

基于 RBF 神经网络的电流保护

陈少华, 张 辉

(广东工业大学 自动化学院, 广东 广州 510090)

摘要: 提出了一种基于 RBF 神经网络的全新的电流保护方式. 该网络采用的是 3 层 RBF 神经网络模型, 由三部分构成: 故障类型与相别判断子网络 ANN1; 故障方向判别子网络 ANN2; 振荡识别子网络 ANN3. 对该模型进行了各种故障状态的测试, 进行了仿真实验, 并与 BP 网络进行了比较, 发现 RBF 网络训练速度快, 且证实了基于 RBF 网络的电流保护的可行性.

关键词: 电流保护; 人工神经网络; RBF 神经网络; BP 网络

中图分类号: TP277

文献标识码: A

文章编号: 1007-7162(2001)03-0017-05

电流保护作为电力系统低压网络的主要保护形式, 具有简单、经济及工作可靠等优点. 但是, 电流保护的整定值的选择、保护范围和灵敏系数等方面直接受电网接线方式及系统运行方式的影响, 所以, 在 35 kV 及以上的复杂网络中, 电流保护很难满足选择性、灵敏性及快速切除故障的要求^[1]. 即使在低压网络中也会出现这样的问题, 如电流速断保护, 其整定值的选取, 是按照系统最大运行方式下的三相短路来整定的, 这样选择的目的是为了保证速断保护的动作的选择性, 但是, 当系统的运行方式变化很大, 如此刻发生最小运行方式下的两相短路, 或者被保护线路长度很短, 则有可能出现速断保护无保护范围的现象.

人工神经网络(ANN)由于其可以对不明或不确定系统进行学习或实现自适应、高度的容错性和鲁棒性、具有多输入多输出并行工作的特点, 适合于复杂系统和对象的控制, 在电力系统中的应用也越来越多. 本文就是利用人工神经网络的优点来实现电流保护, 解决电流保护的主要问题, 使其可以更广泛的应用于电力系统中. 通过仿真实验, 结果表明, 基于人工神经网络的电流保护, 在系统的各种运行方式下、各种故障情况中, 不仅能够自适应的识别线路的故障类型、故障相别和故障点的位置, 还可以准确的区分振荡与故障两种情况.

1 人工神经网络模型的建立

1.1 RBF 网络简介

目前在电力系统中广泛采取的人工神经网络模型是一种无反馈多层前向网络——BP 模型. 理论证明, 对任何复杂的对象, 采用三层 BP 网络时, 只要适当地选择神经元的数目, 就可以任意地对研究对象进行分类识别, 然而, BP 网络是一种全局逼近型的神经网络, 它在整个权空间上对误差超曲面进行逼近, 即对输入空间的任意一点, 任意一个或多个连接权的变化都会影响到整个网络的输出, 正是由于 BP 网络的这一特点, 使其在训练过程中, 每一个训练样本都会

收稿日期: 2001-03-13

作者简介: 陈少华(1952), 女, 副教授, 主要研究方向为人工智能在电力系统中的应用.

使所有连续权发生变化, 学习收敛速度极其缓慢.

而本文所提出并采用的是一种典型的局部逼近神经网络——径向基函数神经网络(RBF 网络), 它是一种局部逼近的神经网络. 它通常选取高斯(Gaussian)基函数作为 RBF 基函数, 即

$$a_j(x) = \Psi(\|x - c_j\|/\sigma_j) = \exp(-\|x - c_j\|^2/\sigma_j^2)$$

其中 σ_j 是一个可以自由选择参数, 它决定了该基函数围绕中心的宽度, c_j 是第 j 个基函数的中心点, Ψ 是一个径向对称的函数. 对于给定的 $x \in R^n$, 只有一小部分中心靠近 x 的处理单元被激活. RBF 神经网络具体结构如图 1 所示.

