

基于 FAGA-BP 神经网络算法的配电网故障感知分析

李文科¹, 缪新萍¹, 孔庆波¹, 黄笠煌¹, 黄璐², 付麟淞³

(1. 贵州电网有限责任公司信息中心, 贵阳 556002; 2. 贵州电网有限责任公司凯里天柱供电局, 贵州 凯里 556000; 3. 贵州电网有限责任公司凯里供电局, 贵州 凯里 556000)

摘要: 针对配网线路故障定位准确率不稳定, 受配电自动化装置通信影响大的问题, 文中设计了基于融合告警和遗传算法的 BP 神经网络算法 (BP neural network algorithm based on fusion alarm and genetic algorithm, FAGA-BP) 配电网故障感知分析。文中设计了故障定位感知流程, 在配电自动化装置告警信号的基础上引入了配电变压器失电告警信号, 建立了有源配电网的融合告警故障感知定位模型, 包括配网自动化装置的保护动作过流告警信号矩阵和配变失电告警故障矩阵, 对故障特征量的选取和融合告警规则进行了定义, 利用定义规则将保护过流告警矩阵和失电告警矩阵生成融合告警故障特征量定位模型矩阵, 制定了故障类型编码表以表征配网区段故障类型, 利用基于融合告警和遗传算法的神经网络模型训练故障特征量定位模型矩阵并进行配网区段故障判别, 通过算例分析证明, 所提算法可以降低故障诊断的误差并提高容错率。

关键词: 故障诊断; 遗传算法; 神经网络; 故障定位矩阵

DOI: 10.19753/j.issn1001-1390.2026.03.017

中图分类号: TM71

文献标识码: A

文章编号: 1001-1390(2026)03-0168-08

Fault perception analysis of distribution network based on FAGA-BP neural network algorithm

LI Wenke¹, MIAO Xinping¹, KONG Qingbo¹, HUANG Lihuang¹, HUANG Lu², FU Linsong³

(1. Information Center, Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 556002, China.

2. Kaili Tianzhu Power Supply Bureau, Guizhou Power Grid Co., Ltd., Kaili 556000, Guizhou, China.

3. Kaili Power Supply Bureau, Guizhou Power Grid Co., Ltd., Kaili 556000, Guizhou, China)

Abstract: In response to the unstable accuracy rate of fault location in distribution network lines and the significant impact of communication with distribution automation devices, the fault perception analysis of distribution network based on fusion alarm and genetic algorithm-BP neural network algorithm (FAGA-BP) is proposed in this paper. A fault localization and perception process is designed. Based on the alarm signal of the distribution automation device, a power loss alarm signal of the distribution transformer is introduced. A fusion alarm fault perception and localization model for the active distribution network is established, including the overcurrent alarm signal matrix of the protection action of the distribution automation device and the power loss alarm fault matrix of the distribution transformer. The selection of fault feature quantities and the fusion alarm rules are defined. The protection overcurrent alarm matrix and power loss alarm matrix are used to generate a fusion alarm fault feature quantity positioning model matrix using the definition rules. A fault type coding table is developed to characterize the fault type of the distribution network section. A neural network model based on fusion alarm and genetic algorithm is used to train the fault feature quantity positioning model matrix and perform fault discrimination in the distribution network section. Through case analysis, it is proven that the proposed algorithm can reduce the error of fault diagnosis and improve the fault tolerance rate.

Keywords: fault diagnosis, genetic algorithm, neural network, fault location matrix

0 引 言

配电网作为电力系统供应的最后环节, 是都稳定运行直接影响到用户的供电质量^[1-2]。随着经济

基金项目: 贵州电网信息化项目(066700HK22090008)

的发展,国内配网拓扑构成复杂,包括电缆线路和架空线路等,架空线路极易受雷雨冰雹等而恶劣天气和周边环境的影响,而电缆线路容易受施工或老化等影响容易发生配网线路的事故跳闸。能够迅速找到故障跳闸的区段隔离故障,迅速恢复送电对工厂和居民都至关重要。国网公司也在两会报告中指出要提高供电服务保障水平,抓好故障、停电等异常事件的治理,提高供电可靠性。因此,研究基于人工智能的配电网故障感知分析具有重要意义。

