第 49 卷 第 2 期：660-671 高电压技术 Vol.49, No.2: 660-671
2023 年 2 月 28 日 High Voltage Engineering February 28, 2023
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20211604

有源配电网故障诊断与定位方法综述及展望

詹惠瑜，刘科研，盛万兴，孟晓丽
（中国电力科学研究院有限公司，北京 100192）

摘　要：随着分布式电源和多元化负荷的接入，配电网由无源网络变为有源网络，潮流由“单向”变为“双向”，配电网结构、设备环境、运行工况日益复杂，有源配电网的故障诊断与定位难度增大。从配电网故障诊断与定位面临的挑战、现有故障诊断与定位方法、基于人工智能的故障诊断等方面进行了阐述，对国内外的研究现状进行了总结和分析。针对配电网故障数据的小样本问题，提出了基于时序仿真的样本补全方法；针对故障诊断难以直接学习和精准训练的问题，提出可以通过最优特征提取、多层次模型训练和迁移学习更新优化，实现故障的在线处理。最后针对目前故障诊断与定位研究方法中存在的问题和未来研究方向进行了总结和展望。
关键词：故障诊断；故障定位；有源配电网；分布式电源；人工智能

Review and Prospects of Fault Diagnosis and Location Method in Active Distribution Network

ZHAN Huiyu, LIU Keyan, SHENG Wanxing, MENG Xiaoli
(China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

Abstract: With the integration of distributed generations and diverse loads, distribution network has changed from passive network to active network, while the power flow has changed from ‘unidirectional’ to ‘bi-directional’. The structure of distribution network, the environment of equipment and the condition of operation are becoming increasingly complex. It is becoming difficult to achieve accurate analysis, identification and location by traditional fault handling methods. Therefore, we discuss the technology challenge of fault diagnosis and location in power distribution network, existing approaches of fault processing, new processing methods based on artificial intelligence. Moreover, we summarize and analyze the domestic and international research status on the issues. Especially, a sample completion method based on time series simulation is proposed to solve the small sample problem. In order to improve the accuracy of training model in fault diagnosis, online fault processing is proposed and discussed through optimal feature extraction, multi-level model training and migration learning optimization. Finally, the problems existing in the current methods and the future research direction are summarized.
Key words: fault diagnosis; fault location; active distribution network; distributed generations; artificial intelligence

0　引言

随着配电网容量和规模的不断扩大，以及分布式电源(distributed generation, DG)和多元化负荷的接入，配电网由“无源”变为“有源”、潮流由“单向”变为“双向”，一定程度上改变了配电网结构和负荷特性、增加了电压控制难度、降低了电能质量水平、增加了继电保护复杂性、限制了馈线自动化的应用，导致有源配电网的复杂性和控制难度增加[1]。

不同于输电网络，配电网分支多、弱环网和辐射结构并存，设备数量众多且通常所处环境恶劣，故障率高，且 70%~80%为单相接地故障。在这种复杂的配电网结构、设备环境、运行工况背景下，快速、准确的故障诊断与定位可以为运维人员提供有效指导，大大缩短故障处理和供电恢复时间，提高供电可靠性与安全性。因此研究精确、快速的配电网故障诊断与定位技术具有十分重要的意义。

配电网故障诊断通过监测系统运行过程中的电压、电流、事件信息等，判断系统是否发生故障，识别发生故障的类型和原因；配电网故障定位则是利用测得的电压、电流或其他参数信息，及时可靠地给出故障区域和精确位置[2-3]。传统配电网主要为单电源的辐射状网络，潮流具有单向性，即从变电站母线流向负荷，不需判别故障方向。为简化保护配置，降低配电网建设成本，我国中低压的配电网

基金资助项目：国家自然科学基金中英基金重点项目(52061635104)；中国电科院科技创新基金(PD83–21–003)。
Project supported by NSFC-UKRI_EPSRC(52061635104), CEPRI R&D Innovation Program(PD83–21–003).

中通常配置传统的单端三段式电流保护，即电流速断保护、限时电流速断保护和定时限过电流保护作为配电网馈线的主保护，通过馈线上下游不同保护元件之间定值和时限的配合，实现故障诊断与定位的功能。

然而，当配电网中存在 DG 时，能量流动改变了原本的单向流动限制，传统故障保护方案的协调操作和馈线自动化的应用受到多个电源的影响，故障诊断与定位主要存在以下问题：

1）故障特征提取及分析困难。有源配电网中 DG 通常通过电力电子装置接入配电网。大量电力电子装置接入有源配电网导致故障电流受限，故障特征不明显且谐波复杂，严重影响故障诊断与定位的正确性。

2）传统故障诊断与定位方法难以适用。DG 的分散式接入使得配电网由传统的被动配电网向更加主动的有源配电网进行转变，其拓扑结构复杂、运行方式灵活、潮流双向多变以及出力不确定等特点导致配电网故障特征与传统配电网存在较大差异，配电网故障与电能质量问题相互耦合，配电网故障呈现的弱特征和高频暂态特性愈加明显，配电网故障诊断及处理难度增大，使配电网现有的继电保护、故障诊断与定位性能降低，容易发生误动和误判，严重威胁配电网安全运行。

DG 的并网改变了传统配电网简单的辐射结构，使之成为复杂的多源系统，影响了传统故障诊断与定位方法的精度，有必要开展有源配电网场景下新的故障诊断与定位技术探索。本文第 1 部分详细分析了有源配电网故障诊断与定位技术面临的挑战，包括国内外配电网中性点的接地方式及不同接地方式下故障诊断与定位存在的问题；第 2 部分介绍了现有配电网故障诊断与定位技术，并比较了几种方法的优缺点；第 3 部分介绍了基于数据驱动的有源配电网故障诊断与定位新方法；第 4 部分对论文进行了总结，并对有源配电网故障诊断与定位方法的后续研究方向进行了展望。

1 有源配电网故障诊断与定位技术面临的挑战

DG 的广泛接入使得传统的配电网络拓扑结构发生改变(如图 1 所示)，并会对故障信号产生影响和干扰(如图 2 所示)，探究含 DG 接入对配电网故障诊断与定位方面的影响，进而探索适用于有源配电网的故障诊断与定位新方法，为含 DG 的配电网故障诊断与定位提供理论支持。

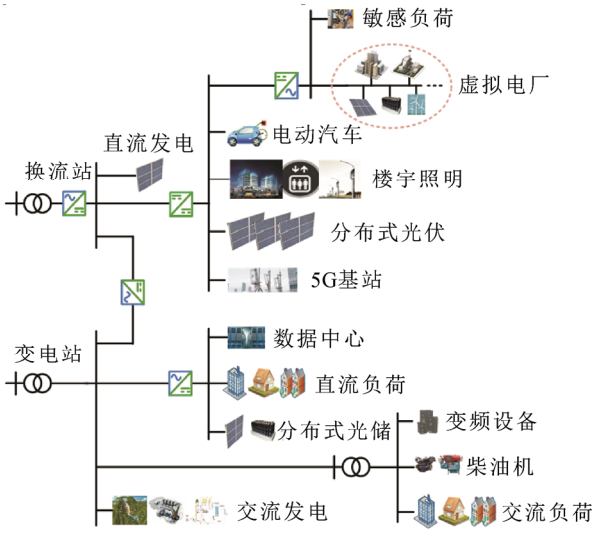


图 1 有源配电网结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of active distribution network structure

