

基于数字孪生及神经网络的电压扰动定位方法

冯志远^{1*}, 李琼林², 蒋建东¹, 郑晨², 赵鹏祥¹

(1. 郑州大学电气工程学院, 河南省 郑州市 450001;

2. 国网河南省电力公司电力科学研究院, 河南省 郑州市 450052)

Voltage Disturbance Localization Method Based on Digital Twin and Neural Network

FENG Zhiyuan^{1*}, LI Qionglin², JIANG Jiandong¹, ZHENG Chen², ZHAO Pengxiang¹

(1. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, Henan Province, China;

2. Electric Power Research Institute of State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450052, Henan Province, China)

Abstract: A voltage disturbance localization method based on digital twin and neural network is proposed. Firstly, a digital mirror model of the distribution network is constructed according to a large number of monitoring point information in the distribution network and the structural parameters of the distributed grid. Then an artificial neural network is used to analyze the digital mirror model. The historical data is used for learning and training to obtain the neural network model that reflects the mapping relationship between the node voltage and the sag occurrence position. Through this model, the information reflecting the fault characteristics of each node can be obtained according to the voltage data of each node after the sag, and then the location of the sag source can be realized. The effectiveness of the proposed method is verified by taking a 30-node distribution network in a county of Henan Province as an example. The results show that the method can accurately locate the voltage sag source.

Keywords: voltage transients; digital twin; neural networks; localization

摘要: 提出一种基于数字孪生及神经网络的电压扰动定位方法。首先根据配电网中大量的监测点信息以及网架结构参数构建配电网数字镜像模型, 然后采用人工神经网络对数字镜像模型的历史数据进行学习训练, 得到反映节点电压与暂降发生位置之间映射关系的神经网络模型。该模型可以根据暂降后各节点的电压数据得到反映各节点故障特征的信息, 进而实现对暂降源的定位。以河南某县30节点的配电网为例, 对所提方法的有效性进行验证, 结果表明该方法能够实现电压暂降源的准确定位。

关键词: 电压暂降; 数字孪生; 神经网络; 定位

基金项目: 国家电网有限公司科技项目(5400-202124153A-0-000)。

Science and Technology Foundation of SGCC (5400-202124153A-0-000)。

0 引言

据统计, 目前80%以上的电能质量问题由电压暂降引起。相比于其他电能质量问题, 电压暂降或者供电中断发生频繁, 影响广泛。在微电子、半导体等高端生产制造行业, 电压暂降或供电中断会造成生产线上的产品报废甚至设备损坏, 从而带来巨大的经济损失^[1-3]。开展电压暂降源头定位研究是解决上述问题的重要手段, 也能够为供用电双方的责任划分提供重要参考。

国内外已有较多学者在配电网电压暂降定位方面开展了相关研究^[4]。文献[5]根据线路中电压和电流的变化趋势判断暂降源的位置, 提出一种基于电压-电流相量的判别法, 该方法数据处理量小, 但对于复杂的实际配电网的适应性不足。文献[6]在文献[5]的基础上增加了对有功电流的监测, 利用电流方向定位扰动源。文献[7]利用线路各节点的电压电流基频正序分量的变化量, 对非扰动源侧的等效阻抗进行计算, 通过所得到的阻抗实部正负判断节点位于暂降源的上下游位置。文献[8-9]提出更加全面的扰动源定位法, 综合了通过电压或阻抗进行定位的方法, 提出一种基于向量空间的定位方法。电压暂降不仅会改变线路电压电流, 还会明显影响线路中的无功功率。文献[10]根据该特点, 提出基于无功功率的电压暂降溯源法, 该方法通过电压暂降发生前后无功功率符号的变化, 判断暂降源和监测点的相对位置。现有的各类方法虽然已基本成熟, 但仍然面临实现耗费人力、数据获取方法单一等问题, 定位效率有待提高。

