

文章编号: 10 00-6 893 20 00 004 -035 5-03

基于神经网络预测模型的歼击机 结构故障检测方法

胡寿松, 汪晨曦

(南京航空航天大学 自动控制系统, 江苏 南京 210016)

STRUCTURE FAULT DETECTION BASED ON NEURAL NETWORK
PREDICTION MODEL FOR A FIGHTER

HU Shou-song, WANG Chen-xi

Department of Automatic Control, Nanjing Univ. of Aero. and Astro., Nanjing 210016, China

摘 要: 提出了一种基于预测神经网络的歼击机结构故障检测新方法, 与传统的基于模型的非线性系统的故障检测方法相比, 神经网络方法有着非线性逼近能力强和故障检测实时性好等优点。给出了基于预测神经网络的故障检测方案, 以及多步直接预测算法和阈值选取原则, 最后以某型歼击机为例进行了仿真验证, 仿真结果表明本方法能有效地检测出歼击机的各种结构故障。

关键词: 预测神经网络; 故障检测; 阈值

中图分类号: V 249.121 **文献标识码:** A

Abstract: This paper describes the application of neural networks for structure failure detection for a fighter. As compared with traditional model-based failure detection for nonlinear systems, neural network methods have the advantages of strong nonlinear approximation ability and fast detection. A prediction neural network scheme for fault detection has been developed, along with multiple step direct prediction algorithm and threshold selection principle in this paper. Finally, the proposed scheme is demonstrated using the model of a fighter and the results show that the neural network method is an effective tool for structure fault detection of a fighter.

Key words: prediction neural network; failure detection; threshold

结构故障诊断通常包括故障检测和故障隔离 2 个过程, 前者简单地作二值判断: 系统正常或者发生故障; 后者则进一步寻找故障来源, 有些时候还需要鉴别故障的类型和性质。本文提出了一种基于神经网络预测模型的歼击机结构故障检测方案, 其思想来源于非线性系统辨识方法。

1 基于神经网络的故障检测原理

对于复杂的不确定系统, 神经网络的结构一般按经验和跟踪误差来确定, 网络的权值在训练过程中确定, 以使得模型误差 $y(k) - \hat{y}(k)$ 达到最小。神经网络故障检测原理如图 1 所示。

本文提出的时间序列多步直接预测神经网络是一种在分类能力和学习速度等方面均优于 BP 网络的径向基函数网络 (RBF), 网络结构如图 2 所示。其输入可分为 2 个部分: 时间序列的历史数据及影响时间序列取值的主要变量的当前取值。其中时间序列的历史数据通过时延环节进入网

络, 作为网络的第 1 部分输入。时间序列的历史数据进入网络后通过相应的学习算法来调整网络参数, 使得预测值 \hat{y} 逼近实际值 y 。

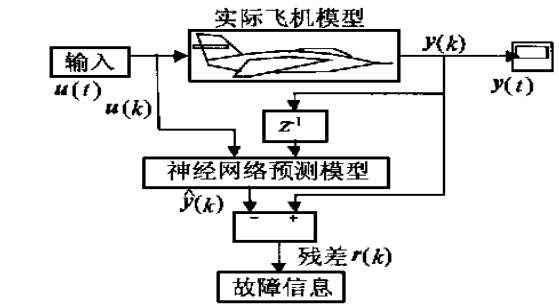


图 1 故障诊断原理框图

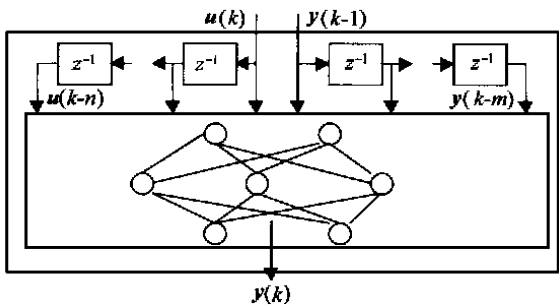


图 2 神经网络预测模型

一个非线性动力学系统可以分解为一个线性动力学系统和一些非线性环节。前者可以用前馈神经网络实现,后者则相当于时延环节^[2]。假设一非线性动力学系统描述为

$$y(k) = F[y(k-1), \dots, y(k-m), u(k), \dots, u(k-n)]$$

其中: u 为输入向量; y 为输出向量; $F(\cdot)$ 表示一非线性函数。那么带有权阵 W 的前馈神经网络就可用来表示这个非线性系统,其输出为

$$y(k) = NN(W, y(k-1), \dots, y(k-m), u(k), \dots, u(k-n))$$

预测模型神经网采取合适的学习规则可以由飞机过去的飞行数据在线记忆系统的性质特征,自动调节权值 W 使得 $y(k) - y(k)$ 达到最小,从而逼近飞机模型,得到所谓的一步预测模型。该神经网络用来记忆飞机正常时的特性,以便下一步生成残差。

