



基于定子电流的牵引电机轴承故障诊断研究

王帆^{1,2}, 李娜^{1,2}

(1. 中车永济电机有限公司, 山西 永济 044502;
2. 轨道交通牵引电机山西省重点实验室, 山西 永济 044502)

摘要: 针对牵引电机加装的振动传感器易受线路环境与运行工况影响且维护成本高的问题, 文章提出一种基于牵引控制单元既有定子电流信号的轴承故障诊断方法。该方法首先对电流进行数据预处理, 提升数据质量; 再对电流信号数据进行变分模态分解, 基于最小包络熵提取并重构分解的最优分量; 随后通过滑动窗谱峭度分析实现二次滤波降噪, 并结合希尔伯特包络谱分析, 实现对微弱故障特征的有效提取; 在此基础上, 利用故障阈值的动态学习构建了综合诊断策略; 最后, 通过多组合工况下的盲测试验验证了该方法的有效性。试验结果表明, 文章所提方法可有效识别轴承早期故障。

关键词: 轨道交通; 牵引电机; 故障诊断; 包络熵; 变分模态分解; 谱峭度; 特征提取

中图分类号: U264.1; TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-128X(2026)01-0059-07

0 引言

轨道交通牵引电机轴承因长期承受高径向载荷与振动冲击, 易产生裂纹、剥落等疲劳损伤; 同时牵引逆变器PWM供电引发的轴电压可能击穿油膜, 造成电腐蚀, 加剧磨损; 而且列车运行线路的复杂工况、密封或润滑的失效也可能引入杂质, 导致工作面擦伤、振动加剧和温升异常。据统计, 轨道交通电机轴承的故障约占电机总故障的48%^[1], 且故障率显著高于普通轴承故障率, 因此轨道交通电机轴承故障的早期诊断对保障列车安全至关重要。

在电机轴承故障诊断方法中, 振动信号分析法已较为成熟。该方法借助振动加速度(或速度)传感器进行测量, 对机械损伤类故障具有较高灵敏度, 但其分析效果易受传感器安装条件及运行环境的影响^[1]。一方面在强振动冲击环境下信号的信噪比会显著降低, 因此传感器需精确定位和牢固安装^[2]; 另一方面在复杂运行工况下单一振动信号的可靠性有限, 多源干扰会削弱特征提取的稳定性^[3]。因此, 振动信号分析法存在一定的应用局限。基于温度阈值的监测方法虽能识别

故障, 但响应滞后, 往往只能在故障发生后报警, 缺乏早期预警能力。

近年来, 电机电流信号分析(motor current signature analysis, MCSA)方法因无须额外增加传感器而受到关注, 该方法可通过解析定子电流信号中蕴含的转矩波动与电磁特性变化信息间接识别机械异常^[4-6]。但在实际应用过程中, 牵引电机系统结构复杂度高, 制造与装配误差客观存在, 且PWM供电引入的大量谐波使故障特征频率常被强背景噪声淹没, 因此存在特征提取困难的问题^[7]。为提升低信噪比条件下的电机轴承故障诊断能力, 行业学者针对先进的信号处理与特征提取算法开展了大量研究。文献[8-9]采用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)及其优化形式, 通过自适应参数选择或多域信息融合增强故障特征的分离与提取能力; 文献[10-13]引入鸚鵡算法、蝴蝶优化算法及复合基尼指数等智能优化策略, 提升VMD分解的准确性及故障冲击显著性, 有效抑制噪声并增强诊断算法在强振动环境下的鲁棒性; 文献[14-15]采用CNN-SVM混合模型、三维混合融合网络等深度学习架构, 构建端到端的故障识别模型。尽管相关的研究不断深入, 但在工程实践中如何实现低算力、

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFB4301500)

通信作者: 王帆, 女, 高级工程师, 主要从事牵引系统故障预测与健康管理的研究; Email: 391163686@qq.com

引用格式: 王帆, 李娜. 基于定子电流的牵引电机轴承故障诊断研究[J]. 机车电传动, 2026(1): 59-65. DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2026.01.008.

Citation: WANG Fan, LI Na. Research on bearing fault diagnosis of traction motor based on stator current[J]. Electric drive for locomotives, 2026(1): 59-65. DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2026.01.008.

