第 49 卷 第 6 期：2308-2319 高电压技术 Vol.49, No.6: 2308-2319
2023 年 6 月 30 日 High Voltage Engineering June 30, 2023
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20230102

基于有限量测信息的多分支配电线路故障定位方法

尚博阳，罗国敏，茹嘉昕，王小君，刘畅宇
（北京交通大学电气工程学院，北京 100044）

摘　要：准确快速的故障定位对配电系统的运行质量和可靠性至关重要。目前多分支配电系统故障定位方法大多通过在配网中增加量测装置实现，但配电网拓扑结构复杂，监控设备数量有限，大规模安装额外量测设备的成本较高，难以在实际系统中广泛应用。为此，提出了一种基于有限量测信息的多分支配电线路故障定位方法。首先，对多分支配电线路中电气量信息与故障距离的非线性关系进行理论分析，证明了采用深度学习构建映射函数完成故障定位任务的可行性；其次，利用堆栈自编码器和长短期记忆网络建立故障测距模型，降低配电线路多分支对故障定位产生的误差；再次，结合配电自动化系统的量测信息，通过逻辑推理和智能测距模型实现故障线路判定和测距；最后，基于深度迁移学习提出一种智能定位实施方案，以增强所提方法泛化能力。在 MATLAB/SIMULINK 平台上对所提方法进行测试验证，仿真结果证明了该方法在复杂工况和分布式电源接入条件下的有效性和鲁棒性。研究结果可为现有故障定位方法提供辅助决策功能。

关键词：故障定位；堆栈自编码器；长短期记忆网络；智能量测装置；多分支配电线路

Fault Location Method of Multi-branch Distribution Lines Based on Limited Measurement Information

SHANG Boyang, LUO Guomin, RU Jiaxin, WANG Xiaojun, LIU Changyu
(School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract：Fast and accurate fault location is very important to the running quality and reliability of power distribution system. At present, most of the fault location methods of multi-branch distribution are realized by adding measuring devices in distribution network. However, the topology structure of the distribution network is complex, the number of existing monitoring equipment is limited, and the large-scale installation of additional measuring equipment is expensive, which makes it difficult to be widely used in the actual system. Therefore, a fault location method for multi-branch distribution lines based on limited measurement information is proposed. Firstly, the nonlinear relationship between the capacitance information and the fault distance in multi-branch distribution lines is analyzed theoretically, and the feasibility of using deep learning to construct mapping function to complete the fault location task is proved. Then, the stack auto-encoder and long-short term memory network are used to establish an intelligent location model to reduce the error estimation of multi-branch distribution lines for fault location. Secondly, based on the measurement information in the distribution automation system, the determination and location for fault lines are realized by logical reasoning and intelligent location model. Finally, an intelligent localization implementation scheme based on deep transfer learning is proposed to improve the performance of the proposed method in various applications. The proposed location method is tested and verified on MATLAB/SIMULINK platform, and the simulation results show the effectiveness and generalization ability of the proposed method under complex working conditions and distributed generation access conditions. The results of this study can provide an auxiliary decision function for existing fault location methods.

Key words：fault location; stacked auto encoder; long short term memory network; intelligent electronic devices; multi-branch distribution systems

基金资助项目：国家自然科学基金(国家电网公司智能电网联合基金) (U2066210)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (State Grid Joint Fund for Smart Grid) (U2066210).

0 引言

配电网的可靠性受故障持续时间的影响较大。准确、快速的故障定位是实现故障清除和减少停机时间的关键，有助于提高电力系统运行可靠性[1]。但由于配电网中包含多个分支，且拓扑结构复杂，同时配电网量测设备的布置较为分散，在各支路首末端安装高精度测量装置不现实[2]。因此，多分支配电线路故障精准定位是一个较为棘手的难题。

配电网故障定位技术大致可分为 3 类：阻抗法[3-5]、行波法[6-8]和基于机器学习[9-11]的方法。阻抗法使用电压和电流测量信息估计故障位置，易于实现，但易受多分支、计量误差和系统规模的影响。随着对定位精度的要求越来越高，行波法在输电系统中的应用越来越广泛。但是，很少有研究将行波法用于多分支配电网的故障定位任务中，主要原因是行波在多分支配电网中传输时容易发生反射和折射，导致行波波前的检测和故障距离量测是非常困难的。一些研究人员利用微型相量同步测量装置，结合阻抗法和行波法提高定位精度，尝试采用高精度测量信息弥补上述问题造成的误差估计[12]。但基于高精度测量装置的定位方法需要较高质量的采样频率，而具备这些功能的设备在实际配电网中并不普遍。

目前，智能电表和智能测量终端在配电网中的应用已形成一定规模，配电自动化体系也逐步完善[13-14]。充分发挥配电自动化系统的作用，提高电力行业的安全运行水平是十分必要的。配电网在工业信息化的支撑下，积累了大量的数据样本，这为基于机器学习的定位方法提供了应用基础。由于传统的故障定位方法对配电网进行了一些系统假设，例如在一定程度上忽略了故障类型、电阻和线路支路对定位结果的影响，进而使得传统方法在面对实际多分支配电线路的复杂场景时定位效果性能一般。在本文中，将这些系统假设称为物理模型的“不可控因素”。而基于机器学习的定位方法则通过超参数表达“不可控因素”，使拟合结果更接近实际物理模型。但是，在实际案例中应用基于机器学习的方法时仍然存在一些问题，主要表现在：(1)实际测量点的分布远小于模型输入维度的需求。基于机器学习的方法采用不同的数据输入，如正序电压电流、零序电压电流、相角等，以实现故障区段定位和精确故障测距。然而，这类算法在多分支配电线路中实现需要在每个节点上配置相应的记录设备。大量的信息测量成本使得基于机器学习的定位算法在实际配电网中应用较为困难。(2)定位模型样本需求个数与实际配电网故障样本个数不匹配。目前，在故障定位领域中提出了一些机器学习模型，包括卷积神经网络(convolutional neural networks，CNN)、长短期记忆网络(long short term memory，LSTM)和堆栈自编码器(stacked auto encoder，SAE)。但是，这些方法的数据采集都是基于较广的区域或站域。当应用场景的拓扑结构与仿真阶段的拓扑结构不同时，实际场景中的故障样本难以支持模型的再训练，导致模型泛化能力不足。

综上所述，基于阻抗和行波的方法无法避免“不可控因素”的影响，在多支路配电线路中尤为明显。虽然基于机器学习的定位方法在配电网中取得了显著的进展，但如何将其应用到现有的配电网络中是一个亟待解决的难题。

为促进智能配电网的发展，本文结合配电自动化系统，提出了一种基于深度学习的配电网故障定位方法，可精确定位配电网中各种相间短路故障。所提定位模型结合了 2 种鲁棒深度学习网络(堆栈自编码器和长短期记忆网络)的优点，充分利用相电压和相电流波形信息，实现多分支配电线路故障的精确定位，且不受线路参数和支路电流的影响。同时，基于深度迁移学习提出一种智能定位实施方案，以提高模型在新环境的适应能力。本文提出的精准定位方法旨在从新的角度消除多支路配电线路对故障定位的影响，而不是取代现有的电力系统定位方法。

1 多分支配电线路故障原理分析

1.1 配电自动化系统

本文所提出的故障定位方法是基于现有配电自动化系统，由智能量测终端、智能电表及数据中心等组成[15]。配电自动化系统架构如图 1 所示，其中 $\mathrm{M}_m(m=1,\ 2,\cdots)$ 表示第 m 条一级分支线路的首端节点，N_{mc} 和 $\mathrm{O}_{mc}(1\le c\le n,\ n=1,\ 2,\ \cdots)$ 分别表示第 m 条一级分支上的第 c 条二级分支线路的首端和末端，I_m 为第 m 条一级分支首端的电流有效值，$I_{kc}(1\le k\le m)$ 为第 k 条一级分支中第 c 条二级分支的电流有效值。与输电网不同，配电网拓扑结构复杂，存在多级分支，如果在所有分支节点配置智能量测设备，则会产生大量的投资成本，且该成本一般不在配电网技术盈利范围之内。因此，配电系统