随着现代电网的发展, 配电网的网架结构愈加复

杂, 节点数量呈规模化增加, 给配电网的故障定位带来巨大挑战, 传统的电压暂降定位方法无法满足复杂配电网的故障定位需求^[11]。基于此, 本文首先采用数字孪生技术建立配电网数字镜像模型, 然后结合神经网络强大的“黑箱”建模特点, 利用数字镜像模型获取的配电网各节点电压历史数据建立暂降源位置与节点电压之间映射关系的神经网络模型, 最后将实际发生电压暂降时各节点的电压数据输入到该模型中得到反映暂降源位置的特征数据, 进而实现电压暂降源的准确定位。与传统故障定位方法相比, 该方法可以省去人工计算步骤, 借助神经网络模型大幅减少工作量, 提高复杂配电网系统中电压暂降定位的工作效率。

1 电压暂降特性分析

1.1 节点电压特性

电压暂降会导致暂降源附近的电压下降, 通过附近节点所设的电压装置可以得到暂降发生后的电压变化情况。图1为电压暂降发生时的等效分析模型。其中, M_1 、 M_2 、 M_3 为设置的监测点; Z_1 、 Z_2 、 Z_3 为监测点把线路分成各段的等效阻抗; E_S 为供电侧等效电源; F 为设定的扰动源; Z_L 为负载侧的等效阻抗^[12]。

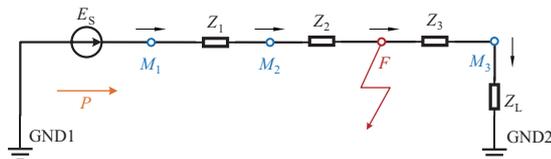


图1 电压暂降等效分析模型

Fig. 1 Voltage transient equivalent analysis model

首先将残余电压率定义为

$$U_{r-M,i} = \frac{U_{\text{sag}-M,i}}{U_{\text{pre}-M,i}} \quad (1)$$

式中: $U_{\text{pre}-M,i}$ 为暂降扰动发生前 M_i 处的电压; $U_{\text{sag}-M,i}$ 为扰动后 M_i 处的电压; $U_{r-M,i}$ 为二者之比, 表示该处的残余电压率。

在图1所示的等效简化模型中, 首先以监测装置 M_2 (位于故障点上游) 为例分析, 该处的残余电压率为

$$U_{r-M,2} = \frac{U_{\text{sag}-F} + \frac{Z_2}{Z_1 + Z_2} (U_S - U_{\text{sag}-F})}{U_{\text{pre}-F} + \frac{Z_2}{Z_1 + Z_2} (U_S - U_{\text{pre}-F})} \quad (2)$$

式中: U_S 为电源电压, 即监测点 M_1 的电压; $U_{\text{pre}-F}$ 和 $U_{\text{sag}-F}$ 分别为扰动发生前和发生后的电压。输电系统

无故障时线损较小, 因此正常运行时线路电压差可忽略, 即 $U_S = U_{\text{pre}-F}$, 且在相同的线路模型中, $Z_1 + Z_2$ 为固定值, 把 $U_{r-M,2}$ 对 Z_1 求导可得:

$$U'_{r-M,2}(Z_1) = \frac{1}{Z_1 + Z_2} \left(\frac{U_{\text{sag}-F} - U_{\text{pre}-F}}{U_{\text{pre}-F}} \right) \quad (3)$$

根据式(3)可知, 监测点 M_2 和扰动点 F 之间的线路阻抗 Z_2 与残余电压率大致成反比关系。相似地, 再分析监测点 M_3 (扰动源下游), 可得该点残余电压率为

$$U_{r-M,3} = \frac{U_{\text{sag}-F} \frac{Z_L}{Z_L + Z_3}}{U_{\text{pre}-F} \frac{Z_L}{Z_L + Z_3}} = \frac{U_{\text{sag}-F}}{U_{\text{pre}-F}} \quad (4)$$

根据式(4)可知, 扰动点 F 与其下游监测点的残余电压率 $U_{r-M,i}$ 相同, 且均小于上游监测点的残余电压率。

根据以上分析可得, 以扰动点 F 分为上下游两部分, 上游的残余电压率大致呈线性下降; 下游的残余电压率低于上游且为定值。根据该原理, 可以通过线路上设定的监测点残余电压率判断扰动点在线路上的位置。

