

高速磁浮长定子绕组故障能量聚集型时频诊断*

牛 刚¹, 袁郡遥¹, 董 勋¹, 周 颖²

(1. 同济大学车辆与载运系 上海, 201804) (2. 高速磁悬浮交通技术国家重点实验室 青岛, 266031)

摘要 针对长定子直线同步电机(long-stator linear synchronous motor, 简称LSLSM)定子绕组匝间短路(stator winding inter-turn short circuit, 简称ITSC)故障在强噪声与复杂工况下特征微弱, 传统电机电流特性分析方法难以实现早期精准检测的问题, 提出了一种基于迭代自适应多重同步压缩变换(iterative adaptive multiple synchronous compression of transform, 简称IAMST)的时频分析方法, 通过最优路径搜索与时频脊线压缩提升故障特征能量聚集性, 实现LSLSM定子绕组故障的可靠识别。首先, 建立常导高速磁浮机-电-磁耦合模型, 揭示ITSC故障下 d 轴电流残差信号以二次谐波为主导的故障特征机理, 并分析其对车辆牵引性能的影响; 其次, 提出IAMST算法, 采用改进型Viterbi算法结合动态指数平滑预测, 实现强噪声环境下瞬时频率(instantaneous frequency, 简称IF)的精准初始化; 然后, 通过迭代压缩细化机制, 将时频能量聚焦于真实IF脊线, 克服传统方法的交叉干扰与噪声敏感性问题; 最后, 基于硬件在环(hardware-in-the-loop, 简称HIL)平台开展故障注入实验。结果表明, IAMST方法为非平稳信号时频分析提供了一种抗噪性强、特征分辨率高的解决方案, 为磁浮列车LSLSM定子绕组早期故障检测提供了可靠的技术支撑。

关键词 直线同步电机; 匝间短路; 能量聚集; 瞬时频率; 故障检测

中图分类号 TH165.3; TN911.7

引 言

磁浮列车突破了传统轮轨系统的黏着极限, 可实现500 km/h~600 km/h的超高速运行^[1], 作为核心推进单元, LSLSM承担着机电能量转换与动力传递的关键功能。由于电机长期暴露于户外恶劣工况, 冲击电流的瞬态应力易引发绕组绝缘劣化, 因此需要进行绕组状态检测以预防重大事故发生。

据统计, ITSC故障约占直线同步电机故障的35%~40%^[2]。故障绕组会引起气隙磁场畸变和额外损耗, 使电机效率下降5%~15%。随着故障程度的加深, 早期微弱的匝间短路可能在短期内发展为相间短路等严重故障。此外, 短路点产生的巨大热量会导致永磁体发生不可逆的退磁现象^[3], 影响电磁感应输出的扭矩质量。扭矩波动随着故障程度的增加而增大, 从而导致振动加剧。在严重的情况下, 电机的运行性能以及平均使用寿命都会受到影响^[4]。因此, 检测早期ITSC故障对电机可靠运行至关重要。

基于电机电流特性分析(motor current signature analysis, 简称MCSA)的故障诊断方法作为一

种非侵入式技术, 具有以下优势^[5]: ①信号采集过程具有非干扰特性; ②电流信号对于传输路径具有鲁棒性; ③电流传感器兼具成本效益与安装便利性。

虽然MCSA诊断技术在诸多应用场景中表现优异, 但在LSLSM定子绕组故障检测中仍存在挑战。在变工况时, 对于同步旋转坐标系 dq 轴下的电流信号, 直流分量和复杂的边带会掩盖绕组故障频率。因此, 如何准确识别时变的IF参数对于电机故障检测至关重要。常见的时频分析方法主要有维格纳分布^[6]和小波变换^[7]等, 这些传统方法存在时频分辨率差的问题。为了提高非平稳信号的时频分析精度, 学者们提出了时频压缩的方法。Daubechies等^[8]提出了同步压缩小波变换(synchrosqueezing wavelet transform, 简称SWT), 该方法通过对小波变换得到的时频曲线进行处理, 有效增强时频聚集性。由于时频谱能量无法完全聚集在信号的时频脊线处^[9], 因此Oberlin等^[10]提出了二阶同步压缩变换。Pham等^[11]通过递推的方式提出了高阶同步压缩变换。Yu^[12]提出了多重同步压缩变换(multi-synchrosqueezing transform, 简称MSST), 但易受到多分量信号的交叉干扰^[13]。

* 国家自然科学基金面上资助项目(52475121); 高速磁悬浮运输技术国家重点实验室资助项目(SKLM-SFCF-2024-013)

收稿日期: 2025-06-26; 修回日期: 2025-08-01

笔者提出了一种名为 IAMST 时频分析方法。通过最优路径搜索和时频脊线压缩来提升信号时频脊线的能量聚集性,提高故障特征提取精度。采用改进型 Viterbi 算法结合动态指数平滑预测,实现强噪声环境下 IF 的精准初始化。通过迭代压缩细化机制,将时频能量聚焦于真实 IF 脊线处,克服传统方法的交叉干扰与噪声敏感性问题。利用 d 轴电流残差信号的二次谐波特征,进行 LSLSM 定子绕组故障检测。

1 LSLSM 定子绕组故障分析

LSLSM 是常导高速磁浮系统实现牵引和悬浮的核心部分,列车悬浮架上安装的悬浮电磁铁作为动子(次级),与轨道上的长定子(初级)相互作用,中间的悬浮夹层形成了气隙磁场。图 1 为 LSLSM 结构图。

