

基于改进 BP 神经网络的接地故障定位研究

朱雁斌

(云南电网有限责任公司昆明供电局, 云南 昆明 650011)

摘要: 考虑到经典的小波包频带能力特征提取方法不将频率时变特性进行考虑而统计全部的频带, 而且经典的小波能量谱算法没有将每个分解频带的能量随着时间轴分布特性进行充分考虑, 提出使用卷积小波包能量矩对单相接地故障信息的特征向量进行提取, 从而为单相接地故障定位的判断提供依据。使用 BP 神经网络建立配电网单相接地故障的定位算法; 由于常规 BP 神经网络容易陷入局部最小值, 并且有算法收敛慢、训练时间长等问题, 提出使用遗传算法对 BP 神经网络进行优化, 同时为提高遗传算法优化效率, 使用混合编码方式对遗传算法进行改进。最后通过实验验证所提出的改进型 BP 神经网络的接地故障定位算法的性能, 结果表明, 故障定位的精度有了较大的改善, 验证了所提出方法的可行性。

关键词: 接地故障; BP 神经网络; 改进遗传算法; 故障定位

Abstract: The frequency band feature extraction method of classical wavelet packet does not consider the frequency time varying characteristics, and the classical wavelet energy spectrum algorithm also does not consider that the features of every decomposed frequency band energy are distributed along with time. The feature vector of single-phase earth fault information is extracted by convolution type of wavelet packet energy moment, which provides a reference for the determination of single-phase earth fault location. BP neural network is used to establish the location algorithm of single-phase earth fault. Because the conventional BP neural network is easy to fall into local minimum, and the algorithm is slow and the training time is long, the genetic algorithm is used to optimize BP neural network, and the hybrid encoding is used to improve the efficiency of genetic algorithm. Finally, the performance of the improved BP neural network is verified by the experiments. The results show that the accuracy of fault location is greatly improved and the feasibility of the proposed method is verified.

Key words: ground fault; BP neural network; improved genetic algorithm; fault location

中图分类号: TM855 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2016)02-0037-04

DOI:10.16527/j.cnki.cn51-1315/tm.2016.02.009

0 引言

近年来电力部门针对配电系统故障进行数据统计, 发现其中 60% 以上的配电系统故障属于单相接地引起的。因此, 对于电力部门来说, 快速定位故障线路位置及时解决单相接地引起的配电系统故障是目前急需研究解决的主要问题之一, 也是相关科学工作者研究的热点问题之一^[1-4]。

文献 [5] 中使用卷积型小波包能量矩对接地故障时暂态电流信号提取特征向量, 使用免疫粒子群优化对神经网络进行优化并建立精确快速识别接地故障的识别定位模型。文献 [6-8] 中对小电流接地系统中的单相接地故障特征进行了详细分析, 故障时暂态信息量特征信息使用小波分析进行处理,

最后使用小波神经网络建立故障特征分量和故障点位置的映射非线性关系, 从而进行接地故障的识别定位。文献 [9] 中使用小波函数对常规 BP 神经网络的隐含层激励函数进行改造, 使用接地故障时的暂态电流信号的有功、无功功率以及小波能量作为神经网络的输入向量, 使用动量项提高 BP 神经网络的训练速度。文献 [10] 中使用本征模函数能量矩的方法对接地故障时的暂态电流信号进行特征提取, 之后使用三层小波神经网络建立故障定位识别模型。

低压配电网中最为容易出现的接地故障应属小电流接地, 即常说的中性点非有效接地, 由于配电网出现分支非常多, 小电流接地时的电流非常微弱, 这就对小电流接地的故障定位带了非常大的难度。针对这一难题, 使用卷积小波包能量矩对发生单相接

地故障时的稳态和暂态特征进行提取,再使用BP神经网络建立接地故障定位模型。

1 单相接地故障特征提取

故障暂态分量包含丰富的单相接地故障信息,能够将单相接地故障时的特征表示得更清晰,并且不易被故障前的负荷所干扰,因此使用故障暂态分量作为单相接地故障定位的判断依据是十分有意义的。由于经典的小波包频带能力特征提取方法不将频率时变特性进行考虑而统计全部的频带,而且经典的小波能量谱算法没有将每个分解频带的能量随着时间轴分布特性进行充分考虑,因此使用卷积小波包能量矩对单相接地故障信息的特征向量进行提取,从而为单相接地故障定位的判断提供依据。