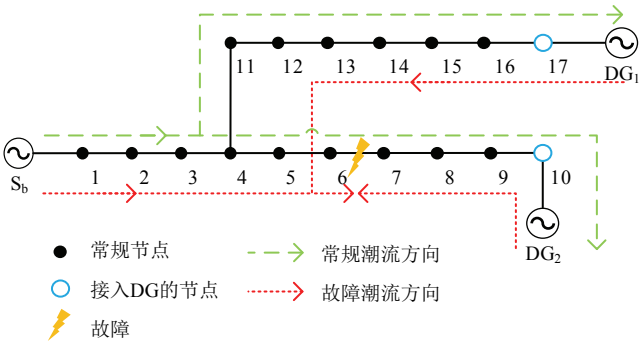


图 2 有源配电网潮流示意图

Fig.2 Schematic diagram of power flow in active distribution network

1.1 故障电流水平

故障电流水平是指故障对电流或功率的影响。通常，配电网中的短路电流大小为 10~15 倍的额定电流[4]。当配电网中存在 DG 时，会对故障电流水平产生影响，影响的大小取决于 DG 与故障的距离、DG 的发电容量和 DG 的类型等因素。例如，当 DG 安装在变电站和故障点之间时，会使得主站检测到的故障电流变小。当配电网中安装的 DG 容量较小(5 kW~5 MW)时，其对短路电流的影响很小；当配电网中安装的 DG 容量较大，如多个小机组或几个大机组(50~200 MW)时，它们可能改变故障等级，并导致断路器失灵。

此外，短路电流还受到 DG 类型的影响。在并

网点发生短路时，同步发电机输出的起始短路电流可达额定电流的 7 倍左右[5]；异步感应发电机提供的起始短路电流约为额定电流的 5~6 倍，此后经过约 3~10 个周期逐渐衰减到 0 [6]；双馈异步感应发电机会产生 8~10 倍于额定电流的起始短路电流，然后逐渐衰减[7]。而逆变器类 DG 的故障电流特性取决于逆变器的控制与保护策略，在并网点发生短路时，逆变器类 DG 向短路点提供的短路电流一般可以控制在设定的允许过电流范围(一般为 1.2~1.5 倍额定电流)之内[8]。

1.2 继电保护

文献[9]中提到了由于 DG 发电而导致距离保护范围减小的问题。阻抗继电器应用于距离保护，其动作范围是沿着馈线的某一区域内激活继电器的最大故障距离，通过阻抗继电器所感应的电压和最大故障电流预先整定。

如图 3 所示，阻抗继电器 R 在 a 点发生短路故障时的故障电压为

$$\boldsymbol{U}_{\mathrm{R}}=\boldsymbol{I}_{23}\boldsymbol{Z}_{23}+\boldsymbol{I}_{\mathrm{f}}\boldsymbol{Z}_{3\mathrm{a}}=\boldsymbol{I}_{23}\boldsymbol{Z}_{23}+\left(\boldsymbol{I}_{23}+\boldsymbol{I}_{\mathrm{DG}}\right)\boldsymbol{Z}_{3\mathrm{a}} \quad (1)$$

式中：$\boldsymbol{I}_{23}$ 为母线 b_2 到 b_3 的支路电流；$\boldsymbol{Z}_{23}$ 为母线 b_2 到 b_3 的线路阻抗；$\boldsymbol{I}_{\mathrm{f}}$ 为在故障点 a 测得的故障电流；$\boldsymbol{I}_{\mathrm{DG}}$ 为分布式电源 DG 到母线 b_3 的支路电流；$\boldsymbol{Z}_{3\mathrm{a}}$ 为母线 b_3 到故障点 a 的线路阻抗。

电压 $\boldsymbol{U}_{\mathrm{R}}$ 由于 DG 注入的额外电流而增大，因此阻抗继电器 R 测量到的阻抗为

$$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{R}}=\frac{\boldsymbol{U}_{\mathrm{R}}}{\boldsymbol{I}_{23}}=\boldsymbol{Z}_{23}+\boldsymbol{Z}_{3\mathrm{a}}+\frac{\boldsymbol{I}_{\mathrm{DG}}}{\boldsymbol{I}_{23}}\boldsymbol{Z}_{3\mathrm{a}} \quad (2)$$

而故障点 a 到阻抗继电器 R 的阻抗实际值为

$$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{re}}=\boldsymbol{Z}_{23}+\boldsymbol{Z}_{3\mathrm{a}} \quad (3)$$

由式(2)和(3)可见，DG 的接入会使得继电器估计的阻抗值变大，进而导致估计的故障距离增加。为了维持继电器的正常工作，故障点必须更靠近继电器，导致其保护范围缩小。

1.3 电压分布和反向功率

传统配电网的拓扑结构是辐射状的，潮流方向从上游流向下游。当配电网中存在 DG 后，潮流情况可能会发生变化，尤其是当 DG 间歇性较大时，系统潮流方向可能会时而正向、时而反向，增加了故障诊断的难度。同时，反向潮流也将影响配电系统的节点电压分布(如图 4 所示)，进而对相关保护产生影响[10]。

1.4 非计划孤岛

非计划孤岛指的是因配电网侧故障跳闸使得 DG 与当地负荷一起组成小型孤立电网，但功率存在不平衡的情况。

如图 5 所示，当配电网系统侧发生故障时，即使线路首端开关断开，DG 仍然运行，形成负荷和 DG 功率不平衡的非计划孤岛。若长时间运行，必然会导致孤岛系统中电压和频率的严重偏离，造成 DG 及其周围负荷用电设备的严重损坏。此外，非计划孤岛中的 DG 仍有可能继续向故障点提供短路电流，使故障得以维持，绝缘无法恢复，将会导致系统侧重合闸、备自投或故障后配网重构等无法正确运行，对人员和设备安全构成了极大的威胁[11]。

1.5 配电网中性点接地方式

配电网中性点的接地方式对配电网故障的特征及其分析、诊断、保护方法都有着根本性的影响。例如：中性点直接接地或经小电阻接地方式(常见于北美)，常规故障时电流较大易于诊断，通常通过零序电流保护进行故障诊断与定位，但供电可靠性受到影响；中性点经消弧线圈接地方式(常见于欧洲中低压配电网)，故障电流较小且故障特征不明显，目

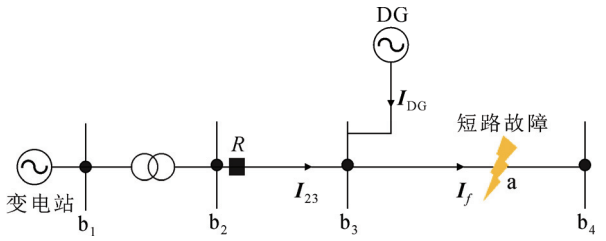


图 3 DG 接入配电网对距离保护的影响

Fig.3 Influence on distance protection of DG integration

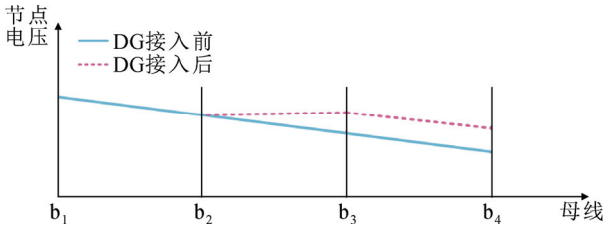


图 4 图 3 配电网结构下的节点电压分布

Fig.4 Nodal voltage distribution under network structure of Figure 3

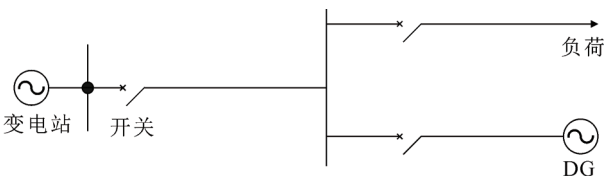


图 5 分布式电源非计划孤岛运行

Fig.5 Unplanned islanding operation of distributed generation

前利用零序有功功率方向或高次谐波的大小和方向进行故障诊断与定位，准确率不高；中性点不接地方式(常见于俄罗斯、日本 11~35 kV 配电网)，接地故障时电流值仅为电网对地电容电流，可靠性较高；但故障电流的减小使得故障诊断困难，当系统发生弧光接地或电网存在电容和电感元件时，还容易产生弧光接地过电压或谐振过电压，对设备绝缘造成威胁[12-16]。

在我国的 6～66 kV 配电网中，普遍采用中性点非有效接地方式(6～10 kV 配电网不接地，35 kV 以上配电网经消弧线圈接地)[17]。随着城市电网的发展和配电网网架结构的变化，一些以电缆线路为主的大城市配电网中性点接地方式改为中性点经小电阻接地的运行方式，具体接地阻值统计如表 1 所示。

