

分类号: TP391

学校代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2220110156



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题目 基于头脑风暴算法优化 SVM 的三相异步电机故障诊断方法研究

论文作者 曾 恒

校内导师 赵转哲（教授）

校外导师 涂志健（高级工程师）

专业学位类别 机械

研究方向(领域) 故障诊断

论文提交日期: 2025 年 5 月 20 日

分类号：TP391

学校代码：10363

密 级：公开

学 号：2220110156

基于头脑风暴算法优化 SVM 的三相异步电机故障诊断方
法研究

RESEARCH ON FAULT DIAGNOSIS METHOD FOR THREE-
PHASE INDUCTION MOTORS BASED ON BSO-SVM

学生姓名： 曾 恒

指导教师： 赵转哲 教授

校外导师： 涂志健 高级工程师

专 业： 机械

研究方向： 故障诊断

论文答辩日期：2025 年 5 月 9 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：曾恒

日期：2025 年 05 月 17 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在_____年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：



指导教师签名：



日期：2025 年 05 月 17 日

日期：2025 年 05 月 17 日

基于头脑风暴算法优化 SVM 的三相异步电机故障诊断方法研究

摘 要

三相异步电机由于其工作环境的复杂性，如高温、高湿、粉尘大、振动大等，因此，失效的几率大大增加。当设备出现故障时，不但会造成生产线停工，还会引起设备损坏、产品质量下降、甚至人身伤害等严重后果。因此，开展三相异步电机故障诊断方法研究，及时发现并定位电机运行过程中发生的故障，从而采取有效的维护措施，可以减少因故障导致的停机时间，提高设备运行的可靠性。本文通过改进头脑风暴算法优化 SVM(支持向量机)对三相异步电机故障诊断展开研究，具体工作如下：

首先，建立了基于 IMF 分量的能量、差分熵和样本熵的三相异步电机故障特征表征方法。分析了匝间短路、转子断条、静态偏心、动态偏心和混合偏心的故障机理，基于 Maxwell 仿真平台，建立了三相异步电机仿真模型，模拟仿真了其故障模式，通过五种故障状态下的特征频率，验证了仿真模型的正确性。同时得到了不同仿真故障状态下的定子电流信号数据。根据三相异步电机五种故障状态在定子电流信号，利用 EEMD 算法（集合经验模态分解）对其分解，通过选取有效的 IMF 分量，计算不同故障状态下电流信号的能量、差分熵和样本熵，为后续故障诊断研究提供了数据支撑；

其次，提出了基于改进头脑风暴算法优化 SVM 的三相异步电机故障诊断方法。考虑到传统头脑风暴算法对初始条件及参数设置具有较强敏感性，易使算法性能受初始状态干扰而出现波动，引入混沌变异策略来初始化种群参数。同时，针对该算法在求解过程中易陷入局部最优、难以高效逼近全

局最优解的问题，融入随机差分变异策略，通过在不同迭代阶段灵活调整搜索路径。此外，针对支持向量机中惩罚因子与高斯核参数易受主观设置影响、难以实现自动优化的问题，采用改进算法对 SVM 参数进行全局寻优。最终，得到基于改进头脑风暴优化算法优化 SVM 的三相异步电机故障分类模型；

最后，分别采用模拟仿真数据和实际电机故障数据对提出的诊断模型进行了实验验证。通过模拟数据，分析了能量、差分熵和样本熵中包含的故障特征信号，验证了提出的差分熵特征对断条故障中故障特征信号较为敏感。此外，通过基于模拟数据循环训练 100 次后的故障诊断，得到了 IBSO-SVM 模型的方差为 0.00078，远远小于 SVM 模型、BP 神经网络模型和 PSO-SVM 模型，说明了 IBSO-SVM 模型的稳定性最好；平均识别率为 90.03%，相比较 SVM 模型、BP 神经网络模型和 PSO-SVM 模型的识别率更高。同时，采用提出的 IBSO-SVM 方法，结合基于 IMF 分量的能量、差分熵和样本熵多维特征，对实际电机故障数据进行了诊断，得到了 IBSO-SVM 模型的方差为 0.00081，表明其具有良好的稳定性；平均识别率为 88.73%，可对三相异步电机的匝间短路、转子断条、静态偏心、动态偏心和混合偏心故障进行较为准确的识别。

关键词：三相异步电机，故障诊断，多维特征，改进头脑风暴算法，支持向量机

RESEARCH ON FAULT DIAGNOSIS METHOD FOR THREE-PHASE INDUCTION MOTORS BASED ON BSO-SVM

ABSTRACT

Three-phase induction motors are prone to increased failure rates due to complex operating environments characterized by high temperature, humidity, dust accumulation, and significant vibration. Equipment failures not only cause production line shutdowns but may also lead to device damage, product quality deterioration, and even personnel injuries. Therefore, research on fault diagnosis methods for three-phase induction motors enables timely detection and localization of operational faults, facilitating effective maintenance measures to reduce downtime and enhance operational reliability. This study investigates fault diagnosis in three-phase induction motors using an improved Brain Storm Optimization (IBSO) algorithm to optimize Support Vector Machine (SVM), with the following key contributions:

Firstly, a fault feature characterization method was established based on energy, differential entropy, and sample entropy of Intrinsic Mode Function (IMF) components. The fault mechanisms of inter-turn short circuits, broken rotor bars, static eccentricity, dynamic eccentricity, and mixed eccentricity were analyzed. A simulation model was developed using the Maxwell finite element platform to emulate these fault modes. The model's validity was verified through characteristic frequencies under five fault conditions, while stator current signal

data under different simulated fault states were obtained. Employing the Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) algorithm, the stator current signals corresponding to five fault conditions were decomposed. By selecting effective IMF components, the energy, differential entropy, and sample entropy of current signals under different fault states were calculated, providing critical data support for subsequent fault diagnosis research.

Secondly, a fault diagnosis method for three-phase asynchronous motors based on an improved Brain Storm Optimization algorithm to optimize the Support Vector Machine is proposed. Given that the traditional Brain Storm Optimization algorithm exhibits high sensitivity to initial conditions and parameter settings, which can easily lead to performance fluctuations due to interference from the initial state, a chaotic mutation strategy is introduced to initialize the population parameters. Meanwhile, to tackle the issue where the algorithm is prone to getting trapped in local optima and struggles to efficiently approach the global optimum during the solution process, a random differential mutation strategy is incorporated, enabling flexible adjustment of the search path at different iterative stages. Additionally, in response to the challenge that the penalty factor and Gaussian kernel parameters in the SVM are susceptible to subjective settings and difficult to automatically optimize, the improved algorithm is employed to conduct a global search for the optimal SVM parameters. Ultimately, a fault classification model for three-phase asynchronous motors based on the SVM optimized by the improved Brain Storm Optimization

algorithm is obtained.

Finally, experimental validation of the proposed diagnostic model was conducted using both simulated simulation data and actual motor fault data. Through the simulated data, the fault characteristic signals contained in energy, differential entropy, and sample entropy were analyzed, and it was verified that the proposed differential entropy feature was highly sensitive to the fault characteristic signals in broken rotor bar faults. Additionally, after 100 cycles of fault diagnosis training based on the simulated data, the variance of the IBSO-SVM model was found to be 0.00078, which was significantly lower than that of the SVM model, BP neural network model, and PSO-SVM model, indicating that the IBSO-SVM model had the best stability. The average recognition rate of the IBSO-SVM model was 90.03%, which was higher than those of the SVM model, BP neural network model, and PSO-SVM model. Meanwhile, using the proposed IBSO-SVM method combined with the multi-dimensional features of energy, differential entropy, and sample entropy based on IMF components, actual motor fault data was diagnosed. The variance of the IBSO-SVM model was found to be 0.00081, demonstrating its good stability. With an average recognition rate of 88.73%, the IBSO-SVM model could accurately identify inter-turn short-circuit, broken rotor bar, static eccentricity, dynamic eccentricity, and mixed eccentricity faults in three-phase asynchronous motors.

KEY WORDS: three-phase induction motor, fault diagnosis, Multi-dimensional features, IBSO, SVM

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题来源.....	1
1.2 研究背景及意义.....	1
1.3 国内外研究现状.....	2
1.3.1 基于支持向量机故障诊断的研究现状.....	2
1.3.2 三相异步电机故障诊断的研究现状.....	3
1.4 主要研究内容与章节安排.....	7
第 2 章 异步电机故障机理分析及仿真模型的建立.....	10
2.1 异步电机内部结构及其工作原理.....	10
2.1.1 异步电机内部结构.....	10
2.1.2 异步电机工作原理.....	11
2.2 异步电机故障机理分析.....	11
2.2.1 转子断条故障的机理分析.....	11
2.2.2 匝间短路故障的机理分析.....	13
2.2.3 气隙偏心故障的机理分析.....	17
2.3 基于 Maxwell 多种故障仿真模型的建立.....	19
2.3.1 正常状态下异步电机仿真模型的建立.....	19
2.3.2 异步电机故障的仿真模拟方法.....	24
2.3.3 异步电机故障仿真分析.....	26
2.4 本章小结.....	31
第 3 章 基于异步电机电流信号的能量和熵特征提取.....	32
3.1 基于 EEMD 故障特征提取方法研究.....	32
3.1.1 故障特征提取方法选取.....	32
3.1.2 EEMD 的基本原理.....	34
3.1.3 EEMD 算法流程设计.....	35
3.2 能量和熵特征计算方法.....	37
3.2.1 能量的计算.....	37
3.2.2 差分熵的计算.....	37

3.2.3 样本熵的计算	38
3.3 特征能量和熵提取方法实验验证	39
3.3.1 有效 IMF 分量选择	39
3.3.2 能量和熵的计算	42
3.4 本章小结	44
第 4 章 基于 IBSO-SVM 的异步电机故障诊断方法研究	45
4.1 BSO 理论	45
4.1.1 BSO 算法原理分析	45
4.1.2 BSO 算法实现过程	46
4.2 头脑风暴优化算法的改进	47
4.2.1 改进策略	47
4.2.2 性能测试	50
4.3 IBSO-SVM 算法	54
4.3.1 SVM 模型理论	54
4.3.2 IBSO-SVM 实现过程	55
4.4 不同模型性能测试	56
4.4.1 IBSO-SVM 模型	56
4.4.2 SVM 模型	58
4.4.3 BP 神经网络模型	59
4.4.4 PSO-SVM 模型	60
4.4.5 实验对比	62
4.5 本章小结	62
第 5 章 实验验证	63
5.1 实验平台简介	63
5.1.1 实验系统介绍	63
5.1.2 故障实验过程描述	64
5.2 基于 EEMD 的信号分析	66
5.3 特征提取	69
5.4 基于 IBSO-SVM 的故障识别方法实验验证	70
5.5 本章小结	73
第 6 章 总结与展望	74
6.1 研究总结	74
6.2 研究展望	74

参考文献	76
攻读硕士学位期间取得的成果及参研项目	82
致谢	83

第 1 章 绪论

三相异步电机因其高效、可靠和经济的特点，广泛应用于多个领域，例如农业机械、工业制造、交通运输以及商业设施等。这些电机是自动化生产线、物料搬运系统、泵类、风机及各类重型机械设备的核心动力源，确保了各行业的正常运作和生产效率。三相异步电机在现代工业和社会生活中发挥着不可或缺的作用，机械设备的稳定性和生产效率与电机的性能密切相关。由于三相异步电机的工作条件通常比较苛刻，导致其故障发生率较高。故障一旦发生，往往会给企业造成巨大的经济损失。因此，进行三相异步电机故障分类诊断研究，是一项非常有意义的工作。

1.1 课题来源

本课题来源于安徽省教育厅科学研究重点项目——基于驱动电机自传感的工业机器人状态智能诊断自学习系统研制（2022AH050974）。

1.2 研究背景及意义

随着科技的发展，越来越多的研究者致力于提高电机故障诊断技术的准确性和效率。例如，《电机典型故障模式分析及故障模拟方法研究》^[1]一文讨论了电机故障诊断理论、故障模式分析等方面的内容，并且提供了电机故障模拟的技术和方法。同时，一些科研项目也聚焦于三相异步电机测试系统^[2]的研究，旨在提升电机的出厂试验能力和现场监测能力。

当前，依据定子电流信号研究出的检测方法^[3]在转子断条^[4]、匝间短路^[5]等故障检测中被广泛采用，但各种算法参数存在着人为设置干扰。电机诊断所得到的故障信息难以判断电机的故障类型，这是由于缺少多种传感器对早期故障进行实时检测的研究。此外，当前故障诊断得到数据的精度无法满足实际需求。对异步电机进行故障诊断^[6]不仅可以避免由于漏检导致无法判断电机是否发生故障，同时可以提高工作效率，减少不必要的维护成本，能有效避免由于频繁的电机检修而导致的人力和物力资源的浪费，确保生产的连续性和稳定性。电机在线故障诊断^[7]可以不间断的为研究人员提供具体数据支持，

通过整理这些数据可以准确得到电机每个工作阶段的运动能力和运行状态，为今后三相异步电机的研究与发展打下了良好的基础。因此，对于异步电机故障智能检测诊断^[8]，成为了国内外研究人员最为重视的研究课题之一。

综上所述，针对三相异步电机故障诊断^[9]的研究，不仅是保障工厂日常运营的基础性工作，也是推动行业向智能化、高效化方向发展的重要环节。其不仅能直接带来经济效益，还能间接促进整个社会的可持续发展。

1.3 国内外研究现状

1.3.1 基于支持向量机故障诊断的研究现状

早在 20 世纪，前苏联学者 Vapnik 等人就提出了 SVM 算法，该算法经过不断的发展，目前已被应用在多种领域，其中就包括故障诊断领域。SVM 算法^[10]的基本原理就是将特征集合的分类问题转换成了求最佳值的问题。支持向量机方法本质上是一种解决凸二次规划问题的方法，该算法以二分法^[11]为模型依据，以最大限度地处理搜索出的最优超平面，再利用此面分割目标，构建二次规划^[12]模型。SVM 算法有很强的泛用性，其不仅可以处理模式识别问题，同时还对非线性的小数据进行处理和分类。SVM 算法作为一种具有学习型机制的算法，由于其采用数学方法进行数据优化，所以比神经网络的泛化能力更强，计算速度更快，分类能力更优秀。

孟凡哲等人在 SVM 基础上加入了鲸鱼优化算法 (WOA)^[13]，该算法可以优化 SVM 的参数，使支持向量机的分类能力不再受参数选择的影响，从而得到鲸鱼算法优化 SVM 的诊断模型^[14]。在此基础上，利用改进算法对三相异步电机转子在多种载荷下的断条^[15]和轴承故障进行了分类识别，并选择了 5 种工况进行了测试，其准确率达到了较高水平；郑晓霞等人^[16]收集了滚动轴承在不同工况下的数据，随后通过 VMD^[17]对数据进行分析，将计算出的总熵输入 SVM 中，对三相异步电机滚动轴承故障进行诊断；Cheng j 等人^[18]结合 EMD 和 SVM^[19]，并将其运用在旋转机械振动传感器^[20]中，通过支持向量机识别所提取的传感器失效特征。实验结果表明，即使样本数比较小时，分类器依然能够有效地识别故障，从而实现对轴承型号及故障类型的判定。

许允之等学者^[21]通过采集振动信号并进行信号分析，构建了相应的特征向量，并通

过最小二乘法支持向量机分类器^[22]对感应电动机转子的多个故障进行了有效的辨识,取得了较好的诊断结果; Raymond G 等人^[23]通过采集定子电流信号,并运用快速傅里叶变换^[24]技术,成功提取了故障特征,并构建了特征向量。随后采用一对一策略构建了支持向量机多分类器^[25],实现了对故障的准确分类,取得了显著的诊断成果。李萌等人^[26]采用主元分析技术^[27],有效解决了轴承故障特征提取困难及信息冗余复杂的问题。通过研究,不仅可以突破传统 SVM 在应用中无法获取故障特征,而且可以有效地降低故障特征维数,降低 SVM 算法运行的耗时,同时还可以显著提升识别效果。杨俊等学者^[28]将最小二乘理论引入支持向量机,使其具有较好的分类性能,并对四种不同的故障状态进行了诊断。尽管如此, SVM 在实际应用中仍面临一些挑战,特别是在参数设置方面,通常依赖于人工经验以及随机设置。为此,研究人员正致力于通过算法优化来精确选取参数,以提升 SVM 的鲁棒性。

1.3.2 三相异步电机故障诊断的研究现状

随着感知、信号处理、人机交互等技术的不断发展,各领域的交叉应用,使得检测技术与检测仪器不断取得新的突破,使得越来越多的检测仪器具备了更加丰富的功能,并且更加方便的人机交互。目前,国内外众多学者试图将传感技术、微电子技术、计算机技术与虚拟仪器技术相融合,以提升电动机的检测效率、准确度和可靠性,研制出更轻便、更易操作、更多功能的电动机故障诊断仪器。

匝间短路^[29]是三相异步电机的一种典型故障类型,尤其在其发展中后期阶段,故障发展迅速。若缺乏有效的状态监测与故障诊断手段,后果将不堪设想。Shih K J 等人^[30]介绍了一种基于神经网络的永磁同步电动机绕组短路故障^[31]诊断方法。在此基础上,利用实验室试验获得的试验数据,利用 SVM 与 CNN 两种方法对诊断模型进行训练。SVM 是利用永磁同步电机的数学模型^[32],将匝间短路故障代入到支持向量机中; Combastel C 等人^[33]针对定子线圈故障、转子断裂^[34]等电机故障,采用 Park 模型对电气参量进行建模,并计及温度对各参量的影响。在此基础上,利用该模型对系统中的温度信息进行建模,从而实现了系统的有效识别。

Babaa F 等学者^[35]应用坐标转换原理,对感应电动机单相绕组匝间故障^[36]进行了建模。通过实验研究,建立准确的数学模型,减少因供电电压及电机内不对称引起的谐波

成分，揭示定子绕组间短路^[37]与供电不对称的内在联系，提高感应电动机的灵敏度及可靠性；高翔等人^[38]采用 MATLAB 仿真软件建立异步电动机定子绕组的数学模型，并利用该模型对异步电动机定子绕组的温度进行仿真，研究根据电动机参数进行温升估计的新方法；Baruti K H 等人^[39]提出了一种在线短路电流幅度估计方案，适用于定子绕组中出现匝间短路故障的永磁同步电机。根据估计的短路电流幅度，通过迭代方案调整速度参考，使短路电流幅度达到安全值；马杰^[40]以感应电动机匝间短路故障为研究对象，以列车停车、全工况、调速三种典型工况为对象，利用 BO-ECOC-SVMs 实现匝间短路故障的识别和定位，并利用 BO-GPR 模型评价其严重程度，诊断试验平台如图 1-1 所示。

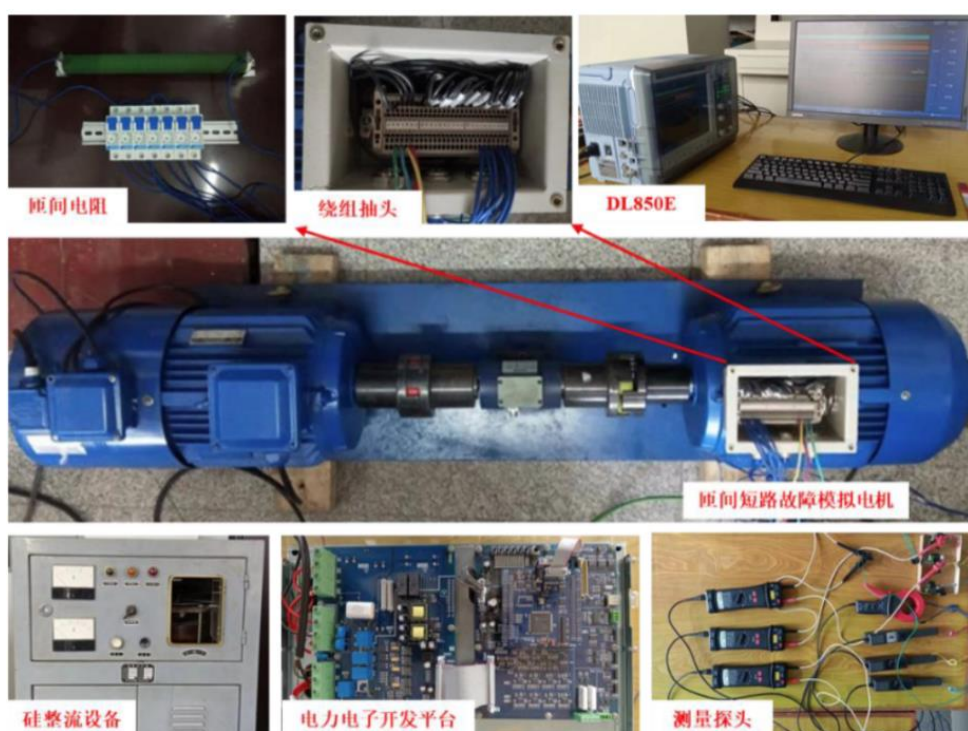


图 1-1 匝间短路故障主动诊断试验平台实物

徐杭微等人^[41]以感应电动机定子绝缘故障为研究对象，采用无损伤在线测试方法，对所采集到的数据进行处理与分析。系统检测迅速且效率高，可以在绝缘故障初期即发现隐患，防止其发展成更严重的故障，拥有很高的实用价值；白永明^[42]通过直接数字调频方法产生模式试验需要的激励信号，通过对扫描信号进行基二间快速傅里叶变换处理，得到了振动频响谱，从而得到了各阶振型的频谱。利用开发的测试系统进行定子内部振动模态的测试，取得了显著成效，如图 1-2 所示。

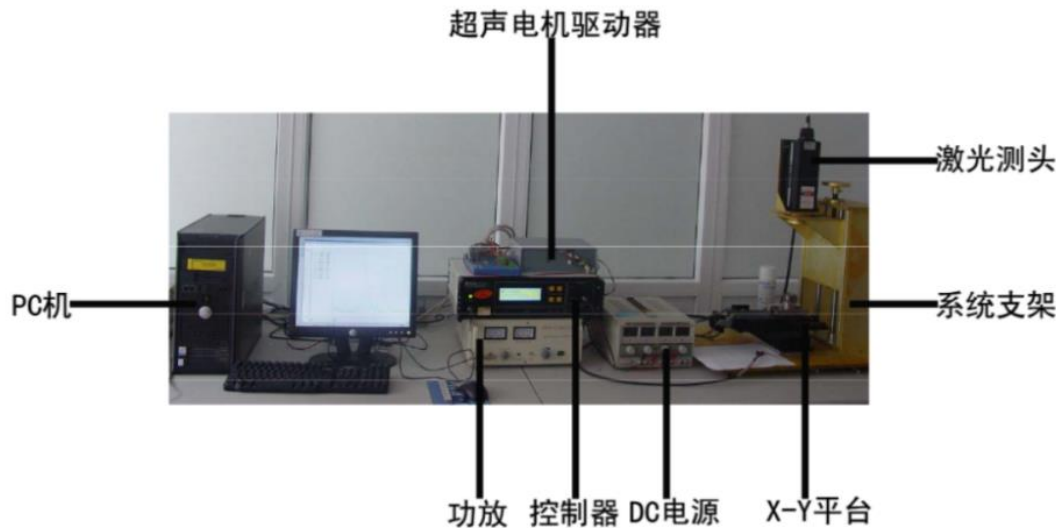


图 1-2 激光多普勒面内振动测试系统的实物图

郭瑞光^[43]创建了一套能够准确达到设计要求的能量反馈式感应电动机试验控制系统。利用 PC 机完成了整个试验过程的自动监控，见图 1-3。采用可控整流元件解决电能损耗问题，并通过可控整流/反馈单元的能量反馈设计，提升电能利用效率，实现单位功率因数逆变运行，同时降低电网谐波污染，整体具有良好的可靠性。

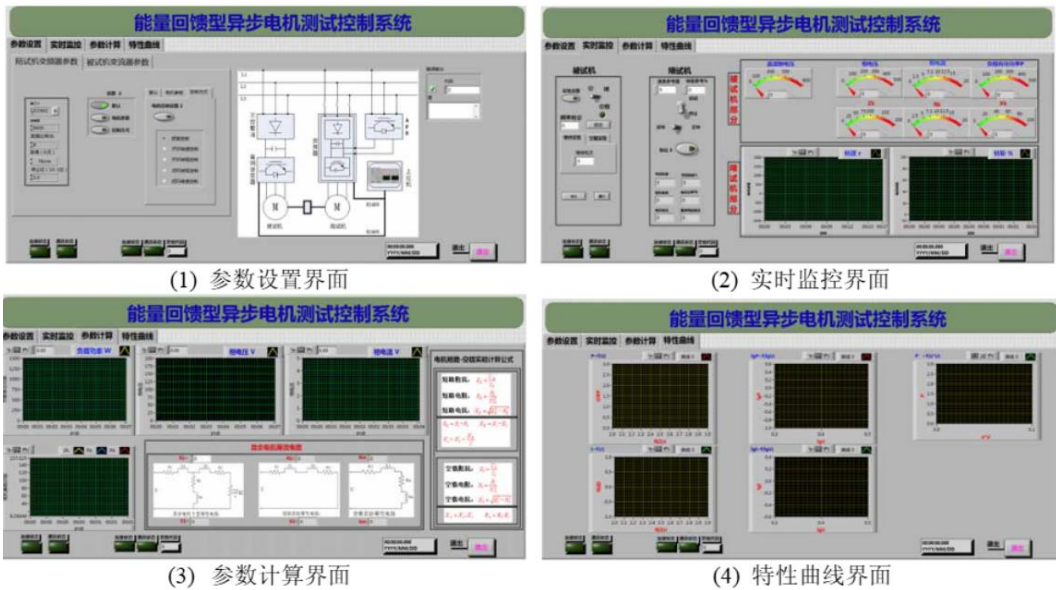
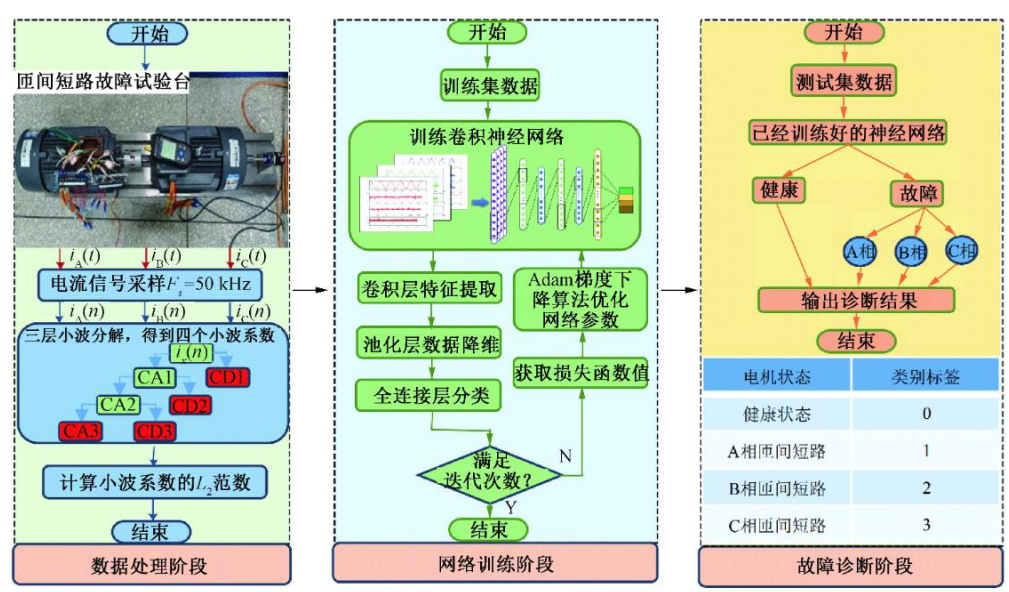


