

改进的 BP 网络在汽轮发电机组故障诊断中的应用

张利平¹,王铁生²,索丽生¹

(1.河海大学水利水电工程学院,江苏 南京 210098 ;2.河海大学土木工程学院,江苏 南京 210098)

摘要:提出了一种恒误差修正率控制的网络学习率和动量系数自适应调整方法,克服了网络训练收敛时间长和陷入局部最优的缺点,并根据大型汽轮发电机组振动故障的特点,建立了改进的 BP 网络故障诊断模型.对一实际汽轮机发电机组振动故障事例的诊断结果表明,该方法有效地提高了故障诊断的精度和可靠度.

关键词:神经网络;汽轮发电机组;故障诊断

中图分类号:TV734.2 文献标识码:A 文章编号:1000-1980(2003)02-0233-04

汽轮发电机组结构及振动的复杂性和耦合性使其故障具有多层次性、随机性等特点^[1],因此难于通过理论分析的方法在故障原因和故障征兆之间建立对应关系.人工神经网络具有并行处理、学习记忆、非线性等特点^[2],并已成为汽轮发电机组故障诊断中的最有前途的方法之一.其中 BP 网络是应用最广的一种,但在实际应用中存在如学习率的取值凭经验、网络学习收敛速度慢以及容易陷入局部最小点等问题.本文针对 BP 网络的不足,提出一种恒误差修正率控制的网络学习率和动量系数自适应调整方法,并将该算法应用于汽轮发电机组的故障诊断.

1 诊断方法

1.1 诊断过程

人工神经网络是由多个具有非线性输入/输出特性的人工神经网络元按照一定的方式连接构成的.误差逆传播神经网络是由输入层、输出层和若干中间隐层构成的多阶神经网络,网络上下层之间各种神经元相互全连接,每层各种神经元之间无连接^[3].图 1 为典型的 3 层 BP 神经网络构成示意图.

BP 神经网络由于具有中间隐层,因而具有高度的非线性模式识别能力.为此,本文采用 BP 神经网络对汽轮发电机组故障进行诊断.神经网络中间层和输出层的神经元响应函数均取 S 函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

采用 BP 神经网络诊断汽轮发电机组故障,首先用典型故障模式对网络进行训练,训练完后即可实行快速识别汽轮发电机组的故障.训练过程如下:先对网络进行初始化,给输入层连接权 $\{W_{ij}\}$ 和阈值 $\{\theta_j\}$,输出层连接权 $\{V_{jt}\}$ 和阈值 $\{\nu_{jt}\}$ 随机赋初值,然后依次循环选取各典型故障模式对提供给神经网络按 BP 神经网络学习的广义 δ 规则和合适的网络输出、输入层学习率 α 和动量系数 β ,以反复交替的“模式顺传播”和“误差逆传播”过程逐步调整网络的连接权和阈值,使网络实际输出与希望输出之间的全局误差逐渐缩小,直到满足精度要求为止.在具体实施过程中,按下式来调节连接权:

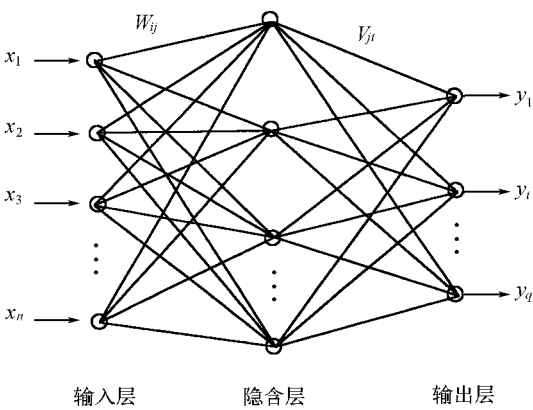


图 1 BP 网络拓扑结构

Fig.1 Topological structure of BP neural network

$$\Delta V_{jt}^{N+1} = \alpha \delta_j a_t + \beta \Delta V_{jt}^N \tag{1}$$

$$\Delta W_{ij}^{N+1} = \alpha \delta_i O_j + \beta \Delta W_{ij}^N \tag{2}$$

式中： α ——学习率； β ——动量系数； N ——学习次数。

从式 2 看出， α 、 β 这两个参数反映了学习过程的进行速度。当 α 取值较小时，学习收敛过程缓慢，但却在学习模式符合规定的条件下能保证网络收敛到极小点；当 α 取值较大时，学习速度加快但容易引起网络动荡，甚至导致网络陷入饱和状态而不收敛。 β 同理。而 α 、 β 的取值没有一定的准则，只能通过试验或凭经验确定。选取不当则直接影响网络的学习过程。为解决该问题，本文提出一种改进方法。

