

用于混合式断路器的神经网络故障电流检测方法

赵 阳, 魏新劳, 冯 越
(哈尔滨理工大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨, 150080)

摘 要: 为了有效的实现用于混合式电力电子断路器的故障电流检测, 设计了一种基于神经网络理论的短路电流检测方法, 其主旨是将动态神经网络应用于故障电流的检测, 利用反馈神经网络的历史记忆效应, 对信号进行预测比较, 可实现一种有效的短路电流故障检测。使用 Matlab 神经网络工具箱进行仿真, 通过仿真产生模拟训练样本, 以单相工频基波叠加多次谐波分量, 简化时可用类正弦函数代替, 仿真结果表明了该方法的有效性和快速性。

关键词: 混合式断路器; 神经网络; 电流检测

中图分类号: TM 743 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007- 2683(2011) 01- 0053- 04

Fault Current Detection Based on Neural Network in Hybrid Circuit Breaker

ZHAO Yang, WEI Xin-lao, FENG Yue
(School of Automation, Harbin University of Science and Technology Harbin 150080 China)

Abstract In order to effectively achieve fault current detection for a hybrid circuit breaker, we design a short-circuit current detection methods based on dynamic neural network, applying the dynamic neural network to the fault current detection. Uses historical memory effect of feedback neural networks to predict and compare the signals can realize an effective short-circuit current fault detection. Using the Matlab neural network toolbos for simulation, simulation training samples generated by simulation, we superpose multiphase hamonic components by single-phase fundamental frequency and similar sine function can be used instead when predigestion. The simulation results show that the method is effective and fast.

Key words hybrid circuit breaker; neural network; fault current detection

0 引 言

线路的故障状态检测是混合式断路器产生动作的直接依据, 其快速性和有效性直接决定了断路器动作特性的优劣. 传统的断路器采用直接比较电流门槛值的方法检测故障电流, 其可靠性难以保障, 易产生误动作. 因此有必要研究快速有效的电流检测

方法, 在足够短的时间内发现线路故障. 采用软件计算来检测短路电流可以方便的应用各种算法, 在功能和灵活性上超过了硬件直接检测电路的方法. 国内外出现了多种用于检测电流的快速方法^[1- 3], 如两点或三点采样法、半周积分法和 Mann-Morrison 算法等基于纯正弦模型的方法, 该类方法出发点都是基于正弦信号, 但实际电网中的信号多少会有失真, 尤其是发生短路故障时更是如此. 还有如全波和半

收稿日期: 2010- 05- 06
作者简介: 赵 阳(1976—), 女, 助理研究员, E-mail: zhaoyao60@163.com;
魏新劳(1960—), 男, 教授, 博士生导师.

波傅氏变换等基于周期函数模型的算法, 具有比较理想的效果, 但是需要周期数据计算, 速度较慢. 神经网络是一种智能化计算方法, 具有对线性和非线性函数优异的逼近能力, 近年来在电力系统中也越来越多地得到应用, 其在电力系统的故障诊断和电网的谐波检测等领域已经取得了不少成果^[4-6]. 本文主要将神经网络应用于故障电流检测, 以实现线路故障状态地快速识别, 从而使混合断路器能及时地产生关断动作. 在介绍基于神经网络的故障电流检测方法的基础上, 使用动态反馈神经网络检测故障电流, 并验证该方法的有效性和快速性.

1 检测原理与方法

常见的混合式断路器主体部分由机械式断路器、电力电子原件构成的固态断开关以及必要的驱动和检测电路组成. 通常机械式开关的开合速度远慢于固态开关, 因此混合式断路器有效分断电路的性能取决于固态开关和机械开关的协调度, 这就对检测电路的快速性和可靠性提出了更高的要求.

人工神经网络 ANN (artificial neural network) 具有的学习、泛化和容错能力, 近年来在模型逼近、信号处理以及模式识别和分类等问题中得到广泛的应用. 神经网络的并行计算特性, 使其更适合实现实时应用. 目前人工神经网络在电网谐波检测和电力系统故障检测中得到了广泛应用. 根据神经网络的结构和实现的不同, 可以采用多种方案用于故障和短路电流检测.