设定 $S(t)$ 为表示时刻信号密度的信号函数; $L^2(R)$ 为由所有平方可积的函数所构成的向量空间;如果 μ_n 是正交尺度函数得到的小波包 $\{2^{-\omega/2}\mu_n(2^{-\omega} \cdot t - q) \mid q \in Z\}$ 是小波包的子空间的规范正交基,则信号函数 $S(t)$ 的卷积型小波包变换方法如下:

$$S_p^{n, \omega} = \int_R \frac{S(t)}{2^\omega} \mu_n\left(\frac{p-t}{2^\omega}\right) dt \quad (1)$$
$$0 < \omega < H, 0 \leq n \leq 2^H$$

式中: ω 是分解的尺度; H 是分解尺度的最大值; n 是频带号; p 是位置参量。

卷积型的小波包变换快速分解方法表述为

$$\begin{cases} S_p^{2n, \omega+1} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{q \in Z} h(q) S_{p-2\omega q}^{n, \omega} \\ S_p^{2n+1, \omega+1} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{q \in Z} g(q) S_{p-2\omega q}^{n, \omega} \end{cases} \quad (2)$$

卷积型的小波包变换重构算法表述为

$$S_p^{n, \omega} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{q \in Z} \bar{h}(q) S_{p+2\omega q}^{2n, \omega+1} + \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{q \in Z} \bar{g}(q) S_{p+2\omega q}^{2n+1, \omega+1} \quad (3)$$

式中: $h(q)$ 和 $g(q)$ 是滤波器的系数; $\bar{h}(q)$ 和 $\bar{g}(q)$ 是对应的共轭滤波器的系数。

由卷积型的小波包变换重构算法表达式可以看出,在进行迭代运算时,卷积型的小波包变换方法不采取隔二抽一的采用方式,仅仅是平移了上一尺度的分解结果,故各个层的各个频带序列长度等于原来信号的长度。这种方法的优点就是避免了传统小波包方法由于不同分解尺度中分解信号样本个数会

因为增加的分解尺度而指数下降这一缺点^[11]。

对于基于卷积型小波包能量矩的特征的提取步骤如下:

1) 使用多层卷积型小波包对采样信号进行处理,对最终分解层的各个频带成份的特征进行提取。

2) 对各个频带信号能量灰度矩进行求解。 b 层分解层的第 n 个频带信号的能量灰度矩表示为 Γ_{bn} ,那么 Γ_{bn} 表示为

$$\Gamma_{bn} = \sum_{\lambda=1}^N \lambda |a_{bn}(\lambda)|^2 \quad (4)$$

式中: N 是采样总数; b 是分解层数; $a_{bn}(\lambda)$ 是小波包分解系数。

3) 由于各个频带内的信号能量矩受到系统故障影响较大,故构造使用能量矩作为元素的归一化特征向量:

$$Q = [\Gamma_{b0}, \Gamma_{b1}, \dots, \Gamma_{b(2^b-1)}] / \sum_{n=0}^{2^b-1} \Gamma_{bn} \quad (5)$$

4) 使用BP神经网络对上面得到的特征向量进行故障定位^[12]。

2 改进遗传算法优化BP神经网络模型

2.1 常规遗传算法

BP神经网络算法的遗传算法优化过程表述为

$$\begin{cases} E_1(v, \mu, \zeta, \eta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{M_1} \sum_{t=1}^m [y_i(t) - \hat{y}_i(t)]^2 \\ s, t, \mu \in R^{m \times p}, p \in R^{p \times n}, \zeta \in R^p, \eta \in R^n \end{cases} \quad (6)$$