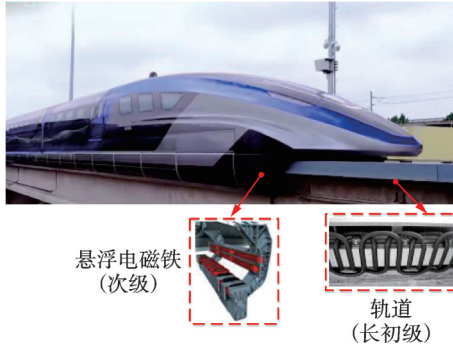


图 1 LSLSM 结构图

Fig.1 Structure diagram of LSLSM

1.1 具有 ITSC 故障的 LSLSM 建模

LSLSM 作为常导高速磁浮系统的核心部件,其运行状况直接影响整个系统的性能与安全。LSLSM 在大电流、高频率的持续作用下,局部温度过高会导致线缆绝缘层加速老化,严重时会产生破损,形成三相匝间短路。

图 2 为 LSLSM 定子绕组 A 相 ITSC 的等效电路模型。

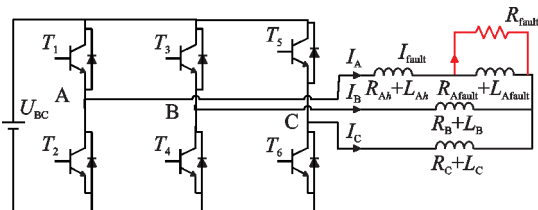


图 2 电机 A 相 ITSC 等效电路模型

Fig.2 Equivalent model of ITSC for phase-A

匝间短路故障会在电流信号中引入边频带,可以通过检测谐波频率来识别故障。由于电流基频的主导地位和故障边频带的复杂性,故障分量难以直观辨识。因此,本研究利用匝间短路故障模型推导出 dq 轴电流,进而分析 dq 轴电流的时变频率。

匝间短路故障的 dq 轴电气方程^[14]可以写为

$$\begin{cases} U_{dfault} = R_s(I_d - \Delta I_d) + L_d \frac{d}{dt}(I_d - \Delta I_d) - \omega_e L_q(I_q - \Delta I_q) \\ U_{qfault} = R_s(I_q - \Delta I_q) + L_q \frac{d}{dt}(I_q - \Delta I_q) + \omega_e L_d(I_d - \Delta I_d) + \omega_e \psi \end{cases} \quad (1)$$

其中: ΔI_d 、 ΔI_q 为由故障引起的 dq 轴的电流残差; I_d 、 I_q 为 dq 轴电流; L_d 、 L_q 为定子绕组经坐标变换后在 dq 轴的等效电感; θ_{fault} 为故障电流初始相位角; ω_e 为额定的角速度。

dq 轴电流残差分别为

$$\begin{cases} \Delta I_d = \frac{2}{3} \mu I_{fault} \cos(\theta + \theta_{fault}) \\ \Delta I_q = -\frac{2}{3} \mu I_{fault} \sin(\theta + \theta_{fault}) \end{cases} \quad (2)$$

当电机发生匝间短路故障时,短路电阻较小,且绕组的磁链中,高次谐波的幅值占比非常小。根据图 2 可以推导出

$$I_{fault} = \frac{\mu e_a}{R_{fault}} = \frac{\mu \psi_A \sin(\theta + \theta_{fault})}{R_{fault}} = \tilde{I}_{fault} \sin(\theta + \theta_{fault}) \quad (3)$$

其中: $\tilde{I}_{fault}$ 为故障电流。

将式(3)代入式(2),可得

$$\begin{cases} \Delta I_d = \frac{2}{3} \mu I_{fault} \cos(\theta + \theta_{fault}) = \frac{1}{3} \mu \tilde{I}_{fault} \sin(2\theta + 2\theta_{fault}) \\ \Delta I_q = -\frac{2}{3} \mu I_{fault} \sin(\theta + \theta_{fault}) = -\frac{1}{3} \mu \tilde{I}_{fault} + \frac{1}{3} \mu \tilde{I}_{fault} \sin(2\theta + 2\theta_{fault} - \frac{\pi}{2}) \end{cases} \quad (4)$$

由式(4)可以看出,当电机发生匝间短路故障时, ΔI_d 主要以二阶谐波形式组成, ΔI_q 主要以基波直流分量和二阶谐波形式组成,且二者的幅值都与匝间短路故障严重程度密切相关。

1.2 定子绕组故障对车辆系统特性影响

为研究 LSLSM 定子绕组发生 ITSC 故障后,对车辆系统运行的影响,选取上海高速磁浮线路轨道谱^[15]作为轨道激励输入,以引入轨道不规则的随机特性。

令车辆从静止状态以 2.5 m/s^2 的加速度加速至

400 km/h,然后以 2.0 m/s^2 的加速度加速至 600 km/h 后保持匀速行驶,在 72 s 时车辆进入匀速运行阶段。此时,向线路左侧某一定子段的 A 相注入短路故障,故障点为定子段中点,短路比为 50%。ITSC 故障对车辆系统特征的影响如图 3 所示。故障时三相电流产生波动,相位出现轻微的不对称。

