

考虑环境因素的绝缘在线监测系统

陈正潮¹, 胡志广², 谢奇峰¹, 郭小凯²

(1.江苏国电南自海吉科技有限公司, 江苏, 南京 210012; 2.广东省珠海供电局, 广东 珠海 20000)

摘 要: 为克服现场环境对监测数据的影响, 电气设备绝缘在线监测系统引进使用 Elman 神经网络自学习及调整方法的环境校正因子。实际应用中在线监测数据稳定可靠, 从而为高压设备实施真正的状态检修提供有力的依据。

关键词: 绝缘在线监测系统; 环境校正因子; Elman 神经网络

0 引言

高压电气设备的安全运行是电网系统安全运行的基础, 如果高压电气设备内部存在因制造不良、老化以及外力破坏等造成的绝缘缺陷, 会发生影响设备和电网安全运行的绝缘事故^[1]。我国主要是根据电气设备预防性试验规程的规定对电气设备进行定期的停电试验、检修和维护。由于这种检修和试验是定期进行, 难以及时反映设备内部的故障隐患。而且试验电压往往要低于运行电压, 因此, 其等效性相对较差, 对某些缺陷反映不够灵敏。随着电力系统朝着高电压、大容量的方向发展, 定期检修越来越不适应我国建设坚强的智能电网的需求。电气设备的在线监测系统则能满足实现状态检修及智能电网的要求。

本文提出加入环境校正因子的监测数据处理及故障诊断方法, 并在广东电网公司珠海供电局 220kV 琴韵变电站进行实施和应用。

1 电气设备绝缘在线监测系统

1.1 在线监测系统工作原理

本电气设备绝缘在线监测系统采用分层分布式的现场总线结构, 融合了零磁通微电流传感技术、无线同步及传输技术、太阳能技术, 测量数据稳定可靠、安装方便, 非常适合于老站智能化改造, 并可根据现场情况使用太阳能供电, 符合国家新能源战略。其通过安装在变电站的电流同步传感器、电压同步采集单元将采集信号就地数字化, 然后由数据同步处理单元进行处理, 送入设备级智能处理单元及站级智能处理单元。用户可通过局域网, 把若干个站级智能处理单元的监测数据汇集到上一级数

据管理及诊断中心。

1.2 监测对象

本电气设备绝缘在线监测系统可监测容性设备(含变压器套管)全电流、介质损耗、等效电容; 铁芯接地电流; 金属氧化物避雷器泄漏电流、阻性电流、雷击次数。当上述监测参数出现变化时, 给出变化曲线; 有关指标达到报警状态时, 报警或自动启动报警装置, 并在本地装置内进行状态故障分析, 结合故障诊断模型, 得出诊断结果, 从而实现对电气设备绝缘工作状态的评估。

1.3 珠海琴韵变电站绝缘系统的结构

考虑到珠海琴韵变电站的实际情况, 绝缘在线监测系统采用站供电及无线同步通讯的方式, 其系统构成如图 1 所示。

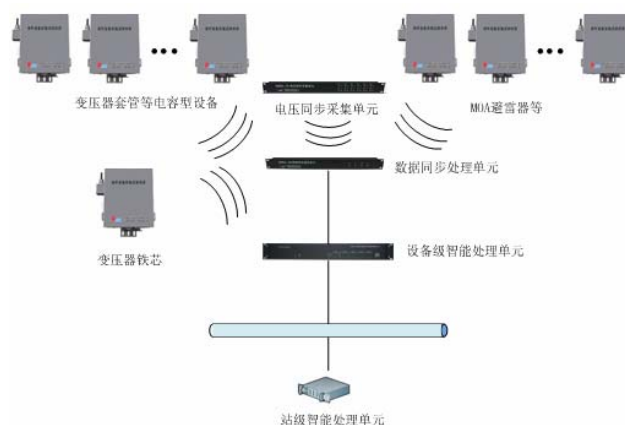


图 1 琴韵变电站在线监测系统组成图

绝缘在线监测系统软件利用基于“浏览器/服务器”方式, 可以极为方便用户随时查看在线设备的状态, 对于不安全的情况可以随时排除。在这里, 我们采用三层体系结构进行系统设计。这种体系结构信息发布系统可划分为三层: 客户层、中间层(应用

