

基于径向基网络的同杆双回路故障类型判定

钱鑫¹, 张光辉², 施围¹

(1. 西安交通大学电气工程学院, 陕西 西安 710049; 2. 西安理工大学自动化学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 由于同杆双回路发生故障时两回路之间存在非线性耦合, 故用传统方法无法对同杆双回路进行故障判定, 而径向基神经网络可以通过故障线路相关电压和电流对线路故障进行准确分类, 网络输入样本在不同故障发生地点、发生时间、过渡电阻情况下得到。仿真结果表明该网络能够进行同杆双回路故障判定。

关键词: 神经网络; 故障判定; 同杆双回路

中图分类号: TM77

文献标识码: A

文章编号: 1003-4897(2002)03-0008-05

1 引言

随着电压等级的不断提高, 为满足大容量输电、节约线路走廊及建设费用的需要, 美欧日多使用同杆双回线路, 尤其日本绝大多数 500kV 线路及新建 1100kV 线路均采用同杆双回线路, 我国架设的同杆双回路输电线路越来越多, 如伊冯 500kV 同杆双回线, 阳城-东明同杆双回线, 三峡工程中也有部分线路采用同杆双回。用传统的方法对该种线路进行故障类型判定却是困难的, 这是因为同杆双回线之间距离较近, 线间耦合比较严重, 故障相对于两回路都有较强耦合, 这就有可能导致故障类型判别装置把健全线路误判为发生故障, 而产生误跳闸。同杆双回线故障的主要特点是有跨线故障。我们知道单回线的简单故障有 11 种, 而同杆双回线故障多达 120 种, 其中跨线故障约占全部故障的 80% 以上。这些都决定了传统的故障判别方法难以担此重任。

众所周知, 一旦电力系统发生故障, 故障选相和保护装置会产生相应动作, 来保证线路不中断供电或尽量少停电, 而这些动作都是建立在正确的故障类型判定的基础之上的, 因为大多数继电保护系统包括对系统状态进行识别的部分, 才能进行正确的继电保护动作。

由于同杆双回线同一故障类型相应于不同的复杂因素状态。例如: 不同故障位置和发生时间、线路结构、及过渡电阻等对应于同种故障。所以故障类型的判定与以上诸多因素有关, 是一个复杂的非线性对应关系, 所以传统的逻辑判定及线性算法都难以作出正确判定。而人工神经网络(ANN)具有高度并行处理、近似推理、高容错能力、极强的自适应性和鲁棒性。因而用(ANN)方法对同杆双回线故障类型进行判定具有很多传统方法无法比拟的优点。

2 用于故障分类和模式识别的径向基网络

人工神经网络是由大量简单的神经元以一定的方式连接而成的, 单个神经元的作用是实现输入到输出的一个非线性函数关系, 它们之间广泛的连接组合就使得整个网络具有了复杂的非线性特性, 神经网络将大量的信息隐含在连接权上, 根据一定的学习算法调节权值, 使神经网络实现从 m 维空间到 n 维空间复杂的非线性映像。神经网络具有本质非线性特性、并行处理能力、强鲁棒性以及自组织学习能力, 在电力系统的许多方面都有应用, 大致可分为: 1) 预测, 如同步电机模型、谐波估计、负荷预报; 2) 分类, 如暂态稳定分析、静态/动态安全性评估; 3) 控制, 如电力系统稳定器、直流高压的电流控制器; 4) 优化, 如电容器的控制、经济调度等。

RBF 网络是一种性能良好的前向网络, 它不仅具有全局逼近性质、最佳逼近性能, 而且 RBF 网络参数的调整可采用线性调整, 而不存在局部最优问题。应用广泛而结构简单的 BP 网络往往因为存在局部极小值和收敛速度慢等缺点, 而在逼近能力、学习速度和分类能力等方面均逊色于 RBF 网络^[1]。基于上述优点, 本文采用 RBF 网络进行故障判定。