1.1 现有的电流检测原理

1) 基于谐波分析的检测

谐波检测原理如图 1 所示, 被检测电流经过电流互感器和电流电压转换, 再经采样后输入给神经网络进行谐波检测, 网络分离出被检电流中的基波分量, 通过比较检测出的基波电流大小, 来确定是否产生短路等故障. 谐波电流检测可以采用前馈的 RBF 径向基网络, 具有较高的运算速度和优于 BP 网络的全局收敛性能^[7-8]. 神经网络的输入 $[x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 是待测信号的采样点数据, 离线训练时的输入样本为信号在整周期或半周期的采样值序列, 而在线训练时输入样本是信号采样的时延序列; 网络的输出 $[a_1, b_1, \dots, a_n, b_n]^T$ 则是要检测的基波和各次谐波电流信号的幅值. 该方法实际上相当于训练一个神经网络滤波器, 在线使用时需要输入整个或半个周期的采样数据, 同全波或半波傅氏算法一

样, 尽管实际的使用效果较好, 但检测速度不够理想.

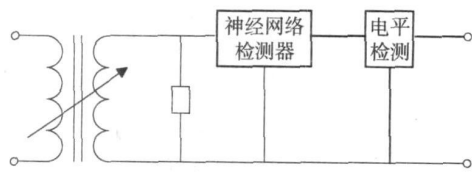


图 1 检测系统原理框图

2) 基于故障诊断的检测

利用神经网络的模式识别和分类能力, 也可有效地实现故障电流的检测. 这种方法需要先对采样信号进行故障电流特征提取, 使用提取的故障特征类训练神经网络, 使网络具有对故障电流的分类和识别能力. 小波变换与信号奇异性之间存在着特殊的关系, 对边缘和峰值突变信号的处理和特征提取特别有效^[9]. 因此可将小波变换与神经网络分类器相结合, 使用小波变换提取故障电流的特征, 再输入给神经网络识别故障. 这样做可以减少神经网络输入数目, 简化神经网络结构, 缩短训练时间和提高辨识故障类别的能力. 其原理如图 2 所示, 以小波空间作为模式识别的特征空间, 通过将小波基与信号的内积进行加权积来实现信号的特征提取, 归一化后将提取的特征向量送入神经网络分类器识别短路故障^[10]. 常采用 db (daubichies) 小波作为母小波, BP 网络作模式分类. 训练网络的输入输出样本可在实际中测得, 但往往需要采集足够的短路故障信号样本以覆盖故障特征集.

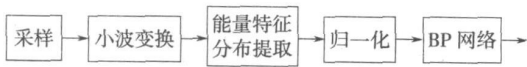


图 2 故障诊断原理方框图

1.2 基于动态网络的故障检测

利用反馈神经网络的历史记忆效应, 对信号进行预测比较, 可实现一种有效的短路电流故障检测方法. Elnan 神经网络在前馈网络的隐层中增加一个承接关联层作为一步延时算子, 以达到记忆的目的, 从而具有适应时变特性的能力, 可直接反映电流变化的动态特性. 基于这样的优点, 可使用 Elnan 网络根据电流变化的历史信息对电流值进行预测, 如果直接测量值与神经网络输出结果比较出现大的偏差, 即为出现故障状态. 基本检测原理如图 3 所示, 将被检测电流经过互感器和电压隔离后的采样信号作为输入值, 在正常状态下工作电流的变化范围内选取输入序列作为训练样本, 训练一个 Elnan

神经网络作为对正常状态下电流动态行为的描述. 在输入序列的作用下, 网络预测计算值与输入值比较, 其误差由电平检测模块监视, 当误差绝对值大于某设定门槛值, 电平检测模块触发, 即判定为故障状态.

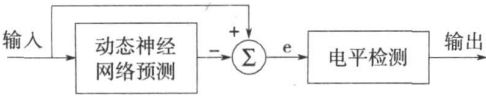


图 3 基于动态网络的检测原理

2 检测方法的仿真分析

基于谐波分析和故障诊断的故障检测, 已有专门的文献论述. 因此本文只对基于动态反馈神经网络的检测方法进行仿真分析.

Eman神经网络是一种反馈网络, 可以看作一个具有局部记忆单元和局部反馈连接的 BP 网络, 它由输入层、若干隐含层和输出层构成, 每一个隐含层节点都有一个与之对应的承接关联层节点连接, 如图 4 所示.