1.2 恒误差修正率控制的网络学习率和动量系数自适应调整方法

恒误差修正率控制的学习率和动量系数自适应算法的基本原理是保证每次学习后的综合误差比上一次的综合误差减小一定百分比。

设 η 为本次学习综合误差 E 与上次学习综合误差 E' 之差与 E' 的相对百分比，即

$$\eta = \frac{E - E'}{E'} \tag{3}$$

若 $\eta < 0$ 则
$$\alpha = \alpha' \left(1 + c_s \frac{\eta_{\max}}{|\eta|} \right) \quad \beta = \beta' \left(1 + c_s \frac{\eta_{\max}}{|\eta|} \right) \tag{4}$$

若 $\eta > 0$ 则
$$\alpha = \alpha' (1 - c_s \eta_{\max}) \quad \beta = \beta' (1 - c_s \eta_{\max}) \tag{5}$$

式中： α' 、 β' ——上一故障样本本周期的学习率和动量系数； c_s ——调整系数； $\eta_{\max}$ ——本次学习后网络输出综合误差比上次学习后综合误差减小的最大限定百分比。

采用这种学习的自适应算法，当 $\eta < 0$ 时，若 $|\eta| < \eta_{\max}$ ，表明本次学习率有利于全局误差减小而幅度不够，则进一步加大学习率调整度；若 $|\eta| > \eta_{\max}$ ，表明本次学习率调整有利于全局误差减小，但幅度过大易引起振荡不收敛，则适当减小调整力度。以上两种情况学习率始终或快或慢地增加。反之，若 $\eta > 0$ ，表明本次学习率调整使综合误差增加，调整失败。为此，迅速减小学习率以防止网络不收敛。

2 应 用

2.1 输入向量的确定

对于大型旋转机械，通常拾取振动信号，通过频域分析来识别机组故障。本文就汽轮发电机组中常见的 10 种典型的故障选择频域 9 个不同频段上的振幅值作为特征值。同时为避免输入向量过大而导致网络饱和，不直接采取幅值作为输入矢量，而是进行归一化数据处理，即 $A'_i = A_i / A_{\max}$ ，其中 $A_{\max} = \max A_i$ 。表 1 为用于网络训练的故障样本^[4]。

表 1 发电机组故障特征值
Table 1 Characteristic values of typical faults of generator set

故障样本	频 段								
	$0.01f \sim 0.39f$	$0.40f \sim 0.49f$	$0.50f$	$0.51f \sim 0.99f$	f	$2f$	$3f \sim 5f$	奇数倍 f	$> 5f$
0 不平衡	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	0.05	0.05	0.00	0.00
1 转子径向碰磨	0.01	0.10	0.10	0.10	0.20	0.10	0.10	0.10	0.10
2 不对中	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.50	0.10	0.00	0.00
3 油膜涡动	0.01	0.80	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
4 轴裂纹	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.20	0.20	0.00	0.20
5 联轴节损坏	0.00	0.20	0.00	0.00	0.20	0.60	0.00	0.00	0.00
6 轴承座松动	0.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00
7 亚谐共振	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
8 蒸汽涡动	0.00	0.30	0.10	0.60	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
9 不等轴承刚度	0.00	0.30	0.00	0.00	0.00	0.80	0.20	0.00	0.00

2.2 输出向量的确定

由于汽轮发电机组的故障形式复杂，选择了机组常见的 10 种故障。其输出值的范围为[0,1]，数值越大，则表明该类型故障的可能性越大。表 2 为网络训练的目标输出样本。

表 2 样本的目标输出
Table 2 Object output of samples

故障 样本	输出节点									
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
1	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00	0.00
2	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
3	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
4	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.10	0.00	0.00
7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00

2.3 算法训练

笔者编制了基于 VC++ 语言的 BP 网络算法程序. 经过反复调试 ,该网络模型结构为 9-13-10 ,学习率 α , β 初始值为 0.3 , $\rho_s = 0.004$, $\eta_{\max} = 0.6$. 同时将改进的 BP 算法与传统的 BP 算法分别进行训练 ,结果表明 ,改进的 BP 网络速度大大提高. 图 2 为采用恒定学习率与采用自适应率调整方法网络训练过程综合误差变化曲线的比较.