RBF 神经网络由两层组成: 输入层实现从 $x \rightarrow a_j(x) = \Psi(\|x - c_j\|/\sigma_j)$ 的非线性映射, 输出层实现 $a_j(x)$ 到 y 的线性映射, 即

$$y_i = \sum_{j=1}^m w_{ij} a_j(x) \quad i = 1, 2, \dots, r$$

其连接权的学习算法为

$$w_{ij}(l+1) = w_{ij}(l) + \beta[y_i^d - y_i(l)] a_j(x) / a^T(x) a(x)$$

通常取 $0 < \beta < 1$, 当 $a_j(x)$ 大于某一个数值时对相应的权值 w_{ij} 进行修改, 保证 RBF 神经网络具备局部逼近网络学习收敛快的优点.

总之, 这种神经网络的特点是网络只对输入空间一个局部领域中的点, 才有少数相关连接权发生变化, 每次训练中只是修正少量连接权, 且可修正的连接权是线性的, 因此其学习速度极快, 并且可保证权空间上误差超平面的全局收敛特性^[2]. 故本文在此采用了一个三层的 RBF 神经网络来实现电流保护.

1.2 网络的建立

本文所提出的基于人工神经网络的电流保护的结构较为复杂, 由 3 个独立的子网构成: 故障类型与相别判断子网络 ANN1、故障方向判别子网络 ANN2、振荡识别子网络 ANN3. 因为传统电流保护的判据主要是反映短路故障时电流量的增大, 所以在本文所提出的 RBF 网络模型中, 输入量将是各相电流的基波分量. 以电流速断保护为例, 电流保护的示意图如图 2 所示.

1.2.1 故障类型与相别判断子网络

ANN1

该层网络的目的是识别线路发生故障的类型及故障的相别, 保证在保护范围之内能够正确判断各种故障的发生.

当线路发生短路故障时, 电流

(基波电流幅值)较正常运行时将显著增大. 当发生单相接地短路故障时, 短路相电流增大, 非故障相电流与故障前基本相同; 两相故障时, 两个故障相电流增大且相等, 非故障相电流与故障前基本相同; 三相短路时, 三相电流均增大且相等. 通过以上分析, 可以选取故障前与故障后, 各相基波电流的幅值作为 ANN1 的特征输入量, 所以输入层有 6 个节点. 由于故障时电流往往是在基波的基础上还叠加有各种高次谐波分量和非周期分量, 为取得基波电流量, 本文采取全周差分傅氏算法求得各相电流的实部和虚部, 再计算其幅值. 另外, 为防止神经元节点饱和, 选取保护安装处所流过的最大短路电流为基准值, 将 ANN1 的输入特征量限制在 $[0, 1]$ 之间

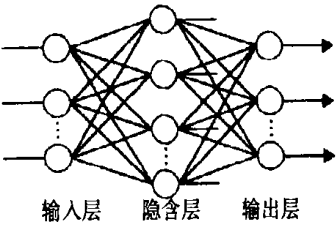


图 1 三层 RBF 网络示意图

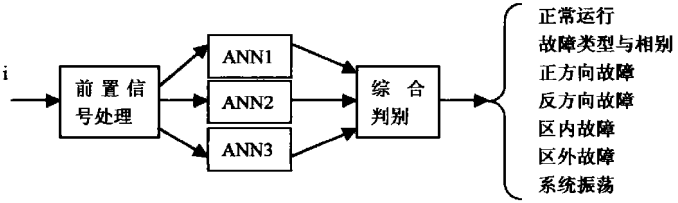


图 2 电流保护结构示意图

该层网络共选取 5 个输出节点, 取值为 1 时代表 A 相接地、B 相接地、C 相接地、相间短路和保护动作。

1.2.2 故障方向判别子网络 ANN2^[3]

该层网络的目的是为了判别故障的方向, 确定是否为正方向故障, 从而决定是否跳闸。

故障方向的判别可通过比较母线电压与线路电流之间的相位关系得以实现。如按传统方法考虑, 假设电流正方向是从保护安装处母线流向线路, 则当发生正方向短路故障时, 电流将滞后于母线电压 $0^\circ \sim 90^\circ$; 反方向发生短路故障时, 电流将滞后于母线电压 $180^\circ \sim 270^\circ$ 。基于上述原理, 可选取三相电流的实部和虚部作为 ANN2 的特征输入量, 共有 6 个输入节点, 仍采取全周差分傅氏算法求得各相电流的实部和虚部, 并选取保护安装处所流过的最大短路电流为基准值, 使 ANN2 的输入值界于 $[0, 1]$ 之间。