强噪声环境下早期微弱故障的稳定提取与诊断, 仍是当前亟待突破的技术难点。

基于上述分析, 本文提出一种基于定子电流信号的牵引电机轴承故障诊断方法, 以牵引控制单元(traction control unit, TCU)的故障预测与健康管理系统(prognostics and health management, PHM)板卡为硬件载体, 通过对电机电流进行基波抑制、VMD最优分量提取, 以及基于最大谱峭度准则的滤波降噪, 完成低信噪比条件下微弱故障特征的识别, 实现轴承早期故障的可靠诊断。

1 故障诊断机理

轴承故障在定子电流中的主要特征表现为电磁调制效应, 该调制作用主要由气隙偏心与转矩波动引起。一方面, 滚动体经过故障点会引发转子径向位移, 改变定子、转子间的气隙长度, 从而引起磁场分布的变化; 另一方面, 轴承故障所诱发的转轴振动会引起负载转矩波动, 进而加剧磁场的扰动。这两种机制均会改变气隙磁导与磁动势, 导致主磁通发生调制, 进而在定子绕组中感应出含故障特征的微弱周期性电流分量。因此, 可通过解析定子电流中的特定谐波成分实现轴承故障检测^[5-7]。根据文献[6]的分析, 基于轴承故障下的气隙偏心与转矩波动模型, 可分别推导出电流信号中对应的故障特征频率成分为:

$$f_{d1} = \begin{cases} |f_i \pm kf_{out}| \\ |f_i \pm f_r \pm kf_{in}| \\ |f_i \pm f_{cage} \pm kf_b| \end{cases} \quad (1)$$

$$f_{d2} = \begin{cases} |f_i \pm kf_{out}| \\ |f_i \pm kf_{in}| \\ |f_i \pm kf_b| \end{cases} \quad (2)$$

式中: f_{d1} 和 f_{d2} 分别为气隙偏心与转矩波动引起的定子电流故障特征频率; k 为谐波阶数, $k=1,2,3,\dots$; f_i 为供电电源频率; f_r 为电机旋转频率; f_{out} 、 f_{in} 、 f_b 和 f_{cage} 分别为依据电机旋转频率、轴承结构尺寸确定的轴承外圈、内圈、滚动体、保持架的固有故障特征频率, 其计算见式(3)。

$$\left. \begin{aligned} f_{out} &= 0.5z(1 - \frac{D_b}{D_c} \cos \beta) f_r \\ f_{in} &= 0.5z(1 + \frac{D_b}{D_c} \cos \beta) f_r \\ f_b &= 0.5 \frac{D_c}{D_b} (1 - \frac{D_b^2}{D_c^2} \cos^2 \beta) f_r \\ f_{cage} &= 0.5(1 - \frac{D_b}{D_c} \cos \beta) f_r \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中: z 为滚动体的数量; D_b 为滚动体的直径; D_c 为

滚动体的分布直径(节径); β 为滚动体的接触角。

2 故障诊断模型

当转速达到设定值, 电机电流基频稳定时, 首先对电机电流信号的原始数据依次进行预处理、变分模态VMD分解与基于最小包络熵的最优分量重构; 然后针对重构信号进行基于最大谱峭度的二次自适应滤波并开展包络谱分析, 实现微弱故障特征的提取; 最后基于动态学习进行阈值判别, 完成故障诊断与预警。诊断模型逻辑如图1所示。

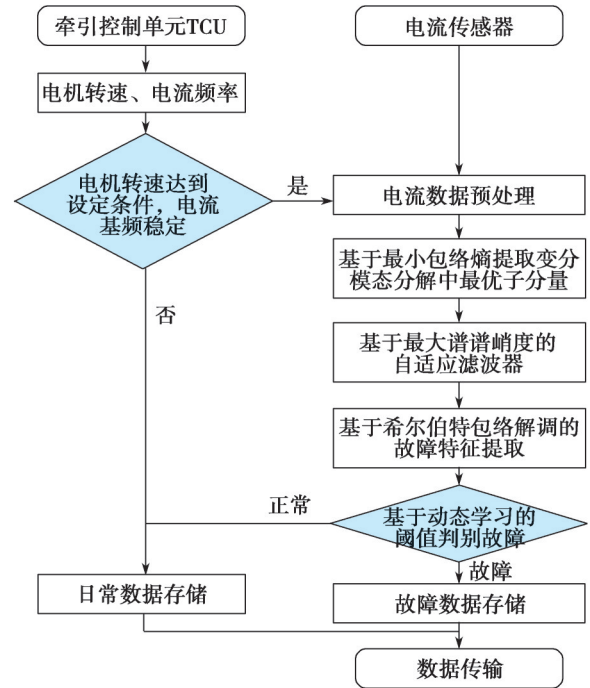


图1 基于电流的轴承故障诊断模型逻辑

Fig. 1 Logic of current-based bearing fault diagnosis model

2.1 数据预处理

轨道交通牵引电机受电机控制策略、牵引逆变电路死区效应或管压降等因素影响, 存在大量的时间谐波(如 $6k \pm 1$ 次谐波); 同时电机本体设计及制造工艺等非理想因素会致使气隙磁场发生畸变, 进而引入丰富的空间谐波(如齿谐波、相带谐波等)。因此, 需要对电流数据进行预处理以提升数据的信噪比和模型鲁棒性。预处理方法包括归一化处理和基波分量滤除。