RBF 网络总体的输入输出响应函数为:

$$y_j(X) = \sum_{i=1}^m w_{ij} Z_i(X) \quad (1)$$

其中: y_j 为第 j 个输出神经元的输出值; w_{ij} 为输出层与隐层之间的连接权值; $Z_i(X) = e^{-\frac{(x-c_i)^2}{2\sigma_i^2}}$ 为隐层神经元的输出, c_i 为第 i 个基函数的中心点, σ_i 为决定基函数围绕中心点宽度的任意数。

连接权的学习方法如下:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + (Y - y_j) Z_i(X) / Z(X)^2 \quad (2)$$

为学习速率, Y 为系统的理想输出。

3 网络建模及训练

3.1 网络模型及样本预处理

3.1.1 网络模型

本文采用 RBF 神经网络, 网络模型本文中网络为三层结构, 隐层的输出函数选用高斯函数, 输出层选用线性函数。

网络结构如图 1 所示:

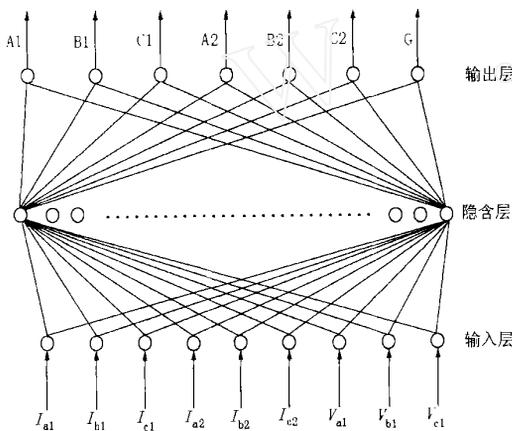


图 1 神经网络结构

输入层包括九个神经元, 分别输入三相电压及六相电流的基波分量; 网络隐含层数及隐含神经元数尚无理理论依据由函数自动生成, 输出层 A1、B1、C1、A2、B2、C2、G 分别代表 I 回线 A、B、C 三相, II 回线 A、B、C 三相及接地端 G。输出值与线路状态对应关系如表 1。

表 1 输出值与线路状态对应关系

1 0 0 0 0 0 1	I 回 A 相单相接地
1 1 0 0 0 0 1	I 回 BC 相接地故障
1 0 0 1 0 0 1	I 回 A 相与 II 回 A 相同名相跨线故障
1 0 0 0 1 0 1	I 回 A 相与 II 回 B 相非同名相跨线故障

其它故障与输出对应关系以此类推得到。输入与隐含层之间的传递函数为高斯函数, 隐含与输出层之间的传递函数为 perline 函数。

3.1.2 输入量选择及归一化

神经网络具有高度并行处理能力, 为进一步提高计算速度就要求尽量减少输入量, 有两种途径可以解决: 1) 对于每一个特征输入量直接选取时域量; 2) 分解时域量到频域, 寻找最明显的频域特征量作为特征输入量。本文研究中取后者, 需要对暂态电压和电流进行滤波、分解处理。文中的特征