图 1-3 测试系统上位机监控系统界面

张宝杰等人^[44]针对感应电动机定子绕组匝间短路问题，将 1D-CNN 和小波分析相结合，研究了一种新的基于 1D-CNN 的故障诊断方法。此技术训练 1D-CNN 时，选取小波分解系数的二范数作为故障特征；随后利用训练完成的 1D-CNN 作为故障诊断分类器，实现对电机定子绕组匝间短路故障的检测。故障诊断过程如图 1-4 所示。



随着科技进步，我国在转子断条故障诊断上取得很多成就。为解决电机电流特征分析^[45]在低负荷、变频器故障时性能较差的问题，祝洪宇等研究人员^[46]提出了一种基于离散小波的异步电动机解调方案，通过对异步电动机定子电流包络的最优参数进行分析，实现对异步电动机定子电流包络的最优检测；徐建英等学者^[47]提出一种单相定子电流前处理平方解调方法，通过简单的硬件解调，既能有效地提高信号的信噪比，又能有效地减少频谱分析量，又能有效地提高信号的信噪比；张兴等学者^[48]提出了一种新的基于 EMD 的转子断条故障诊断方法，其具有很好的抗非稳态特性，系统仿真结果见图 1-5。

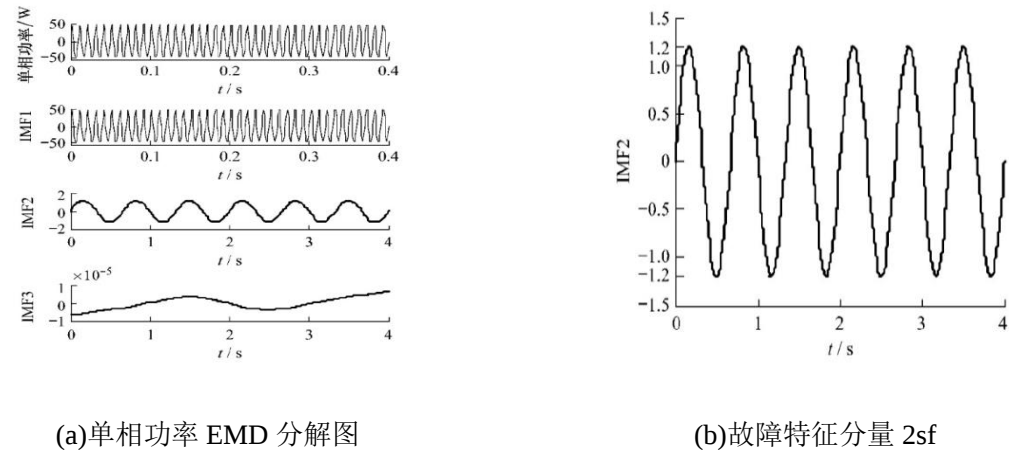


图 1-5 EMD 仿真结果图

三相异步电机转子断条故障的在线检测依赖于诸如瞬时功率信号^[49]、电磁转矩信号、振动信号、磁通和定子电流信号等多类信号。牛发亮^[50]通过应用小波变换及 Hilbert-Huang 变换技术，探讨电磁转矩信号中的故障分量，用以判断是否存在断条故障。电磁

转矩是电流与总磁通交互的结果，在转子故障时尤为敏感，但实时测量需要专门的扭矩传感器，难以普及；刘达等人^[51]通过对转子振动信号的监测，并在不同工况下比较振动频谱，分析出正常与故障情况下的振动谱差异，进而完成故障诊断；Park Y S 等人^[52]采用 Park 矢量变换法^[53]将三相定子电流简化为二维表示，通过分析二维矢量轨迹的畸变来进行转子断条故障检测^[54]，提供了一种基于图形化故障诊断的新视角；贾朱置^[55]等人提出了一种适用于异步电机变速运行条件下早期发现转子断条故障的方法。该方法通过对定子电流 Park 矢量模平方信号进行离散小波变换，基于转速变化时的故障特征频率波形演变及小波能量变化来判断转子断条故障。尽管这些方法在一定条件下有效，但在实际故障检测中的准确率仍有待提升。

在气隙偏心故障的研究中，Cameron J R 等人^[56]通过对电机磁场及磁场导波特性的研究，明确静、动偏心故障下定子电流、振动信号中存在的特征频率分量，为气隙偏心率故障的诊断提供依据；王祥珩^[57]所建立的以气隙偏心故障为基础的多回路法的交流电动机分析法，是一种新的研究思路；Toliyat H A^[58]联合使用绕组函数方法^[59]和多回路模型^[60]，对异步电动机的空气间隙偏心率进行了早期诊断；Joksimovic G M^[61]利用多回路模型，导出了混合偏心条件下的定子电流特性频率表达式，并对此进行了分析。定子电流特性频率在空气间隙不平衡状态下的变化尤其明显；周理兵等人^[62]应用数值法计算了气隙偏心下的磁拉力，并通过相关实验论证了理论分析。

目前在解决三相异步电机故障诊断方面还存在一些不足，主要包括：

(1) 在当前的研究领域，对三相异步电机故障分类诊断时，现有的方法往往无法充分分析电机在运行时定子电流中包含的故障信号，导致了故障诊断的准确性受到影响。因此，寻找更为精确和有效的特征提取方法显得尤为重要。

(2) 在当前的技术环境中，虽然存在着各种各样的故障检测算法，但这些算法大多专注于特定类型故障的诊断（例如匝间短路或转子断条故障）。实现对三相异步电机多种故障模式的分类诊断，各种算法参数设置存在着人为干扰，这就要求研究者们开发更为先进的智能算法来应对复杂的故障情况。

1.4 主要研究内容与章节安排

针对目前存在的主要问题，以 Y160M-4 三相异步电机为研究对象，以故障诊断为

研究目的,以支持向量机为研究理论基础开展相关研究,主要研究内容是利用 EEMD 进行特征提取时,在能量和样本熵的基础上引入差分熵,将多组特征值带入头脑风暴优化算法优化后的支持向量机中进行故障分类诊断。本文包括 6 章,总体结构如图 1-6 所示。

论文总体章节安排如下:

第一章 绪论。介绍三相异步电机故障诊断的研究背景及意义。着重讨论基于支持向量机的智能机械诊断预测技术的发展现状和基于三相异步电机故障诊断技术的发展现状与不足,并提出本文的重点研究领域和主要研究内容。

第二章 基于 Maxwell 多种故障仿真模型的建立。针对三相异步电机断条、匝间短路、静态偏心、动态偏心、混合偏心进行故障机理分析,得出每种故障状态下出现的特征频率等。利用 Maxwell 仿真软件建立五种故障状态下的仿真模型,得出不同故障状态下的定子电流出现的特征频率与前面的机理分析对比,验证仿真模型的正确性,提取不同故障状态下的定子电流数据,为第三章故障特征提取做铺垫。

第三章 基于三相异步电机的能量和熵故障特征提取。基于不同故障状态下定子电流信号的特征表现,利用 EEMD 算法进行特征提取,然后根据 EEMD 分解的 IMF 分量计算不同故障的能量,样本熵和差分熵。

第四章 基于 IBSO-SVM 的异步电机故障诊断方法。建立基于改进头脑风暴优化算法优化支持向量机的三相异步电机故障分类模型,并详细说明了 IBSO-SVM 模型的分类诊断步骤。利用仿真实验数据测试了模型的可行性,与 SVM 和 PSO-SVM 模型进行了比较,证明了 IBSO-SVM 模型的稳定性最高,识别率最好。

第五章 实验验证。使用实际电机故障数据对 IBSO-SVM 模型的性能进行了验证。叙述了实验平台的搭建过程和不同故障实验过程的模拟方法。根据第三章内容分析实际电机故障数据时,对不同故障状态下的定子电流信号应用 EEMD 分解技术,然后基于分解出的有效 IMF 分量计算其能量、差分熵和样本熵。最后代入到 IBSO-SVM 模型中,验证了模型的稳定性强,识别率高。

第六章 总结与展望。概括了研究的核心结论及其创新点,同时指明了未来研究的重点领域。

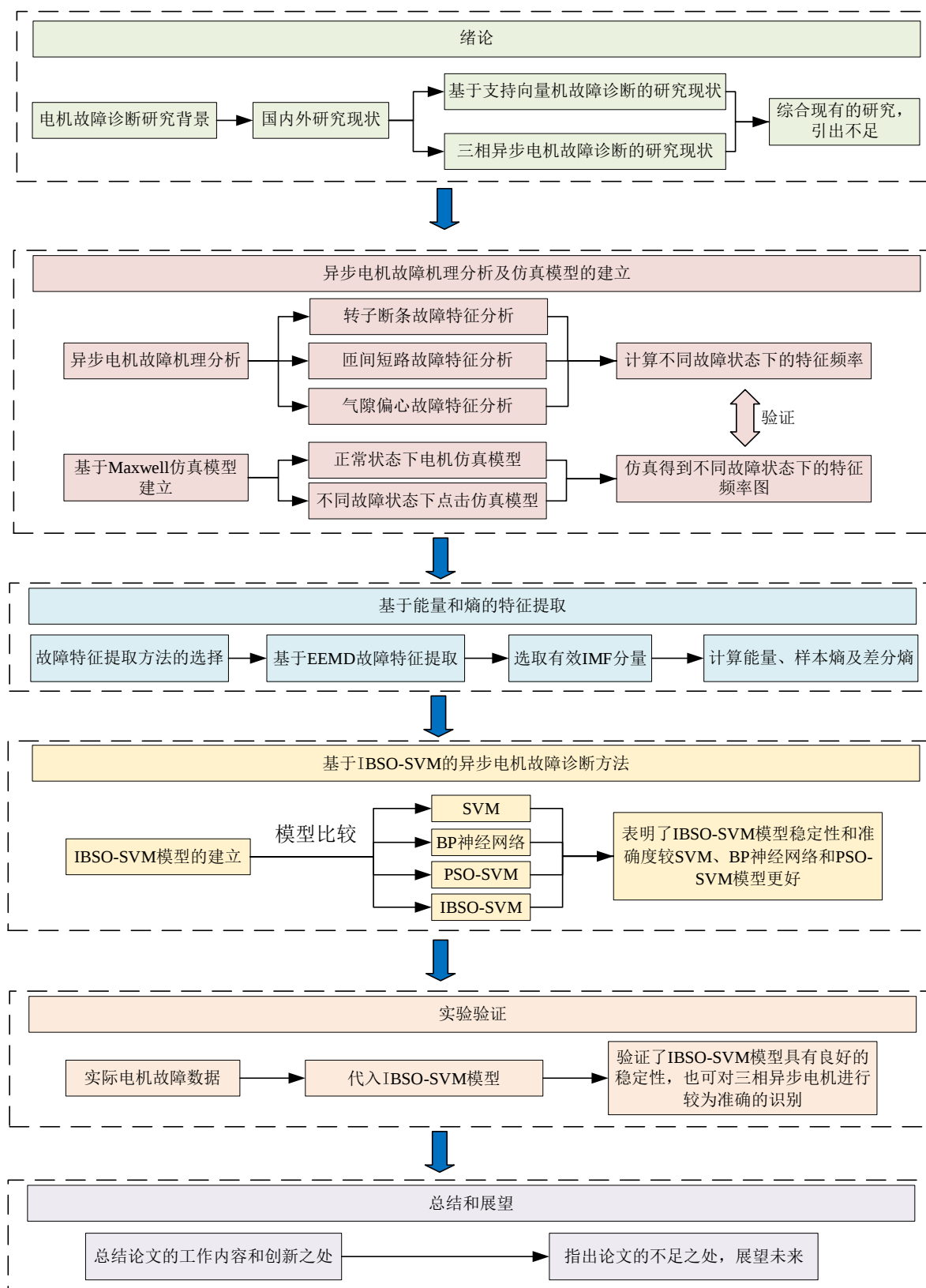


图 1-6 论文总体结构

第 2 章 异步电机故障机理分析及仿真模型的建立

异步电机主要包括定子、转子和其他部件，工作时由于频繁启动和负载波动等因素，容易出现多种故障。而且，在不同故障情况下，故障的表现形式有很大区别。本章将依据电机学理论分析各种故障状态下的定子电流特征频率，并建立基于 Maxwell 的三相异步电机故障仿真模型。

2.1 异步电机内部结构及其工作原理

2.1.1 异步电机内部结构

在三相异步电机的设计中，定子结构扮演着至关重要的角色，是一个复杂而精密的组成部分，包含了定子铁心、定子绕组和机座这三大块，如图 2-1 所示。定子铁心的构造独树一帜，采用的是一种特殊的硅钢片材料，这种硅钢片表面经过精心加工，形成一层薄薄的绝缘层，以确保电机运行时的安全性与可靠性。铁心内部有着均匀排列的内圆槽，这些凹槽的作用是用来固定和保护绕组的。定子绕组则是电机旋转的核心所在。它们是由三个相互间隔 120° 的电角度相同的绕组所构成的，这三个绕组通过一种特殊的连接方式对称连接起来。当三相交流电通过这些绕组时，就能产生出一个旋转磁场，这个磁场是推动转子转动的关键。在这个旋转磁场的作用下，定转子之间会发生相对运动，从而带动整个电机系统进行旋转。

转子结构是电机中一个关键的组成部分，它由转子铁心和转子绕组两个主要部分构成。转子铁心在电机内部起着至关重要的磁路作用，不仅负责将磁场能量传递给转子绕组，还确保了电磁转换过程中的高效运行。转子铁心通常采用与定子铁心相似的材料和精密的制造工艺制造而成，以保证其质量和性能。至于转子绕组，它包含有两种基本类型：鼠笼式绕组和绕线式绕组。鼠笼式绕组设计为环形或椭圆形，用来连接电机的每个磁极，从而形成完整的电磁铁。绕线式绕组则由一系列绕在导体上的导线组成，这些导线按照特定顺序排列，形成复杂的电路系统。本文讨论的是鼠笼式绕组的三相异步电机，由多根插入转子槽的导条和两个环形端环构成。

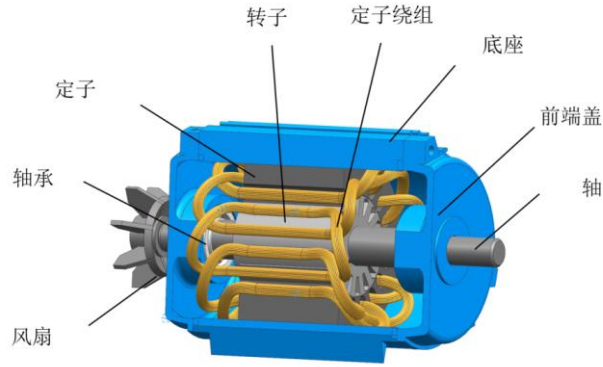


图 2-1 三相异步电机的基本结构图

2.1.2 异步电机工作原理

当定子绕组通入三相电流时，因三相电流在时空上互差 120° 电角度，会在定子铁心中产生旋转磁场，旋转磁场切割转子导体，依据法拉第电磁感应定律，在转子导体中产生感应电动势，形成感应电流。而感应电流在磁场中又会受到安培力作用，进而产生电磁转矩，推动转子沿着旋转磁场方向转动。考虑到气隙中的空气阻力，实际转速通常略小于同步转速，三相异步电机的转差率 $s_{\text{转差}}$ 可表达为：

$$s_{\text{转差}} = \frac{n_{\text{同步}} - n_{\text{转子}}}{n_{\text{同步}}} \quad (2-1)$$

正常运行时转差率通常在 0.01 - 0.05 之间，正是这种“异步”特性，保证了三相异步电机持续将电能高效转化为机械能，驱动各类负载运转。

2.2 异步电机故障机理分析

2.2.1 转子断条故障的机理分析

在现代异步电机的设计与维护中，常常会遇到一种常见故障是转子端环或导条的损坏。这种现象通常被称作转子断条，如图示 2-2 所示。当电机开始运转时，转子会受到电磁效应、热传导、机械变形以及旋转过程中的动力作用等诸多因素的综合影响，这些因素共同导致了转子形状的对称性逐渐遭到破坏，其完整性逐步受损，且发展趋势明显恶化。在这个过程中，如果转子出现断条，意味着在转子中产生的电流将不再均匀分布。

这种不对称性会导致转矩发生波动，进而影响到整个电机系统的稳定性^[63]。随着时间的推移，这种不平衡可能会演变为更为严重的问题，比如平均转矩的下降，这将直接影响到电机的效率和使用寿命。因此，及时发现并解决转子断条问题，对于保证电机性能至关重要。

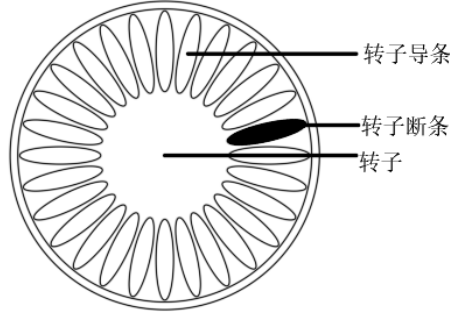


图 2-2 转子断条示意图

电机处于正常工况时，在基波的上、下侧频率处，将产生一个与电源频率差约 2 倍转差率的成分^[64]。这种故障特征频率可作为识别转子断条故障的关键指标。

f_s 表示供电频率， p 表示磁极对数，则定子侧的磁电动势 $f_{\text{磁动势}}$ 表达式如下：

$$f_{\text{定子}} = K_1 N_1 I_1 \sin(\omega_b t - p\theta) \quad (2-2)$$

转子绕组相位角：

$$\phi_{\text{相位角}} = \theta - \omega_r t \quad (2-3)$$

当 $p=1$ 代入(2-2)得：

$$f_{\text{定子}} = K_1 N_1 I_1 \sin[(\omega_b - \omega_r)t - \phi_{\text{相位角}}] \quad (2-4)$$

式中， K_1 表示电机结构参数， N_1 表示定子绕组匝数， I_1 表示定子中的电流， ω_b 表示电源基波频率， θ 为初相角， ω_r 表示转子的机械旋转频率。

同理得转子磁动势：

$$f_{\text{转子}} = K_2 N_2 I_2 \sin[(\omega_b - \omega_r)t - \phi_{\text{相位角}}] \quad (2-5)$$

式中, K_2 表示电机结构参数, N_2 表示转子绕组匝数, I_2 表示转子中的电流。

当异步电机转子出现断条故障时, 会导致转子绕组中的基波磁动势 $f_{\text{转子}}$ 产生出现变化。其表达式如下:

$$f_{\text{转子}} = K_2 N_2 I_2 \sin[(\omega_b - \omega_r)t - \phi_{\text{相位角}}] \sin 2\phi_{\text{相位角}} \quad (2-6)$$

将三角函数积化和差变换公式代入可得:

$$f_{\text{转子}} = \frac{K_2 N_2 I_2}{2} [\cos[2\pi(\omega_b - \omega_r)t - 3\phi_{\text{相位角}}] - \cos[2\pi(\omega_b - \omega_r)t + \phi_{\text{相位角}}]] \quad (2-7)$$

将式(2-3)代入式(2-7), 另外 $\omega_r = (1-s)\omega$, 得到定子和转子的磁动势为:

$$f_{\text{定子}} = f_{\text{转子}} = \frac{K_2 N_2 I_2}{2} [\cos[2\pi(3-2s)\omega_b t - 3\theta] - \cos[2\pi(1-2s)\omega_b t - \theta]] \quad (2-8)$$

根据公式(2-8), 当异步电机出现轻微转子断条故障时, 定子绕组和转子绕组中的磁动势将额外包含 $(1-2s)f$ 的附加分量。由于转差率较小, 这种附加分量通常难以与基频分量分离。这些附加分量通常成对出现, 并随着电机运转进一步影响定子电流, 导致电机转速产生轻微波动, 最终在定子电流基频附近产生变频分量为:

$$f_{b1} = (1 \pm 2k_{b1}s_{\text{转差}})f_s, k_{b1} = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2-9)$$

式中, $k=1, 2, 3, \dots$, f_s 为电源供电频率。

异步电机转子断条时, 也会在转子槽内产生高频率的谐波, 表达式如下:

$$f_{bh} = [h_{xb}(1-s) \pm s \pm 2\mu_{zb}s]f_s \quad (2-10)$$

式中, h_{xb} 表示谐波的次数, $\mu_{zb} = 0, 1, 2, \dots$ 表示转速波动影响因子。

2.2.2 匝间短路故障的机理分析

异步电机, 作为传动系统中不可或缺的关键组件, 担负着将电能转换为机械能的主要任务。由于其在工作中涉及高阶运算、非线性行为以及强耦合性的多变量环境, 使得

它在暂态状态下展现出一系列极其复杂且多变的特性^[65]。尤其是在研究匝间短路现象时，这种复杂性更是显著。在深入探讨这类故障机理的过程中，研究者们往往采取一些假设来简化问题的处理。这些假设包括对电气参数的稳定性进行严格控制，以确保模型的准确性；对绕组结构进行理想化的设计，以期达到理论上的最优性能；同时，为了保证分析结果的可靠性和可行性，常会忽略掉电磁辐射和各种干扰因素，这样可以减少实际运行中的不确定性；此外，为了简化计算，热效应也会被适度地忽略，过多的热量会影响电机的效率和寿命；同样，机械振动和应力效应也会根据具体情况被适当地调整，以减少它们对电机性能的潜在影响。假设定子三相绕组采用星形连接，并且 A 相绕组出现了匝间短路故障，如图 2-3 所示。

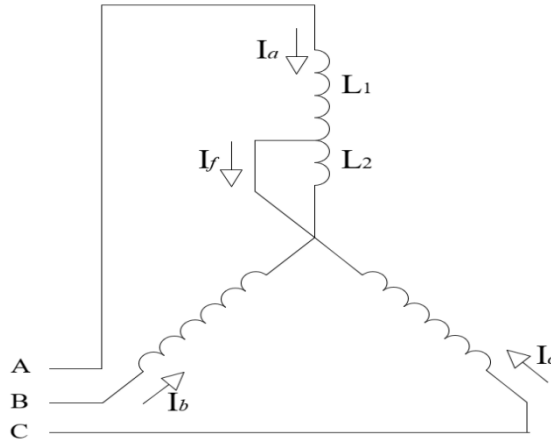


图 2-3 异步电机 A 相绕组匝间

图 2-3 中， L_1 代表正常绕组， L_2 代表短路绕组。假设 $\rho = I_{L_2} / (I_{L_1} + I_{L_2})$ 表示短路绕组系数，其中 I_{L_1}, I_{L_2} 分别表示正常绕组部分、短路绕组部分的长度，这种故障下的电压方程为：

$$\begin{cases} u_s = R_s i_s + q \varphi_s \\ 0 = R_r i_r + q \varphi_r \end{cases} \quad (2-11)$$

磁链方程为：

$$\begin{cases} \varphi_s = L_{ss} i_s + L_{sr} i_r \\ \varphi_r = L_{rs} i_s + L_{rr} i_r \end{cases} \quad (2-12)$$

式中： q 为微分算子，定子电压为 $u_s = [u_{L_1} \ u_{L_2} \ u_{sb} \ u_{sc}]^T$ ，定子电流为 $i_s = [i_{sa} \ (i_{sa} - i_f) \ i_{sb} \ i_{sc}]^T$ ，定子磁链为 $\varphi_s = [\varphi_{sL_1} \ \varphi_{sL_2} \ \varphi_{sb} \ \varphi_{sc}]^T$ ，定子电阻为

$$R_{sd} = R_s \begin{bmatrix} 1-\mu & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mu & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T, \text{ 转子电流为 } i_r = [i_{ra} \ i_{rb} \ i_{rc}]^T, \text{ 转子磁链为}$$

$$\varphi_r = [\varphi_{ra} \ \varphi_{rb} \ \varphi_{rc}]^T, \text{ 转子电阻为 } R_r = R_r \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T。$$

其中，三相异步电机定子自感为

$$L_{ss} = L_{ls} R_{sd} + L_{ms} \begin{bmatrix} (1-\mu)^2 & \mu(1-\mu) & -\frac{1-\mu}{2} & -\frac{1-\mu}{2} \\ \mu(1-\mu) & \mu^2 & -\frac{\mu}{2} & -\frac{\mu}{2} \\ -\frac{1-\mu}{2} & -\frac{\mu}{2} & 1 & -\frac{1}{2} \\ -\frac{1-\mu}{2} & -\frac{\mu}{2} & -\frac{1}{2} & 1 \end{bmatrix};$$

$$\text{转子自感为 } L_{rr} = \begin{bmatrix} L_{ms} + L_{ls} & -\frac{L_{ms}}{2} & -\frac{L_{ms}}{2} \\ -\frac{L_{ms}}{2} & L_{ms} + L_{ls} & -\frac{L_{ms}}{2} \\ -\frac{L_{ms}}{2} & -\frac{L_{ms}}{2} & L_{ms} + L_{ls} \end{bmatrix};$$

定转子互感为

$$L_{sr} = L_{rs}^T = L_{ms} \begin{bmatrix} (1-\mu)\cos\theta_r & \cos(\theta_r + 120^\circ)(1-\mu) & \cos(\theta_r - 120^\circ)(1-\mu) \\ \mu\cos\theta_r & \cos(\theta_r + 120^\circ)\mu & \cos(\theta_r - 120^\circ)\mu \\ \cos(\theta_r - 120^\circ) & \cos\theta_r & \cos(\theta_r + 120^\circ) \\ \cos(\theta_r + 120^\circ) & \cos(\theta_r - 120^\circ) & \cos\theta_r \end{bmatrix};$$

电机故障状态下的电磁转矩方程为：

$$T_e = \frac{np}{2} [i_s \quad i_r] \begin{bmatrix} 0 & \frac{\partial L_{sr}}{\partial \theta} \\ \frac{\partial L_{rs}}{\partial \theta} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_s \\ i_r \end{bmatrix} - \mu n_p L_{ms} \left(\frac{3}{2} i_{ra} \sin \theta_r + \frac{\sqrt{3}}{2} i_{rb} \cos \theta_r - \frac{\sqrt{3}}{2} i_{rc} \cos \theta_r \right) \quad (2-13)$$

将整个系统从三相坐标系转换为两相坐标系。这种转变至关重要，它有助于消除由于两相绕组之间存在的电磁耦合效应所引起的干扰。转换后的电压方程如下：

$$\begin{cases} u_{s\alpha} = R_s i_{s\alpha} + q \varphi_{s\alpha} - \frac{2}{3} \mu R_s i_f \\ u_{s\beta} = R_s i_{s\beta} + q \varphi_{s\beta} \\ 0 = R_r i_{r\alpha} + q \varphi_{r\alpha} + v_r \varphi_{r\beta} \\ 0 = R_r i_{r\alpha} + q \varphi_{r\alpha} - v_r \varphi_{r\beta} \end{cases} \quad (2-14)$$

式中， v_r 为电机转速。

磁链方程可表示为：

$$\begin{bmatrix} \varphi_{s\alpha} \\ \varphi_{s\beta} \\ \varphi_{r\alpha} \\ \varphi_{r\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & L_m & 0 \\ 0 & L_s & 0 & L_m \\ L_m & 0 & L_r & 0 \\ 0 & L_m & 0 & L_r \end{bmatrix} i_f \quad (2-15)$$

对于短路绕组 A 相，电压与磁链方程为：

$$u_{L2} = R_f i_f = \mu R_s (i_{s\alpha} - i_f) + q \varphi_{L2} \quad (2-16)$$

$$\varphi_{L2} = \mu L_{ls} (L_{s\alpha} - i_f) + \mu L_m (i_{s\alpha} + i_f - \frac{2}{3} \mu i_f) \quad (2-17)$$

