

# 概率神经网络在母线故障识别中的应用研究

纪叶生

(国网四川省电力公司建设管理中心 四川 成都 610021)

**摘要:** 提出一种利用概率神经网络来进行母线故障识别的新方法。首先用 PSCAD/EMTDC 软件对母线故障状态进行仿真,提取仿真数据,进行数据预处理,然后建立概率神经网络模型,训练网络后判断母线的区内、区外故障及正确识别各种故障类型,从而验证基于概率神经网络的母线故障识别的准确性。

**关键词:** 概率神经网络; 母线故障; 故障识别

**Abstract:** A new method based on probabilistic neural network (PNN) is proposed to identify the fault of bus. Firstly, the software of PSCAD/EMTDC is used to simulate the state of the fault bus, and the data is abstracted and preprocessed. Then a model of PNN is established. Sequentially, the accuracy of bus fault identification based on PNN can be verified by discriminating all kinds of bus faults correctly after training.

**Key words:** probabilistic neural network; bus fault; fault identification

中图分类号: TM855 文献标志码: B 文章编号: 1003-6954(2013)06-0039-04

母线是电力系统中最重要元件之一,母线安全、稳定、可靠的运行关系到电力系统的稳定性及供电的可靠性。同时母线故障的影响面很大,是最严重的电气故障之一。因此快速、准确地识别母线故障,同时判断故障类型,对切除故障母线,消除或减小故障产生的影响是十分重要的<sup>[1,2]</sup>。

母线的故障识别在本质上是模式识别问题,这里对该问题展开了讨论,并提出了利用概率神经网络来进行母线故障识别的新方法。应用概率神经网络,建立仿真模型,通过对采集的故障样本进行试验,结果表明该模型能有效提高故障识别准确率<sup>[3]</sup>。

## 1 概率神经网络

概率神经网络是一种基于贝叶斯最小风险准则发展而来的可用于模式分类的并行算法。概率神经网络的结构如图1所示,共由3层组成<sup>[4,5]</sup>。

根据概率密度函数和贝叶斯分类准则提出了概率神经网络的层次模型。在进行网络训练时,训练样本向量直接存储为概率神经网络的模式样本向量。在进行网络测试时,由输入层将网络待测样本送到模式层各个类别单元中,与相应权向量进行点积运算,然后将计算的结果直接送入径向基层。

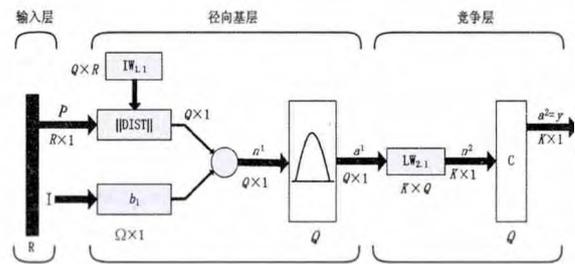


图1 概率神经网络结构

在径向基层中,将各单元与对应分类的模式单元相连,进而估计各类别的概率输出。在决策竞争层中依据上一层得到对输入向量的概率估计,按贝叶斯最小风险准则将输入向量分到具有最大后验概率值的类别中去,最终实现模式识别<sup>[5,6]</sup>。

概率神经网络分类过程为:输入向量传递到输入层;径向基层计算该输入向量和样本输入向量之间的距离,并输出一个距离向量;竞争层接受距离向量并计算每个模式出现的概率,概率密度函数最大的那个神经元输出为1,即所对应的那一类即为待识别的样本模式类别,其他神经元的输出全为0<sup>[5,6]</sup>。

## 2 母线故障识别的概率神经网络模型

### 2.1 母线故障识别算法流程

基于概率神经网络的母线故障识别算法流程如图2所示。母线故障识别过程分为两步:①基于一定数量的训练样本集对概率神经网络进行训练,得

到期望的概率神经网络模型; ②根据当前输入对故障状态进行识别, 识别的过程即为利用概率神经网络进行计算的过程。在学习和识别之前, 通常需要对学习训练样本和待识别样本数据进行适当的处理, 包括预处理和特征选取/提取等, 目的是为概率神经网络提供合适的识别输入和训练样本<sup>[6]</sup>。

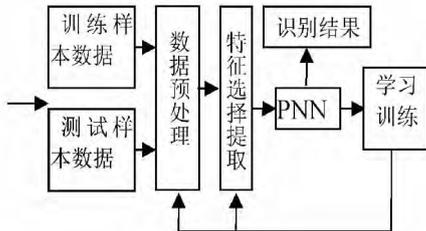


图2 基于概率神经网络的目标识别结构图

要实现母线故障的识别, 需考虑母线各种运行状态, 包括正常、内部三相短路、外部三相短路等, 总共17种状态。表1给出了母线各种运行状态及其在概率神经网络中的对应输出类别。