自动化的智能量测终端仅配置在一级分支线路的首端(如图 1 中的 M_1、M_2 号节点)。智能量测终端可测得配置节点电压和电流波形信息。在二级分支线路末端(如图 1 中 O_{11}、O_{12}、O_{1c}、O_{21}、O_{22}、O_{2c})仅配置智能电表测量电流量的有效值。

1.2 故障线路判定

故障线路判定是多分支故障线路测距的前提。在配电自动化系统中，故障指示器或智能量测装置可用于确定故障的配电支路，例如图 1 中 M_1 后的配电线路。同时，配电自动化系统可以采集分布在各个分支节点末端配置的智能电表测量的电流数据。根据智能电表的电气数据进行逻辑推理，可以判断出故障的二级分支线路。

在一级分支首端收集各个二级分支末端的电流有效值，从中选取小于阈值 γ(γ 接近于 0，本文取值 0.2)的电流量形成判定矢量 $\boldsymbol{I}_e=[I_{kp},\cdots,I_{kq}]$，其中 p 和 q 均为二级分支标号，且假定分支 p 更靠近量测点。如果 $p=q$，则表示只有一个二级分支出现故障，故障线路为 $N_{kp}O_{kp}$；如果 $p\neq q$，则表示一级分支 $N_{k(p-1)}N_{kp}$ 出现故障，导致多个二级分支断电。

以首端为 M_1 的一级分支为例，对故障线路判定逻辑进行介绍。当在一级分支 M_1 线路上没有发生故障时，$I_1=I_{11}+I_{12}+I_{13}+\cdots+I_{1n}$。当故障发生在一级分支 $N_{11}N_{12}$ 上时，N_{12} 节点之后的二级分支的电流(如 I_{12}、I_{1c})有效值都将接近于 0。当故障发生在二级分支 $N_{12}O_{12}$ 上时，二级分支 $N_{12}O_{12}$ 上的电流有效值 I_{12} 接近于 0。以此类推，在故障发生之后，依靠配电自动化系统收集各个一级分支首端和二级分支线路末端的电流有效值，可判别出具体故障线路。

1.3 故障精准测距

一旦确定了故障线路，配电网精准定位的另一任务是故障测距。图 2 为不考虑电容对地影响，故障线路的等效故障电路图，其中 $\boldsymbol{E}_a$ 为等效电源，$\boldsymbol{U}_M$、$\boldsymbol{I}_M$ 分别为智能量测装置测得的相电压和电流相量；$\boldsymbol{I}_f$ 为故障点的电流相量；R_{fg} 为过渡电阻；$\boldsymbol{Z}_l$ 为单位阻抗；f 为故障点，量测点 M 到 f 点的距离为故障距离 x。以相间短路为例，分析故障原理。

1）两相短路故障

当二级分支支路(如 $N_{1c}O_{1c}$ 支路)发生故障时，故障后的等效电路图(BC 两相短路)如图 3 所示，图中量测点到故障分支首端的距离为 L；L'、L'' 分别表示量测点到其他正常分支线路的距离；$\boldsymbol{U}_{MA}$、

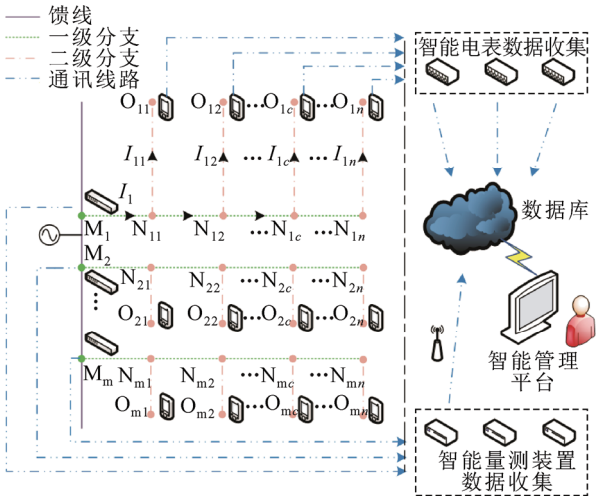


图 1 配电自动系统架构

Fig.1 Architecture of distribution automation system

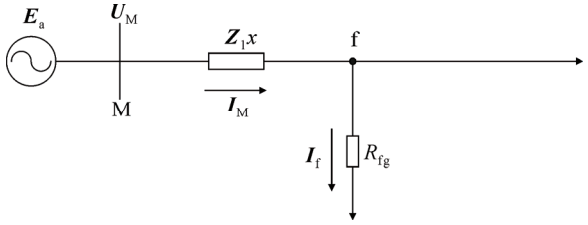


图 2 故障等效线路示意图

Fig.2 Equivalent circuit of fault line

$\boldsymbol{U}_{MB}$、$\boldsymbol{U}_{MC}$ 分别表示主线路 A、B、C 三相的相电压相量；$\boldsymbol{I}_{MA}$、$\boldsymbol{I}_{MB}$、$\boldsymbol{I}_{MC}$ 分别表示主线路 A、B、C 三相的相电流相量；$\boldsymbol{I}_{fB}$、$\boldsymbol{I}_{fC}$ 分别表示故障线路的 B、C 相故障电流相量。在其他正常分支上的小负载电流相量 $\boldsymbol{I}'$ 和 $\boldsymbol{I}''$ 均在所提算法原理的考量范围之内。

由等效电路图 3 可知，$\boldsymbol{I}_{fB}$、$\boldsymbol{I}_{fC}$ 与 $\boldsymbol{I}_{MB}$、$\boldsymbol{I}_{MC}$ 不相等，量测点 M 与故障点 f 处的电气关系为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{U}_{MB}-\boldsymbol{U}_{MC}=&(\boldsymbol{I}_{MB}-\boldsymbol{I}_{MC})\boldsymbol{Z}_1L+\\&(\boldsymbol{I}_{fB}-\boldsymbol{I}_{fC})(\boldsymbol{Z}_1(x-L)+R_{fg})\end{aligned}\tag{1}$$

即

$$\begin{aligned}\frac{\boldsymbol{U}_{MB}-\boldsymbol{U}_{MC}}{\boldsymbol{I}_{MB}-\boldsymbol{I}_{MC}}=&\frac{\boldsymbol{I}_{fB}-\boldsymbol{I}_{fC}}{\boldsymbol{I}_{MB}-\boldsymbol{I}_{MC}}\boldsymbol{Z}_1x+\frac{\boldsymbol{I}_{fB}-\boldsymbol{I}_{fC}}{\boldsymbol{I}_{MB}-\boldsymbol{I}_{MC}}R_{fg}+\\&(1-\frac{\boldsymbol{I}_{fB}-\boldsymbol{I}_{fC}}{\boldsymbol{I}_{MB}-\boldsymbol{I}_{MC}})\boldsymbol{Z}_1L\end{aligned}\tag{2}$$

