

狼群算法优化 BP 神经网络的电缆故障测距算法*

范 斌, 刘 辉, 汪繁荣, 谭文龙

(湖北工业大学 电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430068)

摘要:故障信号频率分量的提取精度与故障测距的精度有很大的关系.针对这一问题,采用向后预测 Prony 算法提取故障电压信号的固有频率作为样本,应用狼群算法优化 BP 神经网络的结构,并对其进行训练,改善了易产生多个局部极小值的缺陷,提高了网络的训练效率和收敛速度,使得测距更加精确.通过 ATP/Matlab 仿真结果表明,该算法具有良好的鲁棒性和精确性.

关键词:狼群算法;向后预测 Prony 算法;BP 神经网络;固有频率;故障测距

中图分类号:TM 743 **文献标志码:**A **文章编号:**0258-7971(2016)06-0873-06

进入 21 世纪以来,我国的电力需求量在以惊人的速度增长,从而使得各种架空线和电缆遍布各个城市中,但由于电力电缆供电相比架空线来说要更安全且美观,所以被城市配电网广泛采用并逐步取代架空线路.随着电力电缆数量越来越多,并且运行时间也越来越长,使得发生故障的频率也越来越高,一旦发生故障后,不及时找出故障点,就会影响电力的安全运行,威胁到人们的生活与安全^[1].所以说,实现电缆准确测距具有重要意义.

目前,对电力电缆进行故障测距的方法主要有行波法和阻抗法,这 2 种方法都是利用故障发生时产生的电压和电流信号来进行测距的^[2].行波故障测距法的原理简单来说就是根据行波反射的时间差和波速来计算故障距离.阻抗法则是通过测量和计算故障点到测量端的阻抗,然后根据线路参数,列写求解故障点方程,求得故障距离^[3-4].

电缆一旦发生故障便会产生携带有故障电压、故障电流等信息的故障行波,同时还含有一些行波幅频特性的成分,它们是以谐波的形式在频域上表现出来的,称为固有频率^[5].电缆测距的关键就是对固有频率的准确提取,因此本文采用向后预测 Prony 算法来提取故障电压信号的固有频率作为样本,采用狼群算法优化 BP 神经网络的结构,并

对其进行训练,改善了易产生多个局部极小值的缺陷,提高了网络的训练效率和收敛速度,使得测距更加精确.最后,在 ATP/Matlab 的仿真结果下表明,该算法具有较高的可靠性和精确性.

1 基于固有频率的故障测距

电缆发生故障后产生的故障行波会以特定频率的谐波形式在频域上表现出来,这样的特定的频率即为固有频率.由文献[5]可知行波固有频率 f 、故障距离 l 和边界条件(量测端反射系数 Γ_1 、故障反射系数 Γ_2)3者之间满足的数学关系式为:

$$1 - \Gamma_1 \Gamma_2 e^{-\frac{2\pi l}{v}} = 0, \quad (1)$$

$$\Gamma_1 = \frac{(Z_S - Z_C)}{(Z_S + Z_C)}, \quad (2)$$

$$\Gamma_2 = \frac{(Z_F - Z_C)}{(Z_F + Z_C)}, \quad (3)$$

式中, Γ_1 、 Γ_2 分别为测距端、故障端反射系数, Z_S 、 Z_C 、 Z_F 分别为输电系统等效阻抗、线路波阻抗和故障点阻抗.由(1)~(3)式可推导出

$$l = \frac{(\theta_M + \theta_F + 2n\pi)v_n}{2\pi f_n}, n = 0, \pm 1, \dots \quad (4)$$

θ_M 、 θ_F 分别为 Γ_1 和 Γ_2 对应的反射角, f_n 为第 n 次固

* 收稿日期:2016-03-23

基金项目:国家自然科学基金青年基金(51309094).

作者简介:范 斌(1991-),男,湖北人,硕士生,主要研究方向:电力系统故障诊断.E-mail:503003793@qq.com.

通信作者:刘 辉(1962-),男,湖北人,教授,博士,主要研究方向:电力系统故障诊断.E-mail:huigeo@163.com.