本文采用 min-max 标准化方法对数据进行归一化处理, 将数据映射至 $[-1,1]$ 区间内, 以消除量纲差异并统一不同工况下的信号尺度。这有助于增强故障特征的区分度, 从而提高模型精度并加速寻优收敛。相关计算公式为

$$i_{norm} = 1 + 2 \times \frac{i - \min(i)}{\max(i) - \min(i)} \quad (4)$$

式中: i 为电机电流; i_{norm} 为归一化后的电机电流。

由于轴承早期故障在电流中产生的脉冲信号能量微弱, 而牵引逆变器供电电源中的基波分量能量高度集中, 使得故障特征极易被淹没。为此, 本文设计陷波滤波器对基波分量进行抑制。该滤波器阻带范围设定为 $[0.8f_b, 1.2f_b]$, 阻带最小衰减不小于 60 dB、通带最大纹波不大于 0.5 dB, 以保障基波成分被充分抑制、非阻带频段信号幅值稳定; 滤波器采用有限脉冲响应 (finite impulse response, FIR) 结构并结合汉宁窗函数进行设计, 其阶数依据电流实际采样频率与 PHM 板卡运算资源约束进行选择, 以实现基波成分的有效滤除。

2.2 基于包络熵的 VMD 最优分量提取

为进一步提取预处理后数据中的最优故障特征分量, 考虑到经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 易受噪声干扰而产生模态混叠, 从而影响故障特征分离, 本文选择 VMD 约束变分框架, 通过对中心频率与带宽迭代优化, 自适应地实现信号的频域分解, 生成 K 个中心频率互异的子分量, 抑制模态混叠。并基于 PHM 板卡算力、诊断时效性等约束, 结合抗模态混叠分析结果, 综合权衡计算效率与特征完整性。最终确定, K 的最优取值区间为 $[7, 11]$, 该值可在满足实时性需求的基础上实现模态分离度提升 40%。

首先对数据进行 K 层 VMD 分解, 得到 K 个子分量 i_{IMF} , 再分别对每个子分量 i_{IMF} 进行希尔伯特 (Hilbert) 变换, 其计算公式为

$$i_{IMFH}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{i_{IMF}(\tau)}{t - \tau} d\tau = i_{IMF}(t) * \frac{1}{\pi t} \quad (5)$$

式中: τ 为积分变量; $*$ 为卷积运算符。

然后以 $i_{IMF}(t)$ 为实部, 以 $i_{IMFH}(t)$ 为虚部, 构建复数形式的解析信号。该解析信号的幅值函数为子分量 $i_{IMF}(t)$ 的瞬时包络线 $i_{IMFE}(t)$, 计算公式为

$$i_{IMFE}(t) = \sqrt{i_{IMF}^2(t) + i_{IMFH}^2(t)} \quad (6)$$

最后对计算的每一个包络线 i_{IMFE} 进行零均值归一化处理得到数据 $A_p(t)$, 并基于此计算包络熵 E_A , 相关公式为

$$\left. \begin{aligned} A_p(t) &= \frac{i_{IMFE}(t)}{\sum_{i=1}^L i_{IMFE}(t)} \\ E_A &= - \sum_{i=1}^L A_p(t) \ln A_p(t) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: L 表示包络线 i_{IMFE} 的长度。

包络熵通过量化包络幅值序列的概率分布离散度, 来表征信号中瞬态冲击成分的周期性强度。其判断表现为: 熵值越小, 表明能量高度集中于周期性脉冲, 故障冲击特征越显著; 反之, 熵值越大, 则能量分布越均匀弥散, 信号越易受噪声主导。因此选取包络熵值最小的分量作为提取故障特征的最优分量, 并进行重构, 有效去除背景噪声, 以方便后续的数据处理

分析。

2.3 基于最大谱峭度的滤波降噪

根据谱峭度的计算公式可知, 该方法计算的关键在于逐条分析频谱线的峭度数值, 从而准确识别出非平稳信号集中的频带范围。基于谱峭度值最大化原则可筛选特征频带, 突出故障引发的冲击成分, 从而显著提升故障特征的识别能力^[13]。因此, 本文对提取的 VMD 最优子分量 i_{IMF} 进行基于最大谱峭度的二次滤波降噪, 实现对故障敏感频段的二次提取。

