基于模糊神经网络的故障类型识别

刘凤霞[1,2], 刘前进[1]

(1. 华南理工大学电力学院,广东 广州 510640; 2. 揭阳供电局,广东 揭阳 522000)

摘要: 提出了基于模糊神经网络的双端电源输电线路故障类型识别的方法,用 ATP提取输电线路故障后一周后继电保护安装点的三相电压电流以及反映接地故障的零序电流基频分量及其相应的相角,并采用 T - S模型与改进 BP算法结合的模糊神经网络,实现故障类型识别。该方法不受故障位置、故障电阻及对两端电源初始相角差、系统运行方式等不确定的因素影响,仿真结果表明该类型识别方法可靠、正确。

关键词: 模糊神经网络; T-S模型; 故障类型识别

中图分类号: TM77 **文献标识码**: A **文章编号**: 1003-4897(2006)03-0012-03

0 引言

输电线路发生故障后,迅速、准确地鉴别出故障类型,对继电器保护装置正确动作、有选择地切除故障相,提高系统可靠性有着十分重要的意义。继电保护安装点的可测信息受到故障位置、故障电阻、系统运行方式、两端电源相角差等许多不可测的因素影响,因此,鉴别故障类型的理想的故障识别就基本不受这些随机因素影响,且原理简单可靠、结果正确。

模糊神经网络是一种集模糊逻辑推理的强大结构性知识表达能力与神经网络的强大自学习能力于一体的技术。人工神经网络具有较强的自适应和学习的能力,网络通过训练,学会对输入向量分析和推理,从而实现计算、记忆、联想、识别等功能,但是,它需要大量描述过程特性的数据信息,学习完成后形成的神经网络的输入和输出关系无法用容易的方式进行表达,不具备处理和描述模糊信息的能力。模糊信息处理恰好具备处理模糊语言信息的能力,容易建立易于被人所接受的"If - Then"结构的表达方式,有利于模拟人类思想进行判断和决策。模糊信息处理和人工神经网络相结合,使人工神经网络具备处理模糊信息功能,则为模糊规则的自动提取及模糊隶属函数的自动生成问题提供了有效的途径,使得模糊系统具备学习功能,由二者结合的模糊神经网络不仅具有处理不精确性、不确定性的能力,而且具有学习、自适应的能力[1~3]。

本文利用模糊神经网络强大的非线性逼近能力,用故障后继电器安装处测得三相电压电流分量以及判断接地故障的零序电流分量作为模糊神经网络的输入,故障类型作为其输出,构造一个由输入层、模糊化层、模糊推理层、去模糊化层、输出层组成的模糊神经网络来实现故障类型可靠、准确识别。

1 建立模糊神经网络

模糊神经网络有多种,人们采用的较多是简化的 T - S模糊神经网络, T - S是日本学者 Takagi和 Sugeno于 1985年提出的,其特点是:

在系统的模糊规则中,"If"部分是模糊的,而后件"Then"部分是确定的,为各输入变量的线性组合或常量。这里采用每条模糊规则的结论都是常值的形式,假设神经网络有 N 个输入和 M 个输出,第 j 条模糊规则的一种简化形式为[4]:

Rule j:

If (x_1 is A_{j1} and x_2 is A_{j2} and $\cdots$ x_N is A_{jN}) Then ($y_1 = \omega_{j1}$ and $y_2 = \omega_{j2}$ and $\cdots$ $y_M = \omega_{jM}$)

