

doi: 10.7690/bgzdh.2013.02.011

BP 神经网络在雷达故障诊断中的应用

赵建辉¹, 赵建平², 孙永江¹, 徐弋², 吴学军²

(1. 中国卫星海上测控部远望二号船, 江苏 江阴 214431; 2. 中国卫星海上测控部技术部, 江苏 江阴 214431)

摘要: 为适应当前现代雷达系统的故障诊断日益复杂的现状, 采用人工神经网络进行雷达故障诊断。建立基于 BP 神经网络的故障诊断模型, 给出训练算法和故障诊断步骤, 以某雷达发射机为对象, 将该模型应用于系统的故障诊断, 并采用 Matlab 进行仿真验证。仿真结果表明, 人工神经网络能满足雷达故障自动检测与诊断系统的高可靠性和可维护性要求。

关键词: 故障诊断; 神经网络; 训练算法

中图分类号: TJ06 **文献标志码:** A

Application of BP Neural Network on Radar Fault Diagnosis

Zhao Jianhui¹, Zhao Jianping², Sun Yongjiang¹, Xu Yi², Wu Xuejun²

(1. *Yuangwang TT & C Boat II, Satellite Maritime Tracking & Controlling Department of China, Jiangyin 214431, China;*
2. *Technology Department, Satellite Maritime Tracking & Controlling Department of China, Jiangyin 214431, China*)

Abstract: To adapt to the more and more complex situation of modern radar system fault diagnosis, use artificial neural network for fault diagnosis of radar. Establish fault diagnosis model based on BP neural network, put forwards the training algorithm and fault diagnosis steps, a certain type of radar transmitter is taken as the object, the model is applied to fault diagnosis, and use Matlab for simulation validation. The simulation results show that the artificial neural network can meet the requirements of radar automatic fault detection and diagnosis system of high reliability and maintainability requirements.

Key words: fault diagnosis; neural network; training algorithm

0 引言

随着测控雷达各项技术指标及其自动化程度的不断提高, 对雷达系统的故障诊断越来越困难。由于神经网络对非线性函数具有任意逼近和自学习能力, 所以可以利用神经网络技术来进行系统故障检测和诊断^[1]。人工神经网络以其具有非线性、大规模、并行处理能力强、鲁棒性、容错性及自学习能力强等特点, 已在故障诊断中得到了广泛的应用; 因此, 笔者建立了基于神经网络的某雷达发射机故障诊断模型, 并对其进行了仿真验证。

1 故障诊断概念及表示形式

1.1 故障诊断概念

故障诊断的概念表述为: 设被诊断系统所有的状态, 包括正常和故障状态, 组成状态集合 Y , 它的所有可测量的特征取值构成特征集合 X , 当系统处于某一状态 y 时, 系统就具有确定的特征 x , 即存在映射 g :

$$g: Y \rightarrow X$$

反之, 一定的特征也对应确定的状态, 即存在映射 f :

$$f: X \rightarrow Y$$

故障诊断的目的就是依据所测量的特征值判断被诊断系统处于何种状态, 即找出映射 f 。

1.2 故障诊断问题的数学描述

故障诊断就是寻找故障的表现形式(差错)到故障本身的映射^[2]。对于一个故障诊断问题可以用以下四元式来表示:

$$DP = (X, Y, E, X^+)$$

其中: $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 是非空的集合, 表示被诊断系统的特征值; $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ 也是非空的集合, 表示被诊断系统的故障; $X^+ \subseteq X$ 为 X 的一个子集, 表示所测量到的被诊断系统的特征值集合, $E \subseteq X \times Y$ 是定义在 $X \times Y$ 上的关系子集, 表示故障与特征值间因果关系。在神经网络诊断系统中, E 最终表现为神经网络输入层与输出层之间的连接权值和阈值^[3]。

收稿日期: 2012-08-09; 修回日期: 2012-09-16

作者简介: 赵建辉(1974—), 男, 福建人, 硕士, 工程师, 从事雷达测控及故障诊断研究。

2 基于 BP 模型的神经网络及故障诊断机理

2.1 BP 神经网络结构及训练算法

BP 模型是一种多层前向网络。三层的 BP 神经网络模型由输入层、隐含层和输出层组成，其结构如图 1 所示，分别为：

1) 输入层节点 i ，其输出等于输入 $x_i(i=1,2,\dots,n)$ 。

2) 隐含层节点 j ，其输入 h_j ，输出 O_j 分别为

$$h_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij}x_i - \theta_j = \sum_{i=1}^{n+1} \omega_{ij}x_i \quad (1)$$