首先对最优分量 $i_{IMF}(t)$ 进行快速傅里叶变换, 得到其频谱函数 $F_{IMF}(f)$; 然后采用滑动窗技术, 在频谱上逐段计算局部谱峭度, 从而实现滑动窗谱峭度分析。为覆盖可能存在的谐波成分, 并实现对频谱的平滑精细扫描, 以式(1)和式(2)计算所得故障特征频率的最大值 f_{dmax} 的 2.56 倍为滑动窗的宽度, 以 f_{dmax} 的 1/100 为滑动窗的滑动步长, 依据峭度公式[式(8)]计算每个滑动窗内频谱的峭度值。谱峭度值最大的频段被认为是冲击脉冲等瞬态成分最集中、故障信息最丰富的敏感频带。

$$K_{IMF} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{F_{IMF}(i) - \bar{F}_{IMF}}{\sigma} \right)^4 = \frac{1}{\sigma^4 N} \sum_{i=1}^N (F_{IMF}(i) - \bar{F}_{IMF})^4 \quad (8)$$

式中: σ 为滑动窗内信号 $F_{IMF}(f)$ 的标准差; N 为滑动窗内信号 $F_{IMF}(f)$ 的长度; $\bar{F}_{IMF}$ 为均值。

基于识别出的敏感频带参数确定带通滤波器的中心频率与带宽, 采用汉宁窗函数作为滤波器的窗函数, 根据滤波器过渡带宽度确定滤波器阶数, 完成带通滤波器设计, 实现对最优分量的二次滤波, 以滤除电机电流信号中的低频分量以及超高频噪声频段, 同时保留并凸显蕴含故障冲击信息的中高频谐波脉冲载波频段。

2.4 特征提取与诊断

针对二次滤波后的时域信号, 先根据式(5)进行希尔伯特变换, 再根据式(6)计算得到其包络解调信号, 最后进行快速傅里叶变换以获得其包络谱。在包络谱分析中, 为抑制传感器的采集误差、轴承的尺寸公差等干扰, 采用以下量化与筛选策略: ①对依据式(1)和式(2)计算所得的每个故障特征频率 f_d , 取其在 $[f_d - M, f_d + M]$ 频带内包络谱幅值的最大值并记为 F_{max} (M 通常取 2 Hz); ②计算 $[f_d - N, f_d + N]$ 频带内包络谱幅值的平均值并记为 F_{mean} , 以此表征该频率附近的噪声与背景干扰水平 ($N > M$, 通常取 5 Hz); ③定义 R_{fd} 为 F_{max} 与 F_{mean} 的比值, 将 R_{fd} 作为该特征频率成分显著性及信噪比的度量; ④设定故障判定条件为连续 C 个分析周期内 R_{fd} 的累积量 R 超过阈值, 以增强鲁棒性, 避免偶发脉冲干扰。

此外，基于 R_{fd} 序列通过动态阈值判别策略进行健康状态评估时，该阈值可根据不同电机型号、轴承参数及运行工况（如负载、转速）进行自适应调整，通过在线学习拟合确定科学合理的阈值边界。若任何一个 f_d 对应的连续 C 次累积故障指标 R 超过当前故障报警阈值，则判定轴承状态为故障，否则视为状态正常。

3 试验验证

3.1 试验样本

故障诊断模型的轴承验证样本选用 NU214 轴承，按照式(3)计算出该轴承的故障特征频率系数，具体如表 1 所示。

表 1 故障特征频率系数

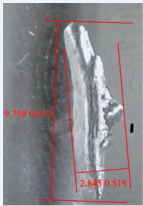
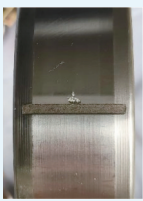
Table 1 Fault characteristic frequency coefficient

轴承部位	故障特征频率系数
外圈	6.933 6
内圈	9.066 4
滚动体	3.083 3
保持架	0.433 5

轴承故障样本是针对 NU214 轴承的内圈进行故障预制而得到，具体故障预制程度如表 2 所示。

表 2 轴承故障预制程度

Table 2 Predefined severities of bearing faults

轴承编号	失效面积/mm ²	失效深度/mm	实物图
15-12-314	9.8×2.8	0.25	
15-12-341	15.5×2.0	0.50	

故障诊断模型的电机验证样本为牵引电机 YJ92B2，使用 4 台 YJ92B2 电机与上述轴承故障样本按不同组合进行装配，形成 8 台试验样机，如表 3 所示。

3.2 试验工况与数据采集

YJ92B2 电机的额定转速为 4 142 r/min，额定转矩为 842 N·m，额定频率为 138.33 Hz。转速工况选取 4 种，分别为 900 r/min、1 800 r/min、2 700 r/min、4142 r/min。8 台试验样机分别在每种转速工况下先后以轻载（转矩为 421 N·m）和满载（转矩为 842 N·m）两种负载运

表 3 试验样机

Table 3 Test prototype

样机序号	电机整机编号	传动端轴承编号	轴承状态说明
样机 1	392B2xxx171	15-12-341	故障
样机 2	392B2xxx172	15-12-314	故障
样机 3	392B2xxx173	7-15-607	正常
样机 4	392B2xxx174	5-15-209	正常
样机 5	392B2xxx171	5-15-214	正常
样机 6	392B2xxx172	5-15-208	正常
样机 7	392B2xxx173	15-12-314	故障
样机 8	392B2xxx174	15-12-341	故障