有频率,从(4)式中可以看出故障位置与固有频率存在一定的数学关系,采用向后预测 Prony 算法可以更加精确地提取固有频率,同时对于复杂的反射角的求取过程可以利用神经网络的非线性拟合能力进行省略,从而使得故障测距更加精确。

2 算法简介

2.1 向后预测 Prony 算法 固有频率的提取有多种方法,本文所用的向后 Prony 算法相比小波变换等算法更方便、精确。Prony 算法可以估算出故障电压信号中的频率、幅值、衰减因子和初值^[6]。所以,对固有频率的提取更加精确,其求解模型为

$$x(n)=\sum_{i=1}^pA_ie^{\alpha_in}\cos(2\pi f_in+\theta_i),\tag{5}$$

式中 p 是模型的阶数, A_i 、 α_i 、 f_i 、 θ_i 分别为第 i 个分量的幅值、衰减因子、频率和相位。本文使用的向后预测 Prony 算法是在 Prony 算法的基础上提出的一种改进算法,该算法能使信号中真实的频率成分所对应的极点和噪声所对应的极点分别分布在单位圆内、外,从而可以很好地解决由于噪声干扰导致信号的真实频率难以提取的问题。Prony 算法在运用中最关键的是对其中 2 个超定方程组的求解,向后预测 Prony 算法采用了“QR 分解”技术,避免了求复杂的逆矩阵,节省了计算量和计算时间。

2.2 狼群算法 狼群算法 (WolfPack Algorithms) 是 2007 年 Yang 等^[7] 在分析自然界狼群的生活习性以及协作捕猎活动的基础上提出的一种群体智能优化算法。该算法主要就是以不断迭代的方式来搜索出最优解,最优解的问题即可转化为狼群位置的问题。其基本原理和步骤如下:

步骤 1 狼群初始化。设在 D 维搜索空间中,有 N 匹人工狼,其中第 i 只人工狼的位置为:

$$X_i=(x_{i1},\cdots,x_{id},\cdots,x_{iD}),1\leq i\leq N,1\leq d\leq D.\tag{6}$$

初始位置主要通过(7)式随机产生

$$x_{id}=x_{\min}+\text{rand}\times(x_{\max}-x_{\min}),\tag{7}$$

其中:rand 是在区间 $[0,1]$ 内均匀分布的随机数, x_{\max} 和 x_{\min} 分别是搜索空间的上下限。

步骤 2 竞争领导者狼。从 N 匹人工狼中选取 q 匹竞选领导狼,并在自己的周围选取 h 个点进行搜索,若搜索次数达到最大值 h_{\max} 或其位置得不到改善时,则停止搜索,并选取当前位置的竞争狼作为领导狼。第 i 匹竞选狼进行搜索产生的 h 个点的

位置中第 j 个点第 d 维的位置 y_{ijd} 为

$$y_{ijd}=x_{id}+\text{rand}\times\text{step}_a.\tag{8}$$

步骤 3 向领导者狼靠近。狼群通过头狼的嚎叫召唤来更新位置。第 i 匹狼第 d 维空间更新后的位置 z_{id} 为

$$z_{id}=x_{id}+\text{rand}\times\text{step}_b\times(x_{id}-x_{id}),\tag{9}$$

其中: step_a 为搜索步长, step_b 为移动步长, x_{id} 是第 i 只狼第 d 维的当前位置, x_{id} 是领导者狼第 d 维的位置。

步骤 4 包围猎物。领导者狼发现猎物并召唤其他狼对猎物进行包围,包围公式和包围步长更新公式分别为

$$X_i^{t+1}=\begin{cases}X_i^t,&r_m<\theta,\\X_i+\text{rand}\times ra,&r_m>\theta.\end{cases}\tag{10}$$

$$ra(t)=ra_{\min}\times(x_{\max}-x_{\min})\times e^{\left(\frac{\ln(ra_{\min}/ra_{\max})}{\max}\right)t},\tag{11}$$

其中: t 为迭代次数; ra 为包围步长; X_i 为领导者位置; X_i^t 为第 t 代第 i 只狼的位置。

步骤 5 狼群竞争更新。根据优胜劣汰的原则,精壮的狼优先得到食物,导致弱小的狼饿死,淘汰掉最弱的 L 匹狼并随机生成 L 匹狼来代替。

2.3 算法流程图 传统的神经网络收敛速度慢且容易陷入局部最优解的风险,针对这一问题,本文采用狼群算法优化 BP 神经网络结构,其主要方法就是对权值和阈值的优化,通过不断的迭代优化来得到最优解。将神经网络的权值和阈值跟狼群的所处的位置一一对应,通过对狼群位置的不断更新,来得到最优的解,从而确定优化后的权值和阈值。算法流程图如图 1 所示。