式中 $\boldsymbol{I}_{fB}$ 和 $\boldsymbol{I}_{fC}$ 无法通过 M 端量测装置测得。将 $(\boldsymbol{I}_{fB}-\boldsymbol{I}_{fC})/(\boldsymbol{I}_{MB}-\boldsymbol{I}_{MC})$ 定义为阻抗系数 $\boldsymbol{P}$，$(\boldsymbol{U}_{MB}-\boldsymbol{U}_{MC})/(\boldsymbol{I}_{MB}-\boldsymbol{I}_{MC})$ 定义为测量阻抗 $\boldsymbol{Z}_M$，$\boldsymbol{Z}_1L$ 定义为系统阻抗 $\boldsymbol{Z}_L$，$\boldsymbol{P}R_{fg}+(1-\boldsymbol{P})\boldsymbol{Z}_1L$ 定义为增量阻抗 $\boldsymbol{Z}_{add}$。此三者的关系可以转化为

$$\boldsymbol{PZ}_{\mathrm{L}}=\boldsymbol{Z}_{\mathrm{M}}-\boldsymbol{Z}_{\mathrm{add}} \tag{3}$$

2）三相短路故障

当多分支配电系统中发生故障类型为三相接地短路故障时，故障线路等效示意图如图 4 所示。

由于发生三相短路故障，每一相故障情况相同，故在本小节中选取 A 相为故障相展开分析。$\boldsymbol{I}_{\mathrm{fA}}$ 表示故障线路 A 相的故障相电流。量测点 M 与故障点 f 处的电压的关系为

$$\boldsymbol{U}_{\mathrm{MA}}=\boldsymbol{I}_{\mathrm{MA}}\boldsymbol{Z}_{\mathrm{l}}x+\boldsymbol{I}_{\mathrm{fA}}(\boldsymbol{Z}_{\mathrm{l}}(x-L)+R_{\mathrm{fg}}) \tag{4}$$

由等效电路图 4 可知，$\boldsymbol{I}_{\mathrm{fA}}$ 和 $\boldsymbol{I}_{\mathrm{MA}}$ 不相等，故式(4)可转化为

$$\frac{\boldsymbol{U}_{\mathrm{MA}}}{\boldsymbol{I}_{\mathrm{MA}}}=(1+\frac{\boldsymbol{I}_{\mathrm{fA}}}{\boldsymbol{I}_{\mathrm{MA}}})\boldsymbol{Z}_{\mathrm{l}}x+\frac{\boldsymbol{I}_{\mathrm{fA}}}{\boldsymbol{I}_{\mathrm{MA}}}(R_{\mathrm{fg}}-\boldsymbol{Z}_{\mathrm{l}}L) \tag{5}$$

由式(2)、(5)可知，当配电线路发生相间短路故障时，一级分支首端测得的电压和电流信息与故障距离之间存在映射关系，即式(3)。测量阻抗 $\boldsymbol{Z}_{\mathrm{M}}$、系统阻抗 $\boldsymbol{Z}_{\mathrm{L}}$ 和增量阻抗 $\boldsymbol{Z}_{\mathrm{add}}$ 之间的关系可以在图 5 所示的复平面上表示，其中 φ_{M} 表示测量阻抗相量 $\boldsymbol{Z}_{\mathrm{M}}$ 的相角，φ_{L} 表示阻抗系数和系统阻抗共同作用下 $\boldsymbol{PZ}_{\mathrm{L}}$ 的相角，φ_{Z} 表示增量阻抗 $\boldsymbol{Z}_{\mathrm{add}}$ 的相角。

在故障距离计算中，不包括二次支路以及接地阻抗为 0 的条件下，$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{add}}=0$，即 $\boldsymbol{PZ}_{\mathrm{L}}=\boldsymbol{Z}_{\mathrm{M}}$。在这种情况下，故障距离 x 可以直接使用方程 $\boldsymbol{U}_{\mathrm{MB}}-\boldsymbol{U}_{\mathrm{MC}}=(\boldsymbol{I}_{\mathrm{MB}}-\boldsymbol{I}_{\mathrm{MC}})(\boldsymbol{Z}_{\mathrm{l}}x+R_{\mathrm{fg}})$ 计算。但当故障电路中包含二次支路或接地电阻为非零时，$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{add}}$ 将增加且不能忽略。然而，现阶段配电网量测的有效信息较少，无法直接计算出 $\boldsymbol{Z}_{\mathrm{add}}$。因此，在多分支配电线路中无法通过测量端电压和电流信息计算得出故障距离 x。未知项 $\boldsymbol{Z}_{\mathrm{add}}$ 可以被认为是在实际场景中随机分布的“不可控因素”。在复平面中，$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{add}}$ 的概率分布实际上是 $\boldsymbol{Z}_{\mathrm{M}}$ 和 $\boldsymbol{PZ}_{\mathrm{L}}$ 之间映射的概率分布。

为了使用统一的变量对该复平面中矢量关系进行建模，本文采用了相电压和相电流作为特征量。同时，电压和电流的波形信息也作为后续测距模型的输入量，通过深度学习网络拟合 2 者与故障距离之间的映射关系，如式(6)所示。

$$y=g(\sum_{i=1}^{n}w_i(\boldsymbol{U}'\oplus\boldsymbol{I}')+b) \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{U}'$ 为电压相量 $\boldsymbol{U}$ 的波形信息；$\boldsymbol{I}'$ 为电流相量 $\boldsymbol{I}$ 的波形信息；⊕ 表示电压和电流波形信息的耦合拼接；g 为深度学习模型，包含模型的权值参数 w_i 和偏置 b；n 为深度学习模型隐藏层的层数；y 则为模型输出的预测标签。

