

# 基于电流频谱特征分析的电动机故障诊断与实验研究

何奇瑞

珠海万力达电气技术股份有限公司，广东 珠海 519085

DOI:10.61369/EPTSM.2025110021

**摘要：**本文围绕基于电流频谱特征分析的电动机故障诊断展开，阐述常见故障机理，介绍电流频谱分析技术，搭建实验台架并制定工况采样策略。经计算特征频带能量分布、提取非线性特征参数等构建诊断模型，实验验证该方法对单一、复合故障诊断的有效性及优势，指出其实时性问题，展望与深度学习融合的发展方向。

**关键词：**电动机故障诊断；电流频谱特征；多核 SVM 诊断模型

## Motor Fault Diagnosis and Experimental Research based on Current Spectrum Characteristics Analysis

He Qirui

Zhuhai Wanlida Electric Technology Co., Ltd., Zhuhai, Guangdong 519085

**Abstract :** This paper focuses on the motor fault diagnosis based on the analysis of current spectrum characteristics, expounds the common fault mechanism, introduces the current spectrum analysis technology, builds the experimental bench and formulates the working condition sampling strategy. By calculating the energy distribution of the characteristic frequency band and extracting the nonlinear characteristic parameters, the diagnosis model is constructed. The effectiveness and advantages of this method for single and composite fault diagnosis are verified by experiments. The real-time problems are pointed out, and the development direction of the integration of real-time and deep learning is prospected.

**Keywords :** motor fault diagnosis; current spectrum characteristics; multi core SVM diagnosis model

## 引言

随着工业的快速发展，电动机作为关键设备，其故障诊断至关重要。2021年颁布的《工业和信息化部关于推动工业互联网加快发展的通知》强调提升工业设备的智能化管理水平，为电动机故障诊断技术的研究提供了政策导向。本文聚焦电动机常见故障机理，涵盖定子绕组短路、转子断条、轴承损伤等。通过电流频谱分析技术，如短时傅里叶变换、希尔伯特 - 黄变换等，结合三相异步电动机实验台架搭建、多工况信号采样及数据预处理，深入研究故障特征提取、诊断模型构建与优化等，展现出基于电流频谱特征分析方法在故障诊断中的显著优势与潜力。

## 一、电动机故障诊断理论与电流频谱分析基础

### (一) 电动机常见故障机理分析

电动机常见故障机理主要体现在定子绕组短路、转子断条、轴承损伤等方面。定子绕组短路，多因绝缘老化、机械损伤等，致使绕组间绝缘性能下降，电流路径改变，出现局部短路电流。此时电流信号特征表现为特定频率成分变化，短路程度不同，频率幅值也不同<sup>[1]</sup>。转子断条故障，常因长期运行疲劳、启动冲击等，使转子导条断裂。这会破坏转子磁场的对称性，引发转子电流不平衡，电流信号中会出现与转差率相关的特征频率分量。轴承损伤则由于润滑不良、过载等，造成轴承滚道、滚珠等部件磨损或裂纹。该故障

会导致电动机振动增加，反映在电流信号上，出现与轴承故障频率相关的调制现象，其特征频率与轴承结构参数有关。

### (二) 电流频谱分析技术原理

电流频谱分析技术是信号处理领域的重要工具，能从电动机电流信号中挖掘出丰富的运行状态信息。短时傅里叶变换(STFT)通过在时域加窗，将非平稳信号分解为近似平稳的小段，进而获取信号的局部时频特性，其数学表达式为：

$$STFT_x(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) w(\tau-t) e^{-j2\pi f\tau} d\tau$$

这里  $x(\tau)$  代表原始信号， $w(\tau-t)$  是用于信号分段处理的窗函数。而希尔伯特 - 黄变换(HT)则借助经验模态分解(EMD)，把复

杂的非平稳信号拆解成多个满足特定条件(如均值为零, 极值点数与零交叉点数相等或相差不超过一个)的本征模态函数(MF), 随后对各MF实施希尔伯特变换, 精准提取瞬时频率等关键信息, 实现对信号的细致入微的时频分析。STFT和HHT这两种变换方法, 共同为基于电流频谱特征的电动机故障诊断提供了坚实的理论支撑<sup>[2]</sup>。