综上所述，采用中性点有效接地方式的配电网(中性点直接或经小电阻接地)，短路故障时零序电流通过中性点形成回路，电流较大，故障特征明显，该种方式下故障诊断与定位技术的主要难点为如何在网络结构复杂、线路分支多的情况下快速对故障进行准确识别与动作，以避免元件遭到破坏或接地保护频繁动作。而采用中性点非有效接地方式的配电网(中性点不接地或经消弧线圈接地)，短路故障时不形成通路，存在幅值较小且不稳定的电容电流，但当接地电弧持续存在时，危害较大，该种方式下故障诊断与定位技术的主要难点为解决弱特征故障、弧光接地故障的诊断与定位等问题。

2 现有故障诊断与定位方法

本章主要讨论配电网络现有故障诊断与定位方法，尤其是中性点非有效接地配电网中的单相接地故障诊断与定位技术，采用不同测量和技术的故障诊断与定位方法大致可以分为以下几类[18-20]：基于稳态信号的方法、基于暂态信号的方法、信号/扰动注入方法等。

2.1 基于稳态信号的方法

基于故障稳态信号的故障诊断与定位方法是利用故障时产生的电压电流稳态工频信号的幅值、极性和功率方向，来进行故障辨识、定位区段的一类方法(如图 6 所示)。

在故障诊断方面，主要是在配电网发生故障后再次稳定时，计算网络的电气量，通过对比电气量的差异诊断出故障线路和非故障线路，如基于零序电流[21]、零序电压[22]、零序有功功率[23]、零序无功功率[24]等的故障诊断方法。在故障定位方面，其主要思想为通过计算故障线路的电压、电流求出故障点与测量点之间的阻抗，然后通过比较此阻抗与单位长度的阻抗，来得出故障距离，从而实现故障定位。根据采集信息位置的不同，可以分为单端法双端法、多端法等[25-27]。文献[28]对分布式电源接入的不同场景和故障电流进行分类分析，提出了一种针对架空配电网且根据电流信息进行故障定位的策略。文献[29]考虑了有源配电网相间短路故障特性，提出一种基于故障稳态分量的诊断方法。

表 1 国内城市小电阻接地阻值表

Table 1 Value of neutral grounding with small resistance in urban power grid

地区	10 kV 接地阻值/Ω	地区	10 kV 接地阻值/Ω
北京	10	南京	10
上海	5.7	珠海	10
广州	10	佛山	16
深圳	16	雄安	6

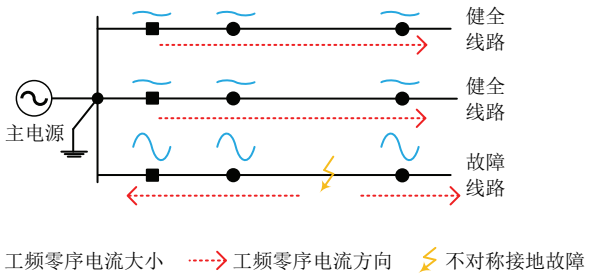


图 6 中性点直接接地系统工频零序电流分布图

Fig.6 Characteristics of zero sequence current at power frequency in neutral point grounded system

基于稳态信号的方法不需要增加额外信息检测装置，在中性点直接或经小电阻接地系统中，可较准确地实现故障诊断与定位。但当配电网的中性点不直接接地、经消弧线圈接地以及间歇性接地故障，且有 DG 接入时，故障稳态特征不明显，计算复杂性和难度增加，基于稳态信号的故障诊断与定位的准确率较低。

2.2 基于暂态信号的方法

基于故障暂态信息的故障诊断与定位方法是利用配电线路在发生故障时存在一个持续若干周波的暂态过程，其中的暂态故障零序电流比稳态值大几倍甚至几十倍，且不受消弧线圈的影响，以此进行故障的诊断与定位，如图 7 所示。

在故障诊断方面，徐丙垠、薛永端、束洪春等人根据系统故障时暂态零序电流幅值最大，提出了基于暂态零序电流幅值相位分析对比的故障诊断方法[30-33]。董新洲、施慎行等人研究发现故障线路的电压电流初始行波极性与非故障线路相反，结合系统潮流方向，提出了一种基于行波法的故障方向诊断方法[34-35]。在故障定位方面，通常利用故障波形的时序特征，在时间轴上对故障前后时刻的特征量进行标定实现故障定位，如通过计算故障后暂态波形的时频矩阵[36]、特征频带内的暂态能量[37-38]、暂态电流的突变量[39]等实现故障定位。

然而，由于暂态信号受过渡电阻、故障时刻等多种因素影响，暂态信号呈随机性、局部性和非平稳性特点，有可能出现暂态过程不明显的情况；在配电网有 DG 接入时，系统中的电力电子设备会产生大量高次谐波，此时基于暂态信号方法的可靠性与灵敏性都会受到一定的影响。

2.3 信号/扰动注入的方法

信号/扰动注入法通过信号注入设备向系统注入特征信号，利用信号检测设备检测并比较各线路中注入信号的分布和大小来进行故障诊断与定位，如图 8 所示。

在故障诊断方面，可以根据注入信号的频率，分为基于工频信号注入和基于非工频信号注入的故障诊断方法。在基于工频信号注入的故障诊断方法中，曾祥君等人提出了一种利用注入基波电流并测量被检线路零序电流变化量的原理进行故障诊断的方法[40]；针对配电网高阻接地尤其是弧光高阻接地故障检测准确率低的问题，还提出了一种基于中性点注入电流增强故障特征的诊断方法[41]。在基于非工频信号注入的故障诊断方法中，常见的方法有注入脉冲信号[42]、高频测试信号[43]等。在故障定位方面，利用一次设备向系统中注入特定频率信号，故障线路经过故障点形成信号回路，通过线路上安装的故障指示器检测该信号流经的路径即可进行区段定位。文献[44]提出一种通过电流互感器注入高频分布式零序电流载波信号的电缆故障定位方法，独立性和抗干扰性较高。文献[45]总结了利用不同类型载波反射仪，分析反射波形，判断故障位置的方法，如时域反射仪(time domain reflectometry, TDR)、噪声域反射仪(noise domain reflectometry, NDR)、频域反射仪(frequency domain reflectometry, FDR)等。

基于信号/扰动注入的故障诊断与定位方法对于稳定性接地故障的定位准确性较高，但很难准确检测到某些间歇性故障和瞬时性故障，当 DG 存在时还易受到信号重叠影响导致检测精度下降。同时，需要在电网中安装额外的信号发生装置与信号接收装置，投资成本较高。

表 2 总结了这几种故障诊断与定位方法的适用性和实用性。

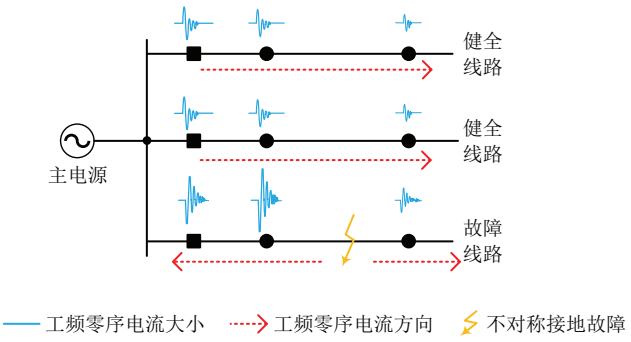


图 7 中性点不接地系统暂态零序电流分布图

Fig.7 Characteristics of transient zero sequence current in ungrounded neutral system

