

基于改进蚁群算法的电力变压器绕组故障智能检测方法

陈超人 胡明波 夏 坊 冉梦东 任 飞

(贵州电网有限责任公司遵义供电局)

摘 要: 为了提高对电力变压器绕组故障的检测精度及效率,为电力系统的稳定运行提供有力保障,本文引入蚁群算法并对其进行改进,提出一种新的电力变压器绕组故障智能检测方法。首先,对电力变压器绕组故障的特性进行分析,并进行故障特征提取。其次,对传统的蚁群算法进行改进。然后,构建电力变压器绕组故障检测模型,实现绕组故障的智能检测。实验结果表明,应用本文方法对电力变压器绕组故障进行检测具有更高检测精度及效率,为电力变压器的安全运行和电力系统的稳定提供了有力保障。

关键词: 蚁群算法; 电力系统; 变压器; 绕组故障; 故障检测

0 引言

电力系统中的核心组件之一便是电力变压器,若其发生故障,严重的时候甚至可能引发危险事故。考虑到这一点,及时且准确地诊断绕组故障变得尤为重要^[1]。它不仅仅能确保电力系统的稳定运行,还能在很大程度上增强电力设备的安全性,进而避免发生重大事故。为了确保电力设备的安全稳定运行,对电力变压器绕组故障的检测十分必要。

传统的电力变压器绕组故障检测方法主要基于定期检修和离线实验,这些方法虽然能够发现一些潜在故障,但存在着检测周期长、效率低下等问题,难以满足现代电力系统对设备安全性的高要求^[2-4]。因此,如何实现电力变压器绕组故障的智能、在线检测,成为当前电力领域亟待解决的问题。

为此,本文基于改进后的蚁群算法,提出一种电力变压器绕组故障智能检测方法。应用加快了收敛速度并强化了全局搜索能力的蚁群算法展开研究,结合电力变压器绕组故障的特性,构造相应的故障检测模型,实现对绕组故障的智能检测。

1 电力变压器绕组故障特性分析

电力变压器绕组故障特性分析是本文研究的重要基础,绕组故障是电力变压器常见的故障之一,其产生原因和表现形式多种多样,对电力系统的稳定运行造成威胁。

开路故障通常由于绕组内部的导线断裂或连接

不良导致,其会导致电流中断,变压器输出电压降低;短路故障可能是由于绝缘击穿或绕组变形造成的,会导致电流突然增大,油温迅速升高,若不及时切断,可能会造成绕组烧毁;接地故障通常是由于外部物理损坏导致的,这会引发变压器漏电流的增加,可能导致保护装置动作。绕组故障的产生与制造质量、运行环境、绝缘老化、过电压、过电流等因素密切相关^[5]。长期的过载运行和恶劣的运行环境可能导致绕组绝缘性能下降,进而引发故障。

绕组故障通常表现为电气量的异常,如电流、电压的突变,以及油温、气体成分的非正常变化等。绕组故障时,电流可能会出现突然的升高或降低,或者出现谐波成分;开路故障会导致输出电压降低;而短路故障可能会导致电压暂态波动。

绕组故障会导致变压器效率降低,损耗增加,温度上升,进而加速绝缘老化,形成恶性循环。此外,绕组故障还可能引发变压器的保护装置误动作,造成不必要的停电。因此,在对电力变压器绕组故障进行检测时,需要关注其多样化的外在表现形式和内部深层的可能原因。后续将基于改进的蚁群算法,对电力变压器绕组故障进行检测。

2 故障特征提取

在电力变压器绕组故障检测中,故障特征的选择至关重要,它直接影响到故障识别的准确性和效率。合适的故障特征应该能够显著区分故障状态和正常状态。假设有 N 个样本,每个样本有 M 个特

征,那么特征重要性的计算公式可以表示为:

$$I(f_i) = \sum_{i=1, j=1}^{N, M} |\sigma_i f_{ij} - \mu_i| \quad (1)$$

式中, f_i 表示第 i 个特征, f_{ij} 表示第 j 个样本在第 i 个特征上的取值, μ_i 和 σ_i 分别表示特征 f_i 的均值和标准差。公式 (1) 计算了每个特征在所有样本上的标准化平均绝对值偏差, 所得数值越大, 则表示该特征越重要。