随着配网智能化的改造,柱上开关或环网柜开关都配置了馈线测控终端(feeder terminal unit, FTU),能够上传保护动作过流信息。基于此,涌现了不少基于此的故障诊断算法。主要包括三类:一是矩阵算法;二是基于概率推理;三是各种类型的人工智能算法。文献[3]采用矩阵算法进行故障诊断,此方法模型简单,运算快,但对馈线测控终端信号上传的准确性要求高,使用限制较大;文献[4]采用基于贝叶斯模型建立了故障诊断方法,取得了较好地效果,但需获取先验概率;人工智能算法种类繁多包括蝴蝶优化算法^[5]、蝙蝠算法^[6]、粒子群算法^[7]、神经网络算法^[8]等,人工智能算法故障定位方式主要有两种,一是将故障定位的问题转化为优化问题。文献[9]采用基于人工蜂群黏菌算法进行配电网故障定位,建立故障定位模型,进行故障定位;文献[10]将上传电流和实际电流差值作为优化目标,采用改进秃鹫搜索算法进行故障定位;文献[11]建立配网开关函数,利用鸽群算法进行故障定位,并结合模拟退化算法防止进行局部最优解。但上述研究大都需要建立繁琐的开关函数以及优化目标函数。二是利用各类型神经网络训练故障特征量。文献[12]采用一维密集连接卷积网络,将零序电流作为故障特征量进行训练,实现故障区段的判别;文献[13]采用组合神经网络,支路电流信息整合至节点上,在隐层利用图卷及网络进行特征提取,以实现故障诊断。上述方法虽然在一定程度上简化了模型,但算法容错性相对较低。

馈线测控终端大都处于室外,受环境和设备质量等因素的影响,上传信号的准确率难以得到保证。在不增加设备投资的基础上,不少融合信息算法被提出。文献[14]在利用馈线测控终端信息的基础上,还利用台变告警信号作为辅助的故障诊断判别;文献[15]综合考虑了配电自动化,计量等不同部门系统之间的信息,分析不同类别时间下的故障定位。上述研究未能给出明确的多告警信息融合规则,为深入考虑融合关系。

文中提出了基于融合告警和遗传算法的BP神

经网络模型(BP neural network algorithm based on fusion alarm and genetic algorithm, FAGA-BP)的故障诊断方法。首先,阐述了故障感知定位的原理,融合利用保护动作信号和失电告警信号,并建立了故障感知定位模型;在上述模型的基础上设定规则得到融合告警故障特征量定位模型矩阵,采用基于FAGA-BP算法的配网故障定位模型进行故障定位;最后,通过算例仿真验证了提出模型的有效性。

1 配电网故障感知定位模型

1.1 故障感知定位原理

配网发生故障后,配置了FTU^[16]的配网自动化装置的开关会收到保护动作的告警信号,以某地区的FTU保护^[17]配置为例,如表1所示。

表1 各段保护数值整定

Tab. 1 Each section protection value setting

分类	定值
过流告警1段	二次值6 A,0 s
过流告警2段	二次值6 A,100 ms
零序过流1段	二次值2 A,0 s

当发生故障时,配网自动化装置会将告警告警信号上传至主站。同时,当配网线路的某区段发生故障时,会造成故障区域部分的配网变压器失电,配变失电后也会上传告警信号,发送至计量系统。两种故障告警信号相互独立。为了准确的识别配网故障区段,防止因为FTU和DTU配网自动化装置出现故障未能上传保护动作告警信息,将配变失电的告警信号同配网自动化装置的故障保护动作故障信号做逻辑处理,将逻辑处理后的信号利用遗传算法优化的BP神经网络进行训练,故障定位感知流程如图1所示。

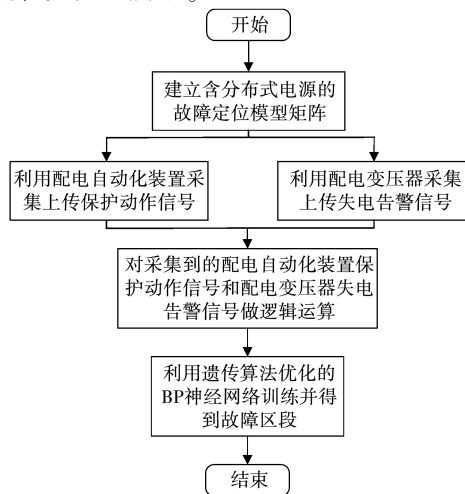


图1 故障定位感知流程

Fig. 1 Fault localization and perception process

1.2 故障感知定位模型

为了获得各区段故障典型告警信号排列,需要建立故障感知矩阵模型。以安装了配电自动化装置的开关作为节点,节点之间的区段为线路区段。对各区段告警信号和配网模型做出如下规定:

规定一:规定配电自动化保护过流告警信号的电流正方向为由主电源指向故障区段的方向,配电变压器失电告警信号无方向;

规定二:对配电自动化告警信号定义三种状态,分别为 0, -1, 1; 0 表示对应的配电自动化开关未上传保护动作告警信号, -1 表示对应的配电自动化开关上传保护动作过流告警信号与规定的电流方向相反; 1 表示对应的配电自动化开关上传保护动作过流告警信号与规定的电流方向相同;