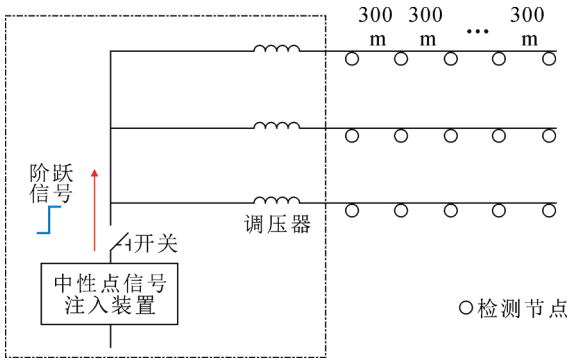


图 8 中性点脉冲信号注入法原理图

Fig.8 Principle of neutral point pulse signal injection method

表 2 故障诊断与定位方法对比与总结

Table 2 Comparison and summary of fault diagnosis and location algorithms

故障诊断与定位方法	应用范围	优点	缺点
基于稳态信号的方法	输配电网	成本低、精度好	由于系统负载、故障阻抗等导致信号不稳定，多支路配电网结构中无法准确定位
基于暂态信号的方法	输配电网	快速、简单、与系统其他参数较为独立	需要高精度同步量测装置
信号/扰动注入方法	配电网	对于电缆故障的诊断和定位较为准确	方法性能取决于注入信号类型和线路长度，较为繁琐

3 有源配电网的故障诊断与定位

3.1 基于人工智能故障处理方法的基本原理

在传统配电网中，线路故障时短路电流为从电源端指向故障点的单一流向电流，因此通常主馈线上所配置的保护为无方向三段式过流保护、反时限保护或者距离保护。随着高比例、大容量分布式电源接入配电网后，短路电流的方向及水平将因受到分布式电源的类型、接入位置及容量的影响而发生变化，现有的故障诊断与定位方法往往难以兼顾快速性、灵敏性和选择性等多方面的不同要求，尤其在单相接地故障中的高阻接地以及弱特征故障的情况下，故障诊断与定位效果不佳，可能影响保护的正确动作和故障隔离及故障后的恢复过程，需对新的故障诊断和定位方法进行探索[46-50]。

随着人工智能技术的快速发展，基于数据驱动和人工智能的方法成为有源配电网故障诊断与定位领域的热点[51-52]。这类方法通过构建考虑多种因素的历史故障知识模型，与从数据采集与监视控制(supervisory control and data acquisition, SCADA)系统获取的数据信息共用，从而实现更准确的故障诊断与定位。基于数据驱动的故障诊断与定位流程如图 9 所示。

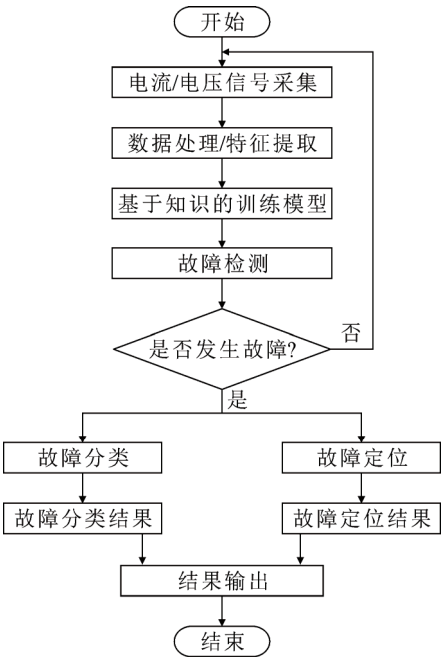


图 9 基于数据驱动的故障诊断与定位流程图

Fig.9 Flow chart of fault diagnosis and positioning based on data-driven method

该类方法主要包括专家系统法[53]、模糊集法[54]、Petri 网[55]、贝叶斯网络[56]等。专家系统法利用计算机技术将配电网故障领域的理论知识和专家经验知识融合在一起，通过数据库、知识库、推理机、人机接口、解释程序和知识获取程序的有机连接，来解决故障诊断与定位问题。模糊集法采用模糊隶属度的概念来描述电网故障诊断与定位中继电保护动作的不确定性和故障信息的不完备性，并通过近似推理规则来判断系统故障，具有较强的容错能力。Petri 网通过定义位置节点和变迁节点对配电网进行静态的结构分析，定义节点上的令牌对系统进行动态的行为分析，可用于描述电网故障及切除的离散事件动态行为。贝叶斯网络将因果知识和先验概率信息有机结合，使用概率理论来处理不同知识成分之间因条件相关而产生的不确定性，运用贝叶斯定理计算后验概率，可计算在当前故障征兆下各元件的故障概率，实现故障诊断与定位。

3.2 面临的挑战

由于不需要建立精确的数学模型，且不受故障类型、过渡电阻以及系统运行方式的影响，基于人工智能相关模型的故障诊断与定位方法受到了广泛的重视，但是在实际研究过程中还存在以下 2 大挑战：

1）数据样本获取难。配电网故障是一个小样本事件，往往难以获取各种故障情况下的历史运行数据作为样本数据。然而，基于数据驱动的人工智能模型需要大量数据进行支撑，从而训练出具有泛化性能的故障诊断模型。在仅存在少量有意义的数据样本情况下，模型极易产生过拟合现象，即仅对参与训练的样本有着很好的故障分析能力，而对实际运行中的在线数据无法达到有效的性能。

2）模型精准训练难。一是在线运行数据特性往往随着环境工况的改变而变化，这就需要收集新的故障数据重新训练人工智能模型，然而在实际应用中，大量收集现场的训练数据，尤其是带标签的现场数据来重建模型，往往时间代价很大或根本无法实现。随着配电自动化水平的提高，故障线路的允许切除时间大大缩短，对模型的更新时间提出了更高的要求，如何降低重新收集数据的需求、充分利用现有的少量故障标签数据，对模型进行在线更新以适应新的数据特性，成为了关键问题。二是配电网故障诊断与定位的数据模式复杂、可解释性差。由于有源配电网中故障类型多样，同时存在分布式电源带来的间歇性和不确定性，如果直接针对该问题采用基于人工智能的参数模型进行训练，其优化

难度、时间开销以及最终性能都无法得到保证。

3.3 解决方法

3.3.1 基于时序仿真的故障数据补全方法

针对目前人工智能训练模型数据样本获取难的问题，可以在传统的历史运行数据整合集成、特征提取的基础上，构建基于精细化仿真补全的故障数据库方法，如图 10 所示。该方法首先对有源配电网历史数据和仿真数据进行预处理；再通过近邻算法和灰色关联对时间序列缺失数据进行补全；最后基于聚类算法构建有源配电网事件分类数据库，实现对多种故障场景下样本数据的补全和扩充，一定程度上缓解故障样本小导致难以训练的问题。

1）数据预处理

首先，对配电网历史运行数据样本进行分类，将配电网历史运行数据按照时间序列划分为完整数据和不完整数据；同时，通过构建有源配电网精细化故障仿真模型，考虑不同接地方式、过渡电阻、分布式电源渗透率及接入方式等多种因素，对配电网典型故障与非故障事件进行仿真，得到不同运行场景下有源配电网的暂稳态运行数据。

2）数据补全

其次，对不完整数据进行补全。选取仿真数据和完整历史数据中适量典型样本作为训练样本集，基于近邻算法(K-nearest neighbor, KNN)在训练集中依次检索，得到不完整数据中缺失段的 K 个近邻点，通过灰色关联系数计算各个近邻点的权重，对各近邻点进行加权组合得到缺失段数据。对每一段缺失数据依次进行上述步骤直至补全所缺失的全部数据，即完成一条不完整数据的补全。

3）数据库构建

最后，通过收集从物理系统、仿真系统得到的多种场景下配电网的历史故障信息、仿真故障信息和故障补全信息，以故障事件为分类原则对大量故障数据进行精准分类管理，最终构建完整的故障诊断数据库，从而实现对大量而复杂的配电网故障数据的管理、分析、利用，并为基于人工智能的故障诊断方法提供数据支持。