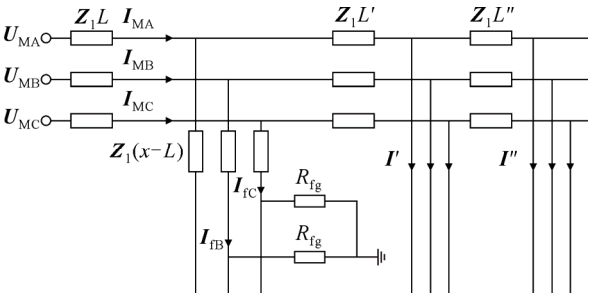


图 3 两相短路故障线路等效示意图

Fig.3 Equivalent of two-phase short-circuit fault line

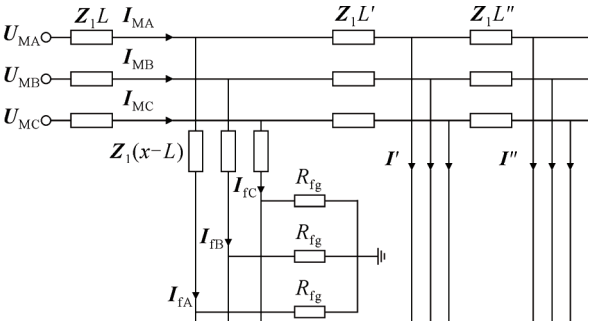


图 4 三相短路故障线路等效示意图

Fig.4 Equivalent of three-phase short-circuit fault line

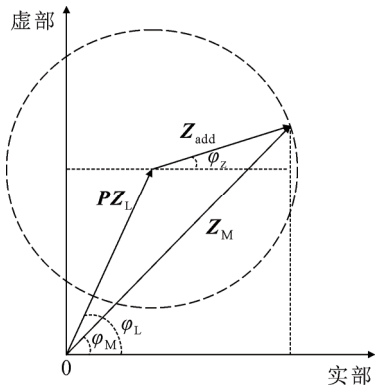


图 5 故障测距的等效阻抗复平面

Fig.5 The equivalent impedance complex plane of fault location

综上所述，通过采用配电自动化系统中的测量点的电气量信息可学习从波形到故障点的映射关系，实现波形空间到距离空间的映射，从而将信息丰富的故障特征转化为实际故障距离。

2 多分支配电线路故障定位方法

2.1 多分支定位框架

本文提出的定位方法基本框架如图 6 所示。在实际配电系统中，只有少数节点配备量测装置。当

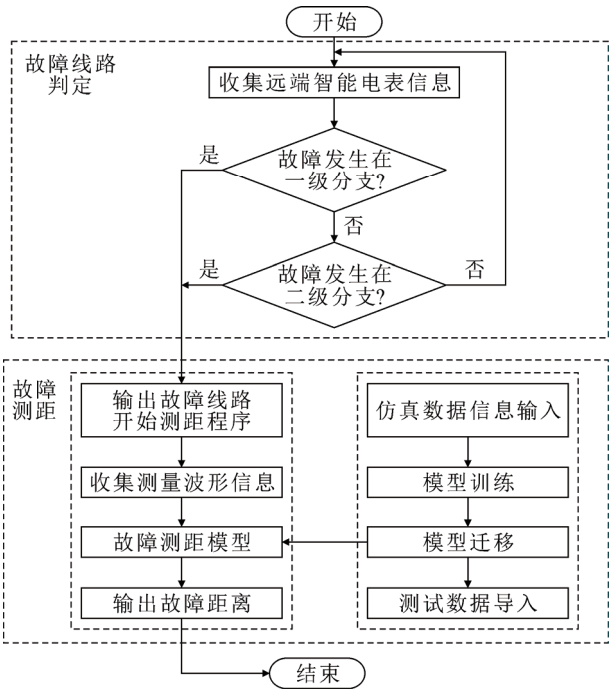


图 6 多分支配电线路故障定位框架

Fig.6 Multi-branch distributed line fault location framework

线路发生故障后，通过一级线路首端的智能量测装置和各线路末端智能电表采集到的信息选择故障线路，随即触发故障精准测距模型。相比于传统方法对多分支配电线路故障定位中“不可控因素”的忽略处理，采用深度学习方法对位置参数进行非线性拟合，提高了模型的鲁棒性。故障线路判定部分的原理与 1.2 章节一致，在本节不做重点说明。下面介绍框架中故障测距模型的实现细节。

2.2 测距网络架构

电力系统本身具有明显的周期性特征，尤其是如电压、电流的连续电气量具有很强的时间相关性[16]。在测距架构中网络模型的选择关系到模型精确度。一些文献中关乎时间特征的网络选择均以 LSTM 网络作为首选项[17]。但是 LSTM 在直接处理高维度原始数据时效果较差。故本文采用 SAE 网络提取输入数据的关键特征并进行数据降维处理。测距网络架构如图 7 所示，其中主要包含 SAE 降维模块和 LSTM 预测模块。

1）SAE 降维模块

SAE 网络是一种无监督学习模型，它可以提取关键特征，并提高监督学习模型的性能[18]。本文采用单隐层自编码器。同时，为帮助发现输入向量的更多相关性，引入稀疏性参数约束隐藏层中的神经元大多数接近于 0。

在训练过程中，将输出目标值设置为与输入向量相同，SAE 降维模块的损失函数为

$$L_{\mathrm{SAE}}=\frac{1}{2S}\sum_{i=1}^{S}\left\|x_i-\tilde{x}_i\right\|^2+\frac{\lambda}{2}\sum_{i=1}^{2}\left\|\boldsymbol{W}_i\right\|^2+\alpha\sum_{i=1}^{H}\nabla(\rho\,\|\,\rho_j) \tag{7}$$

式中：x_i 表示第 i 个输入样本；$\tilde{x}_i$ 表示输出层中第 i 个重建样本；S 为输入数据样本总个数；α、λ 为调整权重的正则化参数惩罚因子；$\boldsymbol{W}_i$ 是层与层之间的权重矩阵，当 $i=1$ 时，$\boldsymbol{W}_1$ 是输入层和隐藏层之间的权值矩阵，当 $i=2$ 时，$\boldsymbol{W}_2$ 是隐藏层和输出层之间的权值矩阵；H 是神经元的总隐藏层个数。$\nabla(\rho\|\rho_j)$ 是 Kullback-Leibler 散度，一个用于测量 2 个数据集之间差异的标准函数，常用来训练 SAE，其可表示为

$$\nabla(\rho\,\|\,\rho_j)=\rho\ln\frac{\rho}{\rho_j}+(1-\rho)\ln\frac{1-\rho}{1-\rho_j} \tag{8}$$

式中：ρ_j 为隐层中神经元 j 相对于所有训练样本的平均激活函数值；ρ 是稀疏性参数。

2）LSTM 预测模块

LSTM 预测模块接收 SAE 降维模块的输出向量作为输入，再利用 LSTM 预测模块完成故障距离估计。该预测模块由 LSTM 元组成，其结构如图 7 所示，图中 σ 和 tanh 代表 sigmoid 和 tanh 激活函数，z 为 LSTM 网络内部的时间步长。LSTM 预测模块将不同时间切片的单元格进行相乘，使得上一个时间步长的输出与下一个时间步长的输出相同。以均方误差作为 LSTM 预测模块的损失函数 L_{LSTM}，如式(9)所示。

$$L_{\mathrm{LSTM}}=\frac{1}{S}\sum_{i=1}^{S}\left\|y_i-\tilde{y}_i\right\|^2 \tag{9}$$

式中：$\tilde{y}_i$ 为 LSTM 模型的预测结果；y_i 表示第 i 个样本真实标记值。

在训练回归 SAE-LSTM 模型时，定义一个总体损失函数 L_{T} 同时考虑 SAE 和 LSTM 模块的影响，如式(10)所示。

$$L_{\mathrm{T}}=L_{\mathrm{SAE}}+L_{\mathrm{LSTM}} \tag{10}$$

该框架基于网格搜索和交叉验证确定超参数，并使用 sigmoid 函数作为 LSTM 中全连接层的激活函数。本文省略了 SAE 网络和 LSTM 网络的计算过程和权重训练，类似的过程可在先前的工作中找到[18-19]。

2.3 迁移运行

迁移学习侧重于利用数据、任务或模型之间的相似性，将学习到的知识应用于新问题。对于模型迁移，迁移学习的优点是使模型在小规模训练集的

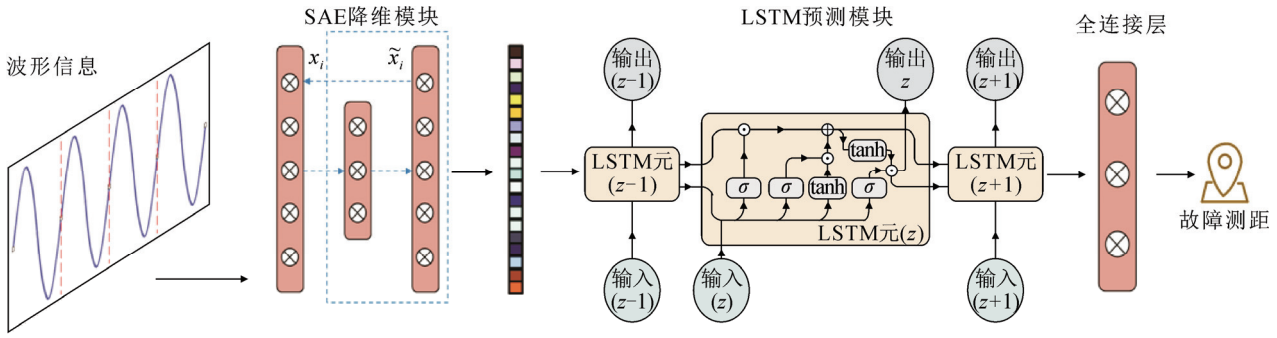


图 7　定位网络 SAE-LSTM 结构示意图

Fig.7　Schematic diagram of location network SAE-LSTM

情况下快速收敛。原始模型可以用大量的模拟数据进行训练，并且应用知识转移来改进具有小的实际数据集的模型，其中源数据和目标数据具有相似的分布。迁移学习的模型迁移可以在很大程度上减少对目标域样本的需求。

