

[变电站]

基于人工智能技术的变电站故障诊断技术研究

文/ 国网福建省电力有限公司福州供电公司 陈丽霞 郑翔 林嘉麟 何剑锋
福建星云电子股份有限公司 上官诚江

随着电网复杂程度的不断增加，传统的电力系统故障诊断技术已经不能满足快速响应的需求。首先阐述了人工智能技术在故障诊断中的研究意义，然后从集中式、分布式以及站内故障诊断三个角度出发，介绍不同智能算法的原理、模型及优缺点，对实际存在的故障进行全面多维度的分析，最后给出不同电网结构下智能诊断技术的选择建议，为电网的可靠运行提供了有力的理论基础。

随着电网规模的不断扩大，电网发生故障的概率也随之增大，为确保电网安全稳定运行，需要及时处置电网故障。传统故障诊断主要依赖于人工处理和诊断，且功能较为单一，存在判断时间长、准确性差等问题。因此，有必要构建更加完备、可靠的故障诊断系统，采用更加先进和智能的人工智能算法取代现有的通过人工排查分析故障的方法。当故障发生时，系统能快速采集和分析各类传感器回传的数据，并通过智能算法得出故障原因的初步判断，帮助电网运行和检修人员迅速定位故障，快速恢复供电，保证电网稳定、可靠运行。

针对不同结构的变电站，故障分析方法差异较大，对于集中式结构变电站通常将整个电网当作一个整体来分析，故障发生时，通过分析电网各类元器件上传的电气参量来进行故障溯源。而对于分布式结构变电站，故障分析时会自动将整个电网分割成若干个子单元，根据每个单元的特点，适配不同的故障诊断模块，各单元之间的故障诊断独立运行，互不干涉，从而提高诊断效率，是集中式故障诊断的有效补充。站内故障诊断则是针对变电站内部故障的诊断和检测，响应速度快，可有效降低变电站的故障停电时间。

随着芯片技术的快速发展，计算机的算力大幅提升，这使得利用人工智能算法处理复杂场景下的大数据成为可能。使用数据驱动的人工智能方法，已成为通过机理分析建模难以解决的复杂问题的另一种重要建模方法。以数据采集与监视控制（SCADA）系统、保信系统采集到的海量数据为基础，电网故障诊断在电网智能化背景下迎来新一轮的发展。通过融合机器学习等人工智能前沿技术，对电力大数据进行整合和分析，建立专家系统。同时，运用数据驱动，从海量数据中提取所需特征，挖掘和构建各个特征间潜在的、更加深层次的关联关系，且不需要复杂的数学建模，具有实时应用能力强、学习能力强等优点。因此，基于人工智能技术的故障诊断方法是构建故障诊断系统的首要选择。

目前国内外针对智能算法的研究较多，针对故障诊断领域也取得大量研究成果。本文在此基础上，从集中式、分布式以及站内故障诊断三个角度出发，针对不同智能算法，对实际存在的故障进行全面多维度的分析，从理论基础、现场应用和优缺点进行分析对比，并给出诊断选择意见，为智能电网的建设提供理论参考。

集中式故障诊断

集中式故障诊断适用于大规模电力系统，方案易实现。易更新，故障诊断能力强，实时应用性能优越。可以采用的算法包括专家系统、Petri网络、优化算法、贝叶斯网络和人工神经网络等。

1. 专家系统

专家系统是基于现有的专家经验，将电网系统的保护、断路器以及二次保护装置的信息抽象映射为各种规则，并利用计算机将上述规则集成成一个智能的故障诊断系统。当电网发生故障时，将采集到的各种状态信息与建立的专家系统进行匹配，基于规则给出最可能的故障原因。该算法对确定性信息具有较强的推理能力和故障解释能力。专家系统算法框图如图1所示。