子网络 ANN2 的输出节点选为 1 个, 正方向故障时为 1, 反方向故障时为 0。

为了证实 RBF 网络的训练速度快于 BP 网络的训练速度, 对于此子网络, 本文将分别基于 RBF 网络和 BP 网络建立两个子网络进行比较。

1.2.3 振荡识别子网络 ANN3^[4]

由于本文提出的 RBF 网络是以基波电流作为网络的特征输入量, 所以将不可避免地受到系统振荡的影响。为了更好的满足电流保护的可靠性, 就需要区分振荡状态与故障情况, 故建立振荡识别子网络 ANN3。

当系统发生振荡时, 系统中的电流幅值将作周期性变化, 且其变化速度较短路时电流量的突然增大的速度要缓慢。所以子网络 ANN3 的输入特征量选取三相电流的幅值及其变化率, 共 6 个输入节点, 选择适当的基准值, 大于基准值时, 输入值取为 1, 小于基准值时, 输入值取为 0。

该子网络的输出节点也选为 1 个, 输出值为 1, 表示系统处于振荡状态; 输出值为 0, 表示系统处于故障状态。

2 网络的训练与检验

2.1 仿真模型的建立

本文以图 3 所示的电力系统为例进行仿真实验。

对该系统首先利用电磁暂态仿真程序 (EMTP) 对系统的各种状态 (正常运行、系统振荡、正方向故障、反方向故障、区内故障、区外故障等) 进行仿真计算。对得出的结果进行适当的前置处理后, 作为各个子网络的输入特征量, 进行训练和检验。

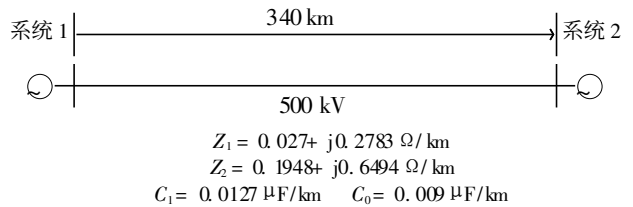


图 3 电力系统接线示意图

2.2 各个子网络的训练

对各个子网络的训练是相互独立的, 因为本文建立的三个子网络本身是相互独立的。训练的目的在于通过给定的输入、输出特征量, 获得各个 RBF 子网络中的权值和阈值, 隐含层的节点个数也是在训练的过程中得出的^[3]。本文的三个子网络的隐含层的节点数分别为 15, 27 和 16。对子网络 ANN2 同时建立一个 BP 子网络进行训练, 该子网络的隐含层节点数为 13。

各个子网络训练样本如下表 1~ 表 3 所示。

基于 RBF 神经网络和 BP 神经网络的 ANN2 子网络的训练时间的比较如表 4 所示.

表 1 ANN1 的训练样本

故障类型	理想输出
A 相接地,故障点 83%	10001
B 相接地,故障点 83%	01001
C 相接地,故障点 83%	00101
A- B 相间短路,故障点 83%	00011
A- B 两相接地,故障点 83%	00011
A- B- C 三相短路,故障点 83%	00011
A 相接地,故障点 87%	10000
B 相接地,故障点 87%	01000
C 相接地,故障点 87%	00100
A- B 相间短路,故障点 87%	00010
A- B 两相接地,故障点 87%	00010
A- B- C 三相短路,故障点 87%	00010

表 2 ANN2 的训练样本

故障方向	理想输出
正向故障,故障点 83%	1
正向故障,故障点 87%	0
反向故障	0

表 3 ANN3 的训练样本

振荡和故障类型	理想输出
振荡	1
A 相接地,故障点 83%	0
A- B 相间短路,故障点 83%	0
A- B 两相接地,故障点 83%	0
A- B- C 三相短路,故障点 83%	0

表 4 两种网络训练时间的比较

网络模型	RBF 网络	BP 网络
训练时间	< 50s	> 3200s

2.3 各个子网络的检验

网络的检验是选取不同于训练样本的数值,对训练好的各个子网络进行检验,以验证它们的可行性.表5~表7所示的结果即为各个子网络的检验结果.结果反映,各个子网络的实际输出非常接近于理想输出.