源域和目标域中的任务如式(11)—式(14)所示，其中 D 表示域；X 表示样本；T 表示任务；Y 表示相应的标签；θ 表示网络参数；f 表示从样本 X 到预测值 Y 的函数映射；下标 s 和 t 分别表示源任务和目标任务。

$$D_{\mathrm{s}}=\{X_{\mathrm{s}},T_{\mathrm{s}}\} \tag{11}$$

$$D_{\mathrm{t}}=\{X_{\mathrm{t}},T_{\mathrm{t}}\} \tag{12}$$

$$Y_{\mathrm{s}}=f_{\mathrm{s}}\{X_{\mathrm{s}},\theta_{\mathrm{s}}\} \tag{13}$$

$$Y_{\mathrm{t}}=f_{\mathrm{t}}\{X_{\mathrm{t}},\theta_{\mathrm{t}}\} \tag{14}$$

迁移学习是在源域数据 $\{X_{\mathrm{s}}, T_{\mathrm{s}}\}$ 中找到相关属性并获得映射 f_{s}。在将映射 f_{s} 迁移到目标域之后，从目标域数据 $\{X_{\mathrm{t}}, T_{\mathrm{t}}\}$ 学习目标任务的映射 f_{t}。相关参数关系可以表示如下：

$$\theta_{\mathrm{s}}=\arg\min\sum_{i=1}^{n_{\mathrm{s}}}L_{\mathrm{s}}(X_{\mathrm{s}},T_{\mathrm{s}}) \tag{15}$$

$$\theta_{\mathrm{t}}=\arg\min\sum_{i=1}^{n_{\mathrm{t}}}L_{\mathrm{t}}(X_{\mathrm{t}},\theta_{\mathrm{s}},T_{\mathrm{t}}) \tag{16}$$

式中：n_{s} 和 n_{t} 分别是源域数据和目标域数据的样本数；L_{s} 和 L_{t} 分别是源域网络和目标域网络的损失函数。

由于提出的 SAE-LSTM 测距模型是采用不同典型树状配电网拓扑生成的样本进行训练，直接应用于新拓扑结构可能会导致定位性能较低，模型再训练耗时长。同时，训练一个实际故障样本有限的网络也较为困难。根据先前课题组成果得出，虽然故障电压和故障电流随着配电网拓扑的变化而变化，但在不同分支数量的树状网络中，故障波形的总体分布是相同的[20]，这表明了不同多分支拓扑内在的物理信息存在类似的故障位置映射关系。因此，本文采用基于微调的迁移学习算法来实现不同拓扑结构下的故障点定位。算法如图 8 所示。

微调是指冻结源模型中的结构与某些层的参数保持不变，并使用目标拓扑的数据对其他非冻结层进行再训练的过程。在提出的模型中，SAE 降维模块和 LSTM 预测模块包含更多的一般特征，而全连接层更具体地描述回归细节。全连接层可以作为回归预测因子。源模型是通过对大量配电网数据进行训练得到的，重点挖掘数据在故障发生时的共同特征。故而认为源模型中 SAE 降维模块和 LSTM 预测模块的参数已经能够很好地挖掘故障波形的相关知识表达。因此，采用冻结所有隐藏层并对最终的全连接层进行微调的迁移策略，既能有效继承源模型中通过大量数据获得的知识挖掘能力，又能保证局部部署的效率。

3　算例设置

本文以广西柳州某地配电网拓扑为原型，通过对 2 个典型的树状配电网进行建模，验证了所提方法的定位性能。在 MATLAB/SIMULINK 平台上搭建如附录 A 图 A1 所示的模型，作为训练样本的源域，该网络仅由 1 个一级分支和 3 个二级分支组成。附录 A 图 A2 中的网络只生成少量故障样本，看作为实际目标系统。通过合理分配智能量测装置，将目标系统划分为 3 个区域，每个区域只包含一个智能量测装置。

2 种配电型号的电压均为 10 kV。模拟了相间接地短路故障、相间短路故障和三相接地短路故障，共 3 种故障类型。波形的采样频率为 10 kHz。算例设置不同的故障参数，如故障距离、接地电阻、初相角等，具体如附录 A 表 A1 所示。源域网络共产

生 4788 个故障样本，随机选取 3352 个样本组成训练集，其余 1436 个样本用于测试。

通过检测精度 L_{right} 和定位精度 $E_{\text{err_L}}$ 对所提算法模型性能进行评价。当智能量测装置向配电自动化系统报备所在一级分支发生故障时，系统自动收取二级分支末端的电流数据，进行故障线路的判定。以被正确检测的样本的比例作为检测精度，其计算式如(17)所示。精准测距评价指标如式(18)所示。

$$L_{\text{right}} = N_{\text{right}} / N_{\text{total}} \tag{17}$$

$$E_{\text{err_L}} = (L_{\text{pre}} - L_{\text{act}}) / L_{\text{total}} \tag{18}$$

式中：N_{right} 为故障选线正确结果的个数；N_{total} 为所有测试样本的个数；L_{pre} 为模型预测得到的故障距离；L_{act} 为实际故障距离；L_{total} 为节点之间的距离，如图 1 中的 $N_{11}N_{12}$。

4 仿真验证与分析

4.1 源网络故障定位程序性能

采用源数据对所提算法的定位性能进行检验，检测准确度和定位精度的测试结果如表 1 所示。在测试中所有的故障分支均被正确选定，证明该方法对故障分支的确定具有普适性。

分析表 1 可得，源网络中可准确测得 4 种不同故障类型的位置，且预测误差均在 3%以下。现针对表 1 中体现的误差结果最大的两相接地短路进行分析。两相短路接地短路测试结果如图 9 所示。其中，x 轴表示每条故障分支上的 19 个故障点，y 轴表示 7 条故障分支。从 x–y 平面展示的等高线平面可得到以下结论：(1)距离数据测量点越远的分支，模型测得的误差越大；(2)同一分支下，距离数据测量点越远的分支误差越大。图中数据及颜色渐变验证了所提方法的合理性，符合电气传统知识规律。图 10 展示了不同电阻和相角下的预测误差。测试结果表明该方法在不同电阻和故障初相角场景下都可保证定位的准确度。

4.2 与其他模型的对比

为了验证所提测距方案在精度方面的优势，将所提方法与工业广泛应用的其他深度学习模型进行了比较，包括卷积神经网络、长短期记忆网络以及堆叠自编码器网络。所有模型在源域的训练集上训练，在源域测试集中测试。基于人工智能法的定位精度取决于目标样本的多少和网络的性能优劣。由于在第 3 章节中已经讨论过目标域的样本，故在本

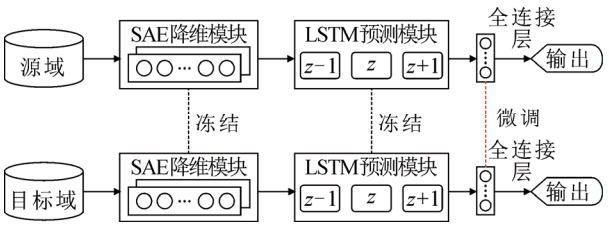


图 8 迁移运行算法图

Fig.8 Transfer learning algorithm diagram

表 1 不同故障类型算法测试结果

Table 1 Test results of algorithms for different fault types

故障类型	检测精度/%	定位误差平均值/%	定位误差最大值/%
两相接地短路	100	0.87	1.96
两相短路	100	1.53	2.73
三相接地短路	100	1.27	2.03