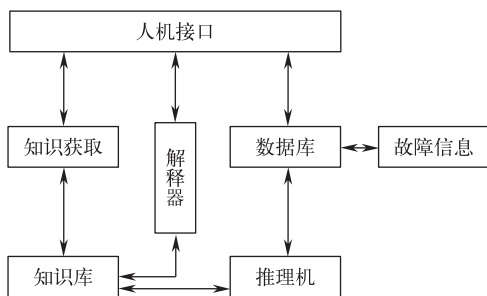


图1 专家系统算法框图

但专家系统存在以下不足：

- 1) 规则库的构建难以完备。
- 2) 在电网结构变化时需要人工更新专家系统，工作量大，对于不断升级的电网系统维护成本较高。

2. Petri网络

Petri网络是一个加权有向网，可以将电网拓扑中各类并列、次序发生的行为通过图形的方式形象地表示出来，并利用数学方法对故障信息中隐含的逻辑关系进行推理分析。Petri网络算法框图如图2所示。该算法具有可视化和推理逻辑简单等优点，但存在以下不足：

- 1) 实际用于较大区域电网建模时，维度太多，模型非常复杂。
- 2) 模型通用性不强，当电网拓扑结构发生变化时模型不适用。
- 3) 模型的鲁棒性比较差，输入信息不清晰时结果可靠性较差。

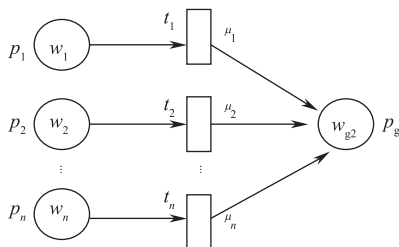


图2 Petri网络算法框图

3. 优化算法

优化算法将电网的故障元件信息和保护系统的动作关系抽象为简单的函数关系式，将实际的故障诊断问题抽象为寻找上述函数关系式的最优解问题，然后通过优化算法求解该问题的最优解。优化算法流程框图如图3所示。

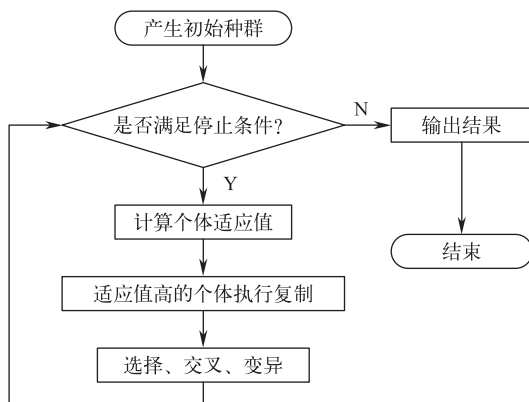


图3 优化算法流程框图

由于有严密的数学关系作为约束，该算法即使在故障输入信息不够全面的情况下，也能给出多个满足故障逻辑的最优诊断结果。但存在以下问题：

- 1) 目标函数的确定比较困难。
- 2) 优化算法的多次迭代，导致诊断时间过长。
- 3) 优化算法在寻优的过程中存在随机因素，可能导致丢失最优解。

4. 人工神经网络

人工神经网络是模拟生物神经系统对信息进行并行处理的信息综合处理系统，能够对大量的训练样本进行分析推理，总结出一般规律。当未知故障发生时，通过与原先数据样本总结出的规律进行对比，可以得出可能性最大的故障原因。该算法具有推理速度快、容错性强、鲁棒性好和学习能力强等优点。但存在以下缺点：

- 1) 需要大量的训练样本以供学习，但在大数据

时代样本数据的获取难度已大大降低。

2) 模型训练时间长, 但模型训练可离线完成, 不影响在线应用的实时性。

3) 模型是一个“黑箱”, 可解释性较差。

通过对比可以发现, 针对集中式故障诊断, 相对于其他方法而言, 人工神经网络方案特别是深度学习方法, 泛化能力好、容错性强、在线应用快, 而缺点较少, 对于大规模复杂电力系统的故障诊断适用性强。

