

模糊神经网络在超高压输电线路速动保护中的应用

张兆宁, 范春菊, 郁惟镛

(上海交通大学电力学院, 上海 200030)

摘要: 提出了一种超高压输电线路保护的新方案, 将模糊神经网络应用于电力系统的信号处理中, 实现输电线路的速动保护。本方法首先利用模糊神经网络实现传统 I 段保护的功能, 在此基础上, 对输电线 90% 以外的故障, 利用神经网络的再次训练, 实现进一步的故障判别。通过神经网络的学习训练, 这种方法能准确区分区内、区外故障, 而基本上不受故障类型、故障位置、过渡电阻及系统运行方式的影响。EMTP 仿真计算的结果显示出该方法是切实可行的。

关键词: 模糊神经网络; 输电线路; 速动保护

中图分类号: TM773 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897(2002)03-0039-04

1 引言

应用于输电线路的保护方案从原理上可以分为两种: 通道保护和无通道保护。通道保护主要是差动保护(高频保护), 而无通道保护则以距离保护为主。

差动保护能无延时选择性地切除保护范围内的任何类型的故障而作为输电线路的主保护。但是, 这种保护必须架设通讯通道, 成本较高, 费用昂贵, 而且通道比较拥挤; 再者, 这种保护装置的可靠性受通讯设施及通道的可靠性影响。

无通道保护即距离保护, 由于互感器传变误差、线路参数值的不精确性以及继电器本身的测量误差等原因, 这种保护装置可能将被保护线路对端所连接的母线上的故障, 或母线所连接的其它线路出口处的故障, 误判断为本线路末端的故障而将被保护线路切断。为了防止这种非选择性动作, 不得不将这种保护的无时限保护范围缩短到小于线路的全长。一般将保护的 I 段定值整定为线路全长的 80% ~ 85%, 对于其余的 15% ~ 20% 线路上的故障, 只能带第 II 段的时限切除。当保护范围内发生故障时, 对于环网等复杂网络, 只有线路的一部分(约 60% ~ 70%) 能实现速动, 还有一部分线路的故障, 只能以 II 段时限动作以保证选择性。所以, 采用无通道的速动保护方案将有显著优势。

由于故障情况的复杂性, 如运行方式的变化、故障点的过渡电阻、故障类型等因素, 传统的继电保护方法区分故障发生的地点存在一定的困难, 究其原因

因, 一是传统保护没有实现智能化, 二是故障的实际情况具有许多的不确定性。

神经网络具有良好的学习性及其很强的模式识别能力; 模糊控制技术, 目前已经获得了极为广泛的应用。模糊逻辑系统作为非线性系统的模型, 当系统具有人工因素和模糊因素时, 模糊逻辑系统是最佳的自适应控制技术。将模糊系统和神经网络结合起来构成模糊神经网络, 综合了二者的优点, 具有良好的学习性及其很强的模式识别能力^[1,2]。故此利用模糊神经网络来识别保护范围区内、区外及反方向故障, 具有很强的准确性和实时性。

本文采用模糊神经网络作为工具来实现保护, 这是一种新理论的尝试。仿真结果表明, 本文的方法能区分区内、区外故障, 且比传统的差动保护、无通道的距离保护具有优越性、可行性。

2 模糊神经网络模型的选择及建立

2.1 模糊神经网络模型

模糊神经网络有多种, 我们这里采用应用广泛的 Sugeno 模型。为简单计, 在 Sugeno 模型的模糊推理系统中第 i ($i = 1, 2, \dots, I$) 条规则类型:

$$R_i: \text{ If } y_j \text{ is } A_{ji}, \text{ Then}$$

$$g_i = p_{1i}y_1 + p_{2i}y_2 + \dots + p_{mi}y_m + r_i$$

其中 (y_1, y_2, \dots, y_m) 是输入变量, A_{ji} 是相应的模糊子集, g_i 是模糊规则的结论部分, 为输入变量的函数, p_{ji} 和 r_i 为待定参数。具有 L 个输出 f_1, \dots, f_L 的模糊神经网络的模型如图 1 中所示。

