

基于 LMD 与 PSO-ELM 的铜电解槽极板短路故障诊断研究

郭志伟, 侯春光, 高有华

(沈阳工业大学 电气工程学院, 辽宁 沈阳 110870)

[摘要] 铜电解过程中频繁发生由阴阳极板短接引起的短路故障, 导致大量电能损失。针对此问题, 选取电解槽电压信号作为分析对象, 通过深入分析短路发生前后电解槽电压信号的变化特征, 提出了一种结合局部均值分解(LMD)算法和粒子群优化极限学习机(PSO-ELM)的短路故障诊断方法。首先, 利用局部均值分解(LMD)技术将原始信号分解为多个纯调幅调频分量(PF), 基于皮尔逊相关系数选取前3个PF分量作为主分量, 并计算主分量的相对能量和总能量作为能量特征。针对极限学习机(ELM)在隐含层节点数量方面需求较多的局限性, 采用粒子群优化算法(PSO)进行参数优化。随后, 将提取的特征值输入优化后的PSO-ELM模型中, 以实现短路故障的识别, 并通过现场采集数据进行实验验证。研究表明, 采用局部均值分解(LMD)与粒子群优化(PSO)相结合的极限学习机(ELM)模型, 在电解槽短路故障诊断中的准确率可达91.09%, 相对于单一ELM诊断模型提高了6.98%, 且具备良好的稳定性。因此, 该模型具备应用于工业生产中短路故障识别的潜力。

[关键词] 铜电解槽; 极板短路; 故障诊断; LMD; PSO-ELM

[中图分类号] TF811

[文献标志码] A

[文章编号] 2097-2423(2025)04-0063-09

DOI: 10.19610/j.cnki.cn10-1873/tf.2025.04.010

0 引言

铜是一种重要的有色金属, 被广泛应用于电气、机械、国防等行业。随着国内新能源汽车、人工智能等高新技术产业的不断发展, 国内对纯铜的需求不

断增加。我国铜冶炼主要采用火法工艺, 电解铜作为火法炼铜的最后步骤, 粗铜通过电化学反应去除杂质提取纯铜。电解槽内安装了数量众多的阴极板和阳极板(57对/槽), 在电解过程中, 极板排布不均匀、极板变形、电解液配比不合格等问题都会导致极板电流密度分布不均, 阴极上铜异常沉积形成的结瘤生长过大而与阳极接触, 进而发展为短路故障^[1], 造成大量电能损失。目前, 还没有有效解决电解槽极间短路问题的技术手段^[2]。因此, 研究铜电解过程中极间短路的快速检测技术, 对于提升铜电解生产的效率和质量以及节约能源具有极其重要的意义。

当前, 铜电解生产采用人工操作, 由于电解短路电能被转换为热能, 工人通常通过洒水进行故障诊断, 该方法不仅劳动强度大, 而且存在较高的漏检率^[3]。Wiechmann等^[4]基于短路故障发生时电解槽磁场发生改变, 提出了通过测量阴极的磁感应强度变化从而实现短路故障诊断, 然而, 由于电解生产车间的复杂磁场环境, 该方法易受环境因素干扰, 导致

[收稿日期] 2024-11-21

[基金项目] 辽宁省“揭榜挂帅”科技重大专项项目(2022JH1/10400045)。

[作者简介] 郭志伟(2000—), 男, 硕士, 研究领域为在线监测与故障诊断。

[通信作者] 侯春光(1978—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究领域为故障诊断。

[引用格式] 郭志伟, 侯春光, 高有华. 基于 LMD 与 PSO-ELM 的铜电解槽极板短路故障诊断研究[J]. 绿色矿冶, 2025, 41(4): 63-71.

GUO Zhiwei, HOU Chunguang, GAO Youhua. Research on short-circuit faults diagnosis of copper electrolytic cell plates based on LMD and PSO-ELM[J]. Sustainable Mining and Metallurgy, 2025, 41(4): 63-71.

误判。赵仁涛等^[5]将红外图像诊断技术与巡检机器人相结合,提出了采用电解车间轨道式巡检机器人搭载红外相机,实现对极板发热情况的实时监测。但是,在实际电解铜生产过程中,为了减少电解液的挥发,电解槽覆盖一层布料,限制了红外图像的实际应用价值。曾箐雨等^[6]采用光纤电流传感器对电解槽极板进行电流监测,并模拟温度随电流变化的情况,为开发基于热电偶测温的铜电解槽故障监测技术提供了参考数据,但该技术目前仍局限于理论研究。

针对当前电解槽短路故障研究的现状及存在的问题,本文选取电解槽电压作为主要研究变量,深入探讨在短路状态下电解槽电压信号的动态变化规律及其成因。在数据处理和特征提取环节,采用局部均值分解算法(LMD)对电压信号进行分解,并基于瞬时频率(IF)分量的能量及其总能量进行特征提取。针对传统极限学习机(ELM)在随机确定隐含层输入权重和偏置值以及需要大量隐含层节点方面的局限性,引入粒子群优化算法(PSO)对ELM神经网络的输入层与隐含层之间的权重和偏置进行优化,旨在获得更优且稳定的网络参数,从而提升电解槽故障诊断的识别能力。