$$O_j = f(h_j) = \frac{1}{1+e^{-h_j}} \quad (2)$$

式中 $j=1,2,\dots,m$ ； $\theta_j = \omega_{(n+1)j}x_{n+1}$ ， $x_{n+1} = -1$ 。

3) 输出层节点 k ，其输入 h_k ，输出 y_k 分别为：

$$h_k = \sum_{j=1}^m \omega_{jk}O_j - \theta_k = \sum_{j=1}^{m+1} \omega_{jk}O_j \quad (3)$$

$$y_k = f(h_k) = \frac{1}{1+e^{-h_k}} \quad (4)$$

式中 $k=1,2,\dots,l$ ； $\theta_k = \omega_{(m+1)k}O_{m+1}$ ， $O_{m+1} = -1$ 。

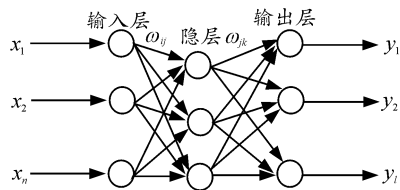


图 1 BP 神经网络结构

可以证明，一个三层的 BP 神经网络可以完成任意的 n 维到 m 维的映射^[4]。

BP 神经网络在 20 世纪 60 年代初就被用来解决复杂的分类问题，但直到 20 世纪 80 年代初期，误差反向传播训练算法^[5]，即 BP 算法研究成功，BP 神经网络才得到了非常广泛的应用。

BP 算法是在给定输出目标的情况下，按其实际输出与目标值之差的平方和为目标函数，通过调节权值使目标函数达到最小值，这是一种有教师的训练算法^[6]。

2.2 BP 神经网络故障诊断的步骤

神经网络知识表现为网络的拓扑结构和连接权值。三层 BP 神经网络从初始状态出发，向前推理到达目标状态为止，这是一种采用数据驱动正向推理的故障诊断策略。其故障诊断步骤为：

1) 首先将故障样本输入给输入层各节点，同时它也是该层神经元的输出。

2) 隐含层神经元的输出根据式 (2) 求出，并将

其作为输出层的输入。

3) 输出层神经元的输出根据式 (4) 求得。

4) 最后输出层神经元的最终输出结果根据阈值判定函数来判定。

若用 F_k 表示故障类型，则故障类型阈值判定函数为

$$F_k = \begin{cases} \text{Ture,} & \text{if } y_k > \varphi_k \\ \text{False,} & \text{other} \end{cases} \quad (5)$$

其中 φ_k 为被诊断系统中由领域专家设定的阈值。

3 实例诊断

某雷达发射机故障诊断系统的神经网络模型选用 BP 网络，故障诊断系统结构如图 2 所示。

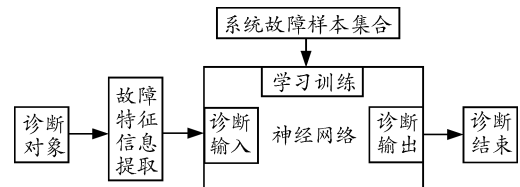


图 2 基于神经网络的故障诊断系统结构

3.1 基于 BP 网络的故障诊断模型构建

设计一个 BP 神经网络时，可以从网络的层次、每层中的神经元个数和学习速率等方面来进行考虑。某雷达发射机的故障诊断系统应用神经网络设计时，整个神经网络模型需要根据发射机的特点进行设计，并根据实际问题的需要进行必要的处理。

根据调试记录和经验总结归纳了某雷达发射机的 9 个具有代表性的故障特征值和 8 个典型故障，即网络的输入节点数为 9，输出节点数为 8，网络的隐含层节点数为 14。故障特征值与故障间的对应关系如图 3 所示。

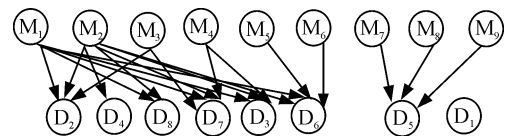


图 3 发射机故障特征值和故障间的关系

其中： M_1 为输出功率异常； M_2 为反射功率异常； M_3 为速调管输入功率异常； M_4 为管体电流异常； M_5 为灯丝电压异常； M_6 为灯丝电流异常； M_7 为一次水流量异常； M_8 为一次水温异常； M_9 为二次水流量异常； D_1 为无故障； D_2 为功放故障； D_3 为管体过流； D_4 为波导故障； D_5 为水冷故障； D_6 为灯丝故障； D_7 为激励故障； D_8 为钛泵过流。