电磁转矩方程为：

$$T_e = \frac{3}{2} n_p L_m (i_{ra} i_{s\beta} - i_{sa} i_{r\beta}) - n_p \mu L_m i_f i_{r\beta} \quad (2-18)$$

基于上述故障模型，通过分析定子电流可以进一步解析匝间短路故障的具体特征。针对三相异步电机，在发生匝间短路时，定子绕组内电流分布的变化会引起额外频率分量的生成。这些频率分量可以通过以下步骤推导：

转速与频率的关系：

$$n = \frac{60(1-s_{\text{转差}})f_s}{p} \quad (2-19)$$

式中， n 表示实际转速， f_s 表示电源频率。

根据电机的基本原理，转子频率 f_r 与电源频率 f_s 和转差率 $s_{\text{转差}}$ 的关系为：

$$f_r = f_s(1-s_{\text{转差}}) \quad (2-20)$$

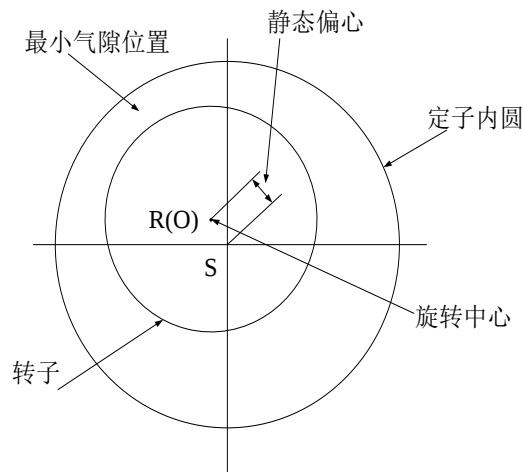
在存在匝间短路的情况下，定子电流中会包含额外的频率成分，这些成分通常以电源频率 f_s 的倍数形式出现。因此，可以将这些频率成分表示为：

$$f_{st_1} = f_s \left[\frac{n}{p}(1-s) \pm k_0 \right] \quad (2-21)$$

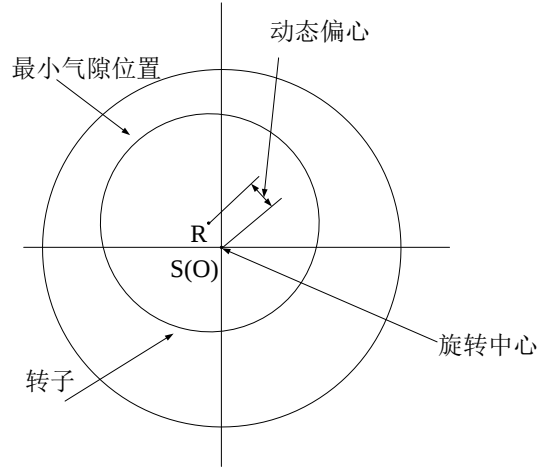
式中， k_0 为整数，表示由于故障引起的额外谐波成分。

2.2.3 气隙偏心故障的机理分析

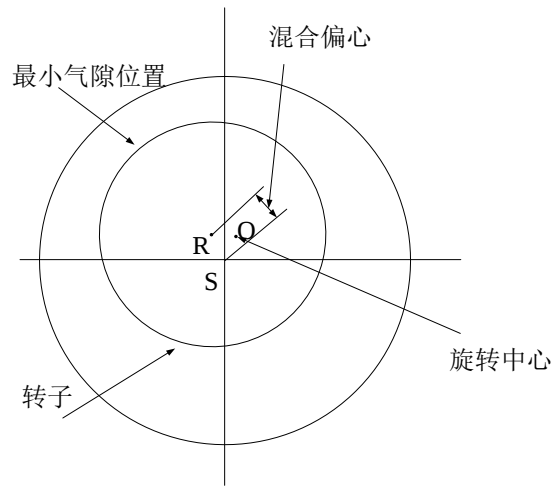
磁动势与气体介质中的磁导相互作用，通过相乘来计算得到一个特定的量，即气隙磁通。随着电流的增加或减少，定子线圈的电阻率也会随之改变，从而导致定子电流频谱的展宽或收缩。这些频谱中包含了不同的频率分量，它们代表了由电机运行条件引起的电气特性的细微差别。本研究中分别讨论了静态偏心，动态偏心和混合偏心三种故障状态下的特征频率公式。



(a) 静态偏心



(b)动态偏心



(c)混合偏心

图 2-4 异步电机气隙偏心

当发生气隙偏心率故障时，气隙磁通的改变会引起电流的不均衡，从而使其在电流谱上出现一系列的特征频率成分，表达式如下：

$$f_q = \left[(k_0 R \pm n_d) \frac{1-s_{\text{转差}}}{p} \pm v_{xb} \right] f_s \quad (2-22)$$

式中， R 表示转子槽数， $v_{xb} = 1, 2, 3, \dots$ 表示电源谐波阶数， n_d 表示偏心阶数， $n_d = 1, 2, 3, \dots$ 。

发生静态偏心故障时 $n_d = 0$ ，即：

$$f_{qe} = \left[kR \frac{1-s_{\text{转差}}}{p} \pm v \right] f_s \quad (2-23)$$

发生混合偏心故障时，在定子电流的 50 Hz 附近将产生故障特征频率，特征频率公式：

$$f_{he} = f_s \pm k f_r \quad (2-24)$$

式中， $f_r = \frac{1-s_{\text{转差}}}{p} f_s$ 为三相异步电机转子旋转频率。

2.3 基于 Maxwell 多种故障仿真模型的建立

电机故障诊断研究中，仿真建模是一种不可或缺的方法。基于卷烟设备配备的三相异步电机的相关参数，开发了相应的仿真模型。借助 Ansys Electronics Desktop 中的 Maxwell 有限元仿真工具，本章构建了电机在正常操作、转子断裂故障、绕组匝间短路以及三种气隙偏心情况下的有限元模型，目标在于明确故障特征，理解这些故障之间的影响关系，从而为多故障诊断提供依据。

2.3.1 正常状态下异步电机仿真模型的建立

Maxwell 用麦克斯韦微分方程有限元方法对其进行分析，从而为电磁问题^[66]的求解提供了一个新的思路。此软件可实现静电场、动态电场、磁场的求解，并可对电场、温度场进行数值模拟。该系统的暂态磁场模块主要用于对电动机在正常工况及故障工况下的稳态及暂态特性^[67]进行分析。

采用 Maxwell 暂态磁场求解器，获取不同运行工况（包括正常与故障）下定子电流、定子电流频谱、磁场分布等参量，实现三相异步电机的运行特性。定子与转子作为三相异步电动机的两个主要组成部分。该电机由定子提供机械支承，并能产生旋转磁场，转子通过转子的旋转产生期望的电磁扭矩。定子、转子回路是物理上分开的，没有联接，但是它们之间却以磁路间的磁通来进行交流。

对于三相异步电机故障仿真的求解任务，鉴于各参数均随时间波动，需采用暂态场求解器。为了简化计算，在实施三相异步电机的有限元仿真期间，本研究提出了一系列

假设以限定模型边界条件：忽略端部效应和位移电流，磁场限制在电机定子铁芯区域内，定子绕组被认为是对称的，且使用的电源为三相对称电源。

采用 Maxwell 软件建立了 2D 有限元数值模拟模型，并采用暂态磁场求解器求解。具体的模型工作由如下内容组成，如图 2-5 所示：

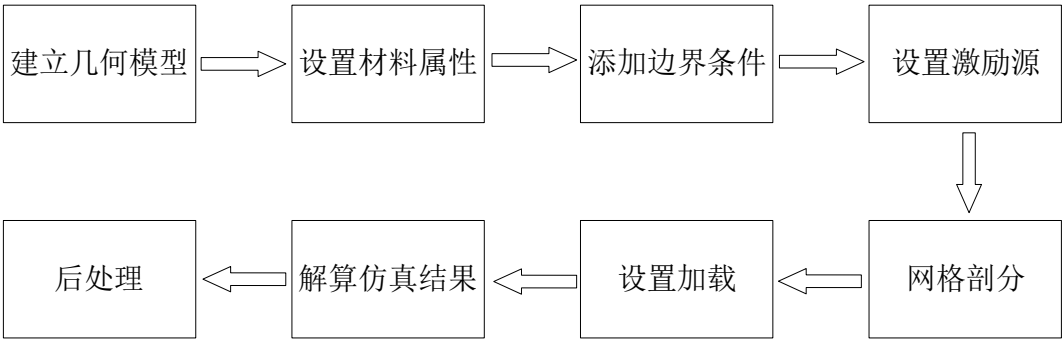


图 2-5 有限元仿真建模步骤

本章将对型号为 Y160M-4 的电机进行仿真建模。详细的设计参数已以表 2-1 的形式呈现出来。

表 2-1 Y160M-4 相关参数

类型	参数	
电机型号	Y160M-4	
定子外径	$D_1 = 260mm$	
定子内径	$D_{i1} = 170mm$	
定子槽类型	斜肩圆底梨形槽	
定子槽参数	$H_{s0} = 0.80mm$	$B_{s0} = 3.80mm$
	$H_{s1} = 1.13mm$	$B_{s1} = 7.70mm$
	$H_{s2} = 14.00mm$	$B_{s2} = 10.20mm$
转子外径	$D_2 = 169mm$	
转子内径	$D_{i2} = 60mm$	
转子槽类型	斜肩圆底槽	
每槽线数	36	

续表 2-1

类型	参数	
转子槽参数	$H_{s0} = 0.50mm$	$B_{s0} = 1.00mm$
	$H_{s1} = 1.10mm$	$B_{s1} = 4.80mm$
	$H_{s2} = 24.90mm$	$B_{s2} = 4.80mm$
气隙	$g = 0.4$	
铁心长	$155mm$	
绕组形式	单层链式	
并联支路数	1	
节距	$y = 1-6$	
相数	$m = 3$	
极对数	$2P = 4$	
额定功率	$P_N = 7.5kW$	
额定频率	$f_N = 50Hz$	
额定电流	$20A$	
空载电流	$5.2A$	
额定电压	$U_N = 380V$	

根据表 2-1 提供的设计参数，先建立三相异步电机的几何形态，如图 2-6 所示。除此之外，还要设置 Band 模型^[68]、转子内层区域模型以及电机外层区域模型。

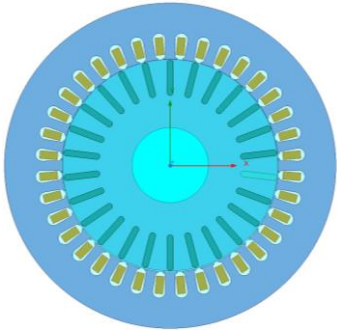


图 2-6 三相异步电机几何模型

在构建三相异步电机的仿真模型^[69]时，对于不同的零件，应分别规定对应的材质：转轴，带子区域，内表面区域，内表面区域采用空气，定子线圈材质为铜质；选择具有非线性铁磁性的定子和转子磁轭，D23-50-SF0.950；转子的材质是康卡斯特-75C。在此基础上，建立了磁场并行计算的几何模型，并对定子绕组进行了相位分离。所述的激励信号是通过外加的电路来提供的。每个部件的剖分长度是根据表 2-2 决定的。

表 2-2 仿真模型剖分长度

区域名称	剖分长度(mm)
鼠笼导条	1.5
定子绕组	2.5
定子铁心	4.5
转子铁心	4.5
外层区域	1.0
内层区域	1.0

为了模拟三相异步电机在负载下的运行情况，需要建立一个外部控制电路，见图 2-7。该电路并不直接加载电机的物理负载，而是作为一个控制界面，用于将控制信号和激励输入到有限元模型中。加载电机负载的过程是通过定义机械参数实现的。具体来说，起始角速度设为 0rpm，转动惯量为 $0.091658\text{Kg}\cdot\text{m}^2$ ，阻尼系数为 $0.025642\text{N}/(\text{m}/\text{s})$ 。

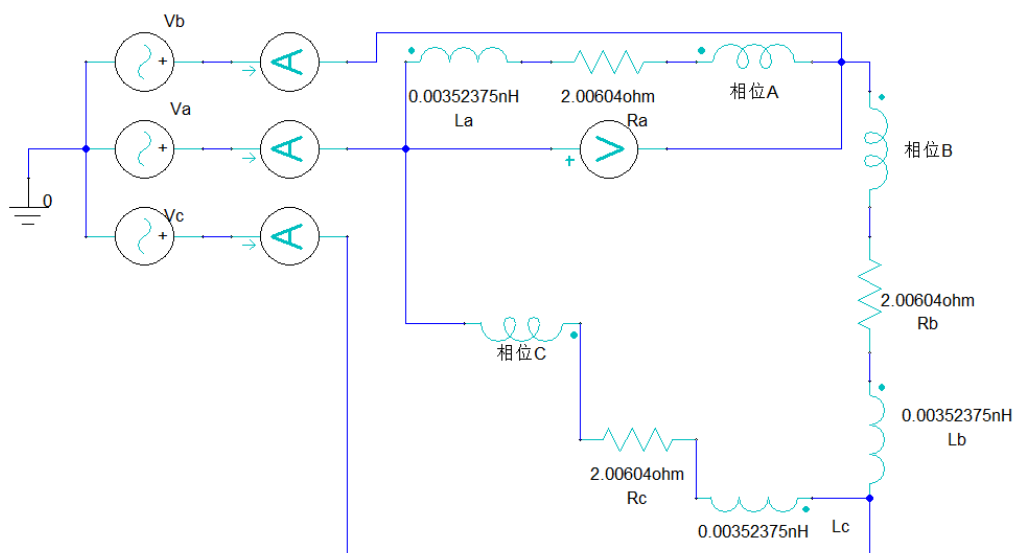


图 2-7 正常状态下外电路图模型

对模型进行求解，可以获得正常状态下三相异步电机模型的磁力线分布图和电机模

型的磁密分布图，如图 2-8 和图 2-9 所示。

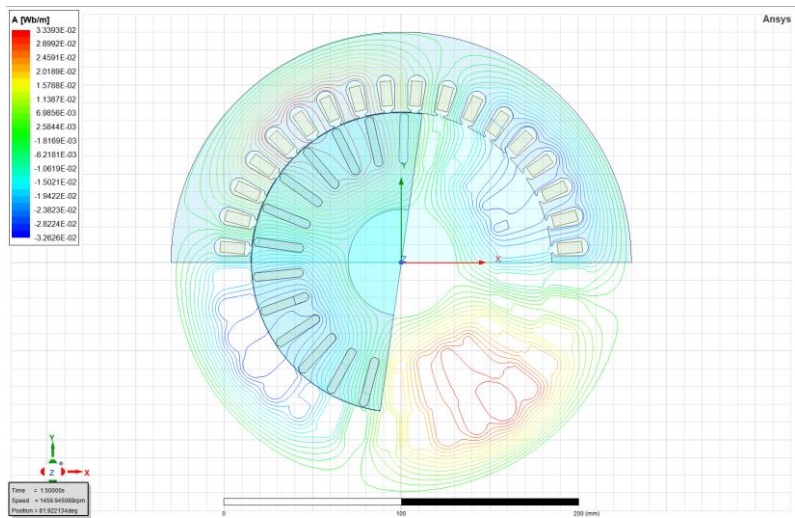


图 2-8 正常状态下电机模型磁力线分布图

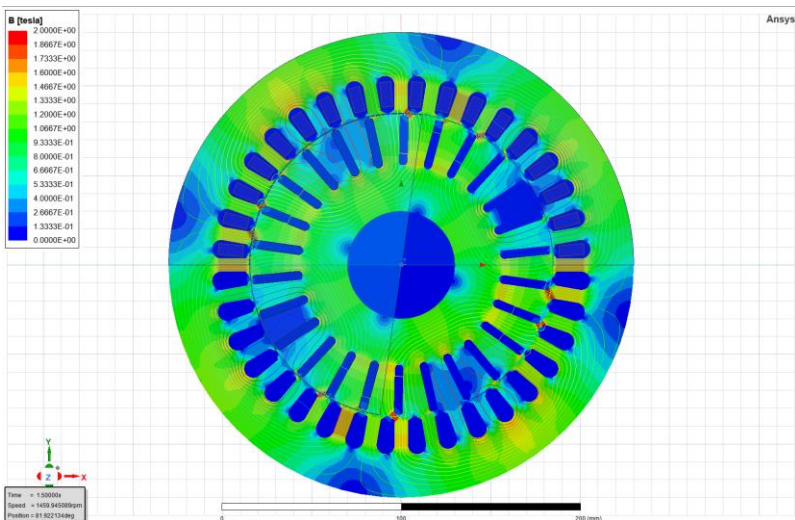


图 2-9 正常状态下电机模型磁密分布图

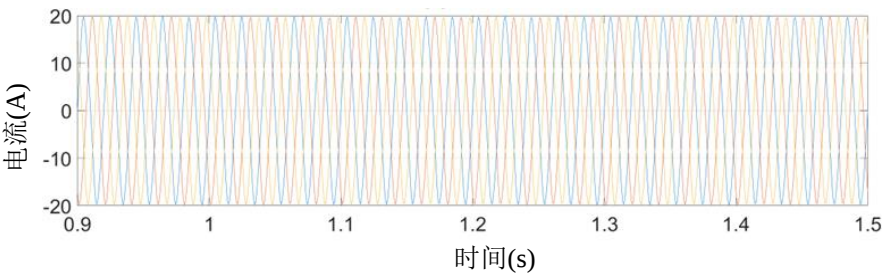


图 2-10 正常状态下电机定子电流波形图

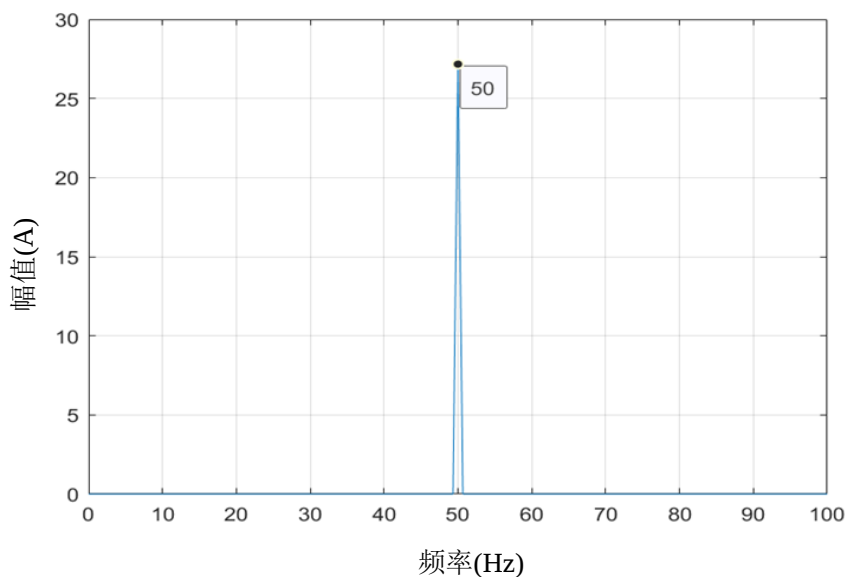


图 2-11 正常状态下电机定子频谱图

从图 2-8 及 2-9 可以看出，在正常运行条件下，三相感应电动机的磁力线、磁力线均呈均匀分布。图 2-10 可以看出三相定子电流均为均衡，并无显著的异常现象。图 2-11 所示为 A 相定子电流谱，其中只有基波分量。

2.3.2 异步电机故障的仿真模拟方法

以正常工况下的三相异步电机模型为基础，模拟了转子断条、匝间短路以及三种不同的气隙偏心故障。以下是关于如何调整参数模拟这几种故障的方法。

(1) 转子断条故障模拟方法

转子绕组端部的铜条或铝条出现明显的断裂迹象称为转子断条。尽管在断条位置电流和磁场的流通受阻，但断裂部分并未与整个转子完全隔绝。事实上，电流可以通过两种方式继续流动：一是经由端环进入其他导条并通过转子铁心回流；二是由于铸造过程中高压溶解铝能够穿透铁心薄片，从而在两导条间建立连接。因此，在构建模型时，假设断裂导条中的电流非零但电阻极大。在 Maxwell 软件中，通过改变转子导条材料属性来设置这种故障。通常，转子采用铸铝材料，电导率为 23000000。当出现转子断条时，将断裂导条的电导率调整为 2，以模拟其高电阻特性，如图 2-12 所示。

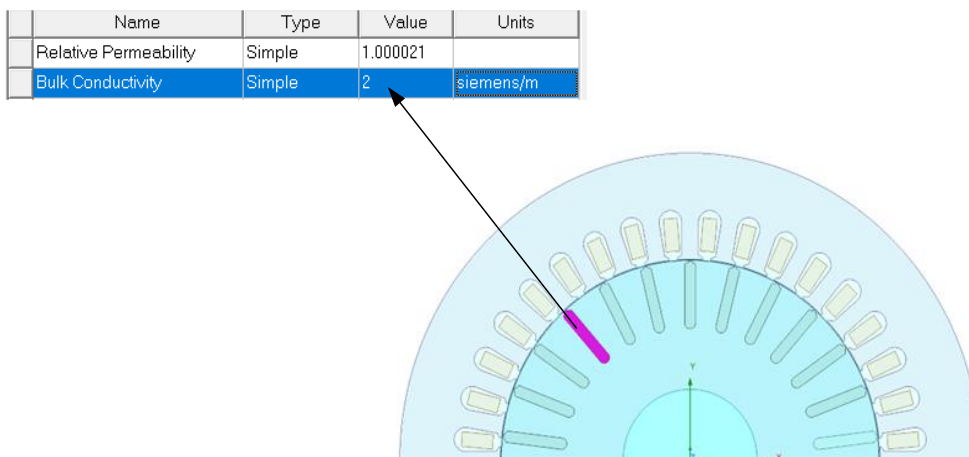


图 2-12 断条故障模拟方法

(2) 匝间短路故障模拟方法

在 A 相某一个槽中设定 2 匝短路，考虑到半模型仿真的特点，在对极方向上也存在相同的短路情况。不考虑短路接触电阻，将其视为零。利用外电路的压控开关控制，从启动到 0.4 秒前为额定带载运行状态；在 0.4 秒时闭合开关，引入预先设定的短路绕组。具体做法是将 A 相该槽内的绕组分割，指定其中一部分作为短路绕组并定义短路匝数，同时减少该槽剩余绕组的匝数。需要注意的是，分割后的短路绕组的位置会影响其阻抗值，这里选择放置在槽底 2 匝处。借助外电路，短路绕组会在交变磁场中产生感应电压，因其低阻抗特性会引发较大的电流，有可能导致绕组过热损坏，如图 2-13 所示。

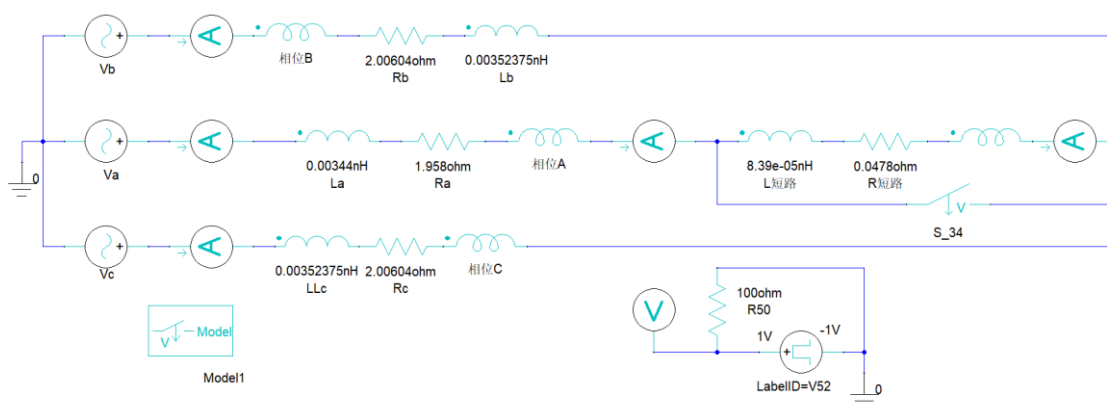


图 2-13 匝间短路故障外电路图

(3) 气隙偏心故障模拟方法

在 Ansys Maxwell 这一专业的电磁仿真软件中，对于静态偏心、动态偏心和混合偏心三种偏心类型的精确设置，需要借助 Eccentricity Wizard 工具来完成。该工具以其高效的自动化特性，提供了一个直观、简便的操作界面，能够有效地调整偏心参数，确保

计算结果的合理性。

静态偏心设置时，要保证旋转部件和旋转轴的偏心量完全相同。X 轴和 Y 轴的数值应保持一致。这种设置模拟了在实际设备中，旋转部件与旋转轴相对位置固定，整体偏离理想中心位置的状况。

动态偏心设置有所不同，仅对旋转部件的偏心量进行调整，旋转轴的位置保持固定。这能模拟设备运行过程中，旋转部件因自身制造误差、安装偏差等因素，导致其几何中心相对旋转轴产生偏移的动态情况

在考虑混合偏心模拟时，其复杂性主要体现在对转子和定子区域之间特定距离的精确调整。为了准确地计算旋转中心，需要选择一个原始的坐标系，并将转子的转速转换为 Band 速度，如图 2-14 所示。

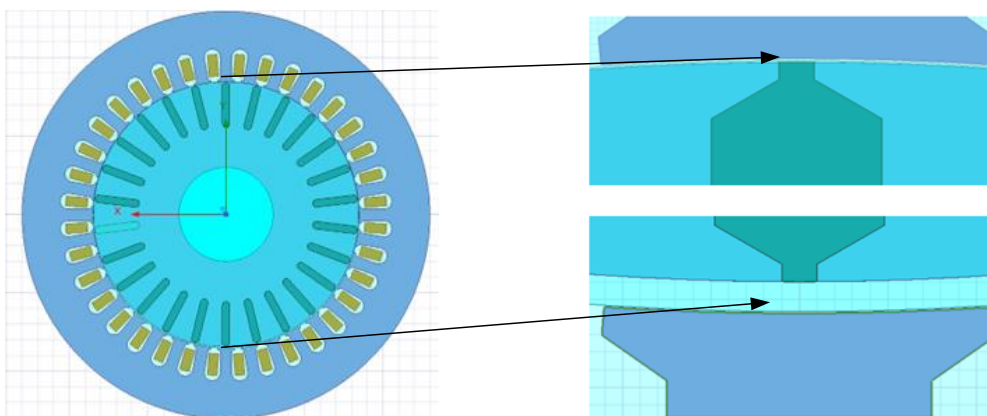


图 2-14 气隙偏心模型

2.3.3 异步电机故障仿真分析

在分析三相异步电机的工作原理与结构特性之后，对其常见的五种故障类型进行了故障机理分析，得到了五种故障状态下会产生特征频率公式。这些频率的存在对于理解电机运行过程中的不稳定因素至关重要，能够预测可能导致的具体故障。

为了验证仿真模型的正确性，分析基于 Maxwell 建模得到的故障特征频率，与先前的机理分析相比较。

(1) 转子断条故障仿真结果

基于 Maxwell 仿真环境，转差率设置为 $s_{\text{转差}} = 0.0288$ ，根据式(2-9)可得该故障下的低频特征频率为：

$$f_b = (1 \pm 2ks_{\text{转差}})f = 46.38\text{Hz} / 53.66\text{Hz} \quad (2-25)$$