规定三:对配电变压器失电告警信号定义二种状态,分别为 0, 1; 0 表示对应的配电变压器未上传失电告警信号, 1 表示对应的配电变压器上传失电告警信号。

规定四:分布式电源不计入节点,各区段的首段为靠近主电源的一侧。分布式电源可孤网运行,容量能够覆盖配网负荷。

分别对配电自动化告警信号和配电变压器失电告警信号建立故障定位模型矩阵 $Z_k(i, j)$ 和 $B_k(i, j)$, 如下所示:

$$Z_k(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{区段 } j \text{ 故障引发设备 } i \text{ 上传正向告警} \\ 0 & \text{区段 } j \text{ 故障不引发设备 } i \text{ 上传告警} \\ -1 & \text{区段 } j \text{ 故障引发设备 } i \text{ 上传反向告警} \end{cases} \quad (1)$$

$$B_k(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{区段 } j \text{ 故障引发配变 } i \text{ 上传失电告警} \\ 0 & \text{区段 } j \text{ 故障不引发配变 } i \text{ 上传失电告警} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $K = 0, 1, 2, \dots$, 表示仅有主电源、仅有第一个分布式电源和仅有第二个分布式电源。

配电自动化告警信号的故障定位模型矩阵 $Z_k(i, j)$ 建立步骤如下:

1) 建立过渡矩阵 G_k 。建立规则为若开关节点 i 在电源 k 和故障区段 j 所连接的路径上, 则过渡矩阵 $G_k(i, j)$ 对应的节点 (i, j) 置 1;

2) 建立对角矩阵 J_k 。建立规则为, 对主电源对角阵即为和配电网节点数相同的单位阵, 对于分布式电源, 若开关节点 i 在主电源和分布式电源 k 连接的路径上, 则对角矩阵 $J_k(i, j)$ 对应的节点 (i, j) 置 -1, 其他节点仍取值为 1;

3) 建立配电自动化故障感知模型矩阵 $Z_k =$

$J_k \times G_k$ 。

配电变压器失电告警故障定位模型矩阵 $B_k(i, j)$ 建立规则如下:

1) 若节点 $i = j$, 则 $B_k(i, j)$ 对应的节点 (i, j) 置 1;

2) 若节点 $i \neq j$, 故障区段 j 在接点 i 和电源 k 连接的路径上, 则 $B_k(i, j)$ 对应的节点 (i, j) 置 1, 其他元素为 0。

2 基于 FAGA-BP 算法的配电网区段故障定位

2.1 故障特征量的选取和融合模型建立

配网各开关处都安装了配电自动化装置, 实时采集开关的电流等信息, 当配网线路发生故障时, 配电自动化装置和配电变压器会上传失电告警信号, 故障特征量选取配电自动化告警信号和配电变压器失电告警信号, 按照上一部分故障感知定位模型分别建立配电自动化告警信号和配电变压器失电告警故障模型矩阵。考虑自动化装置信号上传稳定性, 对两矩阵按如下公式处理生成融合告警故障特征量定位模型矩阵:

$$\Gamma = \text{sign} \left(\sum_{k=1}^n Z_k \Theta \left(\sim \sum_{k=1}^n \Lambda B_k \right) + \sum_{k=1}^n Z_k \right) \quad (3)$$

式中: Γ 表示故障特征量定位模型矩阵; Λ 表示矩阵与运算; sign 表示符号函数; Θ 为两矩阵对应元素运算符, 定义运算如下:

$$\Theta = \begin{cases} K_{ij} \Delta M_{ij} & K_{ij} - M_{ij} > 2 \\ -1 & K_{ij} - M_{ij} \leq -2 \end{cases} \quad (4)$$

式中: K_{ij} 和 M_{ij} 为参与运算的两矩阵对应的元素。以图 2 为例进行说明。

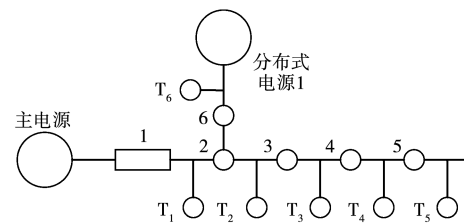


图 2 含分布式电源配电网图

Fig. 2 Distribution network diagram with distributed power

若区段 2 发生故障, 按照故障感知定位模型可以得到过渡矩阵中对应区段 2 故障部分为 $B_0(i, j) = [1, 1, 0, 0, 0, 0]$, $B_1(i, j) = [0, 1, 0, 0, 0, 1]$; 对应的对角矩阵分别为 $J_0(i, j) = [0, 1, 0, 0, 0, 0]$, $J_1(i, j) = [0, 0, -1, 0, 0, 0]$; 通过对各过渡矩阵和对角矩阵运算则可以得到配网自动化装置保护动作故障特征量定位模型矩阵 $Z(i, j) = [1, 1, 0, 0, 0, -1]$ 。同