1.2 电压暂降定位原理分析

在电压暂降源位置确定中, 一般根据各个监测点获得的数据, 判断出电压暂降的扰动源与监测点的相对位置(上游或下游)。获取与暂降源位置相关联的监测点电气量(如电压)的变化, 根据电气量数据进行处理和计算, 以此判断干扰源在监测点的上下游位置。如图2所示, 对电压暂降源方向进行分析。设蓝色箭头所指的方向是配电网系统的功率流动方向, Z_1 、 Z_2 是电网线路的等效阻抗, Z_1 在监测点的上游方向, Z_2 在监测点的下游方向。以功率流动方向(蓝色箭头)为参考方向, 橙色表示故障发生处, 由图可见故障1位于功率流动方向的相同方向, 即故障点在监测点的上游; 故障2位于功率流动方向的相反方向, 即故障点在监测点的下游^[13]。

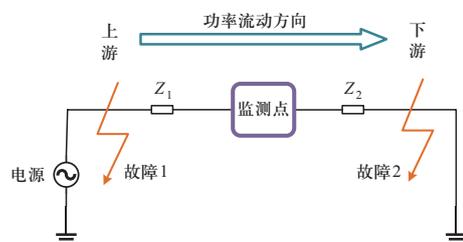


Fig. 2 Voltage transient source direction analysis

2 基于数字孪生技术的定位方法

2003年, 密歇根大学Grievies教授通过阐述“镜像空间”理论模型, 首次提出了数字孪生这一概念^[14]。近年来, 随着大数据和人工智能等新学科新技术的涌现, 数字孪生的应用日益广泛。数字镜像是数字孪生技术的体现, 由三个主体部分构成: 象征物理维度的实体物品、虚拟维度的虚拟仿真, 以及实现物理维度和虚拟维度之间数据交换的方式^[15]。其通过获取实时更新的现实运行数据, 建立起真实度高、可靠性好、数据精准的多维虚拟模型。在以数字孪生技术为依托的电网架构中, 电网各部分均可与现实一一对应, 能够准确描绘现实中的物理系统, 如图3所示。

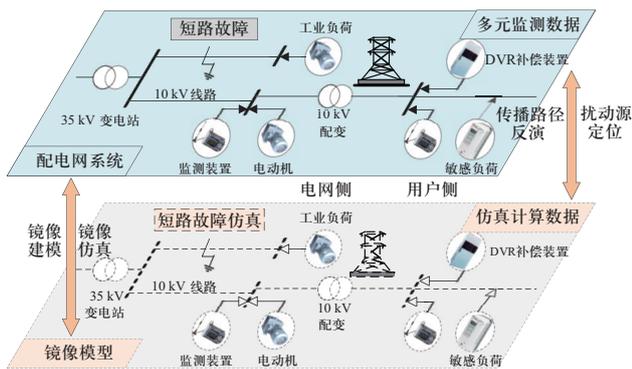


图3 数字孪生技术原理

Fig. 3 Principle of digital twin technology

数字孪生系统能够真实反映物理系统的实体对象运行状况, 通过交互控制系统实现物理系统的数字化, 大幅提升数据价值^[16]。数字孪生技术的引入, 使电网系统数据获取更加方便, 能够实现电网各类故障的智能化诊断分析。相较于传统电网研究方式, 该方法拥有更强的数据预测功能, 有助于加速电网系统的数字化进程。

2.1 配电网数字镜像建模

数字孪生技术要求完全仿制现实系统, 对系统运行参数和机理等进行数字化处理, 在计算机构建相对应的虚拟系统, 从而实现对现实系统的仿真模拟并获取数据, 因此建模是电网镜像架构的实现基础^[17]。

本文设计构建一个基于数字孪生技术的电网架构。在该架构中, 电网发电侧电机、输电线路、变压器以及负载等部分均可与实际设备相对应, 各部分的参数也能与电网的实际参数同步更新。结构如图4所

示, 主要由实物层、数据层、模型层和运用层组成^[18]。实物层是现实世界的实体, 可以是实际存在的物体(如生物、建筑、设备等), 也可以是无形的系统(如电网系统); 数据层是建模所需的各类数据信息; 模型层是利用这些信息建立的虚拟模型; 运用层是数字孪生技术的功能体现, 它得出用户所需的模拟运行结果, 处理数据并传递给用户。



