

# 多层人工神经网络在自适应重合闸首合相及次合相判别中的应用

房鑫炎 郁惟镛 王志华 上海交通大学电气工程系 上海 (200240)

**【摘要】** 在自适应分相重合闸中引入人工神经网络(ANN),以便能快速、准确地进行故障类型判别及重合闸相序排定,从而解决因传统重合闸盲合于永久性故障,造成对系统的冲击而引发的一系列问题。结合数字仿真及网络训练,结果证明,这是完全可行的。

**【关键词】** 人工神经网络(ANN) BP算法 自适应分相重合闸 首合相 次合相

## 1 引言

自动重合闸作为提高电网供电可靠性的重要措施,已在电力系统中得到广泛应用,然而传统重合闸都是在不知道短路故障是瞬时性还是永久性的情况下盲目进行的,重合于永久性故障将对系统稳定和电气设备造成极大的危害,多相永久故障时,情况尤为严重。

本文在微机保护的基础上,将人工神经网络引入自适应分相重合闸,在重合闸前即进行瞬时与永久故障判别,如为瞬时故障,则给出首合相,并进一步在每次相合闸前作故障类型判别;如为永久性故障,则闭锁合闸继电器出口,从而避免了重合于永久性故障时对系统及设备的冲击。在完成系统仿真的基础上,本文给出了四层网络的一种改进型BP算法,通过训练,证明其收敛性良好,收到了较好的实用效果。

## 2 自适应继电保护中各种故障类型判据

超高压输电线路两端的断路器三相跳闸后,由于短路时各相电流和电压(包括暂态分量和直流分量)不对称,断路器三相跳闸的不同期性等因素,因而三相初始条件是不对称的,对于不对称的三相初始条件可分为1,2,0三序,文献<sup>[1]</sup>应用拉氏变换对各种短路故障情况下断路器三相跳闸后线路上的暂态过程作了详细描述,结论如下:

### 2.1 两相相间短路

永久性故障时,两故障相电压相等;

瞬时性故障时,两故障相电压的幅值和相位相异;

### 1.2 两相接地短路

永久性故障时,两故障相电压为零

瞬时性故障时,两故障相电压的幅值和相位相异;

### 1.3 三相相间短路:

永久性故障时,线路上各相电压相同;

瞬时性故障时,短路点灭弧后各相电压相异;

### 1.4 三相接地短路

永久性故障时,线路上电压很快衰减至零;

瞬时性故障时,线路上电压不为零,但可能出现某一相电压很低的情况;

## 3 自适应分相重合闸过程中首合相及次合相的判据

### 3.1 首合相判据

首合相允许重合的条件是:当线路正常时, $U_j = U_N$ ;当线路故障时, $|U_n - U_{n-1}| > K_1 U_N$  或  $|U_n| > K_2 U_N$ ;

其中  $U_j$  为本侧线路电压,  $U_N$  为对侧母线额定电压,  $U_n$  为采样电压,  $K_1 = 0.05 \sim 0.1$ ,  $K_2 = 0.5$ 。

首合相的合闸相序为:

两相短路时,选择无故障的一相作为首合相;

三相短路时,选择电压较低的一相作为首合相;

### 3.2 次合相判据

该判据负责在第一相重合成功后,判断是否允许重合第二相,一般选择电压较低的一相作为次合相,以减小重合闸对系统的冲击。次合相合闸的允许条件见文献<sup>[5]</sup>。

## 4 人工神经网络基本概念

输入神经元是神经网络的基本计算单元,一般是多个输入,一个输出的非线性单元。不具有输入连接弧的神经元叫输入层神经元,不具有输出连接弧的神经元叫输出层神经元,其余的称中间层神经元。每条连接弧上都附有一个数值作为权值,权值的大小类似于突触地增强和减弱。神经网络即由神经元按一定连接模式连接而成,改变权值可以改变神经

网络的映射关系。神经网络中应用最多也是最成功的是 BP 网络。

BP 网络可以有多个层,理论上,在开或闭的凸边区域,三层 BP 网络可以模拟任何非线性映射。其非线性处理单元传递函数一般取 S 函数,其数学方程为:

$$S_j = \sum w_{ij}x_i - \theta_j$$

$$U_j = S_j \quad Y_j = f(U_j)$$

其网络图(以中间层是四个神经元为例)如图 1 所示:

