

# 智能故障诊断：小样本红外电机图像分析技术研究

袁旗

南通市产品质量监督检验所 江苏南通 226000

DOI: 10.32629/ems.v8i2.18495

**[摘要]** 针对红外电机故障诊断中小样本数据导致模型泛化性不足的问题, 本文开展智能诊断技术研究。构建小样本红外电机故障图像数据集, 融合注意力机制改进特征提取网络, 强化故障区域特征表征。引入元学习算法优化模型训练范式, 提升模型在少样本场景下的自适应能力。通过对比实验验证所提方法的有效性, 为工业电机红外故障诊断提供可行技术路径。

**[关键词]** 小样本红外图像; 电机故障诊断; 特征强化提取; 元学习训练

## 引言

工业电机作为生产设备的核心动力部件, 其运行状态直接影响生产连续性与安全性。红外热成像技术可通过温度异常反映电机内部故障, 无需停机接触, 已成为故障诊断的重要手段。但实际工业场景中, 故障样本采集受停机成本、故障发生率限制, 易形成小样本数据困境, 传统深度学习模型依赖大量标注样本, 难以在该场景下稳定发挥作用。因此, 探索适配小样本红外电机图像的智能诊断技术, 对提升工业电机运维效率具有现实意义。

## 1. 小样本红外电机故障图像特征强化提取

### 1.1 红外电机故障区域温度特征与视觉特征的关联映射

从红外图像本质来看, 电机故障区域的温度异常通过灰度值差异呈现, 温度特征与视觉特征并非孤立存在。温度分布的梯度变化对应图像中像素灰度的过渡层次, 局部温度峰值对应视觉上的高灰度区域。通过分析温度异常的空间范围与图像中灰度块的边界轮廓, 可以建立二者之间的对应关系。将温度特征的变化趋势转化为视觉特征的形态描述, 让原本抽象的温度异常以图像可识别的视觉模式呈现, 为后续故障特征提取搭建桥梁。

基于物理层面的热传导规律, 电机故障引发的温度异常会以特定规律在图像中扩散, 形成具有辨识度的视觉痕迹。温度特征的集中程度对应视觉特征的区域密度, 温度的扩散方向对应视觉特征的延伸走向。挖掘这种内在关联, 能够将温度维度的故障信息转化为视觉维度的可提取特征, 让红外图像中的故障特征不再依赖单一的温度数值, 而是通过视觉形态与温度分布的双重属性得到更精准的呈现<sup>[1]</sup>。

### 1.2 融合通道注意力机制的卷积神经网络改进策略

卷积神经网络处理红外图像时, 不同通道对故障特征的影响程度存在差异。部分通道聚焦于红外图像的温度灰度信息, 部分通道侧重故障区域的边缘轮廓信息。通道注意力机制可以自动学习各通道的特征重要性, 强化对故障敏感通道的特征提取权重, 抑制无关通道的冗余信息干扰。让神经网络在处理小样本红外图像时, 更精准地捕捉与故障相关的关键通道特征, 提升特征提取的针对性。

改进后的卷积神经网络通过嵌入通道注意力模块, 在特征提取过程中动态调整通道输出权重。面对小样本数据时, 能够减少无关特征对故障特征的覆盖, 让有限样本中的故障特征得到充分挖掘。通过重新分配通道的特征表达资源, 让网络更专注于故障相关的特征维度, 弥补小样本数据特征量不足的缺陷, 提升小样本场景下故障特征提取的稳定性与可靠性。

### 1.3 多尺度特征融合模块构建与故障特征筛选方法

红外电机故障图像中, 故障特征存在于不同尺度空间。小尺度空间包含故障区域的细节纹理特征, 大尺度空间呈现故障区域的整体形态特征。多尺度特征融合模块通过提取不同层级卷积输出的特征信息, 将细节特征与全局特征进行整合, 构建更全面的故障特征表达。避免单一尺度特征提取时丢失部分故障信息, 让小样本图像中的故障特征得到多维度呈现。

完成多尺度特征融合后, 需要对整合后的特征进行筛选, 剔除其中的冗余与噪声特征。基于特征的判别性进行筛选, 保留那些对故障类别区分度高的特征, 过滤掉对故障识别无贡献的干扰特征<sup>[2]</sup>。通过特征筛选, 减少无效特征对后续诊断过程的影响, 让小样本红外图像中的有效故障特征得到聚焦, 提升故障特征的纯净度, 为后续故障诊断提供更可靠的特征基础。