图4 基于数字镜像的电网架构

Fig. 4 Digital mirror-based grid architecture

2.2 基于神经网络的数据处理

得益于数字孪生技术对配电网系统全方位的复现, 仿真所获数据的信息量日益增长, 已经不便使用人工处理数据。近年来, 人们借助计算机开发了自主学习、深度学习等技术, 用于处理镜像技术获取的大量实时数据, 完成用户所需的故障诊断、运行预测等工作。在计算机自主学习中, 甚至可以在用户对现实系统数据输入不全时, 依然较为准确地复现运行情况和模拟未来状态, 这让数字孪生技术拥有了预测能力。本文通过RBF (radial basis function, 径向基函数) 神经网络对现有的电压暂降仿真和实测数据自主学习训练, 并构建数据库, 使计算机面对新的暂降数据时, 可以自动判断电压数据并输出扰动源的位置, 减少人工计算量。基于RBF神经网络的数据处理拓扑^[19]如图5所示。

2.3 定位流程

根据定位原理分析、数字镜像架构的信息获取以及基于神经网络的数据处理, 得到电压暂降源的具体定位步骤如下。

- 1) 依据实际配电网系统, 运用数字孪生技术构建模型。
- 2) 监测点数据获取。通过数字镜像架构获取电压暂降的节点数据及定位信息。
- 3) 根据扰动源定位原理, 判断数字镜像模型对于电压暂降信息的正确性。

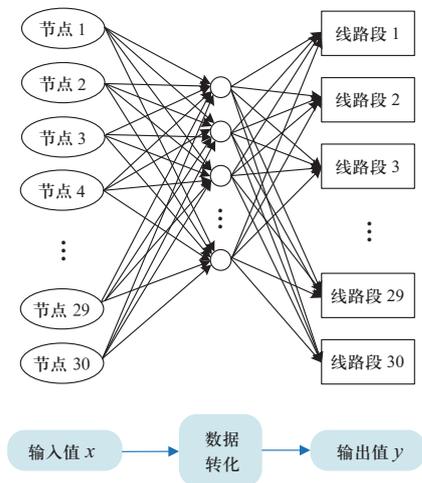


图 5 RBF神经网络拓扑结构
Fig. 5 RBF neural network topology

4) 数据处理自主学习。以上一步确定的定位数据作为数据库, 通过神经网络自主学习, 计算机自主处理新的暂降数据, 自动输出扰动源的位置。

5) 验证自主学习后所输出的位置与实际位置的一致性。若一致则说明方法可行。

定位步骤流程如图6所示。

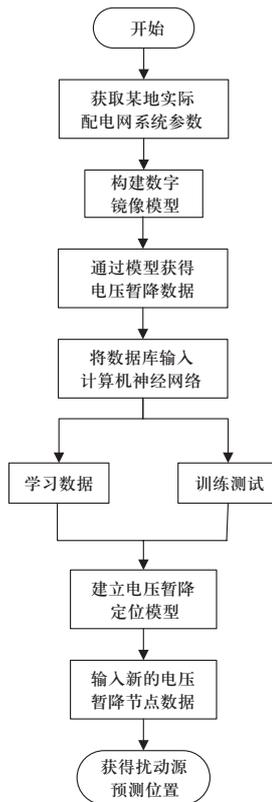


图 6 电压暂降源定位流程
Fig. 6 Voltage transient source location process

3 仿真算例与结果分析

3.1 模型搭建

本文以河南省某县配电网系统为参照, 建立数字镜像模型。该模型由30个节点、1条主线路以及3条支路构成, 如图7所示。

该系统参数如下: 电源115 kV、50 Hz; 节点之间的每段线路参数设置相同。

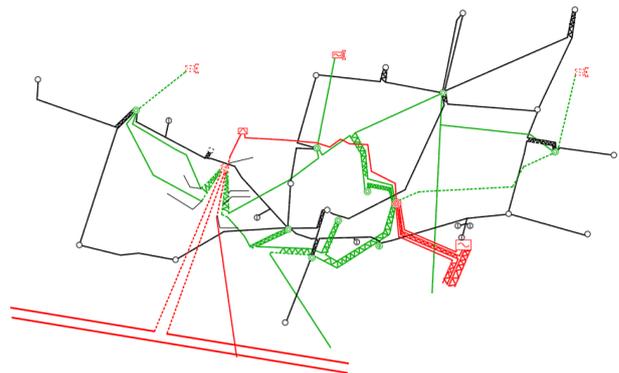


图 例
 □ 火电厂 — 220 kV线路
 □ 风电场 — 110 kV线路
 □ 220 kV电铁牵引站 — 35 kV线路
 ● 220 kV变电站 — 同塔双回线路
 ● 110 kV变电站 — 同塔双回单边挂线线路
 ● 110 kV用户站 — 同塔双回单边挂线, 一回路未进变电站
 ○ 35 kV变电站 — 同塔双回双边挂线, 一回路未进变电站
 ○ 35 kV用户站
 注: 所有在建的变电站及线路均采用虚线表示, 颜色与现状变电站及线路相同