在实际运行工况下,故障数据与正常数据之间

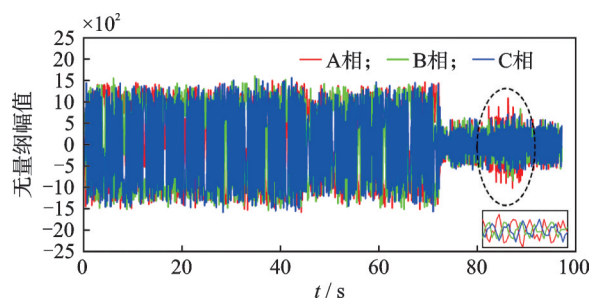


图 3 ITSC 故障对车辆系统特征的影响

Fig.3 Influence of ITSC faults on the characteristics of vehicle system

的幅值只有微小差异,随着匝间短路程度的恶化,这种差异略有增加。由于电流幅值易受到噪声的影响,匝间短路故障数据与正常数据在时域和频域差异较小,故障特征极其微弱,这给特征提取和故障检测带来巨大挑战。

2 基于迭代自适应压缩变换的绕组故障特征提取方法

在复杂工况下,故障谐波会受到频率混叠的影响,导致在时频谱中难以清晰呈现时变故障特征。为了解决上述问题,笔者提出一种用于 LSLSM 定子绕组故障特征提取的方法。IAMST 主体包含 IF 初始化和压缩细化两部分。基于 IAMST 的 ITSC 故障检测流程如图 4 所示,具体步骤如下:

1) 对电流信号进行短时傅里叶变换(short-time Fourier transform,简称 STFT),提取信号的 IF;

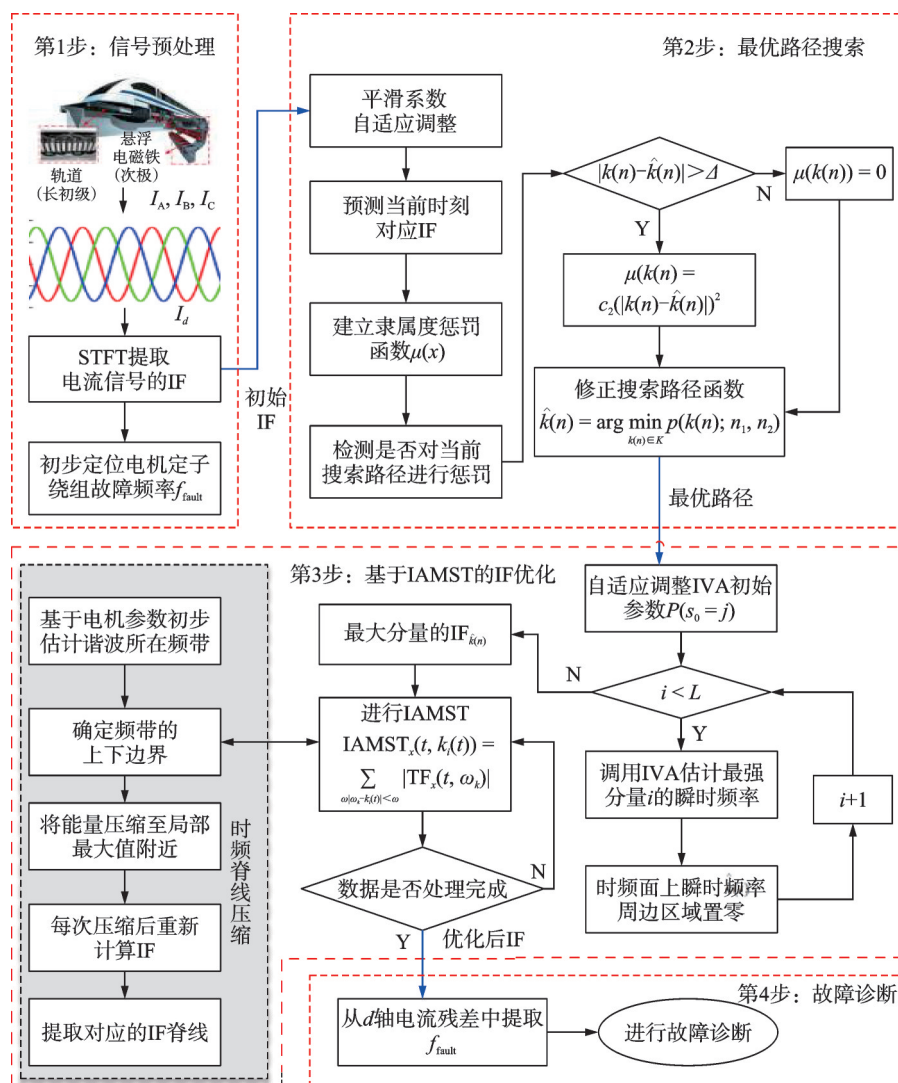


图 4 基于 IAMST 的 ITSC 故障检测流程

Fig.4 Flowchart for ITSC based on IAMST

2) 动态调整指数平滑法的平滑系数 α , 预测当前时刻对应的 IF, 并通过基于动态指数平滑预测方法建立的新型惩罚函数 $\mu(x)$, 强化历史路径的全局变化趋势。通过修正搜索路径, 得到初始 IF 轨迹;

3) 把提取的 IF 作为 IAMST 模型初始参数, 通过不断对 IF 带宽内的能量进行迭代压缩变换, 使能量更精准地集中在 IF 附近;