3 基于 BP 神经网络的故障测距方法

样本的确定是进行数据分析和建立模型的关键,通过对样本属性的分析,我们可以得到想要的结果。再对数据进行处理就可以达到我们所想要的结果。本文主要是在提取故障行波的固有频率和幅值的基础上,建立数学模型,将这些数据作为样本,并且对样本矢量进行了归一化处理,使得样本中的频率和幅值的变化范围基本分布在 $(0,1)$ 的区间内。

人工神经网络 (Artificial Neural Network, 简称为 ANNs) 也被称作为神经网络 (NNS), 它是一种处理信息的数学模型,并具有记忆、辨识和对复杂

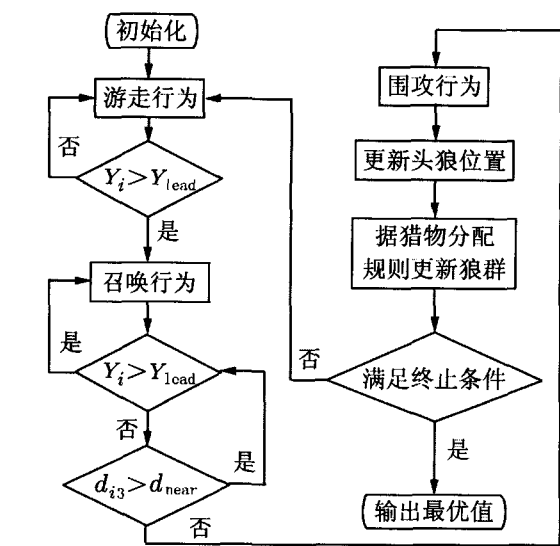


图 1 WPA 算法流程图
Fig.1 WPA algorithm

系统进行求解的能力.神经网络模型有很多种,其中 BP 网络是运用最为广泛的一种,相比其他网络模型,BP 网络具有更强的非线性逼近的能力,可以实现输入到输出的任意非线性映射^[8].本文所建立的 BP 神经网络的测距模型如图 2 所示,其中 ω_1 、 ω_2 为权值; b_1 、 b_2 为阈值.

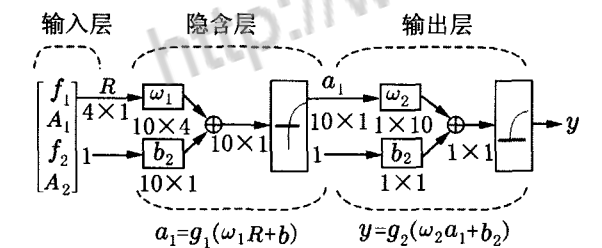


图 2 BP 网络测距模型
Fig.2 BP neural network location model

由图 2 可以看出: $R=[f_1,A_1,f_2,A_2]^T$ 为固有频率和幅值,将其作为输入层,并通过权值 ω_1 和阈值 b_1 的调整输入到隐含层中.本文通过大量的实验分析和判断,确定其隐含层的节点数为 10,采用 transigmoid 函数,输出 10×1 的矩阵,再将结果通过权值 ω_2 和阈值 b_2 的调整,与输出层相连.输出层采用 logsigmoid 的传递函数,通过该函数的作用可以将故障距离与实际距离转化成线性关系,便于我们分析求解.

4 狼群算法优化 BP 网络及仿真

本文主要是对电缆的两相短路故障进行了分

析并在 ATP 平台上建立了仿真模型,将仿真得到的数据作为样本集.当发生两相(b、c)短路时,短路点处的电流和电压如图 3 所示.

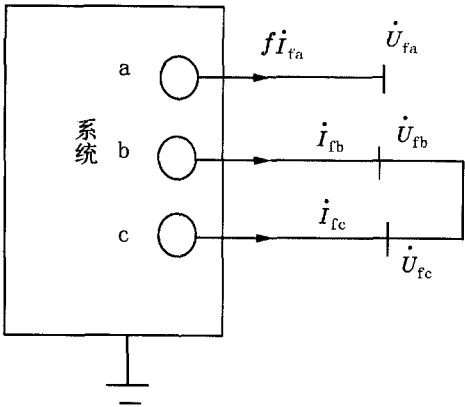


图 3 两相短路
Fig.3 Two-phase short circuit

并由此可以列出短路点的边界条件为 $I_{fa}=0, I_{fb}=-I_{fc}, U_{fb}=U_{fc}$,
在 ATP 上搭建的 10 kV 电缆线路仿真模型^[9].如图 4 所示.