1 电解槽电压信号分析

1.1 电压降落分析

电解槽电压在铜电解过程中扮演着至关重要的角色,直接决定了阳极金属的电解效率以及阴极金属的沉积效果,进而对阴极铜的品质产生显著影响。

在标准电解条件下,电解槽的总电压等同于电解液的电压降、阴极的过电势以及极化电压降、阳极与阴极间的接触电压降、母排与导电杆的电压降以及阳极的极化电压降之和。鉴于不同电解厂的生产工艺存在差异性,在正常槽况下各厂电解槽电压存在差异。以江西省某电解厂为例,该厂电解槽在正常槽况下的电压为0.3~0.4 V。通过实际测量,各部分电压降的分布情况见表1。

表1 电压降分布

项目	电压降/mV
电解液电压降	200~300
阴极过电势和极化电压降	40~80
阳极和阴极间的接触电压降	30~60
母排和导电杆的电压降	10~30
阳极极化电压降	0~10

由表1可知,电解液电压降占据了总槽电压的70%~80%,而剩余的电压降则构成了总槽电压的20%~30%。由此可见,电解液电压降在总电压降中起到了决定性的作用。

在探讨短路形成机制时,尽管极板“结瘤”的产生速度较慢,但一旦形成,将引起极板上电流密度分布的不均匀性。随着“结瘤”与极板之间距离的缩短,电解液电阻相应减小,导致电解液电压降低,从而使电解槽电压下降。相关研究^[1]已证实,当“结瘤”生长至一定规模时,会促使阴极板和阳极板之间形成导电通路,即在短路形成之后,电极温度不会即刻上升,而是在一段时间内,极板上的电流与温度呈逐渐增加的趋势。这表明阴阳极板短路并非瞬时发生,而是存在一个渐进的发展过程。基于此,短路现象可被划分为两大类:①潜在短路,即“结瘤”已形成,但尚未形成短路通路;②明显短路,指“结瘤”生长至一定程度,导致阴阳极板之间形成短路通路。

1.2 电压信号分析

鉴于人为因素对电解槽电压信号采集及故障诊断的潜在影响,本文在排除了出铜作业、电解槽洒水处理以及人工调整距离等外部人为干扰的情况下,对电解槽电压信号进行了采集。选取电解槽在正常运行状态、短路发生时刻以及人工干预处理后的电压变化数据,对电压变化趋势及其成因进行深入分析。

如图1所示,电解槽电压信号表现出显著的阶段性变化特征,可细分为5个区段。

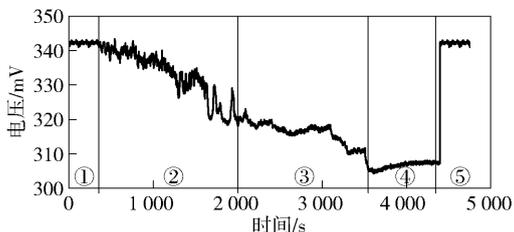


图1 短路电解槽电压信号

第1区段:电解槽电压信号保持在342 mV左右,呈现稳定状态。此阶段为短路故障发生之前,电解槽处于正常运行状态。

第2区段:持续时间约20 min,电压信号出现转折点,阴阳极板发生短路故障。电压信号从342 mV左右震荡下降至330 mV左右,下降速率为0.6 mV/min。此阶段为潜在短路期,结瘤已经形成,但尚未导致短路,电压下降幅度约为12 mV。

第3区段:持续时间约33 min,电压信号由振荡下降转为平稳下降,电压幅值从330 mV降至310 mV,下降速率约为0.61 mV/min。此阶段为明显短路期,结瘤生长导致阴阳极板短路,此阶段持续时间较长,电压下降幅度约为20 mV。

第4区段:电解槽电压信号维持在310 mV左右,电压信号再次出现转折点。此现象可能是阴阳极板形成稳定通路,结瘤停止生长所致。

第5区段:此阶段涉及人工处理短路极板,电解槽电压回升至短路前水平,并趋于稳定。

根据前述研究结果,电解槽正常运行状态下的电压信号与发生短路故障时的电压信号相比存在显著差异。在正常运行状态下,电解槽的电压维持在一种稳定状态。然而,一旦出现结瘤现象,即便尚未形成短路路径,电解槽的电压信号亦能揭示潜在短路风险。

2 局部均值分解

在处理及分析非平稳非线性信号的常用方法中,时频分析一直备受关注,它可以同时获得信号在时域和频域的局部信息,非常适用于故障诊断中的特征提取。目前,常用的时频分析方法有:短时傅里叶变换、小波变换、经验模态分解(EMD)以及局部均值分解算法。

短时傅里叶变换是线性变换,并不能直接描述信号能量的分布情况,窗函数是固定不变的,因此短时傅里叶变换不具备自适应性;小波变换弥补了窗函数固定不变的缺陷,但小波变换仍旧是线性变换;经验模态分解方法(EMD)将信号分解为一系列的本征模函数(IMF),不需要给定窗函数,但EMD存在模态混叠问题,即一个IMF中可能包含多个不同频率的成分;局部均值分解(LMD)在分解复杂变化的信号时,通过计算局部均值和局部包络,能够更好地适应信号的局部变化,在一定程度上可以缓解模态混叠问题。通过比较多种时频算法发现局部均值分解具有优越性,因此,选择LMD对槽电压信号进行时频分析,提取故障特征。