其中 x和 y是输入输出变量,ω_{jk}是常值,表示系统的第 j条规则的 k个输出; A_{ji}为论域 U_i上的模糊集合。

模糊神经网络的结构示意图如图 1所示。

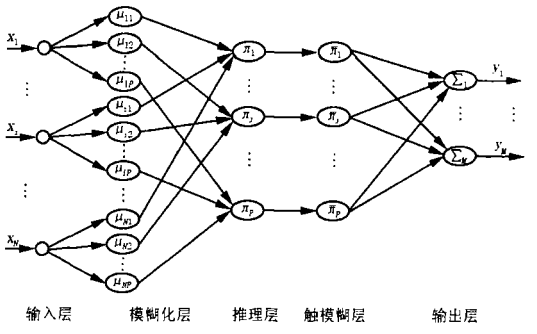

图 1 模糊神经网络模型

Fig 1 Model of fuzzy neural network

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

第一层为输入层,该层有 N 个神经元,输入向量 $x=[x_1, x_2, \cdots, x_N]^T$ 输入到下一层。

第二层为模糊化层,设每个输入变量均有 P 个模糊集合,则该层共有 $N\times P$ 个神经元,隶属函数选择为高斯函数,则输出为:

$$\mu_{ij}=\exp\left(-\frac{(x_i-m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right) \tag{1}$$

其中: $i=1, 2, \cdots, N$, $j=1, 2, \cdots, P$,分别表示输入量的维数和模糊分割集数。m_{ij}和 σ_{ij}分别表示高斯隶属函数的中心和宽度。

第三层为推理层,该层的神经元个数为 P,每个神经元代表一条模糊规则,采用 Sum - Product模糊推理规则,即:

$$\pi_j=\prod_{i=1}^{N}\mu_{ij}(x_i) \tag{2}$$

其中: $j=1, 2, \cdots, P$,表示规则数。

第四层为解模糊层,该层的作用是实现归一化计算,避免在学习过程中由于各修正量过大而产生振荡。该层的输出可表示为:

$$\bar{\pi}_j=\frac{\pi_j}{\sum_{j=1}^{P}\pi_j} \tag{3}$$

第五层为输出层,该层采用加权线性求和法,求出清晰的输出值,即:

$$y_k=\sum_{j=1}^{P}\omega_{jk}\bar{\pi}_j \tag{4}$$

其中: ω_{jk}表示解模糊层与输出层之间的连接权值, $k=1, 2, \cdots, M$。

由以上五层神经元组成的模糊神经网络具有很强的学习能力。

2　模糊神经网络的学习算法

BP算法是目前神经网络中使用的最多的方法,将改进的 BP算法与最小二乘算法结合起来用来修正 m, σ和权值 ω,从而完成隶属函数的和规则的自我学习和完善。

网络的误差函数 E_p为:

$$E=\sum_{i=1}^{T}E_p,\quad E_p=\frac{1}{2}\sum_{k=1}^{M}(Y_k-y_k)^2 \tag{5}$$

其中: y为实际输出; Y为理想输出; T为训练样本个数。

输出层权值的加权的调节公式:

$$\omega_{jk}(n+1)=\omega_{jk}(n)+\eta\Delta\omega_{jk}+\alpha(\omega_{jk}(n)-\omega_{jk}(n-1)) \tag{6}$$

式中:

$$\Delta\omega_{jk}=\pi_j(Y_k-y_k)/\sum\pi_j \tag{7}$$

其中: n是迭代次数; η是学习速率; α是冲量系数。

模糊化层的加权调节公式为:

$$m_{ij}(n+1)=m_{ij}(n)+\eta\Delta m_{ij}+\alpha(m_{ij}(n)-m_{ij}(n-1)) \tag{8}$$

$$\sigma_{ij}(n+1)=\sigma_{ij}(n)+\eta\Delta\sigma_{ij}+\alpha(\sigma_{ij}(n)-\sigma_{ij}(n-1)) \tag{9}$$

式中:

$$\Delta m_{ij}=-\frac{\partial E_p}{\partial m_{ij}}=\delta_j^2\frac{2(x_i-m_{ij})}{\sigma_{ij}^2} \tag{10}$$

$$\Delta\sigma_{ij}=-\frac{\partial E_p}{\partial\sigma_{ij}}=\delta_j^2\frac{2(x_i-m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^3} \tag{11}$$