理的可以得到配变失电告警故障特征量定位模型矩阵 $B(i, j) = [0, 1, 1, 1, 1, 0]$ 。由式(3)和式(4)可以得到融合告警故障特征量定位模型矩阵中对应部分 $F(i, j) = [1, 1, 0, 0, 0, -1]$ 。

故障特征量定位模型矩阵建立完成后,需建立对应的故障类型编码表以表示对应的区段故障,故障类型编码表如表 2 所示。

表 2 故障类型编码表
Tab. 2 Fault type code table

故障类型	故障编码
区段 1 故障	[1 0 0 0 0 0]
区段 2 故障	[0 1 0 0 0 0]
区段 3 故障	[0 0 1 0 0 0]
区段 4 故障	[0 0 0 1 0 0]
区段 5 故障	[0 0 0 0 1 0]
区段 6 故障	[0 0 0 0 0 1]

2.2 基于 FAGA-BP 算法的配电网区段故障定位

由于传统 BP 神经网络存在容易获取局部最优解并且收敛速度相对较慢,而遗传算法在全局搜索方面具有优势。因此,文中采用以遗传算法优化的 BP 神经网络初始阈值和权值提高运行结果的精度和稳定度。

1) 遗传编码

为了解决传统 BP 容易陷入局部最优解的问题,采用遗传算法对 BP 神经网络的权值进行优化,所以对网络的权值进行编码。

2) 建立适应度函数

遗传算法在选择的时候需要评价标准,即建立适应度函数。文中采用三层神经网络,隐层数量为输入神经元的两倍加一,各层之间的输入和输出关系统一成如下格式:

$$o = f\left(\sum_{i=1}^q \xi b_i + \omega_i\right) \quad (5)$$

式中: o 表示各层的输出; f 表示激活函数; b 表示各层输入; ω 表示各层阈值; ξ 表示各层权值。

对于适应度函数定义如下:

$$F = 1/2 \sum_{i=1}^n (\kappa_i^* - \kappa_i)^2 \quad (6)$$

式中: F 表示适应度函数; κ_i^* 表示配电自动化装置和配变上传的经逻辑运算后的值; κ_i 表示期望的故障特征量定位模型值。

遗传算法通过对种群通过选择,交叉和变异的方式进行进化。从而优化 BP 神经网络权值,提高网络的稳定性。

以表 2 中的故障类型编码作为故障类型,判断线路的区段故障类型。配网线路的故障区段诊断步骤如下所示:

- 1) 根据配网结构按照式(1)~式(4)生成融合模型故障特征量定位矩阵,判断配网结构是否发生变化,若发生变化按照上式对变化局部重新生成融合模型故障特征量定位矩阵;
- 2) 将融合模型故障特征量定位模型矩阵作为输入,故障类型编码作为输出,训练 BP 神经网络;
- 3) 将 BP 神经网络实际输出的故障类型编码和由配网模型得到的故障类型编码的差值作为误差作为遗传算法中种群的适应度进行优化;
- 4) 通过种群的不断遗传、交叉、变异,直到满足迭代条件得到最优的种群基因^[18-20];
- 5) 将最优的种群基因解码,将解码得到的最优值作为神经网络算法的阈值和权值初始值;
- 6) 利用遗传算法优化的 BP 神经网络进行配网线路故障区段的判别^[21-23]。

基于融合模型和遗传算法优化的 BP 神经网络模型流程如图 3 所示。

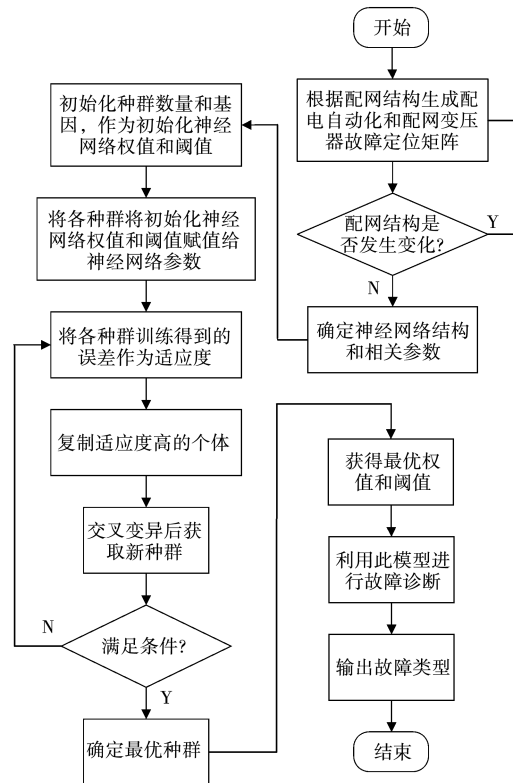


图 3 基于 FAGA-BP 算法的故障定位流程
Fig. 3 Fault localization process based on FAGA-BP algorithm