表 5 ANN1 检验结果举例

故障类型	实际输出	理想输出
A 相接地,故障点 84%	0.9456, 0.0002, 0.0023, 0.0123, 0.9568	10001
B 相接地,故障点 84%	0.0010, 0.9736, 0.2020, 0.0030, 0.9826	01001
C 相接地,故障点 84%	0.0010, 0.0024, 0.9454, 0.0020, 0.9921	00101
A- B 相间短路,故障点 84%	0.0005, 0.0053, 0.0026, 0.9576, 0.9754	00011
A- B 两相接地,故障点 84%	0.0008, 0.0021, 0.0013, 0.9678, 0.9853	00011
A- B- C 三相短路,故障点 84%	0.0016, 0.0039, 0.0012, 0.9526, 0.9223	00011
A 相接地,故障点 86%	0.9845, 0.0056, 0.0008, 0.0009, 0.0041	10000
B 相接地,故障点 86%	0.0017, 0.9457, 0.0115, 0.0105, 0.0052	01000
C 相接地,故障点 86%	0.0002, 0.0014, 0.9852, 0.0031, 0.0018	00100
A- B 相间短路,故障点 86%	0.0065, 0.0023, 0.0021, 0.9325, 0.0010	00010
A- B 两相接地,故障点 86%	0.0007, 0.0029, 0.0014, 0.9235, 0.0009	00010
A- B- C 三相短路,故障点 86%	0.0000, 0.0005, 0.0035, 0.9984, 0.0021	00010

表 6 ANN2 检验结果举例

故障方向	BP 网络实际输出	RBF 网络实际输出	理想输出
正向故障,故障点 84%	0.9878	0.9984	1
正向故障,故障点 86%	0.0013	0.0020	0
反向故障	0.0008	0.0006	0

表 7 ANN3 检验结果举例

振荡与故障类型	实际输出	理想输出
振荡	0.9987	1
A 相接地, 故障点 84%	0.0023	0
A- B 相间短路, 故障点 84%	0.0025	0
A- B 两相接地, 故障点 84%	0.0012	0
A- B- C 三相短路, 故障点 84%	0.0006	0

3 结论

本文的研究表明, 基于 RBF 神经网络的电流保护相对于传统的电流保护, 具有显著的优点, 网络可以自动的识别各种故障情况, 保证 85% 的保护范围内的正向故障均可靠的动作, 满足保护精度的要求, 且相对于 BP 网络, 训练速度大大加快, 使得电流保护打破了受电网接线方式和系统运行方式影响的缺点, 还使得电流保护不仅仅适用于低压网络, 还可以作为高压网络的主保护.

参考文献:

[1] 贺家李, 宋从矩. 电力系统继电保护原理[M]. 北京: 水利电力出版社, 1994

[2] 孙增圻. 智能控制理论与技术[M]. 北京: 清华大学出版社; 广西: 广西科学技术出版社, 2000

[3] 房鑫炎, 钟聪, 沈芳良. 基于人工神经网络的自适应电流保护[A]. 99 全国高校电力系统及其自动化专业学术论文集[C]. 武汉: 湖北科学技术出版社, 1999. 733~ 739.

[4] 段玉倩, 贺家李. 基于人工神经网络的距离保护[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19(5): 67~ 70.

Current Protection Based on RBF Neutral Network

CHEN Shao-hua, ZHANG Hui
(Faculty of Automation, GDUT, Guangzhou 510090, China)

Abstract:This paper presents a new kind of current protection method based upon RBF neutral network. The network, a three-layer RBF model, consists of three subsidiary networks of ANN1 to identify fault types and fault phases, ANN2 to determine fault directions and ANN3 to distinguish swing and faults. Simulation results of all types of faults demonstrate the model is suitable with a higher training speed.

Key words: current protection; artificial neutral network; RBF neutral network; BP neutral network