表 2 九种故障类型滤波得到的基波电流电压

	A1V	B1V	C1V	A2I	B2I	C2I	A2I	B2I	C2I
I 回 A 相单相接地故障(0.035s, 线路 1/2 处, 过渡电阻 5)	1.2684e6	4.5271e6	4.7258e6	3.1056e4	5.2255e3	2.1675e3	1.9057e3	5.2324e3	2.3641e3
I 回 AB 相单相接地故障(0.035s, 线路 1/3 处, 过渡电阻 5)	1.2193e6	1.322e6	4.722e6	4.3696e4	4.3249e4	1.6204e3	4.3869e3	7.9082e3	4.6259e3
I 回 ABC 相单相接地故障(0.035s, 线路 1/3 处, 过渡电阻 5)	1.0746e6	1.2735e6	1.3737e6	4.7267e4	4.7866e4	4.0643e4	6.4303e3	7.0862e3	7.3388e3
I 回 ABII 回 AB 同名相跨线四相故障(0.01s, 线路 5/6 处, 过渡电阻 1)	8.8622e5	1.0974e6	4.7783e6	2.9652e4	2.8422e4	1.6995e3	2.4043e4	2.6054e4	3.8908e3
I 回 AB 相与 II 回 A 相三相跨线故障(0.01s, 线路 5/6 处, 过渡电阻 1)	9.0555e5	1.3265e6	4.7671e6	2.9818e4	4.4055e4	1.6481e3	2.2441e4	7.5442e3	3.7772e3
I 回 AB 相与 II 回 BC 相四相跨线故障(0.02s, 线路 1/3 处, 过渡电阻 5)	1.1340e6	1.0061e6	1.3484e6	4.6781e4	3.2070e4	4.7710e3	6.9810e3	2.8297e4	4.2795e4
I 回 AB 相与 II 回 ABC 相五相跨线故障(0.035s, 线路 1/2 处, 过渡电阻 5)	7.3676e5	1.0121e6	1.3414e6	2.9979e4	3.1039e4	4.9024e3	2.9176e4	2.9408e4	4.3935e4
I 回 A 相与 II 回 A 同名相跨线故障(0.01s, 线路 5/6 处, 过渡电阻 1)	9.9662e5	4.5588e6	4.7681e6	1.8601e4	5.4556e3	2.0602e3	1.6901e4	5.2771e3	2.0391e3
I 回 ABC 相与 II 回 ABC 相六相跨线故障(0.035s, 线路 1/2 处, 过渡电阻 5)	7.1637e5	1.0323e6	1.0510e6	3.1510e4	3.1300e4	2.5366e4	2.8452e4	2.9729e4	2.9147e4

输入量的选取为如图1所示的两回路六相电流及三相电压的基频分量,这与输入电量有效值和相角相比,具有对故障响应时间短的优点^[3],输入量从故障发生时间开始提取,数据采样率取1000Hz,实践证明这样做最有利于网络快速收敛。分别用EMTP计算各种故障类型(由于每种故障类型的各种故障状态都进行计算是没有必要的,而且是非常费时的,本文中样本故障计算以单回故障为主,因为同杆双回路各种故障中单回线故障发生比例在80%以上,同时兼顾各种双回跨线故障),在三种故障发生时间(0.01s,0.02s,0.035s)、五种故障发生地点(线路*i*/6,1/3,1/2,2/3,5/6处)、两种过渡电阻情况下得到线路三相电压与六相电流值,从而对于各种故障类型得到10组训练样本,这样就得到了神经网络所需的大量故障特征输入值。另外,神经网络的样本模式一般都要进行数据预处理及归一化,这一过程对于网络的收敛性能起决定作用,如果预处理方法合适,可以大量节约网络收敛时间,并减小训练误差,有时直接决定了网络是否收敛。本文采样到的故障电流电压,使用五点数据采样窗,采用改进半波付氏滤波算法得到电压电流的基波分量,算法计算结果与全

波付氏算法所得结果相差很小,却节省了一半的故障采样时间,使得继电保护动作时间更加宽松,因为故障判定的时间是快速继电保护的基础。列出对九种同杆双回路故障类型进行滤波得到基波电流电压如表2。

样本经过滤波后得到的数据并不能直接输入神经网络进行训练,样本还要进行归一化,这样可以将样本模式的能量归一到单位能量上,有利于样本模式的统一分析,并且节省网络训练时间。本文中采用的输入量电压值首先除以 $1.0e+05$,电流值除以 $1.0e+03$,这样输入值各元素基本在同一数量级,然后通过正则化矩阵函数 $\text{normc}()$ 或 $\text{normr}()$ 进行样本归一化处理^[2],函数功能为:使向量的每一元素的平方和为1,而元素间的比例关系保持不变,这样样本输入值都在-1~1范围内,符合网络输入要求。事实证明该处理对于网络训练快速收敛十分有效。