服务器层)、数据层(数据库服务器层)。该系统软件功能结构如图 2 所示。

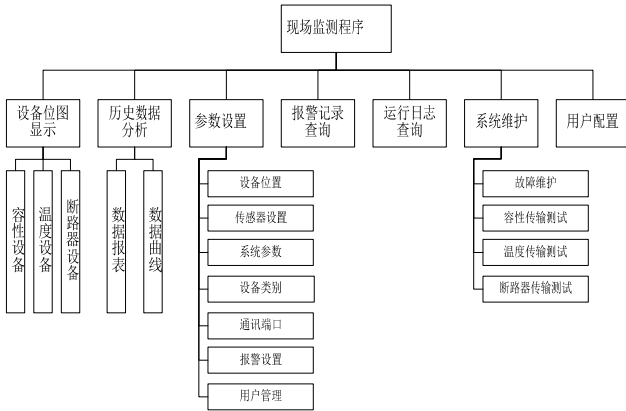


图 2 系统软件功能结构图

2 加入环境校正因子的绝缘在线监测

琴韵变电站位于珠海横琴岛，毗邻南海。珠海地属亚热带季风气候，年平均气温 22.3℃，最低气温 2.5℃，最高 39℃；年降雨量 1770-2300mm，4 月至 9 月为雨季；10 月至次年为旱季。珠海年平均相对湿度为 79%，旱季最小相对湿度可到 20%，雨季相对湿度较大，平均 86%，有时达到 100%。由文献[2]可知，在环境温度低于 50℃时，电容型设备 $\tan\delta$ 其温度特性变化不明显；相对湿度低于 80%时， $\tan\delta$ 随湿度的增加变化不明显，污秽对其影响也不大；相对湿度大于 80%，套管 $\tan\delta$ 随湿度的增加而增大，在表明洁净及低污秽状态下， $\tan\delta$ 增大相对较慢，在重度污秽时， $\tan\delta$ 随湿度的增大急剧增大。考虑到上述情况，为了让 NS821 绝缘在线监测系统监测数据更接近实际值，我们加入环境校正因子 θ ，该校正因子 θ 由训练好的 Elman 神经网络计算得到。

2.1 Elman 神经网络

2.1.1 Elman 神经网络结构

Elman神经网络是Elman于 1990 年提出，由输入层、中间层、承接层和输出层组成^[3-5]。其中输入层的单元起信号传输作用，输出层单元起线性加权作用，隐含层单元采用线性或非线性函数作为传递函数，承接层用来记忆隐含层单元前一时刻的输出值，可以起到一个一步延时算子的作用。该网络是动态递归神经网络的一种，具有动态特性和递归作用。标准的Elman网络结构如图 3 所示。图中 ω^1 、

ω^2 、 ω^3 分别为输入层到隐含层、隐含层到承接层、

隐含层到输出层的连接权值矩阵。 $u(\tau-1)$ 为 $\tau-1$

时刻网络的输入向量， $x(\tau)$ 为 τ 时刻隐含层输出向

量， $y(\tau)$ 为 τ 时刻网络输出向量。这些结构特点使

Elman网络比以BP(Back-Propagation network)神经网络为代表的前向网络更具适应时变特性的能力。而且在前向神经网络中，注重学习方面的研究而较少注意到稳定性，Elman这种反馈型的网络在保证学习速率的前提下很大程度地提高了网络的稳定性。