式中: E_1 是BP神经网络输出与期望输出的误差; $y_i(t)$ 是期望的网络输出; $\hat{y}_i(t)$ 是BP神经网络的输出。

对BP神经网络权值的修正方法为

$$\Delta w_{ij}(n) = -\eta g(n) + \alpha \Delta w_{ij}(n-1) \quad (7)$$

式中: η 是自适应学习率; α 是动量算子; n 是迭代步数^[13]。

使用遗传算法优化的BP神经网络建立接地故障检测模型过程如下:

1) 建立常规BP神经网络模型并对网络模型的结构参数进行初始化;

2) 使用常规的遗传算法对BP神经网络进行参数优化;

3) 使用通过遗传算法优化得到的最佳BP神经网络结构及权值、阈值等参数对BP神经网络模型进行更新,对建立的模型使用训练样本进行训练以提高模型的泛化能力;

4) 使用测试样本进行模型性能测试。
整个模型的建立过程如图1所示^[14]。

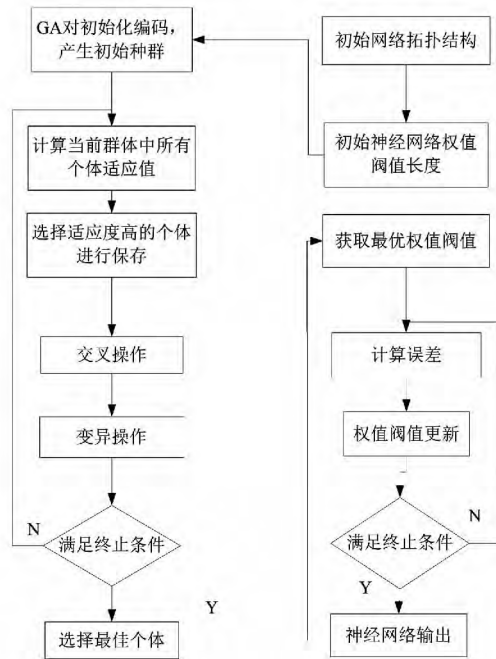


图1 建立常规遗传算法优化BP神经网络模型流程

2.2 改进遗传优化算法

由于传统的遗传算法搜索过程中,出现的高适应值个体会对搜索过程产生干扰,影响遗传算法的性能,故需要对其进行改进。使用下面的混合编码方式对传统遗传算法进行改进。

1) 混合编码方案

由于二进制编码和实数编码各有各的优点和缺点,故通过混合两种编码方式,发挥二进制编码的操作简便易于实现、实数编码的高精度等优势,从而提高遗传算法的效率及全局搜索能力。

2) 选择算子

使用排序法计算个体的选取概率:

$$P_i = q'(1 - P_{\max})^{n(i) - 1} \quad (8)$$

$$q' = \frac{P_{\max}}{1 - (1 - P_{\max})^L} \quad (9)$$

式中: P_{\max} 是染色体选取概率的最佳值; $n(i)$ 是第 i 个染色体适应值的顺序。

3) 交叉算子

在二进制的编码过程中,使用单点交叉法进行交叉操作:

$$\begin{pmatrix} a_1 a_2 \cdots a_k a_{k+1} \cdots a_m \\ b_1 b_2 \cdots b_k b_{k+1} \cdots b_m \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} a_1 a_2 \cdots a_k b_{k+1} \cdots b_m \\ b_1 b_2 \cdots b_k a_{k+1} \cdots a_m \end{pmatrix} \quad (10)$$

在进行实数编码过程中,使用算数交叉法得到交叉算子为

$$\begin{cases} X_i' = X_i^l c_i + X_i^r (1 - c_i) \\ X_j' = X_j^l c_i + X_j^r (1 - c_i) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $X_i^l X_j^l$ 和 $X_i^r X_j^r$ 分别是交叉前后的一对个体; c 是随机数,范围在 $0 \sim 1$ 之间^[15]。