2.1 LMD 算法原理

局部均值分解(LMD)是一种自适应的信号处理技术^[7]。该方法通过迭代循环过程,依据信号内在的特性,将复杂的多分量信号分解为有限数量的乘积函数(简称PF)之和^[8]。在此过程中,每个乘积函数均展现出包络函数与纯调频函数相乘的结

构,进而能够明确相应的瞬时频率与瞬时幅度。该技术能够有效地揭示原始数据在时域中的分布特征,并清晰地反映信号的动态变化规律。分解流程如图2所示。

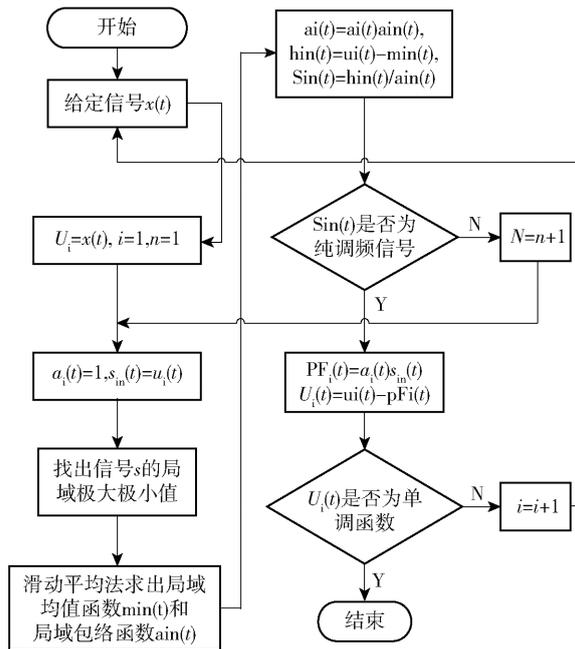


图2 LMD 算法流程图

2.2 皮尔逊相关系数

经过局部均值分解(LMD)处理的信号被分解为若干个本征模态函数(PF)分量。由于分解过程中信号频率从高频向低频递减,相应的幅值和频率均出现衰减现象,能量亦随之降低^[9]。为了能筛选出包含大量故障特征信息的PF分量,同时也防止因数据量过大造成的数据冗杂,本文采用相关系数原则,相关系数越大,分量与原始信号越相似。

皮尔逊相关系数(PCC)反映2个变量之间相关性的强弱,故使用皮尔逊相关系数分析PF分量,筛选出原始信号的主要PF分量,提高算法的运算效率。皮尔逊相关系数计算见式(1)~(3)。

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

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

$$r_{xy} = \frac{\sum Z_x Z_y}{N} = \frac{\sum \left(\frac{X - \bar{X}}{S_x} \right) \left(\frac{Y - \bar{Y}}{S_y} \right)}{N} = \frac{\sum (X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{N S_x S_y} \quad (3)$$

式中, S_x 、 S_y 分别代表变量 X 、 Y 的样本标准差; X_i 、 Y_i

分别表示变量 X 、 Y 的第 i 个观测值; \bar{X} 、 \bar{Y} 分别为变量 X 、 Y 的样本均值; n 为样本长度; Z_x 、 Z_y 分别为变量 X 、 Y 的标准化差。 r_{xy} 为皮尔逊相关系数, 描述的是 2 个变量间相关性的强弱程度, 其取值范围为 $[-1, 1]$ 。皮尔逊相关系数绝对值的分类见表 2。

表 2 皮尔逊相关系数分类

相关系数 r	相关程度
0.0 ~ 0.2	极弱相关或不相关
0.2 ~ 0.4	弱相关
0.4 ~ 0.6	中等程度相关
0.6 ~ 0.8	强相关
0.8 ~ 1.0	极强相关

2.3 相对能量比

在许多信号处理和数据分析的场景中, 特征提取是关键步骤。相对能量比是一种特征提取方法, 它主要用于衡量不同信号成分或者不同时间段信号能量之间的相对关系。相对能量比能够突出不同信号之间的差异, 在实际的数据采集过程中, 信号往往会受到噪声的干扰。相对能量比可以在一定程度上降低噪声的影响。其计算见式(4) ~ (6)。

$$E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |PF_i(t)|^2 dt, i=1, 2, 3 \quad (4)$$

$$E_0 = \left(\sum_{i=1}^3 |E_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}}, i=1, 2, 3 \quad (5)$$

$$E'_i = \frac{E_i}{E_0} \quad (6)$$

式中, E_i 表示第 i 个信号的能量; $PF_i(t)$ 表示第 i 个信号的时域函数; E_0 表示由 E_1 、 E_2 、 E_3 构成的总能量指标; E'_i 表示第 i 个信号的相对能量比。