其中:

$$\delta_j^2=\delta_j^3\mu_{ij}(x_i) \tag{12}$$

$$\delta_j^3=\begin{cases}\sum_k\delta_k^4\frac{\pi_k}{s^2} & k\neq j\\ \sum_k\delta_k^4\frac{s-\pi_k}{s^2} & k=j\end{cases} \tag{13}$$

$$\delta_j^4=\bar{\pi}_j(Y_k-y_k)w_{jk} \tag{14}$$

在训练中,规则数从 1开始增加,直到找到一个满意的网络性能。选择适应的参数 η和 α不是很容易的事:为了让目标函数极小,学习速率 η的选择应该足够小,但小的学习率将使收敛很慢;反之,若选择大的学习率,又可能引起学习过程的振荡,会收敛不到期望的值,另外由于目标函数是非线性的,会存在局部极小值[5, 6]。

为此,本文采用变步长的方法使得计算量不会增加太多,又使得步长得到合适的调整。步长调整关系为:

$$\eta=\begin{cases}\beta\eta, 当\ \Delta E>0, 且\ \beta<1\\ \gamma\eta, 当\ \Delta E<0, 且\ \gamma>1\\ \eta, 其它\end{cases} \tag{15}$$

其中: β, γ为常数, $\Delta E=E(n)-E(n-1)$。

3　ATP仿真计算

3.1　ATP模型的建立

本文采用 500 kV, 300 km的双端电源系统,如图 2所示,其正序参数分别为: $Z_{1M}=1.051\ 5+j43.176\ \Omega$, $r_1=0.020\ 83\ \Omega/km$, $l_1=0.898\ 4\ mH/km$, $C_1=0.012\ 91\ \mu F/km$, $Z_{1N}=1.051\ 5+j43.176\ \Omega$;零序参数分别为: $Z_{0M}=j29.092\ 5\ \Omega$, $r_0=0.114\ 8\ \Omega/km$, $l_0=2.288\ 6\ mH/km$, $C_0=0.005\ 23\ \mu F/km$, $Z_{0N}=j37.47$

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

Ω。在 ATP仿真中,采用分布参数线路模型,该系统的频率为 50 Hz,采样频率为 1 kHz。

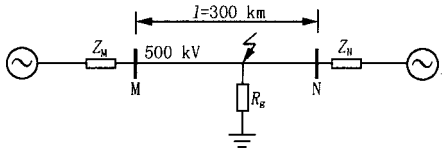

图 2 双端电源系统的仿真模型

Fig 2 Simulation model of a double-terminal source system

3.2 模糊神经网络的训练和测试

模糊神经网络的训练样本选取影响学习后的该类型识别模糊神经网络模型的可推广能力,在选取样本时应考虑各种情况下的故障模型,网络的原始数据采用 ATP仿真获得,并用全周傅氏算法提取可以反映故障特征的第一周的三相电压、电流以及零序电流的基频分量作为网络的输入,该层的神经元为 14个。由于在不同故障条件下,直接计算的电气量具有很大的离散性,为了避免神经元输入数据过大而造成神经元饱和,对输入样本数据归一化到(-1, +1)的区间内[7]。

学习样本考虑了下面情况:

两端电源的初始相角差 δ值分别取 0°、30°、60°、90°,且不考虑两侧电势幅值差。对于故障点,300 km每隔 20 km取一个故障点。相间电阻取 5 Ω,接地电阻取 0Ω、10Ω、100Ω,以及输电线路 10种故障类型:单相接地故障(ag、bg、cg)、两相接地故障(abg、bcg、cag)、相间故障(ab、bc、ca)和三相故障(abcg)。由于该仿真模型为直接接地的超高压输电系统,三相接地故障与三相故障的运行机制一样,就不再另外列出三相短路。这些因素组合排列产生 1 920个样本。

为了检验建立的故障类型识别模糊神经网络的性能,形成测试样本集:初始相角取 15°、45°、75°,故障电阻取 5Ω、50Ω,故障点选择 50 km、150 km、230 km、270 km、290 km共 5个故障点,故障类型仍取前面所述的 10种情况,则测试样本的个数为 300。