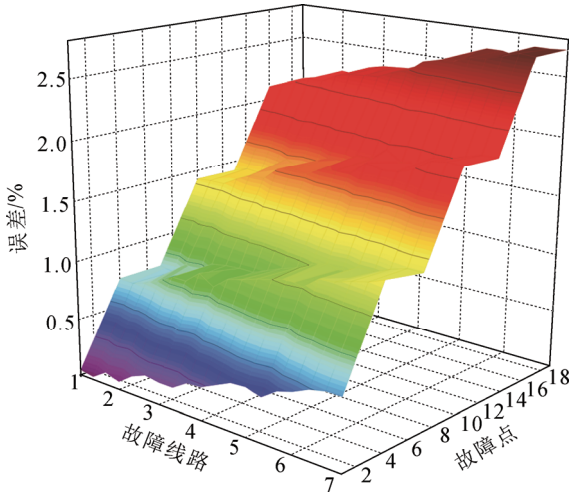


图 9 不同线路和故障位置下的两相接地故障测试结果

Fig.9 Test results of two-phase ground faults with different lines and fault locations

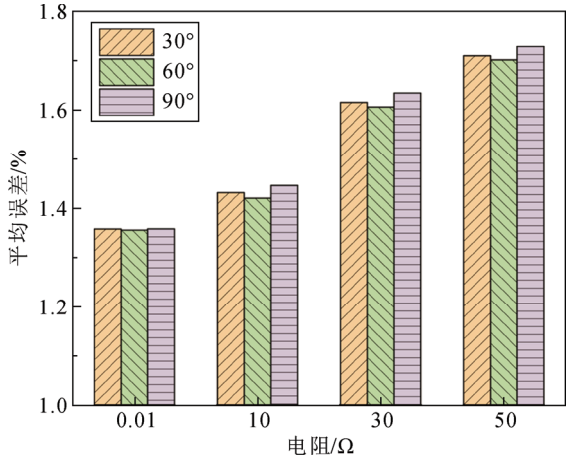


图 10 不同故障电阻和相角下的两相接地故障测试结果

Fig.10 Test results of two-phase ground faults with different fault resistances and phase angles

章节模型对比中仅考虑源网络的模型选取。测试结果如表 2 所示。结果表明，所采用的模型性能优于其他模型，验证了所提测距模型架构的优越性。

本文所提的方法采用 SAE 和 LSTM 结合的复杂网络进行原始模型的训练。该网络通过 SAE 对波形信息进行故障数据的特征提取，捕捉故障信息的局部特征，同时，采用 LSTM 网络捕捉电压和电流信息的时间序列特征。因此，该模型在故障测距任务中具有较好的非线性拟合效果。

4.3 迁移算法验证

所提定位方法在应用中的最后一步是对特定拓扑进行迁移，以提高精准测距算法的在线运行性能。根据文献[21]结论可知，在配电网故障诊断领域中应用迁移学习时，用于迁移学习的目标数据越多，模型预测的结果越好。在本小节中从目标域生成 230 组波形，其中每个区域 20 个样本用于适配，剩余 170 组波形用于测试。测试结果如附录 B 图 B1 所示。在测试集中 3 个区域的平均误差均在 2%以内，且测试集中包含配电网线路能够发生的所有故障类型。如若不进行迁移，仅将 170 组数据用源域模型进行预测，则定位结果误差高达 15.33%。2 种测试结果验证了所提算法的有效性，在一定程度上解决了小样本问题，为基于人工智能的配电网故障定位方法的实际应用提供技术支持。

4.4 精准测距与现有技术的对比

附录 B 图 B2 展示了阻抗法、单端行波法和本文所提方法的对比测试结果。阻抗法受采样频率和故障样本数量影响较小。然而阻抗法受分支电流的影响，导致定位误差偏高。附录 B 图 B2(a)展示 3 种方法随着频率增长的误差曲线示意图。其中行波法会随着频率的增长而减小误差。随着采样频率的提高，采样设备的成本也会随之上升。考虑到现阶段的配电网硬件需求，对于行波法在低压配电网的应用较为困难。附录 B 图 B2(b)表示 3 种方法随着样本数量的增加，误差变化的曲线统计图。本文所提的 SAE-LSTM 测距模型结合迁移学习，在小故障样本场景下也能表现较好的定位性能。因此，该方法弥补了在多分支复杂配电网中，传统方法故障定位精度不高的难题，为维修人员维护配电网运行提供技术支撑。

4.5 有源配电网故障测距

随着分布式电源(distributed generation，DG)接入配电网的规模增大，配电网的运行方式也发生改变。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的结构和负荷特性，增加了故障诊断的复杂性。本小节在附录 A 图 A1 中 1、2、3 号节点处分别单独接入一台 0.5 MW 的光伏电源，设置故障线路为线路 2，分别对应光伏在测量点上游(情景 1)，光伏在测量点下游且在故障点上游(情景 2)和光伏在测量点下游且在故障点下游(情景 3)的 3 种场景。每种场景下故障线路发生 30 次短路故障，其中 20 组数据用于模型训练，10 组数据用于模型测试。测试结果如表 3 所示。

在测试的所有场景中，平均误差均在 4%以内，最大误差在 7%以内。显而易见，分布式电源的接入会在一定程度上影响所提方法的定位性能，特别是当新场景与源场景的故障特征相差较大时。对应本小节的算例测试中，场景 1 中的光伏在故障线路和测量点的上游，当线路 2 发生故障时，分布式电源将馈送故障电流，测量点获得的量测信息与故障位置仍旧符合 1.3 小节中推导的映射关系。然而，场景 2 和场景 3 中发生故障后，量测信息不包含分布式电源馈入系统的故障电流，导致映射关系发生改变。因此，在所有使用分布式电源的场景中，场景 1 的最大误差最小。但是每次故障预测的误差是由多方面原因构成的，比如故障距离、相角和电阻值等，故而 3 个含有分布式电源的故障场景的平均误差均保持在 3.5%左右。测试结果验证了所提方法在分布式电源接入配电网情况下故障测距的有效性，在工程应用问题中，误差仍在可接受范围内[2]。

表 2 不同故障类型算法测试结果

Table 2 Test results of algorithms for different fault types

模型	平均误差/%	最大误差/%	训练时间/s	执行时间/s
CNN	4.21	5.38	136.1	0.3158
LSTM	2.76	4.36	151.3	0.3415
SAE	3.51	5.17	120.9	0.3837
所提架构	1.53	2.73	196.1	0.4368

表 3 不同 DG 接入后的测试结果

Table 3 Test results of different DGs access

情景	平均误差/%	最大误差/%
无 DG	1.67	3.12
情景 1	3.68	5.12
情景 2	3.29	5.75
情景 3	3.58	6.62

5 结论

1）本文提出了一种基于配电自动化系统和深度学习方法的故障精准定位方法。推导了故障量测信息和故障位置之间的关系，并构建了一种 SAE 和 LSTM 测距模型，实现对故障位置的精准测距。

2）引入了一种带微调的迁移学习方法，提高模型在实际情况下故障定位的有效性，并在一定程度上解决了电力人工智能在实际应用中遇到的小样本问题。

3）对于各种配电网发杂运行情况，如故障电阻、故障相角和 DGs 接入，故障点定位的误差均小于 7%。与现有技术相比，该方法在多分支配电线路的故障场景下降低了测距误差，减少了故障排查时间，提高了供电可靠性。

参考文献 References

[1] 詹惠瑜，刘科研，盛万兴，等. 有源配电网故障诊断与定位方法综述及展望[J]. 高电压技术，2023，49(2)：660-671.
ZHAN Huiyu, LIU Keyan, SHENG Wanxing, et al. Review and prospects of fault diagnosis and location method in active distribution network[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(2): 660-671.