4) 从处理后的时频图中提取故障分量 f_{fault} , 进行 ITSC 故障检测。

2.1 IF 初始化方案

为了满足复杂工况下的诊断要求, 笔者提出一个改进 IF 的探测器, 将其作为 IAMST 的初始 IF。首先, 使用 STFT 获取信号的时频谱; 然后, 利用 Viterbi 算法^[16]从时频谱中搜索最佳路径, 提取信号的 IF。这里基于 2 个假设: ①任意时刻 IF 对应时频谱中的局部极大值点; ②2 个连续时刻的 IF 变化应满足连续性条件。

采用路径惩罚函数之和最小化所对应的曲线, 作为 IF 的估计值, 即

$$\hat{k}(n) = \arg \min_{k(n) \in K} \left[\sum_{n_1}^{n_2-1} g(k(n), k(n+1)) + \sum_{n_1}^{n_2} f(\text{TF}(n, k(n))) \right] = \arg \min_{k(n) \in K} p(k(n); n_1, n_2) \quad (5)$$

其中: $\text{TF}(n, k)$ 为时频点 (n, k) 处的时频值; $f(x)$ 为惩罚函数, 与假设 1 相对应, 具有非增函数特性, 用于确定 IF 位置; $g(x)$ 为惩罚函数, 与假设 2 相对应, 呈非减函数特性, 用于衡量两相邻时间点之间路径长度; $p(k(n); n_1, n_2)$ 为沿路径 $k(n)$ 从时频点 n_1 到 n_2 的总惩罚函数值。

将所有时刻的 TF 值按非增顺序排列, 即 $\text{TF}(n, k_1) \geq \dots \geq \text{TF}(n, k_i) \geq \dots \geq \text{TF}(n, k_N)$ (6)

惩罚函数 $f(x)$ 的定义为

$$f(\text{TF}(n, k_i)) = i - 1 \quad (7)$$

将惩罚函数 $g(x)$ 定义为线性形式, 即

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & (|x - y| \leq \delta) \\ c_1(|x - y| - \delta) & (|x - y| > \delta) \end{cases} \quad (8)$$

其中: c_1 为惩罚系数; δ 为相邻两点 IF 变化的最大期望值, δ 的选择基于时频变换的频率分辨率。

由于传统 Viterbi 算法在脊线追踪过程中, 其惩罚函数仅对相邻采样点间的 IF 差值进行约束。这种基于单步变化的局部优化策略虽然能保证路径平滑性, 但未能充分考虑脊线演变的整体趋势。为提升惩罚函数最优路径选择能力, 同时抑制时频谱中

模糊区域内 IF 曲线的路径分叉现象, 笔者提出了基于动态指数平滑预测的 IF 探测器, 称为改进型 Viterbi 算法(improved Viterbi algorithm, 简称 IVA)。

计算动态指数平滑预测的历史路径预测值表达式为

$$\hat{k}(n) = \alpha k(n-1) + (1 - \alpha) \hat{k}(n-1) \quad (9)$$

其中: $\alpha(0 < \alpha < 1)$ 为讨论区间的待定平滑系数。

当波动性显著增强时, 自适应调整平滑系数 α 的取值, 从而提高指数平滑模型对近期数据的灵敏度。因此, 笔者建立了一个新的惩罚函数 $\mu(x)$, 即

$$\mu(k(n)) = \begin{cases} 0 & (|k(n) - \hat{k}(n)| \leq \Delta) \\ c_2(|k(n) - \hat{k}(n)|)^2 & (|k(n) - \hat{k}(n)| > \Delta) \end{cases} \quad (10)$$

其中: c_2 为惩罚系数; $\hat{k}(n)$ 为当前时刻的预测值; Δ 为设定的阈值。

当函数 $\mu(k(n))$ 较小时, 认为其属于当前 IF 路径的可能性大。 $\mu(x)$ 通过考虑时频脊线的变化趋势, 强化了最佳路径辨识所需的全局约束条件, 进而实现对当前搜索路径的动态校正。因此, 将式(5)重新定义为

$$\hat{k}(n) = \arg \min_{k(n) \in K} \left[\sum_{n_1}^{n_2-1} g(k(n), k(n+1)) + \sum_{n_1}^{n_2} f(\text{TF}(n, k(n))) + \sum_{n_1}^{n_2-1} \mu(k(n)) \right] = \arg \min_{k(n) \in K} p(k(n); n_1, n_2) \quad (11)$$

最终的 IF 轨迹为使总惩罚函数 $p(x)$ 达到最小时对应的最优路径。通过 IVA 进一步估计每一时刻时频分量达到最大时的 IF, 并将提取的 IF 作为 IAMST 的初始值。

在 IVA 算法中, 初始参数对轨迹提取精度至关重要。笔者采用高斯分布对算法的初始参数进行优化调整, 即

$$P(q_t = s_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_i} \exp\left(-\frac{(o_t - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (12)$$

其中: $q_t = s_i$ 代表在时间 t 时, 模型处于状态 s_i ; μ 为在该状态下观测数据的期望值; σ_i^2 为状态 s_i 对应高斯分布的方差。