4) 变异算子

在混合编码的二进制编码和实数编码过程分别使用基本位变异和非均匀变异操作。非均匀变异操作新基因值 x_k' 为

$$x_k' = \begin{cases} x_k + \Delta(t, U_{\max}^k - \eta_k) \cdot \text{rsndom}(0, 1) = 0 \\ x_k - \Delta(t, \eta_k - U_{\min}^k) \cdot \text{random}(0, 1) = 1 \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\Delta(t, U_{\max}^k - \eta_k)$ 和 $\Delta(t, \eta_k - U_{\min}^k)$ 分别是 $[0, U_{\max}^k - \eta_k]$ 范围内和 $[0, \eta_k - U_{\min}^k]$ 范围内的随机数。

5) 确定交叉和变异概率

遗传算法的性能会受到交叉概率 P_c 以及变异概率 P_m 较大影响,因此使用能够避免破坏高适应值,保证种群多样性的自适应交叉概率和变异概率:

$$P_c = \begin{cases} \lambda_1 (f_{\max} - f') / (f_{\max} - \bar{f}), & f' \geq \bar{f} \\ \lambda_2, & f' < \bar{f} \end{cases} \quad (13)$$

$$P_m = \begin{cases} \lambda_3 (f_{\max} - f) / (f_{\max} - \bar{f}), & f \geq \bar{f} \\ \lambda_4, & f < \bar{f} \end{cases} \quad (14)$$

式中: $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ 均为 $0 \sim 1$ 的参数; f_{\max} 是最大适应值; f 是已经变异个体的适应值; \bar{f} 是适应值均值; f' 是交叉互换适应值中较大值^[16]。

3 实验研究

3.1 实验条件

为了通过实验对所提出的单相接地故障定位方法进行验证,选用一个小电流接地配电系统作为实验对象。该系统为 110 kV 转 10 kV,出线为 5 条 10 kV 的系统。当主变压器的中性点不接地时,使用的接线方式是 Y/Δ,当主变压器使用谐振接地时,使用的接线方式是 Y/Y_n。配电变压器使用的接线方式均为 Δ/Y_n。用于实验的配电系统中,线路 1 为架空线路,线路 2 为电缆线路,线路 3 为架空/电缆混合线路,线路 4 为架空线路,线路 5 为架空线路,线路长度分别为 25 km、12 km、15 km、10 km、20 km。线路

1、3、4、5的各序参数均相同:正序、零序电阻为0.52 Ω/km和0.68 Ω/km,正序、零序电容为0.075 μF/km和0.042 μF/km,正序、零序电感为1.325 mH/km和3.845 mH/km。线路2的各序参数:正序、零序电阻为0.081 Ω/km和0.152 Ω/km,正序、零序电容为0.301 μF/km和0.075 μF/km,正序、零序电感为0.256 mH/km和0.861 mH/km。

3.2 实验模型建立

使用 Matlab 建立所研究的基于改进遗传算法优化 BP 神经网络的单相接地故障定位模型,同时建立基于传统 BP 神经网络的单相接地故障定位模型加以对比。

神经网络的结构为3层结构,输入神经元个数为5,即用于故障定位的输入特征向量:各层过渡电阻、各层的故障点以及使用卷积小波包得到的故障情况的特征向量。输出神经元个数为1,即诊断的故障位置信息。设定学习速率为0.05,传统的BP神经网络的隐含层参数以及其他权值、阈值等均是初始化时设定,所研究的改进遗传算法优化BP神经网络的模型参数经过训练由改进遗传算法得到最优值并进行赋值。

进行单相接地故障定位研究时,以上述的实验模型得到第一条线路的故障定位为例加以实验说明。采用的训练样本使用过渡电阻为0 Ω、60 Ω、120 Ω、600 Ω以及1 200 Ω,1 km的故障步长形成的数据样本。