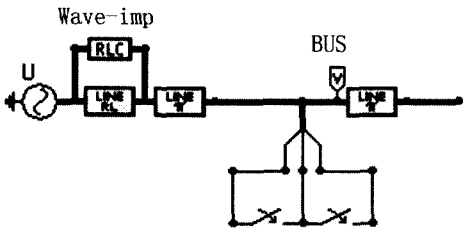


图 4 10 kV 电缆线路仿真模型
Fig.4 10 kV cable line simulation model

电源为 10 kV 三相交流电源,频率为 50 Hz,电源的初始相位角为 0° ,采用 Rlc_3 元件模拟系统阻抗 $Z_M=j7.08, R=0.093\ \Omega/\text{km}, \omega L=0.086\ \Omega/\text{km}, C=0.36\ \mu\text{F}/\text{km}$,取两段电缆总长度为 5 km,从 0.6 km 处开始设立故障,每隔 0.5 km 变化一次故障点位置.如图 5 为故障点 BUS 处的相电压波形图.

由 ATP 仿真得到量测端故障电压数据,采用 Prony 算法提取固有频率的主频和幅值作为样本输入 R,根据仿真形成 1 200 个测距样本,将其中的 1 000 个作为训练样本导入 Matlab,训练 BP 神经网络狼群算法(wolf pack algorithm, WPA)原理简单,收敛速度快,相比其它的群体智能算法具有更络模型.

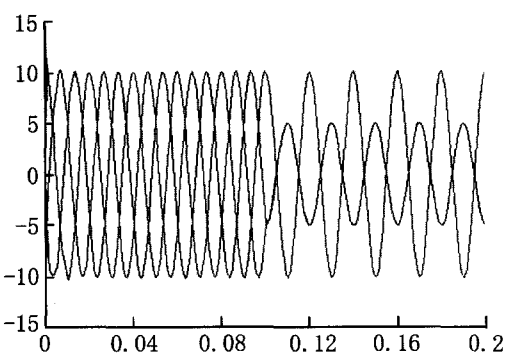


图 5 故障点 BUS 处的相电压波形图
Fig.5 Phase voltage waveform at BUS

好的全局搜索能力^[10].

设狼群总数 $N=50$, 迭代次数 $t=100$, $\text{step}_a=1.5$, $\text{step}_b=0.8$, $\text{maxdh}=15$, $q=6$, $h=5$ 如图 3 所示, 神经网络拓扑结构为 $4\times 10\times 1$, 共 50 个权值和 11 个阈值, 所以每匹狼的搜索空间为 61 维. WPA 中的适应度函数为网络实际输出与期望值之间的均方误差:

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - o_i)^2, \tag{13}$$

其中, o_i 为第 i 个训练样本的网络输出值; d_i 为期望值; N 为样本总数; 是以权值和阈值为自变量的函数. 设定学习速率为 0.3, 最大训练次数为 1 000, 目标函数误差设定为 10^{-8} . 训练收敛曲线如图 6(a), 6(b) 所示.

通过图 6 的对比可以看出, 经过狼群算法优化后的神经网络结构, 在 100 次以内训练速度以及效率相比原始的神经网络结构有很大的提高, 并且能

迅速达到预期收敛效果, 未经优化的原神经网络需要经过 652 次训练才能收敛, 而经狼群算法优化后的 BP 网络只需 408 次训练, 其均方差即可收敛至预期误差要求. 由此可见, 采用狼群算法优化 BP 神经网络的结构, 改善了易产生多个局部极小值的缺陷, 提高了网络的训练效率.

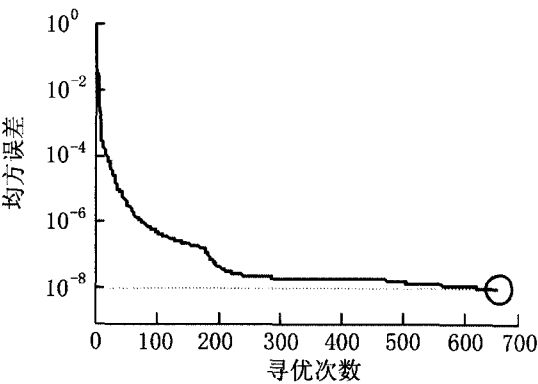
5 故障测距结果分析

首先在 Matlab 中进行仿真实验, 对比了粒子群(PSO)、遗传算法(GA)和狼群算法(WPA)的有效性. 实验结果如表 1 所示.