通过高斯核约束状态转移可有效避免模型过拟合噪声导致的状态跳变, 使估计的频率轨迹更贴近真实 IF 变化趋势。

2.2 IF 压缩细化方案

笔者通过 IAMST 从复杂多分量信号中提取所需频率成分。SWT 虽然将某一频率范围内的 ST-

FT结果压缩到瞬时频率点,但并未很好地解决时频系数偏移的问题。为此,Yu^[12]在SWT方法的基础上提出了MSST的时频重排方法,提升了计算效率和时频精度。

MSST方法利用泰勒展开将信号的瞬时相位在时间点上表示为

$$s(u) = A(t)e^{i(\varphi(t) + \varphi'(t)(u-t))} \quad (13)$$

其中: $A(t)$ 为瞬时幅值; $\varphi(t)$ 为瞬时相位; $\varphi'(t)$ 为IF; i 为虚数单位。

为了便于计算,取窗函数 $g(t) = e^{-0.5t^2}$,则信号 $s(u)$ 的STFT可表示为

$$G(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-0.5(u-t)^2} A(t) \cdot e^{i(\varphi(t) + \varphi'(t)(u-t) + 0.5\varphi''(t)(u-t)^2)} e^{-i\omega(u-t)} du = A(t)e^{i\varphi(t)} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{2\pi}{1-i\varphi''(t)} e^{-\frac{(\omega-\varphi'(t))^2}{2(1-i\varphi''(t))}} \quad (14)$$

式(14)说明与IF轨迹的距离越远,频率维度上的时频系数 $G(t, \omega)$ 能量越低。IF估计因子为

$$\hat{\omega}(t, \omega) = \frac{\partial_t G(t, \omega)}{iG(t, \omega)} \quad (G(t, \omega) \neq 0) \quad (15)$$

该方法利用频率重分配算子收集分散的时频系数,该算子表示为

$$Ts(t, \eta) = \int_{-\infty}^{+\infty} G(t, \omega) \delta(\eta - \hat{\omega}(t, \omega)) d\omega \quad (16)$$

其中: $\delta(x)$ 为狄拉克 δ 函数,理想上除了0以外的点都置0,只保留IF轨迹上的时频系数。

将式(16)代入式(15),并忽略复数部分,则IF估计值可简化为

$$\hat{\omega}(t, \omega) = \varphi'(t) + \frac{\varphi''(t)^2}{1 + \varphi''(t)^2} (\omega - \varphi'(t)) \quad (17)$$

从式(17)可以看出,此时 $\hat{\omega}(t, \omega)$ 不是IF的无偏估计。

为了消除误差 $\varphi''(t)$ 和 $\omega - \varphi'(t)$,MSST使用迭代方法。第1次迭代为

$$\hat{\omega}(t, \hat{\omega}(t, \omega)) =$$

$$\varphi'(t) + \frac{\varphi''(t)^2}{1 + \varphi''(t)^2} (\hat{\omega}(t, \omega) - \varphi'(t)) = \varphi'(t) + \left(\frac{\varphi''(t)^2}{1 + \varphi''(t)^2} \right)^2 (\omega - \varphi'(t)) \quad (18)$$

通过多次迭代可以消弱 $\varphi''(t)$ 和 $\omega - \varphi'(t)$ 的影响,使估计的IF更加准确。MSST将重分配算子以及IF估计因子推导至 N 阶,使分散的时频能量集中在目标频率处。

$$\hat{\omega}^N(t, \omega) = \varphi'(t) + \left(\frac{\varphi''(t)^2}{1 + \varphi''(t)^2} \right)^N (\omega - \varphi'(t)) \quad (19)$$

通过式(19)可以看出,经过多次迭代后, $\hat{\omega}^N(t, \omega)$ 更接近真实IF。经过 N 次压缩后的MSST的时频分析结果可表示为

$$Ts^N(t, \eta) = \int_{-\infty}^{+\infty} G(t, \omega) \delta(\eta - \hat{\omega}^N(t, \omega)) d\omega \quad (20)$$

从式(20)可以看出,MSST性能依赖于IF估计值的计算准确度。但是,在信噪比不足的情况下,信号中的噪声干扰会导致IF估计值偏离真实值。此时若直接进行时频能量重分配,压缩过程会将主要能量聚集在偏离实际频率的伪频点附近,造成时频分布模糊,影响时频分析的精度与可靠性。

基于MSST变换特性,信号时频域的能量主要分布在IF附近。通过估计信号的IF并压缩其带宽内的能量,可提升时频图的聚集性。结合2.1中IF探测器,采用IVA算法估计真实IF的轨迹 $\hat{k}_i(t)$,并替代原MSST中的估计值 $\hat{\omega}(t, \omega)$,使能量更精准地集中在IF附近,从而获得高精度的时频表示,该方法定义为IAMST。

$$\hat{k}(t) = \arg \min_{k(t)} \left[\sum_{t_1}^{t_2-1} g(k(t), k(t+1)) + \sum_{t_1}^{t_2} f(\text{MSST}(t, k(t))) + \sum_{t_1}^{t_2-1} \mu(k(t)) \right] \quad (21)$$

$$\text{IAMST}_x(t, \hat{k}_i(t)) = \sum_{\omega_k: |\omega_k - \hat{k}_i(t)| \leq \Delta\omega} |\text{TF}_x(t, \omega_k)| \quad (22)$$

其中: $\Delta\omega$ 为设置的压缩门限,其将 $|\omega_k - \hat{k}_i(t)| \leq \Delta\omega$ 内的时频能量压缩至 $\hat{k}_i(t)$ 处。