3 改进蚁群算法

为了提高后续对电力变压器绕组故障检测的准确性, 本节对蚁群算法进行了改进, 以增强算法的性能和效率。

本文引入了启发式因子 η_{ij} , 将这一因子考虑进来以后, 蚂蚁在选择路径时, 不仅会考虑之前蚂蚁的信息素轨迹, 还会考虑当前的故障特征, 从而实现更加准确地定位故障位置的目标。此时的蚂蚁路径选择概率公式可以表示为:

$$P_{ij} = \tau_{ij}^\alpha \cdot \eta_{ij}^\beta \quad (1)$$

式中, P_{ij} 表示选择路径 (i, j) 的概率; τ_{ij} 表示路径 (i, j) 上的权重值; α 和 β 分别为权重值和启发式因子的指数参数。

在基本蚁群算法中, 信息素的挥发是固定的, 这可能导致算法在某些情况下收敛速度过慢。为此, 提出一种自适应的信息素挥发机制。其核心思想是: 当算法接近最优解时, 降低信息素的挥发速度, 使得搜索更加精细; 而当算法陷入局部最优时, 增加信息素的挥发, 鼓励蚂蚁探索新的区域。设置一个动态的信息素挥发系数表示为:

$$\rho(t) = \rho_0 - (\rho_0 - \rho_{end})(1 - e^{-kt}) \quad (2)$$

式中, ρ_0 表示初始挥发系数; ρ_{end} 表示最终的挥发系数; k 表示控制挥发速度变化的参数。在此种情况下, 可利用公式 (2) 更新公式 (3) 中的权重值, 更新后可表示为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho(t)) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (3)$$

式中, $\tau_{ij}(t+1)$ 表示在时刻 $t+1$ 时路径 (i, j) 上的权重值, 能够反映路径的吸引程度; 表示在时刻 t 时路径 (i, j) 上的权重值; $\Delta\tau_{ij}$ 表示路径 (i, j) 上的权重增量, 是在 $[t, t+1]$ 时间段内, 由于蚂蚁选择这条路径而导致的权重增加量。

通过上述改进策略, 使其能够在后续求解电力变压器绕组故障检测问题时能够更加高效、准确, 使算法更加适用于实际应用。

4 构建电力变压器绕组故障检测模型

在构建电力变压器绕组故障检测模型时, 首先需要理解故障与特征参数之间的关系。对于电力变压器, 其运行状态与电压、电流、油温等多种参数有关。当绕组出现故障时, 这些参数会出现异常变化。因此, 可以通过捕捉这些异常变化来检测绕组故障。构建电力变压器绕组故障检测模型 $F_{ij}(t)$ 的公式可表达为:

$$F_{ij}(t) = I(f_i) \cdot f_{ij} + \tau_{ij}(t+1) \cdot P_{ij} \quad (4)$$

当该模型计算后所得数值在 $[0, 1]$ 范围内时, 说明电力变压器绕组未发生故障, 当该值 > 1 时, 说明电力变压器绕组发生故障, 由此完成对于电力变压器绕组故障的智能检测。

5 实验分析

为了验证基于改进蚁群算法的电力变压器绕组故障智能检测方法的有效性, 本文进行了一系列的实验。收集了多个电力变压器的运行数据, 包括正常状态数据 200 组以及绕组故障状态数据 800 组。这些数据被打乱后随机均分为训练集和测试集, 即每个数据集有 500 组数据。同时, 为了对本文所提方法有更加直观地认识, 采用了文献 [2]、文献 [3] 以及文献 [4] 方法, 与本文方法进行对比验证与分析。最终得到的具体的实验结果如表 1 所示。

表 1 不同方法应用下电力变压器绕组故障检测结果

方法	准确率	精确率	召回率	F1 分数
本文方法	93.5%	92.1%	90.8%	91.4%
文献 [2] 方法	89.5%	87.8%	85.5%	86.6%
文献 [3] 方法	91.0%	90.0%	88.0%	89.0%
文献 [4] 方法	88.0%	86.5%	84.0%	85.2%