根据式(2-10)得 $h=9,11,13,15$ 时, 转子断条故障中, 定子电流的特征频率为:

$$h=9, f_{bH} = 436.52\text{Hz} / 440.16\text{Hz} \quad (2-26)$$

$$h=11, f_{bH} = 532.92\text{Hz} / 536.56\text{Hz} \quad (2-27)$$

$$h=13, f_{bH} = 629.63\text{Hz} / 632.95\text{Hz} \quad (2-28)$$

$$h=15, f_{bH} = 729.36\text{Hz} / 733.01\text{Hz} \quad (2-29)$$

对该状态下的电流信号进行快速傅里叶变换, 低频频谱图如图 2-15 所示, 高频频谱图如图 2-16 所示。图 2-15 中在 50Hz 两侧出现了 46.38Hz 和 53.66Hz 的频率, 符合式(2-25)的计算结果。图 2-16 中标注的特征频率与式(2-10)的计算结果一致, 验证了断条故障电机仿真模型的合理性。

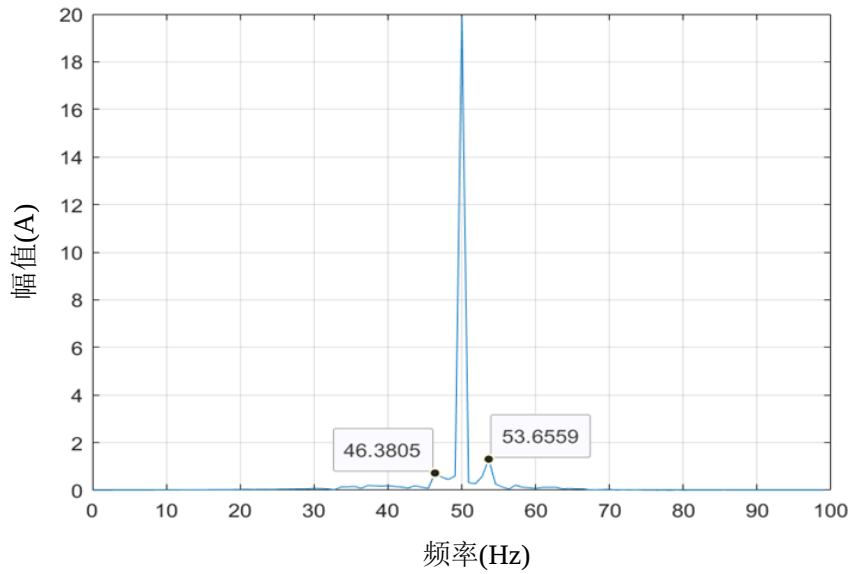


图 2-15 转子断条故障低频频谱图

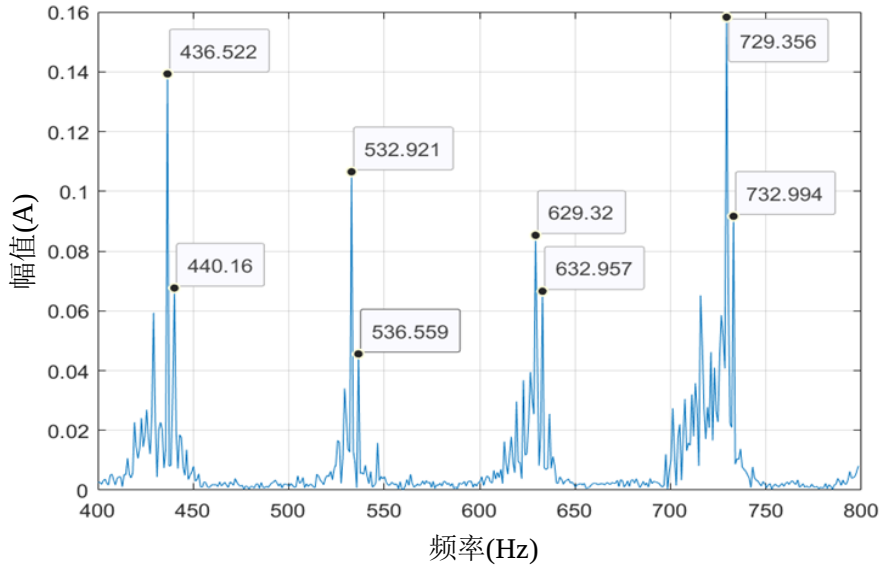


图 2-16 转子断条故障高频频谱图

(2) 匝间短路故障仿真结果

仿真环境转差率设置为 $s_{\text{转差}} = 0.0264$ 。根据式(2-21)匝间短路的定子电流特征频率公式可得：

$$f_{st_1} = f_s \left[\frac{n}{p} (1 - s_{\text{转差}}) \pm k \right] = 456.67 \text{ Hz} / 576.67 \text{ Hz} / 681.67 \text{ Hz} / 753.33 \text{ Hz} \quad (2-30)$$

式中， k 值表示不同的高频特征频率。在 Maxwell 中模拟匝间短路故障的频谱图如图 2-17 所示。

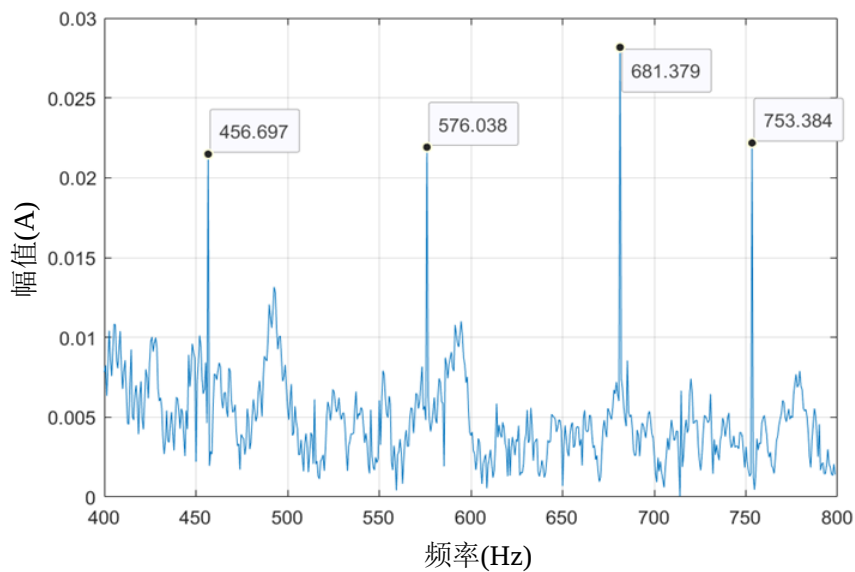


图 2-17 匝间短路故障频谱图

由图 2-17 可知，匝间短路高频特征频率为 456.6Hz、576.6Hz、681.6Hz、753.3Hz，与公式(2-30)结果近似。

(3) 气隙偏心故障仿真结果

仿真环境转差率设置为 $s_{\text{转差}} = 0.0253$ 。根据式(2-23)静态偏心时的特征频率公式可得：

$$f_{qe} = \left[kR \frac{1-s_{\text{转差}}}{p} \pm v_{xb} \right] f_s = 483.33\text{Hz} / 583.33\text{Hz} / 683.33\text{Hz} / 783.33\text{Hz} \quad (2-31)$$

发生静态偏心时，定子电流中的高频特征频率如图 2-18。

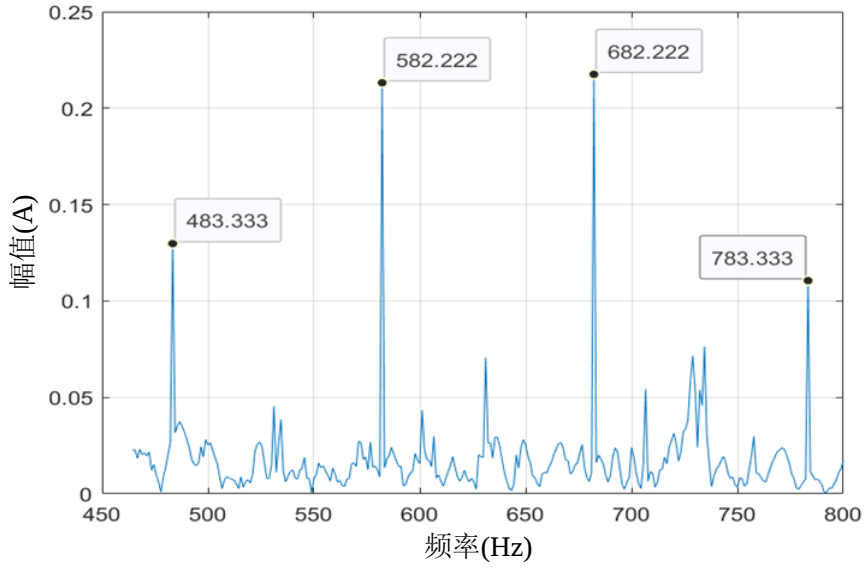


图 2-18 静态偏心故障频谱图

由图 2-18 可知，静态偏心高频特征频率为 483.3Hz、582.2Hz、682.2Hz、783.3Hz，与静态偏心理论特征频率近似。

按照仿真电机模型的参数，设置 $n_d = 2, v_{xb} = 1; n_d = 2, v_{xb} = 3$ 两种组合，根据式(2-22)动态偏心的定子电流特征频率公式可得：

$$f_q = \left[(kR \pm n_d) \frac{1-s}{p} \pm v_{xb} \right] f_s = 731\text{Hz} / 831\text{Hz} \quad (2-32)$$

动态偏心故障高频频谱图如图 2-19 所示。动态偏心高频特征频率为 730.0Hz、831.6Hz，与动态偏心理论特征频率近似。

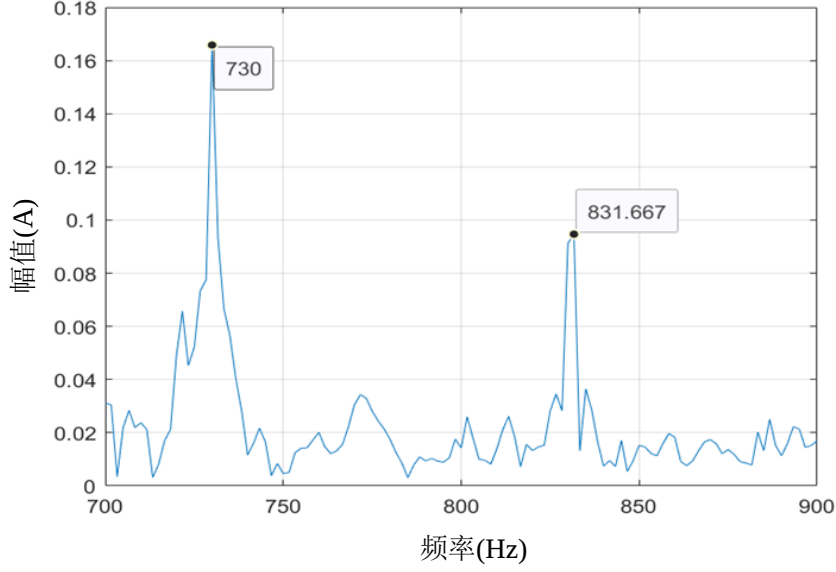


图 2-19 动态偏心故障高频频谱图

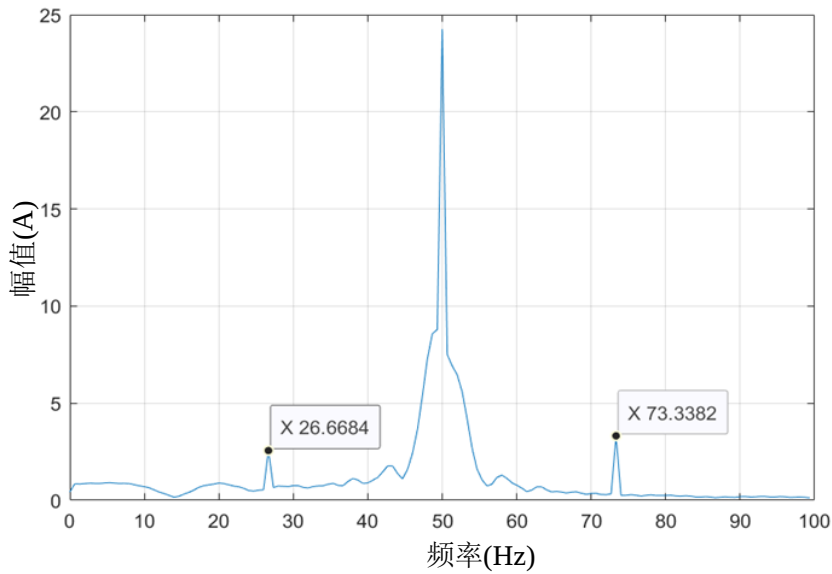
根据式(2-24)混合偏心的定子电流特征频率公式可得：

$$f_{he} = f_s \pm kf_r = 50 \pm \frac{1-0.0253}{2} \times 50\text{Hz} = 25.6\text{Hz} / 74.3\text{Hz} \quad (2-33)$$

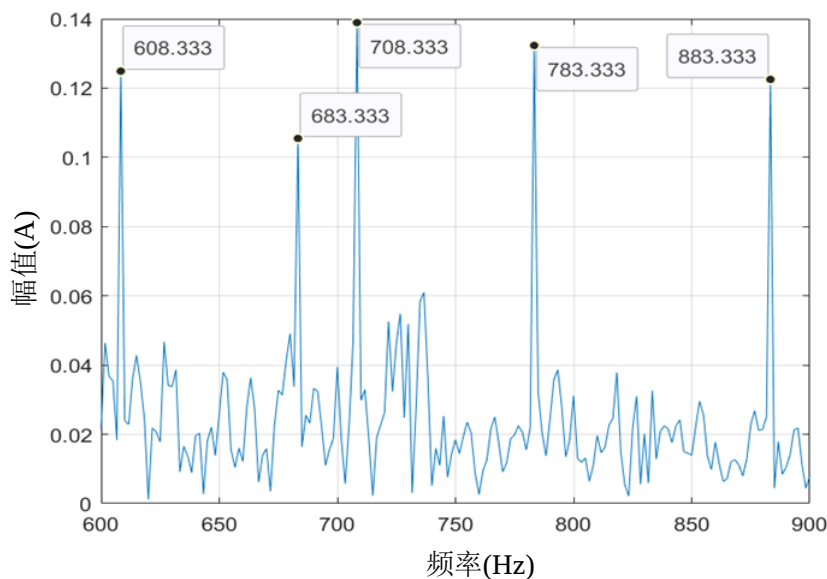
$$f_{hqe} = \left[kR \frac{1-s_{\text{转差}}}{p} \pm v_{xb} \right] f_s = 583.5\text{Hz} / 683.5\text{Hz} / 783.5\text{Hz} / 883.5\text{Hz} \quad (2-34)$$

$$f_{hq} = \left[(kR \pm n_d) \frac{1-s_{\text{转差}}}{p} \pm v_{xb} \right] f_s = 608\text{Hz} / 708\text{Hz} \quad (2-35)$$

混合偏心故障下的频谱图如图 2-20 所示。



(a) 低频频谱图



(b) 高频频谱图

图 2-20 混合偏心故障频谱图

由图 2-20 可知，混合偏心低频特征频率为 26.67Hz 和 73.33Hz，高频特征频率为 608.33Hz、683.33Hz、708.33Hz、783.33Hz、883.33Hz，混合偏心理论特征频率近似。

2.4 本章小结

本章介绍了三相异步电机的内部结构及其工作原理，然后对转子断条，匝间短路，静态偏心，动态偏心和混合偏心故障做了相应的机理分析。对 Ansys Electronics Desktop 这款有限元仿真软件进行了简述，并详细阐述了 Maxwell 模型构建的具体步骤。首先，基于对电机设计参数的精准分析，创建了一个精确模拟标准运行状态的电机模型。这个模型考虑了电机的结构特征、材料特性以及相关的物理参数。进一步地，本研究聚焦于转子断条故障、匝间短路现象以及三种气隙偏心的故障模式。通过对电机的材料属性进行调整，包括电导率、热导率等，并将组件放置到特定位置，从而可以有效地模拟出不同故障条件下的电机行为。频谱分析显示，在不同故障情况下得到的定子电流波形与机理分析基本一致，证明了所建立的三相异步电机正常状态与五种故障状态仿真的有效性。

第3章 基于异步电机电流信号的能量和熵特征提取

三相异步电机在发生故障时，其电流波形具有一定的特征频率。在第二章，对正常状态和五种故障状态的理论分析和建立仿真模型，得到了与之相对应的故障数据。使用 EEMD 信号处理方法，能够深入探究定子电流信号在不同工况下的细微变化。然后基于 EEMD 分解得到的有效 IMF 分量，计算不同状态下的能量、差分熵和样本熵。奠定下一步故障分类诊断的基础。

3.1 基于 EEMD 故障特征提取方法研究

3.1.1 故障特征提取方法选取

三相异步电机的故障分析涉及多个方面，但大都是根据定子电流的特性频率进行诊断的。通常采用快速傅立叶变换^[70]、小波变换^[71]、EMD 分解^[72]和 EEMD 分解^[73]等方法进行研究。然而，任何一种信号处理方式都存在着各自的优点和缺点，各种分析方法的优劣也并非一成不变，需要根据分析信号的特点来选择合适的方法。在进行故障特征提取时，应根据所研究的故障特性来选取相应的特征，才能达到更好的效果。

针对非平稳信号，常规的傅里叶变换仅仅从时域-频域上对信号进行了整体分析，无法从局域角度对其进行分析，从而产生了假频率和伪信号一系列问题。短时傅里叶变换补充了这个缺陷，通过设置时域窗口函数的标度常数，使窗口函数沿时间方向逐渐变换，直到全部覆盖到信号为止。所截取的信号片段可被视为线性信号，然后对其使用傅里叶变换进行分析。短期傅里叶变换因其基函数值单一而不适用于各种信号，因而其对信号的分析能力受到一定的制约。

小波变换的目标在于不仅能洞察信号的整体性质，还能捕捉其局部特征^[74]。其实现方式主要是根据信号的具体情况确定或创建一个初始波形，再利用尺度的变化将此波形扩展为一组函数，接着在这个组内沿时间线平移这些函数，从而实现对信号在不同层次上的解析，通过对不同时段原始信号进行分析来获取局域特性信息。这使得小波分析不仅具有较高的时域分辨能力，而且还具有较高的频域精度，可以克服短时傅里叶在时

频分析中的短板。尽管如此,小波变换本质上仍基于傅里叶变换框架,区别在于小波变换允许根据需求调整时间-频率窗口的大小,即对于高频成分应用较窄的时间窗口,而对于低频成分则使用较宽的时间窗口。更重要的是,小波基选择对于小波分析的结果有着很大关系,但目前缺乏明确的理论指导来优化这一选择过程。并且,一旦确定了小波基,在整个分解和重构流程中都不能改变,这就意味着即便某小波基适用于信号整体,其在特定局部的应用效果可能不尽人意。因此,小波变换在处理信号局部特征时表现出的局限性是其一大弱点。

经验模态分解实质上是对信号进行平滑化处理,将信号中的起伏或变动趋势按尺度层层分解,将其划分为多组,每一组具有不同的特征尺度,但均为一个本征模式成分。EMD 不受海森堡不确定性原理的影响,EMD 借鉴了多分辨率分析的优点,并且避开了基函数选择的挑战。这种方法直接依赖信号本身来对其局部特征进行分解,实现了对信号全局和局部特性的理想适应^[75]。因此,EMD 是一种对时变、非线性、非平稳信号进行处理的新技术,可以高效地刻画局部瞬态特征,并具有较高的时频分辨能力。

EMD 分解作为一种完全基于数据导向的自适应分析手段,可以将信号按照从高频率至低频率的顺序分解为多个带有物理含义的内在模式函数与一个剩余项的累加。尽管如此,EMD 在应用中仍面临若干挑战,包括模式混淆现象、边界处理问题及分解终止条件等方面的缺陷。

模式混叠指的是在对信号进行分解时,原本应该属于不同固有模态函数的信号成分,错误地混合在同一个 IMF 中,或者一个 IMF 中包含了频率跨度较大的不同特征信号成分,导致分解结果不能准确地反映原始信号的真实物理意义和特征。为了应对这种挑战,开发了集合经验模态分解,这种方法利用噪声辅助分析来增强经验模态分解的效果,减少模式混叠。应用于大型旋转设备启动阶段的振动信号降噪时,EEMD 对比小波降噪在调频调幅信号处理上更具有优势,并解决了 EEMD 在脉冲干扰条件下振动信号滤波能力弱的问题。通过对 EEMD 分解后各 IMF 分量与原信号的相关系数进行评估并与预定义的阈值对比,可以选择有效的 IMF 分量进一步讨论,从而达到降噪的效果。

EEMD 的核心思想是在原始信号中引入不同序列但幅度相等的高斯白噪声,然后执行多次经验模态分解。由于高斯白噪声具备在整个频率范围内均匀分布的特性,此过程可改变信号的局部极值点。接下来,将多次分解后得到的 IMF 进行总体平均,以此方式

抵消因添加白噪声而引入的误差，从而更准确地重构原始信号。

3.1.2 EEMD 的基本原理

(1) 瞬时频率

对任意时间序列 $x(t)$ ，经过 Hilbert 变换 $y(t)$ 表示为：

$$y(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (3-1)$$

构造解析函数 $z(t)$ ：

$$z(t) = x(t) + y(t) = a(t)e^{j\phi(t)} \quad (3-2)$$

其中幅值函数：

$$a(t) = \sqrt{x(t)^2 + y(t)^2} \quad (3-3)$$

相位函数：

$$\phi(t) = \arctan \frac{y(t)}{x(t)} \quad (3-4)$$

而相位的导数即为瞬时频率：

$$\omega(t) = \frac{d\phi(t)}{dt} \quad (3-5)$$

或者：

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi(t)}{dt} \quad (3-6)$$

在利用上述公式进行计算时，会发现瞬时频率的结果可能并不总是准确无误。特别是当遇到某些特定的环境条件或者参数设置不当的情况下，计算出的瞬时频率数值可能会偏离预期，甚至出现负值的情况。这种情况发生时，原本用于求解问题的公式和方法就失去了原有的准确性，导致所求得解不能够真实反映实际的物理现象或系统状态。唯有那些符合既定条件的信号，才可能计算出真正具有物理意义的瞬时频率，这类信号被称为基本模式分量信号，即 IMF。

(2) 基本模式分量

为了从信号中提取出有物理意义的瞬时频率信息，引入了基本模式分量这一概念。

基本模式分量必须具备的两个条件为：

①数据序列中局部极大值和极小值的总数，必须与信号穿过零轴的次数相等或最多相差一次。这意味着信号的波动分布要相对均匀，不能出现局部过于密集或稀疏的起伏，即

$$(N_z - 1) \leq N_e \leq (N_z + 1) \quad (3-7)$$

式中， N_e 表示极大值和极小值总数， N_z 表示穿过零轴次数。

②由数据极值点生成的上、下包络线在任意时刻的平均值应趋于零。这要求信号在局部范围内保持对称，既不偏向时间轴上方，也不偏向下方。即

$$f_{\max}(t_i) + f_{\min}(t_i) = 0, t_i \in [t_a, t_b] \quad (3-8)$$

式中， $f_{\max}(t)$ 表示上包络线， $f_{\min}(t)$ 表示下包络线， $[t_a, t_b]$ 为一段时间区间。

在信号处理领域，存在一种与传统平稳高斯过程分布有所关联却又独具特色的情况。其和传统平稳高斯过程的分布有着一定的相似性，然而，其创新之处在于引入了全新的视角，将原本全局性的约束巧妙地转化为局部性的约束。这一转变在处理非平稳信号时显得尤为关键，确定“局部均值”时，不得不将“局部时间”这一因素纳入考虑范围。但这一过程极为复杂，涉及诸多细节与因素的权衡。鉴于确定“局部均值”的复杂性，在实际操作过程中，通常会采用一种更为简便且有效的替代方法，即使用局部最大值和最小值的包络来进行替代。

值得注意的是，当基本模式分量符合上述所提及的标准时，会呈现出一个显著的特性，即在其任何两个相邻的零交叉点之间，仅仅能够找到一个极值点。这一特性有力地说明该分量仅由一个基础振荡构成，不存在多种复杂波相互叠加的现象，使得信号的分析与处理在一定程度上得到简化，为后续深入研究信号特性提供了更为清晰的基础。

3.1.3 EEMD 算法流程设计

可将 EEMD 对信号的分解视作一种“筛选”过程，其流程图如图 3-1 所示：

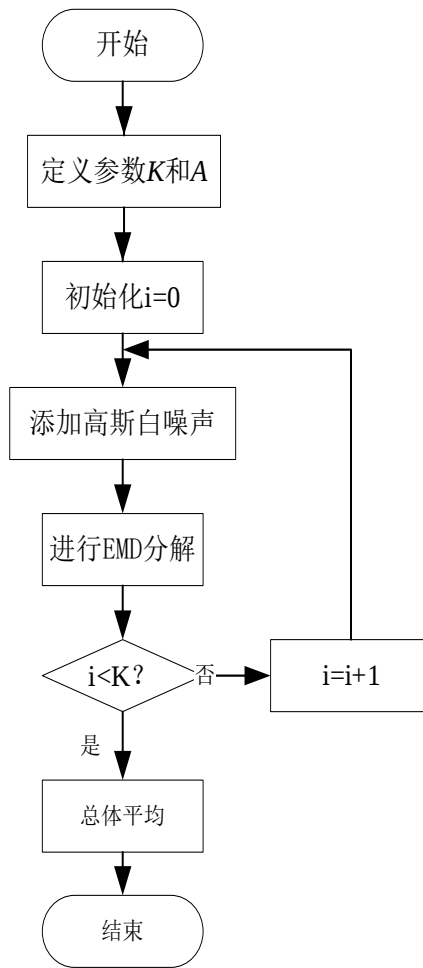


图 3-1 EEMD 分解流程图

(1) 定义整体平均迭代次数 K 及噪声添加的强度 A , 这两个参数对于调控 EEMD 的性能至关重要;

(2) 将设定好的均值为零且标准差为常数的高斯白噪声 $u_i(t)$ 加入到原始信号 $x(t)$ 中, 以此创建一个新的数据序列, 即:

$$x_i(t) = x(t) + u_i(t) \quad (3-9)$$

(3) 对添加了高斯白噪声的新序列 $x_i(t)$ 执行 EMD 分解, 可以得到多个 IMF 分量 $c_{ij}(t)$ 和一个残余分量 $r(t)$ 。在第 i 次加入高斯白噪声之后通过 EMD 分解获得的第 j 阶 IMF 分量称为 $c_{ij}(t)$ 。

(4) 重复步骤(2)、(3), 直到 $i = K$, 循环结束;

(5) 通过 K 次 EMD 分解所得到的 IMF 分量进行全局平均，最终确定的 IMF 分量为：

$$c_j(t) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K c_{ij}(t) \quad (3-10)$$

式中， $c_j(t)$ 为信号 EEMD 分解的第 j 阶 IMF 分量。

3.2 能量和熵特征计算方法

在深入分析中，发现每一个局部极大值分量的能量波动都蕴含着特定的故障信息，这些能量的变化直接指向了故障模式的多样性。进一步地，样本熵作为衡量概率系统平均不确定性水平的指标，它揭示了不确定性在系统内如何分布。通过计算样本熵，能够评估出系统状态的不确定性水平，从而指导决策制定过程。差分熵则专注于连续随机变量不确定性，其捕捉到了整个概率分布上的不确定度。通过这种方式，差分熵帮助理解随机变量的变异性，无论是噪声干扰、异常数据点还是其他复杂因素所导致的。本章使用有效 IMF 分量所计算的能量、差分熵和样本熵作为三个特征指标。