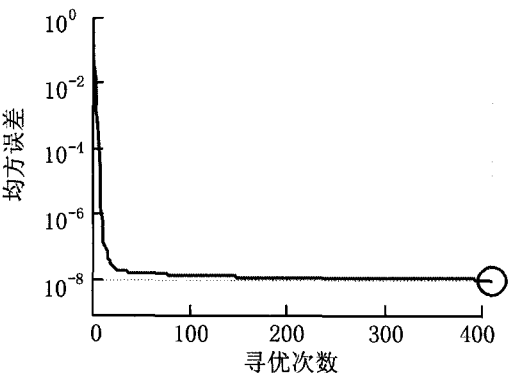
该结果是用 3 种不同的算法对 3 个不同的函数的测试结果. 表 1 中用平均值、标准差、最优值和平均耗时来分别体现不同算法的寻优能力、鲁棒性、收敛精度和求解速度, 通过对表中的数据分析可知, WPA 算法相对于 PSO 和 GA 算法来说, 其寻优结果和耗时能力都是最强的, 求解精度也更高, 在求解过程中更接近理论值.

其次, 分别运用上述训练好的神经网络结构和经狼群算法优化的神经网络结构来进行故障测距, 主要是针对 b、c 两相的短路故障测距. 本文仿真模型中两段电缆全长为 5 km, 通过改变其中一段电缆的长度来改变故障点的位置, 从 0.6 km 处开始设立故障, 每隔 0.5 km 变化故障点位置, 共选取了 9 个故障点, 分别得到两极间短路故障的测距结果如图 2、3 所示.

最后, 通过对比表 2 和表 3 的测距结果可知, 在仿真故障位置相同的情况下, 经狼群算法优化的神经网络相比神经网络的测距误差要更小一些, 即



(a) 神经网络训练收敛图



(b) 经狼群算法优化的神经网络训练收敛图

—— 训练 —— 误差目标

图 6 BP 神经网络收敛曲线

Fig.6 Convergence curve of BP neural network

表 1 算法对比结果
Tab.1 Algorithm comparison results

函数	算法	平均值	标准差	最优值	平均耗时/s
$f(x) = \sum_{i=1}^D ix_i^2$	PSO	7.67×10^{-5}	6.07×10^{-5}	6.67×10^{-6}	1.603 4
	GA	0.076 2	0.021 3	0.025 1	11.581
	WPA	0	0	0	0.669 4
$f(x) = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{1}{3}x_1^6 + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4$	PSO	-1.032 3	0	-1.032 3	1.593 9
	GA	-1.032 3	0	-1.032 3	3.553 9
	WPA	-1.032 3	0	-1.032 3	1.534 3
$f(x) = 0.5 + \frac{(\sin\sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}$	PSO	5.63×10^{-9}	6.54×10^{-9}	3.32×10^{-11}	2.184 0
	GA	0.005 6	0.006 3	1.82×10^{-11}	6.828 6
	WPS	0	0	0	1.534 7

表 2 神经网络的测距结果
Tab.2 Ranging result of neural network

故障位置/ km	过渡电阻/ Ω	测距结果/ km	相对误差/ %
0.6	0/50/100	0.625 3	4.22
1.1	0/50/100	1.134 8	3.16
1.6	0/50/100	1.568 4	-1.97
2.1	0/50/100	2.152 8	2.51
2.6	0/50/100	2.546 2	-2.07
3.1	0/50/100	3.031 5	-2.21
3.6	0/50/100	3.686 9	2.41
4.1	0/50/100	4.011 5	-2.16
4.6	0/50/100	4.697 1	2.11

表 3 狼群算法优化的神经网络测距结果
Tab.3 Result of neural network and WPA

故障位置/ km	过渡电阻/ Ω	测距结果/ km	相对误差/ %
0.6	0/50/100	0.596 5	-0.58
1.1	0/50/100	1.104 7	0.43
1.6	0/50/100	1.593 6	-0.49
2.1	0/50/100	2.107 8	0.37
2.6	0/50/100	2.586 4	-0.52
3.1	0/50/100	3.114 5	0.47
3.6	0/50/100	3.612 5	0.35
4.1	0/50/100	4.113 2	0.32
4.6	0/50/100	4.613 8	0.30

测距更精确.在表 2 和表 3 中故障位置在近量测端时,测距相对较大,主要是因为受对端反射行波干扰,使得固有频率的提取误差较大.但从数据结果可以看出经狼群算法优化的神经网络结构可以实现更加准确的故障测距,其相对误差基本控制在±5%左右,并且测距结果受过度电阻的影响较小.测距结果表明,经狼群算法优化的 BP 神经网络结构测距误差更小.

