

# 基于人工神经网络的自适应电流保护

房鑫炎, 钟聪, 沈芳良

(上海交通大学电力工程系, 上海 200240)

**摘要:** 提出一种利用人工神经网络(ANN)实现自适应电流保护的方法。该方法充分利用了人工神经网络所具有的强大的自适应能力、学习能力和模式识别能力,实现对电力系统中的各种故障情况的识别,解决电流保护中的灵敏度补偿和故障方向识别问题,使电流保护对正方向各种故障都有足够的保护范围,而对反方向的各种故障实行闭锁,从而实现电流保护的自适应。本保护包括两个相对独立的子网络,并行实现各自功能,经综合判断后,给出信号或跳闸命令。利用电磁暂态仿真程序(EMTP)对超高压输电线路系统进行仿真计算,对网络进行训练,结果表明,该方法具有可靠、快速的优越性,是完全可行的。

**关键词:** 自适应电流保护; 灵敏度补偿; 人工神经网络; BP算法

中图分类号: TM771

文献标识码: A

文章编号: 1003-4897(2000)05-0016-04

## 1 引言

目前电流保护在电力系统中应用广泛,但是,传统的电流保护随系统运行状态及故障类型的不同而有不同的保护范围。一般为了保证动作的选择性,动作电流按照系统最大运行方式下三相短路的条件整定,这样就使得保护装置在系统最大运行方式下三相短路时其保护范围最大,当出现其他运行方式或其他类型故障时保护范围都要缩小,特别是在最小运行方式下二相短路时其保护范围最小,甚至在有些情况下(如短线路、短路电流曲线变化平缓时)保护范围等于零。电流保护的这个特点大大限制了它的更广泛的应用。

为了解决电流保护的这个问题,本文引进了人工神经网络,利用其强大的自适应能力、学习能力及模式识别能力,提出了一种自适应电流保护的方法。结果表明,基于人工神经网络的自适应电流保护,在系统各种故障情况下,能够正确判别故障类型及故障点范围,作出保护是否应该动作的判断,从而达到保护的自适应及灵敏度补偿。

## 2 自适应电流保护的原理

自适应继电保护是一个较新的研究课题,可以定义为能根据电力系统运行方式和故障情况的变化而实时改变保护性能、特性或定值的保护,其基本思想是使保护适应电力系统的各种变化。

自适应电流保护也基于以上的这种思想。根据系统故障前后的电流正确判断出系统的运行方式及故障类型,以一确定的保护范围(本文取线路全长的

85%)为界线,不论系统运行方式和故障类型如何,只要在保护范围之内发生正方向故障,保护装置都能正确动作,给出跳闸信号。反之,在保护范围之外发生任何类型的故障保护都不动作(即区外故障时不动作)。这样就保证了电流保护对各种类型的故障都有足够的保护范围,实现保护的自适应,弥补传统电流保护的缺点。

## 3 系统运行方式及故障类型的判别方法

### 3.1 系统运行方式

习惯上,我们将保护装置安装处短路容量最大的方式称为系统最大运行方式,而短路容量最小的方式称为系统最小运行方式。系统的运行方式随着系统中负荷及发电机出力、网络结构的变化而变化。

本文通过提取故障前的电流来判断系统运行方式。故障前流过保护的电流为最大则是系统最大运行方式,而电流最小是系统最小运行方式。

### 3.2 单相短路、二相短路、三相短路故障

对于单相故障,二相故障,三相故障有多种判别方法,本文只利用故障前后的基波电流幅值来判别。

单相故障时,故障相电流最大,而非故障相电流和故障前基本相同。(指基波电流幅值,下同)

二相故障时,故障相电流相等且最大,而非故障相电流基本不变。

三相故障时,故障相电流相等且都大于故障前电流。

### 3.3 正方向故障和反方向故障的识别

对于故障的方向的判别,可以利用故障后的功率方向或电压电流之间的相位关系。

如考虑故障电流的正方向是从保护安装处母线流向线路,当出现正方向故障时,故障电流滞后母线电压的角度在  $0^\circ \sim 90^\circ$  之间,而故障是反方向时,故障电流滞后母线电压的角度就变为  $180^\circ \sim 270^\circ$  之间。

本文利用相位比较方式,判断故障后故障电流的实部和虚部来实现。

#### 4 人工神经网络

人工神经网络是模拟人脑来实现的。人脑包含各种复杂连接的神经元,通过改变连接间(突触)的兴奋或抑制强度来改变人脑的思维。人工神经网络也由大量互连处理单元组成,单元间的连接强度(权重)也可以改变,从而实现各种不同的映射关系。