3 仿真案例

3.1 非线性强调频信号

为进一步验证所提出IAMST方法的先进性和优越性,构造一个非线性强调频的仿真信号为

$$s(t) = e^{-0.2t} \sin(2\pi(20t + 2\sin(4.4t))) + n(t) \quad (23)$$

信号的采样频率为100 Hz,采样时间为4 s, $n(t)$ 为高斯白噪声,信噪比为-5 dB。非线性强调频仿真信号时频域如图5所示。从图5(a)可以看出,非线性和强噪声影响了时频分布的分辨率,使IF脊线发生模糊。图5(b)、(c)为利用MSST和IAMST处理后的局部放大图。从图5(b)可以看出,MSST虽抑制了噪声干扰,但存在频率脊线在端部发生模糊的问题。经过IAMST处理后的时频脊线具有较高的时频聚集型,且有效抑制了端部模糊问题,如图5(c)所示。

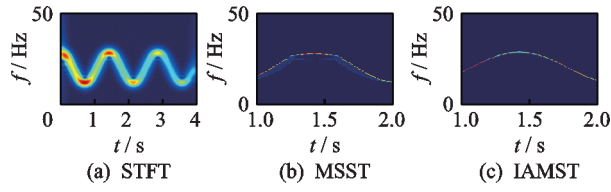


图5 非线性强调频仿真信号时频域

Fig.5 Time-frequency domain diagram of the nonlinear emphasized frequency simulation signal

为了评估所提出方法在噪声条件下的鲁棒性,不同 IF 估计方法的平均均方误差(mean squared error,简称 MSE)如图 6 所示。设置信噪比为 $-10 \sim 20$ dB、步长为 2 dB。可以看出,在不同信噪比下,笔者所提出方法的 MSE 最低。

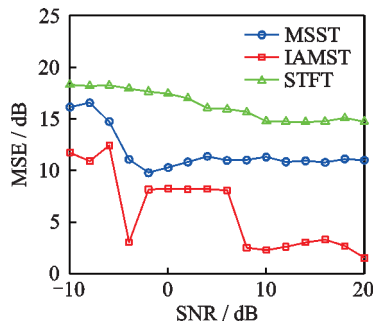


图6 不同 IF 估计方法的 MSE 比较

Fig.6 Comparison of MSE of IF estimation methods

3.2 交叉信号

对间距紧密且相互交叉的信号进行脊线提取时,由于受噪声环境的干扰,其时频能量交叉点处易发生混叠,因此假设一个间距很小且相互交叉的频率轨迹的时变信号为

$$s(t) = \cos(6\pi(0.23 + 8t + 0.2t^2)) + \cos(2\pi(0.35 + 35t - 0.8t^2)) + A_1 \cos(2\pi(5\sin(\frac{\pi}{4}t) + 5t + 1.2t^2)) + n(t) \quad (24)$$

其中: $A_1 = 0.5\cos(0.6\pi t) + 1$ 。

设置采样频率为 100 Hz,采样时间为 15 s, $n(t)$ 为高斯白噪声, SNR 为 -5 dB。交叉信号时频域分布如图 7 所示,可以看出,其中 3 个分量在时频面上发生混叠。

图 8 为利用 MSST 和 IAMST 处理后的 IF 脊线。由图 8(a)可以看出, MSST 算法在频率模糊区域出现路径分叉时,曲线不能准确识别。与 MSST 相比,笔者所提出方法能够有效抑制多分量信号在交叉区域的脊线分叉问题,实现路径的准确识别。

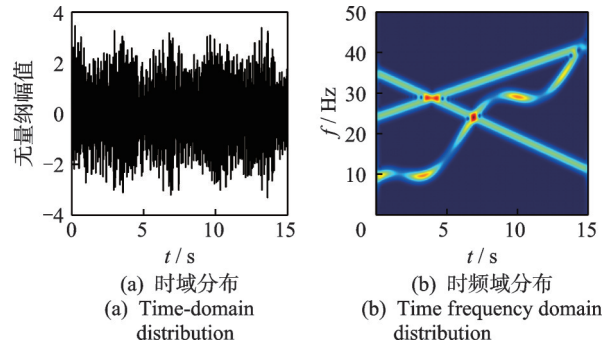


图7 交叉信号时频分布

Fig.7 Time-Frequency distribution of cross signals

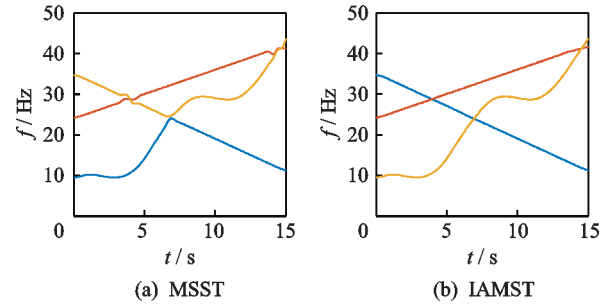


图8 IF 曲线

Fig.8 Instantaneous frequency curve

4 LSLSM 定子绕组故障检测

揭示磁浮车辆 LSLSM 定子绕组故障的特征机理和演变规律是实现故障精准检测的重要前提。鉴于实车故障的不可实验性,笔者基于 HIL 建立了常导高速磁浮机-电-磁耦合模型,用于分析外部激励下定子绕组 ITSC 故障对车辆系统动力学特性的影响。