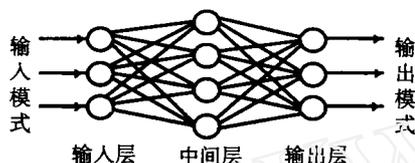


图 1 神经网络图

## 5 BP 算法简单模型

BP 算法是向前扫描与向后扫描相结合的过程,属于有教师的学习算法,学习过程如下:

1) 置初始值为小的随机数,保证网络不因权值过大而饱和;

2) 从训练样本中取一数据对  $(X^k, T^k)$ , 将输入矢量加到输入层  $(m = 1)$ , 使得  $y_i^0 = x_i^k$ , 对所有输入节点  $i$ , 式中  $K$  指样本号;

3) 网络前向传播,利用关系式  $y_j^m = F(S_j^m) = F(\sum w_{ij}^m y_i^{m-1})$ , 计算各层每个节点的输出直至输出层;

4) 计算输出层每个节点的误差值:

$$\delta_j^m = y_j^m (1 - y_j^m) [T_j^k - y_j^m];$$

5) 反传得到前面各层每个节点的误差值:

$$\delta_j^{m-1} = F(S_j^{m-1}) \sum w_{ij}^m \delta_i^m,$$

其中  $m = m, m - 1, m - 2, \dots, 2$ ;

6) 利用加权修正公式  $\Delta w_{ij}^m = \eta \delta_j^m y_i^{m-1}$  和  $w_{ij}^{\text{new}} = w_{ij}^{\text{old}} + \Delta w_{ij}^m$ , 修正所有连接权值,一般  $\eta = 0.01 \sim 1$ , 称训练速率系数;

7) 返回步骤 2, 对下一输入样本重复步骤 2 ~ 7, 直到收敛到一定精度范围之内。

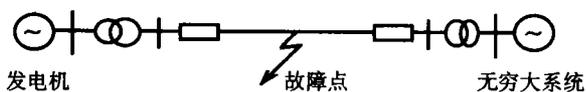


图 2 仿真模型

## 6 仿真模型的建立

本文在利用 ATP-EMTP 进行仿真时,采用了比

较简单的单机对无穷大系统,系统接线如图 2 所示(在实际仿真时我们将变压器等值为一电感):

参数如下:

电压等级:500kV 线路长度:200km

零序阻抗:0.1717 + j0.6407Ω/km

正序阻抗:0.02 + j0.28Ω/km

零序容抗:348114.4Ω/km

正序容抗:245058.2Ω/km

故障情况:

故障点取在线路中点,故障开关 0s 合闸,继电器出口 0.08s 动作,瞬时故障至迟 0.12s 消失。

附图 1 ~ 4 为几种故障情况下断路器分闸后线路侧电压波形:

从波形图可以看出,仿真结果与理论分析完全一致。

## 7 训练中出现的对模型的改进

### 7.1 训练中出现的对模型的改进

由于本文要求在发生多相故障时,神经网络能对各种故障情况下的首合相和次合相作出正确判别,并能校核合闸允许判据,因而训练样本相当庞大而且复杂,所以在采用以上简单 BP 算法训练中出现了很多问题,如不能收敛,局部最小,训练瘫痪等,致使网络不能进行正常的模式识别。

针对以上问题,考虑以下解决途径:

1) 增加输入神经元个数,以提取输入模式的更多特征量;

2) 适当增加中间层神经元个数,以增强其非线性映射能力;

3) 采用改进的 BP 算法;

4) 设置两个中间层,使神经网络理论上可以构成任意复杂的判断区;

措施 1) 和 3) 几乎总可以使问题得到不同程度的改善;

在输入模式不太复杂时,措施 2) 已足可应付;

而当具有相同理想输出的输入模式不在同一个开或闭凸区域内时,这已不是三层网络所能解决的,此时采用措施 4) 已势在必行。

### 7.2 本文采用了以下改进 BP 算法:

1) 加基于指数平滑的动量项:

$$\Delta w_{ij(n+1)} = \alpha (\Delta w_{ij(n)}) + (1 - \alpha) \delta_j x_i$$

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

其中  $\alpha \Delta W_{ij(n)}$  是记忆上一时刻权值的修改方向。

2) 加入斜率因子:

为了防止陷入第二类局部最小点, 加入因子  $K$ , 使输出为:

$$y_1 = 1/1 + \exp[-\sum(\omega_{1k}x_k + \theta_k)k]$$

用这种方法可以避免陷入绝大部分局部最小点, 使收敛变快,  $k$  因子是利用改变  $S$  曲线的倾斜程度而达到目的。

3) 模拟退火算法;

为了防止陷入局部最小点, 采用了模拟退火算法, 其原理在文献<sup>[3]</sup>中有详细说明, 当总误差变大时, 算法即进入模拟退火部分。

虽然模拟退火算法速度有不近人意之处, 但却可以有效地解决局部最小问题。

4) 累积误差算法

为了加快训练速度, 采用“批处理”方式, 即不是对每个样本都进行权值更新, 而是对所有样本计算完一般化误差后, 再更新权值。

### 7.3 改进后的 BP 算法流程如图 3:

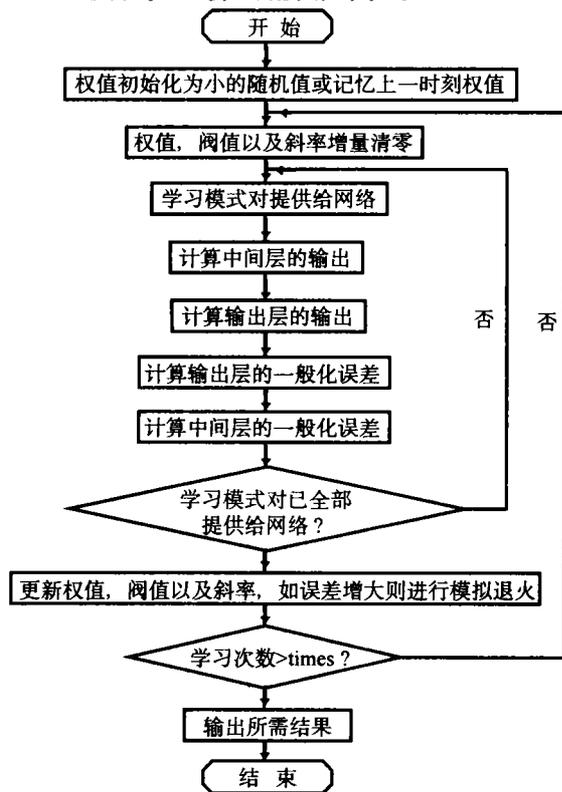


图 3

### 8 采用改进后的 BP 算法对网络训练后的结果如表 1:

从结果可以看出, 网络的实际输出与理想输出相当接近, 此网络能够迅速判断首合相及次合相的合闸允许条件, 并且能够正确识别各种多相故障情

况下的首合相及次合相的合闸相序。

表 1 收敛结果对照表

| A | outputA     | B | outputB     | C | outputC     |
|---|-------------|---|-------------|---|-------------|
| 0 | 1.41987e-11 | 1 | 1           | 0 | 3.5043e-10  |
| 0 | 1.5417e-11  | 1 | 1           | 0 | 3.68074e-10 |
| 0 | 0.000488091 | 0 | 0.000312721 | 1 | 0.992294    |
| 0 | 2.85021e-06 | 0 | 0.0058219   | 1 | 0.987103    |
| 1 | 0.999809    | 0 | 0.000332038 | 0 | 5.54339e-05 |
| 1 | 0.99936     | 0 | 0.000435504 | 0 | 9.76255e-05 |
| 0 | 0.00136628  | 0 | 0.0118027   | 1 | 0.99213     |
| 0 | 0.00074172  | 0 | 0.00638331  | 1 | 0.995518    |
| 1 | 0.999656    | 0 | 0.000812627 | 0 | 1.39107e-05 |
| 1 | 0.999378    | 0 | 0.00149222  | 0 | 6.72376e-06 |
| 0 | 0.00396979  | 1 | 0.98376     | 0 | 0.00145419  |
| 0 | 0.000512631 | 1 | 0.997187    | 0 | 0.00179308  |
| 0 | 0.00120769  | 1 | 0.992519    | 0 | 0.00586793  |
| 0 | 0.00183436  | 1 | 0.98927     | 0 | 0.00932843  |
| 1 | 1           | 1 | 0.999997    | 0 | 8.00618e-10 |
| 1 | 0.990444    | 0 | 0.00622332  | 1 | 1           |
| 0 | 0.0114781   | 1 | 0.99985     | 1 | 0.998645    |
| 1 | 0.999952    | 1 | 1           | 0 | 0.000282875 |
| 1 | 1           | 1 | 0.999999    | 0 | 3.30817e-10 |
| 0 | 0.0103516   | 1 | 1           | 1 | 0.996629    |
| 0 | 0.0587352   | 1 | 1           | 1 | 0.90513     |
| 1 | 0.998797    | 0 | 7.9071e-27  | 1 | 1           |
| 1 | 1           | 0 | 0.0164831   | 1 | 0.974769    |
| 0 | 0.000456549 | 1 | 1           | 1 | 0.999997    |
| 0 | 0.00034286  | 0 | 0.000221126 | 0 | 0.00014964  |
| 0 | 0.000157364 | 0 | 0.000183083 | 0 | 0.00044335  |

