

doi: 10.7690/bgzd.2013.05.023

基于神经网络的某鱼雷保障设备故障预测方法

郭涛¹, 黄波²

(1. 海军装备部, 西安 710075; 2. 海军潜艇学院, 山东 青岛 266042)

摘要: 为确保鱼雷保障设备处于良好的工作状态, 提出一种基于径向基函数(radial basic function, RBF)神经网络的某鱼雷保障设备故障预测法。利用 RBF 神经网络的非线性建模能力, 在某鱼雷保障设备的关键监测点建立网络诊断模型, 通过对该模型的训练学习, 确定需要的参数估计, 再根据该模型的输出值来判断故障, 并在 Matlab 仿真环境下对该设备故障进行了预测, 其预测结果与实际情况基本一致。仿真结果表明: RBF 神经网络作为预测网络能较好地解决该保障设备的故障预测问题, 具有较准确和快速的诊断能力, 可为复杂设备的预防性维修提供科学依据。

关键词: 径向基函数; 神经网络; 保障设备; 故障预测

中图分类号: TP630.6 **文献标志码:** A

Fault Predication Method of an Equipment for Torpedo Guarantee Based on Neural Network

Guo Tao¹, Huang Bo²

(1. Naval Equipment Department, Xi'an 710075, China; 2. Naval Submarine Academy, Qingdao 266042, China)

Abstract: In order to insure torpedo guarantee equipments in good status, a fault predication method of an equipment for torpedo guarantee based on radial basic function (RBF) neural network is put forward. Based on non-linear modeling capability of RBF neural network, a network diagnosing model is constructed by a set of measuring points in the equipment, the parameter estimations are given by learning the model, and the fault is judged by the actual output of model, predicate fault of the equipment under Matlab simulation environment, the predication result is basically concordant with the actual situation. The simulation result shows that the RBF neural network can resolve fault predication problem of the equipment, which possess exact and fast diagnostic ability, and provide scientific reference for preventive maintenance of complex equipment.

Key words: radial basic function; neural network; guarantee equipment; fault predication

0 引言

某新型鱼雷保障设备是基于 VXI 的虚拟仪表自动检测装置, 负责对鱼雷工作系统进行陆上测试, 确保鱼雷的技术状态满足使用要求。因备雷任务的实际需要, 该设备一般需长时间连续工作, 能否可靠运行直接关系到相应兵力的快速反应能力和战斗力。确保该类设备处于良好的技术状态, 是部队保障能力建设的重要环节, 故需要对其进行故障预测, 以便有效进行预防性维修。

目前常用的参数模型故障预测法是借助历史数据构建假设模型, 然后对模型参数进行估计而得到相应的预测值。该方法的控制量较大, 容错能力一般, 适合线性系统。相比之下, 作为非参数模型的神经网络预测法是通过历史数据的学习而建立预测模型, 具有很好的容错性、较强的非线性映射能力和较快的预测速度。而 RBF 神经网络, 即径向基函数(radial basic function, RBF)是一种性能良好的前向网络, 不存在局部极小值问题, 收敛速度快^[1]。基于此, 笔者对基于神经网络的某鱼雷保障设备故障预测法进行研究。

1 RBF 神经网络及学习方法

1.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络算法是 Brommhead 于 1988 年提出的, 是基于人脑的神经元细胞对外界反应的局部性而构建的一种新颖而有效的前馈式神经网络, 具有最佳的逼近性能和全局最优的特性^[2]。RBF 神经网络由输入层、隐层和输出层共 3 部分组成, 其拓扑结构如图 1 所示。

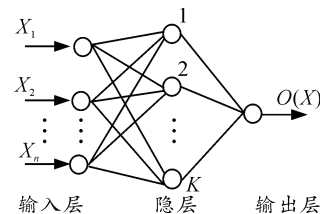


图 1 RBF 神经网络拓扑结构^[1]

模型中的输入层节点只传递输入信号到隐层, 隐层节点的输出函数由高斯函数构成, 可表示为:

$$R_i(x) = \exp\left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (i=1,2,\dots,K) \quad (1)$$