行，进行电信号数据采集试验，以验证轴承故障诊断模型的有效性。具体试验现场情况如图 2 所示。

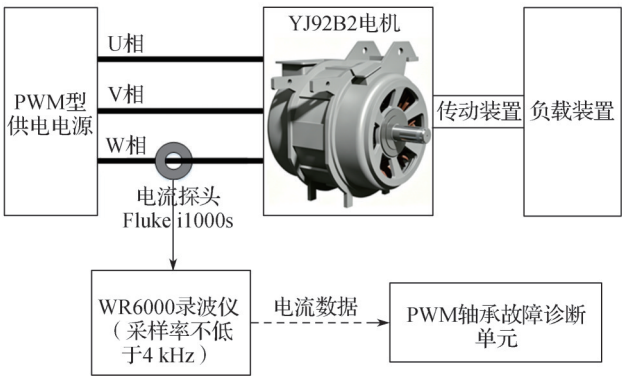


图 2 故障诊断模型验证试验

Fig. 2 Validation test of fault diagnosis model

故障诊断电信号的数据采集使用钳式交流电流探头 Fluke i1000s，采集频率不低于 4 kHz，采集时长不短于 2 min。

3.3 试验验证结果分析

以转速 4 142 r/min、满载工况下的试验数据为例进行分析，计算得出基波频率 f_1 为 140.35 Hz，根据式(1)和式(2)，结合表 1，可计算出轴承的电流故障特征频率如表 4 所示。

表 4 电流故障特征频率

Table 4 Current fault characteristic frequency

轴承部位	故障特征频率/Hz
外圈	338.3, 618.9
内圈	554.6, 697.2, 414.5, 835.3, 485.5, 766.2
滚动体	102.4, 323.3, 42.6, 383.1, 72.5, 353.2

当电机转速稳定在 4 142 r/min 时，首先按 2.1 节方法对正常与故障试验样机的电流原始数据进行预处理。原始数据与预处理数据的频谱分别如图 3、图 4 所示，预处理后数据为无量纲数据，从预处理后的信号频谱可以看出电流信号已去除基波分量。

然后进行 $K=11$ 的 VMD 分解，计算 11 个子分量的包络熵 E_A ，提取 E_A 最小的子分量进行重构。重构信号

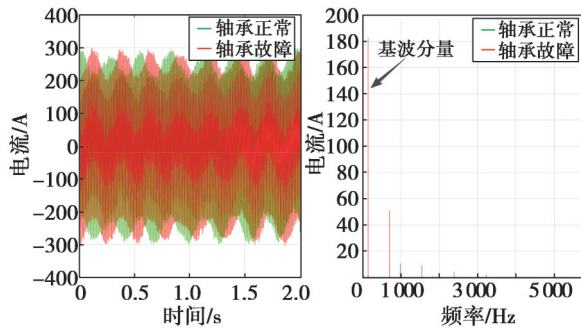


图3 原始数据时频域图

Fig. 3 Time-frequency domain plot of raw data

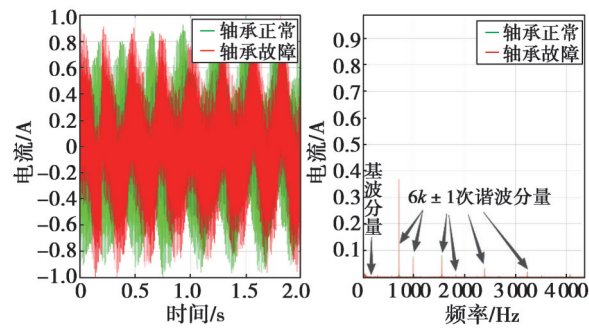


图4 预处理数据时频域图

Fig. 4 Time-frequency domain plot of preprocessed data

的时域图与频域图如图5所示。由图5可知, 重构信号已有效去除电流信号中由PWM控制引入的 $6k \pm 1$ 次谐波等背景噪声。

计算重构后的时域信号频谱, 再通过滑动窗移动式地分段求取谱峭度。滑动窗宽度取835 Hz的2.56倍, 滑动步长取5 Hz。选取谱峭度指标最大的频段进行带通滤波器设计, 实现对重构时域信号的二次滤波降噪处理。降噪后信号的时域图与频域图如图6所示。由图6可知, 滤波后的信号主要集中在中高频段。