[2] 贾 科，董雄鹰，李 论，等. 基于稀疏电压幅值量测的配电网故障测距[J]. 电网技术，2020，44(3)：835-844.
JIA Ke, DONG Xiongying, LI Lun, et al. Fault location for distribution network based on transient sparse voltage amplitude measurement[J]. Power System Technology, 2020, 44(3): 835-844.

[3] 王小君，任欣玉，和敬涵，等. 基于 μPMU 相量信息的配电网络故障测距方法[J]. 电网技术，2019，43(3)：810-817.
WANG Xiaojun, REN Xinyu, HE Jinghan, et al. Distribution network fault location based on μPMU information[J]. Power System Technology, 2019, 43(3): 810-817.

[4] 戴志辉，王 旭. 基于改进阻抗法的有源配电网故障测距算法[J]. 电网技术，2017，41(6)：2027-2034.
DAI Zhihui, WANG Xu. Impedance method based fault location algorithm for active distribution system[J]. Power System Technology, 2017, 41(6): 2027-2034.

[5] TRINDADE F C L, FREITAS W, VIEIRA J C M. Fault location in distribution systems based on smart feeder meters[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(1): 251-260.

[6] 李练兵，孙腾达，曾四鸣，等. 基于多端行波时差的配电网故障定位方法[J]. 电力系统保护与控制，2022，50(3)：140-147.
LI Lianbing, SUN Tengda, ZENG Siming, et al. Fault location method for distribution networks based on traveling wave time difference[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(3): 140-147.

[7] NAIDU O D, PRADHAN A K. Precise traveling wave-based transmission line fault location method using single-ended data[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(8): 5197-5207.

[8] NAIDU O D, PRADHAN A K. A traveling wave-based fault location method using unsynchronized current measurements[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(2): 505-513.

[9] 殷浩然，苗世洪，郭舒毓，等. 基于 S 变换相关度和深度学习的配电网单相接地故障选线新方法[J]. 电力自动化设备，2021，41(7)：88-96.
YIN Haoran, MIAO Shihong, GUO Shuyu, et al. Novel method for single-phase grounding fault line selection in distribution network based on S-transform correlation and deep learning[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(7): 88-96.

[10] 彭 华，王文超，朱永利，等. 基于 LSTM 神经网络的风电场集电线路单相接地智能测距[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(16)：60-66.
PENG Hua, WANG Wenchao, ZHU Yongli, et al. An intelligent single-phase grounding fault location for a wind farm collection line based on an LSTM neural network[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(16): 60-66.

[11] CHEN K J, HU J, ZHANG Y, et al. Fault location in power distribution systems via deep graph convolutional networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(1): 119-131.

[12] 李佳玮，王小君，和敬涵，等. 基于图注意力网络的配电网故障定位方法[J]. 电网技术，2021，45(6)：2113-2121.
LI Jiawei, WANG Xiaojun, HE Jinghan, et al. Distribution network fault location based on graph attention network[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2113-2121.

[13] 和敬涵，罗国敏，程梦晓，等. 新一代人工智能在电力系统故障分析及定位中的研究综述[J]. 中国电机工程学报，2020，40(17)：5506-5515.
HE Jinghan, LUO Guomin, CHENG Mengxiao, et al. A research review on application of artificial intelligence in power system fault analysis and location[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(17): 5506-5515.

[14] 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.

[15] KONG X Y, XU Y, JIAO Z B, et al. Fault location technology for power system based on information about the power internet of things[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(10): 6682-6692.

[16] 韩 笑，郭剑波，蒲天骄，等. 电力人工智能技术理论基础与发展展望(一)：假设分析与应用范式[J]. 中国电机工程学报，2023，43(8)：2877-2891.
HAN Xiao, GUO Jianbo, PU Tianjiao, et al. Theoretical foundation and directions of electric power artificial intelligence (I): hypothesis analysis and application paradigm[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(8): 2877-2891.

[17] WANG Q, BU S Q, HE Z Y, et al. Toward the prediction level of situation awareness for electric power systems using CNN-LSTM network[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(10): 6951-6961

[18] LUO G M, TAN Y J, LI M, et al. Stacked auto-encoder-based fault location in distribution network[J]. IEEE Access, 2020, 8: 28043-28053.

[19] WU Y, ZHANG P J, LU G H. Detection and location of aged cable segment in underground power distribution system using deep learning approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021,

17(11): 7379-7389.

[20] 孟子超，杜文娟，王海风. 基于迁移学习深度卷积神经网络的配电网故障区域定位[J]. 南方电网技术，2019，13(7)：25-33.
MENG Zichao, DU Wenjuan, WANG Haifeng. Distribution network fault area location based on deep convolution neural network with transfer learning[J]. Southern Power System Technology, 2019, 13(7): 25-33.

[21] D'INCECCO M, SQUARTINI S, ZHONG M J. Transfer learning for non-intrusive load monitoring[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(2): 1419-1429.



SHANG Boyang
Ph.D. candidate

尚博阳
1996—，男，博士生
主要研究方向为配电网故障诊断、人工智能在电力系统的应用
E-mail: boyshang@bjtu.edu.cn



LUO Guomin
Ph.D.
Associate professor
Corresponding author

罗国敏(通信作者)
1983—，女，博士，副教授
主要研究方向为电力系统继电保护、人工智能在电力系统的应用
E-mail: gmluo@bjtu.edu.cn



RU Jiaxin

茹嘉昕
1998—，男，硕士生
主要研究方向为配电网故障诊断
E-mail: rjx18534106988@163.com

收稿日期 2023-01-28 修回日期 2023-04-13 编辑 程子丰

附录 A

在 MATLAB/SIMULINK 平台上搭建如附录图 A1 所示的模型，作为训练样本的源域，该网络仅由一个一级分支和三个二级分支组成；附录图 A2 中的网络只生成少量故障样本，看作为实际目标系统；算例模型设置不同的故障参数如附录表 A1 所示。