2 神经网络模型的时间序列直接多步预测算法

残差对应着系统输出的实际值和期望值的偏差。期望的系统响应是利用神经网络预测模型来实现的,实际值与期望值的差值定义为残差向量

$$r(k) = y(k) - y(k)$$

残差 $r(k)$ 应该不依赖于系统的工作点。无故障时,残差的生成仅仅是由于噪声和干扰引起的;一旦有故障发生,残差应该以特定的方式偏离零位。

RBF 网络为 3 层信息处理结构:第 1 层为直接输入层;隐层由若干节点组成,每个节点包含一个中心 c_i ,算出网络输入向量与中心之间的欧氏距离,然后经一非线性映射 $\varphi(\cdot)$ 传递到输出单元;网络的输出为隐单元输出的线性组合。因此整个 RBF 神经网络的输入输出特性为非线性映射 $f: R^n \rightarrow R^m$,即

$$f_i(x) = \sum_{j=1}^s w_{ji} \varphi(\|x - c_j\|, \lambda), i = 1, 2, \dots, m$$

式中: $n = m \times n_y + r \times n_u$ 为输入节点个数; s, m 分别为隐层和输出节点数; w_{ji} 为输出层线性组合的权重; $\|\cdot\|$ 表示欧氏范数;宽度 λ 为一正标量; $\varphi(\cdot, \lambda)$ 表示 $R^+ \rightarrow R$ 的非线性函数。通常 $\varphi(\cdot)$ 可选为正态分布的高斯函数: $\varphi(z, \lambda) = \exp(-z^2/\lambda)$ 。

通常网络输入数据仅存在于输入空间 R^n 的某些区域,因此可在这些区域合理地选取 RBF 中心来反映数据的模式特征。由于 RBF 网络的响应与权值之间呈线性关系,故可采用最小二乘法

(LS)来调整权向量。本文首先通过无监督的聚类算法来调整 RBF 网络的中心,然后利用有监督的 LS 法来更新权值以产生期望的特性,其具体过程为:隐层神经元模型取为

$$z_i = f\left(\sum_{j=1}^N (x_j - c_{ij})^2\right)$$

对于第 s 个输入样本 X_s ,第 i 个隐节点的输出为 $z_{is} = \varphi(\|X_s - c_i\|) = \exp\left(-\sum_{j=1}^N (x_{sj} - c_{ij})^2\right)$ 。式中: c_i 表示径向对称函数 φ 的中心; λ 为样本协方差矩阵中的元; c_{ij} 为中心。

第 i 个输出节点的输出表达式为

$$y_i = \sum_{j=0}^L w_{ij} z_{ij} = Z_i^T W_i^T(t)$$

定义误差评价准则函数

$$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^M e_i^k(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M [y_i(t) - Z_i(t) W_i^T(t-1)]^2$$

式中: e_i 为遗忘因子; e_i 为输出节点的误差; y_i 为输出节点的期望输出。取 $E(t)$ 对权阵 $W_i(t)$ 的导数,并令其为零,且令

$$R_i(t) = e_i(t-1) + Z_i^T(t) Z_i(t), D_i(t) = e_i(t-1) + Z_i^T(t) y_i(t)$$

可得

$$W_i^T(t) = R_i^{-1}(t) D_i(t),$$

$$P_i(t) = \frac{1}{\lambda} [e_i(t-1) - K_i(t) Z_i(t) P_i(t-1)],$$

$$K_i(t) = \frac{P_i(t-1) Z_i^T(t)}{\lambda + Z_i(t) P_i(t-1) Z_i^T(t)}$$

于是有

$$W_i^T(t) = W_i^T(t-1) + K_i(t) [y_i(t) - W_i(t-1) Z_i^T(t)]$$

按照上述递推算法,最后可得 $E(t) = E_{min}$ 。

3 故障检测的阈值选取

神经网络预测模型设计好以后,将已经训练好的径向基函数网络放到整个故障诊断系统中,便可以监控飞控系统:飞机正常飞行时,输出量的实际值与预测值间的残差趋于零;操纵面发生故障时,残差迅速偏离零位。如果事先给定了阈值,一旦关于残差的某一表达式超过这一阈值,便认为有故障发生。本文采用代价函数法来确定阈值。