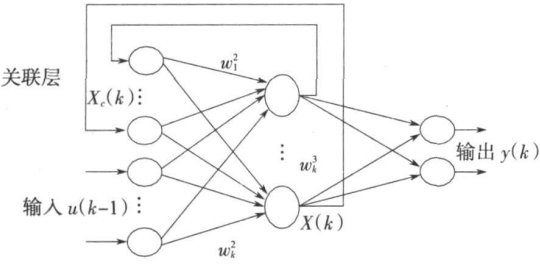


图 4 Eman 反馈神经网络

Eman神经网络与 BP 网络的区别就在于其关联层节点的存在, Eman神经网络关联层节点的输出实际上是起到了存储网络内部状态的作用, 关联层与中间层的连接类似于系统内部的状态反馈. 其状态空间表达为

$$\left. \begin{aligned} x(k) &= f(w^1 x_c(k) + w^2(u(k-1))) \\ x_c(k) &= x(k-1) \\ y(k) &= g(w^3 x(k)) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: x, y, u, x_c 分别为隐含层输出向量、输出层输出向量、输入向量和反馈状态向量; w^3, w^2, w^1 分别为隐含层到输出层、输入层到隐含层以及承接关联层到隐含层的连接权值; f 和 g 分别为隐含层和输出层的传递函数. 可见, $x_c(k)$ 依赖于过去不同时刻, 是

一个动态递推过程. Eman网络也采用 BP 算法进行权值修正, 学习指标函数使用误差平方和

$$E(w) = \sum_{k=1}^n [y_k(w) - \hat{y}_k(w)]^2 \quad (2)$$

其中 $\hat{y}_k(w)$ 为目标输出向量.

Eman网络一般隐含层节点数与关联层节点数相同. 从理论上讲, 当隐含层神经元足够多时, 3 层 Eman网络就可以以任意精确度逼近任意的非线性函数^[8]. 但隐含层的神经元过多时, 网络的收敛速度比较慢, 且网络的泛化能力较差. 根据电流检测的误差及其动态特性的要求, 本文将采用 3 层的 Eman神经网络, 其隐层含有 20 个神经元, 输入、输出层各有一个神经元.

使用 Matlab 神经网络工具箱进行仿真, 通过仿真产生模拟训练样本, 以单相工频基波叠加多次谐波分量, 简化时可用类正弦函数代替. 选取不同幅值的多个周期的工频正弦信号序列作为输入样本, 尽量覆盖正常工作时的信号幅值范围, 相同的信号作为输出样本. 中间层神经元传递函数为 S 函数 tan-sig 输入输出层神经元传递函数为线性函数 purelin 在梯度下降 BP 算法基础上, 使用学习速率可自适应调整的训练函数 traingdx, 该方法在权值更新时同时考虑当前时刻和前时刻的梯度方向, 从而提高网络的训练效率, 有效抑制局部极小值的出现. 电平检测可使用窗口比较器, 短路电流检测时间与电平检测的门槛值有关, 若门槛值过小, 易产生误动作, 门槛值过大, 又将延长短路检测反应时间. 综合考虑各种因素, 通过仿真来选取最优门槛电压.

训练的输入输出样本均为振幅从 1V 增加到 5V 的正弦信号序列, 当样本容量大于 200 个时, 网络经过 300 轮迭代收敛, 目标精确度小于 0.005 用于电平检测的窗口比较器门槛电压值为 ±1V. 使用如图 4 所示信号对网络进行验证, 设第 53 ms 时, 电路发生故障. 此时网络输出与输入的误差如图 5 电平检测结果如图 6 所示.

从图 4 和图 5 可以看出, 当正常工作时, 动态神经网络预测输出与测量输入相等, 输出误差接近于零. 当短路故障发生时 (53 ms), 输入信号振幅突然增大, 此时动态网络的输出小于测量输入, 网络输出误差突增. 误差超过电平检测的门槛值时 (大约 54 ms), 检测电路就可以产生故障检测信号 (图 6). 即在短路故障发生 1 ms 后, 就可以快速地检测到短路故障.