3 仿真验证

3.1 算例设置

采用如图 4 所示的有源配电网作为算例,配网含有一个主电源和两个分布式电源,变电站内开关编号为 1 并与主电源相连接,分段开关从 2 开始编号,以开关为节点,节点之间的线路区段编号为 $L_1 \sim L_{11}$,配电变压器连接在线路区段上,编号数字同线路区段数字,编号为从 T_1 至 T_{11} 。

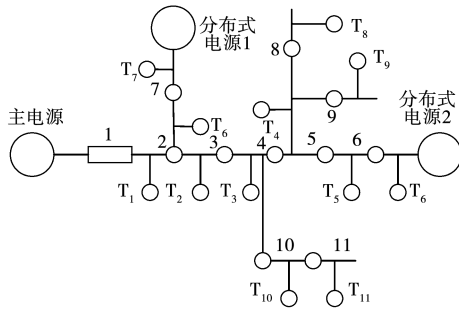


图 4 有源配网结构图
Fig. 4 Structure diagram of active distribution network

各场景设置如下:1)设置 L_1 区段故障;2) L_5 区段故障;3) L_{10} 区段故障。三处不同区域分别代表线路首段、末端和无源支路三种情况的故障。

3.2 故障诊断结果分析

为了验证所提算法的准确性和时间复杂度,使用的计算机配置如下:系统 Windows 1 064 位,处理器 intel core i7-9750H 2.60 GHz,内存 16 384 MB RAM。分别采用传统 BP 神经网络算法、融合告警粒子群优化的 BP 神经网络算法和融合告警遗传算法优化的 BP 神经网络算法进行故障诊断。对图 4 所示的配电网按照设置的三种场景分别进行 55 次的故障仿真。基于遗传算法的 BP 神经网络优化

算法各参数设置如下,BP 神经网络训练次数为 1 000,目标设定为 0.01,学习率设定为 0.05;遗传算法种群设定为 30,进化次数设定为 50 次,交叉概率为 0.6,变异概率设定为 0.01。粒子群算法惯性重量降低系数 0.99,个体学习系数 1.5,群体学习系数 2.0,种群数量 30,迭代次数 50。仿真结果对比如表 3 所示。

表 3 不同算法仿真结果对比

Tab. 3 Comparison of simulation results of different algorithms

算法类型	准确率/%	平均误差/%	平均时间/s
传统 BP	90.91	0.012 7	25.71
	94.54	0.011 9	26.321
	92.72	0.012 2	24.96
FAPSO-BP	96.36	0.010 6	43.19
	94.54	0.011 5	44.52
	98.20	0.010 3	42.38
FAGA-BP	100	0.009 5	42.15
	98.20	0.012 4	41.47
	100	0.009 1	43.08

由表 3 可知,FAGA-BP 算法相较于 FAPSO-BP 算法和传统 BP 算法在配网线路区段故障诊断中能够正确识别故障的概率更高,并且在准确识别故障的样本中,算法的平均误差更低,因此,能够提高更高的预测准确性。同时虽然 FAGA-BP 算法相较于传统 BP 算法在时间运行上增加了,但仍在调度规范要求的故障诊断时间内,满足故障诊断的时间要求,并且在准确性方面大大提升。

对三种算法按照设定的三种场景进行故障诊断,故障诊断的结果如表 4 所示。由表 4 结果可知,三种算法虽然都可识别出故障区段,但 FAGA-BP 算法在准确率和误差方面有优异。

表 4 不同算法仿真结果对比

Tab. 4 Comparison of simulation results of different algorithms

算法类型	故障区段	故障类型编码
BP	区段 L_1 故障	[0.9202 0.0062 0.0277 0.0000 0.0000 0.0000 0.0006 0.0000 0.0404 0.0000 0.0000]
	区段 L_5 故障	[0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.8384 0.0058 0.0000 0.0399 0.0000 0.0376 0.0102]
	区段 L_{10} 故障	[0.0001 0.0040 0.1672 0.0228 0.1000 0.0249 0.0053 0.0356 0.0466 0.8368 0.1002]
PSO-BP	区段 L_1 故障	[0.9346 0.0445 0.0385 0.0534 0.0025 0.0000 0.0000 0.0001 0.0000 0.0000 0.0000]
	区段 L_5 故障	[0.0000 0.0114 0.0369 0.0000 0.9337 0.0253 0.0000 0.0000 0.0475 0.0000 0.0000]
	区段 L_{10} 故障	[0.0000 0.0025 0.0316 0.0528 0.0000 0.0000 0.0000 0.0532 0.0000 0.9078 0.0453]
GA-BP	区段 L_1 故障	[0.9621 0.0126 0.0053 0.0000 0.0169 0.0034 0.0214 0.0040 0.0191 0.0004 0.0033]
	区段 L_5 故障	[0.0001 0.0284 0.0059 0.0127 0.9546 0.0211 0.0019 0.0000 0.0225 0.0070 0.0018]
	区段 L_{10} 故障	[0.0020 0.0268 0.0265 0.0193 0.0017 0.0081 0.0008 0.0002 0.0197 0.9285 0.0329]