为了能更直观地看出故障类型与样本电流电压基波的关系,本文给出表2中各种电压电流随不同故障类型变化如图2。

从图2可以清楚看出线路末端三相电压及六相

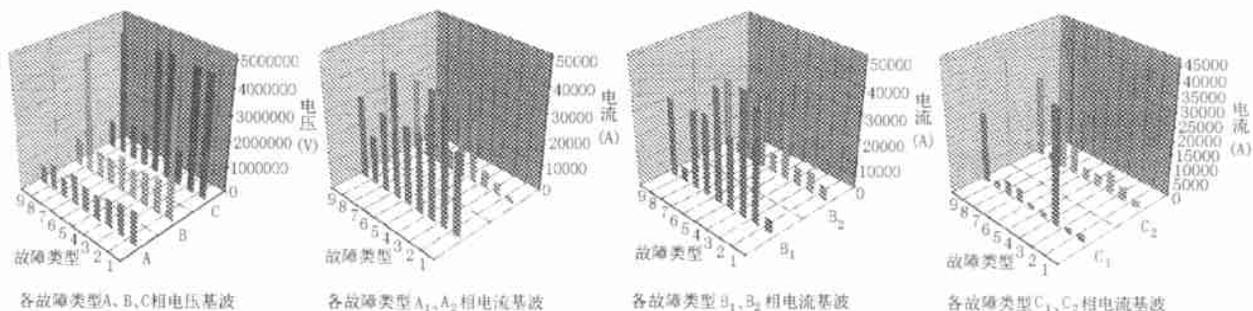


图2 故障类型与电流电压基波的关系

基波电流随各故障类型变化规律,即双回路六相中哪一相出现在故障中,这一相的电压必将变低,而且该相的电流会升高。通过基波电压电流的组合判定,很容易得到正确判定结果。

3.2 网络训练与结果

3.2.1 线路模型

为获得网络训练样本,建立模型用EMTP计算,模型用简化的阳城—三堡线路,如图3所示。

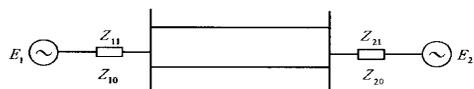


图3 单相线路系统模型

研究对象为双机同杆双回线线路系统,首端电源电压为 $E_1 = 354.178 \angle 0^\circ \text{ kV}$,电源正序阻抗为: $Z_{11} = 4.638 + j300.947$,零序阻抗为 $Z_{10} = j102.81$,末端电源电压为 $E_2 = 286.434 \angle -20^\circ \text{ kV}$,电源正序阻抗为 $Z_{21} = 4.9221 + j55.3738$,零序阻抗为 $Z_{20} = 49.221 + j166.1212$ 。线路长度为192.24km,九换位情况下单位换位段长度为21.36km,各换位段长度相等。三换位情况下单位换位段长度为64.08km,各换位段长度相等。线路参数由导线排列、尺寸、高度、地段的电阻率用EMTP计算得到。