分布式故障诊断

分布式故障诊断能够分布式实现故障的诊断, 各子模块可快速构建, 故障诊断能力强、实时应用性能优越。可以采用的算法包括模糊推理、粗糙集理论和分布式径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 神经网络三种。

1. 模糊推理

模糊推理利用一个4元集合组来表示电网的故障问题, 每个集合组之间通过模糊关系来模拟电网系统故障发生的不确定性, 运用模糊推理从模糊化的前提集合中得出可能的解释, 并依据评判指标得到最合理的解释。模糊推理算法框图如图4所示。

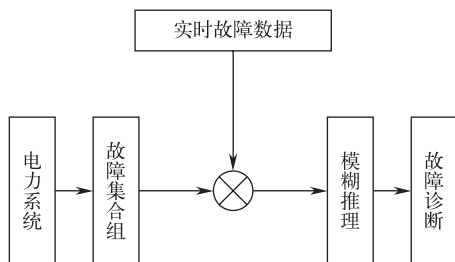


图4 模糊推理算法框图

该算法具有较强的推理能力, 提高了诊断结果的准确性和可用性, 但完备的模糊数据库的构建和维护比较困难。

2. 粗糙集理论

粗糙集理论是针对信息不完整、关系不明确且表达不精准的系统发展出的一种表达、学习和归纳的方法。电网发生故障时, 借助强大的采集系统, 后台会得到大量的冗余故障数据。粗糙集理论可对这些数据样本进行重构和关系挖掘, 构建出决策表, 并推导出相应的诊断规则。通过实时采集电网的故障信息, 系统进行规则抽象比对, 输出匹配度

最高的诊断结果。

3. 分布式径向基函数 (RBF) 神经网络

径向基函数 (RBF) 神经网络是一种以径向基函数作为激活函数的前馈式神经网络, 分为输入层、隐含层和输出层三层神经元。该方案将电力系统划分成若干个小区域, 针对每个区域训练一个RBF神经网络, 构成区域诊断模块。该算法框架图如图5所示。

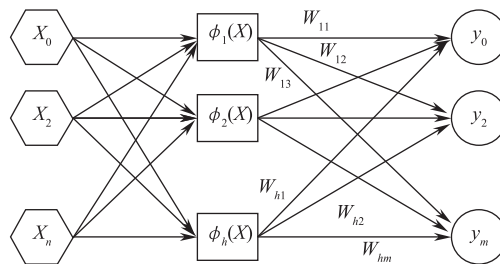


图5 分布式径向基函数 (RBF) 神经网络算法框图

该算法模型简单, 训练收敛速度快, 在线应用的响应速度快, 容错率高, 但需要逐个区域训练模型, 模型数量较多, 由于是离线训练且训练速度很快, 可以克服。

通过以上分析可知, RDF神经网络结构简单, 可针对小区域快速完成训练, 符合分布式故障诊断的需要, 且诊断性能突出。

站内故障诊断

站内故障诊断能快速完成站内故障的诊断工作, 方案易于实现, 可以选用的算法包括专家系统、BP神经网络、支持向量机和XGBoost算法。

1. 专家系统

专家系统基于自然语言建立产生规则, 知识工程师将故障信息知识表示成机器语言并通过人机接口储存到知识库中。故障发生时, 将故障信息输入到推理机, 专家系统对故障信息进行抽象, 按原先设定好的规则进行比对和推理, 从而快速识别故障发生原因。该算法在输入信息准确的情况下, 推理效率高, 故障分析针对性强, 但规则库的构建难以完备。