代价函数法就是构造某一特定的关于残差的函数,然后寻找合适的门限,使得当故障发生时残差超过此门限。

在飞机故障检测阶段,考虑到发生操纵面故障时,飞机的 3 个角速度高度耦合,变化剧烈 为了正确衡量残差,选取阈值的代价函数为

$$COSTFUN(k)=[\hat{y}(k)-y(k))^2+(\hat{y}(k)-y(k))^2+(\hat{y}(k)-y(k))^2]^{1/2}$$

式中: \hat{y} 为飞机的实际输出量; y 为对应预测量,定义

$$e(k)=[\hat{y}(k)-y(k), \hat{y}(k)-y(k), \hat{y}(k)-y(k)]^T$$

为残差向量 实际监控中,关于残差的函数一旦超过阈值,便认为有故障发生

4 仿真验证

针对某型歼击机,在 Ma 为 0.6,高度为 5km 的平飞状态,几个操纵面发生卡死或缺损故障下,选取飞机的 3 个角速度为研究对象,用信号的前 4 个历史数据来预测第 5 个值,所以网络输入是 将该信号分别延迟 1 至 4 个时间单位得到的 4 个分量 为了达到预测精度,预测时取时间时延因子 $n=3, m=4$,即由飞机的输入 $u(k), u(k-1), u(k-$

$-2), u(k-3)$ 和输出 $y(k-1), y(k-2), y(k-3), y(k-4)$ 来预测飞机的输出 $y(k)$ u 表示飞机的舵偏角和推力向量,即 $u=[\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4, \delta_5, \delta_6, \delta_7, \delta_8, \delta_9, \delta_{10}]^T$; y 表示飞机的 3 个角速度,即 $y=[\omega_1, \omega_2, \omega_3]^T$ 取预测误差 $err=10^{-4}$,对神经网络进行训练 训练时输入向量 P 和目标向量 T 分别为:
 $P=[u(k), u(k-1), u(k-2), u(k-3), u(k-1), y(k-2), y(k-3), y(k-4)]$,
 $T=[y(k)]$

为了测试网络的预测性能,用飞机正常平飞时的输入 u 输出 y 的 4 个时延信号序列作为样本在线输入,分别求出网络实际输出,然后与信号的实际值作比较

由于实际中信号都有极强的非线性,所以在仿真时加入了观测噪声来训练神经网络,这里加入均值为零,方差为 0.2 的白噪声 经过多次仿真发现,只要增加足够多的网络输入样本值,增加隐含层的神经元个数及调整学习率,能够达到较好的预测性能

表 1 是各种故障下代价函数的变化幅度

表 1 各种故障下的代价函数的幅度

故障类型	方向舵缺损		副翼故障				平尾故障		
	100 %	10 %	5 %	5 %	10 %	20 %	50 %	100 %	100 %
代价函数	2.6915	4.9242	4.3003	4.3017	4.9251	1.5104	1.6973	1.9510	
故障类型	卡死(°)		副翼故障				平尾故障		
	100 %	10 %	5 %	5 %	10 %	20 %	50 %	100 %	100 %
代价函数	6.5011	5.9167	2.0044	2.6511	3.4642				

权衡每种故障下残差代价函数的变化,选取阈值 $THRES_{F.D.}$ 为 1.5,既可保证准确检测出故障,又可降低误检率

参 考 文 献

[1] Patton R J. Fault detection and diagnosis in aerospace systems using analytical redundancy [J]. IEEE Computing & Control Eng, 1991, 2(8): 127~136.
[2] Sorsa T, Koivo H N. Application of artificial neural networks in process fault diagnosis [J]. Automatica, 1993, 29

作者简介:
胡寿松 1937 年 2 月生,教授,博士生导师,中国自动化学会理事 近期主要研究方向为飞机的自修复控制,故障检测及鲁棒控制



汪晨曦 1974 年生,硕士,研究方向为通讯系统的故障识别