2.4 特征值提取

对图 1 中的电解槽电压信号执行局部均值分解 (LMD), 目的是分离出不同槽情况下的 PF 分量。共得到 5 个 PF 分量, 连续的 PF 分量反映了信号从高频段到低频段的变化, 标准槽情况和短路情况下的 LMD 分解结果如图 3 和图 4 所示。

为进一步精准提取有效特征向量, 计算各 PF 分量与原始信号的相关系数, 结果如图 5 所示。

由图 5 可知, PF1 ~ PF3 分量与原始信号的相关系数大于 0.2, PF4 ~ PF5 分量的相关系数小于 0.2, 为不相关, 说明 PF1 ~ PF3 分量包含了原始信号的大部分信息。为提高算法运算效率, 选择 PF1 ~ PF3 分量作为信号的主分量。

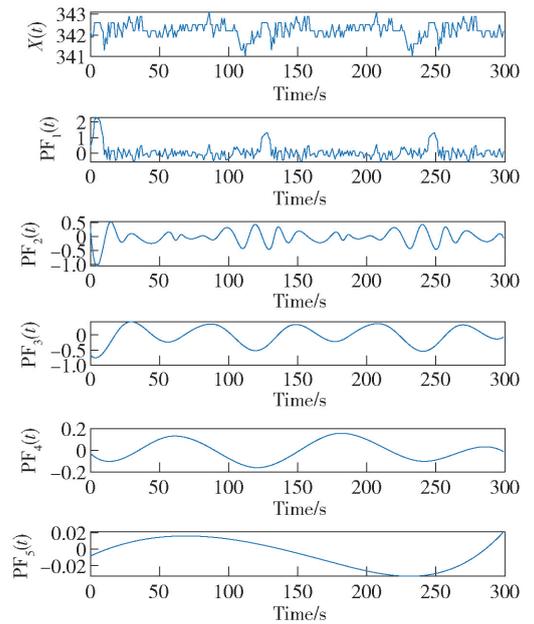


图 3 标准槽情况下 LMD 的分解结果

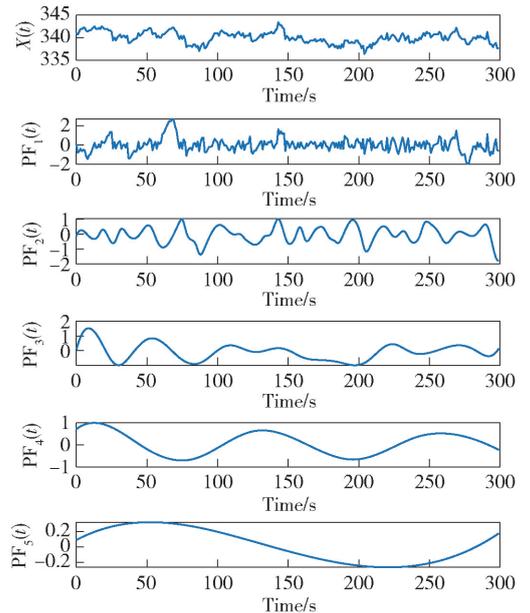


图 4 短路情况下的 LMD 分解结果

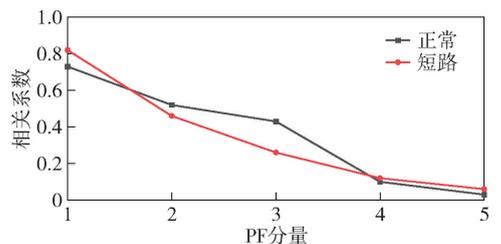


图 5 PF 分量与主分量相关系数

通过公式(4) ~ (6) 计算不同槽情况下的总能量 E_0 、各个 PF 分量所对应的能量 E_i 和相对能量比 E'_i 。标准槽情况和短路情况下的分解结果见表 3。

表3 特征提取结果

槽况	PF1		PF2		PF3		总能量 E_0
	E_1	E_1'	E_2	E_2'	E_3	E_3'	
正常	27.3	0.928	8.84	0.31	6.4	0.217	29.43
短路	48.0	0.292	125.3	0.763	94.6	0.576	164.2

由表3可知,正常槽况与短路故障状态下, E_1' 、 E_2' 及 E_3' 的测量值存在显著差异。此外,短路故障状态下的总能量值是正常槽况下的5倍。通过计算每个PF分量的能量占有所有PF分量总能量的比例,即能量贡献率,发现在正常槽况下,PF1的能量贡献率较高,PF2以及PF3的能量贡献率较低;在故障槽况下,PF1的能量贡献率降低,PF2以及PF3的能量贡献率增加,说明PF2以及PF3包含与故障相关的关键信息。

3 极限学习机

3.1 PSO-ELM 算法

相较于传统方法,极限学习机(ELM)展现出显著的快速收敛特性与卓越的泛化能力,其训练速度迅捷,计算复杂度低,能够规避传统方法中复杂的计算步骤,从而满足实时监测的需求^[10]。在ELM的前向传播过程中,输入层将通过局部均值分解(LMD)获得的特征值传递至隐藏层;隐藏层则通过非线性激活函数 $G(L)$ (其中 L 代表隐藏层的数量)对数据进行特征变换;最终,输出层通过线性组合的方式完成诊断任务,并输出相应的诊断结果。ELM网络结构如图6所示。