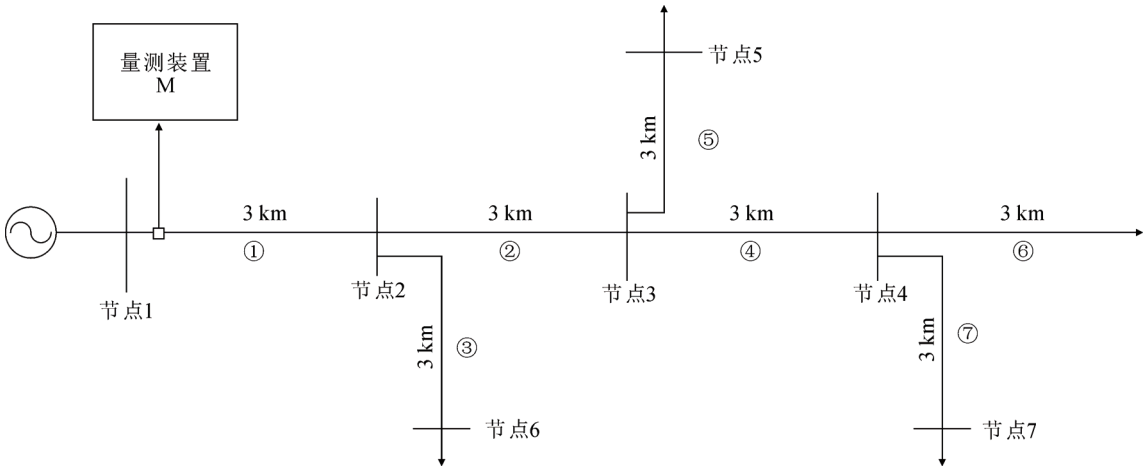


图 A1　源域数据集的配电网拓扑示意图

Fig.A1　Topology of the source domain distribution network

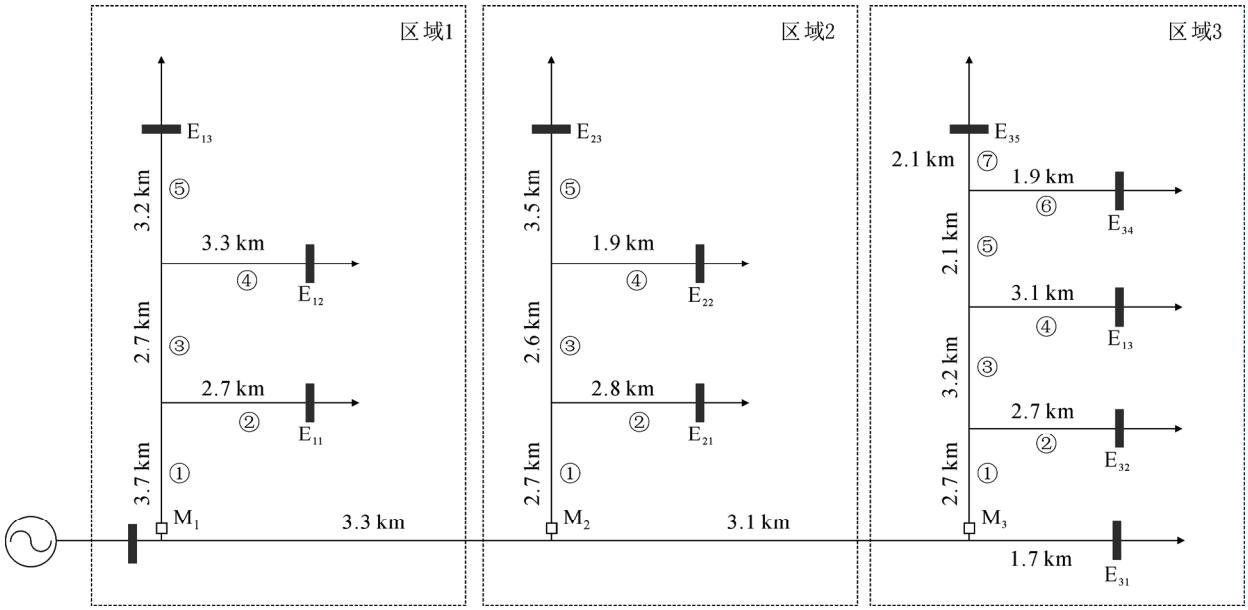


图 A2　目标域数据集的配电网拓扑示意图

Fig.A2　Topology of the target domain distribution network

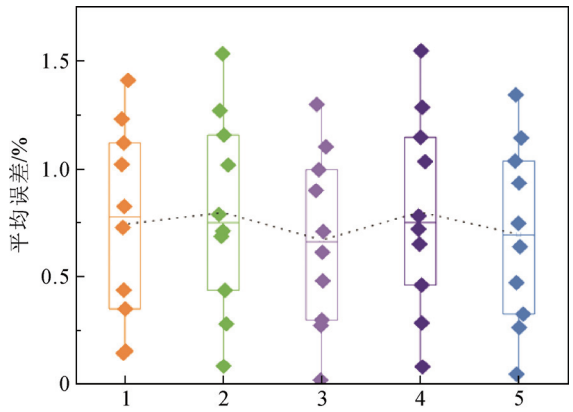
表 A1　故障样本参数设置

Table A1　Fault sample parameters

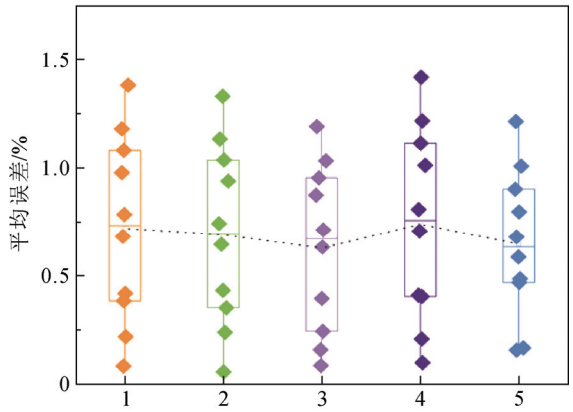
参数类型	数值
故障线路	线路 1 到线路 7
故障距离	从 5%到 95%(步长：5%)
故障电阻/Ω	0.1，10，30，50
故障初相角/(°)	30，60，90
故障类型	两相短路、两相接地短路、三相接地短路

附录 B

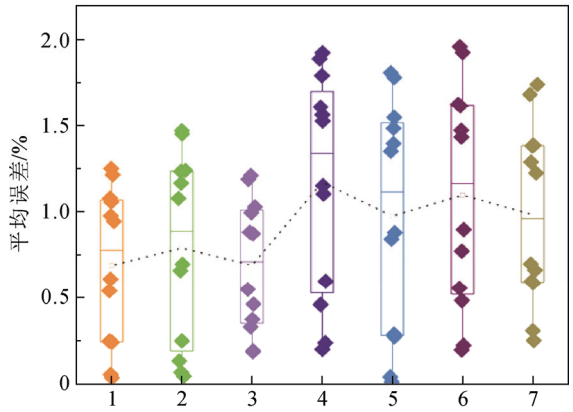
算例分析中迁移算法的验证结果如附录图 B1 所示；阻抗法、单端行波法和本文所提方法的对比测试结果如附录图 B2 所示。



(a) 区域1



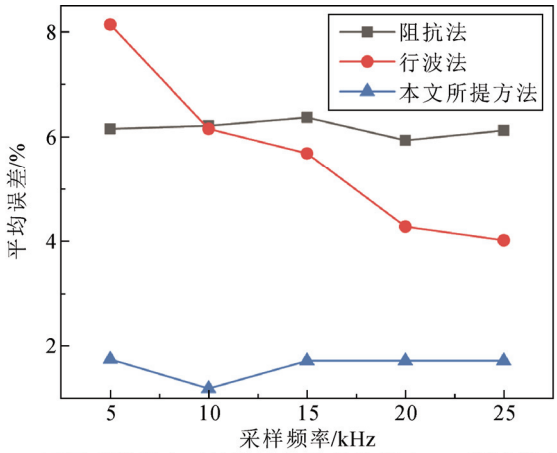
(b) 区域2



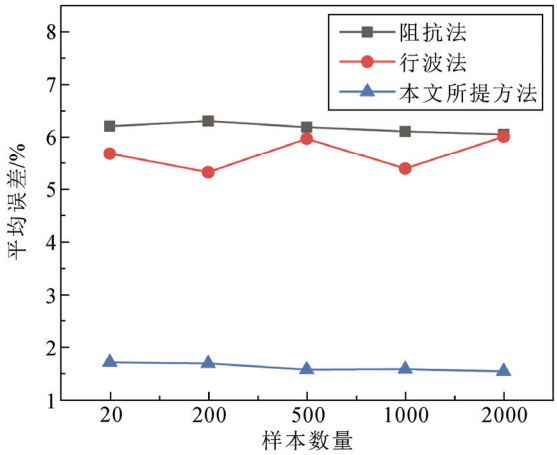
(c) 区域3

图 B1　迁移学习测试结果

Fig.B1　The transfer learning test results



(a) 不同采样频率下的测试结果(故障样本: 20, 测试样本: 10)



(b) 不同故障样本下的测试结果(采样频率: 10 kHz, 测试样本: 10)

图 B2　与不同方法的测试结果对比

Fig.B2　Test results under different method