学习速率的大小选取范围在 0.01~0.8 之间^[7]，为保证系统的稳定性，学习速率选取为 0.01。

根据实际需要, 笔者采用 Matlab 作为算法的开发工具。所设计的神经网络在 Matlab 中可以利用以下代码来创建, 网络的输入向量范围为[0,1], 隐含层节点的传递函数采用 S 型正切函数 tansig(), 输出层节点传递函数采用 S 型对数函数 logsig(), 这是因为其输出模式为 0-1, 满足网络的输出要求。

```
threshold=[0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1];
net=newff(threshold,[14,8],{'tansig','logsig'},'traic
```

nlm');

3.2 训练与测试

输入样本数据和指定的教师信号进行神经网络的学习训练, 为故障的定性诊断做好准备。根据某雷达发射机的故障特征值与故障间的映射关系, 输入的故障样本数据如表 1 所示, 故障样本集的导师信号, 即期望输出如表 2 所示。

表 1 故障样本集

故障类型	故障特征值								
	输出功率	反射功率	速调管输入功率	管体电流	灯丝电压	灯丝电流	一次水流量	一次水温	二次水流量
无故障	0.33	0.09	0.82	0.18	0.62	0.54	0.67	0.13	0.36
功放故障	0.17	0.05	0.70	0.18	0.62	0.54	0.67	0.13	0.36
管体过流	0.17	0.05	0.82	0.51	0.62	0.54	0.67	0.13	0.36
波导故障	0.33	0.21	0.82	0.18	0.62	0.54	0.67	0.13	0.36
水冷故障	0.33	0.09	0.82	0.18	0.62	0.54	0.22	0.58	0.09
灯丝故障	0.17	0.05	0.82	0.18	0.15	0.08	0.67	0.13	0.36
激励故障	0.17	0.05	0.70	0.09	0.62	0.54	0.67	0.13	0.36
钛泵过流	0.17	0.05	0.82	0.18	0.62	0.54	0.67	0.13	0.36

表 2 故障样本集的导师信号

故障类型	无故障	功放故障	管体过流	波导故障	水冷故障	灯丝故障	激励故障	钛泵过流
1	1	0	0	0	0	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0	0	0
3	0	0	1	0	0	0	0	0
4	0	0	0	1	0	0	0	0
5	0	0	0	0	1	0	0	0
6	0	0	0	0	0	1	0	0
7	0	0	0	0	0	0	1	0
8	0	0	0	0	0	0	0	1

表 1 中的故障特征值是归一化后的故障样本数据。在实际测试中, 所测得的故障样本存在误差, 可把多组故障样本输入网络进行训练, 使构建的网络接近理想状态; 但是, 故障样本数据过多, 使得网络训练时间过长, 所以仅选取一组故障样本输入网络进行训练。

Matlab 中通过以下代码调用训练函数 trainlm(), trainlm()是利用 Levenberg-Marquardt 算法对网络进行训练的。

```
net.trainParam.epochs=1000;
net.trainParam.goal=0.0001;
LP.lr=0.01;
net=train(net,P,T);
```

其中, P 为网络的输入向量; T 为网络的目标向量。

网络训练结果如图 4 所示, 可以看出所设计的网络性能达到要求。

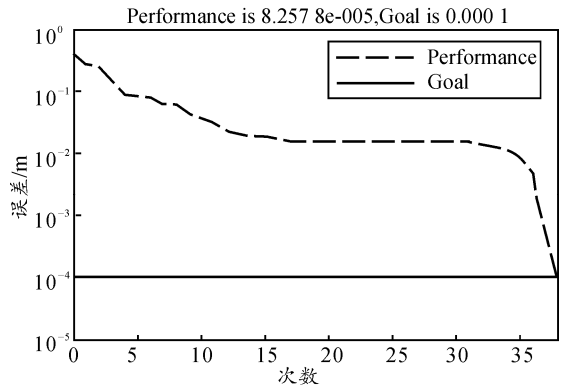


图 4 网络训练结果

网络训练成功后, 任取 3 组故障样本进行测试, 如表 3 所示, 神经网络诊断结果如表 4 所示。从表 4 可以看出, 对于任取的 3 组故障样本, 网络的实际输出都很接近理想值, 即网络能正确的判断其所属状态, 显然用 BP 神经网络进行某雷达发射机故障分类与诊断是可行的。

表 3 测试样本

样本	输出功率	反射功率	速调管输入功率	管体电流	灯丝电压	灯丝电流	一次水流量	一次水温	二次水流量	故障类型
1	0.18	0.04	0.81	0.50	0.60	0.55	0.68	0.14	0.37	3
2	0.35	0.22	0.82	0.19	0.62	0.56	0.67	0.12	0.38	4
3	0.19	0.06	0.71	0.09	0.60	0.54	0.69	0.13	0.36	7