图 7 某县配电网系统
Fig. 7 Distribution network system of a county

3.2 故障设置及仿真验证

在数字镜像模型中设置电压暂降的故障点, 获取各节点电压变化情况。本模型共设置3处故障点(A、B、C), 每次只模拟一个故障点单独作用的结果。图8为各个故障扰动点在节点系统的位置。

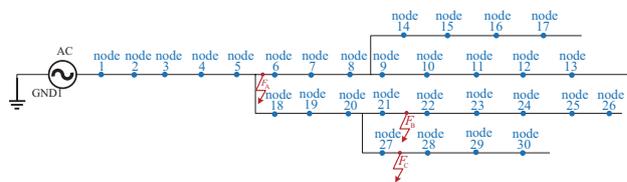


图 8 扰动点A、B、C的位置示意图
Fig. 8 Schematic diagram of the location of disturbance point A, B and C

首先在主线路的第5、6节点间设置扰动点A, 运行数字镜像模型, 扰动A发生后, 得到各个节点的电

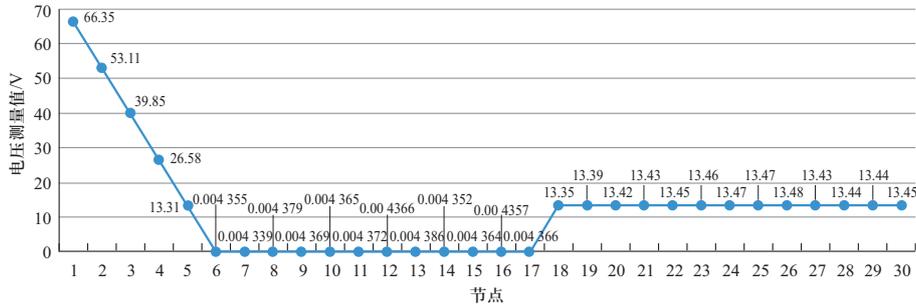


图9 主线路节点电压折线图

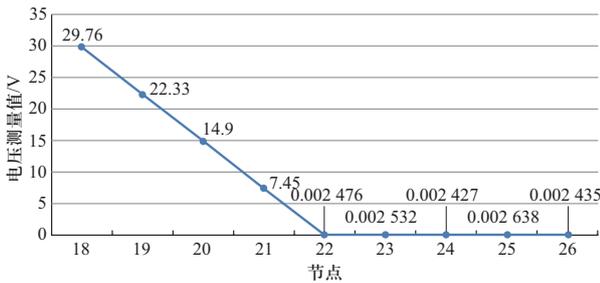
Fig. 9 Main line node voltage folding diagram

压检测数据。图9为扰动点A所在的主线路节点电压折线图,能够反映扰动点A对所在线路电压的影响。

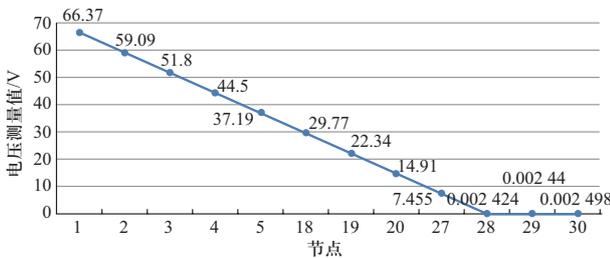
由折线图各监测点的电压测量数据可看出,节点1~6的电压大致呈线性下降,到节点6降至接近零,节点6~13基本稳定在该极低值,而其余支路电压稳定。因此可以判断故障扰动发生在主线路,且在节点5、6之间。

