

基于人工神经网络的自适应距离保护

都洪基, 邓烽, 苏炜宏

(南京理工大学动力工程学院, 江苏 南京 210094)

摘要: 分析电力系统距离保护的特点及人工神经网络所具有的自适应能力、学习能力和模式识别能力, 基于模式识别原理, 提出了一种实现自适应距离保护的神经网络模型, 并进行了大量的仿真计算, 证明所提方法的优越性, 能够对电力系统的各种故障情况进行正确识别。

关键词: 自适应距离保护; 人工神经网络; BP算法

中图分类号: TM773

文献标识码: B

文章编号: 1003-4897(2002)02-0038-04

1 引言

距离保护长期以来一直是复杂电网中高压输电线路最重要的也是最广泛的保护方案。这种保护有许多独特的优点, 如能瞬时切除输电线 80%~90% 范围内的各种故障, 对于远处故障按阶梯形时间切除, 受网络结构和系统运行方式的影响较小等。但是, 距离保护的性能也存在严重的不足之处: 当系统发生振荡时距离保护可能会误动作等。

其中振荡对运行影响最大, 如何区分振荡和短路状态长期以来一直是人们关注的焦点所在。国外传统的振荡闭锁方法是测量两个灵敏度不同阻抗继电器的动作时间差来判别短路与振荡, 即较大圆(较灵敏)套小圆(较不灵敏)的原理。国内现在较常用的区分振荡与故障的新原理, 反应于 $I_2 + I_0$ 与 I_1 之比 (I_1, I_2, I_0 分别为正序、负序、零序电流值), 当系统中振荡与短路共存时, 则只要两侧电势相位差减小, 保护就能迅速动作。由上述两种典型方案我们可以看到, 任何一种常规的距离保护都是仅取系统发生振荡时的一种或两种特征来识别系统振荡与故障状态。但是由于系统振荡状态和运行状态的多样性, 仅利用一、二种特征来检测系统振荡状态是不可靠的, 甚至会引入保护在振荡时误动作。另外, 系统经过渡电阻发生短路故障时, 可能会导致距离保护的误动作或拒动。

神经网络在电力系统的应用越来越多, 它在解决许多实际问题中显示出巨大潜力。但尚未见到在距离保护领域中的具体应用。本章就是利用神经网络的优越性来实现自适应距离保护。实际上, 神经网络可用于从系统各种参数的组合模式来识别故障状态, 从这个意义上, 已无所谓什么保护原理, 因为并不进行测量阻抗的计算和故障方向的判别, 也

不规定阻抗继电器的动作特性, 但为了与传统概念一致, 将这种按阶梯形时限工作的保护仍称为距离保护。

2 基于人工神经网络的距离保护模型

本章提出的基于人工神经网络的距离保护由 2 个独立子网络组成: 振荡识别子网络 ANN1、故障检测子网络 ANN2。振荡识别子网络 ANN1 的目的是识别系统的振荡状态; 故障检测子网络 ANN2 的目的是检测系统中是否发生内部故障及识别故障类型。对于距离保护一个保护段, 需要两个子网络一起作出判断, 综合其结果得出结论。图 1 为一段距离保护结构示意图。

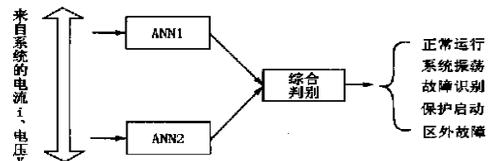


图 1 距离保护结构示意图

来自 CT 和 PT 二次侧的电流、电压经模数转换后由各子网络提取其特征量, 加于各输入节点, 得出计算结果。由 2 个子网络输出的结果经过综合判断后, 给出系统所处的状态, 在保护启动且有其内故障发生时, 按故障类型发出保护跳闸命令并给出保护启动、系统有无振荡等信号。

2.1 振荡识别子网络模型

区分振荡与故障的启动元件应符合下述要求:

(1) 在系统振荡时, 无论振荡周期多么小都不会误动; (2) 在系统发生故障, 或振荡中发生故障时, 应迅速地启动保护。

2.1.1 基于电流的特征量选择

因为突变量保护可以保护各类故障——对称和

不对称故障,且突变量是故障分量,不反应过负荷和振荡,这是其它反应对称故障保护做不到的;还有突变量保护完全不受两相运行的负荷状态的影响。因而我们选定突变量为BP网络的输入特征量之一,当然这个电流突变量并非一般值,是经过改进的。对于常规的数据,计算故障分量模值有两类公式:

$$i^{(1)}(k) = i(k) - i(k - N)$$

$$i^{(2)}(k) = i(k) + i(k - N/2) - i(k - N/2) + i(k - N)$$

现就各种状态下的两种测量值的大小进行讨论:

(1) 正常运行状态(见图2)

正常时有, $i(k - N/2) = -i(k - N)$ 代入上式则 $i^{(1)}(k) = i^{(2)}(k) = 0$

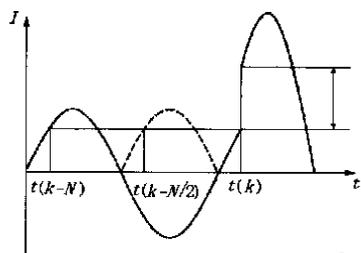


图2 正常与正常中故障

(2) 正常运行下发生故障(见图2)

同样有 $i(k - N/2) = -i(k - N)$ 成立,又由于故障则

$$i^{(1)}(k) = i^{(2)}(k) > 0$$

(3) 系统振荡时(见图3)

此时假设的 $i(k - N)$ 与 $i(k - N/2)$ 幅值差为 ϵ_1 (由振荡产生的幅值差), $i(k - N/2)$ 与 $i(k)$ 振荡幅值差为 ϵ_2 , 因而有

$$i^{(1)}(k) = \epsilon_1 + \epsilon_2$$

$$i^{(2)}(k) = \epsilon_2 - \epsilon_1$$

由于 ϵ_1, ϵ_2 的数量级基本接近,且相差不大,经过适当的信号处理有

$$i^{(1)}(k) / i^{(2)}(k) > 1 + \epsilon_2 / \epsilon_1 \gg 1$$

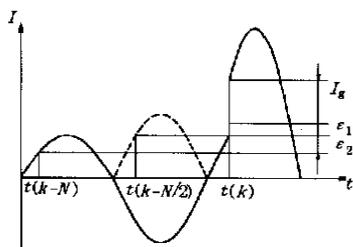


图3 振荡与振荡中发生故障

(4) 振荡时又发生故障(见图3)

由于有一故障电流 I_g 的存在,则

$$i^{(1)}(k) = i_g + \epsilon_2 + \epsilon_1 > 0$$

$$i^{(2)}(k) = i_g + \epsilon_2 - \epsilon_1 > 0$$

又因 $i_g + \epsilon_2 \gg \epsilon_1$ 所以有

$$i^{(1)}(k) / i^{(2)}(k) < 1 + \epsilon_1 / (i_g + \epsilon_2)$$

由以上分析可得表1结果。

表1 分析结果

数值类型	正常状态	正常	故障	振荡状态	振荡	故障
$i^{(1)}(k) / i^{(2)}(k)$	1	1	> 1 +	< 1 +		
$i^{(2)}(k)$	<	>	<	>		

虽然由上述表中我们并不清楚的具体值,但是通过对BP网络大量样本的训练,神经网络会自动寻找出一个最优解。因而我们不必强求计算的精确值,只需对其有一个感性的认识即可。

2.1.2 基于电压的特征量选择

以往利用电气量区分振荡与短路的较好的测量方法是:检测振荡中心电压 U_m ,假设两侧电势幅值相等,并忽略系统各元件的有效电阻,则振荡中心电压为 $U \cos \phi$ (U 为保护安装处测量电压, ϕ 为线路阻抗角)。该点在振荡时变化最大,所以它的变化率能最灵敏地反应振荡。

本文采用 $U \cos \phi$ 作为BP网络的输入量,所不同的是:神经网络对其是进行连续的波形识别,而传统保护原理是进行单一的数值比较。 $U \cos \phi$ 在不同的运行状态下的波形见图4~7。



图4 正常运行状态



图5 正常状态下故障

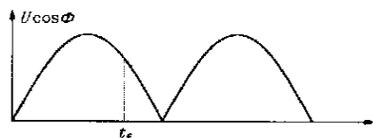


图6 纯振荡状态

显然

- (1) 正常工况下: $U \cos \phi$ 的波形是一直线(图4)
- (2) 正常工况发生故障: $U \cos \phi$ 在故障时刻有

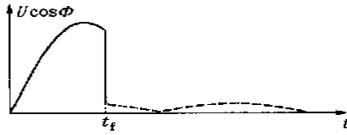


图7 振荡中又发生故障

一跳变(图5)