模糊神经网络输出层的神经元由表示"a"、"b"、"c"三相以及表示接地的"g"组成,用"1"或"0"表示该相是否发生故障,同样,"1"表示故障接地,"0"表示不接地,例如当发生 A相接地故障时,输出向量值 $y = [1, 0, 0, 1]$, AC相间故障时, $y = [1, 0, 1, 0]$。仿真结果表明得到的值不为理想的"1"或"0",若其绝对值大于 0.5,表示发生故障,反之则表示无故障。结果表明该训练好的网络故障类型辨识正确率在仿真验证范围内达到 100%。限于篇幅所限,表 1中仅给出了仿真得到部分结果。

表 1 初始角 15°,故障电阻 50Ω,故障距离为 150 km的部分仿真结果

Tab. 1 Sectional test results of fault type identification with initial angle difference 15°, fault resistance 50Ω and fault distance 150 km

故障类型	a	b	c	g
ag	0.948 9	0.126 5	0.136 5	0.979 8
bg	0.199 1	0.981 5	0.173 0	1.101 5
cg	0.150 3	-0.011 8	0.986 4	0.993 4
ab	1.083 4	0.957 3	-0.143 1	0.043 8
ac	0.963 1	0.154 8	0.996 7	0.054 5
bc	-0.043 7	0.975 8	1.083 5	0.048 5
abg	0.999 1	1.028 9	0.112 1	1.043 2
acg	1.053 2	0.178 3	0.943 9	1.032 0
bcg	0.024 8	0.989 9	1.103 0	0.953 8
abcg	0.993 0	1.106 2	0.961 2	0.988 3

4 结论

本文提出了基于模糊神经网络的故障类型识别方法,采用简化的 T-S模型,在改进 BP算法中的学习速率上使用变步长法,既保证该网络模型计算速度快,又能够有效收敛。由 ATP仿真产生覆盖整个故障模式空间的原始数据,用全周期傅氏变化提取故障后第一周期的电压电流基频向量作为输入量,训练后得到的网络实现了在各种条件下输电线路故障类型可靠、准确识别。

参考文献:

[1] 张乃尧,阎平凡. 神经网络与模糊控制[M]. 北京:清华大学出版社, 1998.
ZHANG Nai-yao, YAN Ping-fan. Neural Network and Fuzzy Control[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1998.

[2] 赵振宇,徐用懋. 模糊理论和神经网络的基础与应用[M]. 北京:清华大学出版社, 1995.
ZHAO Zhen-yu, XU Yong-mao. Application of Fuzzy Theory and Neural Network[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1995.

[3] 李晓忠,汪培庄,罗承忠. 模糊神经网络[M]. 贵州:贵州科技出版社, 1991.
LI Xiao-zhong, WANG Pei-zhuang, LUO Cheng-zhong. Fuzzy Neural Network[M]. Guizhou: Guizhou Science and Technology Press, 1991.

[4] 曹谢东. 模糊信息处理及应用[M]. 北京:科学出版社, 2003.
CAO Xie-dong. Fuzzy Information Processing and Application[M]. Beijing: Science Press, 2003.

[5] Dash P K, Pradhan A K, Panda G. A Novel Fuzzy Neural Network Based Distance Relaying Scheme[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2000, 15(3): 903-905.

(下转第 19页 continued on page 19)

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

56-60.

[2] Kumpulainen L K, Kauhaniemi K T. Analysis of the Impact of Distributed Generation on Automatic Reclosing[A]. Power Systems Conference and Exposition. 2004. 603-608.

[3] Kauhaniemi K, Kumpulainen L. Impact of Distributed Generation on the Protection of Distribution Networks[A]. Developments in Power System Protection. 2004. 315-318.

[4] 国家电力调度通信中心. 电力系统继电保护实用技术问答[M]. 北京:中国电力出版社, 1999.
State Electric Power Dispatching & Communication Center. The Applied Technology of Power System Relay Protection[M]. Beijing: China Electric Power Press, 1999.