目前应用较多的是 BP 网络。一般取前馈多层网络。理论上,三层网络能够在凸域判别任意分类问题,而要处理非凸域的任意映射问题,就要用到有二个隐蔽层的四层网络。其非线性处理单元传递函数一般取 S 型压缩函数,如 sigmoid 函数  $y = F(s) = 1 / (1 + e^{-s})$ 。

其数理方程为:

$$s = \sum W_{ij} X_i - j$$

$$U_j = S_j$$

$$Y_j = F(S_j)$$

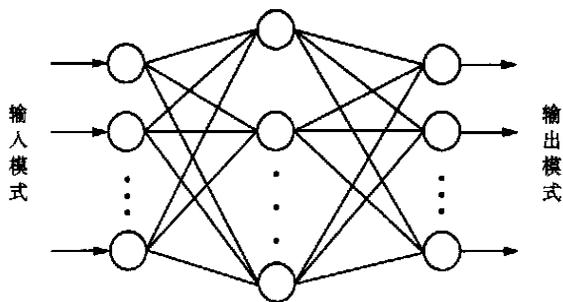


图 1 三层人工神经网络结构图

##### 4.1 误差反传算法(BP 算法)

误差反传(Error Back Propagation)算法是一种有指导的梯度下降算法,其实现步骤为:

1) 将各加权随机置小的随机数,可用均匀分布等随机数,保证网络不被大的加权所饱和。

2) 从训练样本数据中选一对数据  $(X^k, T^k)$ ,将输入向量加到输入层  $(m=0)$ ,使得

$$y_i^0 = x_i^k \quad \text{对所有输入节点 } i$$

式中上标  $k$  指样本标号。

3) 信号通过网络前向传播,利用关系式

$$y_j^m = F(S_j^m) = F(\sum_i W_{ij}^m y_i^{m-1} - j)$$

计算从第一层开始的各层内每个节点  $j$  的输出  $y_j^m$  直到输出层的每个节点  $j$  的输出计算完为止。

4) 计算输出层每个节点误差值

$$e_j^m = F(S_j^m) [T_j^k - y_j^m] = y_j^m (1 - y_j^m) [T_j^k - y_j^m]$$

(对 sigmoid 函数)

这个误差由实际输出与要求的目标值之差获得。

5) 计算前面各层每个节点误差值

$$e_j^{m-1} = F(S_j^{m-1}) \sum_i W_{ij}^m e_j^m$$

这靠逐层反传误差获得,其中  $m = m, m-1, m-2, \dots, 1$ ,直到将每层内每个节点的误差算完为止。

6) 利用加权修正公式

$$W_{ij}^m = \frac{e_j^m y_i^{m-1}}{\sum_j e_j^m y_i^{m-1}} \quad \text{和} \quad W_{ij}^{\text{new}} = W_{ij}^{\text{old}} + \eta e_j^m y_i^{m-1}$$

修正所有连接权值。一般  $\eta = 0.01 \sim 1$ ,称为训练速率系数。

7) 返回步骤 2,对下一输入样本重复步骤 2~7,直至收敛到一定的精确范围之内。

##### 4.2 训练算法的改进

为了改善 BP 算法中网络的麻痹现象、收敛太慢及容易陷入局部最小点等问题,对 BP 算法采用了以下的几项改进方案:

(1) 加基于指数平滑的动量项:

$$W_{ij(n+1)} = (\alpha W_{ij(n)}) + (1 - \alpha) \Delta W_{ij}$$

$$\Delta W_{ij(n+1)} = \Delta W_{ij(n)} + \Delta W_{ij(n+1)}$$

式中  $\alpha$  为动量系数,  $(\alpha W_{ij(n)})$  记忆上一时刻权值的修改方向。

(2) 加入斜率因子:

$$y_j = 1 / (1 + \exp(-\sum_i (W_{ij} x_i - j) k))$$

斜率因子  $k$  的加入,可以避免绝大部分局部最小点,使收敛加快。 $k$  因子是利用改变 S 曲线的倾斜程度而达到目的的。

(3) 采用累积误差:

采用“批处理”的方式,不是对每个样本都进行权值更新,而是在所有样本计算完一般误差后才更新权值。“批处理”算法降低了权值的修改频率,在样本较多时加快了收敛速度。

(4) 模拟退火程序

为了防止陷入局部最小点,采用如下的模拟退火程序:

A) 在算法中设定斜率的上下限。

B) 设立初始温度  $T$ 。

C) 每次迭代程序计算出斜率修正  $k$ , 权值修正  $w$ , 阈值修正 后给每个值乘上一个  $(0, 1)$  之间的随机数, 得到新的修正值。

D) 把新值代入网络计算, 若此时误差小于原来的则修改, 反之以一定的概率  $(P(E) = \exp(-E/T))$  确认, 不接受则将权值  $w$ , 阈值 改回, 斜率有上下限, 可不改。

E) 迭代一定次数后降温。

### 5 ANN 网络的建立

因为本文自适应电流保护要分辨的模式比较复杂, 为了保证人工神经网络的分辨精确性, 本文采用了具有二个隐蔽层的四层 BP 网络, 非线性处理单元传递函数取 sigmoid 函数。

本文提出的基于人工神经网络的电流保护是由两个相对独立的子网络组成的并行处理系统, 这两个子网络分别为灵敏度补偿子网络 ANN1, 方向识别子网络 ANN2。对电流保护的一个保护段, 需要两个子网络一起作出判断, 综合其结果得出结论。

以保护 段为例示于下图:

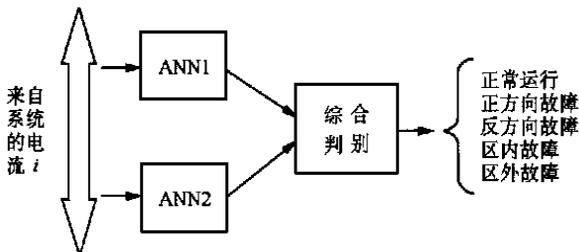


图2 自适应电流保护结构示意图

#### 5.1 灵敏度补偿子网络 ANN1

灵敏度补偿子网络 ANN1 的目的是识别故障类型和故障点的范围, 使得在系统各种运行方式和各种故障情况下自适应电流保护有足够的保护范围。

前已述及, 系统大小运行方式及各种故障情况可以通过故障前后的 A、B、C 三相基波电流幅值来分辨, 考虑到 ANN 网络的简化及模式识别的需要, 选取故障前一个周波及故障后一个周波的三相电流幅值作 ANN1 网络的特征输入量, 对应着 ANN1 的 6 个输入层节点。特征量提取采用保护安装处流过的最严重的故障电流作基准值, 使得输入值限制在  $(0, 1)$  范围之内, 避免输入节点出现饱和。ANN1 的输出

层节点取为 5, 分别代表系统运行方式 (值为 1 代表最大运行方式, 0 代表最小运行方式)、单相故障、二相故障、三相故障 (1 代表出现故障, 0 代表无故障)、跳闸信号 (1 代表区内故障, 跳闸, 0 代表区外故障, 不跳闸)。

来自系统的电流以每周波 400 点的速率采样, 经过全波傅立叶滤波算法提出基波电流幅值作网络的输入。

#### 5.2 方向识别子网络 ANN2

为了判别故障的方向, 要用方向判别子网络 ANN2。

前已述及, 故障的方向可用流过保护处的故障电流的实部和虚部来判别。考虑到 ANN 网络的简化, 选取故障后一个周波的三相电流的实部和虚部作 ANN2 网络的特征输入量, 对应着 ANN2 的 6 个输入层节点。特征量提取采用保护安装处可能流过的最大故障电流作基准值, 使得输入值限制在  $(0, 1)$  范围之内。ANN2 的输出层节点个数取为 1, 代表故障的方向性。值取“1”时代表正方向故障, 值为“0”时代表反方向故障。

来自系统的电流以每周波 400 点的速率采样, 经过全波傅立叶滤波算法提出基波电流的实部和虚部作网络的输入。

至于隐蔽层节点的个数, 是在训练过程中确定的。

### 6 网络的训练及检验

#### 6.1 仿真模型的建立

本文对神经网络的训练及检验采取的模型为华东电网的单机通过 500kV 超高压输电线路与系统相连的简化模型。

由于本文提出的基于人工神经网络的电流保护的个子网络是相对独立的, 故首先利用 EMTP 电磁暂态仿真程序对电力系统的各种运行方式及故障状态进行仿真计算, 得出的结果用来对各个子网络