3.3.2 基于多层次模型训练的在线故障处理方法

针对当前有源配电网故障诊断与定位任务难以直接学习和精准训练的问题，中国电科院在传统配电网故障诊断与定位研究成果的基础上，提出了一种基于多层次模型训练的有源配电网智能化在线故障处理方法，方法流程如图 11 所示。该方法首先从输入数据中提取历史故障相关特征并进行分类，对最优故障特征进行选取形成训练样本集，进而建立相应的故障训练模型；其次通过建立实时数据与故障特征的相关性分析，综合得到相关性系数，判断故障相似概率，得出故障类别、位置、发生概率等；最后通过在线迁移学习对模型快速更新，从而实现快速可靠的故障诊断与定位。具体方法流程可参考文献[57-59]。

1）故障特征提取

传统配电网故障诊断与定位方法通常采用原始数据进行训练，较少考虑相关的业务规则和故障机理，训练效果较差。如图 11 所示，首先将提取的故障原始特征按照运行状态、故障类型和故障区位的相关性进行分类，建立针对性的训练样本集；然后从针对性训练样本集中挑选出能有效反映故障状态、故障类型、故障区位的最优故障特征。

2）多层次故障模型训练

针对有源配电网潮流由单向转为双向、电压电流等特征量大小方向不确定、以及弱特征情况下的精确故障处理困难难题，分别从配电网是否存在故障、故障类型、故障区域定位、故障精确定位和故

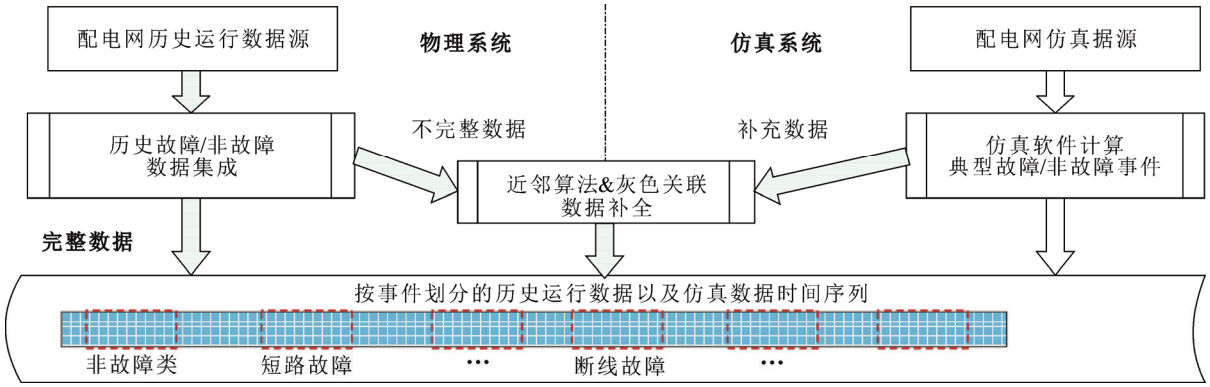


图 10 基于精细化仿真补全的故障数据库构建方法流程图

Fig.10 Flow chart of fault database construction method based on refined simulation completion

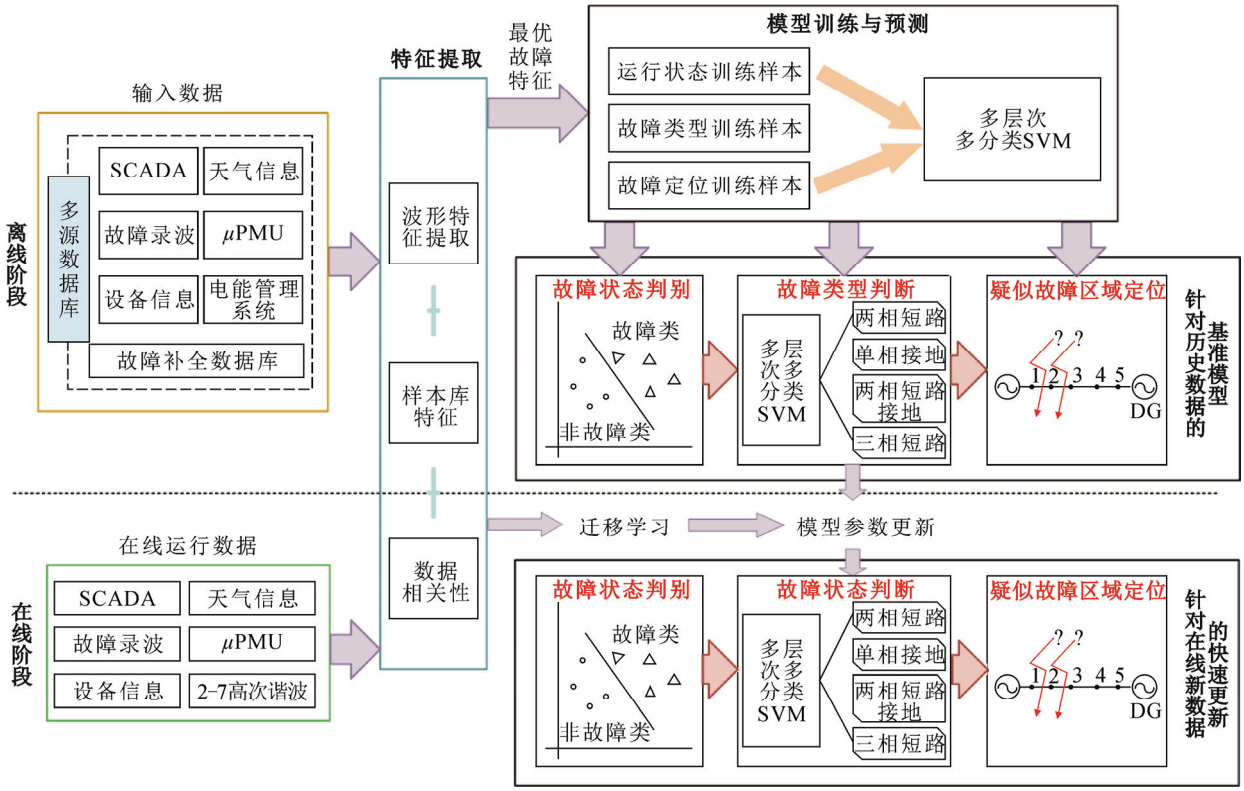


图 11　有源配电网智能化在线故障处理方法流程图

Fig.11　Flow chart of intelligent online fault handling method for active distribution network

障预测 5 个层次进行研究，采用故障特征数据加人工智能方法，从数据角度分析故障，原理清晰，适应性强，如图 11 所示。

故障判别是一个二分类的凸优化问题，以支持向量机算法(support vector machines, SVM)为例，基于二分类 SVM，通过将故障状态和非故障状态样本集分别设为正、负样本进行训练，最终得到故障判别二分类 SVM 模型。故障类型和区域定位是由多个二分类问题叠加而成的多分类问题。通过将任意 2 类样本集分别设为正、负样本来训练一个二分类 SVM 模型，最终训练 n 个 SVM 二分类模型，即实现了不同故障类型的诊断。同时，考虑到本线路末端和下一段线路出口处故障时，最优特征数据在 2 种情况下表现出来的差异并不明显，进而导致无法正确判断故障线路，因此将 SVM 模型输出的分类结果对应的故障区段分别向该线路首末两端方向各延伸一段线路，这几段线路共同组成疑似故障区域。

故障精确定位针对得到的疑似故障区域中的每一段线路，通过采集多种变量信息，形成差动电流判据、功率方向判据、负序功率方向判据、距离方向判据和负序电压判据 5 大类保护判据，建立贝叶斯故障定位网络，最后通过概率赋值计算得到 2 个测量点之间的各个元件故障概率，实现精准的故障定位。

故障预测以周为单位，考虑月份分级、地区分级、温度、风速、湿度等 12 维特征，建立完整的卷积神经网络，利用训练数据进行训练得到卷积层权重参数，将卷积层输出转换为 SVM 输入特征向量，而后对 SVM 进行训练，最终可实现对配电网故障等级的预测。

3）基于在线迁移学习的模型快速更新方法

目前得到的多层次故障模型是基于已有故障数据进行训练的，当故障数据特性发生变化，或者出现了新的故障场景时，模型诊断性能可能会下降甚至失效。因此，需要进一步以新的实时数据作为训练集，对现有的故障诊断与定位模型进行训练更新。