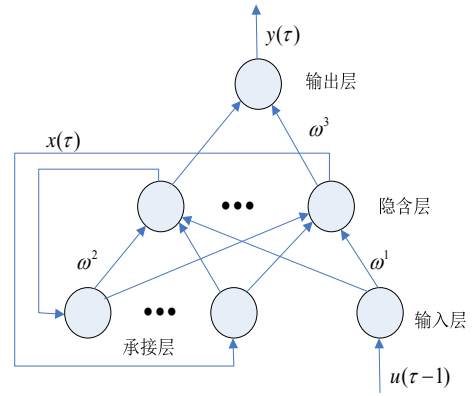


图 3 Elman 网络标准结构

2.1.2 Elman 神经网络学习过程

0所示的Elman网络，有如下非线性状态空间表达式：

$$x(\tau) = f(\omega^1 u(\tau-1) + \omega^2 x^c(\tau)) \quad (1)$$

$$x^c(\tau) = x(\tau-1) \quad (2)$$

$$y(\tau) = g(\omega^3 x(\tau)) \quad (3)$$

式(1)、(2)中 x^c 为承接层输出， $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 分别为输出层单元和隐含层单元的激发函数所组成的非线性向量函数。

当隐含单元和输出单元采用线性函数，且令隐含层和输出层的阈值均为 0 时，则式(1)~(3)为：

$$x(\tau) = f(\omega^1 u(\tau-1) + \omega^2 x(\tau-1)) \quad (4)$$

$$y(\tau) = g(\omega^3 x(\tau)) \quad (5)$$

这时隐含层的个数就是状态变量的个数，即系统的阶次。这样对于单输入单输出系统，即使有 n 个承接单元，隐含层的输入也只有 $n+1$ 个，这与静态网络多要求的神经元个数相比，有较大的减少。另外，由于 Elman 网络自身含有动态环节，因此它无需使用较多的系统状态作为输入，从而减少了输入层单元数。

Elman 网络的学习算法一般采用动态反向传播学习算法，由式(1)~(3)可知

$$x^c(\tau) = f(\omega_{k-1}^1 u(\tau-2) + \omega_{k-1}^2 x^c(\tau-1)) \quad (6)$$

由于 $x^c(\tau-1) = x(\tau-2)$ ，将式(6)展开下去，说明

x^c 依赖于过去不同时刻的连接权 ω_{k-1}^1 、 ω_{k-2}^1 、...

也就是说 $x^c(\tau)$ 的计算是一个动态过程，相应的反向传播算法也称为动态反向传播学习算法。

当网络为多输入多输出时，令网络的输入层下标变元为 $i(i=1,2,\dots,N)$ ，隐含层下标元为 $j(j=1,2,\dots,m)$ ，承接层为 $l(l=1,2,\dots,m)$ ，输出层为

$k(k=1,2,\dots,n)$ 。 ω_{ji} 为输入层到隐含层的连接权值，

ω_{jl} 为承接层的连接权值， ω_{ki} 为隐含层到输出层的连接权值。

网络的误差函数为

$$E_n(\tau) = \frac{1}{2P} \sum_{P=1}^P \sum_{k=1}^n (y_{dk} - y_k)^2 \quad (7)$$

式中， y_{dk} 为输出层各节点的期望值， P 为样本数。于是，对于第 $P(P=1,2,\dots,P)$ 个样本，输入输出关系为：

输入层

$$I_{ip}^{(1)}(\tau) = u(\tau-1)$$

输入

$$O_{ip}^{(1)}(\tau) = I_{ip}^{(1)}(\tau), i=1,2,L, N$$

输出

隐含层

$$I_{jp}^{(2)}(\tau) = \sum_{i=1}^N \omega_{ji} O_{ip}^{(1)}(\tau) + \sum_{l=1}^m \omega_{jl} O_{lp}^{(c)}(\tau) - \theta_j$$

输入

$$O_{jp}^{(1)}(\tau) = f^2(I_{jp}^{(2)}(\tau))$$

输出

承接层

$$I_{lp}^{(c)}(\tau) = O_{jp}^{(2)}(\tau-1)$$

输入

$$O_{lp}^{(c)}(\tau) = I_{lp}^{(c)}(\tau)$$

输出

隐含层

$$I_{kp}^{(3)}(\tau) = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} O_{jp}^{(2)}(\tau) - \theta_k$$