(3) 纯振荡时: $U \cos \phi$ 幅值随振荡角作周期变化(图6)

(4) 振荡中心发生故障: $U \cos \phi$ 有一跳变(图7)

由以上分析不难看出, $U \cos \phi$ 波形在系统正常时或非正常状态下是连续光滑的, 只有故障时才出现瞬时的跳变。这就为神经网络判别振荡与短路提供了参照的依据, 把故障前的波形和故障后的波形作比较, 并把信息存入连接权值。这样一来就可正确识别各种复杂的情况。

2.1.3 建立振荡识别子网络模型

本章提出的振荡识别子网络原理结构图如图8所示。神经网络有16个输入量: 4对连续采样的 $i^{(1)}(k)/i^{(2)}(k)$ 和 $i^{(2)}(k)$ 电流特征量输入; 一组有8个连续采样值组成的 $U \cos \phi$ 电压波形输入。

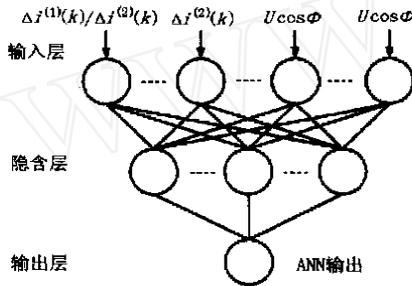


图8 振荡识别子网络原理结构图

2.2 故障检测定位子网络

2.2.1 故障检测定位子网络的基本算法原理

对于故障特征的判别可以利用三种分量, 即电流正序、负序和零序值。

当单相接地短路时, 边界条件为:

$$I_{f(1)} = I_{f(2)} = I_{f(0)}$$

当两相短路时, 边界条件为:

$$I_{f(0)} = 0, \quad I_{f(1)} = -I_{f(2)}$$

当两相短路接地时, 边界条件为:

$$I_{f(1)} + I_{f(2)} + I_{f(0)} = 0$$

而当三相短路故障时, 边界条件为:

$$I_{f(2)} = I_{f(0)} = 0$$

因而我们选定故障处电流正序、负序和零序值作为故障检测子网络 ANN2 的输入特征量。

同时由于过渡电阻和两侧系统电势夹角的存在, 使得距离保护中的故障定位成为一个非常棘手的问题。但只要网络构造合理, 则对于任何复杂的状态都可进行分类和识别, 故也选取三相电流作为特征量, 不作任何预处理, 将其标幺值直接加于网络的输入层节点。

2.2.2 建立故障检测定位子网络模型

本章提出的故障检测子网络原理结构图如图9所示。为了增强网络的可靠性和冗余度, 每一种电流分量均连续计算3次, 分别加于输入节点, 因此该网络有18个输入量。根据第三章所分析网络采用一个隐含层。其输出层有6个节点, 当取其值为1时, 分别代表单相接地、两相短路、两相短路接地、三相短路和保护启动。

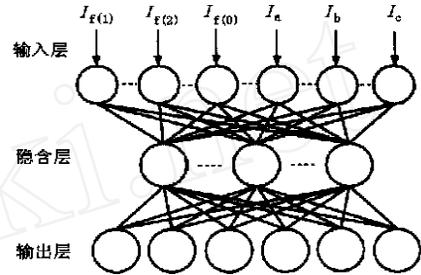


图9 故障检测子网络原理结构

3 距离保护人工神经网络模型的训练及检验

对此神经元网络的训练与检验, 本文是以图11所示的电力系统为例进行的, 按照其原理, 神经网络方法适应于任何复杂的系统模型, 可将该方法应用于其它更复杂的模型。同样第一步首先利用高级程序编写程序对该电力系统可能的各种故障状态进行大量仿真计算, 包括: 在不同振荡周期 T_s 下的系统振荡; 线路发生区内、区外各种短路故障(包括金属型接地短路、经过渡电阻接地短路、相间经弧光电阻短路、保护正反方向出口处各种短路); 系统振荡时发生的各种区内、外短路, 等等。然后对计算所得到的数据进行不同的特征量提取后, 便可得到各子网络输入层节点的值, 即得到大量的训练、检验样本, 以此进行网络的训练与检验。由于本文提出的基于人工神经网络的距离保护的三个子网络是相对独立的, 因此同前一章的电流保护一样首先分别对它们进行训练, 以得到各自的权值矩阵和阈值矩阵, 然后用一些不同于训练样本的检验样本对他们同时进行检验, 综合判断各子网络的输出结果, 得出最终