不同于传统人工智能模型训练方法，该方法旨在训练出一个同时满足下列 2 个条件的模型参数集：一是能够拟合当前数据集(常规人工智能模型的优化目标)；二是对于新加入的数据集，能够通过一步或几步参数学习，快速拟合到新数据分布。上述 2 个条件的同时存在，使得原先训练好的多层次故障诊断模型，无需从最初参数开始重新训练，只需基于已有参数，通过对新样本进行简单学习，即可

对所有参数进行全部更新，以适应新的数据分布，同时拟合新、老故障样本，实现系统自学习和故障诊断模型到快速更新的迭代，最终实现对更多更复杂故障场景的适应。

3.4 性能验证与评价方法

为了验证基于人工智能的有源配电网故障诊断与定位模型的性能，刘科研、董伟杰等人在如图12所示的有源配电网上进行了实验[57-58]，得到故障状态和故障位置判别模型如图13、14所示。

通过如式(4)所示的准确率指标进行评价，得到的模型平均准确率如表3所示。

$$S_{\mathrm{A}}=\frac{T_{\mathrm{P}}+T_{\mathrm{N}}}{T_{\mathrm{P}}+T_{\mathrm{N}}+F_{\mathrm{P}}+F_{\mathrm{N}}} \tag{4}$$

式中：S_{A}为模型的准确率；T_{P}为真正例，即原为正样本，经模型预测后仍为正例；F_{P}为假正例，即原为负样本，经模型预测得到的却为正例；F_{N}为假负例，即原为正样本，经模型预测得到的却为负例；T_{N}为真负例，即原为负样本，经模型预测后仍为负例。

可以看到，基于人工智能方法所建立的故障诊断与定位模型平均准确率较高，这代表模型在不同情况下都具有一定的通用性。

然而，在配电网故障样本的训练与预测中，当数据集分布严重不均衡时，准确率无法很好地衡量分类模型的效果，需要增加如精准率、召回率等评价指标进行多维度评估。

精确率S_{C}表示实际是正样本，经过模型预测后仍旧为正的样本占所有被预测为正样本的比例，可表述为

$$S_{\mathrm{C}}=\frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}}+F_{\mathrm{P}}} \tag{5}$$

召回率S_{H}又称为查全率，是实际为正、经过模型预测后仍旧为正的样本占所有实际为正样本的比例，可表述为

$$S_{\mathrm{H}}=\frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}}+F_{\mathrm{N}}} \tag{6}$$

理想情况下，S_{A}、S_{C}、S_{H}这3个指标数值越高，表明模型效果越好。全面的指标评价将对具备小样本类别特性的配电网故障诊断与定位的性能分析更有意义。

4 总结与展望

本文讨论了有源配电网故障诊断与定位关键技术问题，阐述了配电网故障诊断与定位技术的研

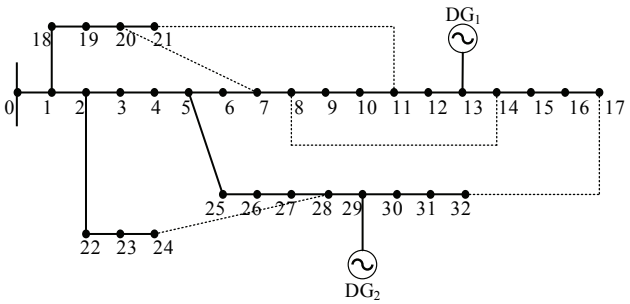


图12 IEEE 33节点算例

Fig.12 IEEE 33-bus test case

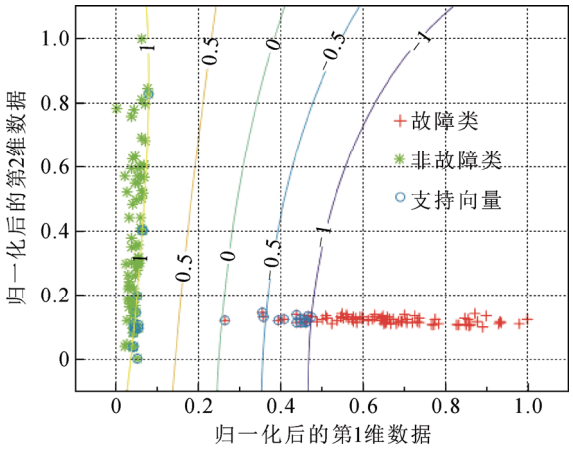


图13 故障状态判别2维样本SVM分类可视化

Fig.13 SVM classification for fault discrimination 2-dimensional samples

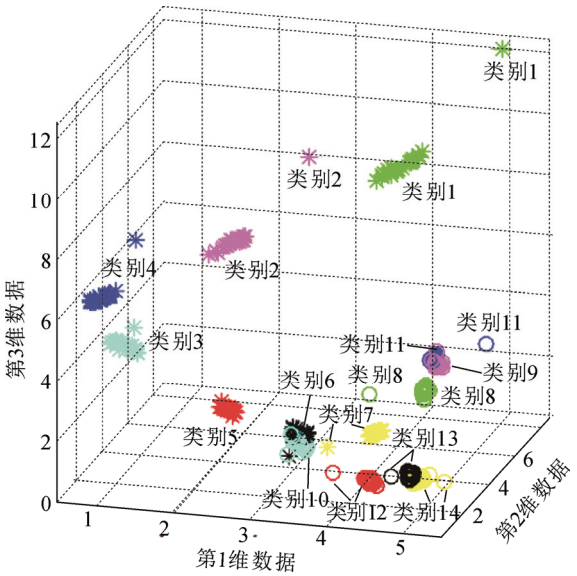


图14 DG_1、DG_2均并网条件下的故障定位模型

Fig.14 Fault location discrimination model with DG_1 and DG_2 penetration

表 3 基于人工智能的故障诊断与定位模型平均准确率

Table 3 Average accuracy of fault diagnosis and positioning method based on artificial intelligence

具体功能	故障状态判别	故障类型判别	故障定位	故障预测
平均准确率/%	100	97.27	95	90.38

究进展与挑战，并对每类方法的优点与适用性进行了比较。同时，针对有源配电网智能化故障诊断与定位方法进行了综述，阐述了具体的实现方法，该方法适用于含分布式电源的有源配电网中弱特征/弱信号下的故障诊断与定位，能够一定程度上解决有源配电网单相接地、高阻接地场景下故障诊断、故障定位效果不理想的问题。

进一步，本文总结了目前有源配电网故障诊断与定位中新的研究方向，主要包含以下 4 个方面：

1）配电网故障信息由于正负样本天然具有的不均衡性，是典型的小样本学习问题。虽然目前已通过仿真补全的方法增加了故障样本数量，一定程度上可以提升训练模型的精度，但这种方法开销大、效率低、拓展性差，未来需要进一步从训练算法本身进行优化，例如基于 one-shot learning、few-shot learning 等小样本学习的配电网故障诊断方法。

2）目前的人工智能诊断方法对数据的依赖程度较高，本文提出的方法虽然在特征提取阶段通过结合故障机理建立了针对性的训练样本集，但模型训练过程仍然是作为黑箱模型，没有充分利用配电网故障机理特性，未来需要引入混合专家系统、故障知识或电网模型的驱动方法，进而增强数据驱动模型的鲁棒性和可解释性。

3）目前的人工智能诊断模型大都是监督式学习方法，需要大量带有标签的样本数据进行模型训练，而有源配电网故障发生的随机性强，难于获取训练所需的覆盖全部故障类型的波形数据，也无法开展大量的实际故障实验。开展弱监督、半监督和自监督学习方法，是未来人工智能故障诊断与定位技术的一个重要方向。

4）随着未来配电网中新型量测设备、低压直流的推广应用，基于 μPMU 等高精度量测装置和中低压交直流混合配电网故障诊断与定位方法，也是未来配电网故障诊断与定位的一个重要发展方向。

参考文献 References

[1] 葛少云，杨 赞，刘 洪，等. 含四端 SOP 有源配电网可靠性和供电能力评估[J]. 高电压技术，2020，46(4)：1124-1132.
GE Shaoyun, YANG Zan, LIU Hong, et al. Reliability and power supply capability evaluation of active distribution networks with four-terminal soft open points[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(4): 1124-1132.