要识别母线17种运行状态, 需要确定输入样本特征值。为了使样本尽可能地反映母线运行状态,

提取了母线的三相线电压、相电压、三相相电流、三相负序电流相位以及零序电流幅值共10组特征值作为概率神经网络的输入样本。

## 2.2 数据的采集与样本集的确

为使训练样本集包括所要分类的必要信息, 所采用的训练样本尽可能地包括母线各种情况的内部故障和外部故障。利用EMTDC程序仿真生成概率神经网络所需的训练样本和测试样本, 同时在获取样本过程中考虑到电流互感器的饱和情况。数字仿真系统模型如图3所示。

图3中220 kV母线上接有6回线路, 2回线路是电源侧线路, 2回线路是负荷侧线路, 还有2回变压器回路, 110 kV母线接有4回负荷出线。针对该模型, 选取220 kV母线来进行仿真, 分别对6个回路中的A、B、C三相电路进行正常运行时的数据采集和故障运行时的数据采集, 采样频率3 kHz, 即每周采60个点, 将这些数据作为样本的原始数据。所采集的正常数据样本和故障数据样本分别为6回线路的A、B、C三相, 模型的样本分别取图3所示的母线的6个连接元件的A相、B相和C相的一次侧电流之和和经电流互感器传变后的二次侧电流。

表1 母线各种运行状态及对应网络输出编号

母线运行状态	正常	内部三相短路	外部三相短路	内部A相单相接地	外部A相单相接地	内部AB相短路
状态输出编号	1	2	3	4	5	6
母线运行状态	外部AB相间短路	内部BC相间短路	外部BC相间短路	内部CA相间短路	外部CA相间短路	内部AB接地短路
状态输出编号	7	8	9	10	11	12
母线运行状态	外部AB接地短路	内部BC接地短路	外部BC接地短路	内部CA接地短路	外部CA接地短路	
状态输出编号	13	14	15	16	17	

表2 母线各种运行状态的部分原始数据(经互感器传变的二次值)

母线故障类型	$I_A/kA$	$I_B/kA$	$I_C/kA$	$U_{AB}/V$	$U_{BC}/V$	$U_{CA}/V$	$U_{AN}/V$	$U_{BN}/V$	$U_{CN}/V$
内部BC接地短路	-0.000 59	4.805 9	-22.682	28.863	0.072 234	28.791	68.427	13.894	28.854
	-0.000 64	7.029 2	-20.782	30.507	0.0732 02	30.433	68.43	13.895	30.489
	-0.000 68	9.177	-18.613	31.782	0.0731 33	31.709	68.433	13.895	31.757
外部BC接地短路	0.000 586	0.002 847	0.004 108	32.98	4.254 6	28.726	-149.52	0.000 389	30.157
	0.000 578	0.002 818	0.004 116	29.072	2.235 7	31.308	-149.52	0.000 389	30.536
	0.0005 81	0.002 794	0.004 115	31.351	1.1167	30.234	-149.77	0.000 389	30.599
外部三相短路	0.000 845	-0.000 14	-0.000 92	0.013 388	0.003 086	0.016 486	166.27	3.26E-05	0.009 997
	0.000 842	-0.000 14	-0.000 92	0.014 172	0.002 997	0.017 181	156.09	3.24E-05	0.010 382
	0.000 841	-0.000 14	-0.000 92	0.014 912	0.003 003	0.017 927	146.69	3.24E-05	0.010 931
内部A相单相接地	-1.280 5	0.000 85	-0.000 65	63.289	94.329	31.04	-150.41	0.000 381	1.394
	-4.9919	0.000 773	-0.000 61	55.956	87.891	31.935	-150.41	0.000 381	0.680 86
	-8.235 7	0.000 692	-0.000 56	51.834	80.387	28.553	-88.236	0.005 87	0.404 93