第一层为模糊化, 求出输入变量分别对相应模糊子集的隶属度, 其输出为

$$O_i^2 = \mu_{A_{j,i}}(x) \quad (1)$$

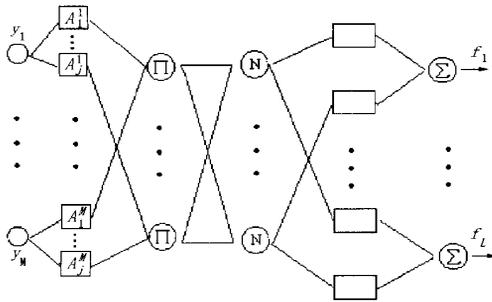


图1 模糊神经网络模型

其中 $\mu_{A_{j,i}}$ 为模糊集 $A_{j,i}$ ($i = 1, 2, \dots, I; j = 1, 2, \dots, M$) 的隶属函数,通常取为钟形函数,即

$$\mu_{A_{j,i}}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} \quad (2)$$

而 a_i, b_i, c_i 为待定参数。 I 为规则的数目。

第二层为计算每条规则的激活强度 \tilde{r}_i ,我们这里选用乘积算子。

$$\tilde{r}_i = \mu_{A_{1,i}}(y_1) \dots \mu_{A_{M,i}}(y_M) \quad (3)$$

第三层为的第 i 个神经元用于求第 i 条规则的标准激活强度 \tilde{r}_i 。

$$\tilde{r}_i = \frac{\tilde{r}_i}{\sum_{k=1}^I \tilde{r}_k} \quad (4)$$

其中 I 为规则的总数。

第四层为解模糊运算,其输出为

$$O_{i,l}^5 = \tilde{r}_i g_{i,l} = \tilde{r}_i (p_{1i} y_1 + p_{2i} y_2 + \dots + p_{mi} y_m + r_i) \quad (5)$$

第五层为模糊神经网络的输出,计算公式为

$$f_l = \sum_i O_{i,l}^5 = \sum_i \tilde{r}_i g_{i,l} \quad (6)$$

2.2 模糊神经网络的学习算法

考虑到网络输出计算中有线性部分,也有非线性部分,对于线性部分,可以利用最小二乘算法解决,对于非线性部分,可以采用 BP 算法来训练权值,即利用最小二乘算法和 BP 算法的混合算法结合起来使用。详细的步骤已经在文献[3 - 5]中叙述,这里不再给出。

3 保护方案

输电线发生区内、区外故障及正常运行时,电力系统输电线保护安装处测量得到的信号如电压、电流都是各有特征。考虑到故障有各种类型,如单相接地故障,两相故障,两相接地故障,三相故障等,且分区内和区外故障,正常运行时基本上是三相对称,

所以本方案利用区内、区外故障及正常运行时的各相电压、电流来进行故障识别,从而构成速动保护。

给了三相 A、B、C 的电压、电流采样值,将它们按顺序排成一个序列,然后都除以最大的绝对值(进行归一化),得到的序列最大值为 1。设为 y_1, y_2, \dots, y_N ,作为模糊神经网络的输入,然后按模糊神经网络计算的训练来进行。在训练中,模糊规则数经实际仿真比较,取为 $I = 3$,而模糊神经网络的输出数 $L = 3$ 。

4 EMTP 真计算

4.1 EMTP 模型的建立

模糊神经网络的训练与测试样本由 EMTP 程序仿真得到。所用的系统图如下:

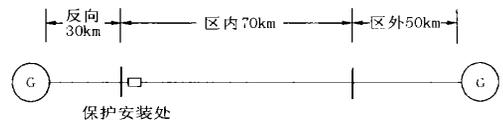


图2 仿真系统图

4.2 样本的输出

所有样本的采样频率为每周波采样 20 次,使用故障后两周波的采样值作为模糊神经网络的输入。所用到的样本的命名规则如下:

故障类型 + 故障点位置 + 过渡电阻

故障点位置包括区内(qn),区外(qw),反方向(HX)。

区内故障,故障点位置为故障处到保护安装处的距离占所在线路的百分比。

故障类型为单相接地故障、两相相间故障、两相接地故障和三相故障。

运行方式为最大运行方式和最小运行方式。

过渡电阻,实验中用到的样本有两个过渡电阻,分别为 100 和 10。

4.3 程序设计

4.3.1 程序框图见图 3。

本程序采用 C++ 面对对象的设计,定义了一个模糊神经网络类,这个类包含了模糊神经网络的许多行为,其中包括权值初始化、输入模糊化、BP 训练算法、解模糊、输出计算及打印结果等,且很容易进行程序功能扩充,能适用于模糊神经网络的训练与测试。

4.3.2 程序模块说明

整个程序包含几个重要函数来实现模糊神经网络

络的功能及完成对样本的训练与测试。分别作以下简单说明:

Input(): 接收输入,相当于模糊神经网络的输入层。

Init(): 对权值进行初始化,其中 p 取为 0,而 a, b, c 随机取 0 到 1 之间的一个数。

Fuzzy(): 输入数据模糊化。

Output(): 计算模糊神经网络的输出。

Derivative(): 计算误差对 a, b, c 的偏导。

Train(): 完成对单个样本的训练。

print(): 打印训练后的结果。

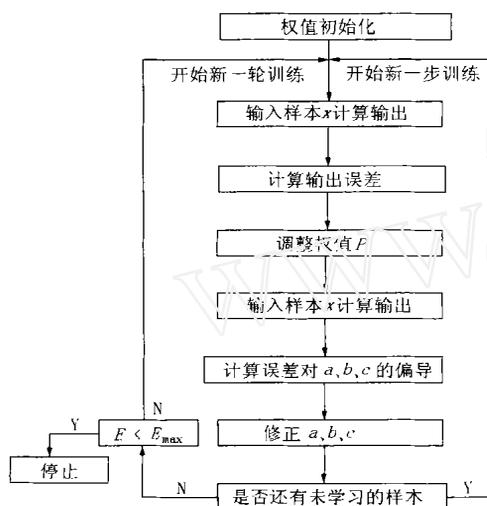


图3 流程图

4.4 训练与测试

在训练过程中发现,训练样本包括区内 90% 以后的样本时,训练变得很难收敛甚至发散,这与传统的继保装置存在死区的原因是一样的,所以要用这种方法在同样的精度下识别整个线路的故障难度很大,甚至不太可能。为了解决这个问题,本文采取一种相对简单的处理方法,即将区内 90% 以内故障与 90% 以外故障分开识别,先看是否是区内 90% 以内的故障,若不是,则检验是否是 90% 以后的区内故障。这种方法增加了一定的判别时间,对继保的快速性要求满足不够好,但是,在理论上和实践中具有了一定的合理性。作为理论研究,这种方法在处理稳态超越,暂态超越,故障时的过渡电阻,系统的运行方式还是比实际的距离保护具有一定的优越性的。

4.4.1 训练与测试结果及其分析

(1) 训练与测试结果

按前面的分析,训练分两步进行。第一步:训练区内 90% 以内的样本;第二步:训练区内 90% 以后

的样本。其测试结果分别如表 1 和表 2 所示:

表 1 训练样本在区内 90% 以内时的测试结果

样本	输出					
	f_1		f_2		f_3	
	理论值	实际值	理论值	实际值	理论值	实际值
Bhqnl010	1	1.041294	0	-0.216468	0	0.000000
Bhqnl3010	1	0.938405	0	-0.211423	0	0.000000
Bhqnl8010	1	0.816703	0	0.068077	0	0.000000
Bhqnl9010	1	0.701401	0	0.094640	0	0.000000
Bhqnl9510	1	0.617700	0	0.168843	0	0.000000
Bhqwl20	0	0.013204	1	0.955869	0	0.000000
Bhqwl29	0	0.196121	1	0.819090	0	0.000000
Hx21	0	0.000002	0	-0.000001	1	1.000000
Hx26	0	0.000002	0	-0.000001	1	0.994720

表 2 训练样本在区内 90% 以外时的测试结果

样本	输出					
	f_1		f_2		f_3	
	理论值	实际值	理论值	实际值	理论值	实际值
Bhqnl9710	1	0.884134	0	0.187752	0	0.001450
Bhqnl9810	1	0.884134	0	0.177317	0	-0.002865
Bhqnl9910	1	0.895494	0	0.146336	0	0.001736
Bhqwl11	1	-0.008341	0	0.994984	0	-0.010683
Bhqwl12	0	-0.001558	1	0.987292	0	-0.009298
Hx25	0	-0.326724	0	0.171493	1	0.948628
Hx22	0	0.000000	0	-0.238506	1	0.914507

(2) 结果分析

定义输出向量 (f_1, f_2, f_3) 的输出与故障类型的对应如下:

区内故障: $(1, 0, 0)$

区外故障: $(0, 1, 0)$

反向故障: $(0, 0, 1)$

由测试结果(表 1 及表 2)可以看出,实际值与预期值基本符合,也就是说,此模糊神经网络可以用来进行故障识别。从表 1 还可看出,90% 以后的区内故障 f_1 的输出已降到 0.6 左右,可靠性不好,这是由于训练样本没有包括 90% 以后的原因造成的,前面已提过,加入 90% 以后的样本进行训练时收敛性不好。但是,对于 90% 以后的这些样本,进行重新训练,再进行测试时,结果就很是理想,见表 2。