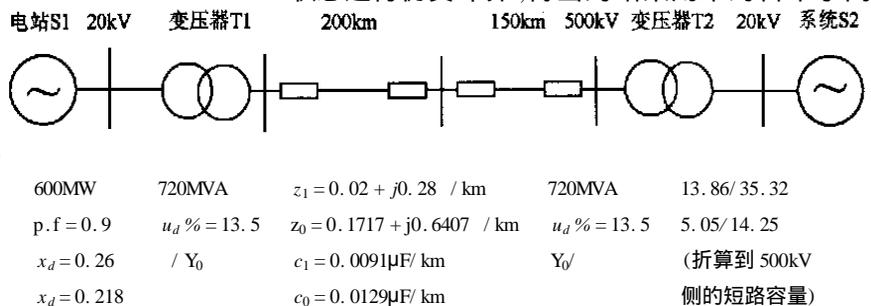


图3 电力系统接线示意图

600MW	720MVA	$z_1 = 0.02 + j0.28 / \text{km}$	720MVA	13.86/35.32
p.f = 0.9	$u_d \% = 13.5$	$z_0 = 0.1717 + j0.6407 / \text{km}$	$u_d \% = 13.5$	5.05/14.25
$x_d = 0.26$	$/ Y_0$	$c_1 = 0.0091 \mu\text{F}/\text{km}$	$Y_0'$	(折算到 500kV
$x_d = 0.218$		$c_0 = 0.0129 \mu\text{F}/\text{km}$		侧的短路容量)

分别进行训练,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它们同时进行检验,将各子网络的输出结果进行综合判断,得出最终的识别结果,即给出保护是否动作的信号或跳闸命令。

### 6.2 训练样本举例

灵敏度补偿子网络 ANN1 的训练样本取故障点位于线路全长的 70%、83%、87%、100% 时,在系统最大及最小运行方式下发生各种故障(包括单相接地(A-G、B-G、C-G),二相故障(A-B、B-C、C-A)、三相

故障(A-B-C)时的基波短路电流幅值。

在训练中确定隐蔽层节点个数:第一个隐蔽层取 14,第二个隐蔽层取 18。

方向识别子网络 ANN2 的训练样本取发生正、反方向故障时,故障点于线路全长 70% 时发生各种故障时的基波短路电流实部和虚部。

在训练中确定隐蔽层节点个数:第一个隐蔽层取 14,第二个隐蔽层取 7。

灵敏度补偿子网络 ANN1 的训练样本如表 1 所示。

表 1 训练样本

故障点	故障类型		理想输出	故障点	故障类型		理想输出
线路全长 83%	大方式	单相接地	11001	线路全长 87%	大方式	单相接地	11000
		两相故障	10101			两相故障	10100
		三相故障	10011			三相故障	10010
	小方式	单相接地	01001		小方式	单相接地	01000
		两相故障	00101			两相故障	00100
		三相故障	00011			三相故障	00010
线路全长 70%	同上		线路全长 100%	同上			

### 6.3 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 的检验样本包括:故障点于线路全长 0%、10%、30%、50%、84%、86% 时在系统最大及最小运行方式下发生各种故障,包括单相接地(A-G、B-G、C-G),二相故障(A-B、B-C、C-A)、三相故障(A-

B-C)。

ANN2 的检验样本包括:故障点为于线路全长 30%、70% 时发生正方向和反方向的各种故障。

检验时,只需用到 BP 算法中的前传部分,即输入加于 ANN 的输入节点,得到输出层的输出即可。

灵敏度补偿子网络 ANN1 的部分检验结果如表 2 所示。

表 2 检验结果举例 (故障点:84%)

理想输出	实际输出	理想输出	实际输出	理想输出	实际输出	理想输出	实际输出	理想输出	实际输出
1	0.999936	1	1	0	1.01e-012	0	8.64e-007	1	0.999981
0	0.000317	1	1	0	2.01e-009	0	4.05e-005	1	0.996119
1	0.999999	1	0.999961	0	2.93e-005	0	1.33e-007	1	0.996777
0	5.99e-007	1	0.999995	0	1.97e-006	0	2.06e-007	1	0.996811
1	0.999999	1	1	0	7.45e-017	0	9.75e-008	1	0.99848
0	3.45e-010	1	1	0	7.58e-020	0	3.97e-007	1	0.999246
1	0.999994	0	9.75e-008	1	1	0	2.11e-006	1	0.976974
0	1.55e-005	0	3.65e-006	1	0.999996	0	3.1e-005	1	0.98459
1	0.999978	0	3.90e-007	1	0.999999	0	3.03e-005	1	0.999194
0	9.05e-007	0	4.00e-006	1	0.999997	0	1.20e-006	1	0.999424
1	1	0	9.68e-010	1	1	0	1.03e-006	1	0.954815
0	6.52e-006	0	6.22e-007	1	0.999999	0	4.20e-005	1	0.997632
1	0.999977	0	1.50e-008	0	0.000133	1	0.999981	1	0.998705
0	1.05e-005	0	2.73e-007	0	3.98e-005	1	0.999989	1	0.999325