需要指出的是:

1) 隐层单元数的选择尚无成熟的理论, 而只能根据经验选取;

2) 训练精度的取得往往是以牺牲训练速度为代价的;

3) 网络的输入数据最好经过预处理, 以提取最有代表性的特征量;

4) 训练次数并非越多越好, 而使随机的检测样本误差最小时为宜;

5) 算法中为了跳出局部最小, 多处采用随机量, 故多次训练结果可能有所不同;

6) 算法能记忆上一时刻权值, 阈值, 斜率及其增量, 所以可在训练一定次数后视结果决定再训练的次, 还可逐渐扩大样本空间分步训练以加强收敛性。

### 9 神经网络在微机保护中的应用

从长远来看, 神经网络的硬件实现应是神经网络系统开发的“主流”, 但是, 由于技术和经济方面的原因, 目前人们广泛采用的还是其软件实现方法。一个神经网络在投入在线使用之前, 先要进行离线训练, 对本文所用的 BP 网络来讲, 即应用改进 BP 算法不断地修正连接权值、阈值以及斜率, 使网络能够对输入模式进行正确识别。网络离线训练成功后

经性能测试后即可投入在线,而此时只需要 BP 算法中的前传部分,得到输出层的输出即可。此神经网络的在线应用可以用于微机保护中的故障处理模块,以实现各种多相故障情况下的自适应分相重合闸。

## 10 结论

1) 本文给出的 BP 算法具有较强的模式识别能力和较好的收敛性能。

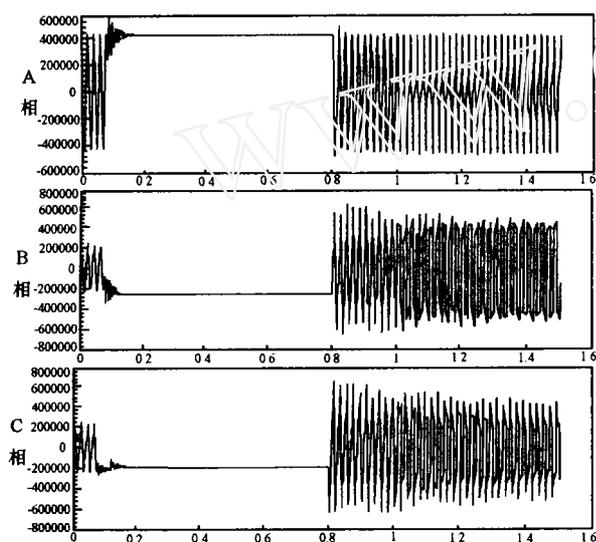
2) 由网络训练结果看,神经网络用于自适应分相重合闸是可以实现的。

3) 神经网络由于自身的优越性,必将在重合闸以至整个电力系统中得到广泛应用。需要指出的是,本文是在以下情况下作出仿真及训练的:

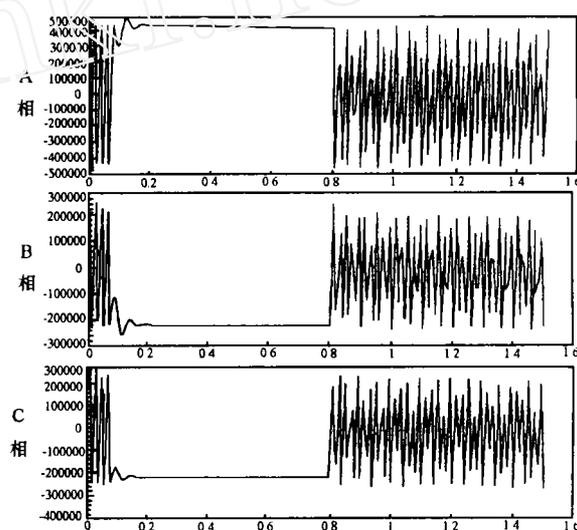
(1) 本文没有考虑系统装有并联电抗器的情况;

(2) 本文模拟的故障情况比较简单。应考虑不同的故障点,不同的过渡电阻以及两端电源功角有一定变化的情况,以扩大样本空间,增强网络的推广性。

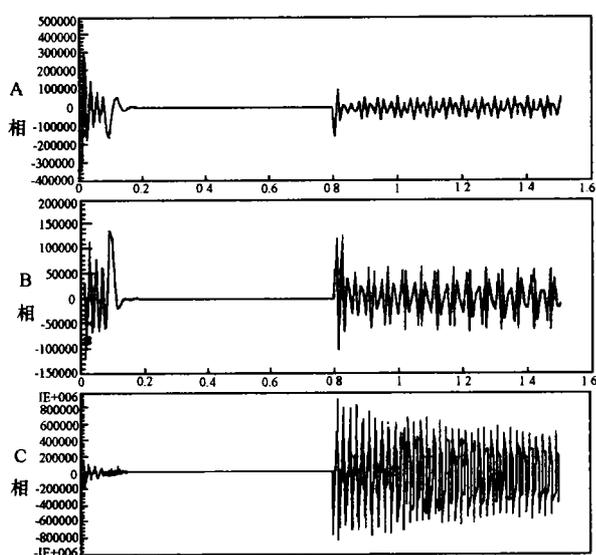
因此,神经网络要应用于实践,还需要进一步大量的研究工作。



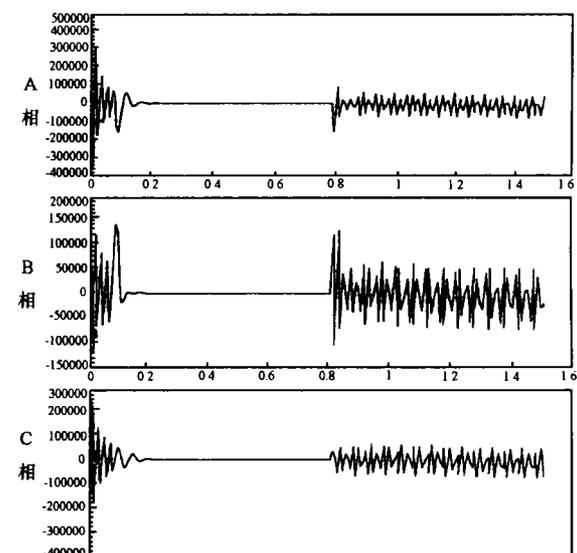
附图 1 BC 两相相间瞬时故障下的三相电压波形



附图 2 BC 两相相间永久故障下的三相电压波形



附图 3 三相接地瞬时故障下的三相电压波形



附图 4 三相接地永久故障下的三相电压波形(下转 23 页)

本文对电弧重燃波形进行小波包变换如图3所示。本文选择 S. Mallet 给出的小波<sup>[5]</sup>,小波的滤波系数为

$$\begin{aligned} h[0] &= 0.542 & h[1] &= 0.307 & h[2] &= -0.035 \\ h[3] &= -0.078 & h[4] &= 0.023 & h[5] &= 0.030 \\ h[6] &= -0.012 & h[7] &= -0.013 & h[8] &= 0.006 \\ h[9] &= 0.006 & h[10] &= -0.003 & h[11] &= -0.002 \end{aligned}$$

