

基于 PNN 滤波的非线性系统故障检测方法*

刘建华 张伟江 许晓鸣

(上海交通大学自动化系·上海, 200030)

摘要: 本文以 PNN(Probabilistic Neural Network) 状态估计为基础, 提出一种非线性系统的故障检测方法. 该方法根据 PNN 状态估计的特点, 依据 PNN 滤波器对系统扰动的估计结果, 对照系统噪声的统计特性进行分析, 以检测非线性系统的故障, 仿真结果表明了该方法的正确性.

关键词: 非线性系统; PNN; 状态估计; 故障检测

1 引言

控制系统在运行过程中, 若系统的预定参数发生了意外的改变, 则称此被监控系统发生了故障. 引起故障的原因是多方面的, 一般是由于实际系统中某些原器件的损坏、老化和失效而造成的. 故障可能发生在系统的核心部分, 也可能在执行机构或监测传感部分等等. 处理故障现象的第一步是故障检测, 判断故障的发生, 最大限度地提取故障信息, 以进行诊断和处理^[1].

基于状态估计的故障检测与诊断(FDD)方法是故障检测与诊断方法的重要组成部分. 该方法在估计被控过程状态的同时, 产生包含故障信息的残差序列, 通过对故障信息的提取和分析, 达到故障检测与诊断的目的^[2].

对于不同的状态估计方法, 所产生的残差序列会有许多不同, 相应地带有各自的特点; 因此对其中故障信息的提取和分析的方法也相应不同, 其效果直接受到状态估计精度的影响. 因此, 状态估计器或滤波器的性能对于故障检测与诊断的结果是至关重要的. 以应用最为广泛的传统滤波方法——Kalman 滤波为例, 在线性控制系统中, Kalman 滤波的效果成熟可靠, 估计过程中产生的残差序列较为准确地表征了故障信息, 使系统的故障现象能够比较及时准确地得到处理. 但对于非线性控制系统, 由于 Kalman 滤波存在一定的局限性, 使得残差序列中除包含故障信息外, 还较多地参杂着 Kalman 滤波本身所造成的误差, 而且这一误差常常是较为严重的, 使故障检测与诊断的效果受到了很大的影响.

本文作者在文[3]中提出了 PNN 非线性滤波方法, 该方法在指标方面有两个重要特点, 就是估计结果与 Bayes 最优结果之间的误差以及对状态突变所产生的跟踪过程的步数皆由硬件设置的结构和规模确定, 使得滤波和故障检测与诊断过程的数字特征更为明显, 由此提供了更为准确的故障信息. 本文以 PNN 滤波为基础, 研究基于 PNN 滤波的故障检测与诊断方法. 全文分为四部分, 第二部分研究基于 PNN 滤波的故障检测方法的原理, 第三部分是仿真运算, 最后部分概括地叙述本文的结论.

2 基于 PNN 滤波的故障检测方法

PNN 主要分为四层, 第一层为输入层, 第二层为模式层, 第三层为累加层, 第四层为判断输出层, 该网络训练的主要过程在于模式层中各模式的产生. 将 PNN 用于非线性滤波, 首先要

* 上海市自然科学基金和攀登计划资助项目.

本文于 1995 年 4 月 20 日收到, 1996 年 12 月 8 日收到修改稿.

将系统的噪声区间进行划分(内分点确定估计精度,外分点确定跟踪性能),将分点代入滤波方程,得出一组输出预测,将其作为 PNN 的模式,对实际输出进行分类判别,可得到 Bayes 最优结果.

PNN 滤波训练速度快,精度和跟踪速度由分点集合以及跟踪点集合的势以及跟踪点的取法来确定,在给出状态估计的同时,也给出了扰动估计,通过对扰动估计序列统计特性的分析,并与已知的统计特性相对照,可以对系统模型是否匹配作出判断.

考虑非线性系统

$$\dot{X} = f(X, t) + g(X, t)W, \quad (2.1a)$$

$$Z = h(X, t) + V. \quad (2.1b)$$

其中: f, g, h 分别为 $n \times n, n \times m, l \times n$ 映射, $x \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 为状态向量, $W \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 为系统噪声, $V \in \mathbb{R}^{l \times 1}$ 为量测噪声, $Z \in \mathbb{R}^{l \times 1}$ 为系统的输出向量,并设系统(2.1)是可观的.

设 Δt 为时间步长,且有 $k \in N$,记 W_k 和 V_k 分别为 $W(k\Delta t)$ 和 $V(k\Delta t)$,系统噪声 W_k 和量测噪声 V_k 为统计特性已知的噪声.