## 2. 面向小样本场景的元学习诊断模型构建

### 2.1 模型-元模型双层训练框架设计

模型-元模型双层框架中,底层模型负责直接处理红外电机图像故障特征,完成初步的特征映射与故障判别。上层元模型则聚焦于底层模型的训练过程,学习不同小样本任务中的训练模式,挖掘任务之间的共性规律。通过这种分层结构,让模型在有限样本数据中,从多个相似任务中积累通用的故障诊断知识,为小样本任务适配提供基础。

双层框架的训练过程围绕小样本任务集展开。底层模型针对每个小样本任务进行快速训练,生成临时的诊断模型。元模型基于底层模型在多个任务中的训练结果,调整底层模型的初始化参数,让底层模型在面对新的小样本故障诊断任务时,能够以更适配的参数状态启动训练,减少对大量样本数据的依赖,提升小样本场景下模型的快速适配能力。

### 2.2 基于原型网络的故障类别原型生成算法

原型网络以样本特征的聚类中心作为故障类别的原型,将故障诊断转化为样本特征与原型之间的距离判别。在红外电机图像故障诊断中,每一类故障的红外特征具有相似分布规律,通过提取小样本中各类故障的特征中心,生成代表该类故障的原型向量。

生成原型向量时,依托嵌入网络将红外图像转化为高维特征空间中的特征点。通过对小样本特征点进行聚类计算,确定每类故障的中心位置作为原型。后续诊断过程中,新的红外图像特征只需与各类原型计算距离,即可完成故障类别判别。这种方式无需依赖大量标注样本,仅通过少量样本即可构建具有判别性的故障原型,适配小样本场景下的故障诊断需求。

### 2.3 小样本场景下模型微调优化策略

小样本场景下,模型微调需避免过度拟合有限样本的局部特征。微调过程以元模型初始化的参数为基础,采用小批量数据迭代训练,控制每轮迭代的参数更新幅度,让模型在学习当前小样本故障特征的同时,保留元模型积累的通用诊断知识,防止模型被小样本数据中的噪声特征干扰。

微调过程中引入自适应学习率调整机制,随着训练进程逐步缩小学习率,让模型在初始阶段快速适配小样本特征,后期稳定参数、巩固诊断能力。同时,结合特征蒸馏技术,将预训练阶段学习的通用红外图像特征融入微调过程,弥补

小样本特征量不足的缺陷,让模型在有限样本基础上,实现故障诊断精度与泛化能力的平衡<sup>[3]</sup>。

## 3. 小样本红外电机故障诊断实验方案设计

### 3.1 小样本数据集分层划分与样本增强方法

小样本数据集划分以故障类别为基础,按照特征分布的相似性对样本进行分层,确保每个子集中包含不同故障类型的典型特征。划分过程兼顾各类故障样本的比例均衡,防止某类故障样本过度集中或缺失,让训练得到的模型能够覆盖常见的电机故障类型。分层后的数据集为后续小样本训练提供基础,保证模型在有限样本下能够接触到全面的故障特征类型。

样本增强围绕红外电机图像的特性展开,通过调整图像灰度对比度模拟不同温度异常的视觉效果,通过轻微旋转、平移图像模拟拍摄角度变化下的故障呈现形态。这些操作在不改变故障本质特征的前提下,扩充小样本数据集的数量,丰富故障特征的表现形式。让模型在训练过程中接触到更多样的故障特征,提升模型对不同场景下故障特征的适应性,减少小样本数据带来的过拟合风险。

### 3.2 诊断模型性能评价指标体系构建

诊断模型性能评价从准确率维度展开,统计模型对故障类别的判别结果与实际故障类型的匹配程度,衡量模型在小样本场景下对故障的识别精度。准确率指标直观反映模型的整体诊断能力,体现模型在有限样本训练后的故障判别效果。

除准确率外,评价体系引入召回率与F1值指标。召回率衡量模型对某类故障的识别覆盖程度,体现模型在面对隐蔽性较强的故障特征时的捕捉能力。F1值综合准确率与召回率,平衡模型对故障的识别精度与覆盖范围,更全面地反映模型在小样本场景下的综合性能<sup>[4]</sup>。三项指标相互补充,构建起涵盖整体与局部、精度与覆盖的完整评价体系,为模型性能的客观评估提供支撑。

### 3.3 对比实验的变量控制与实验流程规划

对比实验以元学习诊断模型为主体,选取传统卷积神经网络作为对比对象。控制实验变量,保证两组实验使用相同的小样本数据集、训练硬件环境与训练迭代次数,消除外部因素对实验结果的影响。重点对比两组模型在小样本场景下的诊断准确率与收敛速度,突出元学习模型的优势。

实验流程从数据集预处理开始,完成样本划分与增强后,

分别对元学习模型与传统模型进行训练。训练过程中记录模型的每轮迭代性能变化,训练完成后使用测试集进行诊断性能测试。收集两组模型的评价指标数据,通过数据分析对比不同模型在小样本场景下的诊断效果,验证元学习诊断模型的有效性与适配性。