2.4 诊断实例

取某机组一组实测未知故障信号 ,经过归一化处理 ,将故障(表 3)作为网络的输入. 经网络自动识别的诊断结果见表 4.

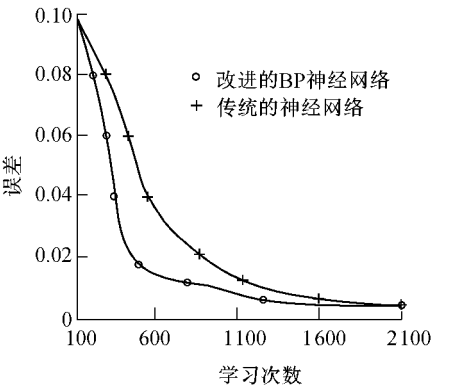


图 2 网络训练综合误差变化曲线比较

Fig.2 Comparison of synthetic error variation of two different training methods

表 3 故障样本^[5]

Table 3 Samples of faults									
故障样本	频 段								
	$0.01f \sim 0.39f$	$0.40f \sim 0.49f$	$0.50f$	$0.51f \sim 0.99f$	f	$2f$	$3f \sim 5f$	奇数倍 f	$> 5f$
1	0.390	0.070	0.000	0.060	0.000	0.130	0.000	0.000	0.380
2	0.005	0.002	0.001	0.010	0.841	0.053	0.019	0.019	0.003

表 4 诊断结果

故障 样本	输出节点									
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0.000	0.009	0.000	0.003	0.000	0.000	0.568	0.000	0.002	0.000
2	0.993	0.000	0.003	0.002	0.002	0.000	0.003	0.000	0.000	0.000

由表 4 可以看出 ,故障 2 为不平衡故障 ,与实际故障相符. 而对于故障 1 ,网络的第 6 个输出节点的输出值超过 0.5 ,而其他节点的输出值均接近于 0 ,可以确定该汽轮发电机组的故障是轴承与轴瓦松动. 实际检查发现 ,汽轮机和减速机之间的轴承的固定地脚的螺母与轴承座的间隙过大 ,引起了汽轮机的剧烈振动. 还发现转子与汽缸之间发生了摩擦. 这个故障没有诊断出来 ,说明该网络对单个故障诊断的准确性较高 ,但对并行故障的诊断能力十分有限 ,需进一步研究.

3 结 论

理论和实践证明,本文提出的基于改进的BP网络故障诊断方法,有效地提高了故障诊断的精度和可靠度,为旋转机械故障诊断提供了有效方法.

参考文献:

- [1] 吴蒙. 人工神经网络和机械故障诊断[J]. 振动工程学报, 1993, 6(2): 153—161.
- [2] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990. 10—101.
- [3] 代劲松. 基于BP网络模型的汽轮发电机组的振动故障诊断[J]. 中国电力, 1996, 29(4): 140—145.
- [4] COLLACOTT R A. Vibration monitoring and diagnosis[M]. London: George Godwin Limited, 1979. 179—226.
- [5] 戈志华, 牛玉广, 李如翔. 汽轮发电机组故障诊断的自学习[J]. 汽轮机技术, 1999, 41(5): 257—261.

Application of improved BP algorithm to fault diagnosis of steam turbine-generator sets

ZHANG Li-ping¹, WANG Tie-sheng², SUO Li-sheng¹

- (1. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai Univ., Nanjing 210098, China;
- 2. College of Civil Engineering, Hohai Univ., Nanjing 210098, China)

Abstract: A new network training rate controlled by a constant error correction rate and a self-adaptive momentum coefficient adjustment method were put forward to shorten the convergence time and overcome the local optimization. A fault diagnosis model based on the improved BP network was established for the vibration faults of steam turbine-generator sets. The application of the model to diagnosis of a practical generator set shows that the method is effective.

Key words: neural network; steam turbine-generator set; fault diagnosis