设集合序列 B_k ,系统噪声 W_k 在集合 B_k 中的分布密度函数是 $\Lambda(k)$,且有

$$\inf W_k = b_{k1}, \quad (2.2a)$$

$$\sup W_k = b_{k2}. \quad (2.2b)$$

设滤波器为

$$\dot{X}^* = f^*(X^*, t) + \Gamma^*(X^*, t)L_i, \quad (2.3a)$$

$$Z^* = h^*(X^*, t) + V_d. \quad (2.3b)$$

其中 $V_d (d = 0, 1, \dots, s)$ 为量测噪声区间分点集合, $L_i (i = 0, 1, \dots, j)$ 为 PNN 滤波器依 W_k 的统计特性对第一扰动区间 $[b_{k1}, b_{k2}]$ 进行划分而得到的估计点集, $L_i (i = -p, -p+1, \dots, -1, j+1, j+2, \dots, j+p)$ 为 PNN 滤波器以最低估计精度为间隔对第二扰动区间 $[(3b_{k1}-b_{k2})/2, b_{k1})$ 和 $(b_{k2}, (3b_{k2}-b_{k1})/2]$ 进行划分而得到的估计点集, $L_i (i = -p-N, -p-N+1, \dots, -p-1, j+p+1, \dots, j+p+N)$ 为 PNN 滤波器所设置的跟踪点集,以二进制选取跟踪点为例,跟踪点为

$$L_{-p-1} = 2b_{k1} - b_{k2}, \quad (2.4a)$$

$$L_{j+p+1} = 2b_{k2} - b_{k1}, \quad (2.4b)$$

$$L_{-p-2} = 3b_{k1} - 2b_{k2}, \quad (2.4c)$$

$$L_{j+p+2} = 3b_{k2} - 2b_{k1}, \quad (2.4d)$$

$$L_{-p-3} = 5b_{k1} - 4b_{k2}, \quad (2.4e)$$

$$L_{j+p+3} = 5b_{k2} - 4b_{k1}, \quad (2.4f)$$

⋮

$$L_{-p-M} = (2^{M-1} + 1)b_{k1} - 2^{M-1}b_{k2}, \quad (2.4g)$$

$$L_{j+p+M} = (2^{M-1} + 1)b_{k2} - 2^{M-1}b_{k1}. \quad (2.4h)$$

其中 N 选取应保证系统状态突变幅度不超出区间 $[X_{k-1}^* - \Gamma(X_{k-1}^*, k-1)L_{-N}^*, X_{k-1}^* + \Gamma(X_{k-1}^*, k-1)L_N^*]$,而且系统在该区间是可观的.将点集 $L_i (i = -p-N, -p-N+1, \dots, j+p+N-1, j+p+N)$ 代入滤波器(2.3),得到的输出预测作为 PNN 模式层中的模式,于是便形成了 PNN 滤波器^[3].由此,当系统发生状态突变时,将状态突变相应地视为由扰动 W 引起的,扰动值落在某个跟踪点附近,设该点为 L_i .

规定函数 $T_a(W_{k'})$, 其中 $W_{k'}$ 为使系统状态产生突变的扰动, 设扰动估计值为 $L_{i'}$, 则 $T_a(W_{k'})$ 表示模型匹配时滤波器对应扰动 $W_{k'}$ 达到即定精度需要的步数.

设 η 为滤波器设置的最低估计精度, 由 PNN 滤波, 当扰动落在第一扰动区间内时, 设状态估计值为 $\hat{X}_{i'}$, 则扰动估计值为

$$\hat{\omega}_k = L_{i'}, \quad i' \in \{0, 1, \dots, j\}.$$

当扰动落在第二扰动区间内时, 设状态估计值为 $\hat{X}_{i'}$, 则扰动估计值为

$$\hat{\omega}_k = L_{i'}, \quad i' \in \{-p, -p+1, \dots, -1, j+1, J+2, \dots, J+p\}.$$

当状态突变时, 设状态估计值为 $\hat{X}_{i'}$, 则扰动估计值为

$$\hat{\omega}_k = L_{i'}, \quad i' \in \{-N, -N+1, \dots, -p-1, j+p+1, J+p+2, \dots, J+p+N\}.$$

由此可得到干扰估计序列 $\{\hat{\omega}_k\}$, 通过分析 $\{\hat{\omega}_k\}$ 的统计特性, 可以判别系统(2.1)的模型匹配状况.

$$\text{设} \quad \rho_1 = \sigma^2(W_k) + 2\eta\sigma(W_k) + \eta^2, \quad (2.5)$$

当 $\hat{\omega}_k$ 落在第一扰动区间内时, 若

$$\frac{1}{M} \sum_{i_1=k-M}^k \hat{\omega}_{i_1}^2 \leq \rho_1, \quad (2.6)$$

其中 M 为数据窗长度, 则断定系统(2.1)是模型匹配的, 即无故障发生, 若

$$\frac{1}{M} \sum_{i_1=k-M}^k \hat{\omega}_{i_1}^2 > \rho_1, \quad (2.7)$$

则断定系统(2.1)模型失配, 即有故障发生.