#### 4. 模型诊断结果分析与参数优化

##### 4.1 不同样本量下模型诊断准确率对比分析

样本量变化会直接影响模型对故障特征的学习程度。随着样本量增加,模型接触到的故障特征更丰富,诊断准确率呈现逐步上升趋势。当样本量降低至小样本范围时,传统模型的诊断准确率出现明显波动,无法稳定捕捉故障特征的共性规律。而元学习模型依托前期积累的任务共性知识,在小样本量下仍能维持相对稳定的诊断准确率,体现出对小样本场景的适配能力。

通过对比不同样本量下的诊断结果,可以明确模型性能随样本量变化的临界区间。当样本量低于该区间时,元学习模型的优势开始凸显,能够在有限样本下保持较高诊断精度。这种对比为小样本场景下模型的选型提供依据,也为后续针对极小样本场景的模型优化指明方向,让模型资源投入更贴合实际诊断需求。

##### 4.2 注意力机制与特征融合模块的有效性验证

移除注意力机制后,模型对红外图像各通道特征的提取权重趋于平均,无法精准聚焦故障相关的关键特征通道,导致部分隐蔽故障特征被冗余信息掩盖,诊断准确率出现下降。重新嵌入注意力机制后,模型能够自动强化故障敏感通道的特征提取,有效过滤无关信息,诊断准确率恢复至原有水平,验证了注意力机制对故障特征提取的增益作用<sup>[5]</sup>。

关闭特征融合模块时,模型仅依赖单一尺度特征进行诊断,无法兼顾故障的局部细节与全局形态特征,对于复杂故障的判别能力减弱。开启特征融合模块后,多尺度特征相互补充,让模型能够捕捉到更全面的故障信息,对边缘故障、复合故障的诊断精度得到提升,证明特征融合模块能够丰富模型的故障特征表达维度。

##### 4.3 模型训练参数对诊断性能的影响规律

训练过程中的学习率直接影响模型参数更新幅度。学习率过高时,模型参数更新过快,容易越过最优参数区间,导致诊断准确率出现震荡,甚至出现参数发散,无法收敛到稳

定的诊断状态。学习率过低时,模型参数更新缓慢,训练收敛速度变慢,无法在有限迭代次数内达到理想性能,小样本场景下难以充分挖掘故障特征,部分细微的故障特征差异无法被模型捕捉,导致对相似故障的判别精度下降。

迭代次数对诊断性能的影响呈现先上升后平稳再下降的趋势。初期迭代次数增加时,模型逐步学习故障特征,诊断准确率稳步提升,逐步趋近于对小样本故障特征的充分拟合。当迭代次数达到适配小样本数据的阈值时,模型诊断性能进入平稳阶段,能够稳定输出判别结果。当迭代次数超过一定阈值后,模型在小样本数据上开始出现过拟合,将样本中的噪声细节当成故障特征学习,诊断准确率不再提升甚至小幅下降,对未见过的新样本故障判别能力显著降低。通过分析学习率、迭代次数等参数对诊断性能的影响,可以确定模型训练的最优参数组合,让模型在小样本场景下实现诊断精度与训练效率的平衡。

#### 5. 结语

本文针对小样本红外电机图像故障诊断的痛点,通过特征强化提取与元学习训练结合的技术路径,构建了适配小样本场景的智能诊断模型。实验表明该模型在少量故障样本支撑下,可有效识别电机典型故障,突破传统模型的样本依赖限制。后续可进一步拓展数据集场景覆盖范围,结合边缘计算技术实现诊断模型的轻量化部署,推动技术向工业现场实际应用转化。该研究为小样本工业设备故障诊断提供了可借鉴的技术框架,助力工业运维向智能化、高效化方向升级。

#### [参考文献]

- [1] 卜婷. 电机电气故障红外图像分割方法研究[J]. 今日制造与升级, 2024, (11): 132-134.
- [2] 张香瑞. 基于红外图像特征分析的电机电气故障定位方法研究[D]. 西安建筑科技大学, 2023.
- [3] 张健, 张丽峰, 刘晋锋. 基于红外图像的井下电缆故障检测装置在煤矿井下供电系统中的应用标准[J]. 中国石油和化工标准与质量, 2022, 42 (17): 118-120.
- [4] 付会凯, 王益普. 图像优化在红外热成像电机故障诊断中的应用[J]. 新乡学院学报, 2024, 41 (06): 51-54.
- [5] 许伯强, 吴咏诗, 尹彦博, 等. 基于跨范式特征融合与小样本学习的异步电机红外图像故障诊断[J/OL]. 电力自动化设备, 1-7[2025-12-27].