文章编号:1001 506X (2003) 07 0894 03

基于神经网络的军用飞机故障预报系统研究

赵海东,缪旭东,吕世聘

(海军大连舰艇学院战术软件中心, 辽宁 大连 116018)

摘 要:在军用航空领域,及时准确的故障预报对提高飞行器的安全性具有极其重要的意义。针对飞机故障预报系统的设计要求,考虑到神经网络用于故障预测的优点,在神经网络技术应用于军用飞机的故障预测过程中提出了神经网络模型的训练算法。把神经网络、预测理论、专家系统有机地结合起来建立了一个故障预报系统。并以某型军用飞机冷气系统的典型故障为例,实现了故障的预测。实例预测结果证明,给出的神经网络预测模型和训练算法是可行的。

关键词: 军用飞机; 神经网络; 故障预报; 专家系统中图分类号: TP18; E917 文献标识码: A

Military Plane Fault Prediction System Based on Neural Network Model

ZHAO Hai dong, MIAO Xu dong, Iü Shi pin

(Tactics Software Center, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China)

Abstract: In the military aviation field, exact fault prediction is very important for the security of the aerocraft. According to design requirement of military plane fault prediction system and the advantage of neural network technique, the application of neural network technique in military plane fault prediction is presented, and the algorithm based on the neural network model in the prediction processes is given. The air system of military plane as an example is used to realize fault prediction. The neural network and the fault prediction technique with exert are combined to form a fault prediction system. Finally, the result proves that the forecast model and algorithm based on the neural network are feasible.

Keywords: Military plane; Neural network; Fault forecast; Expert system

1 引 言

在军用航空领域,及时准确的故障预报是增强飞行器故障诊断系统早期发现故障能力的重要手段,对提高飞行器的安全性具有极其重要的意义。一项合理的故障预报技术应满足如下设计要求。

- ① 实时性 它包括两方面的含义:首先在需要故障预报时立即进行故障预报;其次,在规定的时间内得到合理的预报结论:
- ② 正确性 是指在获得的信息不完备时,仍能作出正确的预报,即系统具有解决不完全或不确定因素的复杂问题的能力;
- 3) 完备性 即系统能对所有发生的故障作出预报,而不是只对一部分故障作出预报。

目前,常用的预报方法有两类:一类是参数模型法,另一类是非参数模型法。参数模型法利用观测到的历史数据,作一定的假设构造随机模型,然后通过对模型参数的估计得到

相应的预测值。缺点是如果构造的模型与实际不符,这种方法的性能就比较差。常用的参数模型有多项式曲线拟合、主观概率预测、回归预测、确定型时间序列、随机型时间序列等。非参数模型法不需要预先构造预报对象的随机模型,因此应用范围比参数模型法更广泛。基于神经网络的预测就是一种典型的非参数模型法。神经网络用于故障预测具有如下优点:

- (1) 神经网络不需要建立反映实际系统物理规律的数学模型:
 - ② 神经网络能够实现大规模并行处理;
 - ③ 神经网络具有一定的自适应学习能力。

2 神经网络的预测模型及算法

21 问题的提出

假设观测样本为 x(1), x(2), ..., x(n), 用其中的 m 个 观测值预测 n+1 时刻的观测值 Y(n+1) 。

22 神经网络的预测模型

预测模型采用具有内部时延反馈的回归神经网络。网络中神经元激活函数采用双曲正切函数

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

该网络把系统的动态直接包含于网络结构之中,无需了解系统 阶数,就能学习非线性动态系统。典型网络结构如图1所示。

回归神经网络的非线性动态方程为

$$\tau \frac{\mathrm{d} z_i}{\mathrm{d} t} = -z_i + \left. \begin{array}{c} \left. \int_{\mathbb{T}} \omega_{ij} z_i \right| + I_i \end{array} \right. \tag{2}$$

式中 z_1 — 神经元的内部状态; $S(\bullet)$ ——Sigmoid 函数; I_i 定义为

$$I_{i} = \begin{vmatrix} x_{i}, i \in A \\ 0, i \notin A \end{vmatrix}$$
 3)