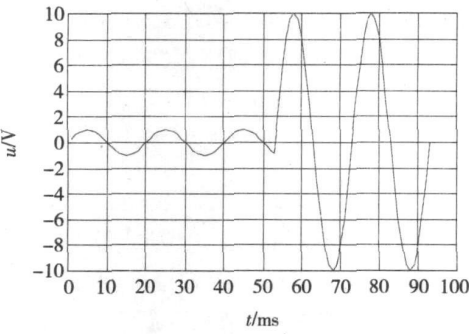


图 5 故障信号仿真

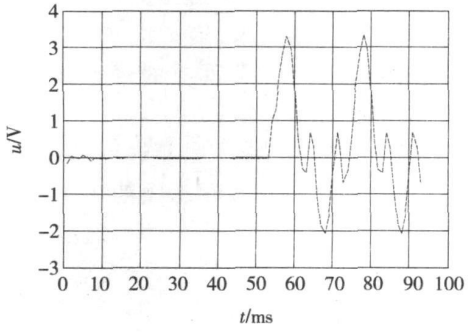


图 6 网络输出误差

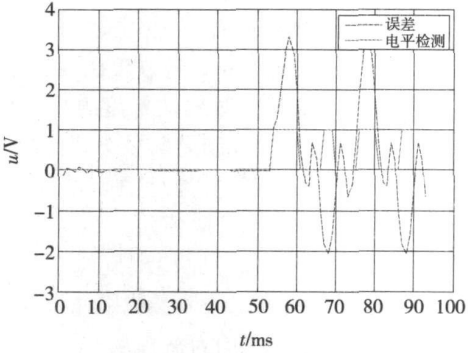


图 7 电平检测结果

改变有关参数仿真不同时刻的故障状态, 可得到在不同相角下该短路电流检测方法的反应时间, 如表 1 所示. 可以看出, 在不同时刻发生短路故障, 检测网络具有不同的响应时间, 但均可以在 3ms 之内检测出故障状态. 进一步可以对于其他类型的短路故障进行仿真, 仿真结果均表明, 该方法能在 3ms 之内快速检测出故障状态.

此外, 实际应用中往往含有各种扰动而使工作电流不是理想的正弦形态, 如图 7 所示存在高次谐波污染的信号. 使用前文训练好的网络对图 10 信号进行检测, 输出误差和电平检测的仿真结果如图 8 所示. 可见存在谐波干扰时, 使用同样的神经网络, 依然可以在短路故障发生 5ms 内, 快速检测到短路

故障电流. 由于动态神经网络的预测作用, 电路中存在一定的干扰时不影响检测效果.

表 1 不同相角下检测的反应时间 (ms)

故障发生时刻 /ms	相角 $\alpha /(^{\circ})$	反应时间 /ms
80	0	1.73
81	18	1.95
82	36	2.21
83	54	2.29
84	72	2.25
85	90	2.21
86	108	2.22
87	122	2.17
88	144	2.09
89	162	1.96

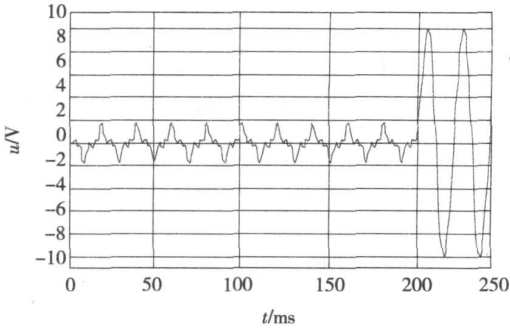


图 8 含谐波的信号波形

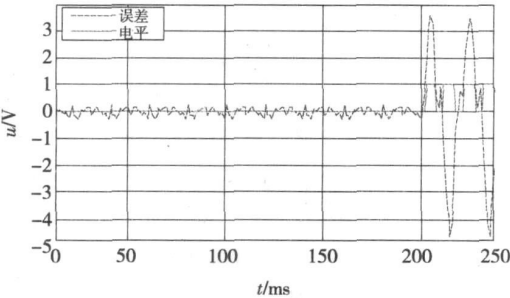


图 9 输出误差和电平检测结果

由仿真结果可知, 本文的检测方法对短陆故障发生的时刻和干扰均不敏感, 故障响应时间小于信号 1/4 周期, 相比于传统的检测方法具有更快的速度和更强的抗干扰能力.

进一步丰富 Eln 网络的训练样本和训练次数, 可以得到更好的动态逼近性能. 在实际应用中可以根据实际情况训练不同将动态神经网络用于故障电流的检测; 也可以将静态网络和动态网络组合应用, 综

(下转第 63 页)

润滑系统当中,提出一种主动并按需补充润滑系统,以实现适时,适量的润滑补给.由此可大幅降低,航天器的维护运行成本.