[2] 年 珩，孔 亮. 直流微电网故障保护技术研究综述[J]. 高电压技术，2020，46(7)：2241-2254.
NIAN Heng, KONG Liang. Review on fault protection technologies of DC microgrid[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(7): 2241-2254.

[3] 葛磊蛟，李元良，陈艳波，等. 智能配电网态势感知关键技术及实施效果评价[J]. 高电压技术，2021，47(7)：2269-2280.
GE Leijiao, LI Yuanliang, CHEN Yanbo, et al. Key technologies of situation awareness and implementation effectiveness evaluation in smart distribution network[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2269-2280.

[4] JENKINS N, ALLAN R, CROSSLEY P, et al. Embedded generation[M]. London, UK: Institution of Electrical Engineers, 2000: 65-77.

[5] 韩祯祥. 电力系统分析[M]. 3 版. 杭州：浙江大学出版社，2005：197-328.
HAN Zhenxiang. Power system analysis[M]. 3rd ed. Hangzhou, China: Zhejiang University Press, 2005: 197-328.

[6] YUAN Y H, WU F. Short-circuit current analysis for DFIG wind farm considering the action of a crowbar[J]. Energies, 2018, 11(2): 425.

[7] GURURAJ M V, PADHY N P. PHIL experimentation on fault ride through behavior of doubly fed induction generator-based wind system in the presence of fault current limiter[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(3): 2988-3005.

[8] KOU G F, CHEN L, VANSANT P, et al. Fault characteristics of distributed solar generation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2020, 35(2): 1062-1064.

[9] TSIMTSIOS A M, SAFIGIANNI A S, NIKOLAIDIS V C. Generalized distance-based protection design for DG integrated MV radial distribution networks-part I: guidelines[J]. Electric Power Systems Research, 2019, 176: 105949.

[10] DA SILVA MATOS S P, ENCARNACAO L F. Influence of distributed generation in transmission lines protection[J]. IEEE Latin America Transactions, 2015, 13(9): 2941-2948.

[11] MURUGESAN S, MURALI V. Disturbance injection based decentralized identification of accidental islanding[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(5): 3767-3775.

[12] IEEE. IEEE guide for the application of neutral grounding in electrical utility systems, part IV: distribution: C62.92.4—2014[S]. USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2015: 44.

[13] MOHAMMADI J, AJAEI F B, STEVENS G. Grounding the AC microgrid[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2019, 55(1): 98-105.

[14] BHAGAVATHY S, PEARSALL N, PUTRUS G, et al. Performance of UK distribution networks with single-phase PV systems under fault[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019, 113: 713-725.

[15] 东京电力公司. 配电线[EB/OL]. 日本：东京电力公司，2021 [2021-06-04]. https://www.tepco.co.jp/pg/electricity-supply/operation/distribution/.
Tokyo Electric Power Company. Distribution[EB/OL]. Japan: Tokyo Electric Power Company, 2021[2021-06-04]. https://www.tepco.co.jp/pg/electricity-supply/operation/distribution/.

[16] 刘科研，盛万兴，董伟杰. 配电网弧光接地故障建模仿真与实验研究综述[J]. 高电压技术，2021，47(1)：12-22.
LIU Keyan, SHENG Wanxing, DONG Weijie. Overview of modeling simulation and experimental research on arc grounding fault in distri-

bution network[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(1): 12-22.

[17] 徐丙垠，薛永端，冯　光，等. 配电网接地故障保护若干问题的探讨[J]. 电力系统自动化，2019，43(20)：1-7.
XU Bingyin, XUE Yongduan, FENG Guang, et al. Discussion on several problems of earthing fault protection in distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(20): 1-7.

[18] 贺家李. 电力系统继电保护原理[M]. 5 版. 北京：中国电力出版社，2018：9-125.
HE Jiali. Principles of relay protection of electric power system[M]. 5th ed. Beijing, China: China Electric Power Press, 2018: 9-125.

[19] 何正友. 配电网故障诊断[M]. 成都：西南交通大学出版社，2011：36-87.
HE Zhengyou. Fault diagnosis of distribution network[M]. Chengdu, China: Southwest Jiaotong University Press, 2011: 36-87.

[20] 刘　健. 配电网故障定位与供电恢复[M]. 北京：中国电力出版社，2012：192-217.
LIU Jian. Fault location and restoration for distribution systems[M]. Beijing, China: China Electric Power Press, 2012: 192-217.

[21] 陈燕擎，刘　涛，韩文建，等. 考虑配电网分布式零序电流关系的单相接地故障定位[J]. 电力系统保护与控制，2020，48(22)：118-126.
CHEN Yanqing, LIU Tao, HAN Wenjian, et al. Single-phase-to-earth fault location in distribution networks considering the distributed relations of the zero-sequence currents[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(22): 118-126.

[22] LI W G, LI Y, ZHANG M M, et al. A fully decentralized multi-agent fault location and isolation for distribution networks with DGs[J]. IEEE Access, 2021, 9: 27748-27757.

[23] 黄家凯，高厚磊，彭　放，等. 输电线路虚拟有功功率差动保护[J]. 电力系统自动化，2017，41(14)：190-196.
HUANG Jiakai, GAO Houlei, PENG Fang, et al. Virtual active power differential protection for transmission lines[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(14): 190-196.

[24] ZHOU W J, LI F T, XIE C, et al. Adaptive autoreclosing scheme for line-to-line nongrounded faults on double-circuit transmission lines based on phase-to-phase reactive power[J]. IEEE Access, 2020, 8: 144092-144104.

[25] JIA K, YANG B, DONG X Y, et al. Sparse voltage measurement-based fault location using intelligent electronic devices[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(1): 48-60.

[26] DAS S, ANANTHAN S N, SANTOSO S. Estimating zero-sequence line impedance and fault resistance using relay data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(2): 1637-1645.

[27] LIANG J F, JING T J, NIU H N, et al. Two-terminal fault location method of distribution network based on adaptive convolution neural network[J]. IEEE Access, 2020, 8: 54035-54043.

[28] 刘　健，张小庆，同向前，等. 含分布式电源配电网的故障定位[J]. 电力系统自动化，2013，37(2)：36-42，48.
LIU Jian, ZHANG Xiaoqing, TONG Xiangqian, et al. Fault location for distribution systems with distributed generations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(2): 36-42, 48.

[29] 马　静，刘　静. 基于故障稳态分量的含 DG 配电网自适应方向电流保护方案[J]. 电力自动化设备，2018，38(1)：1-9.
MA Jing, LIU Jing. Adaptive directional current protection scheme based on steady state component in distribution network with DG[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(1): 1-9.

[30] XUE Y D, CHEN X R, SONG H M, et al. Resonance analysis and faulty feeder identification of high-impedance faults in a resonant grounding system[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2017, 32(3): 1545-1555.

[31] 薛永端，徐丙垠，李天友，等. 配网自动化系统小电流接地故障暂态定位技术[J]. 电力自动化设备，2013，33(12)：27-32.
XUE Yongduan, XU Bingyin, LI Tianyou, et al. Small-current grounding fault location based on transient signals of distribution automation system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(12): 27-32.

[32] 杨　帆，刘鑫星，沈　煜，等. 基于零序电流投影系数的小电阻接地系统高阻接地故障保护[J]. 电网技术，2020，44(3)：1128-1133.
YANG Fan, LIU Xinxing, SHEN Yu, et al. High resistance ground fault protection of low resistance grounding system based on zero sequence current projection coefficient[J]. Power System Technology, 2020, 44(3): 1128-1133.