图3各个波形分别与图1各窗口对应。 $f(x)$ 为输入的电弧重燃波形(参看图2(a)),每工频周期采样12点。可以看到在 $Gf(x)$ 的图形中,尖顶波已明显区别于正弦波,模局部极大值相差很大,设定阈值,即可检测出弧光闪络及熄弧时刻。 $GGf(x)$ 图形中正弦波已降为0,电弧重燃时刻与弧光熄灭区别非常明显,极易检测与识别。

## 5 结论

本文探讨了基于小波包变换来检测输电线路瞬

时性故障与永久性故障的新方法,计算机仿真表明,该方法算法简单,检测准确,分辨率高,抗干扰能力强,不会发生误判。

### 参考文献

- 葛耀中等. 微机式自适应单相重合闸的判据和算法. 继电器, 1995, (2).
- 蔡超豪. 基于小波分析的自适应重合闸. 东北电力技术, 1998. 8.
- 秦前清, 杨宗凯. 实用小波分析. 西安电子出版社, 1994. 1.
- Fitton D S. 神经网络技术在自适应重合闸中的应用. 第五届电力系统保护进展国际会议论文集, 1993.
- Mallet S. A theory for multiresolution signal decomposition, IEEE Trans. on PAMI, 1989, 11(7).

收稿日期: 1998—08—24

蔡超豪 男, 1965年生, 在职硕士, 从事人工智能在继电保护中的应用研究工作。

## ADAPTIVE AUTO-RECLOSING FOR TRANSMISSION LINE BASED ON WAVELET PACKET TRANSFORM

Cai Chaohao (Shenyang Institute of Electric Power, 110036, Shenyang, China)

**Abstract** The principle and method of an adaptive recloser which uses wavelet package transform to discriminate instantaneous fault and permanent fault of transmission Line are discussed. Analysis shows that the method is of simple algorithm, accurate detection, high resolution and future.

**Keywords** Wavelet analysis Wavelet packet Adaptive reclosing

(上接 20 页)

### 参考文献

- 葛耀中. 新型继电保护与故障测距原理与技术. 西安交通大学出版社, 1993.
- 房鑫炎, 刘涛. 人工神经网络在自适应重合闸瞬时与永久故障判别中的应用. 全国高等院校电力系统及其自动化专业第十三届学术年会论文集, 1020~1025.
- 王伟. 人工神经网络原理. 北京航空航天大学出版社, 1995.
- 房鑫炎, 郁惟镛, 王山虎. 自适应重合闸的机理及仿真计算. 全国高等院校电力系统及其自动化专业第十二届学术年会论文集(下册), 808~812.
- 房鑫炎, 郁惟镛, 王曼. 自适应重合闸中首合相判据的探讨. 全国高等院校电力系统及其自动化专业第十二届学

术年会论文集, 905~910.

- 史忠植. 神经计算. 电子工业出版社, 1993.
- 施鸿宝. 神经网络及其应用. 西安交通大学出版社, 1993.
- 贺家李, 宋从矩. 电力系统继电保护原理. 水利电力出版社, 1991.
- 刘增良, 刘有才. 模糊逻辑与神经网络—理论探索与研究. 北京航空航天大学出版社, 1996.

收稿日期: 1998—09—07

房鑫炎 男, 1963年生, 博士, 副教授, 主要从事继电保护及自动化研究工作。

郁惟镛 男, 1940年生, 教授, 博导, 主要从事继电保护及自动化研究工作。

## THE APPLICATION OF THE MULTI-LAYER ARTIFICIAL NEURAL NETWORK IN THE IDENTIFICATION OF THE FIRST-RECLOSING PHASE AND THE SECOND-RECLOSING PHASE OF ADAPTIVE RECLOSURE

Fang Xinyan, Yu Weiyong, Wang Zhihua (Electric engineering department of S. J. T. U, 200240, Shanghai)

**Abstract** In order to resolve the problem of shunting to the system caused by classical reclosure to the permanent fault, it is necessary to use ANN in the adaptive sequential reclosure to identify the fault type and order the reclosing phases quickly and accurately. Combined with the simulation and net training, it has been proved that this action is possible.

**Keywords** Artificial neural network BP algorithm the adaptive sequential reclosure the first-reclosing phase the second-reclosing phase