3.3 容错性分析

配电自动化装置信号上传的正确性和稳定性受环境和设备质量的影响较大,可能存在保护告警信号畸变的情况,为了验证所提算法容错性能,设置如下两种场景:1)传统方式中基于过流告警和遗传算法的 BP 神经网络算法(BP neural network algo-

rithm based on overcurrent alarm and genetic algorithm, OAGA-BP)故障诊断;2)文中设计方法基于融合告警和遗传算法的 BP 神经网络算法故障诊断。在场景一情况下,保护过流告警信号畸变情况是随机产生的,同理,在场景 2 中,保护过流信号和失电告警信号也是随机产生的,仿真分析结果如表 5 所示。

表 5 不同算法信号畸变率故障诊断

Tab. 5 Fault diagnosis of signal distortion rate of different algorithms

算法类型	畸变信号	故障类型编码
OAGA-BP 算法	区段 3	[0.0644 0.3439 0.8233 0.0720 0.0030 0.0023 0.0013 0.0034 0.0000 0.0000 0.0014]
	区段 2, 区段 5	[0.0002 0.0003 0.0094 0.3481 0.8590 0.0010 0.0007 0.0209 0.0032 0.0019 0.0009]
	区段 1、区段 2、区段 7	[0.0550 0.0002 0.0065 0.0078 0.0129 0.0108 0.0011 0.0004 0.9298 0.0446 0.1747]
FAGA-BP 算法	区段 3	[0.0020 0.0000 1.0000 0.0023 0.0070 0.0240 0.0070 0.0009 0.0276 0.0000 0.0028]
	区段 2, 区段 5, 配电 T3	[0.0129 0.0100 0.0095 0.0001 0.9398 0.0008 0.0001 0.0331 0.0003 0.0343 0.0579]
	区段 1、区段 2、区段 7、配变 T3、配变 T5	[0.0039 0.0014 0.0243 0.0368 0.0060 0.0019 0.0002 0.0011 0.0214 0.9453 0.0288]

表 5 分别测试了两种场景下区段 3 故障、区段 5 故障和区段 11 故障下畸变信号对故障类型编码的影响。设计的融合告警故障诊断算法和传统故障诊断方法保护过流告警信号具有相同的畸变情况,在此基础上,融合告警故障诊断算法中还增添了配变失电告警信号的畸变。由表中故障类型编码可知,在缺失两个以内的告警信号时,设计的融合告警故障诊断算法和传统故障诊断方法都可以判断出故障曲线,但当告警信号缺失达到 3 个时,设计方法仍能正确区分故障区段,传统方法则不能进行正确的区段故障判别。

为进一步分析两种方法在不同信号畸变情况下的判别正确率,进行如下仿真分析,在仿真分析中发生畸变的告警信号随机产生,数量从 0~5 共六种不同的畸变类型,采用文中设计的故障诊断和传统故障诊断方法对各类型故障各进行 110 次的测试,统计不同畸变率下故障诊断的正确率如图 5 所示。

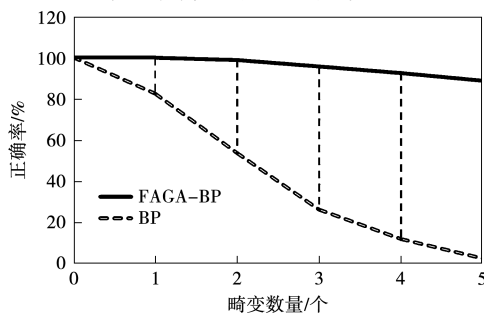


图 5 不同算法故障诊断正确率与畸变数量关系
Fig. 5 Relationship between the accuracy rate of fault diagnosis using different algorithms and the number of distortions

由图 5 所示,在没有信号发生畸变时,FAGA-BP 算法和传统 BP 算法故障诊断率都可以达到 100%,但随着畸变率的增加,传统 BP 算法的故障诊断识别率急剧下降,当畸变信号为 2 个时,识别正确率跌至大约一半;而对于 FAGA-BP 算法,当畸变信号在 4 个及以内时,故障诊断识别率都在 90% 以上,此事信号的畸变率达到了 18.2%,证明算法具有很高的容错性。