扰动点A验证了电压暂降发生后,通过监测点电压数据进行定位的准确性。为进一步证明该方法科学可靠,在河南某县数字镜像配电网模型支路的第21、22节点间设置故障扰动点B。运行该模型,得到扰动B发生后各支路节点的电压数据,发现主线路和其余支路电压稳定,仅扰动B所在支路的节点数据异常。扰动点B所在支路节点电压的折线图如图10(a)所示。

从折线图各监测点的电压数据可以看出,节点



(a) 扰动点B所在支路节点电压折线图



(b) 扰动点C所在支路节点电压折线图

图10 支路节点电压折线图

Fig. 10 Branch node voltage folding diagram

18~22的电压大致呈线性下降,到节点22降至极低,且节点22~26基本稳定在该极低值不变。同理可知,故障扰动B发生在节点22附近。在配电网系统的另一条支路设置第三个扰动点C,位于第27、28节点之间。扰动C距离电源有多条支路分出,获取电源至扰动点C所在线路末端之间的全部节点数据,得到从电源至线路末端节点的电压折线图,如图10(b)所示。由折线图可知,电源至扰动点C之间的节点电压呈线性递减,至节点28处趋于零,因此可知故障扰动点C位于节点27、28之间。

以上三处扰动点的推断分析均准确得到了所涉扰动点的位置。因此,主线路、支路的故障设置和配电网模型验证了运用基于数字孪生技术的仿真架构可以科学地模拟配电网实际运行情况,并证明了本文电压暂降源定位方法的准确性。

3.3 神经网络的数据处理

以3.2节A、B、C三组故障点数据对神经网络模型进行训练,节点电压作为神经网络的输入,节点的故障特征作为神经网络的输出,暂降源上游第一个节点的特征值为1,其余节点特征值为0。训练得到的模型误差情况如图11所示,横坐标表示迭代次数,纵坐标表示训练模型的误差,用于反映训练模型的精度。该神经网络的预测原理是通过内部不断迭代,将所建模型的误差逐步降到设定的预期值。由图11可知,训练模型的误差最终达到了0.01级的精度。

为验证所得神经网络训练模型的有效性,在配电网模型中另外设置不同于上述A、B、C三点的故障点,记为故障点D、E、F,如图12所示。分别将D、E、F三点扰动后的各节点电压数据输入到训练好的神经网络模型中,得到各节点的特征值,如图13所示。图中圆圈红色线为各节点的预期特征值,星花蓝色线为神经网络输出的预测结果。

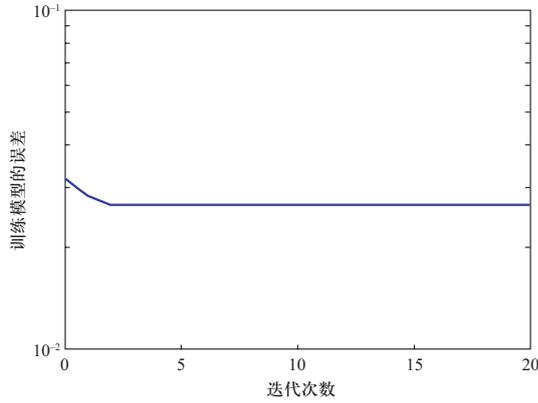
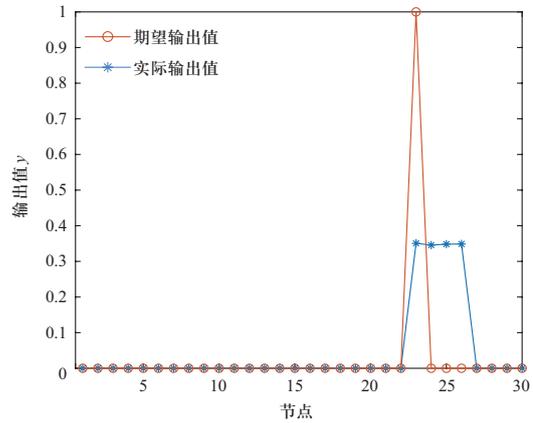