2. BP神经网络

BP神经网络是按误差逆传播算法训练的多层前馈神经网络, 通过反向传播不断改变网络的连接权值和阈值, 使网络的输出满足原先设定的条件。该

算法框图如图6所示。

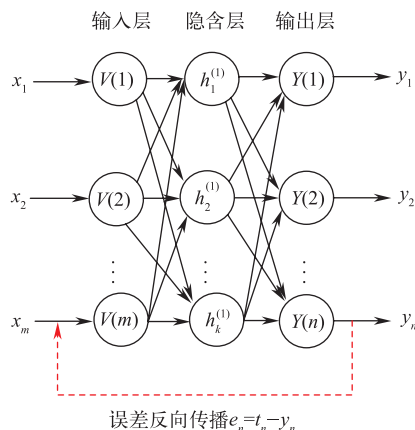


图6 BP神经网络算法框图

该算法模型比较成熟，易于实现。但需要大量的学习样本。随着设备数量的增加，模型会变得特别复杂，运算速度下降。

3. 支持向量机

支持向量机是求解凸二次规划的最优化算法。该算法框图如图7所示。支持向量机以统计学习理论为基础，具有充足的理论依据，对训练样本需求量小。但对大规模样本计算速度较慢，且不同的核函数对支持向量机的算法结果影响很大。

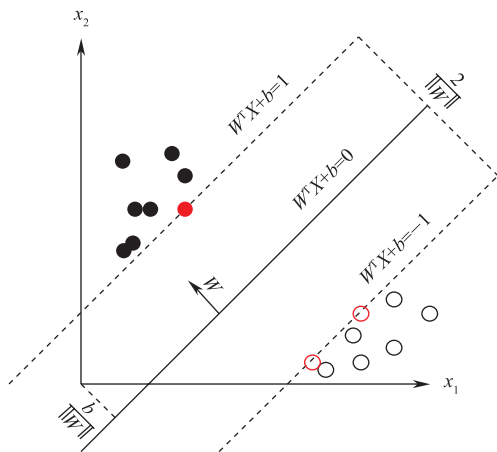


图7 支持向量机算法框图

4. XGBoost算法

XGBoost算法是一种基于梯度提升的机器学习算法，以决策树模型为基础学习器，其特点是在损失函数中加入了正则项，兼顾了模型的学习能力和泛化能力，同时在树节点分裂时可并行计算各特征最优划分，提高计算效率。XGBoost算法具有学习

能力强、训练速度快和泛化能力强等优点，学习效果部分依赖于模型超参数的选择。

通过以上分析可知，对于站内故障诊断，相对于专家系统，人工智能方法学习能力更强，且更容易更新迭代。而人工智能方法中，XGBoost算法的模型学习效果更加突出，在设置最佳超参数后模型容错性高、泛化能力强。

结束语

本文从集中式、分布式及站内故障诊断三个角度出发，利用智能算法，对实际存在的故障进行全面多维度的分析。

1) 分析对比了集中式故障诊断所采用的算法的优缺点，发现相对于其他方法而言，人工神经网络方案特别是深度学习方案，泛化能力好、容错性强、在线应用快，而缺点较少，适用于大规模复杂电力系统的故障诊断。

2) 针对分布式故障诊断所能采用的算法进行介绍，并对比算法之间的优劣，发现分布式径向基函数神经网络结构简单，可针对小区域快速完成训练，符合分布式故障诊断的需要，且诊断性能突出。

3) 介绍了站内故障诊断所能采用的算法并对其进行比较，对比结果表明，对于站内故障诊断，人工智能方法比专家系统的学习能力更强，且更容易更新迭代。而在人工智能方法中，XGBoost算法的模型学习效果更加突出，在设置最佳超参数后模型容错性高、泛化能力强。EA

(收稿日期：2021-09-14)

参考文献

- [1] 吴剑斌, 高树泽. 人工智能在电力系统故障诊断中的应用探讨[J]. 通信电源技术, 2020, 37(2): 271-272.
- [2] 常培林. 不同技术方法在电力系统故障诊断中的应用[J]. 科技与企业, 2015(2): 171.
- [3] 边莉, 边晨源. 电网故障诊断的智能方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(3): 146-153.
- [4] 周双亚, 顾春晖. 基于BP神经网络的变压器振动信号分离方法[J]. 电气应用, 2020, 39(6): 23-29.