的识别结果。而每一个子网络的隐含层节点的数目是在训练过程中确定的。

3.1 训练样本举例及神经网络模型结构的确定

根据上述振荡识别子网络的基本原理,在正常、振荡、振荡中故障及故障位置不同的组合情况下获得 16 个样本并按理想输出特性训练。神经网络输出值大于 0.5 时判断为故障,否则判断为正常和振荡状态。

考虑到电力系统运行状态的多样性及非线性度,网络采用一个隐含层,学习效率系数为 0.9,并对隐含单元的数目为 32、34、36 和 38 的网络进行训练,经大量实验,最后确定为 32 个。

至于故障检测定位子网络 ANN2,样本选取位于线路全长的 85% 以内发生各种故障的相应电流参数。同样 ANN2 分别对其隐含层节点数分别取为 36、38、40 和 42 的网络进行训练,学习效率系数为 0.6,最终分别确定为 40 个。

3.2 检验样本及检验结果举例

为了检验训练结果,选取不同于训练样本的检验样本进行检验。ANN1 的检验样本选为保护区内正常、振荡、正常时振荡和振荡时故障四种情况。ANN2 的检验样本选为故障点位于线路全长 83% 和 80% 时发生的各种故障,包括单相接地、两相短路、两相接地短路和三相短路。故障检验时只需用到 BP 算法中的前传部分,即输入加于神经网络 ANN 的输入节点,得到输出层的输出即可。经过检验,振荡识别子网络 ANN1、故障检测子网络 ANN2 的部分检验结果分别如表 2、表 3 所示。

表 2 振荡识别子网络 ANN1 训练样本举例

故障类型与振荡	实际输出	理想输出	故障类型与振荡	实际输出	理想输出
正常状态	0.00075310	0	正常时故障	0.99905980	1
振荡状态	0.00082707	0	振荡时故障	0.99912884	1

表 3 故障检测子网络 ANN2 检验样本举例

故障类型	实际输出	理想输出
单相故障(83%)	0.9978,0.0001,0.0000,0.0016,0.9997	1,0,0,0,1
两相短路(83%)	0.0000,0.9935,0.0000,0.0001,0.9999	0,1,0,0,1
两相接地短路(83%)	0.0000,0.0056,0.9904,0.0000,1.0000	0,0,1,0,1
三相短路(83%)	0.0022,0.0000,0.0000,0.9962,1.0000	0,0,0,1,1
单相故障(80%)	0.9979,0.0000,0.0000,0.0015,0.9997	1,0,0,0,1
两相短路(80%)	0.0000,0.9937,0.0000,0.0001,1.0000	0,1,0,0,1
两相接地短路(80%)	0.0001,0.0053,0.9910,0.0000,1.0000	0,0,1,0,1
三相短路(80%)	0.0021,0.0000,0.0000,0.9962,1.0000	0,0,0,1,1

从检验结果可以看出,网络的实际输出与理想

输出非常接近,网络能够正确识别各种情况下的故障,对发生于保护范围以内的,给出跳闸信号,而对保护范围以外的各种故障(区外故障)不动作,从而实现距离保护的自适应。

4 结论

本章对 BP 网络实现自适应距离保护进行了研究。本章提出的方法其特点是选取电力系统模型的故障训练样本进行训练,使 BP 网络能够记忆不同情况下各种故障特征,从而当系统处于每一种情况下都能获得正确的诊断效果。本文研究表明,用人工神经网络实现最复杂的保护原理是可行的,而且具有显著的优点,能自适应地调整权值以适应各种情况。单独考虑振荡的影响,不仅对正常情况下各类故障均能正确启动,而且对振荡时又出现故障也能快速可靠动作。由于采用波形跟踪技术,因而不受振荡周期的影响。

本文仅是对利用神经网络实现最复杂距离保护所进行的初步尝试和探索。可为基于人工神经网络的距离保护装置的实现,提供理论参考。

参考文献:

- [1] Jongepier A G, Van der Sluis. 利用人工神经网络(ANN)的双回路自适应距离保护[C]. IEE 第五届电力系统保护进展国际会议论文集, UK:1993.
- [2] 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.
- [3] 陈炳华. 采用模式识别(智能性)的保护装置的设想[C]. 中国电机工程学会第五届全国继电保护学术年会论文集,1993,7.
- [4] Fitton D S, Dunn R W, Aggarwal R K et al. The Application of Neural Network Techniques to Adaptive Autoreclosure in Protection Equipment[C]. IEE 15th Int Conf on Developments in Power System Protection, UK:University of Youk, 1993.
- [5] 胡上序,程翼宇. 神经网络计算导论[M]. 北京:科学出版社,1994.