5 结论

智能技术用于电力系统继电保护是一个前景光明的研究方向,许多研究人员致力于这方面的研究,所有这些研究将对我国的电力系统自动化及其稳定、安全运行有着非常重要的作用。模糊神经网络因其良好的自适应能力,吸引了众多的电气自动化工作者的目光。本设计正是在这种背景下,对模糊神经网络用于速动保护作了一个尝试。

本设计利用 EMTP 仿真程序对电力系统线路各处经不同过渡电阻故障进行了模拟,并将此输出结果作为模糊神经网络的输入进行训练和测试。实验结果表明模糊神经网络对区内、区外及反向故障有较强的识别能力,能克服传统保护自适应能力差、保护长度不能覆盖整个线路等的缺陷,在理论上证实了模糊神经网络用于速动保护的可行性及优越性。当然,模糊神经网络在区分区内线路末端故障有一定难度、训练时间过长等,这需要研究人员在模型、算法等方面作更多的改进,或者可以采用其他的方法进行识别。

参考文献:

- [1] Kosko B. Neural networks and fuzzy systems: A dynamical approach to machine intelligence. Englewood Cliffs, NJ: Prentice - Hall, 1991.
- [2] 王士同. 模糊系统、模糊神经网络及应用程序设计

[M]. 上海科学技术文献出版社, 1998.

- [3] Jang J S R. ANFIS: Adaptive network based fuzzy inference Systems[J]. IEEE Trans System Man and Cybern, 1993, 23 (3): 665 - 685.
- [4] 张小平, 王伟. 短期电力负荷预报的自适应模糊神经网络方法[J]. 电力系统自动化 1998, 22(1): 30 - 32.
- [5] 李大芄, 王守臣, 诸静. 开关磁阻电机的模糊神经网络模型[J]. 中国电机工程学报, 20(1): 11 - 14.
- [6] 聂一雄, 尹项根. 人工智能与模糊控制在电力系统继电保护应用的研究现状及前景[J]. 继电器, 2000, (4).

收稿日期: 2001-09-13

作者简介: 张兆宁(1964 -), 男, 博士, 副教授, 研究方向为神经网络小波分析理论及其在电力系统中的应用; 范春菊(1967 -), 女, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统继电保护及综合自动化; 郁惟镛(1940 -), 男, 教授, 博导, 研究方向为人工智能在继电保护及变电站自动化中的应用。

The Application of the fuzzy neural network in the relay protection for EHV transmission lines

ZHANG Zhao-ning, FAN chun-ju, YU Wei-yong

(Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: A new protection scheme is proposed for the extra high voltage transmission line. The fuzzy neural network is used in the signal process of the power system in order to implement instant protection for the transmission line. Firstly, The FNN is used to implement the traditional distance protection's zone one. On the basis of this relay, for the fault out of 90 % of the line, we can restrain the FNN to get the distinction of the fault location. This method can distinct in - area fault, out - area fault and inverse directional fault correctly, not influenced by fault type, fault location, transient resistance and the operation mode of the power system. EMTP simulation results indicate that this method is truly feasible.

Keywords: fuzzy neural network; transmission line; instant protection

(上接第 38 页) 过载,提高了供电质量,从而有效地实现了配网重构,解决了环网配电,馈线开关繁多,配网重构困难的问题。

参考文献:

- [1] 林功平. 配电网馈线自动化技术及其应用[J]. 电力系统自动化, 1998, 22(4): 64 ~ 68.
- [2] 王季丽, 王锡凡. 遗传算法在输电系统规划中的应用

[J]. 西安交通大学学报, 1995, 29(8): 19.

- [3] 王晖, 韩新阳, 胡照光, 等. 基于模糊控制遗传算法的输电系统最优化规划[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(2): 51 ~ 55.

收稿日期: 2001-08-23

作者简介: 康明才(1962 -), 男, 大学本科, 讲师, 从事电器与电子的教学与研究工作。

Application of fuzzy genetic algorithm on distribution networks reconfiguration

KANG ming-cai

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

Abstract: this paper propose an optimization method for combining switch state in which a fuzzy genetic algorithm is used in order to achieve the least network losses and ensure safe and economic operation for reconfiguration of electric distribution network. Base on the analysis of the numerical example, it can be concluded that this method achieves satisfactory optimization results as well as high computation speed.

Keywords: fuzzy genetic algorithm; distribution network; network reconfiguration