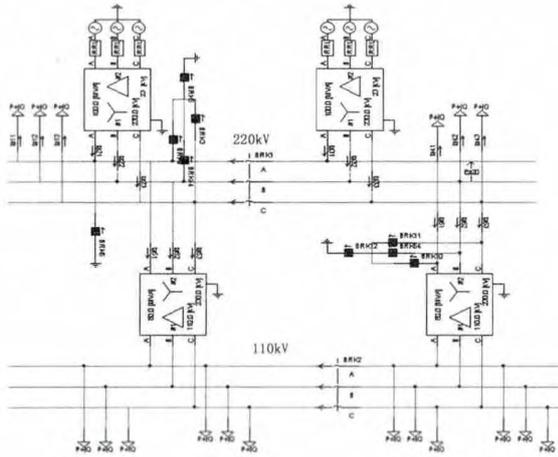


图3 母线故障仿真电路

根据基尔霍夫电流定律,当系统处于正常运行方式或母线外部故障时,理论上6个元件的A、B、C的电流之和应该分别为零,但由于现实的一些原因,如传变误差等,6个元件的A、B、C各相电流之和并不等于零,而是存在一个不平衡电流。当母线内部故障时,电流之和为短路点的总短路电流,值很大。

仿真过程中,网络的每个样本取10组数据,分别取母线的三相线电压、相电压、相电流、零序电流幅值。采集了正常运行数据和不同故障类型数据共17组。表2分别给出了母线部分运行状态下的原始数据片断。

### 3 实验结果与分析

确定选择概率神经网络后,要使用概率神经网络中默认的SPREAD值(0.1)对训练数据进行学习,并使用测试数据检验训练模型所能达到的识别正确率。

#### 3.1 采用不同归一化方式的对比

为了研究数据预处理对识别结果的影响,采用

概率神经网络对训练库中采用不同数据预处理方法得到的样本进行学习,然后对测试库中的数据进行测试,得到的识别结果如表3所示。

表3 样本数据采用不同归一化方式的对比

归一化方式	平均识别率/%	SPREAD值	运行时间/s
不进行归一化处理	57.2511	1	7.337215
$[-1, 1]$ 归一化	99.1727	1	0.812269
$[0, 1]$ 归一化	97.3862	1	0.875102

由表3可知,如果样本数据不进行归一化处理,则分类准确率很低且运行时间长,超过7s才能运行得到结果,且识别结果准确率很低,远远不能满足对母线运行状态的识别需要。如果将数据归一化到 $[-1, 1]$ 和 $[0, 1]$ 区间,识别准确率较高,运行时间较短。综合几种数据处理方式可以看出,在母线故障识别研究中,将数据归一化到 $[-1, 1]$ 区间效果最好,程序运行时间最短,识别准确率很高。

#### 3.2 不同的SPREAD值分析比较

表4 不同SPREAD值概率神经网络性能比较

SPREAD值	识别准确率/%	运行时间/s
0.01	92.1432	0.846672
1	98.487	0.552952
10	98.2312	1.027203
30	22.4188	0.3599785

针对状态特征数据,使用不同的SPREAD值对概率神经网络进行了分类测试,以判别概率神经网络是否具有不同的分类性能,并且确定哪种SPREAD值的概率神经网络最适合于该模型的状态评估识别。选取训练样本数为2414,测试样本数为2431。对不同SPREAD值的概率神经网络性能进行了比较

表5 母线每一种状态的分类准确率

母线运行状态	正常	内部三相短路	外部三相短路	内部A相单相接地	外部A相单相接地	内部AB相短路
状态编号	1	2	3	4	5	6
识别准确率/%	100	100	96.8	100	100	97.1
母线运行状态	外部AB相间短路	内部BC相间短路	外部BC相间短路	内部CA相间短路	外部CA相间短路	内部AB接地短路
状态编号	7	8	9	10	11	12
识别准确率/%	100	96.2	100	99.5	100	100
母线运行状态	外部AB接地短路	内部BC接地短路	外部BC接地短路	内部CA接地短路	外部CA接地短路	内部AB接地短路
识别准确率/%	98.9	100	100	100	100	