对二次滤波后的时域信号进行希尔伯特包络解调、快速傅里叶变换, 获得的包络谱如图7所示。提取表4

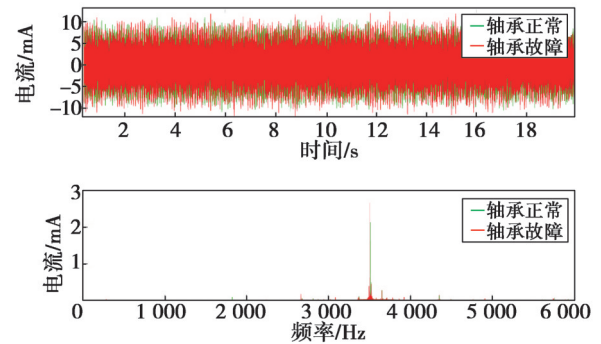


图5 VMD最优分量时频图

Fig. 5 Time-frequency plot of optimal VMD components

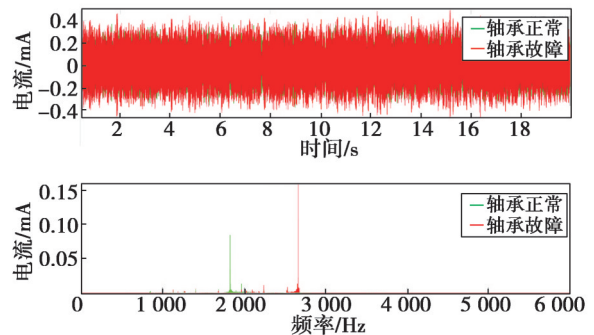


图6 基于最大谱峭度滤波的信号时频域图

Fig. 6 Time-frequency plot of signals filtered by maximum spectral kurtosis

所列各故障特征频率 f_d 在 ± 2 Hz附近频带范围内的包络谱峰值幅值信息, 可以看出故障电机的包络谱峰值幅值较大, 故障特征较为明显。按2.4节方法计算各故障特征频率对应的 R_{fd} , 以及连续10次累积的特征量 R 。考虑到正常电机的特征量 R 均小于35, 故障电机特征量 R 多大于50, 且内圈故障特征频率414.5 Hz、485.5 Hz、554.6 Hz、697.2 Hz所对应的特征量 R 均大于100, 因此将动态学习工况下的故障阈值设置为100, 当特征量超过故障阈值时输出轴承状态故障信息, 否则输出轴承状态正常信息。

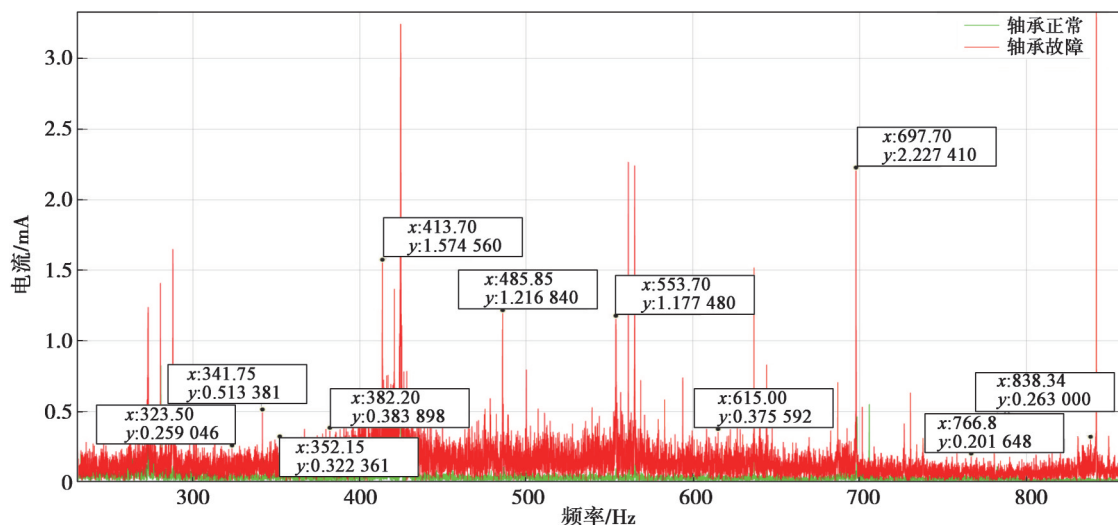


图7 轴承故障诊断包络谱

Fig. 7 Envelope spectrum for bearing fault diagnosis

最后,针对8台验证样机、4种转速(900 r/min、1 800 r/min、2 700 r/min、4 142 r/min)、两种工况(满载与轻载)共采集64组数据,每组数据的跨越时长不小于2 min,从中随机抽取10段4 s样本,共计640个样本进行模型验证。统计结果显示,本文诊断模型的准确率达到93.75%,与文献[16]所提出的基于振动特征融合机器学习的方法(准确率94.5%)相比,诊断性能基本一致,从而验证了所提方法的有效性和可靠性。同时,与基于振动的诊断方法相比,本文方法具备低成本、易部署的显著优势,适用于鼠笼、双馈及永磁电机等多种电机类型的滚动轴承故障诊断;但本文方法对电机运行工况较为敏感,需引入转速追踪算法以增强鲁棒性,同时融合深度学习与先验知识,进一步提升诊断模型的泛化能力和精度。在嵌入式部署方面,本文模型在PHM板卡上的单次执行时间低于500 ms,算力资源占用率小于30%,满足实际工程应用条件。