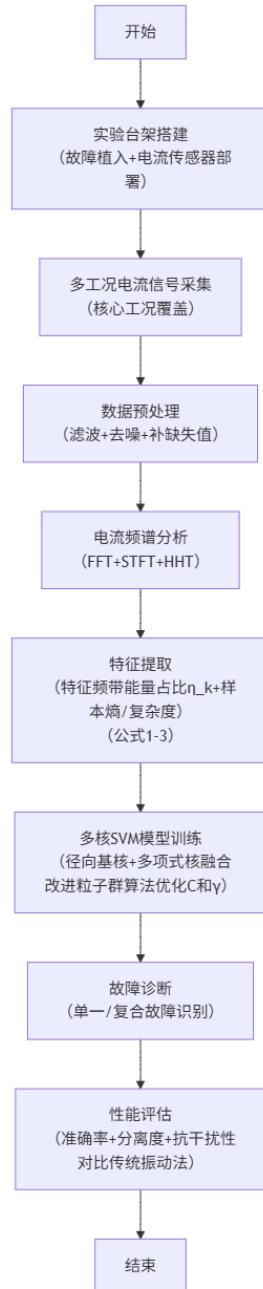


图1 基于电流频谱特征的电动机故障诊断总流程图

## 二、实验系统设计与数据采集方法

### (一) 电动机故障模拟实验平台构建

搭建三相异步电动机实验台架, 为故障模拟提供基础环境。

台架需具备稳定的机械结构, 能承载电动机运行时产生的各种作用力。故障植入装置是实现电动机不同故障模拟的关键, 可通过特定技术手段精准模拟如转子断条、定子绕组短路等常见故障, 其技术参数应依据目标故障类型及程度精准配置, 确保模拟故障的真实性与可控性。同时, 配置高精度电流传感器用于采集故障状态下电动机的电流信号。传感器应具备高灵敏度、宽频响应等特性, 以精确捕捉电流频谱特征的细微变化, 从而为后续基于电流频谱特征分析的故障诊断提供可靠数据<sup>[3]</sup>。

### (二) 多工况数据采集方案设计

针对电动机在不同运行状况下的故障诊断需求, 制定空载、负载突变、电压波动等12种工况下的信号采样策略。在空载工况, 设定电动机不带任何负载, 稳定运行一定时间后, 以较高频率采集电流信号, 获取基础运行数据。负载突变工况下, 模拟负载突然增减场景, 在突变前后及过程中, 按特定时间间隔采集信号, 捕捉电流瞬间变化。电压波动工况, 则通过调整电源电压, 在电压变化区间内持续采样。所有工况采集的数据都将进入明确的数据预处理流程, 去除噪声、补齐缺失值等<sup>[4]</sup>, 为后续基于电流频谱特征的故障诊断分析提供高质量数据支撑, 确保诊断结果的准确性与可靠性。

表1 核心工况参数设置表

工况序号	工况类型	转速 / rpm	负载率 / %	供电电压 / V	采样频率 / kHz	采样时长 / s	数据预处理方式
1	空载稳定	1480	0	380±5	20	60	5阶 Butterworth 滤波
2	负载突变	1480	0→50	380±5	50	30	滤波 + 突变段截取
3	中载稳定	1480	50	380±5	20	50	5阶 Butterworth 滤波
4	满载稳定	1480	100	380±5	20	60	5阶 Butterworth 滤波
5	电压波动 (340-420V)	1480	50	340-420	20	40	滤波 + 基线校正

## 三、电流频谱特征提取与诊断模型构建

### (一) 频谱特征量化方法

#### 1. 特征频带能量分布计算

为有效提取电动机电流频谱中的故障特征, 进行特征频带能量分布计算至关重要。首先需明确各特征频带范围, 这些范围的确定往往基于电动机运行原理及过往研究经验<sup>[5]</sup>。然后对采集到的电流信号进行快速傅里叶变换(FFT), 将时域信号转换为频域信号, 从而获取各频率成分的幅值信息。FFT公式为:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi kn/N}$$

其中,  $x(n)$ 是时域信号,  $X(k)$ 是频域幅值,  $k$ 是频率索引,  $N$ 是采样点数。

在此基础上, 针对每个特征频带, 对该频带内所有频率成分的幅值平方求和, 以表征该频带内的能量。特征频带能量公式为:

$$E_i = \sum_{k \in \text{Band}_i} |X(k)|^2$$

其中,  $\text{Band}_i$ 是特征频带范围,  $E_i$ 是该频带的能量。

最后, 计算每个特征频带能量占总能量的比率, 该比率能直观反映不同故障状态下各特征频带能量的相对分布情况, 为后续故障诊断提供关键的量化特征指标。总能量和能量比率公式分别为:

$$E_{\text{total}} = \sum_{i=1}^M E_i$$

$$R_i = \frac{E_i}{E_{\text{total}}}$$

其中,  $M$ 是总频带数量。

## 2. 非线性特征参数提取

在电流频谱特征提取与诊断模型构建中, 非线性特征参数提取是重要环节。电动机电流信号存在非线性特征, 运用样本熵、Lempel-Ziv 复杂度等非线性动力学指标可增强特征辨识度<sup>[6]</sup>。