式中 A——输入节点的集合: xi——外加输入。

23 神经网络的训练算法

神经网络的典型训练算法是基于最速下降的 BP 算法。但基本 BP 算法存在以下缺点:①学习过程收敛速度慢;②容易陷于局部极小点;③用 BP 算法所得网络性能较差。为了解决上述问题,提出了许多改进算法,但都是以增加算法的复杂性或增大网络结构为代价的。本文采用神经网络回归 BP 算法,可在不增加算法复杂性的前提下提高其收敛速度。

回归神经网络 BP 算法采用的训练目标函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m} (u_k - U_k)^2$$
 (4)

式中 u_k , U_k 网络的实际输出与期望输出。主要训练步骤如下。

步骤 1 网络训练的初始化 给定初始权向量 w^0 ,给定允许误差 ϵ 0,计算梯度向量 f_k 得初始值 f_0 ,即 $f_0 = E(w^0)$;

步骤2 令
$$w^{k+1} = w^k - \lambda_k f_k, \lambda_k$$
 为步长:

步骤3 用 Fibnacci 法求 $\lambda_k : \min | E(w^k - \theta f_k) |, \theta = 0$:

步骤4 计算新的梯度向量 $f_{k+1} = E(w^{k+1})$;

步骤5 计算误差因子
$$\beta_k = \frac{(f_{k+1} - f_k)^T f_{k+1}}{\|f_k\|};$$

步骤6 计算修正的梯度方向 $f_{k+1} = f_{k+1} + \beta_k f_k$;

步骤7 为网络权值加上10%左右的随机扰动;

步骤 8 如果 Ε ε 或 k \leq K,则令 k= k+1,转步骤 4; 否则停止,并把 w^{k+1}作为目标函数 E的最小值,训练结束。 其中 k 为权向量 w 的维数。步骤 7 为网络加入随机扰动的目的是保持网络学习已经获得的结果,并且有可能使网络脱离目前局部最小点的陷阱。

24 神经网络预测步骤

由于神经网络的激活函数是 Sigmoid 函数, 所以首先进行输入样本的归一化。

步骤 1 输入样本归一化

$$X_{n} = \frac{x(n) - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

步骤2 数据分组 把观测值 x(1), x(2), ..., x(n)分成 k组, 每组有 m+1 个值: 前 m 个作为网络输入节点的输入, 后一个作为输出节点的期望输出值, 如表 1 所示。

表 1 m 点输入及期望输出值

m点输入	期望输出值
x(1), $x(2)$,, $x(m)$	y(m+1)
x(2), $x(3)$,, $x(m+1)$	y(m+2)
:	:
$x(k), x(k+1), \dots, x(k+m-1)$	y (m + k)

步骤3 使用上述网络训练算法,训练网络的连接权。

步骤4 输出结果反归一化演算

$$Y(n+1) = x_{min} + (x_{max} - x_{min}) Y(n)$$

3 军用飞机故障预报系统设计

31 工作原理

军用飞机故障预报系统根据预测对象的具体情况与特点(例如飞机的类型是战斗机还是运输机,预报故障的系统是液压系统还是冷气系统,飞机的剩余寿命等),先由模型选取模块从预先建立的模型库中选择恰当的预测模型,然后通过预测模块对历史数据进行分析并作出预测。把数值预测结果送给诊断模块,由诊断模块作出诊断。最后输出诊断结果,作出故障预报。

32 系统结构

系统结构如图 2 所示。其中系统的主要部分为:

- ① 模型库 用来存储各种数值预测模型,如指数平滑模型与神经网络模型等。由模型选取模块根据预测对象的基本信息,调用不同的预测模型;
- ② 数据库 用来存储由传感器获取的预测对象的各种历史数据;
- ③ 知识库 用来存储各种故障诊断知识,知识采用人工智能技术与专家系统等方式表示:
 - ④ 模型选取模块 用于选取适当的对象的预测模型:
- 5) 数值预测模块 用来对历史数据进行预测,给出预测结果:
- ⑥ 故障诊断模块 利用知识库中的知识,针对不同的 任务采取相应的推理策略,取得诊断结果;
 - (7) 用户界面模块 主要负责系统与用户的交互。