通过对表 1 数据进行分析可知, 本文方法在所有的评价指标 (准确率、精确率、召回率和 F1 分数) 上都取得了最高的数值, 说明本文所提方法在电力变压器绕组故障检测任务上具有一定的优越性。其中, 文献 [2] 方法和文献 [4] 方法的性能相对较低, 但仍然接近本文方法的性能。这表明, 在实际应用中, 其他方法也能取得一定的效果, 但本文方法具有更高的准确性和效率。文献 [3] 方法的性能指标与本文方法相对接近, 但在所有的评价指标上仍然稍低于本文方法, 这进一步验证了本文方法在电力变压器绕组故障的智能检测方面, 存在检测性能上的优势, 能够提高电力变压器绕组故障的检测精度及效率。

(下转第 367 页)

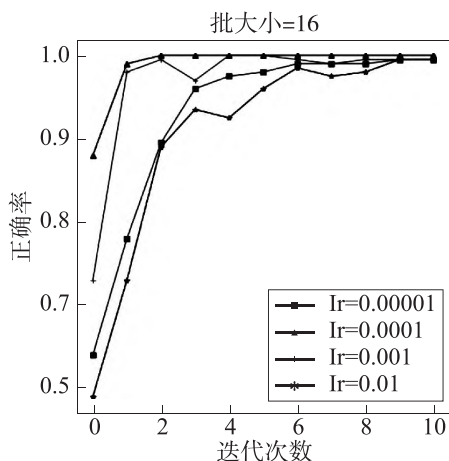


图3 不同批大小下的模型训练准确率

通过图3可以看出，批大小为4时，准确率波动较大，不够平稳，而批大小为16时，准确率曲线波动较小，同时准确率更高。不同学习率情况下，从两子图中均可看出学习率为0.0001时准确率更高并且曲线更加平滑。训练10轮时准确率已经较高，因此迭代次数选20即可。最终选择学习率为0.0001，迭代次数为16，迭代次数为20的模型，可以有效解决状态分类问题。

5 结束语

本文围绕煤矿机电设备远程监测与故障诊断技术展开了一系列的研究，提出了基于无线传感器网络的

（上接第363页）

6 结束语

本文通过对蚁群算法进行改进，并将其应用于电力变压器绕组故障检测，提高了其收敛速度和全局搜索能力，为解决电力变压器绕组故障检测问题提供了有效手段。所构建的电力变压器绕组故障检测模型具有较高的检测精度和效率，能够实现对绕组故障的智能检测，说明本文研究方法具有较高的实际应用价值，为解决电力变压器绕组故障检测问题提供了一种新的有效途径。

参考文献

[1] 杨定乾, 王建. 基于扫频阻抗法辨识的电力变压器绕

组变形智能检测技术 [J]. 电测与仪表, 2021, 58 (6): 195-200.

参考文献

- [1] 张小刚. 基于深度学习的采煤机关键零部件故障诊断 [D]. 太原: 太原理工大学, 2020.
- [2] 毛君, 郭浩, 陈洪月. 基于深度自编码网络的采煤机截割部减速器故障诊断 [J]. 煤炭科学技术, 2019, 47 (11): 123-128.
- [3] 全保朝, 周常飞, 汪崇建. 基于稀疏表示的采煤机摇臂轴承故障诊断方法研究 [J]. 煤矿机械, 2020, 41 (1): 167-170.
- [4] 杨晋玲. 基于信息融合技术的采煤机液压系统故障诊断研究 [D]. 太原: 中北大学, 2021.
- [5] 全钰, 庞新宇, 魏子涵. 基于GADF-CNN的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2021, 40 (5): 247-253, 260.
- [6] 夏奔锋. 基于马尔科夫转移场和卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法研究 [D]. 兰州: 兰州理工大学, 2022.

（收稿日期：2023-11-17）

- [1] 咸日常, 张冰倩, 刘兴华, 等. 应用有限元分析电力变压器绕组匝间短路的暂态特征 [J]. 电机与控制学报, 2021, 25 (10): 130-138.
- [2] 陈东亮, 张龙. 基于粒子群算法的电力变压器绕组故障诊断方法 [J]. 通信电源技术, 2022, 39 (5): 36-38.
- [3] 宋云东, 苑经纬, 韩洪刚, 等. 基于UWB-CMI方法的电力变压器绕组径向变形检测研究 [J]. 南京理工大学学报, 2022, 46 (1): 55-60.
- [4] 黄家丰, 张磊, 黎大健. 一起电力变压器绕组变形综合分析 [J]. 广西电力, 2021, 44 (3): 61-64, 79.

（收稿日期：2023-11-22）