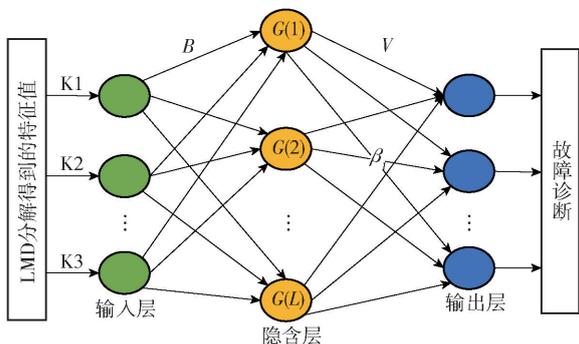


图6 ELM网络结构

尽管极限学习机(ELM)算法以其快速的学习速度和强大的泛化能力而著称,但其隐含层参数的随机设定导致模型性能稳定性降低,且为了确保训练结果的精度,往往需要较多的隐含层节点^[11]。此外,通过实验过程确定最优隐含层节点数会增加算法的复杂性。为解决这一问题,本文提出利用粒子

群优化(PSO)算法对ELM模型参数进行优化,旨在寻找最佳的输入权重和隐含层偏置值,以提升ELM算法在识别电解槽故障类型方面的准确率^[12]。因此,采用粒子群优化(PSO)算法对极端学习机(ELM)的参数进行调整,并创建PSO优化的ELM故障诊断模型,其流程如图7所示。通过PSO算法的迭代过程调整ELM模型的阈值、权重及其变化率,将PSO算法获得的最优权重和阈值应用于ELM模型的训练和测试阶段,以实现故障的准确识别。

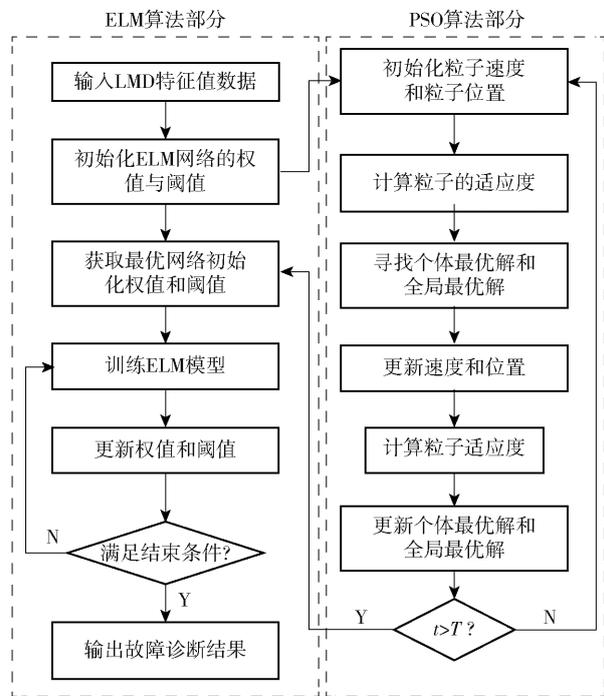


图7 PSO-ELM算法流程图

3.2 实验分析

为检验上述方法的实用性,对特定电解厂的电解槽电压信号进行了长期的数据采集。考虑电解过程呈酸性、湿度大等复杂环境,采用单片机技术实现对电解槽电压信号的无线采集,无需设置供电装置,由电解槽电压直接供能,采集装置安装如图8所示。电解槽两侧母排通过导线与装置连接,信号的采样频率为1 Hz,本文选择300个采样点,即5 min的采样时间。

考虑到不同电解槽理化性质以及使用情况不同,对110组电解槽安装槽电压采集装置,采集不同电解槽的正常槽况以及短路槽况电压信号,验证该方案的可行性。测量过程中,通过人工处理的方式减少电解槽中某对阴阳极板的间距,使其发生短路故障,随后监测电解槽电压变化,当短路故障发生后,得到短路槽况下电解槽电压信号。电解槽80%

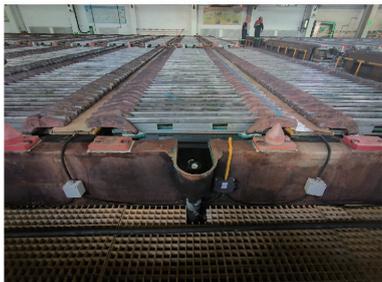


图8 电解槽电压采集实验

的时间处于正常槽况,因此正常槽况下的电解槽电压信号无需特殊处理。

在正常运行状态和短路状态下,分别采集了110组电解槽的电压信号数据。在这些数据中,随机选取85组作为模型训练集,余下的25组数据则用作模型测试集。因此,本次实验共包含170组训练样本和50组测试样本。采用局部均值分解(LMD)算法对信号进行分解处理,并计算前三个瞬时频率(PF)的相对能量及总能量,以此作为输入特征向量。表4展示了4组数据样本的详细信息。