4.1 常导高速磁浮机-电-磁耦合模型

本研究中, HIL 系统采用 dSPACE 公司的 SCALEXIO 机箱,负责运行系统模型。控制器采用 MicroAutoBox 机箱,通过 I/O 板卡采集模拟信号,执行控制算法计算得出控制信号。通过以太网 TCP/IP 协议传输回实时仿真系统,以实现系统闭环。HIL 测试平台如图 9 所示。

4.2 基于 IAMST 故障检测

为了验证所提出方法在列车非平稳运行时故障检测的有效性,将 $\mu=20\%$ 的 ITSC 故障注入。设置悬浮间隙为 10 mm,励磁电流为 20 A,行驶速度从 400 km/h 上升到 600 km/h。ITSC 故障检测结果如图 10 所示。从图 10(b)可以看出,故障时二次谐波分量的幅值增大,与式(4)一致,但故障特征不够明

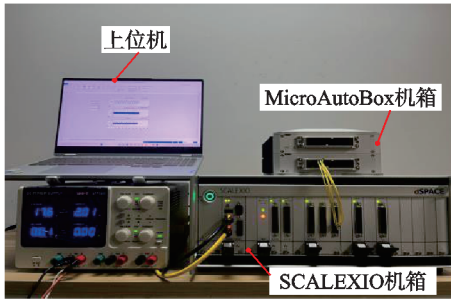
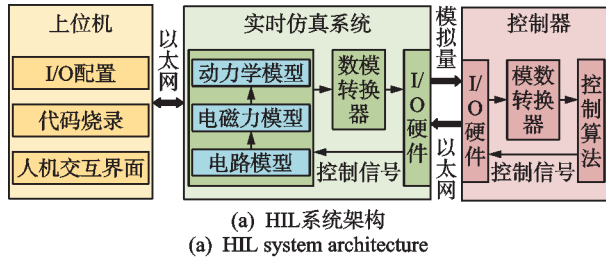


图 9 HIL 测试平台

Fig.9 HIL test platform

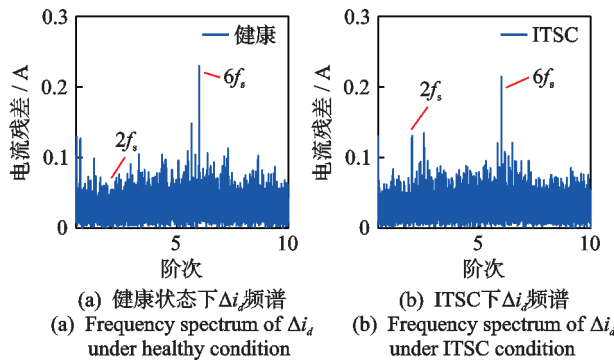
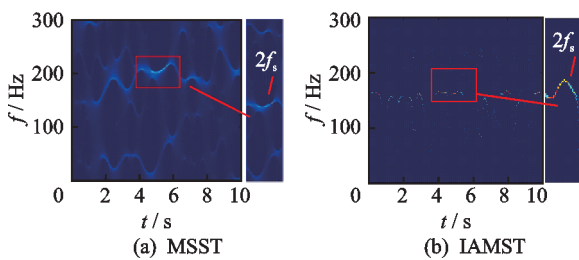


图 10 ITSC 故障检测结果

Fig.10 Fault detection of ITSC

显,易于相邻频段发生混叠,且早期微弱故障更易受到噪声和其他频段的干扰。因此,考虑使用IAMST对故障特征进行进一步提取。

LSLSM在变工况下, Δi_d 电流根据式(4)算出。将IAMST算法中的平滑参数 α 、惩罚参数 c_2 和迭代次数num分别选为0.8,0.1和50。故障时分别采用MSST和IAMST进行处理后的 Δi_d 时频谱如图11所示。

图 11 Δi_d 时频谱Fig.11 Time-frequency diagram of Δi_d

从图11(a)可以看出,尽管MSST能够有效识别电流信号中的故障频段,但绕组故障引起的边带成分较为模糊,其故障特征难以清晰辨识。因此,把STFT得到的IF进行动态指数平滑预测,预测当前时刻对应的IF并修正搜索路径,得到初始IF轨迹。把得到的IF轨迹作为IAMST的初始参数,通过不断对IF带宽内的能量进行迭代压缩变换,使能量更精准地集中在IF附近。从图11(b)可以看出,IAMST可以清晰识别故障谐波IF,时频能量聚集性更高。

采用时频能量最大值法对图11中的IF脊线进行提取,不同算法对比结果如图12所示。可以看出,相比于MSST,采用笔者提出的IAMST算法进行IF识别结果更加接近理论值。此外,采用MSE评估压缩得到的谐波分量。2种方法得到谐波的分量MSE分别为3.13 dB和9.92 dB。加入混合噪声后,不同SNR下的MSE如图12(b)所示。可以看出,所提方法在不同SNR下均具有较低的MSE,且抗噪性更好、精度更高。因此通过IAMST可以提升时频能量聚集性,进一步提高故障特征的提取精度。