3.2.2 训练结果分析

通过以上线路模型计算采样数据、输入量归一化,输入网络对网络进行训练,得到适合双回路故障

判别的径向基神经网络。训练结束后,为了验证网络的训练样本以外数据的分析能力,本文十种主要故障类型在不同于训练样本的故障发生时间

(0.02s,0.035s)、故障发生地点(5/6,1/2)、过渡电阻(1,5)情况下得到样本作为网络判定输入量,对网络功能进行验证,判定结果如表3。

表3 网络功能判定结果

	A1	B1	C1	A2	B2	C2	G
I回A相单相接地故障	0.9095	0.0732	0.0014	0.0233	0.0134	0.0118	1.0550
	0.9643	0.0270	0.0090	-0.0046	0.0412	0.0098	0.9577
	0.9704	0.0070	0.0027	-0.0248	0.0404	0.0138	0.9658
I回B相单相接地故障	0.0715	-0.9735	0.0014	-0.0367	0.0318	0.0180	0.9777
	0.0117	0.9817	0.0117	-0.0428	0.0182	0.0196	0.9911
	0.0226	-0.9926	0.0047	-0.0447	0.0035	0.0183	1.0054
I回C相单相接地故障	0.0336	-0.0157	0.9876	-0.0294	-0.0130	0.0175	1.0201
	0.1212	-0.0116	0.9912	-0.0146	-0.0261	0.0142	1.0296
	0.0014	0.0111	0.9814	0.0075	-0.0349	0.0120	1.0379
I回ABII回BC非同名相跨线四相故障	0.8866	0.9685	-0.2821	0.1073	0.9421	1.0044	1.3438
	0.9813	0.9441	-0.1952	0.3490	0.9724	1.0069	1.1663
	0.8774	0.9190	-0.0813	0.2979	0.9070	1.0028	1.0845
I回A相与II回A相同名相跨线故障	1.0512	-0.2399	0.1500	0.9485	0.2163	0.1434	1.0004
	1.0546	-0.3373	0.1595	0.9556	0.3126	0.1457	0.9978
	1.0228	-0.1298	0.1418	0.9432	0.2021	0.1204	1.0077
I回AB相与II回A三相相跨线故障	0.9806	1.0529	-0.2519	0.8116	0.2235	-0.2223	0.9394
	0.9566	1.0084	-0.2282	0.7302	0.2544	-0.2124	0.9831
	0.9588	1.5839	-0.3332	0.7074	0.2749	-0.2536	1.2586
I回AB相与II回AB相同名相四相跨线故障	0.8866	0.8685	-0.2821	0.9073	0.9421	-0.1044	1.3438
	0.7143	0.8431	-0.1952	0.8490	0.7724	-0.1969	1.1663
	0.7774	0.8190	-0.0813	0.8979	0.8070	-0.2928	1.0845
I回A相与II回B同名相跨线故障	0.8967	0.3618	-0.3216	0.2558	0.7687	-0.3107	1.0971
	0.9010	0.3701	0.3158	0.4054	0.8746	0.2283	0.9878
	0.9049	0.3698	0.3360	0.4124	0.8805	0.3119	0.9753
I回AB相与II回ABC相五相跨线故障	0.7162	0.2793	0.2171	0.5896	0.7474	0.7112	1.0149
	0.7804	0.2285	0.2226	0.6849	0.6091	-0.7942	1.0209
	0.8897	0.4103	0.2679	0.8125	0.6656	0.8139	0.9521
I回ABC相与II回ABC相六相跨线故障	1.2561	1.2242	-0.6663	1.2841	1.0359	0.6393	1.0751
	1.1093	0.8918	-0.5763	1.0940	1.1940	0.7141	0.9987
	1.0094	0.9765	0.6077	1.0129	1.0646	0.6141	1.0081

从以上网络输出结果看(网络输出值0.5以下归为0,0.5以上归为1),网络能正确判别同杆双回路各种单回线故障及跨线故障,在设计网络训练平方误差在0.01以下情况下得到的网络,对于各种故障类型误判率能保证在5%以下,这是传统的故障诊断方法所无法比拟的,本文作者曾用三层BP网络(九个输入神经元,14个隐含层神经元,七个输

出神经元),采用动量自适应学习率算法对本文中同样的样本进行训练,结果在设定误差指标error-goal=0.01时,网络由于达到局部最小值而无法收敛,而同样情况下用文中设计的RBF网络训练时间为187.57s,网络快速达到收敛,因此,对于本文故障判定问题RBF网络性能远远优于BP网络,前者更适用于解决同杆双回路故障判定问题;上述训练结果