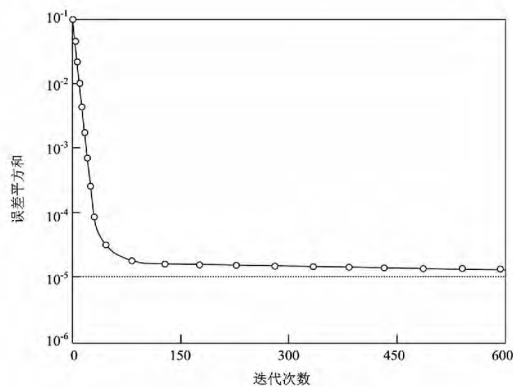
两种算法模型通过训练得到的网络误差平方和响应曲线如图2所示,可以看出相比传统的BP神经网络,研究模型通过混合编码方式对个体交叉及变异概率进行调整,从而得到最优的BP神经网络隐含层参数以及其他权值、阈值等,使得模型的训练速度更快,精度更高。

3.3 实验结果分析

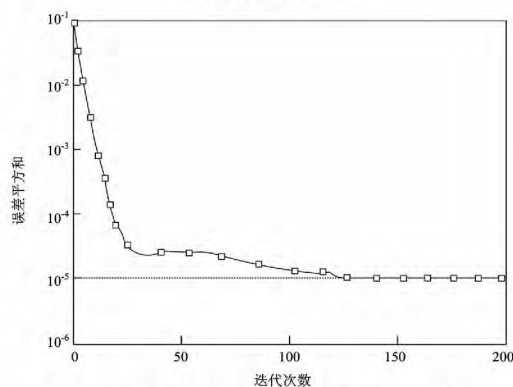
使用上述建立的模型对测试样本进行测试,采用的测试样本使用过渡电阻为20 Ω、100 Ω、200 Ω、500 Ω以及1 000 Ω,0.6 km的故障步长形成的数据样本。得到了两种模型的定位结果及误差,见表1。

表1 两种模型的故障定位结果

故障位置 /km	所研究方法		常规 BP 神经网络	
	定位结果 /km	相对误差	定位结果 /km	相对误差
0.6	0.62	4.12	0.64	6.06
2.4	2.49	3.82	2.54	5.69
3.6	3.78	5.13	3.97	10.36
6	6.05	0.84	6.14	2.34
8.4	8.46	0.69	8.61	2.51
10.2	10.30	0.96	10.51	3.06
13.2	13.26	0.48	13.41	1.57
15	15.14	0.92	15.38	2.52
16.8	16.86	0.37	17.19	2.30
18.6	18.75	0.81	18.96	1.92
19.2	19.25	0.28	19.59	2.03
21.6	21.72	0.57	22.14	2.49
22.8	23.02	0.96	23.37	2.51
24	24.15	0.62	24.55	2.28
24.6	24.77	0.69	25.08	1.96



(a) 传统BP神经网络



(b) 所研究的改进遗传算法优化BP神经网络

图2 两种算法的网络误差平方和响应曲线

测试结果可以看出,所研究方法的故障定位相对误差平均为1.42%,除个别点外,其他测试点的相对误差均低于1%。传统BP神经网络算法建立的故障定位的平均相对误差为3.31%,研究结果表明,使用所提的改进算法,故障定位的精度有了较大改善,验证了所提出方法的可行性。

(下转第48页)

[3] 钱静, 范广民, 何蕾, 等. 分布式协同建模技术在综合数据平台中的实现[J]. 电网技术, 2009, 33(20): 136-141.

[4] 米为民, 李立新, 尚学伟, 等. 互联电力系统分层分解时空协调建模研究[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(15): 56-61.

[5] 孙宏斌, 吴文传, 张伯明, 等. IEC61970 标准的扩展在调度控制中心集成化中的应用[J]. 电网技术, 2005, 29(16): 21-25.

[6] IEC 61970, Energy Management System Application Program Interface (EMS-API) Part 1: Guidelines and General Requirements[S]. 2003.

[7] IEC, C/PSM Minimum Data Requirements in Terms of the EPRI CIM[S]. 2004.

[8] 孙宏斌, 李鹏, 李矛, 等. 中国南方电网在线分布式建模系统研究与设计[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(10): 82-86.

[9] 刘崇茹, 孙宏斌, 张伯明, 等. 公共信息模型拆分与合并应用研究[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(12): 51-55.

[10] 陈树勇, 宋书芳, 李兰欣, 等. 智能电网技术综述[J]. 电网技术, 2009, 33(8): 1-7.