4 结论

针对振动传感器安装受限、成本高且易受干扰的问题,本文提出了一种基于既有定子电流信号的诊断方法,并以YJ92B2牵引电机数据为故障样本,在多种转速与负载工况下完成了该方法对牵引电机故障诊断效果的验证,得出以下结论:

①基于最小包络熵的VMD最优分量提取方法能够提取电流信号中的故障特征成分,显著抑制模态混叠现象,有效去除PWM控制下电机电流的强背景噪声。

②通过滑动窗谱峭度分析实现基于最大谱峭度的二次滤波降噪,能够锁定包含故障冲击信息的敏感频段,增强了故障特征,显著提升信噪比。

③本文模型通过了多组合工况下的盲测试验验证,在无须加装任何额外传感器的条件下实现了对轴承故障的有效识别,诊断准确率达93.75%,且在PHM板卡上拥有较高的执行效率和较低的资源占用率,满足工程应用的要求。

参考文献:

- [1] 谢承辉,王星,肖发厚,等.轴承故障模式与故障诊断方法综述[J].计算机测量与控制,2025,33(4):1-9.
XIE Chenghui, WANG Xing, XIAO Fahou, et al. A review of bearing fault modes and fault diagnosis methods[J]. Computer measurement & control, 2025, 33(4): 1-9.
- [2] 李继伟,马浩,尚朋飞.零序电流及改进峰值能量法在电机滚动轴承故障诊断中的应用[J].煤矿机械,2024,45(4):173-175.
LI Jiwei, MA Hao, SHANG Pengfei. Application of zero sequence current and improved peak energy method on fault diagnosis of motor rolling bearing[J]. Coal mine machinery, 2024, 45(4): 173-175.
- [3] 王妍,梁洁,顾晓光,等.基于振动和电流双模块滚动轴承故障诊断监控方法:CN202311824759.7[P].2023-12-27.
WANG Yan, LIANG Jie, GU Xiaoguang, et al. A monitoring method for rolling bearing fault diagnosis based on vibration and current dual modules: CN202311824759.7[P]. 2023-12-27.
- [4] 魏勇召,马龙.基于定子电流信号分析的机车牵引电机轴承故障诊断方法[J].电力机车与城轨车辆,2025,48(2):116-119.
WEI Yongzhao, MA Long. Fault diagnosis method for locomotive traction motor bearings based on stator current signal analysis[J]. Electric locomotives & mass transit vehicles, 2025, 48(2): 116-119.
- [5] 宋向金,刘志成,王照伟,等.无速度传感器下基于定子电流交轴分量的滚动轴承外圈故障诊断[J/OL].轴承:1-9.(2025-02-26) [2025-10-25]. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=yLAonKG4u-S1PRslt7zjis-s1-Zs59G7VRM6YGMM6uNi5J4fh3e9zPbkTUSf0RyywdxFUgkoiNRZ9-q847a9_TreAHsZseqelugkNfF68jWn3_HP49baWHbCkLt-dLGb_ollpzn5zleWLxCI7UEazFr4ky4Z2BCzYOncdkSi-jN_L0AsKRPWjjxw==&uniplatform=NZKPT&language=CHS.
SONG Xiangjin, LIU Zhicheng, WANG Zhaowei, et al. Sensorless fault diagnosis for rolling bearing outer ring based on the quadrature component of the stator current[J/OL]. Bearing: 1-9. (2025-02-26) [2025-10-25]. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=yLAonKG4u-S1PRslt7zjis-s1-Zs59G7VRM6YGMM6uNi5J4fh3e9zPbkTUSf0RyywdxFUgkoiNRZ9-q847a9_TreAHsZseqelugkNfF68jWn3_HP49baWHbCkLt-dLGb_ollpzn5zleWLxCI7UEazFr4ky4Z2BCzYOncdkSi-jN_L0AsKRPWjjxw==&uniplatform=NZKPT&language=CHS.
- [6] 谢子峰.基于电气特征分析的电机轴承故障诊断方法研究[D].北京:华北电力大学,2022.
XIE Zifeng. Research on fault diagnosis method of motor bearing based on electrical characteristic analysis[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2022.
- [7] 冯江华.基于电信号的高速列车动力链诊断技术研究[J].机车电传动,2021(1):1-9.
FENG Jianghua. The research on diagnosis technology of high-speed train power chain based on electrical signal[J]. Electric drive for locomotives, 2021(1): 1-9.
- [8] 李志龙.基于自适应参数选择变分模态分解的电主轴轴承故障诊断研究[D].北京:北京交通大学,2023.
LI Zhilong. Fault Diagnosis of spindle bearings based on adaptive parameter selection variational mode decomposition[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2023.
- [9] 王涛,石永进,李继伟,等.优化VMD在高速列车牵引电机轴承故障诊断中的应用[J].机车电传动,2022(4):180-186.
WANG Tao, SHI Yongjin, LI Jiwei, et al. Application of op-