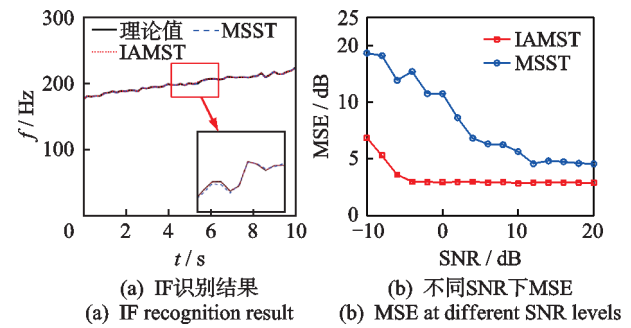


图 12 不同算法对比结果

Fig.12 Recognition results of IF

5 结束语

笔者优化了MSST,并提出一种新的时频脊线提取方法。通过最优路径搜索和时频脊线压缩来提升信号时频脊线的能量聚集性,进而提高故障特征提取精度,实现LSLSM匝间短路故障检测。首先,建立了一个常导高速磁浮机-电-磁耦合数学模型,有助于对故障进行准确分析;其次,结合IF初始化和频率压缩细化方案,构建时频脊线提取新算法IAMST;然后,通过开展线性和非线性强调频仿真信号案例分析,证明该方法可以更好地跟踪微弱时变信号的IF;最后,利用d轴电流残差信号的二次谐波,进行磁浮列车定子绕组匝间短路故障检测,解决

了强噪声、非线性、微弱故障电流信号的特征提取难题。可以看出,针对高速磁浮电驱系统开展嵌入式部署,是实现直线同步电机长定子绕组故障在线诊断、推动工程落地的必由之路,也是未来工程化推进的具体方向。

参 考 文 献

- [1] 马卫华, 罗世辉, 张敏, 等. 中低速磁浮车辆研究综述[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(1): 199-216.
MA Weihua, LUO Shihui, ZHANG Min, et al. Research review on medium and low speed maglev vehicle[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(1): 199-216. (in Chinese)
- [2] YANG H Y, LI Y X, LU Q F. Performance simulation of long-stator linear synchronous motor for high-speed maglev train under three-phase short-circuit fault[J]. World Electric Vehicle Journal, 2022, 13(11): 216.
- [3] 万书亭, 豆龙江, 张玉, 等. 转子绕组短路故障下不平衡电磁力计算方法[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(4): 666-671.
WAN Shuting, DOU Longjiang, ZHANG Yu, et al. Calculation method of unbalanced electromagnetic force under rotor winding short circuit fault[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(4): 666-671. (in Chinese)
- [4] QI Y, BOSTANCIE, ZAFARANI M, et al. Severity estimation of interturn short circuit fault for PMSM[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(9): 7260-7269.
- [5] FENG Z P, LIANG M, CHU F L. Recent advances in time-frequency analysis methods for machinery fault diagnosis: a review with application examples[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 38(1): 165-205.
- [6] WU J D, LUO W J, YAO K Y. Electric motor vibration signal classification using wigner-ville distribution for fault diagnosis[J]. Sensors, 2025, 25(4): 1196.
- [7] REHMAN A U, JIAO W D, SUN J F, et al. Efficient fault detection of rotor minor inter-turn short circuit in induction machines using wavelet transform and empirical mode decomposition[J]. Sensors, 2023, 23(16): 7109.
- [8] DAUBECHIES I, LU J F, WU H T. Synchrosqueezed wavelet transforms: an empirical mode decomposition-like tool[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2011, 30(2): 243-261.
- [9] 刘景良, 李宇祖, 苏杰龙, 等. 最大系数多重同步挤压变换识别结构瞬时频率[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(1): 37-43.
LIU Jingliang, LI Yuzu, SU Jielong, et al. Instantaneous frequency identification of time-varying structures using maximum coefficient based multi-synchrosqueezing transform[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(1): 37-43. (in Chinese)
- [10] OBERLIN T, MEIGNEN S, PERRIER V. Second-order synchrosqueezing transform or invertible reassignment towards ideal time-frequency representations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(5): 1335-1344.
- [11] PHAM D H, MEIGNEN S. High-order synchrosqueezing transform for multicomponent signals analysis with an application to gravitational-wave signal[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(12): 3168-3178.
- [12] YU G. A multisynchrosqueezing-based high-resolution time-frequency analysis tool for the analysis of non-stationary signals[J]. Journal of Sound and Vibration, 2021, 492: 115813.
- [13] ZHANG W Y, WU T H, ZHANG B Q, et al. Multiple squeezing based on velocity synchronous chirplet transform with application for bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 188: 110006.
- [14] KANG J S, MU S Y, NI F. Improved EL model of long stator linear synchronous motor via analytical magnetic coenergy reconstruction method[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2020, 56(8): 1-13.
- [15] LIU M B, FENG Y, ZENG G F. Research of the track irregularity spectrum of Shanghai high-speed transrapid demonstration line[J]. Vehicle System Dynamics, 2024, 62(8): 2054-2078.
- [16] LI P, ZHANG Q H. An improved viterbi algorithm for IF extraction of multicomponent signals[J]. Signal, Image and Video Processing, 2018, 12(1): 171-179.



第一作者简介:牛刚,男,1978年1月生,博士、教授。主要研究方向为先进运载装备动态测试诊断与预测性维护。曾发表《Motor fault diagnostics based on current signatures: a review》(《IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement》2023, Vol.72)等论文。
E-mail: gniu@tongji.edu.cn