表4 LMD特征值提取结果

槽况	特征向量			
	PF1	PF2	PF3	总能量
正常槽况	0.946 625	0.217 290	0.217 290	8.949 299
	0.922 392	0.339 550	0.339 550	15.560 771
	0.950 404	0.308 573	0.308 573	15.921 539
	0.933 108	0.242 819	0.242 819	7.805 147
短路故障	0.207 137	0.742 660	0.742 660	137.010 108
	0.294 611	0.746 630	0.746 630	220.798 448
	0.298 710	0.889 112	0.889 112	95.946 815
	0.212 326	0.963 859	0.963 859	61.489 564

在本研究中,样本数据集由利用局部均值分解(LMD)算法提取的特征值及其对应的故障类别构成。依据此数据集,神经网络模型的输入层神经元数目定为5,输出层神经元数目定为1。关于极限学习机(ELM)模型,激活函数使用的是S型函数(Sigmoid函数)。在实验开始之前,必须先确定极限学习机(ELM)以及粒子群优化-极限学习机(PSO-ELM)算法中隐藏层最优节点数目,并且设定粒子群优化(PSO)算法在参数优化过程中的迭代次数。

极限学习机(ELM)算法具有无需迭代的特性,其关键在于通过权衡检验样本的分类准确度与网络训练时长,以确定最佳的隐藏层节点数目。

在粒子群优化-极限学习机(PSO-ELM)算法中,隐藏层节点数与迭代次数的确定是关键步骤。

本文中,PSO算法的参数设定与迭代次数无关,惯性权重被设定为固定值0.7289。在优化迭代至特定次数并获得最优ELM网络隐藏层参数后,继续迭代并不会影响ELM网络参数,且测试分类的准确率保持不变。因此,本研究首先在相同的隐藏层节点数条件下,探讨了最大迭代次数递增对测试分类准确率的影响,以确定最优的最大迭代次数;随后,在相同的最大迭代次数下,比较了不同隐藏层节点数对分类准确率的影响,以确定最佳的隐藏层节点数。

3.2.1 确定ELM的参数

分类结果与隐含层节点数量的关系如图9所示。由图9可知,极限学习机(ELM)模型的性能显著受到隐含层神经元数量的影响。随着隐含层神经元数量的增加,训练样本的分类准确率呈现上升趋势,最高可达95%。然而,当隐含层神经元数量达到30个时,测试样本的分类准确率达到峰值,随后随着神经元数量的进一步增加,测试样本的分类准确率反而呈现下降趋势,尤其在神经元数量达到65个时,训练准确率与测试准确率之间出现了20%的显著差异。此外,隐含层神经元数量的增加导致网络结构复杂度提升,这反过来降低了训练和测试的效率。综合考量训练准确率、测试准确率以及网络复杂度,建议将ELM模型的隐含层神经元数量设定为30个。

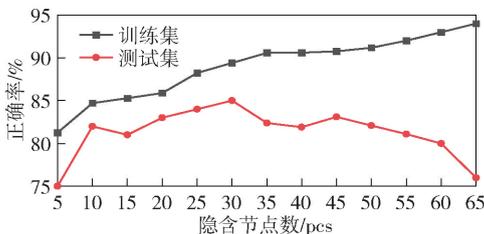


图9 分类结果与隐含层节点数量的关系图

3.2.2 确定PSO-ELM的参数

首先,本文设定粒子群优化算法中的粒子数量为30个,加速系数统一设定为1.4926,同时规定粒子速度的取值范围为[-0.5, 0.5],并限定粒子位置的搜索区间为[-5, 5]。迭代次数上限从50逐步增加至600。通过对比具有10个隐藏层节点的神经网络,在不同迭代次数上限条件下的测试集分类准确率与网络训练时间,结果如图10所示。

由图10可知,随着迭代次数的递增,程序的运行时间,即网络训练时间,相应地延长。测试准确率呈现出先上升后轻微波动的趋势。当迭代次数达到200次时,测试准确率达到到了峰值90%。然而,此时

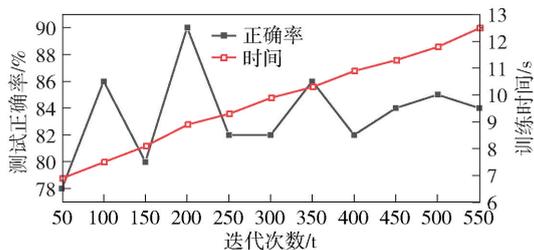


图 10 在不同最大迭代次数条件下的诊断结果

训练时间也显著增长。为了确保诊断过程的准确性和效率,本文决定以200次迭代次数作为优化目标。

图 11 展示了训练时间与分类准确率如何随隐含层节点数量的不同而变化。

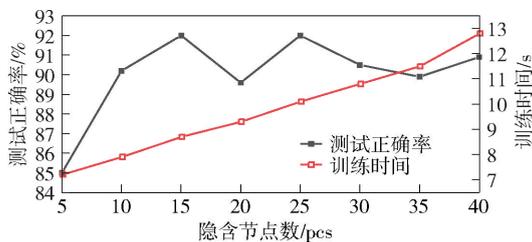


图 11 在不同隐含层节点数量下的诊断结论

由图 11 可知,随着网络架构越来越复杂化,隐藏神经元数目增加,导致训练周期显著延长。然而,当隐藏神经元数量达到15个时,对测试样本集的分类精度已达到峰值92%并维持稳定。本文旨在确保分类精度的同时提升训练效率,因此确定了最优隐藏神经元数量为15个。