4 结 论

文中建立了基于融合告警和遗传算法的 BP 神经网络模型。首先,给出了故障定位模型,包括配网自动化装置的保护动作过流告警信号矩阵和配变失电告警故障矩阵;在此基础上制定矩阵模型融合规则,提出了基于 FAGA-BP 算法的配电网区段故障定位模型;在仿真算例分析中可以得到,所提算法在的准确性相较于传统 BP 算法正确率提高了 9.09%,误差降低了 17.1%,且在算法容错性方面有大幅度的提升,所研算法对配网故障诊断的实际应用中定位准确性的提升有一定的促进作用。

参 考 文 献

- [1] 李远, 苏适, 杨家全, 等. 基于连接状态定位的智能变电站二次系统故障定位方法[J]. 智慧电力, 2024, 52(2): 63-70.
LI Yuan, SU Shi, YANG Jiaquan, et al. A fault location method for secondary system of intelligent substation based on connection state localization[J]. Smart Power, 2024, 52(2): 63-70.
- [2] 刘青, 黄玉河, 王宇, 等. 基于电磁时间反演 P 范数数据的配电网故障定位[J]. 电力系统保护与控制, 2024,

- 52(3): 74-82.
- LIU Qing, HUANG Yuhe, WANG Yu, et al. Fault location in distribution networks based on electromagnetic time inversion P-norm criterion[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(3): 74-82.
- [3] 孙川, 徐钢, 李成博, 等. 新型同步调相机转子匝间短路故障定位方法[J]. *电力工程技术*, 2024, 43(1): 238-245.
- SUN Chuan, XU Gang, LI Chengbo, et al. A novel method for locating inter turn short circuit faults in synchronous phase-shifting camera rotors[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2024, 43(1): 238-245.
- [4] 姚永峰, 王启哲, 王慧萍, 等. 基于邻接矩阵的低压配电网故障区段定位方法[J]. *中国电力*, 2021, 54(11): 91-96, 114.
- YAO Yongfeng, WANG Qizhe, WANG Huiping, et al. Fault section localization method for low-voltage distribution networks based on adjacency matrix[J]. *China Electric Power*, 2021, 54(11): 91-96, 114.
- [5] 赵玲玲, 王群京, 陈权, 等. 基于 IBBOA 优化 BP 神经网络的变压器故障诊断[J]. *电工电能新技术*, 2021, 40(9): 39-46.
- ZHAO Lingling, WANG Qunjing, CHEN Quan, et al. Transformer fault diagnosis based on IBBOA optimized BP neural network[J]. *Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy*, 2021, 40(9): 39-46.
- [6] 李善寿, 徐超赞, 吴月月, 等. 含分布式电源配电网故障定位交互式二进制蝙蝠算法[J]. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2022, 34(4): 595-603.
- LI Shanshou, XU Chaozan, WU Yueyue, et al. Interactive binary bat algorithm for fault location in distribution networks with distributed power sources[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2022, 34(4): 595-603.
- [7] 崔星, 李晋国, 张照贝, 等. 基于改进粒子群算法优化 LSTM 的短期电力负荷预测[J]. *电测与仪表*, 2024, 61(1): 131-136.
- CUI Xing, LI Jinguo, ZHANG Zhaobei, et al. The short-term power load forecasting based on NIWPSO-LSTM neural network[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2024, 61(1): 131-136.
- [8] 卓卉. 卷积神经网络的神华关键配件状态自动跟踪研究[J]. *自动化技术与应用*, 2024, 43(1): 71-74.
- ZHOU Hui. Research on automatic state tracking of shenhua key parts based on convolutional neural network[J]. *Techniques of Automation and Applications*, 2024, 43(1): 71-74.
- [9] 徐岩, 王若琳, 胡紫琪, 等. 基于自适应人工蜂群黏菌算法的直流配电网故障定位的研究[J]. *太阳能学报*, 2023, 44(12): 526-532.
- XU Yan, WANG Ruolin, HU Ziqi, et al. Research on fault location of DC Distribution network based on adaptive artificial bee colony myxomyces algorithm[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2023, 44(12): 526-532.
- [10] 杨国华, 冯骥, 柳萱, 等. 基于改进秃鹰搜索算法的含分布式电源配电网分区故障定位[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(18): 1-9.
- YANG Guohua, FENG Ji, LIU Xuan, et al. Fault localization in distribution networks with distributed power sources based on improved bald eagle search algorithm[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(18): 1-9.
- [11] 任志玲, 刘卫东, 杨柳, 等. 基于改进鸽群算法的含分布式电源配电网故障定位[J]. *电源学报*, 2022, 20(4): 171-178.
- REN Zhiling, LIU Weidong, YANG Liu, et al. Fault localization of distribution networks with distributed power sources based on improved pigeon swarm algorithm[J]. *Journal of Power Supply*, 2022, 20(4): 171-178.
- [12] 李铁柱, 王伟, 丁超前, 等. 基于一维密集连接卷积网络的配电网故障定位研究[J]. *制造业自动化*, 2024, 46(1): 41-44.
- LI Tiezhu, WANG Wei, DING Qianqian, et al. Research on fault location in distribution networks based on one dimensional densely connected convolutional networks[J]. *Manufacturing Automation*, 2024, 46(1): 41-44.
- [13] 张雷, 李晓影, 张沛, 等. 基于组合神经网络的配电网故障定位方法[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2023, 35(9): 87-94.
- ZHANG Lei, LI Xiaoying, ZHANG Pei, et al. A fault location method for distribution networks based on combination neural networks[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2023, 35(9): 87-94.
- [14] 程云祥, 李阳, 卢芳, 等. 多源信息辅助分区的主动配电网故障区段定位[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(17): 147-154.
- CHENG Yunxiang, LI Yang, LU Fang, et al. Active allocation of multi-source information assisted partitioning Location of power grid fault sections[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(17): 147-154.
- [15] 耿俊成, 田琪, 李晓露, 等. 基于多源信息的配电网停电故障研判[J]. *上海电力学院学报*, 2018, 34(6): 572-576.
- GENG Juncheng, TIAN Qi, LI Xiaolu, et al. Analysis and judgment of power outage faults in distribution networks based on multi-source information[J]. *Journal of Shanghai Electric Power University*, 2018, 34(6): 572-576.
- [16] 李志, 余绍峰, 彭佳盛, 等. 考虑开关设备和馈线自动化模式的配电网弹性评估方法[J]. *电力建设*, 2024, 45(1): 83-91.
- LI Zhi, YU Shaofeng, PENG Jiasheng, et al. Method for evaluating distribution network resilience considering