3.2.1 能量的计算

对于每个 IMF 分量，其能量 E_i 定义为该分量所有采样点值的平方和：

$$E_i = \sum_{j=1}^n |imf_{i,j}(t)|^2 \Delta t, i=1, 2, \dots, N_{IMF\text{分量}}; j=1, 2, \dots, n_c \quad (3-11)$$

式中， $N_{IMF\text{分量}}$ 表示 IMF 分量数目， n_c 为采样点个数。

3.2.2 差分熵的计算

对于信号处理来说，差分熵可以反映信号的概率密度函数的平滑度或复杂性。差分熵是用于度量连续随机变量不确定性的信息论概念。对于一个具有概率密度函数 $f(x)$ 的连续随机变量 X_s ，其差分熵 $h(X_s)$ 定义为：

$$h(X_S) = -\int_{-\infty}^{\infty} f(x) \log_{f(x)} dx \quad (3-12)$$

3.2.3 样本熵的计算

给定一个参数序列 $\{x(i)\}, i=1, 2, \dots, M_{cx}$ ，其中 $x(i)$ 表示序列中第 i 个点的值， M_{cx} 是序列的总长度。具体步骤如下：

选取维数 z ，将参数序列组成一个维数为 z_w 的向量：

$$X(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+z-1)] \quad (3-13)$$

确定 $X(i)$ 和 $X(j)$ 之间的距离，即求出两组对应元素之间最大的绝对差值：

$$d[X(i), X(j)] = \max[|x(i+k_i) - x(j+k_i)|] \quad (3-14)$$

式中， $k_i = 1, \dots, z_w - 1; i, j = 0, 1, \dots, M_{cx} - z_w + 1; i \neq j$ 。

设定阈值 r_y ，计算 $d[X(i), X(j)] < r_y$ 的数目，记为 $Num\{d[X(i), X(j)] < r_y\}$ ，并将其与向量 $X(i)$ 、 $X(j)$ 的组合数作比，记为 $B_i^z(r_y)$ ，即：

$$B_i^z(r_y) = \frac{1}{M_{cx} - z_w} Num\{d[X(i), X(j)] < r_y\} \quad (3-15)$$

$M_{cx} - z_w + 1$ 个 $B_i^{z_w}(r_y)$ 的平均值为：

$$\overline{B_i^z(r_y)} = \frac{1}{M_{cx} - z_w + 1} \sum_{i=1}^{N-z_w+1} B_i^z(r_y) \quad (3-16)$$

将维数增加到 $z_w + 1$ ，重复上述步骤得：

$$B_i^{z_w+1}(r) = \frac{1}{M_{cx} - z_w} \sum_{i=1}^{N-z_w} B_i^{z_w+1}(r_y) \quad (3-17)$$

$\{x(i)\}$ 的样本熵为：

$$SampEn(z_w, r_y) = \lim_{M \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \frac{B_i^{z_w+1}(r_y)}{B_i^{z_w}(r_y)} \right\} \quad (3-18)$$

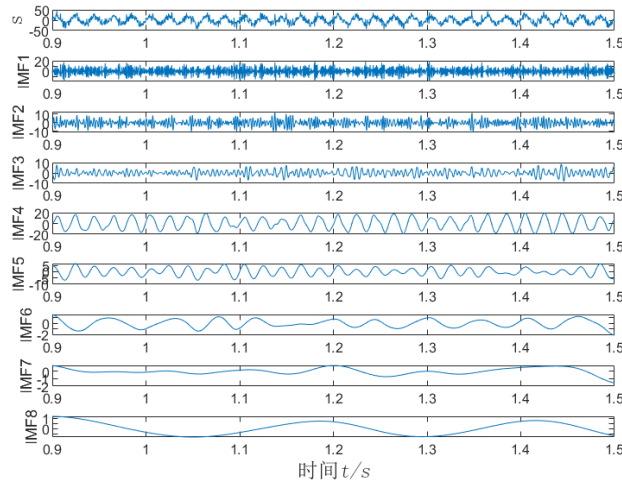
样本熵 $SampEn(z_w, r_y)$ 的结果与嵌入维度 z_w 和相似容限 r_y 有关。然而，关于这两个

参数的最佳选择尚无理论依据。根据 Pincus^[76]的研究,当 $z_w=1$ 或 2 , $r_y=0.1\sim 0.25Std$ 时
可以使得样本熵展现出较好的统计特性。本文设定为 $z_w=2, r_y=0.15Std$ 。

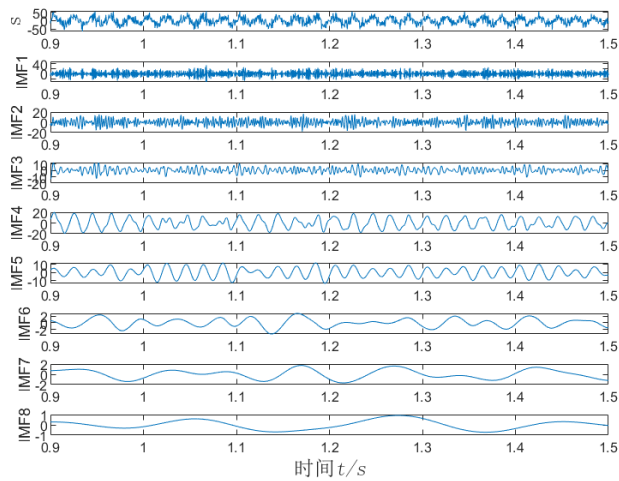
3.3 特征能量和熵提取方法实验验证

3.3.1 有效 IMF 分量选择

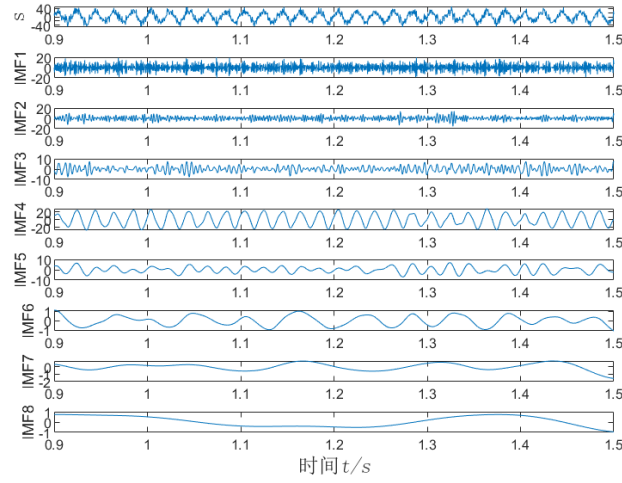
继续遵循先前的步骤,在 MATLAB 软件中实现 EEMD 算法。通过这种方法,可以对原始信号进行分解,以便更好地理解不同频率成分在正常状态下的表现,以及它们在五种典型故障状态下的具体特征。随后,利用 MATLAB 强大的数据处理功能,将能够生成一系列 IMF 分量图,如图 3-2 所示。



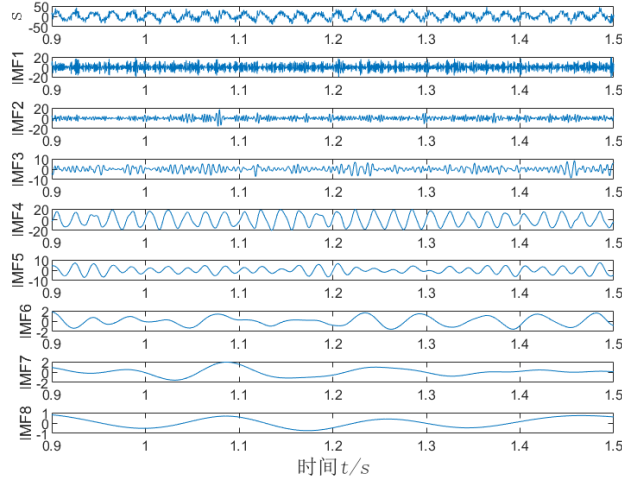
(a) 正常状态下 IMF 分量图



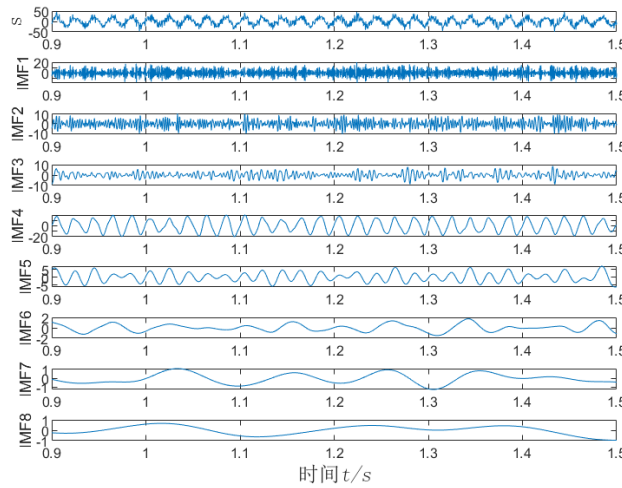
(b)断条状态下 IMF 分量图



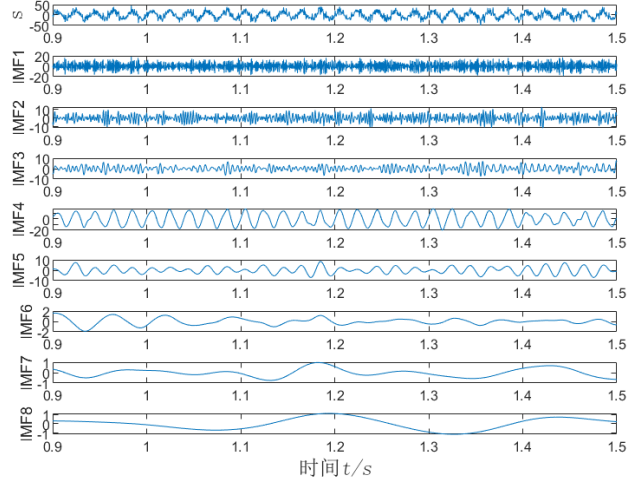
(c)短路状态下 IMF 分量图



(d)静态偏心下 IMF 分量图



(e)动态偏心下的 IMF 分量图



(f)混合偏心下的 IMF 分量图

图 3-2 不同状态下 IMF 分量图

受到噪声和干扰谐波的影响，EEMD 分解过程可能导致某些 IMF 分量并非真实反映信号特性。为了更准确地进行故障识别并降低运算需求，有必要选出有效的 IMF 分量。通过计算 EEMD 分解得到的 IMF 分量与原始信号的相关系数和阈值，选取有效的 IMF 分量。下面将介绍具体的计算步骤：

(1) 计算协方差：

$$\text{Cov}(X, Y) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) \quad (3-19)$$

(2) 计算标准差：

$$\sigma_X = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (3-20)$$

$$\sigma_Y = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (3-21)$$

(3) 最终相关系数：

$$\gamma = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (3-22)$$

以相关系数的标准差作为阈值 $\mathcal{G}$ 选取有效的 IMF 分量，即：

$$\mathcal{G} = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\gamma_i - u)^2} \quad (3-23)$$

表 3-1 定子电流信号的各 IMF 分量的相关系数及阈值

	正常	断条	短路	静态偏心	动态偏心	混合偏心
IMF1	0.49234	0.58123	0.39091	0.46688	0.45315	0.46511
IMF2	0.35509	0.43075	0.30914	0.36605	0.31645	0.38155
IMF3	0.28955	0.34427	0.28264	0.28921	0.29685	0.29446
IMF4	0.80461	0.70036	0.87738	0.81148	0.71651	0.81661
IMF5	0.70915	0.64863	0.68679	0.71753	0.69166	0.70654
IMF6	0.094226	0.11945	0.10014	0.13104	0.14894	0.09166
IMF7	0.063663	0.07318	0.03577	0.09970	0.03649	0.03484
阈值	0.26421	0.24979	0.28103	0.25343	0.23847	0.27036

由表 3-1 可知, 每种工况下, IMF4 和 IMF5 的相关系数远大于其他分量, 并且前五个 IMF 分量均大于阈值, 所以有效值为前 5 个 IMF 分量。

3.3.2 能量和熵的计算

在探讨三相异步电机定子电流信号在正常运行状态和五种典型故障状态下的表现时, 经过 EEMD 分解, 对有效 IMF 分量进行能量值的计算。可以了解不同故障情况下 IMF4 分量的能量显著高于其他 IMF 分量, 但各故障下的 IMF 能量分布模式存在差异。例如, 在正常状态下, IMF5 的能量相对较高; 而在转子断条故障时, IMF3 的能量则更为突出。此外, 发生三种气隙偏心故障时, IMF2 的能量依次递减, 这表明 IMF 能量分布能够反映三相异步电机故障特征。

对正常状态和五种故障下的电流信号的有效 IMF 分量计算差分熵值, 发生转子断条故障时 IMF4 差分熵值远大于其他状态下的值, 发生匝间短路故障时, 各个 IMF 差分熵值均小于正常状态下的值, 静态偏心、动态偏心和混合偏心的 IMF5 样本熵值依次减小, 这说明了不同 IMF 的差分熵分布可以揭示特定的故障特征。

对正常状态和五种故障下的电流信号的有效 IMF 分量计算样本熵值。在正常状态下的 IMF 样本熵值依次减小, 发生转子断条故障时, IMF5 样本熵值略高于 IMF4 样本熵值。发生匝间短路故障时, IMF4 样本熵值远高于其他状态下的值。这表明不同的 IMF 样本熵分布与特定故障特征相关联。

对三相异步电机正常状态和五种故障状态下的能量、样本熵和差分熵特征值进行统

计，多组仿真实验的部分数据如表 3-2。

表 3-2 能量、差分熵和样本熵

			能量	差分熵	样本熵
正常状态	IMF1	均值	34.1216	3.7516	1.3516
		方差	0.5115	0.1542	0.0428
	IMF2	均值	19.6654	3.3962	1.1253
		方差	0.4650	0.1258	0.0324
	IMF3	均值	9.3165	2.8316	0.5925
		方差	0.4158	0.0945	0.0098
	IMF4	均值	53.8276	3.3166	0.4165
		方差	0.5201	0.0658	0.0720
	IMF5	均值	20.8153	3.6542	0.4319
		方差	0.6431	0.1745	0.0305
断条故障	IMF1	均值	24.5316	4.1168	1.3916
		方差	0.5151	0.1006	0.0578
	IMF2	均值	27.9215	3.4132	1.2498
		方差	0.4052	0.0654	0.0289
	IMF3	均值	26.0161	3.3445	0.6048
		方差	0.4154	0.1824	0.0175
	IMF4	均值	71.5192	5.5131	0.3481
		方差	0.4150	0.1487	0.0674
	IMF5	均值	6.1465	2.6481	0.3016
		方差	0.1026		0.0587
匝间短路	IMF1	均值	33.0156	3.5130	1.4115
		方差	0.3202	0.0956	0.0835
	IMF2	均值	7.8134	2.8168	1.0045
		方差	0.1110	0.0698	0.0746
	IMF3	均值	4.8156	2.4651	0.5864
		方差	0.2224	0.0521	0.0259
	IMF4	均值	64.5168	3.4261	0.7416
		方差	0.6078	0.1093	0.0432
	IMF5	均值	6.5138	2.4587	0.5413
		方差	0.0952	0.0745	0.0489
静态偏心	IMF1	均值	32.8201	3.4618	1.5752
		方差	0.4557	0.1001	0.0512
	IMF2	均值	8.4892	2.5161	1.3165
		方差	0.1004	0.0831	0.0357
	IMF3	均值	4.6712	2.1954	0.7155
		方差	0.0856	0.0741	0.0194
	IMF4	均值	46.7168	4.0058	0.4041
		方差	0.5307	0.1725	0.0147

续表 3-2

			能量	差分熵	样本熵
静态偏心	IMF5	均值	5.2165	2.5497	0.4816
		方差	0.0920		0.0272
动态偏心	IMF1	均值	32.5161	3.8165	1.5476
		方差	0.3540		0.0814
	IMF2	均值	7.5651	2.3511	1.0380
		方差	0.0711		0.0875
	IMF3	均值	4.0647	2.0912	0.4983
		方差	0.0754		0.0458
	IMF4	均值	78.5610	3.9857	0.3258
		方差	0.6128		0.0199
	IMF5	均值	4.5465	2.3549	0.5016
		方差	0.0943		0.0167
混合偏心	IMF1	均值	31.6548	3.4856	1.0572
		方差	0.4312		0.0657
	IMF2	均值	7.4391	2.3605	1.2180
		方差	0.1086		0.0581
	IMF3	均值	3.6604	2.4510	0.7010
		方差	0.0973		0.0398
	IMF4	均值	80.4611	3.5182	0.3514
		方差	0.5720		0.0240
	IMF5	均值	3.7824	1.9608	0.4710
		方差	0.0935		0.0104

由表 3-2 所示，基于 EEMD 分解后的 IMF 能量、差分熵和样本熵的特征量，具有较好的聚集性，可以作为特征向量进行模式分类识别。

3.4 本章小结

本章分别介绍了 FFT、小波变换、EMD 分解和 EEMD 分解等几种常见的故障特征提取方法。然后采用 EEMD 分解手段，分别针对正常情况、断条故障、短路现象、静态偏心、动态偏心及组合偏心故障状态下的 IMF 分量进行了计算分析。在所有 IMF 分量中，选取有效的 IMF 分量，计算出三相异步电机各种故障状态下的能量、差分熵和样本熵，为后续故障分类诊断研究提供数据支撑。

第4章 基于IBSO-SVM的异步电机故障诊断方法研究

三相异步电机的故障诊断可归结为故障类型的识别问题。在仿真得到不同故障情况下的定子电流信号之后,对其进行集合经验模态分解,并将这些特征数据输入分类器中,实现对故障类型的识别。本章提出IBSO-SVM作为故障分类器,对三相异步电机的多种故障进行分类诊断,从理论和仿真数据实验方面,解决故障分类识别问题。

4.1 BSO 理论

4.1.1 BSO 算法原理分析

头脑风暴优化(Brain Storm Optimization, BSO)算法^[77]在2011年提出,并且已经被应用于多个领域,如工程优化、模式识别等。BSO的核心在于模拟人们在头脑风暴过程中通过交流和合作来产生创新想法的行为。作为一种高效的智能优化算法,其精妙之处在于它能够通过精心配置的多组概率参数,巧妙地调控搜索过程中局部搜索与全局搜索的比重。这种设计不仅显著提高了算法的收敛速度,还有效降低了算法陷入局部最优解的风险。在这个算法框架内,优化流程可以概括为四个主要阶段:首先是聚类阶段,这一步骤将问题空间按照相似特性进行划分;其次是变异阶段,在这一环节中,算法对种群中的个体进行随机或非均匀的变异操作;然后进入产生新个体的阶段,每个新产生的个体都被赋予一定的概率分布,用以模拟现实世界中的随机性和多样性;最后是选择阶段,在这里算法根据各子阶段产生的个体数量以及它们的适应度值进行综合评估,选出最适合当前问题的最优解。

BSO算法试图生成候选新个体时,它采用了一种创新的策略,即通过组内讨论与组间讨论相结合的方法来实现。这种做法巧妙利用了随机概率 P_c ,这一参数不仅决定了是否能够跨聚类进行选择,而且还为算法提供了一个灵活而又富有创造力的选择框架。具体而言,组间讨论会通过一个精心设计的流程来展开。首先,算法随机挑选出两个不同的聚类,然后从每个聚类中随机挑选一个个体出来,构成一个新的候选个体。接下来,这些个体被置于同一个讨论组中,并根据公式(4-1)的指导原则进行融合。

$$X_c = \omega_g X_{c1} + (1 - \omega_g) X_{c2} \quad (4-1)$$

X_{c1} 和 X_{c2} 是通过两个不同的随机聚类过程选取的个体，而 X_c 则是这两个随机个体融合后的候选集合。这个过程中，一个关键元素 ω_g ，它的取值范围是介于 0 到 1，扮演着调节这些个体融合程度的系数角色。当构建新的个体时，随机概率 P_i 起到至关重要的作用，它决定了候选个体是来源于聚类内的其他个体还是直接来自于聚类中心。接下来，为了进一步丰富数据集，会对候选个体施加一个随机扰动。这样做可以引入额外的噪声，从而可能产生一些意想不到的效果，比如促进某些群体之间的融合，或者使某些原本不相关的数据点变得相关起来，个体更新过程遵循公式(4-2)。

$$X_n = X_c + \xi N(\eta_j, \sigma_{gs}) \quad (4-2)$$

式中， X_n 表示新个体， ξ 表示扰动系数， $N(\eta_j, \sigma_{gs})$ 表示均值是 η_j ，方差是 σ_{gs} 的高斯函数。扰动系数的计算公式为：

$$\xi = \ln \text{sgn}((0.5I_{\max} - I_c) / k_a) \text{rand}(0,1) \quad (4-3)$$

$I_{\max}$ 和 I_c 这两个参数，分别代表着算法所能达到的最大迭代次数以及当前正在进行的迭代步骤数。而 k_a 则是用来表示斜率的一个系数。为了确保解的质量，引入了随机数 $\text{rand}(0,1)$ 来生成一些初始值，这些值将用于计算出每个问题可能的解。接着使用这些随机生成的数值作为参考，与已知的最优解 X_n 进行比较。通过这种方式，可以评估每一个候选解，决定哪些解比 X_n 更优，从而保留它们进入最终的优化过程。当所有候选解都被仔细检查过之后，便回到之前设定的 $I_{\max}$ 迭代次数上继续迭代。这个过程不断重复，直到找到一个全局最优解。

4.1.2 BSO 算法实现过程

在深入探讨 BSO 算法这一强大的优化工具时，首先要对其实现步骤进行详细的解析。下面将按照 BSO 算法的具体实现过程展开详细描述：

第一步，算法开始于从整个解空间中随机生成 n_k 个潜在问题的解个体。这些个体代

表了各种可能的解方案，而最终能否找到问题最优解，很大程度上取决于这些初始解个体的质量。

第二步，是确定适应度评估标准的环节。评估标准不仅需要具有一定的合理性，还需确保能够准确地衡量和比较不同解个体之间的优劣。通常情况下，适应度可以通过计算某一解对于一个给定目标函数的贡献来确定，以此作为判断的依据。

第三步，算法执行过程中的第三步则是将 n_k 个解个体进行分组，这种分组方式被称为“划分”。具体来说，算法会根据一定的概率准则将这些个体划分为 m_{xz} 个小组。每一组都有机会去尝试解决问题，但同时也面临着被其他组合并或淘汰的风险。

第四步，是对个体在每个组内部的适应度值进行排序。这里，适应度最高的个体会被选为组的中心，成为整个组集体努力的方向。组中心的选择至关重要，直接影响到后续更新操作的效果，其决定了哪些新的个体会被加入到组中来。

第五步，随着算法的推进，所有的个体都需要接受更新。更新方法的多样性体现在四种策略中：

- a. 随机挑选一组，然后在该组的中心上增加随机扰动，生成新的个体；
- b. 随机挑选一组，然后从中随机抽取一个个体，并增加随机扰动，生成新的个体；
- c. 随机挑选两组，先合并这两组的中心，然后再加上随机扰动，生成新的个体；
- d. 随机挑选两组，分别从每组随机抽取一个个体，进行合并后加上随机扰动，生成新的个体。

第六步，是新生成个体与其原始个体的适应度值对比。如果发现新个体在适应度上更胜一筹，那么就意味着这个新个体应当被替换掉原有的解个体，以容纳更优的解方案。

第七步，是对个体进行逐一的更新操作。一旦算法达到了预设的迭代终止条件，比如经过足够的迭代次数或者达到某个特定的适应度阈值，那么算法就会结束迭代，停止进一步的搜索行为。

4.2 头脑风暴优化算法的改进

4.2.1 改进策略

原始 BSO 算法的核心短板体现在收敛效率与搜索能力的失衡。简单的信息交流机

制导致群体易陷入局部最优，个体间缺乏有效引导，搜索范围分散，常因随机性过强而长时间震荡，难以快速逼近全局最优解。而且算法后期对最优解邻域的精细化搜索能力不足，参数敏感性高，人工调参成本高且易导致性能波动。这些问题很大程度上取决于初始种子的选择，针对此问题，本文引入混沌变异，降低算法对初始条件和参数的敏感性，提高解的稳定性；随机差分变异防止算法早熟，跳出局部最优解。

(1) 混沌变异算法是一种基于混沌理论的优化算法改进技术，常用于提升群体智能算法的全局搜索能力和跳出局部最优的能力。其核心思想是利用混沌系统的随机性、遍历性和规律性，在算法迭代过程中引入混沌扰动，从而增强解的多样性，避免算法过早收敛。

Logistic 映射是一个简单的非线性迭代函数，属于离散动力系统的范畴，常用于研究混沌现象、分岔理论和非线性动力学。其数学表达式为：

$$x_{i+1} = a_L x_i (1 - x_i) \quad (4-4)$$

其中， $a_L \in [0,1]$ 是控制参数，当 $a_L = 1$ 时，系统属于全混沌状态； $x_i \in [0,1]$ ，且初始值 $x_i \neq 0.25, 0.50, 0.75$ 。图 4-1 为 Logistic 映射在迭代 500 次得到的散点图和频率直方图。

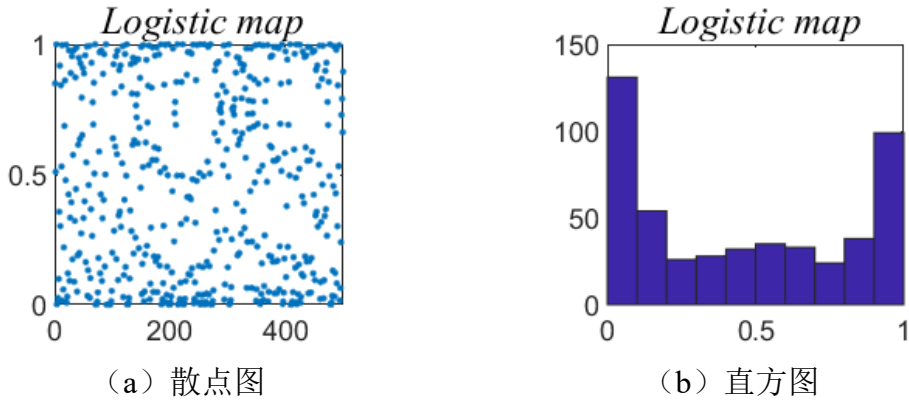


图 4-1 Logistic 映射的散点图和频率直方图

Tent 映射是一种简单而经典的一维混沌映射，因其图像形状类似帐篷而得名。它具有明确的数学表达式、良好的混沌特性和均匀分布性。

$$x_{i+1} = \begin{cases} \mu_T x_i, & 0 \leq x_i < \frac{1}{2} (\mu_T = 2) \\ \mu_T (1 - x_i), & \frac{1}{2} \leq x_i \leq 1 \end{cases} \quad (4-5)$$

其中, $x_i \in [0,1]$ 为迭代序列, 初始值 x_0 需为非周期点。当 $\mu_T = 2$ 时, 映射完全进入混沌状态; 当 $\mu_T < 2$ 时, 可能处于周期状态或过渡态。图 4-2 为 Tent 映射在迭代 500 次得到的散点图和频率直方图。