采用粒子群优化(PSO)技术对极限学习机(ELM)的参数进行精细调整,能够有效缩减隐藏神经元的数量,从而降低网络结构的复杂性。

在确定了极限学习机(ELM)及其参数优化版本粒子群优化极限学习机(PSO-ELM)的网络参数之后,利用这两种模型对数据集进行槽况诊断。诊断结果如图 12 和图 13 所示。

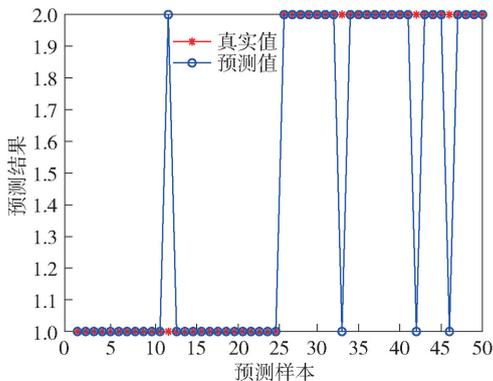


图 12 PSO-ELM 的诊断结果

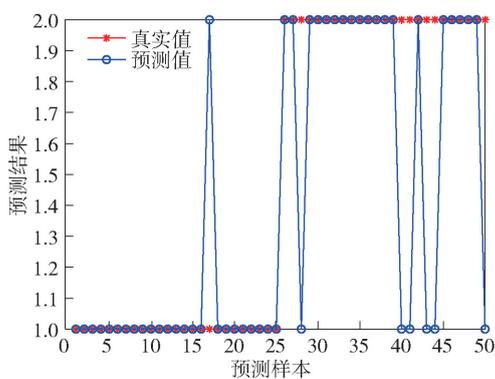


图 13 ELM 的诊断结果

为了更精确地比较两种诊断模型的性能,本文统计了测试数据的正确率(表 5)。表 5 所展示的数据为20次独立实验的平均值。

表 5 两种诊断模型对比

槽况	ELM	PSO-ELM
正常槽况正确率/%	86.36	90.67
短路槽况正确率/%	82.42	91.26
合计/%	84.11	91.09

由表 5 可知,粒子群优化-极端学习机(PSO-ELM)算法在正常槽况、短路槽况以及总体识别正确率上分别达到了90.67%、91.26%以及91.09%,相较于极端学习机(ELM)算法,分别提升了4.31%、8.84%、6.98%。这一结果充分证明了 PSO-ELM 算法在故障诊断准确率方面的显著提升。

测试结果箱型图如图 14 所示。由图 14 可知,PSO-ELM 模型20次测试的准确率分布在90%~92%,而ELM模型在测试中的准确率分布在82%~87%。这一现象表明,PSO优化过程有效提升了ELM模型的稳定性。

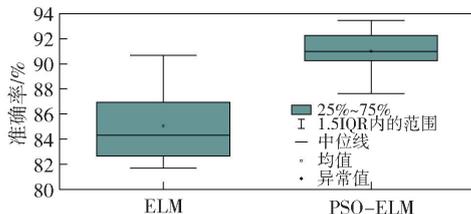


图 14 测试结果箱型图

为了验证LMD算法的有效性,采用EMD以及LMD算法对槽电压信号进行时频分析,通过相关系数以及能量比获取故障特征,利用PSO优化的ELM模型进行故障诊断,结果见表6。

表6 EMD与LMD准确率对比

算法	诊断准确率/%
EMD	84.69
LMD	91.09

由表6可以发现,LMD算法相比较EMD具备更好的故障提取效果,在对样本集进行故障诊断时,具备更高的故障诊断正确率,这验证了LMD算法的有效性。

4 结论

本文针对电解槽发生短路故障时的电压曲线变化规律进行了深入分析,并基于此构建了以局部均值分解(LMD)算法和粒子群优化-极端学习机(PSO-ELM)为基础的极板短路故障诊断模型。通过实验验证,得出以下结论:

1)深入分析电解槽电压的构成要素,并结合实际短路故障发生时电解槽电压信号的阶段性变化特征,依据电解槽电压的动态变化规律,可以有效地进行电解故障诊断。

2)采用局部均值分解(LMD)算法对电解槽电压信号进行分解处理,依据相关系数原则选取前三个PF分量作为信号的主分量,并依据能量比准则对分解后的各分量进行筛选。研究表明,在故障发生时,电解槽电压信号的固有模态函数(PF)分量的相对能量值存在显著差异。因此,选取前三个PF分量的相对能量值以及总能量作为特征值,以有效区分正常与故障状态下的电压信号。

3)针对极限学习机(ELM)在随机设定隐含层参数方面的局限性,引入粒子群优化(PSO)算法对隐含层参数进行优化,并构建了PSO-ELM故障诊断模型。与传统ELM算法相比,PSO-ELM模型在正常和故障槽况下的识别准确率及稳定性均表现出更优性能。研究结果验证了该模型在识别短路故障方面的优越性。