4 故障预报实例与结论

4.1 预报实例

下面以军用飞机冷气系统的一段管路为例进行故障预报。管路的简单示意图如图3所示。

当电磁阀接通时,气源通过减压器对气瓶增压,以使气瓶压力保持恒定。设 p_0 , V_0 , T_0 为气瓶初始状态。系统正常无泄漏增压过程的热力学状态方程为

$$p_0 \, \sqrt[t]{1 - \epsilon_p^{\frac{1}{n}}} \, \left| \, \frac{d \, \epsilon_p}{d \, t} = \, p_t V_0 \, \, \epsilon_p^{\frac{1-n}{n}} \, \right| \, \, \mathfrak{S}$$

式中 $\epsilon_p = \frac{p}{p_0}$ ——任意时刻的气瓶压力 p与气瓶的初始压力 p_0 之比。当系统正常工作时气源和气瓶压力应满足

$$p = p_0 + \frac{V_0}{V} p_t \tag{6}$$

式中 p— 气瓶工作压力; p_t — 气源工作压力。 p_t 的相对偏差 ϵ 计算公式为

$$\varepsilon = \left| \frac{(p_t - t)}{p_t} \right| \tag{7}$$

式中 p_1 由实验实测得到的数据; ϵ 按式 6 理论计算所得的数据。如果系统工作异常,则式 6 不再满足, ϵ 就会出现较大偏差。根据经验取阈值 $\epsilon_m = 0$ 09。当偏差 ϵ ϵ_m 时,就可判定管路发生泄漏故障。选取 ϵ 序列作为预测变量,用神经网络模型按文中所述步骤进行预测,取得了较好的效果。

42 结 论

- ① 给出的神经网络预测模型和训练算法,经故障预报 实例检测,证明是可行的。
- ② 神经网络、预测技术和专家系统有机结合建立的故障预报系统,提高了军用飞机的故障发现能力,应用前景广阔。
- ③ 神经网络的学习精度有待于进一步提高,故障预报系统的功能需扩充。

参考文献:

- Naidu S R Use of Neural Networks for Sensor Failure Detection in a Control System [J]. IEEE Control System Magazine, 1990 (4):51-54.
- [2] 陈明. 神经网络模型[M]. 辽宁: 大连理工大学出版社,1995.
- [3] 王科俊,王克成.神经网络建模、预报与控制[M].黑龙江:哈尔滨工程大学出版社,1996.
- [4] 王士同.神经模糊系统及其应用[M].北京:北京航空航天大学 出版社,1998 42-46.
- [5] 蔡自兴,徐光佑.人工智能及其应用[M.北京:清华大学出版社,1996.

(上接第893页)

 $\vec{m_i}(x_i) = 0$ (; $x_i x_i x_2 = 120$ $\vec{m_i}(x_i) = 2$ (; $x_i x_i x_2 = 120$ 以及 1 维极性函数 (除变量本身外) 为

$$h_2 (x_2) = (x_2 \quad 2) = \overset{\sim}{x_2} (; x_3 x_4 x_1 = 002)$$

 $m_{2}^{'}(x_{2}) = \tilde{x}(: x_{3} x_{1} x_{4} = 112)$ $m_{2}^{''}(x_{4}) = \overset{\sim}{x_{4}}(: x_{3} x_{1} x_{2} = 122)$ 以及一个 1 维非平凡子函数

$$h_1(x_0) (x_3 x_4 x_1 = 001)$$

利用式 (21) 及表 (21) 及表 (21) 农 (21) 及表 (21) 农 (21) 及表 (21) 农 (21) (21) 农 (21) (21

综合上述,作出待实现函数的最小结构 T门网络,如图 1 所示。

参考文献:

[1] 姜文彬. 利用谱方法三值 T门组合网络设计 I:理论 [3]. 系统工程与电子技术,2003,25 (5):639-642。

图1 函数的最小结构 T门网络

② 姜文彬. 利用谱方法的多路选择器树形网络设计 ①. 系统工程与电子技术,2001,23 (8):92-97.