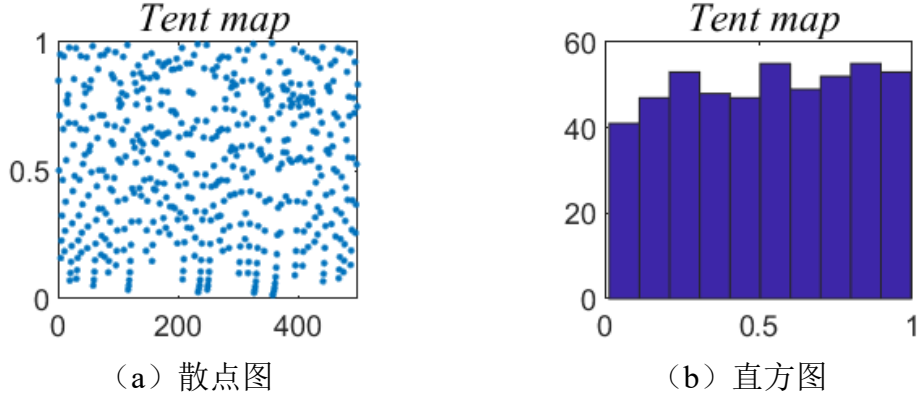


图 4-2 Tent 映射的散点图和频率直方图

Logistic-Tent 映射是一种将 Logistic 映射与 Tent 映射结合的复合混沌系统, 通过融合两种非线性映射的特性, 增强混沌序列的复杂性、遍历性和抗干扰能力。核心思想是利用两种映射的迭代过程相互调制, 生成更优质的混沌信号。其数学表达式为:

$$x_{i+1} = \begin{cases} \cos(\pi(r_{LT} \sin(\pi x_i) + 2(1-r_{LT})x_i - 0.5)), & x_i < 0.5 \\ \cos(\pi(r_{LT} \sin(\pi x_i) + 2(1-r_{LT})(1-x_i) - 0.5)), & 0.5 \leq x_i \leq 1 \end{cases}, r_{LT} \in [0,1] \quad (4-6)$$

其中 $x_i \in [0,1]$, 参数 r_{LT} 处于 $[0,1]$ 区间, 它对映射的动力学行为起到调控作用。当 r_{LT} 取值变化时, 会改变迭代过程中函数的非线性程度、振荡特性等。图 4-3 为 Logistic-Tent 映射在迭代 500 次得到的散点图和频率直方图。

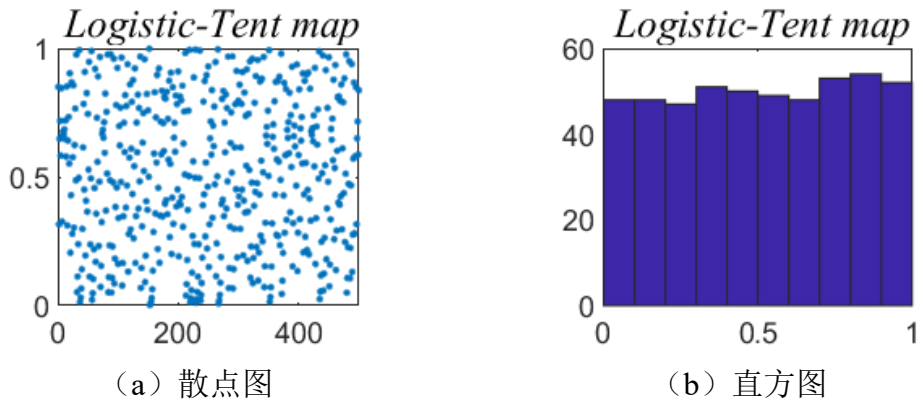


图 4-3 Logistic-Tent 映射的散点图和频率直方图

(2) 随机差分变异策略是差分进化算法中的核心操作之一, 主要用于在优化过程中生成新的候选解, 增强算法的全局搜索能力和跳出局部最优的能力。差分进化算法通

过对种群中个体进行差分变异、交叉和选择操作来迭代优化解。其表达式为：

$$X(t_{LT}+1) = r_1[X_\alpha - X(t_{LT})] - r_2[X'(t_{LT}) - X(t_{LT})] \quad (4-7)$$

式中， t_{LT} 为迭代次数； r_1, r_2 为[0,1]间的随机数值； X_α 为当前最优个体的位置， X' 为随机的个体位置。随机差分变异策略通过引入随机个体的差异信息，为差分进化算法提供了灵活的变异方式，是平衡全局探索与局部开发的关键手段。

4.2.2 性能测试

本节将使用测试函数来评估建议的改进的 BSO 算法的性能。实验在 12 个标准基准函数上进行，这些函数包括复杂单峰函数（F1-F7）和多维多峰函数（F8-F12），测试函数的相关信息见表 4-1。为了实现不同算法之间的公正性，将所有算法的参数设定为相同的值，维度设定为 30，最大迭代次数设定为 200 次。

表 4-1 标准测试函数

函数	函数名	维度	搜索范围	理想值
F1	Sphere	30	[-100,100]	0
F2	Schwefel 2.22	30	[-10,10]	0
F3	Schwefel 1.2	30	[-100,100]	0
F4	Schwefel 2.21	30	[-100,100]	0
F5	Rosenbrock	30	[-30,30]	0
F6	Step	30	[-100,100]	0
F7	Quartic	30	[-1.28,1.28]	0
F8	Generalized	30	[-500,500]	-12569.5
F9	Rastrigin	30	[-5.12,5.12]	0
F10	Ackley	30	[-32,32]	0
F11	Griewank	30	[-600,600]	0
F12	Penalized	30	[-50,50]	0

在 30 维条件下，对 BSO 算法、改进的 BSO 算法在 12 个标准测试函数中进行测试，分别均运行 30 次，记录每次的最佳适应度值(best)、平均值(mean)。测试结果见表 4-2。

表 4-2 测试函数结果对比

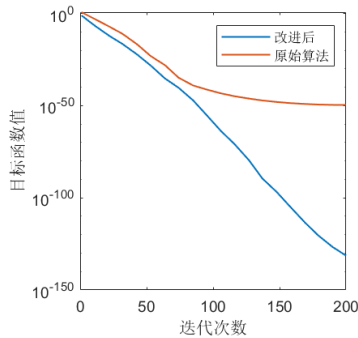
函数	数值	BSO	IBSO
F1	Best	2.3785e-50	4.3961e-132
	mean	5.1656e-49	7.1662e-131
F2	Best	1.9309e-26	2.8611e-67
	mean	6.7674e-26	9.4811e-66
F3	Best	3.1726e-31	2.6595e-120
	mean	1.6561e-30	4.6562e-120
F4	Best	2.1003e-18	1.9219e-63
	mean	5.5734e-16	6.6115e-62
F5	Best	1.2223	0.4449
	mean	1.6482	0.5165
F6	Best	8.9181e-07	2.2512e-07
	mean	1.6515e-06	9.4864e-06
F7	Best	0.0064417	1.1915e-05
	mean	0.0078676	2.6511e-05
F8	Best	-5159.1967	-9009.2518
	mean	-5034.6875	-8616.1667
F9	Best	17.263	0
	mean	18.685	0
F10	Best	4.8222e-05	4.4409e-16
	mean	6.1651e-05	5.3661e-15
F11	Best	0.034131	0
	mean	0.04161	0
F12	Best	0.03969	0.0011922
	mean	0.04384	0.0026164

F1-F7 都是单峰函数，这类函数在其定义域内仅有一个局部极大值或局部极小值，主要用于评估和比较优化算法的性能。从表 4-2 和图 4-4 的实验结果可以看出，对于大

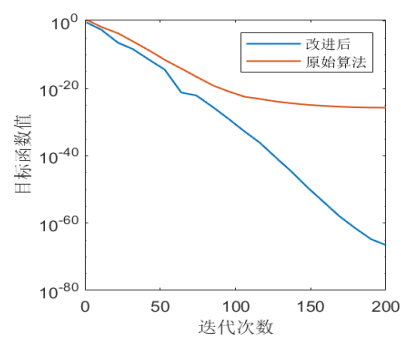
多数函数（F1 - F4），IBSO 得到的最优值比基本 BSO 小很多数量级，如 F1 函数，基本 BSO 最优值为 $2.3785e-50$ ，IBSO 为 $4.3961e-132$ ，说明 IBSO 在寻找更优解表现更好，能更接近理论最优值。对于 F5 函数，IBSO 的最优值 0.4449 小于基本 BSO 的 1.2223 ，也体现了改进效果。F6 函数基本 BSO 最优值为 $8.9181e-07$ ，IBSO 为 $2.2512e-07$ ，改进算法在寻找最优解上有一定优势。F7 函数基本 BSO 最优值 0.0064417 大于 IBSO 的 $1.1915e-05$ ，改进算法在该函数上能找到更好的最优解。

F8-F12 代表的是多峰函数，这类函数有多个局部极小值或极大值，随着问题的维度增加时，局部极值的数量也会增加，多峰函数主要用于比较算法的全局搜索能力、局部最优解的避免能力、优化精度以及稳定性。在 F8 - F12 这几个测试函数上，IBSO 在最优值和平均值指标上普遍优于 BSO。这表明 IBSO 在这些测试函数场景下，无论是寻找最优解的能力，还是多次运行的稳定性和精度方面，都表现得更出色，改进策略对提升算法性能起到了积极作用。

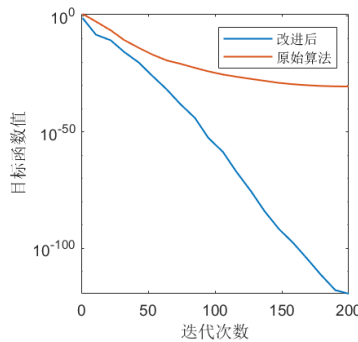
从图 4-4 结果表明，该算法具有较高的收敛速度，已经具备调节全局和局部搜索的性能，在复杂的优化问题中，算法也可以够跳出局部极值干扰，找到全局最优解。



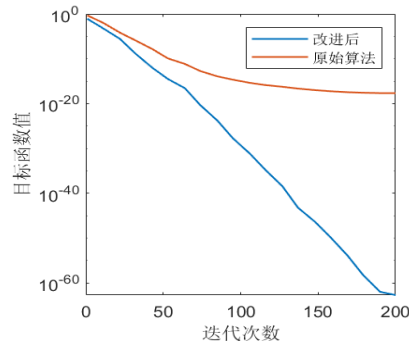
(a) F1



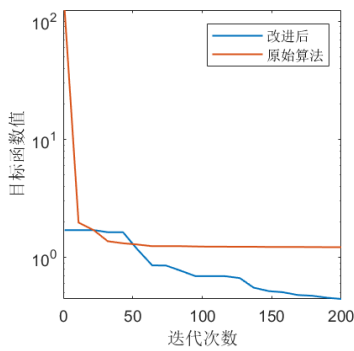
(b) F2



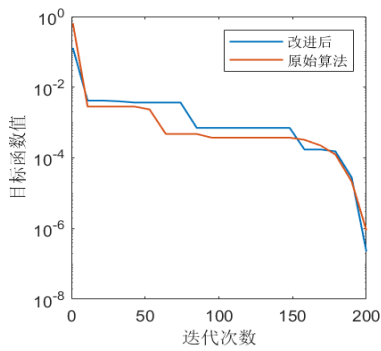
(c) F3



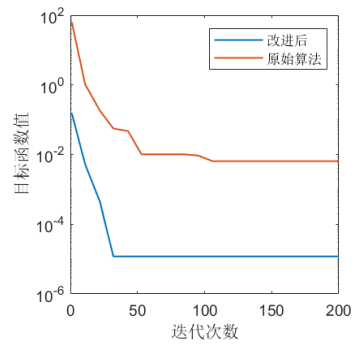
(d) F4



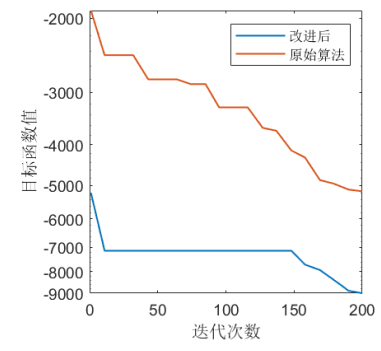
(e) F5



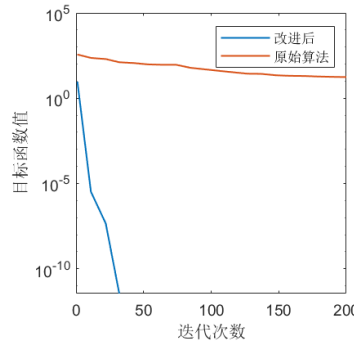
(f) F6



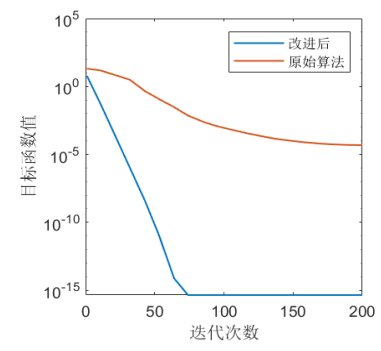
(g) F7



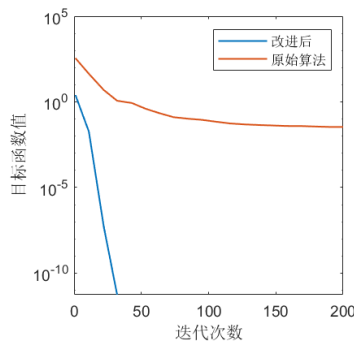
(h) F8



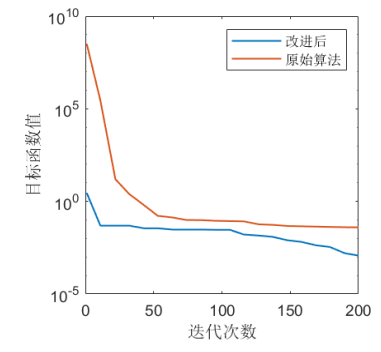
(i) F9



(j) F10



(k) F11



(l) F12

图 4-4 两种算法收敛曲线图

4.3 IBSO-SVM 算法

4.3.1 SVM 模型理论

SVM 的基本思路是围绕着寻找一个最优的超平面来划分不同类别的数据点，使得该超平面能够最大化类别之间的间隔。SVM 的学习样本用 $\{x_{i'}; y_{i'}\}$ ， $i' = 1, 2, \dots, N$ ， $x_{i'} \in R^N$ ， $y_{i'} \in \{+1, -1\}$ ， R 是样本集， N 是维度。样本的输入是 $x_{i'}$ ，期望输出值是 $y_{i'}$ 。经过样本学习后，SVM 能够生成一个分类平面，这个平面可以有效地将数据分为两个类别。描述为：

$$f(x) = \omega_{\text{权}} \delta(x) + b_{\text{偏置}} \quad (4-8)$$

式中， $\delta(x)$ 表示非线性映射函数，权向量用 $\omega_{\text{权}}$ 描述， $b_{\text{偏置}}$ 表示偏置向量，另外，若某一类数据的所有数据点都位于超平面的一侧，那么：

$$\omega \delta(x_{i'}) + b_{\text{偏置}} \geq y_{i'} \quad (4-9)$$

借助 D_w 来描述两类数据间隔，根据 SVM 基本原理得出， $D_w = 2 / \|o\|$ ， $\|o\|$ 是欧几里得范数，将分类问题转换为优化问题进行处理：

$$\begin{cases} \min \|o\|^2 / 2 \\ \text{s.t. } y_{i'} (\omega x_{i'} + b_{\text{偏置}}) \geq 1, \forall x_{i'} \end{cases} \quad (4-10)$$

若数据呈现线性不可分的状态，可以使用松弛变量 ξ 放宽对超平面的要求，并引入惩罚参数减小错误的分类数目。由此可将式(4-10)调整为：

$$\begin{cases} \min \|o\|^2 / 2 + C \sum_{i'=1}^m \xi_i \\ \text{s.t. } y_{i'} (\omega x_{i'} + b_{\text{偏置}}) \geq 1 - \xi_i, i' = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (4-11)$$

在优化问题中引入拉格朗日乘子，并对其求解，从而获得 SVM 的最优超平面分类函数：

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{zu} e_{i'}^* y_{i'} k(x_{i'}, x) + b_{\text{偏置}} \right] \quad (4-12)$$

式中，最优解用 $e_{i'}^*$ 描述， $e_{i'}^*$ 相应的样本点用 zu 描述，核函数用 $k(x_{i'}, x)$ 描述。

对于非线性问题，可以通过将输入向量映射到更高维度的空间来解决，此过程使用核函数进行。一般情况下，SVM 算法会选用高斯核函数作为其核函数。

4.3.2 IBSO-SVM 实现过程

采用 SVM 模型进行三相异步电机故障分类时，惩罚因子 C 控制了误差项的惩罚程度，即其决定了模型在试图正确分类训练数据时允许的“软边距”大小。 C 越小，边界越松散，虽然会造成大量训练样本的误判，但却提高了模型的推广能力； C 越大，训练精度越高，就越容易出现过拟合。核函数参数 σ 表示单个样本对超平面作用的程度，当 σ 较小时，会出现一个较为平滑的决策边界；当 σ 较大时，决策边界将变得更为复杂。使用头脑风暴优化算法对惩罚因子 C 和高斯核 σ 进行优化，从而提高模型的准确率。建立基于头脑风暴优化算法优化 SVM 的三相异步电机故障分类模型。IBSO-SVM 的计算流程图如图 4-5 所示：

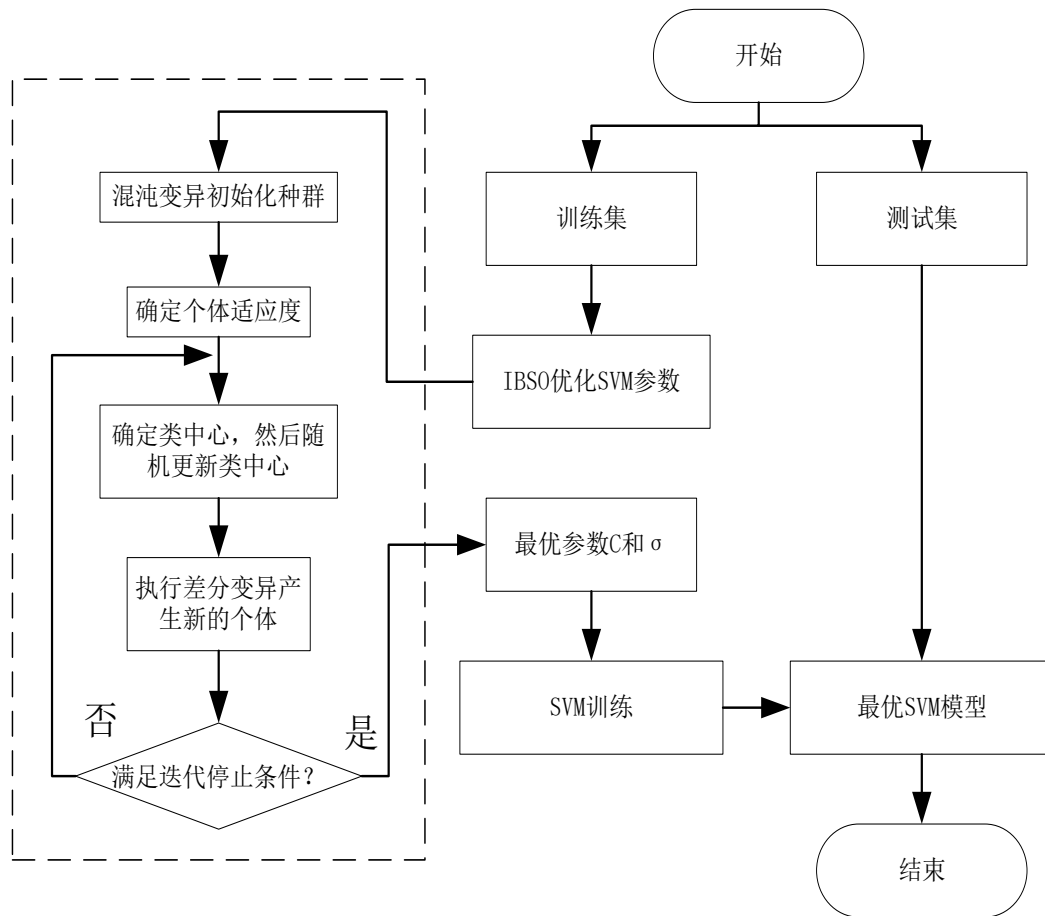


图 4-5 IBSO-SVM 流程图

- (1) 创建一个 SVM 模型，定义 SVM 的惩罚因子 C 和高斯核 σ 初始值。
- (2) 引入混沌变异初始化种群参数。这些参数主要包括算法开始时个体的总数 n 、所形成种群的组数 m 以及能够执行迭代的最大次数 T_i 。
- (3) 设定适应度评估函数，并对每个个体计算其适应度值。适应度值依据均方误差 P_{MSE} 进行计算：

$$P_{MSE} = \frac{1}{N_0} \sum_{n=1}^{N_0} (S_a - S_b) \quad (4-13)$$

式中， P_{MSE} 为支持向量机的真值 S_a 和预测值 S_b 的偏差，该偏差值较低，则表示该算法的最优解。

- (4) 通过计算 P_a ， P_b ， P_c ， P_d 四种可能的大小，选取不同的更新模式，从而达到对个体进行迭代更新的目的。
- (5) 使用适应度函数和 SVM 的惩罚因子 C 和高斯核 σ 初始化个体的适应度值。
- (6) 引入差分变异算法产生新的个体。
- (7) 持续对个体进行更新，直至到达最优状态或结束状态为止，迭代停止。
- (8) 通过头脑风暴优化算法，得到 SVM 的惩罚因子 C 和高斯核 σ 最优值，然后使用测试数据进行仿真。

4.4 不同模型性能测试

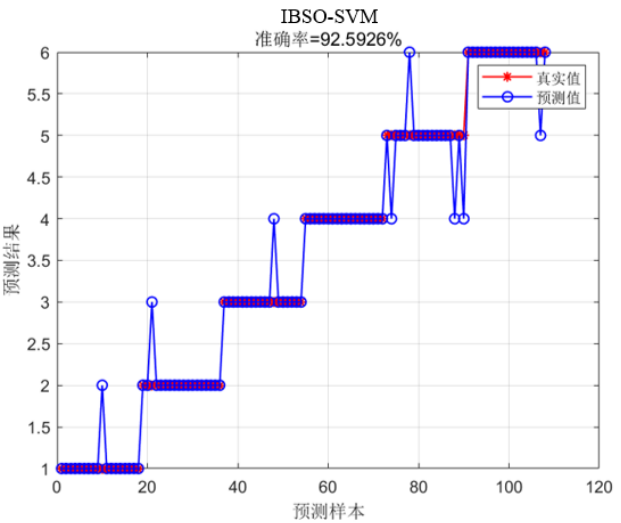
4.4.1 IBSO-SVM 模型

在 MATLAB 软件中编写程序代码，进行仿真分析，设置不同状态类型的标签，如表 4-3 所示。通过 100 轮仿真实验数据验证，明确了 IBSO 方法的最优初始参数设置如下：初始随机产生的个体数量设为 100，以确保初始种群的多样性。分类类别设定为 5，用于区分不同类型的模式。最大迭代次数设为 100，以控制算法的计算复杂度和运行时间。通过计算可知， P_a ， P_b ， P_c ， P_d 分别为 0.2，0.5，0.5，0.8。采用 IBSO 方法对 SVM 惩罚因子 C 和高斯核 σ 寻优时，设置的 C 和 σ 初值分别为 200 和 100，搜索范围分别为 $[1, 200]$ 和 $[0, 100]$ 。

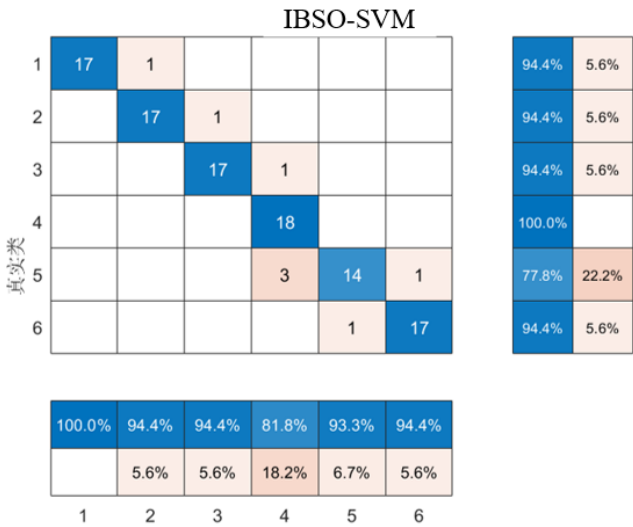
表 4-3 故障标签

状态类型	正常	转子断条	匝间短路	静态偏心	动态偏心	混合偏心
标签	1	2	3	4	5	6

建立基于 IBSO-SVM 的电机故障分类诊断模型，划分训练集为 70%，测试集为 30%。引入混淆矩阵，将仿真数据代入到 IBSO-SVM 模型中，测试 IBSO-SVM 模型的识别率，如图 4-6 所示；惩罚因子 C 的和高斯核 σ 的最优值分别为 144.72 和 23.56。



(a) IBSO-SVM 模型识别率



(b) IBSO-SVM 模型混淆矩阵

图 4-6 IBSO-SVM 模型输出结果

为了测试模型的稳定性，将仿真数据代入 IBSO-SVM 模型中，循环 100 轮，查看其识别率变化，如图 4-7 所示。

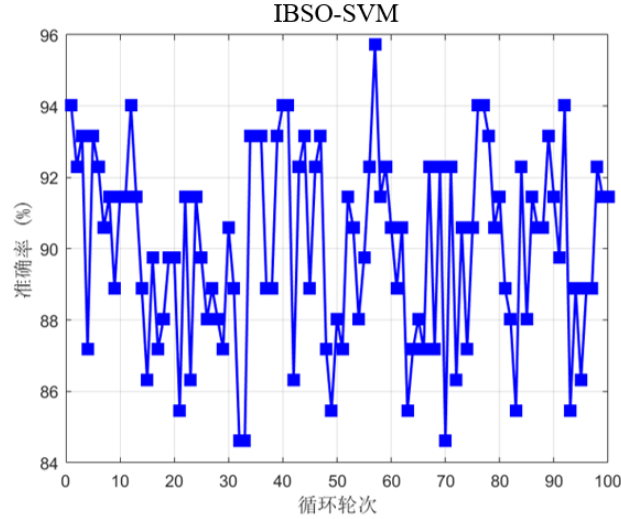


图 4-7 IBSO-SVM 模型诊断结果

4.4.2 SVM 模型

在获取三相异步电机定子电流的特征数据之后，采用支持向量机进行故障诊断。将定子电流的特征数据作为输入，表 4-3 的故障类别标签作为输出，生成样本数据。在构造 SVM 分类器的过程中，首先求出一个权重为 $\omega_{\text{权}}$ 、偏度为 $p_{\text{偏度}}$ 的超平面 $\omega_{\text{权}}x + p_{\text{偏度}} = 0$ ，这个超平面能准确地将两种类型的采样点分开，使分类区间达到最大，然后根据式(4-14)进行计算。

$$\min f(\omega_{\text{权}}) = \frac{1}{2}(\omega_{\text{权}} \cdot \omega_{\text{权}}) + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (4-14)$$

式中： $f(\omega_{\text{权}})$ 表示目标函数。

约束条件：

$$y_i[(\omega_{\text{权}}x_i) + p_{\text{偏度}}] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (4-15)$$

式中： x_i ， y_i 分别代表样本的特征和类别标签。

为解决定子电流特性样本的非线性识别问题，提出了一种基于松弛变量 $\xi_i \geq 0$ 的最优超平面参数优化方法。然后，利用式(4-14)的最佳参数，构造支持向量机分类器。此外，三相异步电机故障识别诊断属于多值分类问题，在此基础上构造 M 个支持向量机的分类器。