6 结 论

本文提出了一种基于狼群算法优化 BP 神经网络的电缆故障测距算法,并在 ATP/Matlab 环境中建立了仿真模型,对比了神经网络和经狼群算法

优化的神经网络训练收敛图,并进行了不同位置的仿真测距实验.仿真结果表明,将狼群算法和 BP 网络算法进行有机的结合是可行的,相比单一的神经网络,收敛速度更快,且改善了易产生多个局部极小值的缺陷,提高了网络的训练效率,使得测距结果更精确.

参考文献:

[1] 黄卫东.10 kV 电力电缆故障的类型及故障点查找分析[J].机电信息,2011,20(15):23-24.
HHANG W D.Type of 10 kV power cable fault and fault point search and analysis[J].Journal of Mechanical and Electrical Information,2011,20(15):23-24.

- [2] 鹿洪刚,覃剑,陈祥训,等.电力电缆故障测距综述[J].电网技术,2012,28(20):58-63.
LU H G, QIN J, CHEN X X, et al. Overview of power cable fault location[J]. Power System Technology, 2012, 28(20):58-63.
- [3] 徐丙垠,李胜祥,陈宗军.电力电缆故障探测技术[M].北京:机械工业出版社,2010.
XU B Y, LI S X, CHEN Z J. Power Cable fault detection technology[M]. Beijing: China Machine Press, 2010.
- [4] 牟龙华,刘建华.电力电缆故障测距方法的基本原理[J].继电器,2011,27(4):22-24.
MU L H, LIU J H. Basic work-principle of cable fault location[J]. Relay, 2011, 27(4):22-24.
- [5] 邬林勇,何正友,钱清泉.一种提取行波自然频率的单端故障测距方法[J].中国电机工程学报,2008,28(10):69-75.
WU L Y, HE Z Y, QIAN Q Q. A single ended fault location method using traveling wave natural frequency[J]. Proceeding of the CSEE, 2008, 28(10):69-75.
- [6] SWIFT G W. The spectra of fault-induced transients[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1979, 98(3):940-947.
- [7] YANG C G, TU X Y, CHEN J. Algorithm of marriage in honey bees optimization based on the wolf pack search[C]. Proc of International Conference on Intelligent Pervasive Computing, 2007:462-467.
- [8] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京:机械工业出版社,2013.
ZHANG D F. Application design of MATLAB neural network[M]. Beijing: China Machine Press, 2013.
- [9] 毛鹏,孙雅明,张兆宁.基于神经网络原理的输电线路故障测距模型研究[J].电力系统及其自动化学报,2012,11(3):66-72.
MAO P, SUN Y M, ZHANG Z N. The model study of fault location system for high voltage over-head transmission line based on hierarchical distributed neural networks[J]. Proceedings of the EPSA, 2012, 11(3):66-72.
- [10] 吴虎胜,张凤鸣,吴庐山.一种新的群体智能算法——狼群算法[J].系统工程与电子技术,2013,35(11):2430-2438.
WU H S, ZHANG F M, WU L S. New swarm intelligence algorithm-wolf pack algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(11):2430-2438.
- [11] 周强,周永权.一种基于领导者策略的狼群搜索算法[J].计算机应用研究,2013,30(9):2629-2632.
ZHOU Q, ZHOU Y Q. Wolf colony search algorithm based on leader strategy[J]. Application Research of Computer, 2013, 30(9):2629-2632.
- [12] ANDRE D, Filomena, Mariana Resener, RODRIGO H, et al. Bretas. Fault location for underground distribution feeders: An extended impedance-based formulation with capacitive current compensation[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2009, 32(13):489-496.
- [13] EBERL G, HANNINEN S, LEHTONEN M, et al. Comparison of artificial neural networks and conventional algorithms in ground fault distance computation[J]. IEEE, 2011(3):1991-1995.
- [14] LUO J, YU G L, HE J J. A cable fault location algorithm based on ANN model[C]. Proceedings of the 2nd International Conference on Insulation Condition Monitoring of Electrical Plant, 2012:279-282.