图 11 训练模型误差
Fig. 11 Training model error



(c) 故障点F
图 13 定位模型检验
Fig. 13 Positioning model testing

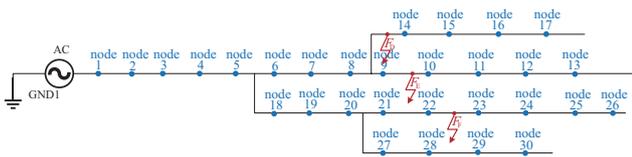
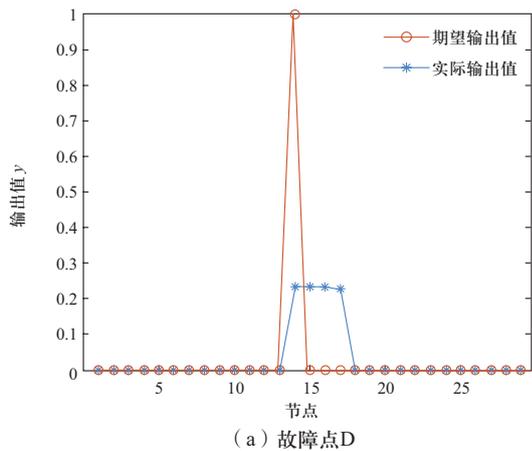
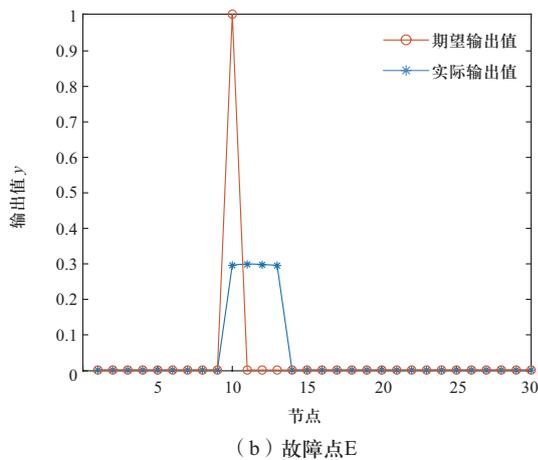


图 12 扰动点D、E、F的位置示意图
Fig. 12 Schematic diagram of the location of disturbance point D, E and F



(a) 故障点D



(b) 故障点E

由图13 (a)可以看出，期望输出值与实际输出值的变化路径大致相同。尽管具体数值有误差，但根据第14节点输出值为0.2，前面节点均为0，可以直接由输出值自动得出扰动源的位置。图13 (b)中第10节点的输出值约为0.3，前面节点均为0，可判断电压暂降发生在第9、10节点之间。图13 (c)中第23节点的输出值约为0.4，前面节点输出值为0，可知电压暂降发生在第22、23节点之间，判断与预期相同。因此，该神经网络预测模型可以准确得出扰动点位置，且数据库越大，学习对象越多，模型输出值与预期值的误差就进一步缩小。

4 结论

本文提出了一种基于数字孪生技术及神经网络的配电网电压暂降源定位方法。在建立配电网数字镜像模型的基础上，通过获取大量历史数据对人工神经网络模型进行训练，得到了误差精度为0.01的神经网络模型，该模型能够准确反映暂降发生后节点电压与故障位置之间的映射关系。通过河南某县某配电网的实际数据对该方法的有效性进行验证，结果表明所提方法能够实现电压暂降的准确定位。该方法相较于传统故障定位方法，可以大幅减少节点数据的计算处理等工作量，提高电压暂降定位的工作效率。在未来结构愈加复杂、节点数量大幅增加的配电网系统中，该方法具有一定的应用前景。