4)通过LMD故障特征提取相比较EMD算法,准确率提高了约7%,验证了LMD算法的有效性。

鉴于目前仅对电解槽电压信号进行了监测,因

此仅能实现对短路故障的诊断。未来,通过增加监测变量,有望实现对多种故障的诊断。

[参考文献]

- [1] 蒙毅,刘欢,李纯,等.铜电解短路的阴极电流变化与结瘤形貌[J].中国有色金属学报,2022,32(1):262-270.
- [2] 钟鑫豪,龙永红,何震凯.铜电极端板短路检测方法综述[J].电子产品世界,2021,28(4):78-80.
- [3] 赵仁涛.基于红外图像的铜电解精炼过程状态检测研究[D].北京:北京科技大学,2016.
- [4] WIECHMANN E P, MORALESANIBAL S, AQUEVEQUE P E, et al. Measurement of cathodic currents in equipotential inter-cell bars for copper electrowinning and electrorefining plants [C] // IEEE. Industry Applications Conference, 2007.
- [5] 赵仁涛,张雨,李华德,等.基于铜电解槽电流分布估计的烧板故障诊断[J].化工学报,2015,66(5):1806-1814.
- [6] 曾箐雨,蒙毅,李纯,等.铜电解槽的极间短路温度效应[J].湿法冶金,2020,39(5):429-433.
- [7] 洪垒,蔡永春.基于LMD的小波包去噪法在变形监测数据去噪中的应用[J].测绘技术装备,2024,26(1):93-98.
- [8] 王国东,马莉,李科云,等.基于LMD边际谱能量熵的高压断路器机械故障诊断[J].仪器仪表与分析监测,2024(1):17-22.
- [9] 徐石,栾孝驰,李彦微,等.基于LMD与AO-PNN的中介轴承故障诊断方法[J].航空发动机,2024,50(2):114-120.
- [10] 秦武,李春归,潘兵兵,等.基于DBO-ELM模型的隔振橡胶疲劳寿命预测[J].机电工程技术,2024,53(2):13-19.
- [11] 李磊,许春雨,宋建成,等.基于PSO-ELM的综采工作面液压支架姿态监测方法[J].工矿自动化,2024,50(8):14-19.
- [12] 郭英,李兆博,刘如飞,等.基于手机传感器识别行人步态的PSO-ELM算法[J].中国惯性技术学报,2024,32(8):795-802,811.

Research on Short-Circuit Faults Diagnosis of Copper Electrolytic Cell Plates Based on LMD and PSO-ELM

GUO Zhiwei, HOU Chunguang, GAO Youhua

(School of Electrical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: To address the frequent short circuit faults caused by the shorting of anode and cathode plates during the copper electrolysis process, which leads to significant energy loss, this study selected the electrolytic cell voltage signal as the object of analysis. By deeply analyzing the changes in the voltage signal of the electrolytic cell before and after the occurrence of short circuits, a short circuit fault diagnosis method combining Local Mean Decomposition (LMD) and Particle Swarm Optimization Extreme Learning Machine (PSO-ELM) was proposed. First, the Local Mean Decomposition (LMD) technique was used to decompose the original signal into several pure amplitude modulation frequency modulation components (PF), and the relative energy and total energy of each component were calculated, with the first three PF components selected as feature values. To overcome the limitation of the Extreme Learning Machine (ELM) requiring a large number of hidden layer nodes, this study employed the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm for parameter optimization. Subsequently, the extracted feature values were input into the optimized PSO-ELM model to achieve identification of short circuit faults. Experimental verification using field-collected data showed that the accuracy of the Extreme Learning Machine (ELM) model combined with Local Mean Decomposition (LMD) and Particle Swarm Optimization (PSO) in the diagnosis of short circuit faults in the electrolytic cell can reach 91.09%, an increase of 6.98% compared to the single ELM diagnostic model and with good stability. Therefore, this model has the potential to be applied in industrial production for short circuit fault identification.

Key words: copper electrolytic cell; short circuit of pole plate; fault diagnosis; LMD; PSO-ELM

(上接第 54 页)

the internal advantages and disadvantages, external opportunities and challenges of the mine ecological restoration project and the integration of culture and tourism by using SWOT analysis method. The results show that under the background of Rural Revitalization and global tourism, Chongqing Fangdoushan area has advantages in terms of its unique natural and cultural conditions and industrial synergy potential. At the same time, it faces some disadvantages and challenges, such as the mismatch between ecological restoration requirements and tourist demand, strict control of ecological protection red line, and the evaluation system of ecological restoration to be improved. Based on the research, this paper put forward corresponding countermeasures, aiming to help the local promote the ecological restoration project, stimulate the development of tourism industry, solve the problems of single investment and low economic benefits of ecological restoration projects, and refine the path suggestions for the integrated development of culture and tourism of mine ecological restoration projects, which provides a reference for the comprehensive improvement and value promotion of the mine geological environment in the Three Gorges Reservoir area.

Key words: ecological restoration of mines; integration of culture and tourism; SWOT analysis; three gorges reservoir area