输入

$$y_{kp}(\tau) = O_{kp}^{(3)}(\tau) = f^3(I_{kp}^{(3)}(\tau))$$

输出

隐含层到输出层的权值 $\omega_{kj}(\tau+1)$ 和输出层阈

值 $\theta_{kj}(\tau+1)$ 的调整方法为：

$$\Delta \omega_{kj}(\tau+1) = -\eta \frac{\partial E_n}{\partial \omega_{kj}} = -\frac{\eta}{P} \sum_{P=1}^P \delta_P^{(3)} O_{jp}^{(2)}(\tau)$$

$$\omega_{kj}(\tau+1) = \omega_{kj}(\tau) + \Delta \omega_{kj}(\tau+1) \quad (8)$$

$$\Delta \theta_k(\tau+1) = \frac{\eta}{P} \sum_{P=1}^P \delta_P^{(3)}$$

$$\theta_k(\tau+1) = \theta_k(\tau) + \Delta \theta_k(\tau+1) \quad (9)$$

其中， $\delta_P^{(3)} = [y_k(t) - y_{dk}(t)] f(I_{kp}^{(3)}) [1 - f(I_{kp}^{(3)})]$

同样，输入层到隐含层的权值 $\omega_{ji}(\tau+1)$ 和输

出层阈值 $\theta_j(\tau+1)$ 的调整方法为：

$$\Delta \omega_{ji}(\tau+1) = -\frac{\eta}{P} \sum_{P=1}^P \delta_P^{(2)} O_{ip}^{(1)}(\tau)$$

$$\omega_{ji}(\tau+1) = \omega_{ji}(\tau) + \Delta \omega_{ji}(\tau+1) \quad (10)$$

$$\Delta \theta_j(\tau+1) = \frac{\eta}{P} \sum_{P=1}^P \delta_P^{(2)}$$

$$\theta_j(\tau+1) = \theta_j(\tau) + \Delta\theta_j(\tau+1) \quad (11)$$

$$\text{其中, } \delta_p^{(2)} = 2 \sum_{k=1}^k (\delta_p^{(3)} \omega_{kj}) f(I_{jp}^{(2)}) [1 - f(I_{jp}^{(2)})]$$

计算承接层的权值 $\omega_{jl}(\tau+1)$

$$\Delta\omega_{ji}(\tau+1) = -\frac{\eta}{P} \sum_{P=1}^P \delta_p^{(c)}$$

$$\omega_{jl}(\tau+1) = \omega_{jl}(\tau) + \Delta\omega_{jl}(\tau+1) \quad (12)$$

$$\text{其中, } \delta_p^{(c)} = \delta_p^{(2)} [O_{jp}^2(\tau-1) + \sum_{l=1}^m \omega_{jl}(\tau) \frac{\partial O_{jp}^2(\tau-1)}{\partial \omega_{jl}}]$$

由上可知,式(8)~(12)即可实现 Elman 网络层间连接权和阈值的调整。

2.1.3 环境校正因子 θ 构建与训练

环境校正因子输入向量取温度、湿度和污秽度 [T,H,C], 上述三种因素的量化值范围定为[0 1]。将绝缘在线监测系统工作时的温度、湿度和污秽度, 进行预处理后得到 Elman 神经网络需要的特征向量, 然后输入到已经训练好的 Elman 网络中得到环境校正因子 θ 值。该过程如图 4 所示。



图 4 环境校正因子 θ 构建过程

鉴于单隐层的 Elman 网络的功能已经十分强大, 本文只采用了单隐层的网络。最影响网络性能的是隐含层神经元的个数, 而这目前没有一定的公式可以准确的计算。本文是通过大量的实验进行选择。测试结果见图 5, 网络训练步数和网络误差范数随着隐含层的数目变化而波动, 不能确定隐含层的神经元个数多少时效果最佳, 当然也不能随便确定某个数目, 因为图 5 中可以明显看出在某些神经元数目下, 网络训练步数和网络误差范数会发生突变。本文比较了各神经元数目下网络的性能变化规律, 并综合了网络的各性能指标选择了 35 个隐层神经元。