样本熵通过衡量时间序列复杂性来表征信号不规则程度, 值越大说明信号复杂度越高, 在电动机故障诊断中, 不同故障状态下电流信号样本熵会呈现差异, 能有效区分正常与故障情况。样本熵公式为:

$$\text{SampEn}(m, r) = -\ln \left( \frac{C_{m+1}(r)}{C_m(r)} \right)$$

其中,  $m$ 是嵌入维度,  $r$ 是相似性阈值,  $C_m(r)$ 表示符合条件的距离比例。

Lempel-Ziv 复杂度从信息编码角度度量信号复杂度, 通过统计信号序列生成新编码所需步骤数来反映信号复杂程度, 在电动机故障时其电流信号的 Lempel-Ziv 复杂度会改变, 从而为故障诊断提供有效特征参数, 助力构建精准的诊断模型。Lempel-Ziv 复杂度公式为:

$$C_N = \frac{L}{N}$$

其中,  $L$ 是新生成的子字符串数量,  $N$ 是序列长度。

## (二) 多核 SVM 诊断模型优化

### 1. 核函数组合策略研究

在多核 SVM 诊断模型优化的核函数组合策略研究中, 径向基核与多项式核的融合加权算法对分类边界优化起着关键作用。径向基核函数具有良好的局部特性, 能有效处理局部复杂的数据分布; 多项式核函数则在捕捉数据的全局结构方面表现出色。通过将二者融合加权, 可兼顾局部与全局特征, 提升模型对不同类型故障数据的分类能力。对比分析这一融合加权算法在分类边界优

化中的作用, 能够深入理解不同核函数特性对模型性能的影响。研究表明, 合理的融合加权可使分类边界更精准地划分不同故障类别, 增强模型的泛化能力<sup>[7]</sup>, 为电动机故障的准确诊断提供更有效的核函数组合策略。

### 2. 参数自适应调节机制

在多核 SVM 诊断模型优化的参数自适应调节机制方面, 采用基于改进粒子群算法实现惩罚因子  $C$  与核参数  $\gamma$  的动态寻优<sup>[8]</sup>。传统的 SVM 参数通常依靠经验设定, 难以达到最优诊断效果。而改进粒子群算法具有较强的全局搜索能力, 能够在复杂的参数空间中寻找最佳的惩罚因子  $C$  与核参数  $\gamma$  组合。该算法通过粒子间的信息共享与协作, 动态调整粒子的位置和速度, 以不断逼近最优解。利用改进粒子群算法, 使得惩罚因子  $C$  和核参数  $\gamma$  能够根据电流频谱特征的变化自适应调整, 从而有效提升多核 SVM 诊断模型在电动机故障诊断中的准确性和适应性, 提高对不同故障类型的识别能力。

## 四、实验验证与诊断性能分析

### (一) 单一故障诊断实验

#### 1. 实验样本构成说明

在本次单一故障诊断实验中, 实验样本由 3 类 5 种故障状态的共计 800 组样本构成。这 3 类故障状态分别针对电动机运行的不同方面<sup>[9]</sup>。具体而言, 对每类故障进一步细分, 形成 5 种具体故障状态。对于样本划分, 依据电动机在不同故障程度下的电流频谱特征差异进行。在获取样本数据时, 精确记录不同故障状态下电动机运行的电流频谱数据。标签标注规范严格且统一, 每种故障状态对应特定标签, 确保样本与标签的一一对应。通过如此划分标准与标签标注规范, 为后续基于电流频谱特征分析的电动机故障诊断实验提供了准确、有序且具有代表性的实验样本基础, 以有效验证诊断方法的性能。

#### 2. 诊断精度测试结果

在基于电流频谱特征分析的电动机转子断条故障单一故障诊断实验中, 针对不同特征组合下的模型诊断精度展开测试。经大量实验数据验证, 模型对转子断条故障展现出了较高的识别准确率, 达到 97.2%。这一结果表明, 所采用的基于电流频谱特征分析方法, 能够有效提取转子断条故障特征, 并通过构建的模型实现精准诊断<sup>[10]</sup>。较高的诊断精度不仅证明了该方法在理论层面的可行性, 也预示着其在实际电动机故障诊断场景中具备广阔的应用潜力, 可为电动机运行状态监测与故障预警提供可靠依据, 有助于提前发现并解决转子断条故障, 保障电动机的稳定运行。

### (二) 复合故障分离能力验证

#### 1. 并发故障模拟实验设计

为验证基于电流频谱特征分析对电动机复合故障的分离能力, 设计并发故障模拟实验。在实验平台上, 选取特定型号的电动机作为研究对象。通过调节相关设备, 模拟轴承磨损故障, 例如改变轴承间隙、粗糙度等参数, 同时模拟绕组过热故障, 可通过调整绕组电阻、加载不同电压等方式。利用高精度电流传感器