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故障,对发

生于 85% 范围以内的,给出跳闸信号,而对 85% 范围以外的各种故障(区外故障)不动 (下转第 54 页)

收稿日期: 1999-10-29

作者简介: 田伟(1968-),男,硕士,工程师,研究方向为电

力系统继电保护; 白铮(1965-),男,硕士,高工,研究方向为电力系统稳定。

### Analysis on maloperation causes of stator ground protection for generator in Beian Power Plant

TIAN Wei<sup>1</sup>, BAI Zheng<sup>1</sup>, QUAN Dong-guo<sup>1</sup>, LIU Jian-feng<sup>2</sup>, ZHENG Ge<sup>3</sup>, WANG Chuang<sup>3</sup>, FAN Zi-qi<sup>3</sup>

(1. Power Dispatch Bureau of Heilongjiang Province; 2. Power Supply Bureau of Harbin Power Bureau; 3. Beian Power plant)

**Abstract:** A method of solving maloperation of stator grounded protection for generator in Beian Power Plant is presented in the paper by analysing maloperation causes of stator grounded protection for generator in Beian Power Plant. A measuring way of testing stator's earthing current for generator is briefly described as well.

(上接第 19 页) 作,从而实现电流保护的自适应。

## 7 结论

(1) 人工神经网络是一种非线性映射系统,具有强大的自适应能力、学习能力及模式分辨能力。将 ANN 用于电力系统故障识别,是继电保护研究的新方向之一。

(2) 本文进行的研究表明,基于人工神经网络的自适应电流保护是可行的。它解决了传统电流保护的保护区随着系统运行方式及故障类型的变化而变化的缺点,把灵敏度补偿子网络和方向识别子网络结合起来,综合进行判别,利用了人工神经网络的并行处理的优势,不但满足继电保护的“四性”要求,而且具有更好的准确性及快速性。但是,也需要指出,由于本文提出的基于人工神经网络的自适应电流保护只用基波故障电流作为判断故障的特征量,因而不可避免地要受到电力系统振荡的影响。更完善的自适应电流保护,应该加入振荡识别子网络。文献<sup>[4]</sup>提出了一种类似的振荡识别子网络的实现方法。

(3) 本文的系统模型及模拟的故障情况还比较

简单,仅是对利用人工神经网络实现自适应电流保护的一种初步尝试和探讨。基于人工神经网络的自适应电流保护的完善和实际应用,还需要进一步的大量研究与开发工作,如下一阶段的工作即是研究成果应用于保护装置的开发上。

## 参考文献:

- [1] 贺家李,宋从矩. 电力系统继电保护原理. 水利电力出版社,1991.
- [2] 房鑫炎,郁惟慵,王志华. 多层人工神经网络在自适应重合闸首相相及次相相判别中的应用. 全国高等院校电力系统及其自动化专业第十四届学术年会论文集(下册). 哈尔滨,1998,10 925~931.
- [3] 周继成,等. 神经网络—第六代计算机的实现. 科学普及出版社,1993.
- [4] 段玉倩,贺家李. 基于人工神经网络的距离保护. 全国高等院校电力系统及其自动化专业第十三届学术年会论文集(下册). 广州,1997,11.

收稿日期: 1999-11-25

作者简介: 房鑫炎(1963-),男,博士,副教授,从事电力系统继电保护与自动化的教学与研究。

### The adaptive current protection based on ANN

FANG Xin-yan, ZHONG Cong, SHEN Fang-liang

(Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** This paper describes a new method of the application of ANN in the adaptive current protection. It means that some problems exist in the power system, i. e. faults analysis, sensibility compensation, direction distinction could be solved by using strong adaptive ability and studing ability of ANN. This protection includes two independent subnets 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 results show that this method is absolute reliable using in the current protection of power system.

**Keywords:** adaptive current protection; sensibility compensation; ANN; BP algorithms