Cable fault location method based on wolf pack algorithm and BP network

FAN Bin, LIU hui, WANG Fan-rong, TAN Wen-long

(School of Electrical and Electronic Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: The extraction accuracy of fault signal frequency components is related to the accuracy of fault location. To solve this problem, this paper uses backward Prony algorithm to extract the natural frequency of the fault voltage as the sample. It can improve the training efficiency, speed up convergence and make the measurement more accurate by using WPA algorithm to optimize the weights and thresholds of BP neural network. The simulation results of ATP and Matlab show that this algorithm has high reliability and accuracy.

Key words: wolf pack algorithm; backward Prony algorithm; BP neural network; natural frequency; fault location



知网查重限时 7折 最高可优惠 120元

本科定稿，硕博定稿，查重结果与学校一致

立即检测

免费论文查重：<http://www.paperyy.com>

3亿免费文献下载：<http://www.ixueshu.com>

超值论文自动降重：http://www.paperyy.com/reduce_repetition

PPT免费模版下载：<http://ppt.ixueshu.com>

阅读此文的还阅读了：

- [1. 浅析BP神经网络算法的改进和优化](#)
- [2. 浅析BP神经网络算法的改进和优化](#)
- [3. BP神经网络算法改进](#)
- [4. BP神经网络算法改进综述](#)
- [5. 电力电缆故障自动测距算法的研究](#)
- [6. BP神经网络改进算法的探讨](#)
- [7. 基于狼群算法优化的BP神经网络](#)
- [8. 人工神经网络之BP模型算法实现](#)
- [9. BP神经网络的优化算法研究](#)
- [10. 海上风电电缆故障定位的优化算法研究](#)
- [11. 基于BP神经网络算法的温室番茄CO₂增施策略优化](#)
- [12. 基于狼群算法优化Snake模型的图像分割算法](#)
- [13. 改进PSO算法优化BP神经网络权值算法研究](#)
- [14. 人工神经网络BP算法的改进与分析](#)
- [15. 基于FPSO优化的BP神经网络算法及环境监测应用](#)
- [16. 基于BP神经网络算法的喷头锻压工艺优化](#)
- [17. 基于遗传算法的优化BP神经网络算法研究](#)
- [18. BP神经网络的算法及改进](#)
- [19. BP神经网络的改进算法及其研究](#)
- [20. BP神经网络算法的优化](#)
- [21. 基于PCA-LDA与蚁群优化BP神经网络的人脸识别算法](#)
- [22. PSO算法优化BP神经网络](#)
- [23. 基于遗传算法优化BP神经网络的手机广告投放研究](#)
- [24. 基本BP神经网络算法改进研究](#)
- [25. BP神经网络算法的改进](#)

[26. 基于BP神经网络与遗传算法的涡轮安装角优化](#)

[27. 基于BP网络算法优化粗糙-Petri网的电网故障诊断](#)

[28. 智能优化算法优化BP神经网络的函数逼近能力研究](#)

[29. 基于果蝇算法优化的BP神经网络](#)

[30. BP神经网络优化算法研究](#)

[31. 一种BP神经网络改进算法研究](#)

[32. 狼群优化的神经网络频谱感知算法](#)

[33. 简析BP神经网络算法](#)

[34. PSO算法优化BP神经网络的应用研究](#)

[35. 一种易于实现的煤矿电缆行波故障测距算法](#)

[36. 基于BP神经网络的图像分离算法](#)

[37. BP神经网络的联合优化算法](#)

[38. BP神经网络的算法改进及应用](#)

[39. 基于遗传算法优化小波神经网络的井下电缆故障测距方法](#)

[40. 狼群算法优化BP神经网络的电缆故障测距算法](#)

[41. 基于测距的WSN定位算法的优化](#)

[42. 高压电缆在线行波故障测距算法的设计](#)

[43. 基于遗传算法优化BP神经网络的GIS设备放电故障诊断](#)

[44. 基于遗传算法的BP神经网络的变压器故障预测](#)

[45. 蚁群算法的BP网络优化算法](#)

[46. 基于BP人工神经网络的车牌字符识别优化算法](#)

[47. BP神经网络改进算法研究](#)

[48. 神经网络控制及BP算法](#)

[49. BP神经网络改进算法的研究](#)

[50. 应用卷积神经网络的测距算法研究](#)