[11] 何江, 吴杏平, 李立新, 等. 基于组件技术的电力系统实时数据库平台[J]. 电网技术, 2002, 26(3): 64-67.

[12] 邹根华, 黄伟, 姚诸香, 等. 考虑外网等值的江西电网模型拼接实现方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(13): 94-97.

(收稿日期: 2015-10-12)



(上接第 40 页)

4 结 论

快速定位故障线路位置及时解决单相接地引起的配电系统故障是目前急需研究解决的主要问题之一。针对小电流接地时, 由于电流非常微弱并且配电网出现分支非常多, 难以进行定位这一问题, 使用卷积小波包能量矩对发生单相接地故障时的稳态和暂态特征进行提取, 再使用 BP 神经网络建立接地故障定位模型。为提高 BP 神经网络效率, 避免陷入局部最小值, 使用通过混合编码方式改进的遗传算法对 BP 神经网络进行优化。最后通过实验对一种配电系统模型的单相接地故障定位进行实验研究, 结果表明, 针对该系统所研究方法的故障定位平均相对误差比传统 BP 神经网络算法建立的故障定位的平均相对误差降低了 1.89%, 具有较好的定位性能和较高的效率。

说明所研究方法的定位性能要明显优于常规 BP 神经网络模型, 对于 BP 神经网络的结构、权值以及阈值, 所提出的改进型遗传算法进行了较好的优化, 有效避免 BP 神经网络对结构参数盲目选择带来的问题等。

参考文献

[1] 高殿滢, 王开宇, 刘佳鑫, 等. 小电流接地系统谐振过电压的原因分析及防治措施[J]. 东北电力技术, 2014, 35(12): 47-50.

[2] 高殿滢, 李胜川, 刘佳鑫. 一起 500kV 线路电压异常现象的事故分析处理[J]. 东北电力技术, 2015, 36(1): 1-5.

[3] 张大宁, 刘冉, 蔡静, 等. 变电站接地网缺陷诊断系统[J]. 东北电力技术, 2014, 35(2): 54-57.

[4] 金英. 城市电网 35 kV 系统单相接地故障分析[J]. 东北电力技术, 2013(2): 32-36.

[5] 周永勇, 周涓, 杨柱石, 等. 采用 CWP-EM 和 IPSO-WNN 的配电网单相接地故障定位[J]. 高电压技术, 2010, 36(4): 873-877.

[6] 郭三中. 基于小波神经网络的配电网故障定位研究[J]. 自动化应用, 2010(12): 27-30.

[7] 惠学军. 基于小波神经网络的小电流接地系统单相接地故障定位研究[D]. 南京: 河海大学, 2002.

[8] 李振然, 贾旭彩, 李滨. 基于小波变换与 BP 神经网络相结合的配电网单相接地故障定位方法[J]. 继电器, 2004(9): 24-26.

[9] 黄琼. 基于小波神经网络的配电网单相接地故障定位研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2013.

[10] 杨柱石, 周涓, 卢毅, 等. 基于 IMF-EM 和 IPSO-WNN 的配电网单相接地故障定位[C]. 重庆市电机工程学会 2010 年学术会议论文集, 2010.

[11] 张钧. 配电网智能故障诊断与谐波源定位研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2012.

[12] 唐金锐. 电力线路在线巡视监测及故障精确定位的定位研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2014.

[13] 彭基伟, 吕文华, 行鸿彦, 等. 基于改进 GA-BP 神经网络的湿度传感器的温度补偿[J]. 仪器仪表学报, 2013(1): 153-160.

[14] 温文. 基于改进 BP 神经网络的产品质量合格率预测研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2014.

[15] 曹步清. 基于 GA 进化 BP 神经网络的货币识别研究[D]. 长沙: 中南大学, 2007.

[16] 董升伟. 基于改进 BP 神经网络的轨道交通短时客流预测方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2013.

作者简介:

朱雁斌(1985), 工程师, 从事电力系统变电、配电生产技术管理工作。

(收稿日期: 2015-11-26)