- switchgear and feeder automation modes[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(1): 83-91.
- [17] 雷杨, 杨帆, 沈煜, 等. 基于一二次深度融合的多智能体 FTU 研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(9): 152-162.
LEI Yang, YANG Fan, SHEN Yu, et al. Research on multi agent FTU based on first and second deep fusion [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(9): 152-162.
- [18] 李晓娟, 张芳媛, 喻玲. 基于主成分分析-BP 神经网络的风电备件需求预测[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(1): 281-288.
LI Xiaojuan, ZHANG Fangyuan, YU Ling. Wind power spare parts demand prediction based on principal component analysis BP neural network[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(1): 281-288.
- [19] 马飞越, 李澳, 吴诚威, 等. 基于 LSTM-MIV 神经网络的 SF₆ 断路器触头电寿命预测[J]. 高压电器, 2024, 60(2): 69-77.
MA Feiyue, LI Ao, WU Chengwei, et al. Electrical life prediction for contact of SF₆ circuit breaker based on LSTM-MIV neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(2): 69-77.
- [20] 潘志新, 杨晓梅, 王成亮, 等. 基于 BP 神经网络的线圈定位技术研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(2): 197-203.
PAN Zhixin, YANG Xiaomei, WANG Chengliang, et al. Research on coil positioning technology based on BP neural network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(2): 197-203.
- [21] 谢从珍, 卢伟民, 马康, 等. 结合 MIDAS 仿真和 BP 神经网络的输电杆塔基础滑坡风险评估[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(16): 6923-6930.
XIE Congzhen, LU Weimin, MA Kang, et al. Risk assessment of transmission tower foundation landslides using MIDAS simulation and BP neural network[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(16): 6923-6930.
- [22] 徐思旸, 范剑英, 丁强. 基于 GA 优化 BP 神经网络的小电流接地故障选线方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(1): 183-188.
XU Siyang, FAN Jianying, DING Qiang. Line selection method of small current grounding fault based on GA optimized BP neural network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(1): 183-188.
- [23] 吕鸿, 王玲, 朱远哲, 等. 基于改进 SABO-BP 算法的电网谐波预测[J]. 广东电力, 2024, 37(2): 56-65.
LV Hong, WANG Ling, ZHU Yuanzhe, et al. Harmonic Prediction of Power Grid Based on Improved SABO-BP Algorithm[J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(2): 56-65.

收稿日期: 2024-03-26; 修回日期: 2024-06-14

作者简介:

李文科(1985—),男,通信作者,工程师,研究方向为数据应用管理、数据技术管理。E-mail: liwk0301@163.com

缪新萍(1981—),女,博士,高级工程师,研究方向为数据要素开放共享。E-mail: xinpingsiao@163.com

孔庆波(1982—),男,工程师,研究方向为电力大数据管理。E-mail: 26032697@qq.com

黄笠煌(1997—),男,硕士,工程师,研究方向为数据库优化。E-mail: 1206987543@qq.com

黄璐(1988—),女,侗族,工程师,研究方向为配网运行管理。E-mail: 576785741@qq.com

付麟淞(1985—),女,苗族,工程师,研究方向为电网运行方式管理,调度运行。E-mail: 447276509@qq.com

(编辑 杜景飞)