[5] JANG Sung-il, KIM Kwang-ho. An Islanding Detection Method for Distributed Generations Using Voltage Unbalance and Total Harmonic Distortion of Current[J]. IEEE Trans, 2004: 745-752.

[6] Doyle M T. Reviewing the Impacts of Distributed Generation on Distribution System Protection[A]. Power Engineering Society Summer Meeting 2002. 103-105.

[7] MAO Yi-ming, Miu K N. Switch Placement to Improve System Reliability for Radial Distribution Systems with Distributed Generation Power Systems[J]. IEEE Trans, 2003, 18(4): 1346-1352.

收稿日期: 2005-06-24;　**修回日期**: 2005-10-05

作者简介:

王希舟 (1977 -),男,硕士研究生,从事分布式发电保护、电压方面的研究; E-mail: zhouxiwangxue@yahoo.com.cn

陈　鑫 (1980 -),男,硕士研究生,从事需求侧管理、配电系统方面的研究;

罗　龙 (1977 -),男,本科,从事配电网规划与设计工作;

甘德强 (1966 -),男,教授,博士生导师,从事电力系统稳定、市场和优化方面研究工作。

Research on the coordination of distributed generation and distribution system protection

WANG Xi-zhou[1], CHEN Xin[1], LUO Long[2], GAN De-qiang[1]

(1. Dept of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;
2. Hangzhou Electric Power Bureau, Hangzhou 310009, China)

Abstract: With the distributed generation connected, the power flow and fault current in utility distribution network will be changed. In order to guarantee the security and stability of utility distribution network and realize the advantage of the distributed generation, existing distribution network protection should be adjusted. By the analysis of the effect on the distributed generation on distribution protection and reclosing, this paper presents a method to limit the short-circuit current using the quality of reactor's high reactance value, which coordinates successfully between the distributed generation and distribution protection. At last, an example about the calculation and analysis of a reactor is used to evaluate feasibility of the proposed method.

Key words: distributed generation; distribution network protection; reactor

(上接第 14页　continued from page 14)

[6] 余晓丹,刘众仆,王钢,等. 应用模糊神经网络实现故障测距[J]. 中国电力, 1998, 31(3): 10-13.
YU Xiao-dan, LIU Zhong-pu, WANG Gang, et al. Application of Fuzzy Neural Network on Fault Location[J]. Electric Power, 1998, 31(3): 10-13.

[7] 张兆宁,毛鹏,郁惟镛,等. 基于组合神经网络的输电线故障类型识别[J]. 继电器, 2001, 29(4): 1-5.
ZHANG Zhao-ning, MAO Peng, YU Wei-yong, et al. The Discrimination of the Fault Type of the Transmission Line Based on Combined Neural Network[J]. Relay, 2001, 29(4): 1-5.

收稿日期: 2005-07-04;　**修回日期**: 2005-08-23

作者简介:

刘凤霞 (1978 -),女,硕士研究生,研究方向为电力系统继电保护及安全监控; E-mail: yunmenglfx@etang.com

刘前进 (1967 -),男,副教授,主要从事电力系统继电保护研究和教学工作。

Discrimination of the fault types based on fuzzy neural network

LIU Feng-xia[1,2], LIU Qian-jin[1]

(1. Electric Power College, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;
2. Jieyang Power Supply Bureau, Jieyang 522000, China)

Abstract: The discrimination method of the fault types based on fuzzy neural network of the transmission line in double sources is presented. The technique extracts fundamental component of the three-phase voltages and currents and zero-sequence current that can judge the grounding fault on relaying point after a cycle of fault, adopts fuzzy neural network that is combined by T-S model and improved BP algorithm to discriminate the fault type. It can't be influenced by those uncertain factors including fault location, fault resistance, angle initial difference of double sources and operation modes. Simulation result indicates the technique of fault type discrimination is very reliable and accurate.

Key words: fuzzy neural network; T-S model; discrimination of fault types

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net