表明该网络用于同杆双回路故障判定具有较强的实用性。

4 结论

1) 本文针对同杆双回路特点设计了一个 RBF 神经网络,利用故障电流电压基波作为网络输入特征量,仿真结果证明该网络适用于同杆双回路故障类型判定。

2) 训练结果表明该网络相对于传统的双回线故障判定^[4]及 BP 神经网络判定方法,具有判断准确率高、误判率低,而且对故障的响应时间(一般在几十毫秒以内)很短的优点。

3) 该神经网络的建立,对于新型同杆双回路继电保护设备的设计必将起到推动作用。

4) 对于更精确网络结构的设计,可以从下面两个方面入手:(1)建立神经网络子母系统^[3],即一个网络有几个子系统和一个母系统组成,这样一般可以把一个复杂问题分解为几个子网络解决,使问题对于每一个网络而言变得简单化,从而使得网络误判率大为减小;(2)相对于元件设计输入量^[5],这样

设计的系统具有较高的灵活性,同一网络拓扑可适用于不同的线路结构系统,具有更高的兼容性。

参考文献:

- [1] 王伟.神经网络原理[M].北京:北京航空航天大学出版社,1995.
- [2] 楼顺天,施阳.基于 MATLAB 的系统分析与设计——神经网络[M].西安:西安电子科技大学出版社,1998.
- [3] Kandil N, Sood V K, Khorasani K, Patel R V. Fault identification in AC - DC transmission system using neural networks[J]. IEEE Trans on Power System, 1991, 7(2) :812.
- [4] 葛耀中.新型继电保护与故障测距原理与技术[M].西安:西安交通大学出版社,1996.
- [5] Shinliom - Dong, Gwanak - Ku. Application of hierarchical neural networks to fault diagnosis of power systems[J]. Electrical Power & Energy Systems, 1993, 115(2) :65.

收稿日期: 2001-07-04

作者简介: 钱鑫(1979-),男,硕士研究生,研究方向为电力系统仿真分析; 张光辉(1978-),男,硕士研究生,研究方向为自动控制理论; 施围(1941-),男,教授,博士生导师,研究方向为电力系统过电压防护。

Fault identification in double - circuit on same pole using neural network

QIAN Xin¹, ZHANG Guang-hui², SHI Wei¹

(1. Electrical Engineering department, Xi'an Jiaotong university, Xi'an 710049;

2. Automation department, Xi'an university of Technology, Xi'an 710048, China)

abstract: The problems encountered by conventional techniques in fault type classification in double - circuit transmission line is presented in this paper; these arise principally due to the mutual coupling is nonlinear. However a RBF(radial basis function) neural network provides the ability to classify the fault type by identifying different patterns of the associated voltages and currents, which is tested under different fault location, inception angle and resistance. All simulation results show that the neural network is well suited for double - circuit.

key words: neural network; fault identification; double - circuit

许继包揽江门——茂名 500 千伏输电线路成套保护

许继保护产品以优异的性能和表现再次赢得用户的青睐,日前,广东省电力公司与许继集团签定江门——茂名 500 千伏输电线路成套保护合同。这是国内第一条全部采用许继 800 系列微机线路保护的超高压输电线路。

800 系列是许继研制成功的基于 32 位 DSP 平台的新一代微机线路保护产品,主要包括 WXH-801(802)型微机线路保护装置、WYH-882 型微机短引线保护装置、WQJ-871 型微机故障启动装置和 WDLK-862 型微机断路器保护装置。两年前,广东省电力公司在江门——茂名 500 千伏输电线路保护中采用许继研制生产的 CSL101(102)系列线路保护产品,由于性能先进,运行效果稳定,深受用户好评,为该线路再次采用许继产品打下了良好的基础。为了保证及时供货,许继电气集中保护及自动化事业部各单位力量在两个月内进行工程设计、样机生产、动模试验等工作,经过用户验收后,2002 年 3 月中旬即可供货。

截至 2001 年底,800 系列微机线路保护产品已实现销售收入 2500 多万元。