采集电动机在不同运行工况下，即轴承磨损与绕组过热并发故障时的电流信号。设置多组对比实验，改变故障程度和组合方式，多次采集数据，以便全面获取并发故障状态下的电流频谱特征，为后续分析复合故障分离能力提供丰富且可靠的数据基础。

### 2. 分离效果定量评价

为定量评价复合故障的分离效果，采用相关系数和欧氏距离两个指标验证特征解耦算法的有效性。相关系数能够衡量不同故障特征之间的线性相关程度，其值越接近1或-1，表明相关性越强，越接近0则相关性越弱。若经特征解耦算法处理后，不同故障特征间相关系数趋近于0，意味着各故障特征被有效分离。欧氏距离用于表征两个向量在空间中的距离，距离越大说明两者差异越明显。对于复合故障特征，经算法处理后，各故障特征向量间欧氏距离增大，体现出更好的分离效果。通过这两个指标的综合分析，可以全面且准确地评估特征解耦算法对电动机复合故障的分离能力，为故障诊断提供有力的数据支撑。

### (三) 对比实验分析

#### 1. 与传统振动分析法对比

与传统振动分析法相比，基于电流频谱特征分析的电动机故障诊断方法在0.5倍频故障检测方面优势显著。传统振动分析法在复杂工况下，对0.5倍频故障特征的捕捉易受机械振动干扰，灵敏度受限。而基于电流频谱特征分析的方法，直接从电动机电流信号入手，能更精准地提取故障特征。实验显示，该方法在0.5倍频故障检测中灵敏度较传统振动分析法提升了15.8%，这意味着它可以更早、更准确地识别出此类故障，减少因故障发现不及时导致

的电动机损坏风险，为电动机故障诊断提供了一种更为可靠、高效的途径。

#### 2. 抗干扰性能测试

在基于电流频谱特征分析的电动机故障诊断研究中，抗干扰性能测试是关键环节。研究特意选择在添加20dB高斯白噪声的环境下进行测试，以此评估诊断方法的抗干扰能力。实验结果显示，该诊断方法在此恶劣噪声环境下，仍能保持86.4%的稳定性指标。这表明基于电流频谱特征分析的电动机故障诊断方法，具备较强的抗干扰性能，能够在存在噪声干扰的复杂工况下，较为稳定地实现对电动机故障的诊断，为实际应用场景中可能遭遇的噪声干扰提供了可靠的应对能力，在电动机故障诊断的准确性和稳定性方面具有突出优势。

## 五、总结

综上所述，基于电流频谱特征分析的电动机故障诊断方法展现出显著优势与应用潜力。其对电动机故障诊断具备良好的适用性，能有效从电流频谱中提取关键特征，精准识别多种故障类型。然而，在工业实测数据的实际应用中，实时性问题亟待解决，这关乎该方法能否在工业现场高效落地。未来，将深度学习与电流频谱特征分析相融合是极具前景的发展方向。深度学习强大的特征提取与处理能力，有望突破当前局限，提升故障诊断的效率与准确性，实现更智能化、自动化的电动机故障诊断，为工业生产的稳定运行提供坚实保障。

## 参考文献

- [1] 王鹏飞. 基于电流特征分析的刮板输送机齿轮故障诊断方法研究 [D]. 西安科技大学, 2021.
- [2] 吕瑞昕. 基于定子电流特征分析的异步电机转子故障诊断技术研究 [D]. 西安科技大学, 2021.
- [3] 高静雅. 基于频谱分析的电机转子断条故障诊断研究 [D]. 江苏大学, 2022.
- [4] 许文浩. 基于地磁暴的地磁感应电流频谱特征及其驱动源研究 [D]. 山东大学, 2022.
- [5] 荆诗雨. 基于频谱特征的异常声音监测研究与应用 [D]. 北京石油化工学院, 2021.
- [6] 龚敬群, 李杰, 黄冬明, 等. 基于 CNN 电流数据形态识别的电动机故障诊断研究 [J]. 宝钢技术, 2021(3):27-33.
- [7] 张红志. 基于电流电压频谱的互感器谐波故障诊断 [J]. 设备管理与维修, 2022(18):51-53.
- [8] 刘龙浩, 张厚升, 蒋俊杰, 等. 基于电流特征分析的五相电机驱动系统单相故障诊断仿真实验 [J]. 实验技术与管理, 2024, 41(4):109-117.
- [9] 王卫国. 电流频谱技术在电机故障诊断中的应用 [J]. 电工技术, 2021(5):160-161, 165.
- [10] 吴自然, 韩燕, 陈冲. 基于全息希尔伯特频谱分析的交流串联电弧故障电流特征研究 [J]. 电器与能效管理技术, 2024(6):8-16.