实验结果如表4所示。

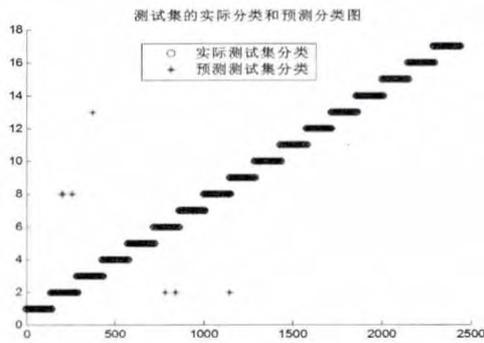


图4 最优参数设置下的测试集实际分类和预测分类图

从表4中可以看出,从平均评估正确率上看,SPREAD值为1的时候分类性能最好且稳定,SPREAD值为10的时候次之,SPREAD值为30的分类性能最差。从运行时间上看,SPREAD值为1的时候分类速度最快。因此SPREAD值为1的概率神经网络比其他的推广性要好。所以本实验表明SPREAD值为1的概率神经网络应用于母线故障识别最理想。在最优参数设置下,运行仿真程序,可以得到测试集实际分类和预测分类图,如图4所示。由图可知,外部三相短路有3个样本被分为外部BC相接地短路,2个样本分为外部AB相间短路;内部AB相短路有1个样本被分为了内部三相短路,有2个样本被分为了内部三相短路;内部CA相间短路有3个样本被分为了内部三相短路;外部AB接地短路有2个样本被分为了外部三相短路。根据每一类的识别情况表可以知道,利用概率神经网络来识别母线故障状态,具有很高的正判率。能100%区分母线区内外故障,能很好地识别母线到底处于哪一种运行状态。

## 4 结论

所提出的将概率神经网络方法用于母线故障状态识别有很高的评估正确率和较好的稳定性,评估正确率高,速度快。概率神经网络的应用研究虽然在母线故障状态识别中取得较好结果,但概率神经网络也有一些问题需要进一步深入研究,如概率神经网络的性能依赖于SPREAD值的选择,如何选择合适的SPREAD值及相关参数来满足其对分类结果影响值得探讨。同时概率神经网络评估训练和测试速度有时较慢,还需进一步研究改进算法以适应母线运行状态的实时性要求。

### 参考文献

- [1] 詹红霞. 基于神经网络的母线保护方法的研究[J]. 西华大学学报:自然科学版, 2006, 25(5): 54-56.
- [2] 董秀成, 韩涵. 基于神经网络模型的母线保护故障定位研究[J]. 西华大学学报:自然科学版, 2009, 28(1): 1-8.
- [3] 萧彦, 赵自刚. 微机型母线保护应用中的几个问题[J]. 华北电力技术, 2005(4): 28-31.
- [4] 银涛. 基于概率神经网络的变压器故障诊断的研究[J]. 电气应用, 2006, 25(10): 15-17.
- [5] 王豪, 郑恩让. 概率神经网络在电机故障诊断中的应用[J]. 化工自动化及仪表, 2010, 37(8): 59-62.
- [6] MATLAB中文论坛. MATLAB神经网络30个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.

(收稿日期: 2013-06-20)

(上接第8页)

- [2] Stander RB. Protection of electronic circuits from over voltages[M]. New York, USA: John Wiley & Sons Inc, 1989.
- [3] 王晓辉, 张小青. 风电机组内电子设备的雷电电磁干扰分析[J]. 高电压技术, 2009, 35(8): 2019-2022.
- [4] 李景禄. 电力系统电磁兼容技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007. 1-3.
- [5] 赵海翔, 王晓蓉. 雷击引起风电场的地电位升高问题[J]. 高电压技术, 2003, 29(3): 13-15.
- [6] Cho ma J. Electrical Networks—Theory and Analysis[M]. New York, USA: Wiley, 1985.
- [7] 周佩白. 电磁兼容问题的计算机模拟与仿真技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2006: 213-215.
- [8] Dommel H W 著, 李永庄, 林集明, 曾昭华译. 电力系统电磁暂态计算理论[M]. 北京: 水利电力出版社, 1991.
- [9] 赵海翔, 王晓蓉. 风电机组的雷击过电压分析[J]. 电网技术, 2004, 28(4): 27-29.
- [10] 何山, 王维庆, 张新燕, 等. 基于有限元方法的大型永

- 磁直驱同步风力发电机电磁场计算[J]. 电网技术, 2010, 34(3): 157-161.
- [11] 张彦立, 王广庆, 李曼. 基于VB和ANSYS的风机塔筒参数化建模与分析[J]. 机电工程, 2012, 29(2): 174-176.
- [12] 孙明礼, 胡仁喜, 崔海荣. ANSYS10.0电磁学有限元分析实例指导教程[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007: 1-3.
- [13] 张小青, 陈水明. 直接雷击时高层建筑物内暂态磁场的计算[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(1): 40-43.
- [14] Buccella C, Orlandi A. An Efficient Technique for the Evaluation of Lightning Induced Voltage in a Cylindrical Vessel Containing Charged Oil[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2003, 39(2): 368-373.

作者简介:

程锐(1985),男,硕士研究生,研究方向为风机控制与电力系统继电保护。

(收稿日期: 2013-07-01)