根据第三章内容构造的电机故障定子电流的特征数据。将其作为试验样本，并将各类样本数据随机分为 2 组，其中训练集为 70%，测试集为 30%。利用训练好的 SVM 分类器对三相异步电机中定子电流的特征参数进行分类诊断，可得到不同故障类别的分类标签，完成了三相异步电机故障分类诊断。图 4-8 为 SVM 模型循环诊断 100 次的预测结果。

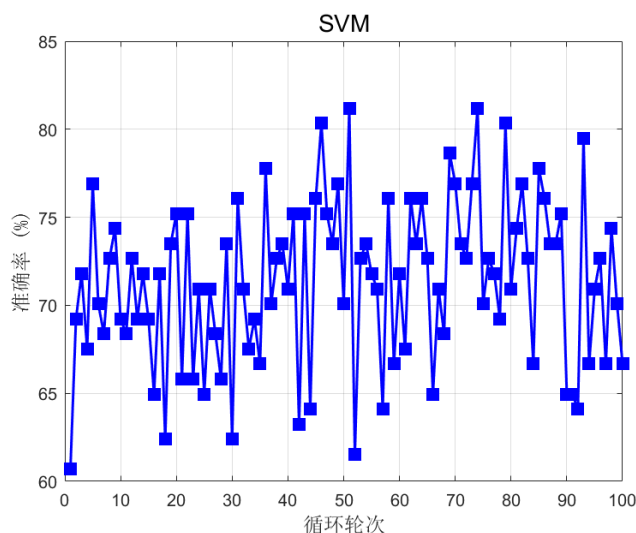


图 4-8 SVM 模型诊断结果

4.4.3 BP 神经网络模型

采用 BP 神经网络作为故障分类器，对三相异步电机的多种故障进行分类诊断。循环 100 轮，结果如 4-9 图所示。

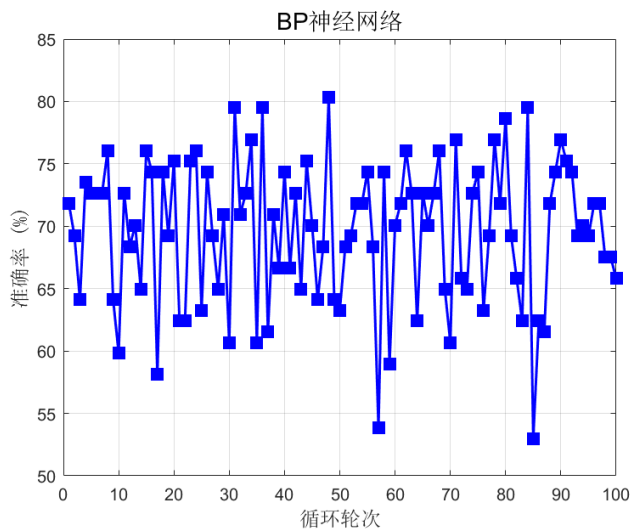


图 4-9 BP 神经网络模型诊断结果

4.4.4 PSO-SVM 模型

利用粒子群优化（PSO）算法来优化 SVM 的参数配置。PSO 算法通过模拟一群粒子在物理空间中移动的过程，每个粒子代表一个可能的参数选择，会根据自己的经验和周围同伴的反馈来调整自己的位置。通过这种方式，PSO 能够寻找到最优的 C 和 σ 参数，这些最优值能够最大化 SVM 的性能。如果 SVM 在新数据上显示出较低的识别率，那么就可以将 PSO 结果作为参考，对 C 或 σ 进行微调，以便找到更适合该数据集的最佳参数组合。这样做不仅能够提高 SVM 的泛化能力，还能增强模型对未知数据的适应性，使得其在处理各种复杂问题时更加稳健和可靠。图 4-10 为 PSO 优化 SVM 的具体流程图。

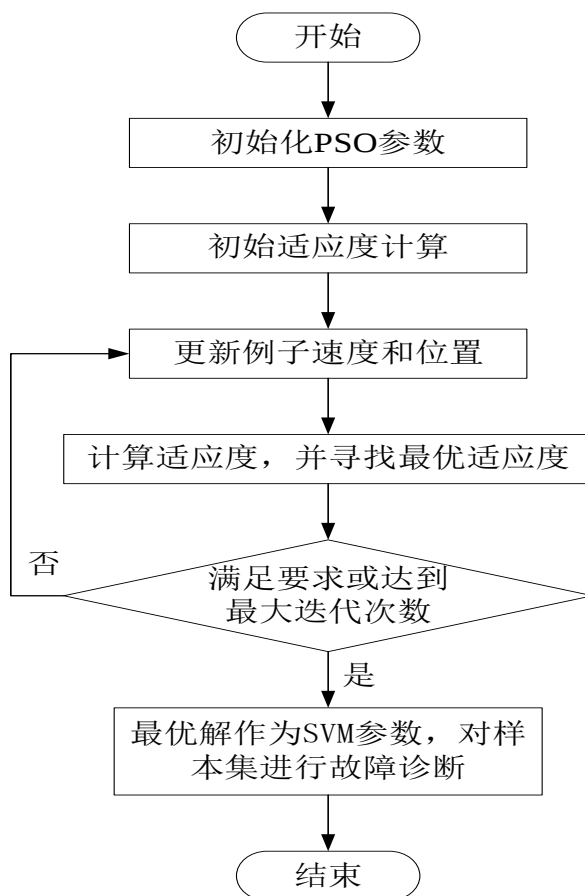


图 4-10 PSO-SVM 流程图

- (1) 对粒子群容量、最大迭代次数、加速系数、惯性参数等进行了初始化；
- (2) 对支持向量机的惩罚参数与核参数进行初始化；
- (3) 通过粒子群优化方法，对支持向量机进行最优解，并将初值分配到支持向量机中，得到最优的适应值。适应度函数计算公式如下所示：

$$\zeta = \frac{\sum_{i=1}^{m_x} (p_j - q_j)}{\sum_{i=1}^{m_x} p_j} \times 100\% \quad (4-16)$$

式中： m_x 表示故障类型个数； p_j 表示样本容量； q_j 表示三相异步电机故障 j 出现错误诊断的样本容量。

(4) 在此基础上，采用粒子群迭代的方法，不断地更新粒子的运动轨迹，并在每次迭代后对每个微粒进行一次新的适应值。

(5) 将已有的最佳适应值与每个粒子的新适应值进行比较。如果一个新的适应值比目前的最佳值更高，则用新值替换在此之前得到的最优值；否则，维持原有的最优值不变。

(6) 评估当前最优适应度值是否符合终止条件。如果符合条件，则使用最优的 C 和 σ 参数配置SVM以执行电机故障诊断；反之，则返回步骤(4)。

为了有效地进行故障诊断，首先需要确定粒子群容量为 $n_r = 30$ 。其次引入加速系数 $c_1 = c_2 = 2.05$ ，用以加快算法的收敛速度。最大迭代次数设置为 $k_{\max} = 30$ ，惯性参数从0.8逐渐递减到0.5，这个调整旨在平衡算法的探索 and 开发能力，使得在搜索过程中保持一定的随机性和动态特性。在MATLAB软件中，利用这些设定的参数，进行了仿真分析。PSO-SVM模型经过100次的循环诊断实验，其结果展现在图4-11中。

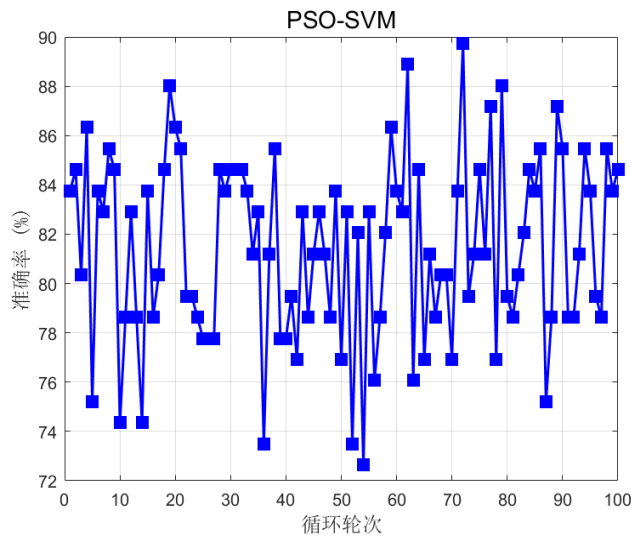


图 4-11 PSO-SVM 模型诊断结果

4.4.5 实验对比

通过仿真数据得到的四种模型识别率结果来看，如表 4-4 所示，IBSO-SVM 模型的平均识别率最高。方差反映了数据点相对于其平均值的分散情况。对于故障诊断模型而言，预测结果的方差较大，意味着模型对输入的响应差异大，表明模型不稳定。从表 4-4 可知，IBSO-SVM 模型的方差小于另外三种模型。因此，IBSO-SVM 模型的稳定性最高。

表 4-4 三种模型评估参数

类型	最大识别率	最小识别率	平均识别率	方差
SVM	81.20%	60.68%	71.32%	0.00258
BP 神经网络	81.34%	53.65%	70.58%	0.00305
PSO-SVM	89.74%	72.65%	81.43%	0.00116
IBSO-SVM	95.35%	84.57%	90.03%	0.00078

4.5 本章小结

本章提出了基于头脑风暴优化 SVM 的三相异步电机故障诊断方法。建立基于头脑风暴优化算法优化支持向量机的三相异步电机故障分类模型，并详细说明了 IBSO-SVM 模型的分类诊断步骤。利用仿真实验数据测试了模型的可行性，对 SVM，BP 神经网络模型，PSO-SVM 和 IBSO-SVM 模型进行了比较，分析多次训练后的平均识别率和方差，证明了 IBSO-SVM 模型的识别率最好，稳定性最高。

第 5 章 实验验证

初步的理论分析结果已通过有限元仿真模型得到了验证，但为了确保机理分析的精确性及模型的识别率，还需借助实际电机故障数据来进一步验证。在本章中使用王跃龙在其博士论文中构建的电机故障数据集^[78]进一步评估 IBSO-SVM 模型的性能，分析实验结果。

5.1 实验平台简介

5.1.1 实验系统介绍

实验装置如图 5-1 所示，整个系统主要包括一台约 7.5kW 的三相异步电机、加载装置、电流传感器、振动传感器、信号采集仪、联轴器和底座。电流传感器安装于电机的三相输入线上。



图 5-1 电机故障实验装置图

实验中使用的三相异步电机型号为 Y160M-6，其电机参数如下：功率 7.5kW，电压 380V，6 极设计，定子槽数 36，转子槽数 33，电源频率 50Hz。电流传感器采用的是 CHK-600R 开环霍尔电流传感器，其主要参数包括：额定输入电流（有效值）600A，测量范

围 0 至 $\pm 900\text{A}$ ，额定输出电压 5V ，精度 $\pm 1.0\%$ 。振动传感器选用了 8962C10 集成电路压电式三轴加速度传感器，其主要参数为：量程 $\pm 10\text{g}$ ，频率响应范围 $1\sim 5\text{kHz}$ ，灵敏度 500mV/g ，工作温度区间 $0\sim 65^\circ\text{C}$ 。

5.1.2 故障实验过程描述

进行转子断条故障实验时，首先根据转子模具制作匹配导条尺寸的绝缘垫片，然后将这些垫片置入一根或者多根导条中。按照正常的制造工序浇注转子，确保绝缘垫片牢固地嵌入导条内部。最后进行偏心修正，确保即使存在断条情况也不会导致转子偏心。加工完成的断条转子如图 5-2 所示。

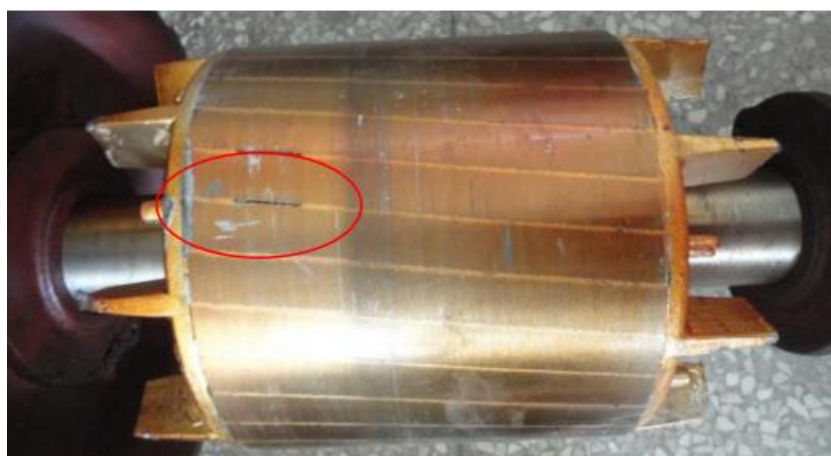


图 5-2 断条转子

在进行匝间短路故障模拟的实验中，确保试验电机的绕组设置精确无误是至关重要的。首先，需细心地定位并标记出电机的特定短路点。在此点处将拉出一段预先制作好的绕组，然后对其两端进行焊接，形成一个简单而有效的短路接头。这个接头位于电机绕组的中间位置，用以标示故障发生的关键区域。紧接着利用这段绕组作为引线，开始新一轮的绕制工作。将这段绕组拉回到指定位置，再次焊接一个接头。这样的操作过程重复进行，直至绕组完全覆盖整个电机空间。每一个接头之间都必须焊接牢固，以保证电路的连续性和稳定性。当电阻与其中一个或多个接头相连时，会在线圈之间产生额外的电流通路，从而构成了一个潜在的短路路径。这样的连接方式会导致电机发生匝间短路，具体来说，这种短路是由电阻两端产生的电流不平衡引起的。因此，这个引入的电阻也被称为短路电阻。

在静态偏心实验中, 选用 $D_{\text{外径}}$ 为 100mm、 $d_{\text{内径}}$ 为 55mm、 $B_{\text{宽}}$ 为 25mm 的轴承。基于原配轴承尺寸, 选择合适的静偏心轴承(需符合标准 $d_{\text{内径1}} = d_{\text{内径}}$ 、 $D_{\text{外径}} - D_{\text{外径1}} \geq 5\text{mm}$ 、 $B_{\text{宽1}} \geq 60\%B_{\text{宽}}$)。偏心外套的尺寸设定为 $M_{p1} = D_{\text{外径}}$ 和 $m_{p1} = D_{\text{外径1}}$ 。根据电机平均气隙尺寸 g_0 , 计算静偏心度 δ_{se} 的偏心距离 $\tau_0 = g_0 \times \delta_{se}$, 并制造偏心外套。设计挡圈以适应轴承端盖的设计参数。计算静偏心轴承与原配轴承的厚度差, 挡圈宽度分别为 $\Delta 1 = B_{\text{宽}} - B_{\text{宽1}}$ 、 $h = d_{\text{内径}} - 0.5\text{mm}$ 和 $H = D_{\text{外径}}$ 。

在动态偏心实验中, 基于原配轴承尺寸, 选择合适的动偏心轴承(需满足条件 $d_{\text{内径2}} - d_{\text{内径}} \geq 5\text{mm}$ 、 $D_{\text{外径2}} = D_{\text{外径}}$ 、 $B_{\text{宽2}} \geq 60\%B_{\text{宽}}$)。偏心内套的尺寸设定为 $M_{p2} = d_{\text{内径2}}$ 和 $m_{p2} = d_{\text{内径}}$ 。根据电机平均气隙尺寸 g_0 , 计算出动偏心度 δ_{de} 的偏心距离 $\tau = g_0 \times \delta_{de}$, 并制造偏心内套。设计挡圈以适应轴承端盖的设计参数, 挡圈宽度分别为 $\Delta 2 = B_{\text{宽}} - B_{\text{宽2}}$ 、 $h = d_{\text{内径}} - 0.5\text{mm}$ 和 $H = D_{\text{外径}}$ 。

在混合偏心实验中, 基于原配轴承尺寸, 选择符合要求的混合偏心轴承(需满足条件 $d_{\text{内径3}} - d_{\text{内径}} \geq 5\text{mm}$ 、 $D_{\text{外径}} - D_{\text{外径3}} \geq 5\text{mm}$ 、 $B_3 \geq 60\%B$)。偏心内套尺寸为 $M_3 = d_{\text{内径3}}$ 和 $m_3 = d_{\text{内径}}$; 偏心外套尺寸为 $M_{p4} = D_{\text{外径}}$ 和 $m_{p4} = D_{\text{外径3}}$ 。根据电机平均气隙尺寸 g_0 , 计算出动偏心度 δ_{de} 和静偏心度 δ_{se} 的偏心距离 $\tau' = g_0 \times \delta_{de}$ 和 $\tau = g_0 \times \delta_{se}$ 。按照偏心距离 τ 加工偏心外套, 并按照偏心距离 τ' 加工偏心内套。

图 5-3 为原配轴承、静态偏心轴承、动态偏心轴承、混合偏心轴承的实物图。



(a) 原配轴承



(b) 静态偏心轴承



(c)动态偏心轴承

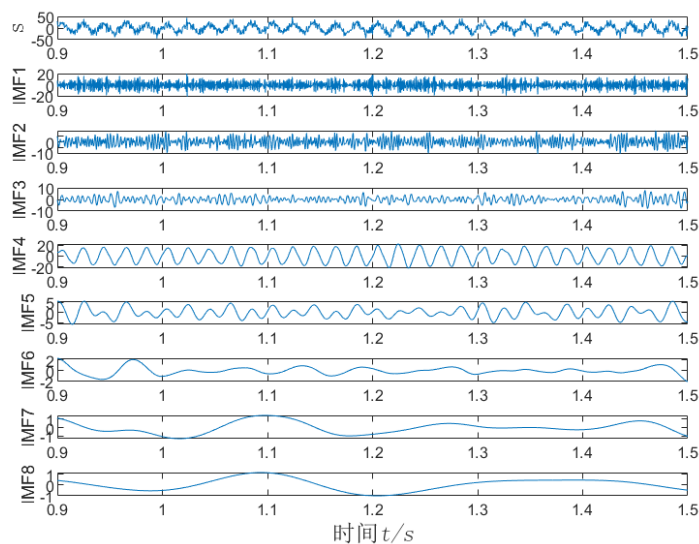


(d)混合偏心轴承

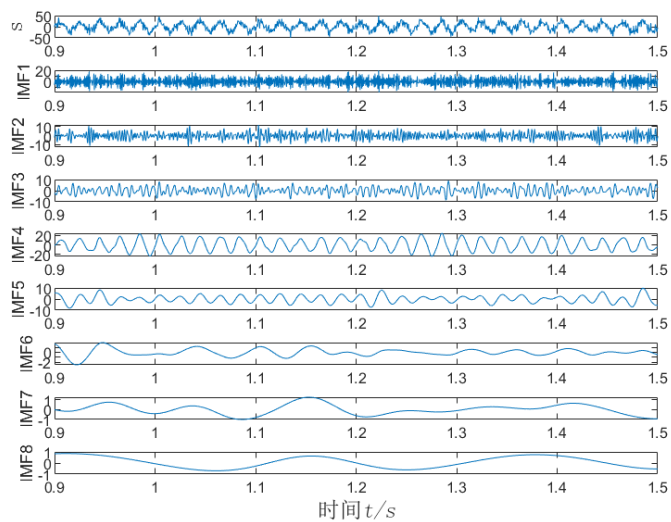
图 5-3 轴承实物图

5.2 基于 EEMD 的信号分析

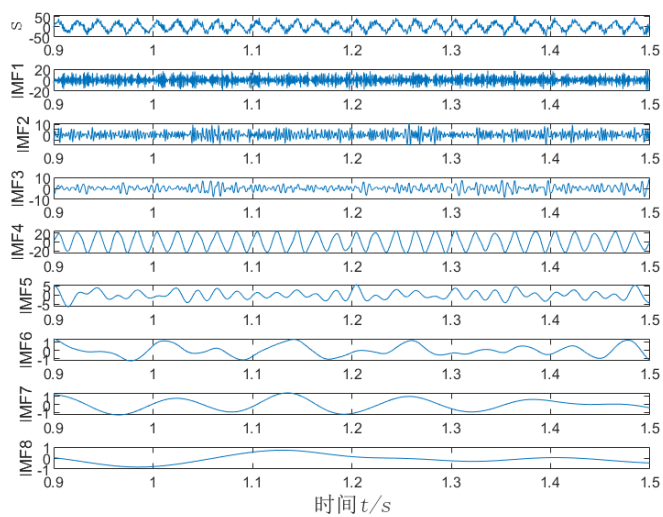
将从实际电机故障诊断中收集到的定子电流数据带入到在第三章详细编写的 EEMD 算法程序。通过这种方式，绘制出不同故障状态下的 IMF 分量图，如图 5-4 所示。其中所包含的信息揭示了三相异步电机定子电流在这些故障状态下所表现出来的故障特征信号。



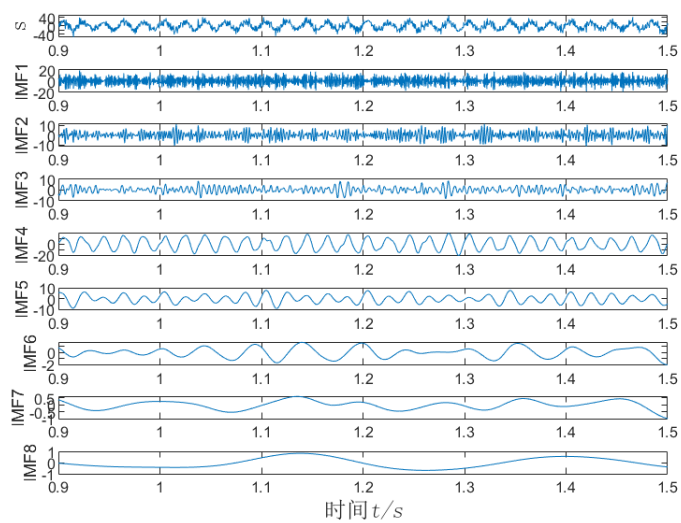
(a) 正常状态下 IMF 分量图



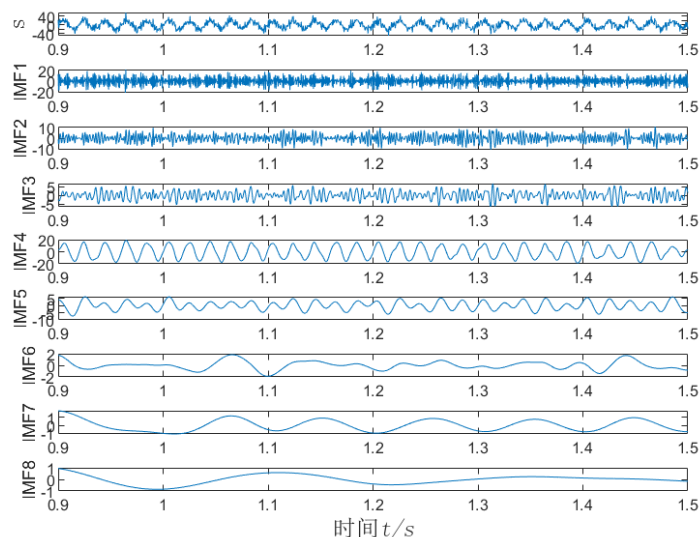
(b) 断条状态下 IMF 分量图



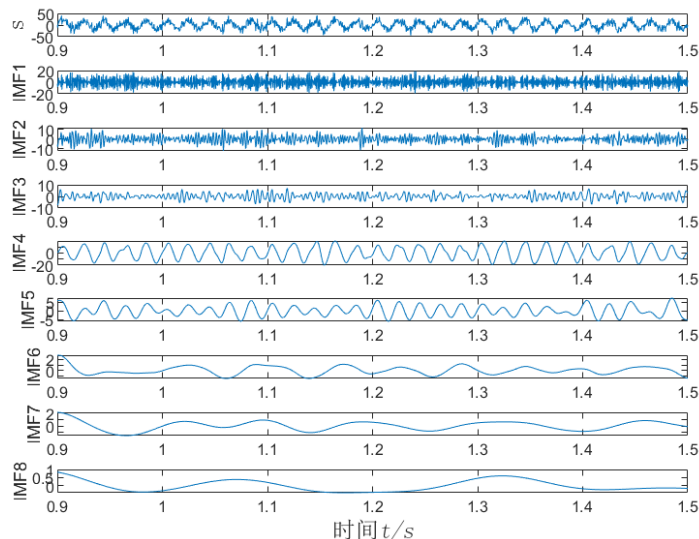
(c) 短路状态下 IMF 分量图



(d) 静态偏心状态下 IMF 分量图



(e) 动态偏心状态下 IMF 分量图



(f) 混合偏心状态下 IMF 分量图

图 5-4 不同状态下的 IMF 分量图

根据式(3-19)-式(3-23), 计算 EEMD 分解得到的 IMF 分量的相关系数和阈值, 选取有效 IMF 分量。表 5-1 为三相异步电机不同状态下定子电流信号的有效 IMF 分量的相关系数及阈值。

表 5-1 相关系数及阈值

	正常	断条	短路	静态偏心	动态偏心	混合偏心
IMF1	0.44461	0.41196	0.38832	0.40499	0.49409	0.48295
IMF2	0.25909	0.26879	0.21959	0.27464	0.35245	0.34758
IMF3	0.21103	0.22865	0.21712	0.21947	0.28251	0.29708

续表 5-1

	正常	断条	短路	静态偏心	动态偏心	混合偏心
IMF4	0.76724	0.72774	0.8662	0.72326	0.80711	0.81973
IMF5	0.26421	0.26949	0.26552	0.30704	0.70365	0.72223
IMF6	0.07741	0.03591	0.04386	0.02574	0.11987	0.07743
IMF7	0.03176	-0.01188	0.03633	0.03660	0.08412	0.05558
阈值	0.20104	0.24758	0.20032	0.21191	0.25658	0.27331

5.3 特征提取

通过选取有效的 IMF 分量，计算三相异步电机正常状态、断条故障、匝间短路、静态偏心，动态偏心和混合偏心六种情况下的能量、差分熵和样本熵，表 5-2 为六种状态下的部分数据。然后分析不同状态下的故障特征，为下一步故障分类诊断提供数据支撑。

表 5-2 能量、差分熵和样本熵

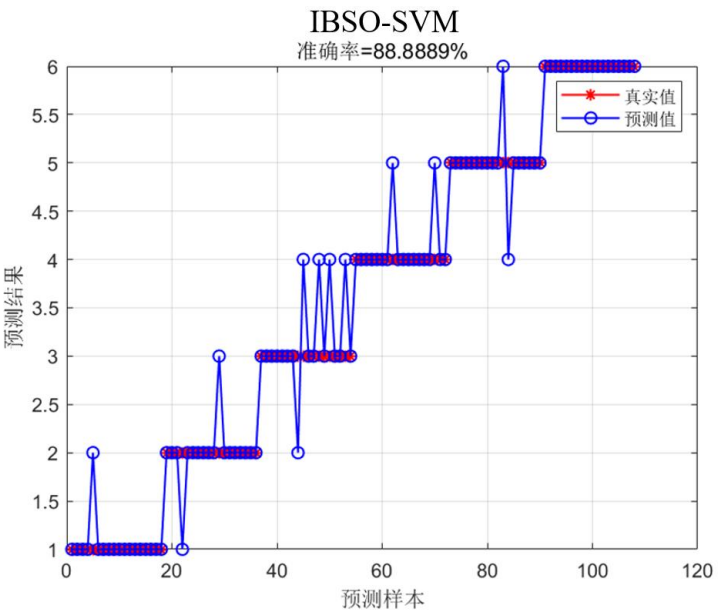
	能量	差分熵	样本熵
正常状态	34.7945	3.4013	1.1656
	13.344	2.9276	0.9446
	8.4137	2.5898	0.7378
	66.8203	3.9168	0.4046
	32.0045	3.3088	0.3763
	...	...	...
断条故障	35.7699	3.3926	1.3785
	14.1085	2.9897	1.2845
	12.8162	2.9436	0.5878
	70.6809	4.9398	0.3453
	9.5415	3.4244	0.3948
	...	...	...
匝间短路	40.5142	3.0608	1.3453
	12.6926	2.7393	1.1768
	8.7612	2.2356	0.5677
	66.7322	3.4233	0.5843
	6.4856	2.9675	0.4732
	...	...	...
静态偏心	38.3802	3.4176	1.6725
	13.6988	2.5827	1.3453
	6.9449	2.6381	0.5383
	51.9849	3.5372	0.3438

续表 5-2

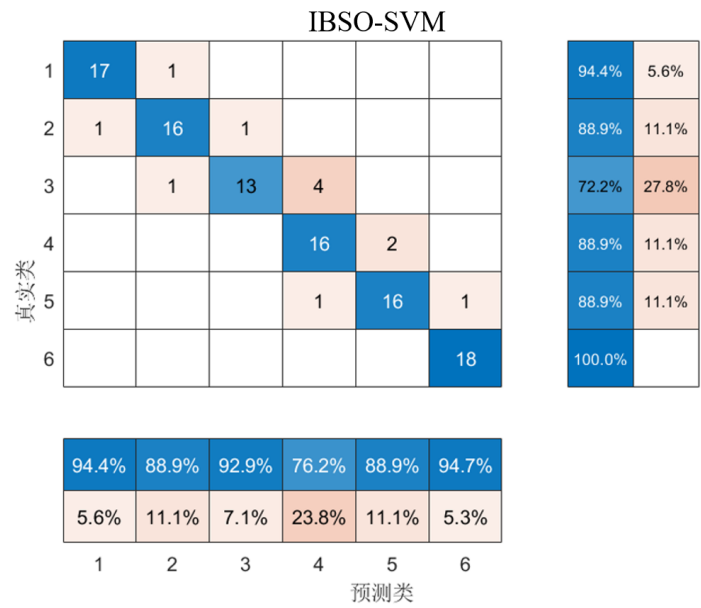
	能量	差分熵	样本熵
静态偏心	6.9449	2.8132	0.5343
	...	...	...
动态偏心	31.7135	3.3779	1.3728
	9.9229	2.6420	0.9599
	3.1434	2.2502	0.5553
	64.9093	3.5478	0.3832
	5.2449	2.4421	0.4160
	...	...	...
	32.1218	3.2742	1.4621
混合偏心	7.5310	2.4814	1.0877
	3.9081	2.3631	0.6389
	67.9784	3.5906	0.3659
	7.1396	2.1915	0.4450
	...	...	...
	...	...	...