通过采用多相流体力学分析方法,对航空润滑油在某一具体构型的喷嘴中的喷出过程进行了有限元分析.为了油滴喷射过程的各种影响因素,以便指导航空润滑油的选用以及喷嘴尺寸结构的设计,变化流体粘度 0.13~ 1.93 Pa·s 液体表面张力 0.021~ 0.465N/m 以及喷嘴直径 30~ 70μm 进行研究,得到以下结论:

- 1)润滑油粘度越大,润滑液滴越难以形成.选用的航空润滑油的粘度应合理,不宜过大;
- 2)润滑油张力主要影响油滴形成的形态,表面张力越大,油滴形态越近似球形;
- 3)合理选择喷嘴直径对润滑油油滴形成很重要.过大的喷嘴会使得油滴难以形成.

参 考 文 献:

[1] 汪洋,刘秋生,阎嘉坪.空间液体润滑多孔储油器特性研究 [J].空间科学学报,2008 28(6): 592– 595.

[2] ROWNTREE R A. Tribological Design Criteria and Standards for Spacecraft Mechanisms[C]// Tribologia l Research and Design for

Engineering Systems Proceedings of the 29th Symposium on Tribology, Leeds, UK: Elsevier Science, 2003, 41: 197– 203

[3] 翁立军,刘维民,孙嘉奕,等.空间摩擦学的机遇和挑战 [J].摩擦学学报,2005 25(1): 92– 95

[4] EDEN M, SEILER R. Space Mechanisms and Tribology Challenges of Future Space Missions [J]. Acta Astronautica 2004, 55: 935– 943

[5] SATHYAM K. Development of a Lubrication System for Mercury Wheels used in Spacecraft [J]. Tribol Lett., 2008 32: 99– 107

[6] JONES Jr. Long term Performance of a Retainerless Bearing Cartridge with an Oozing flow Lubricator for Spacecraft[C]// Proceedings of the 4th International Rolling Element Bearing Symposium, Orlando, 1997

[7] 吴起,池长青.空间润滑的应用特征 [J]. 润滑与密封, 1998 (1): 59– 61.

[8] 朱立明,柯葵.流体力学 [M]. 同济大学出版社, 2009 89– 90.

[9] CHANGSUNG SEAN K in, Modeling and Characterization of an Industrial Inkjet Head for Micropatterning on Printed Circuit Boards[J]. Computers & Fluids 2009, 38: 602– 612

[10] 王乐勤,林思达,田艳丽,等.基于 CFD 的大流量喷嘴喷射性能研究 [J]. 流体机械, 2008(4): 3– 8

(编辑:王 萍)

(上接第 56 页)

合谐波检测、滤波和故障检测功能,以达到更好的效果.

3 结 语

短路故障状态的检测对混合断路器的响应速度有重要影响.本文将神经网络应用于短路电流故障的检测,在介绍基于谐波分析和故障诊断的检测原理的基础上,使用一种基于动态反馈神经网络预测的方法检测短路故障电流.由 Matlab 仿真结果可以看出,该方法对短路故障的检测快速有效,可在 3ms 之内迅速产生短路电流信号,对断路器响应速度的提高很有意义.

参 考 文 献:

[1] ISE T, TAKAM IM. Hybrid Transfer Switch with Fault Current Limiting Function[C]// Ninth International Conference on Harmonics and Quality of Power 2000(1): 1– 4.

[2] 何立志.工频量快速测量方法的研究 [J]. 电测与仪表, 2001 (4): 16– 17

[3] 王富东,王家善.智能断路器的电量测量与过载保护算法 [J]. 仪器仪表学报, 2002, 23(3): 380– 382

[4] 曹长修,钱基业,何立新. RBF 神经网络在谐波检测中的应用 [J]. 国外电子测量技术与开发, 2007(1): 46– 47.

[5] 于静,杨永明,华宇.基于人工神经网络的电网谐波监测的方法 [J]. 重庆大学学报, 2003(11): 70– 73.

[6] 李玉超,高沁翔,冯楠.小波神经网络在三相桥式全控整流装置故障诊断中的应用 [J]. 电力电子, 2007(1): 30– 36.

[7] 葛哲学,孙志强.神经网络理论与 MATLAB 实现 [M]. 电子工业出版社, 2007 89– 167

[8] 张学广,徐殿国,李伟伟.双馈风力发电机三相短路电流分析 [J]. 电机与控制学报, 2008 12(5): 493– 497

[9] 朴海国,王志新.基于 CPSO 的 PID 神经网络及偏航电机控制策略 [J]. 电机与控制学报, 2010, 14(9): 55– 62

[10] 仲伟峰,何小溪.电液位置伺服系统的模糊神经网络控制 [J]. 电机与控制学报, 2008, 12(4): 478– 482

(编辑:温泽宇)