设 W_{i_2}, W_{i_3} , 为任意两次引起状态突变的干扰, $i_3 > i_2$, 且设 W_{i_2} 落在跟踪点

$$L_{i'}, \quad i' \in \{-N, -N+1, \dots, -p-1, j+p+1, j+p+2, \dots, j+p+N\}$$

附近, 如果

$$i_3 \geq i_2 + T_r(W_{i_2}), \quad (2.8)$$

则称这两次状态突变为“不相邻”的, 否则为“相邻”的.

状态突变时, 将第一、第二内分点附近的干扰估计与跟踪点附近的干扰估计分别进行分析, 然后综合分析结果. 当状态突变之间“互不相邻”时, 在数据窗中去掉每次状态突变所确定的最大预期跟踪步数内的扰动估计数据, 做出与(2.6), (2.7)相似的判别, 以前面所列举的两次状态突变为例, 检验下列三式

$$\frac{1}{M - T_a(W_{i_2}) - T_a(W_{i_3})} \sum_{i_1 \in I_1} \hat{\omega}_{i_1}^2 \leq \rho_1, \quad (2.9)$$

$$\sum_{i_{21}=i_2}^{i_2+T_a(W_{i_2})} \hat{\omega}_{i_{21}}^2 \leq 2 \sum_{i_0=0}^{T_a(W_{i_2})} 2^{i_0} (b_{k2} - b_{k1}) \triangleq \rho_{21}, \quad (2.10)$$

$$\sum_{i_{31}=i_3}^{i_3+T_a(W_{i_3})} \hat{\omega}_{i_{31}}^2 \leq 2 \sum_{i_0=0}^{T_a(W_{i_3})} 2^{i_0} (b_{k2} - b_{k1}) \triangleq \rho_{22}, \quad (2.11)$$

是否同时成立, 当式(2.9)~式(2.11)同时成立时, 可判断为系统是正常的, 否则即判断为故障发生.

当系统状态突变可能出现“相邻”现象时, 可运用 PNN 来区分是状态突变“相邻”, 还是故障已发生, 当判别为“相邻”情形时, 依然用前面的方法做进一步的判断.

在实际应用中, 所建模型与实际系统之间往往存在一定的差别, 并掺杂在故障信息中, 对

故障检测产生影响. 针对这一问题, 可以通过分析反映系统与模型匹配情形的历史数据, 将故障的阈值相应地增大.

3 仿真实例

我们通过仿真实例对前面所述的内容作进一步说明和验证. 设被观测系统为

$$x_1(k) = 0.1(0.7 + x_2(k-1))\cos(0.7 + x_2(k-1)) + 0.9x_2(k-1), \quad (3.1a)$$

$$x_2(k) = 0.1(0.7 + x_2(k-1))\sin(x_1(k-1) + x_2(k-1)) + a_1x_2(k-1) + 0.43x_1(k-1) + \omega_{k-1}, \quad (3.1b)$$

$$Z_k = x_2^2(k) - 63.5x_2(k) + \nu_k. \quad (3.1c)$$

其中 $\{\omega_k\}, \{\nu_k\}$ 为均匀分布的零均值白噪声, 且有 $\|Q_k\|_\infty \leq 0.25$ 及 $\|R_k\|_\infty \leq 0.25$.

滤波器取为如下非线性系统

$$x_1^*(k) = 0.1(0.7 + x_2^*(k-1))\cos(0.7 + x_2^*(k-1)) + 0.9x_2^*(k-1), \quad (3.2a)$$

$$x_2^*(k) = 0.1(0.7 + x_2^*(k-1))\sin(x_1^*(k-1) + x_2^*(k-1)) + a_2x_2^*(k-1) + 0.43x_1^*(k-1) + I_i, \quad (3.2b)$$

$$Z_k^* = x_2^{*2}(k) - 63.5x_2^*(k) + \nu_d. \quad (3.2c)$$

将区间 $[-1, 1]$ 分为 40 等分, 即将 j 和 p 分别取为 20 和 10, 且跟踪点分别取为 $L_{-11} = 2 = L_{31}$, $L_{-12} = 4 = L_{32}, \dots, L_{-20} = 20 = L_{40}$. 于是若扰动值落在 $[-21, 21]$ 之内, 滤波器第二步即可跟上, 且使滤波精度小于 0.025, 如下通过分布扰动估计序列来判断系统的模型匹配状况.