- timized VMD in fault diagnosis of motor bearings of high-speed train[J]. *Electric drive for locomotives*, 2022(4): 180-186.
- [10] 李刚强, 徐昌健, 杨斌, 等. 基于VMD分解和多域信息融合的轴承故障诊断方法[J]. *建设机械技术与管理*, 2025, 38(2): 14-17.
- LI Gangqiang, XU Changjian, YANG Bin, et al. Fault diagnosis method based on VMD decomposition and information fusion[J]. *Construction machinery technology & management*, 2025, 38(2): 14-17.
- [11] 孙姿姣, 周湘贞, 李松洋. 鹈鹕算法参数优化VMD联合SVDS的电机轴承故障诊断[J]. *机械设计*, 2025, 42(4): 150-155.
- SUN Zijiao, ZHOU Xiangzhen, LI Songyang. Bearing fault diagnosis of electric machinery based on VMD with parameters optimized by pelican optimization algorithm(POA) and singular value difference spectrum (SVDS)[J]. *Journal of machine design*, 2025, 42(4): 150-155.
- [12] 张东兴, 杨岗, 周奥, 等. 基于仿真试验和BOA-VMD的轴箱轴承故障特征提取算法研究[J]. *机车电传动*, 2022(2): 105-112.
- ZHANG Dongxing, YANG Gang, ZHOU Ao, et al. Research on axle-box bearing fault feature extraction algorithm based on simulation test and BOA-VMD[J]. *Electric drive for locomotives*, 2022(2): 105-112.
- [13] 杨岗, 徐五一, 邓琴, 等. 基于复合基尼指数和最大相关峭度特征模态分解的轴承故障诊断算法[J]. *机车电传动*, 2023(4): 9-17.
- YANG Gang, XU Wuyi, DENG Qin, et al. Bearing fault diagnosis algorithm based on maximum correlated kurtosis feature mode decomposition and compound Gini index[J]. *Electric drive for locomotives*, 2023(4): 9-17.
- [14] WANG X H, MENG R X, WANG G T, et al. The research on fault diagnosis of rolling bearing based on current signal CNN-SVM[J]. *Measurement science and technology*, 2023, 34(12): 125021.
- [15] HUANG X F, XIE T L, HU J X, et al. Three-dimensional hybrid fusion networks for current-based bearing fault diagnosis[J]. *Measurement science and technology*, 2024, 35(2): 025126.
- [16] 周乐, 孙文磊, 栗鑫豪, 等. 融合机器学习与振动特征的风电主轴轴承故障预警研究[J/OL]. *机床与液压*: 1-13. (2025-10-30) [2025-11-25]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1259.th.20251030.0846.009.html>.
- ZHOU Le, SUN Wenlei, LI Xinhao, et al. Fault early warning study of wind turbine main shaft bearing by integrating machine learning and vibration features[J/OL]. *Machine tool & hydraulics*: 1-13. (2025-10-30) [2025-11-25]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1259.th.20251030.0846.009.html>.

Research on bearing fault diagnosis of traction motor based on stator current

WANG Fan^{1,2}, LI Na^{1,2}

(1. CRRC Yongji Electric Co., Ltd., Yongji, Shanxi 044502, China;

2. Shanxi Key Laboratory of Traction Motor for Rail Transit, Yongji, Shanxi 044502, China)

Abstract: To address the issues that vibration sensors installed on traction motors are susceptible to interference from track environments and operating conditions and that the maintenance costs are high, this paper proposes a bearing fault diagnosis method utilizing the existing stator current signals from the traction control unit. Firstly, the data preprocessing of current signals was performed to enhance the data quality. Secondly, the variational mode decomposition (VMD) was applied, and the optimal components of the decomposition were selected and reconstructed based on the minimum envelope entropy criterion. Thirdly, the secondary filtering and noise reduction were performed via sliding-window spectral kurtosis analysis. Fourthly, Hilbert envelope spectrum analysis was employed to effectively extract the weak fault characteristics. Fifthly, a comprehensive diagnostic strategy was established by dynamically learning the fault threshold. Finally, the effectiveness of the proposed method was demonstrated through blind tests under multiple combined conditions. The test results show that the method can reliably detect incipient bearing faults.

Keywords: rail transit; traction motor; fault diagnosis; envelope entropy; variational mode decomposition; spectral kurtosis; feature extraction