参考文献

- [1] 肖湘宁. 电能质量分析与控制[M]. 北京: 中国电力出版社, 2010.
XIAO Xiangning. Analysis and control of power quality [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2010(in Chinese).
- [2] VEGUNTA S C, MILANIOVIC J V. Estimation of cost of downtime of industrial processes due to voltage sags[C]// CIREN 2009 - 20th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution - Part 1. June 8-11, 2009, Prague, Czech Republic. London: IET, 2009: 1-4.
- [3] 徐永海, 陶顺, 肖湘宁. 电网中电压暂降和短时间中断[M]. 北京: 中国电力出版社, 2015.
- [4] 侯燕文. 电网电压暂降源定位方法的研究[D]. 济南: 山东大学, 2012.
- [5] LI C, TAYJASANANT T, XU W, et al. Method for voltage-sag-source detection by investigating slope of the system trajectory[J]. IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution, 2003, 150(3): 367.
- [6] HAMZAH N, MOHAMED A, HUSSAIN A. A new approach to locate the voltage sag source using real current component[J]. Electric Power Systems Research, 2004, 72(2): 113-123.
- [7] TAYJASANANT T, LI C, XU W. A resistance sign-based method for voltage sag source detection[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(4): 2544-2551.
- [8] POLAJZER B, STUMBERGER G, SEME S, et al. Generalization of methods for voltage-sag source detection using vector-space approach[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2009, 45(6): 2152-2161.
- [9] POLAJŽER B, ŠTUMBERGER G, SEME S, et al. Detection of voltage sag sources based on instantaneous voltage and current vectors and orthogonal Clarke's transformation[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2008, 2(2): 219.
- [10] READLAY M. Voltage sag source location in power systems [D]. International Masters Program in Electric Power Engineering. Göteborg, Sweden, 2006.
- [11] 陈钢. 数字孪生技术在石化行业的应用[J]. 炼油技术与工程, 2022, 52(4): 44-49.
CHEN Gang. Application of digital twin technology in petrochemical industry[J]. Petroleum Refinery Engineering, 2022, 52(4): 44-49 (in Chinese).
- [12] 魏鹏, 吕干云, 俞明, 等. 一种新的电压暂降源精确定位方法[J]. 南京工程学院学报(自然科学版), 2019, 17(2): 68-71.
WEI Peng, LÜ Ganyun, YU Ming, et al. A new precise location method for voltage sag source[J]. Journal of Nanjing Institute of Technology (Natural Science Edition), 2019, 17(2): 68-71 (in Chinese).
- [13] 龙海超, 欧阳森, 张华赢. 基于BP神经网络的电网电压暂降源定位方法[J]. 电力科学与技术学报, 2017, 32(2): 62-69.
LONG Haichao, OUYANG Sen, ZHANG Huaying. A novel location method of power grid voltage sag source with BP neural network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2017, 32(2): 62-69 (in Chinese).
- [14] GRIEVES M. Digital twin: manufacturing excellence through virtual factory replication[R]. 2015: 1-7.
- [15] 陈川, 陈岳飞, 曾麟, 等. 数字孪生在智能制造领域的应用及研究进展[J]. 计量科学与技术, 2020(12): 20-25.
CHEN Chuan, CHEN Yuefei, ZENG Lin, et al. Application and research progress of digital twin in the field of intelligent manufacturing[J]. Metrology Science and Technology, 2020(12): 20-25 (in Chinese).
- [16] 张振丽. 数字孪生技术在数字电网中的应用研究[J]. 科技创新与应用, 2022, 12(8): 155-157.
- [17] 凌浩. 计算机技术在数学建模中的应用研究[J]. 信息与电脑(理论版), 2022, 34(4): 19-21.
LING Hao. Research on the application of computer technology in mathematical modeling[J]. China Computer & Communication, 2022, 34(4): 19-21 (in Chinese).
- [18] 陈岳飞, 王思思, 田明棋, 等. 数字孪生技术在医疗健康领域的应用及研究进展[J]. 计量科学与技术, 2021, 65(10): 6-9.
CHEN Yuefei, WANG Sisi, TIAN Mingqi, et al. Application of digital twins in medical and health fields and related research progress[J]. Metrology Science and Technology, 2021, 65(10): 6-9 (in Chinese).
- [19] 钟庆, 熊能, 王钢, 等. 基于电压暂降监测数据分析的配电网故障定位[J]. 电力电容器与无功补偿, 2021, 42(2): 97-102.
ZHONG Qing, XIONG Neng, WANG Gang, et al. Fault location of distribution network based on voltage sag monitoring data analysis[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2021, 42(2): 97-102 (in Chinese).

收稿日期: 2022-08-28; 修回日期: 2022-10-24。

作者简介:

冯志远(1998), 男, 硕士研究生, 研究方向为配电网电能质量。通信作者, E-mail: messifzy@163.com。

李琼林(1980), 男, 博士, 教授级高级工程师, 研究方向为电力系统电能质量分析与控制, E-mail: yingshanli_2001@163.com。



冯志远

(责任编辑 翁宇威)