收稿日期: 2001-07-11

作者简介: 都洪基(1960-),男,副教授,主要研究方向为电力系统继电保护; 邓烽(1976-),男,硕士研究生,主要研究方向为电力系统微机保护; 苏炜宏(1977-),男,硕士研究生,主要研究方向为负荷预测。

(下转第 65 页)

3.3.2.4 FG边的整定

正常情况下出现最大负荷及波形畸变时阻抗继电器不应动作,即:

$$R_{zd} = \frac{1}{K_k} \cdot \frac{U_{L,\min}}{I_{f,\max}} (\cos \varphi - \sin \varphi / \text{tg} \varphi)$$

式中: φ ——功率因数差时的负荷阻抗角。

3.3.2.5 AD、DC边的整定

AD、DC边的整定为偏移电阻和偏移电抗值。理论上,偏移电阻和偏移电抗值应为零,但考虑到在保护边界易出现误动和原点的死区,因此区域切换型距离保护应根据实际需要整定偏移电阻和偏移电抗值。

4 总结

基于区域切换型的电铁馈线距离保护原理的应用在我国尚属首次,产品在开发过程中经过了大量

的试验,该保护动作速度快,可靠性高,其应用必将为我国电气化铁道的稳定运行做出巨大的贡献。

参考文献:

- [1] 持永,等.交流电气铁道用保护领域切换型距离继电器的开发[J].电学论B,1993,(4).
- [2] 渡边宽.交流电气铁道牵引供电系统继电保护[M].北京:中国铁道出版社,1981.
- [3] 曹建猷.电气化铁道供电系统[M].北京:中国铁道出版社,1993.

收稿日期: 2001-08-06

作者简介: 祁泽旺(1973-),男,硕士,工程师,研究方向为牵引变电所自动化; 朱轲(1978-),男,大学本科,助理工程师,研究方向为牵引变电所自动化; 李东岭(1976-),男,大学本科,助理工程师,研究方向为牵引变电所自动化。

Application of the distance protection that the protection area can change automatically in the electrified railway feeder protection

QI Ze-wang, ZHU Ke, LI Dong-ling

(XJ-HITACH Electric Co., Ltd, Xuchang 461000, China)

Abstract: Based on the analysis of the load characteristic and the present situation of the traction power system, the paper discusses the principle of the distance protection that the protection area can change automatically, and then the formulate and the setting of the distance relay of the electrified railway feeder protection is introduced.

Keywords: traction power system; distance protection

(上接第41页)

Adaptive distance relay protection based on artificial neural network

DU Hong-ji, DENG Feng, SU Wei-hong

(Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: This paper describes a new method of the application of ANN in the adaptive distance delay protection. It means that fault analysis in the power system could be solved by using strong adaptive ability and studying ability of ANN. This protection includes two independent sub nets to finish their functions in parallel way. We made a simulated calculation on high voltage transmission system by using the tool of EMTP and trained the nets finally, the result show that this method is absolute reliable using in the distance protection of power system.

Keywords: adaptive distance relay; artificial neural network; BP algorithms

(上接第62页)

生,最关键的一点就是没有弄清 G_0 的灵敏角以及继电器或保护装置的极性端与 TV 开口三角形极性端之间的关系。因此现在有的厂家生产的保护装置不考虑采用外部开口 $3U_0$ 接线。这样可以减少错误的发生。我局零功方向元件经过上述试验判断,一直运行正常。

参考文献:

- [1] 高永昌.电力系统继电保护[M].北京:水利电力出版社,1988,11.

收稿日期: 2001-07-09

作者简介: 杨皓(1970-),男,本科,助理工程师,从事电力系统继电保护调试及运行维护工作。

The wiring and its correctness identification of zero sequence directional power element

YANG Hao

(Nanchong Power Bureau of Sichuan, Nanchong 637000, China)