5.4 基于 IBSO-SVM 的故障识别方法实验验证

采用 IBSO-SVM 作为故障分类器，对三相异步电机的多种故障进行分类诊断。将训练样本输入 IBSO-SVM 模型中，再将测试样本输入训练后的模型中，得到 IBSO-SVM 模型的识别率，如图 5-5 所示。



(a) IBSO-SVM 模型识别率



(b) IBSO-SVM 模型混淆矩阵

图 5-5 IBSO-SVM 模型输出结果

单一训练的结果可能受到各种偶然因素的影响，而多次训练取平均值的统计方法可以提供更加可靠和稳定的性能评估，有助于更识别地估计模型的真实性能，图 5-6 为 IBSO-SVM 模型循环训练 100 轮的结果。

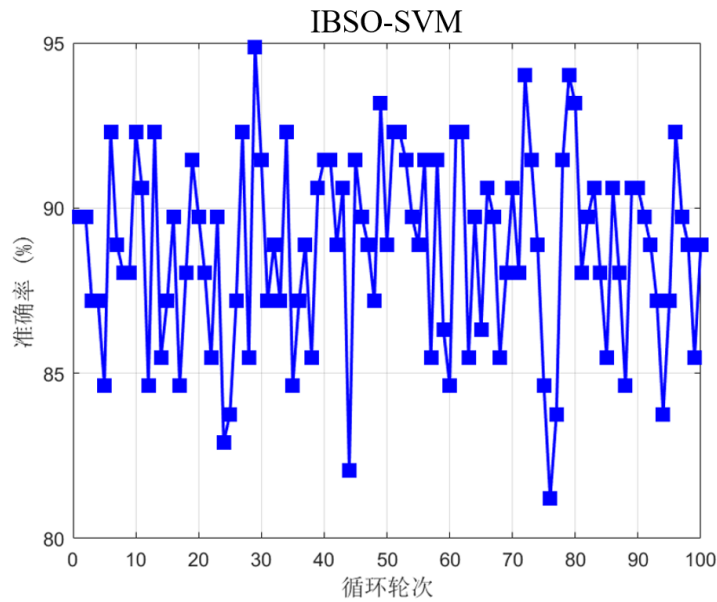


图 5-6 IBSO-SVM 模型诊断结果

采用 SVM 作为故障分类器，对三相异步电机的多种故障进行分类诊断。循环 100 轮，结果如图 5-7 所示。

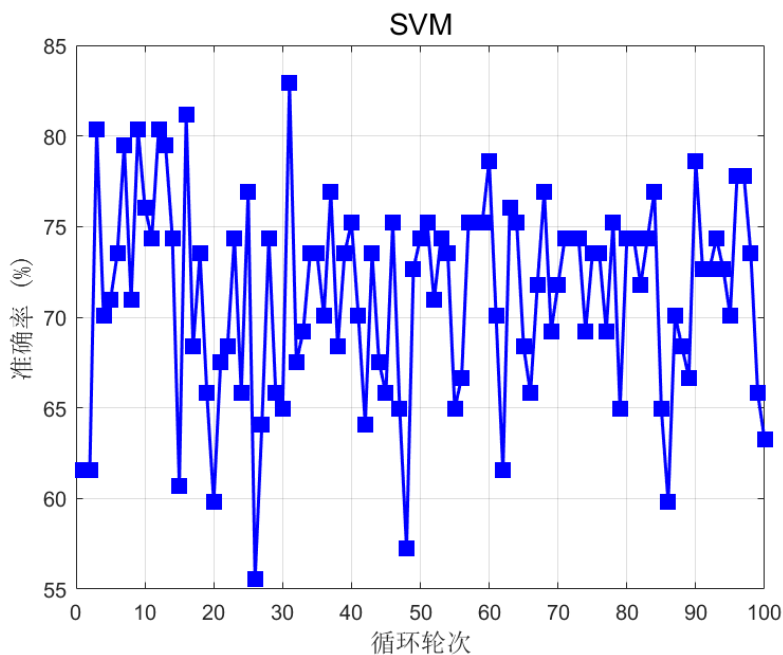


图 5-7 SVM 模型诊断结果

采用 PSO-SVM 作为故障分类器，对三相异步电机的多种故障进行分类诊断。循环 100 轮，结果如图 5-8 所示。

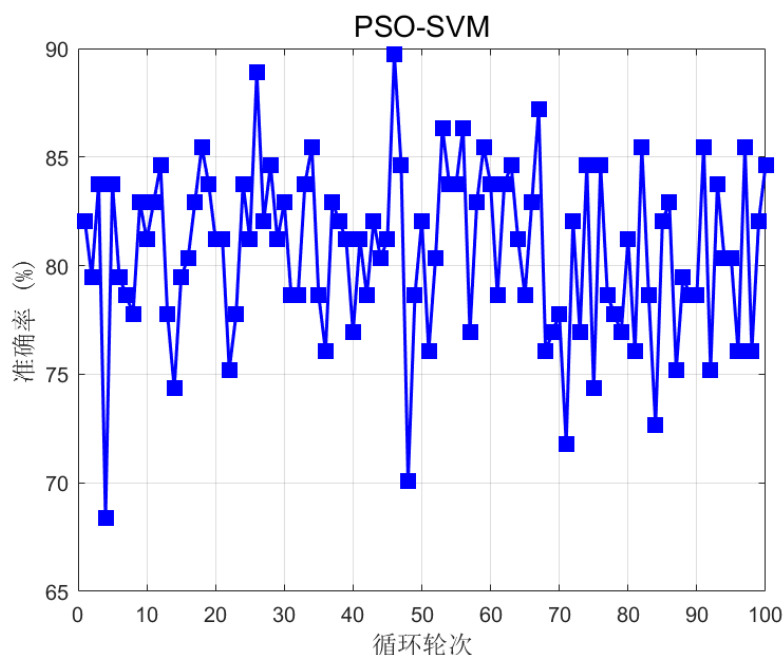


图 5-8 PSO-SVM 模型诊断结果

得到 SVM、PSO-SVM 和 IBSO-SVM 模型循环 100 次后的最识别率、最小识别率、平均识别率和方差。如表 5-3 所示，IBSO-SVM 的方差为 0.00081，相比较 SVM 模型和 PSO-SVM 模型更小，证明其具有良好的稳定性。平均识别率为 88.73%，可对三相异步

电机的五种故障进行较为准确的识别。

表 5-3 模型评估参数

类型	最大识别率	最小识别率	平均识别率	方差
SVM	82.91%	55.56%	71.23%	0.00282
PSO-SVM	89.55%	68.68%	80.63%	0.00122
IBSO-SVM	94.76%	81.20%	88.73%	0.00081

5.5 本章小结

本章使用实际电机故障数据对 IBSO-SVM 模型的性能进行了验证。叙述了实验平台的搭建过程和不同故障实验过程的模拟方法。根据第三章内容对实际电机故障数据中不同故障状态下的定子电流信号数据进行 EEMD 分解, 利用 EEMD 分解得到的有效 IMF 分量计算其能量、差分熵和样本熵。最后代入到 IBSO-SVM 模型中, 验证了模型的识别率高, 稳定性强。

第 6 章 总结与展望

6.1 研究总结

本文重点研究了三相异步电机转子断条、匝间短路、静态偏心、动态偏心和混合偏心五种故障类型。为实现五种故障的分类，分析了每种故障类型的成因及其在定子电流分布中的特定表现，以 Maxwell 有限元解算软件为平台建立了三相异步电机的故障仿真模型，在提取定子电流的特征数据后，建立了 IBSO-SVM 故障分类诊断模型。基于 IBSO-SVM 算法对仿真数据与实际电机故障数据的分析，证实了理论分析结果的有效性。具体研究结论如下：

(1) 基于正常状态和五种故障状态下的数学模型，在 Maxwell 中创建了三相异步电机的有限元仿真模型，同时创建了三相异步电机的故障仿真模型。通过分析定子电流中的特征频率，证实了机理分析的有效性。

(2) 使用 EEMD 算法对三相异步电机的定子电流数据进行故障特征提取，通过计算 IMF 的相关系数阈值，选取有效 IMF 分量，然后计算不同故障状态下的能量、差分熵和样本熵，分析能量和熵中包含的故障特征，为后续的故障模式分类提供输入样本。

(3) 提出了一种 IBSO-SVM 模型作为故障分类器，对三相异步电机的多种故障进行分类诊断。深入阐述了 IBSO-SVM 模型的实现流程，通过仿真数据和实际电机故障数据对 SVM, PSO-SVM 和 IBSO-SVM 模型进行了分类比较，并分析多次训练后的平均识别率和方差，证明了 IBSO-SVM 模型的性能良好。

6.2 研究展望

本文根据三相异步电机故障分类诊断提出了 IBSO-SVM 模型，可用于检测转子断条、匝间短路以及静态偏心、动态偏心和混合偏心故障。下面是对未来研究的一些展望：

(1) 进行故障特征提取时，一般需要经历数轮特征提取流程，这可能会引起各种误差，特别是与参数选择相关的误差。为此，开发出只需 1 次特征提取即可充分反映故障信息的方法是未来研究的一个重要目标。

(2) 本文主要探讨了三相异步电机的多种故障诊断，包括转子断条故障、匝间短路

故障和气隙偏心故障。然而，异步电机还存在其他类型的故障。未来可使用 IBSO-SVM 分类器对这些未研究的故障类型进行详细分析，还可以采用其他算法提高电机故障诊断的识别率和稳定性。此外，为了更全面地理解电机故障，需要对同一台电机同时出现两类甚至更多故障的情况进行研究，以提高模型的泛化能力和实际应用效果。

(3) 本文使用的三相异步电机故障特征提取及故障分类诊断方法都具有一定的局限性，实验验证方面需要更多的数据支撑。而且，基于 MATLAB 环境开发的算法，在整体诊断的实时性方面表现欠佳。

参考文献

- [1] 唐敬, 陈勃琛, 周健. 电机典型故障模式分析及故障模拟方法研究[J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2024, 42(01): 87-90.
- [2] 魏闻达. 三相异步电机转子故障分析与诊断方法研究[D]. 华中科技大学, 2015.
- [3] 张海刚, 尹怡欣, 祝乔, 等. 基于定子电流监控的轴承故障在线监测[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(04): 513-520.
- [4] 郭家豪, 欧阳晖, 刘振兴. 基于 APSO-SSVM 的异步电动机转子故障诊断[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(10): 91-99.
- [5] 阚超豪, 姚骁键, 齐安康, 等. 三相异步电机匝间短路故障的诊断方法[J]. 电气传动, 2024, 54(11): 76-80.
- [6] 张志平. 异步电动机在线状态监测与故障诊断系统的研究与应用[D]. 山东科技大学, 2020.
- [7] 张莲, 余成波, 郑有根, 等. 异步电动机故障实时在线监测系统的研制[J]. 压电与声光, 2007, (04): 475-477.
- [8] 安国庆. 异步电动机早期故障特征检测技术的研究[D]. 河北工业大学, 2013.
- [9] 刘心悦. 三相鼠笼式异步电动机转子断条故障诊断[D]. 浙江大学, 2022.
- [10] 孙静. 基于 SVM 的机电一体化数控机床主轴故障预测技术研究[J]. 中国机械, 2024, (28): 67-70.
- [11] 周晓霞. 针对秩序多项特征变量的二分类机器学习模型研究[D]. 西南交通大学, 2022.
- [12] 王友芝, 郭萍, 郭珊珊, 等. 基于模糊定权的模糊可信性约束二次规划模型[J]. 排灌机械工程学报, 2018, 36(09): 869-873.
- [13] 孟凡哲. 笼型异步电机多故障智能诊断方法研究[D]. 辽宁科技大学, 2023.
- [14] 薛健侗, 马宏忠. 基于 ST-SVD 与 WOA-SVM 模型的变压器绕组松动故障诊断方法[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(09): 57-62.
- [15] 孙浩, 孔令崧. 基于故障特征分析的笼型电机转子断条故障诊断方法综述[J]. 微特电机, 2023, 51(07): 57-66.

- [16]郑晓霞,周国旺,任浩瀚.基于变分模态分解和排列熵的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2017,036(022):22-28.
- [17]李浩燃,刘德平.基于参数优化 VMD 和改进 GoogLeNet 的滚动轴承故障诊断[J].机械传动,2025,49(01):163-170.
- [18]Cheng J, Yu D, Tang J, et al. Application of SVM and SVD Technique Based on EMD to The Fault Diagnosis of the Rotating Machinery[J]. Shock Vibration, 2013,16(1):89-98
- [19]尹进田,何志龙,刘丽,等.基于 EMD 与优化 SVM 的永磁同步电机失磁故障诊断研究[J].农业装备与车辆工程,2024,62(11):123-128.
- [20]李荣生.旋转机械用振动传感器的设计[J].测控技术,1993,(04):39-40+19.
- [21]许允之,方磊,张建文.基于最小二乘支持向量机的电机故障鉴别[J].电力系统保护与控制,2012,14(1):65-70
- [22]张振.基于 LS-SVM 风力发电机故障诊断技术研究[D].华北电力大学,2020.
- [23]Raymond G, Fahed A M E.MCSA and SVM for Gear Wear Monitoring in Lifting Cranes[J]. Journal of Instrumentation, 2014,2(1):1-6.
- [24]黄博,侯南剑,毛茈玮.FFT 算法复杂度与硬件实现的分析[J].电脑编程技巧与维护,2024,(10):13-16.
- [25]田海波.基于混合算法优化的 SVM 多分类器齿轮故障诊断模型[J].中国新技术新产品,2023,(11):1-5.
- [26]李萌.旋转机械轴承故障的特征提取与模式识别方法研究[D].吉林大学,2008.
- [27]王厅锋.基于主元分析法的过程控制故障诊断[J].自动化应用,2025,66(02):105-108.
- [28]杨俊,吴建华.基于支持向量机的异步电机故障诊断系统[J].机电工程 2008,1(1):72-74.
- [29]田玉平.基于高频特性的发电机定子匝间短路故障信号检测[J].船电技术,2007,27(5):265-268.
- [30]Shih K J, Hsieh M F, Chen B J, et al. Machine Learning for Inter-turn Short-circuit Fault Diagnosis in Permanent Magnet Synchronous Motors[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2022, 58(8): 1-7.

- [31]康文强.不平衡电压下双馈感应电机定子绕组匝间短路故障诊断研究[D].华北电力大学,2017.
- [32]王莉娜, 杨宗军. SIMULINK 中 PMSM 模型的改进及在参数辨识中的应用[J]. 电机与控制学报, 2012, 16(7): 77-82.
- [33]Combastel C, Lesecq S, Petropol S, et al.Model-based and Wavelet Approaches to Induction Motor on-line Fault Detection[J].Control Engineering Practice, 2002,10 (5): 493-509.
- [34]陈佳炜, 陈家新.三相鼠笼异步电机转子断条故障检测[J].组合机床与自动化加工技术,2023,(12):147-150.
- [35]Babaa F, Khezzar A, Oumaamar K E M. Experimental Investigation and Comparative Study of Interturn Short-circuits and Unbalanced Voltage Supply in Induction machines[J]. Frontiers in Energy, 2013,7(3):271-278.
- [36]陈冬鹤, 卢子广, 张辉.大型感应电机定子绕组故障建模与仿真[J].吉林化工学院学报,2010,27(03):42-45.
- [37]杨书新.基于数据驱动的异步电机定子绕组匝间短路故障诊断方法研究[D].中国矿业大学,2023.
- [38]高翔.三相感应电动机的定子绕组短路故障分析[D].哈尔滨理工大学,2018.
- [39]Baruti K H, Li C, Erturk F, et al. Online Stator Inter-turn Short Circuit Estimation and Fault Management in Permanent Magnet Motors[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2022, 38(2): 1016-1027.
- [40]马杰.异步牵引电机匝间短路故障诊断方法研究[D].大连交通大学,2024.
- [41]徐杭微, 毛谦敏.异步电机定子匝间短路故障检测系统设计[J].现代电子技术,2023,46(02):13-18.
- [42]白永明.激光多普勒面内振动测试系统的研发[D].南京航空航天大学,2007.
- [43]郭瑞光.能量回馈型异步电机测试控制系统的研究[D].沈阳理工大学,2016.
- [44]张宝杰, 麻宸伟, 贾震, 等.基于卷积神经网络的牵引电机定子绕组匝间短路故障诊断[J].铁道学报,2024,46(04):73-79.
- [45]贾志新.基于 MCSA 的轴承故障诊断方法研究[D].辽宁科技大学,2023.

- [46]祝洪宇,胡静涛,高雷,等.负载连续变化时鼠笼电机早期转子断条故障诊断[J].仪器仪表学报,2014,7(1):1646-1653.
- [47]贾朱植,徐建英,等.鼠笼电机转子断条故障的定子电流信号平方解调分析诊断方法[J].仪器仪表学报,2015,09(36):2097-2103.2012,38(9):59-61
- [48]张兴,李孝全,谢一静.基于经验模式分解的异步电机转子断条故障诊断[J].电机与控制应用,2011,38(09):59-61.
- [49]Drif M, Antonio J. Discriminating The Simultaneous Occurrence of Three-phase Induction Motor Rotor Faults and Mechanical Load Oscillations by The Instantaneous Active and Reactive Power Media Signature Analyses [J].IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(3): 1630-1640.
- [50]牛发亮,黄进,杨家强.基于电磁转矩小波变换的感应电机转子断条故障诊断[J].中国电机工程学报,2005,25(24):123-129.
- [51]刘达,翟春艳,李书臣.汽轮机转子故障诊断算法应用研究[J].辽宁石油化下大学学报,2013,33(3):67-69.
- [52]Park Y S, Jang S M, Choi J Y, et al. Fault Detection of Squirrel Cage Induction Motor by Analyzing Motorcurrent Signals[C]. IEEE Vehicle Power and Propulsion Conferenc, Seoul, Korea, 2012: 219-222.
- [53]张强,张建文,张勇.Park 矢量变换在异步电机故障诊断中的应用[J].煤炭技术,2006,(06):35-36.
- [54]雷顺.基于模型融合的笼型异步电动机转子断条故障诊断方法研究[D].华北电力大学,2023.
- [55]贾朱置,杨理践.时变转速运行状态下鼠笼电机转子断条故障诊断[J].仪器仪表学报,2016,37(4):834-842.
- [56]Cameron J R, Thomson W T, Dow A B. Vibration and current monitoring for detecting airgap eccentricity in large induction motors[J]. IEEE Proceedings B Electric Power Applications, 1986,133(3):155-155.
- [57]王祥珩.多支路同步电机无载时定子内部故障的分析方法[J].中国电机工程学报,1987,7(5):3-13.

- [58]Toliyat H A, Arefeen M S, Parlos A G.A Method for Dynamic Simulation and Detection of air-gap Eccentricity in Induction Machines[J]. IEEE Transactions on Industry Applications ,1996, 32(4):910-918.
- [59]刘凯, 张炳义, 冯桂宏.基于非对称绕组函数法永磁同步电机偏心电感参数的研究[J].电工技术学报,2020,35(S2):387-394+431.
- [60]高磊.基于多回路理论的发电机转子匝间短路故障特征分析[D].华北电力大学,2011.
- [61]Joksimovic G M, Durovic M D, Penman J, et al. Dynamic Simulation of Dynamic Eccentricity in Induction Machines-finding Function Approach[J].IEEE Transactions on Energy Conversion, 2000, 15(2):143-148.
- [62]周理兵, 马志云.大型水轮发电机不同工况下不平衡磁拉力[J].大电机技术,2002,(2):26-29.
- [63]陈佳炜.三相异步电动机鼠笼断条故障离线诊断技术[D].东华大学,2023.
- [64]安清飞.笼型异步电机转子断条故障分析与诊断研究[D].华北电力大学,2020.
- [65]刘卉圻, 韩坤, 苟斌, 等.异步电机定子绕组匝间短路故障建模与分析[J].机车电传动,2013,(06):52-55.
- [66]江凯瀛.基于 Maxwell 的永磁同步电机磁场仿真及动态特性[J].上海轻工业,2024,(01):168-171.
- [67]冯晓梅, 韩巧丽, 刘慧源, 等.基于 Maxwell 的 300 W 低速永磁发电机设计与仿真分析[J].内蒙古农业大学学报,2023,44(06):50-59.
- [68]何玉灵, 付滋翔, 代德瑞, 等.轴向气隙非对称故障对发电机电磁转矩特性的影响[J].河北大学学报(自然科学版),2025,45(01):1-9.
- [69]马思群, 朱昊天, 苏航, 等.结构参数对三相异步电机电磁力的影响仿真研究[J].微电机,2018,51(09):23-28.
- [70]沈凯凯, 耿德康.EMD 和 FFT 结合的转子断条故障分析[J].南京工程学院学报(自然科学版),2015,13(4):69-73.
- [71]祝洪宇, 胡静涛, 高雷, 等.Morlet 小波解调制方法诊断鼠笼电机转子断条故障[J].电机与控制学报,2014,(7):31-36

- [72]汪伟, 杨开明, 朱煜, 等.基于经验模态分解法和摆动脚参数的行走速度估计[J].清华大学学报(自然科学版),2021,61(10):1152-1158.
- [73]王龙龙, 袁世博.改进集合经验模态分解法在轴承性能演变评估中的应用[J].汽车实用技术,2024,49(04):81-85..
- [74]杨芳明.小波分析及其应用[M].机械工业出版社,2005.
- [75]李孝全, 王亚平, 孙安全.EMD 分解在感应电机转子复合故障诊断中的应用[J].微电机,2014,47(2):16-19.
- [76]Pincus S M. Assessing Serial Irregularity and Its Implications for Health[J]. Annals of the New York Academy of Sciences, 2001, 954(1):245-267.
- [77]李蒙蒙, 秦伟, 刘艺, 等.结合头脑风暴优化的混合蚁群优化算法[J].计算机应用,2021,41(08):2412-2417.
- [78]王跃龙.笼型异步电动机多故障智能诊断及分离方法的研究[D].太原理工大学,2017.

攻读硕士学位期间取得的成果及参研项目

一、申请专利

- [1] 第一作者.一种新型继电器结构: ZL 2024 2 0862417.8[P].2024-12-20。(已授权)
- [2] 第二作者.激光跟踪仪靶球底座[P].(2024 年 10 月送审) 实用新型专利受理中。

二、发表论文

- [1] 第二作者（导师第一作者）. Fault Diagnosis Model of Silk Dryer Based on KPCA-POA-KELM. (EI 收录, 《2024 Global Reliability and Prognostics and Health Management Conference》)

三、获奖情况

- [1] 中国高校智能机器人创意大赛三等奖。
- [2] 第二届“贝斯柯杯”研究生人工智能创新大赛校三等奖。

四、参研项目

- [1] 安徽省教育厅科学研究重点项目——基于驱动电机自传感的工业机器人状态智能诊断自学习系统研制。（主要完成人）

致谢

行文至此，掩卷回望，三年的硕士求学历程如光影流转。此刻，万千感慨化作心底最诚挚的谢意，献给那些曾为我点亮前行之路的师长、同窗、挚友与家人。

首先，谨以最深的敬意感谢我的导师赵转哲教授。您严谨的治学态度与渊博的学识为我树立了科研道路上的标杆。从选题方向的反复推敲到论文框架的逐层打磨，您总能在关键节点给予高屋建瓴的指导。您常说“诚实做人、踏实做事、扎实做学问”，这份教诲让我在科研受挫时仍能保持探索的勇气。同时，衷心感谢刘永明老师与刘志博老师，感谢你们在仿真设计、数据验证等环节的倾力相助。深夜实验室里的技术探讨、论文修改稿上密密麻麻的批注，皆是你们无私付出的见证。感谢我的校外导师涂志健，在您的耐心指导下，提升了我的专业实践技能，培养了我的细心和责任心。

感谢课题组的同门曹子旭、赵恒和罗慧闯同学。无论是组会上的思维碰撞，还是项目攻坚时的并肩作战，你们的智慧与支持始终是我坚实的后盾。特别感谢师弟师妹们，你们在数据采集与文献整理中的高效协作，让繁重的研究任务变得井然有序。这段携手共进的时光，将成为我珍藏一生的记忆。

感谢室友卢良玉和段尚岐，是你们用欢声笑语驱散了学术压力带来的阴霾。难忘无数个挑灯夜战的晚上，桌边悄然放置的热茶；也难忘论文截稿前夕，你们主动分担生活琐事的暖心举动。这份情谊，让异乡求学的日子充满温度。

最后，感谢始终默默支持我的家人们。你们的理解与包容，让我能心无旁骛地追寻学术理想。那些未说出口的牵挂，早已化作我笔尖流淌的力量。

学术之路漫漫，幸得诸君相伴。愿此间收获的学识、情谊与成长，皆能化作未来跋涉山海的光。谨以此文，致敬所有温暖我生命的星辰。

尚德敏学 唯实惟新