收稿日期: 2012-11-11; 修回日期: 2013-01-18

作者简介: 郭涛(1971—), 男, 陕西人, 工学硕士, 工程师, 从事鱼雷总体、制导技术、装备质量管理及可靠性技术研究。

其中： c_i 是隐层第 i 个激活函数的中心向量， σ_i 是为径向基函数的方差， K 是隐层的节点数。

输出层为隐层各节点线性映射的加权和：

$$y_j = \sum_{i=1}^m w_{ij} R_i(x) \quad (j=1,2,\dots,m) \quad (2)$$

式中： m 是输出层的节点数； w_{ij} 为第 i 个隐层节点到第 j 个输出节点的权值。

1.2 RBF 神经网络学习算法

RBF 网络学习过程分为 2 个过程。第 1 个过程：确定隐层各节点输出函数的中心向量 c_i 和方差 σ_i 。第 2 个过程：确定输出层的权值 w_{ij} 。笔者将随机选取中心法和递归最小二乘法相结合，来确定径向基函数的中心^[3]。具体算法步骤如下。

1.2.1 确定径向基函数的中心

1) 初始化。

根据经验从训练样本中随机选取 r 个不同的样本作为初始中心 $c_i(i=1,2,\dots,r)$ 。

2) 样本归一化处理。

$$x_i = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (i=1,2,\dots,r) \quad (3)$$

3) 计算欧式距离。

计算样本离中心的距离，找出其中最小距离^[4]：

$$d_i(k) = \|X^m - c_i(k)\| \quad (m=1,2,\dots,M) \quad (4)$$

$$d_{\min} = \min \|X^m - c_i(k)\| \quad (5)$$

其中 d_{\min} 为最小欧式距离。

4) 修正中心 c_i 。

利用均值法，即：

$$c_i(k+1) = \frac{1}{r} \sum_{X \in U_i(k)} X \quad (6)$$

k 值加 1，返回到第 3) 步重新计算 d_{\min} ，再进一步修正 c_i ，直至训练样本学完和中心分布不再变化，最终得到满足要求的 RBF 中心。

1.2.2 确定均方差

高斯函数的均方差通过下式^[5]来确定：

$$\delta = \frac{d_m}{\sqrt{2M}} \quad (7)$$

1.2.3 确定输出层的权值

笔者采用最小均方规则来调整确定输出层权

值，它是神经元实际输出和期望输出之间的平方差最小，即目标信号为

$$t = d_i - W_i^T X \quad (8)$$

其中， d_i 为期望输出值。则其权向量的调整值为

$$\Delta W_i = \eta(d_i - W_i^T X) X \quad (9)$$

η 为学习速率，其值在 $[0,1]$ 。

2 某鱼雷保障设备故障预测系统

2.1 系统组成

本故障预测系统由状态监测、故障诊断和趋势预测 3 部分组成，如图 2 所示。状态监测是利用各种传感器对设备内的关键参数进行实时采集与处理，为诊断和预测提供学习和评判数据^[6]；故障诊断是通过对实测状态的判读得出故障的位置和原因；而趋势预测模块则在对历史数据进行神经网络训练的基础上，结合状态监测信息进行实时的故障趋势预测，并形成针对的使用方案。

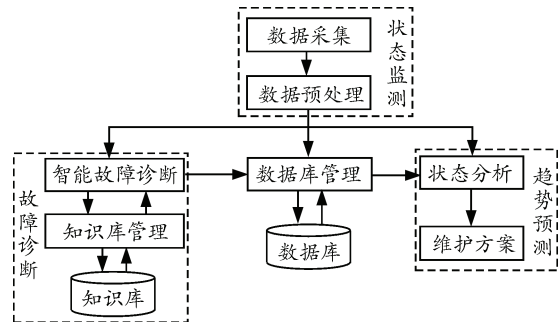


图 2 预测系统构成

2.2 系统应用

某鱼雷保障设备由于采用虚拟仪表自动检测技术，大量使用了先进的工业自动控制技术和微机技术，设备内部的系统性和逻辑性较强。其内部某个子系统或部件一旦出现异常则会导致整个设备无法正常运行。该设备的常见故障现象表现形式有 3 类：无法开机、某项模块无法进入和某项检测结果异常。这些故障大多是由于设备长时间持续、反复工作，个别模块或器件的模拟量输出出现超差，导致设备开启自保护中断运行或检测结果异常。

笔者对采集到样本数据，在 Matlab 仿真环境下对该设备故障进行预测，方法如下。

表 1 某保障设备运行实验样本数据

序号	Input sample									Output sample		
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	Y_1	Y_2	Y_3
1	0.910	0.908	0.887	0.589	0.551	0.256	0.322	0.558	0.378	1.000	0.008	0.051
2	0.102	0.021	0.226	0.871	0.892	0.662	0.412	0.228	0.407	0.021	1.000	0.007
3	0.352	0.220	0.651	0.253	0.412	0.952	0.988	0.970	0.359	0.032	0.017	1.000