方法,基于支持

向量机 SVM 的故障特征提取算法,可以有效地克服常规识别算法中模式模糊的问题,实现对自动扶梯踏板振动故障特征分量的有效识别,并通过实验验证了所研究方法检测结果精准。该方法可以有效地挖掘多个信源间的冗余和互补性,极大地提升了检测精度,减少了检测过程的不确定因素,优于现有的多传感器联合检测算法。

参考文献

- [1] 高树国,张明文,吴书煜,等.基于振动感知的油浸式电抗器松动故障检测方法[J].振动与冲击,2022,41(11):42-49.
- [2] 丁彬,吕亮,刘强,等.基于振动频响法的变压器绕组松动故障检测方法研究[J].高压电器,2022,58(9):203-209.
- [3] 朱广贺,朱智强,袁逸萍.基于振动传感器的风力发电机故障检测算法[J].传感技术学报,2023,36(1):108-112.
- [4] 张毅,郝高岩,刘璇.改进变分模态分解包络谱分析在自动扶梯轴承故障诊断中的应用[J].轴承,2021(7):46-51.
- [5] 蒲金飞,侯占强,吴学忠,等.基于蝶翼式 MEMS 振动传感器的轴承故障信号检测方法[J].传感技术学报,2022,35(4):433-439.
- [6] 林万德,王生杰,包正红,等.基于谐波与振动特性的大型调相机转子偏心故障诊断方法[J].河南理工大学学报(自然科学版),2021,40(6):132-139.
- [7] 林树青,陈仕鸿,黄宇.面向机械振动故障诊断的无线传感器网络信号采集[J].机械设计与制造,2023(4):96-100.
- [8] 郭旭,骆勇鹏,王林望,等.基于 CNN 与 DCGAN 的结构振动监测传感器故障诊断及监测数据恢复[J].铁道科学与工程学报,2022,19(11):3383-3395.
- [9] 方一鸣,阎淑雅,李建雄,等.SS-DEWMA 图多目标优化及在输出传感器故障检测中的应用[J].控制与决策,2022,37(6):1656-1664.
- [10] 王涛,林培杰,周海芳,等.采用 ELM 和优化电压传感器布局的光伏阵列故障检测与区域定位[J].福州大学学报(自然科学版),2022,50(4):475-482.
- [11] 张毅,李欣.基于振动分析的自动扶梯状态监测与预警系统研究[J].都市轨道交通,2021,34(6):149-154.
- [12] 林涛,张达,王建君.改进 LSTM-RF 算法的传感器故障诊断与数据重构研究[J].计算机工程与科学,2021,43(5):845-852.
- [13] 梁海波,成刚,张志东,等.多传感器检测管道缺陷数据融合方法[J].激光与光电子学进展,2023,60(4):316-324.
- [14] 商俊燕,丁辉,胡学龙.基于 XGBoost 的无线传感器网络冗余数据检测算法[J].传感技术学报,2022,35(11):1568-1572.
- [15] 傅成城,高成,黄姣英.基于接触面优化方法和整体仿真的压缩式压电振动传感器固有频率优化[J].仪表技术与传感器,2021(7):38-43.
- [16] 皮瑶,刘惠康,李倩.基于柔性薄膜阵列压力传感器的抱闸故障诊断[J].高技术通讯,2021,31(8):836-843.
- [17] 文艺,伍康,王力军.绝对重力测量中振动传感器振动补偿性能的分析[J].物理学报,2022,71(4):374-384.