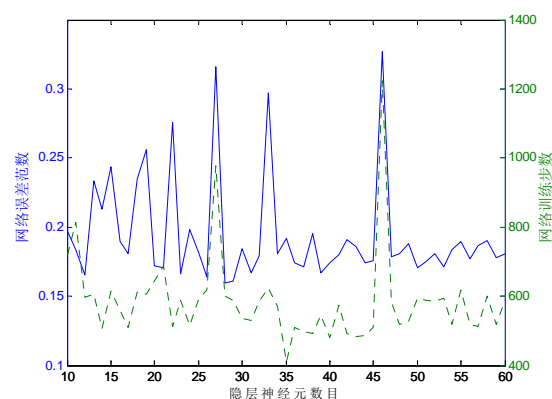


图 5 Elman 隐层神经元数目测试

2.2 环境校正因子现场应用情况

作为琴韵变电站整体在线监测的一部分, 广东电网公司珠海供电局和南自海吉公司合作研发了 4 套主变套管在线监测装置 (每套 3 相)、2 套主变铁芯在线监测装置和 15 套避雷器在线监测装置。上述绝缘在线监测设备于 12 月份进行预投运, 至 4 月份已经监测 5 个月。期间经历了珠海旱季和雨季, 积累了丰富的数据资料。现以 1#主变套管、铁芯及母线避雷器于 12 月 20 日 13:00 的数据和 4 月 18 日 13:00 的数据进行对比分析, 如表 1 所示。

表 1 实际监测数据对比

		监测值		试验值	误差(%)		监测值	试验值	误差	
		校正前	校正后		校正前	校正后	校正前	校正后	校正前	校正后
1#主变套管	全电流(mA)	12.573	11.819	11.724	7.24	0.81	14.632	12.013	11.953	22.41
	介损(%)	0.246	0.231	0.230	6.96	0.43	0.285	0.235	0.233	22.32
1#主变铁芯	泄漏电流(mA)	8.973	8.435	8.485	5.75	-0.59	10.259	8.517	8.574	19.65
1#母线避雷器	全电流(mA)	0.371	0.349	0.351	5.70	-0.57	0.436	0.361	0.359	21.45
	阻性电流(mA)	0.007	0.007	0.007	0	0	0.010	0.008	0.008	25.0

由上表可以看出, 在绝缘在线监测实际应用中, 环境因素对监测值有一定影响, 特别是在沿海地区, 湿度在一年中的变化比较大。如不加入环境校正因子, 监测值与实际值误差可到达 20% 以上。本工程在投运前就已经考虑到环境校正因子, 并运用自学习的神经网络方法进行环境校正因子的计算, 实际证明该方法的正确性。

3 结论

本电气设备绝缘在线监测系统在珠海琴韵变电

站投入应用以来,系统运行稳定,数据准确可靠,具有广泛的推广意义。

参考文献:

- [1] 李卫国,屠志健. 电气设备绝缘试验与检测[M]. 北京: 中国电力出版社, 2006.
- [2] 王永强. 考虑环境影响的电容型设备绝缘监测与故障诊断研究(博士)[D]. 保定: 华北电力大学, 2008.
- [3] Ramazan Gençay, Tung Liu. Nonlinear modelling and prediction with feedforward and recurrent networks[J], Physica D: Nonlinear Phenomena. 1997,108: 119-134.
- [4] Serhat Seker, Emine Ayaz, Erdinç Türkcan. Elman's recurrent neural network applications to condition monitoring in nuclear power plant and rotating

machinery[J], Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2003,16:647-656.

- [5] 飞思科技开发研究中心. 神经网络理论与 MATLAB 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.

作者简介:

陈正潮(1983-), 男, 硕士, 工程师, 从事变电设备在线监测系统开发工作, E-mail: czchao_83@163.com;

胡志广(1972-), 男, 学士, 工程师, 从事电力系统自动化和继电保护方面工作;

谢奇峰(1966-), 男, 学士, 高级工程师, 从事发变电设备在线监测技术开发工作;

郭小凯(1986-), 男, 学士, 工程师, 从事电气试验及在线监测方面工作。