[33] 束洪春，龚　振，田鑫萃，等. 基于故障特征频带及形态谱的单相接地故障选线[J]. 电网技术，2019，43(3)：1041-1048.
SHU Hongchun, GONG Zhen, TIAN Xincui, et al. Single line-to-ground fault line selection based on fault characteristic frequency band and morphological spectrum[J]. Power System Technology, 2019, 43(3): 1041-1048.

[34] 贾　琦，董新洲，施慎行. 实用化的辐射状配电线路单相接地行波保护方案[J]. 中国电机工程学报，2019，39(6)：1543-1550.
JIA Qi, DONG Xinzhou, SHI Shenxing. Practical traveling waves based single-phase-to-ground protection for radial connected distribution lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(6): 1543-1550.

[35] 董新洲，雷傲宇，汤兰西，等. 行波特性分析及行波差动保护技术挑战与展望[J]. 电力系统自动化，2018，42(19)：184-191.
DONG Xinzhou, LEI Aoyu, TANG Lanxi, et al. Analysis of traveling wave characteristics and challenges and prospects of traveling wave differential protection technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(19): 184-191.

[36] 李泽文，刘基典，席燕辉，等. 基于暂态波形相关性的配电网故障定位方法[J]. 电力系统自动化，2020，44(21)：72-79.
LI Zewen, LIU Jidian, XI Yanhui, et al. Fault location method for distribution network based on transient waveform correlation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(21): 72-79.

[37] WANG X W, ZHANG H X, SHI F, et al. Location of single phase to ground faults in distribution networks based on synchronous transients energy analysis[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(1): 774-785.

[38] WANG D, PSARAS V, EMHEMED A A S, et al. A novel fault let-through energy based fault location for LVDC distribution networks[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(2): 966-974.

[39] WANG Y Y, CHEN Q S, ZENG X J, et al. Faulty feeder detection based on space relative distance for compensated distribution network with IIDG injections[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(4): 2459-2466.

[40] 刘宝稳，曾祥君，张慧芬，等. 注入电流馈线分布特征及其在接地故障检测中的应用[J]. 电网技术，2021，45(7)：2731-2740.
LIU Baowen, ZENG Xiangjun, ZHANG Huifen, et al. Distribution model of injection current in feeder and its application in single phase to ground fault detection[J]. Power System Technology, 2021, 45(7): 2731-2740.

[41] 刘宝稳，曾祥君，张慧芬，等. 有源柔性接地配电网弧光高阻接地故障检测方法[J]. 中国电机工程学报，2022，2(11)：4001-4012.
LIU Baowen, ZENG Xiangjun, ZHANG Huifen, et al. Arc high resistance grounding fault detection method for active flexible grounding distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 2(11): 4001-4012.

[42] ABAD M, GARCÍA-GRACIA M, EL HALABI N, et al. Network impulse response based-on fault location method for fault location in

power distribution systems[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2016, 10(15): 3962-3970.

[43] 戚振彪，凌　松，刘文烨，等. 基于高频测试信号注入的配电网故障节点在线识别方法[J]. 电力系统保护与控制，2020，48(4)：110-117.
QI Zhenbiao, LING Song, LIU Wenye, et al. On-line fault node identification method for distribution network based on high frequency test signal injection[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(4): 110-117.

[44] CHEN B C, YU N, CHEN B, et al. Fault location for underground cables in ungrounded MV distribution networks based on ZSC signal injection[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(5): 2965-2977.

[45] FURSE C M, KAFAL M, RAZZAGHI R, et al. Fault diagnosis for electrical systems and power networks: a review[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(2): 888-906.

[46] WANG Q J, JIN T, WANG M Q. A hierarchical minimum hitting set calculation method for multiple multiphase faults in power distribution networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(1): 4-14.

[47] 高厚磊，徐　彬，向珉江，等. 5G 通信自同步配网差动保护研究与应用[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(7)：1-9.
GAO Houlei, XU Bin, XIANG Minjiang, et al. Research and application of self-synchronized differential protection for distribution networks using 5G as the communication channel[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(7): 1-9.

[48] 王守相，宋丽可，舒　欣. 分布式电源与多元负荷高渗透接入的主动配电网自适应过流保护方案[J]. 高电压技术，2019，45(6)：1783-1794.
WANG Shouxiang, SONG Like, SHU Xin. Adaptive overcurrent protection of active distribution network with high penetration of distributed generations and multiple loads[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(6): 1783-1794.

[49] 孟凡成，郭　琦，康宏伟，等. 计及集中式和分布式新能源的电力系统连锁故障模拟[J]. 高电压技术，2022，48(1)：189-198.
MENG Fancheng, GUO Qi, KANG Hongwei, et al. Cascading failure simulation for power system with utility-scale and distributed renewable energy[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 189-198.

[50] GUO L, LEI Y G, XING S B, et al. Deep convolutional transfer learning network: a new method for intelligent fault diagnosis of machines with unlabeled data[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(9): 7316-7325.

[51] WANG Q J, JIN T, MOHAMED M A, et al. A minimum hitting set algorithm with prejudging mechanism for model-based fault diagnosis in distribution networks[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(7): 4702-4711.

[52] MIRSHEKALI H, DASHTI R, KESHAVARZ A, et al. A novel fault location methodology for smart distribution networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(2): 1277-1288.

[53] CHEN Y Q, FINK O, SANSAVINI G. Combined fault location and classification for power transmission lines fault diagnosis with integrated feature extraction[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(1): 561-569.

[54] PENG H, WANG J, MING J, et al. Fault diagnosis of power systems using intuitionistic fuzzy spiking neural P systems[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(5): 4777-4784.

[55] XU B, YIN X, YIN X G, et al. Fault diagnosis of power systems based on temporal constrained fuzzy Petri nets[J]. IEEE Access, 2019, 7: 101895-101904.

[56] CAI B P, HUANG L, XIE M. Bayesian networks in fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(5): 2227-2240.

[57] 刘科研，董伟杰，肖仕武，等. 基于电压数据 SVM 分类的有源配电网故障判别及定位[J]. 电网技术，2021，45(6)：2369-2379.
LIU Keyan, DONG Weijie, XIAO Shiwu, et al. Fault identification and location of active distribution network based on SVM classification of voltage data[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2369-2379.

[58] LIU K Y, DONG W J, DONG H Y, et al. A complex fault diagnostic approach of active distribution network based on SBS-SFS optimized multi-SVM[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020: 8423571.

[59] 张　稳，盛万兴，刘科研，等. 计及天气因素相关性的配电网故障风险等级预测方法[J]. 电网技术，2018，42(8)：2391-2398.
ZHANG Wen, SHENG Wanxing, LIU Keyan, et al. A prediction method of fault risk level for distribution network considering correlation of weather factors[J]. Power System Technology, 2018, 42(8): 2391-2398.



詹惠瑜
1994—，女，硕士，工程师
主要从事配电网数据处理、运行状态分析、故障诊断等方面的研究工作
E-mail: zhanhy@epri.sgcc.com.cn

ZHAN Huiyu



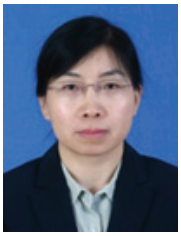
刘科研(通信作者)
1978—，男，博士，教授级高工
主要从事配电网运行分析、智能有源配电网故障诊断、配电网大数据分析、配电网仿真等相关的研究工作
E-mail: liukeyan@epri.sgcc.com.cn

LIU Keyan
Ph.D., Professor
Corresponding author



盛万兴
1965—，男，博士，教授级高工
长期致力于配电、分布式发电与微网等方面的研究、开发及管理工作。先后承担国家科技计划、国家电网公司科技项目 30 余项，出版专著 15 部，发表论文 150 余篇，获省部级及以上科技奖励 30 余项
E-mail: shengwx@epri.sgcc.com.cn

SHENG Wanxing
Ph.D., Professor



孟晓丽
1972—，女，硕士，教授级高工
主要从事智能配电网运行控制方面的研究工作
E-mail: mengxl@epri.sgcc.com.cn

MENG Xiaoli
Professor

收稿日期　2021-09-27　修回日期　2022-12-23　　编辑　程子丰