1) 设被观测系统与系统 (3.2) 非常相近, 且

$$a_1 = a_2 = 0.5, x_1(0) = 0.0, x_2(0) = 0.0, x_1^*(0) = 8.0, x_2^*(0) = 8.6.$$

从下面图 1 中可看出, 系统 (3.1) 被诊断为正常, 即扰动估计方差未超出故障临界线.

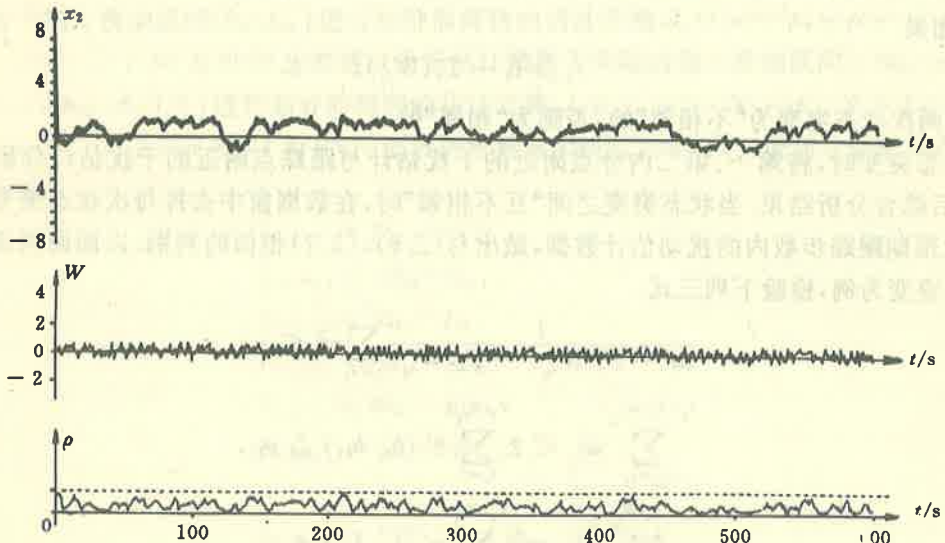


图 1 系统正常情况下, 扰动估计方差未超出临界线

2) 设被观测系统 (3.1) 与系统 (3.2) 非常相近, 且

$$a_1 = a_2 = 0.5, x_1(0) = 0.0, x_2(0) = 0.0, x_1^*(0) = 8.0, x_2^*(0) = 8.6$$

与前面不同的是, 系统在 $k = 103, 201, 249, 360, 429, 540$ 时分别有幅度为 10.0, -10.0, 8.9, 8.7, -6.9, -7.2 的突变, 图 2 是系统的观测状况, 从图形可看出, 扰动估计方差仍未超出故

障临界线,系统(3.1)被诊断为正常.

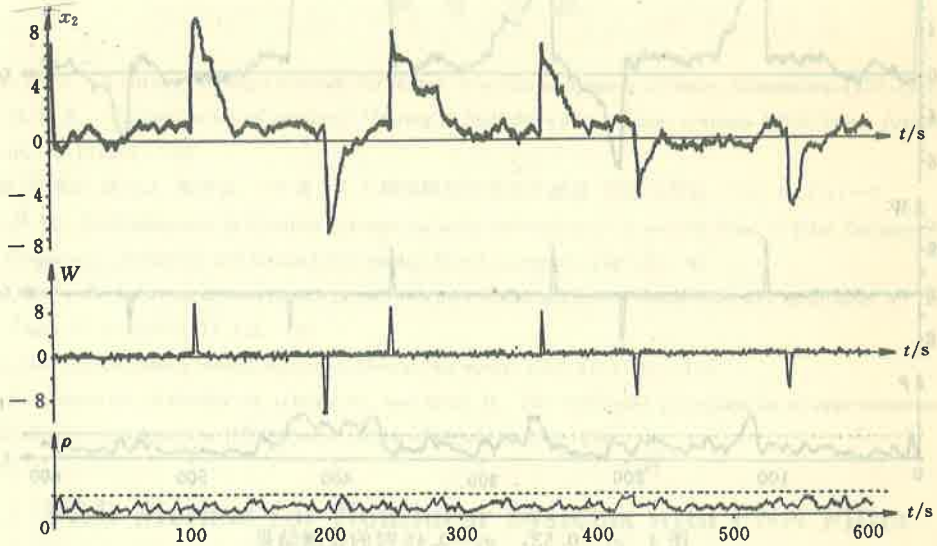


图2 参数正常情况下的状态突变

3) 设被观测系统(3.1)与系统(3.2)之间的参数出现差别, $a_1 = 0.65, a_2 = 0.51$ 初值均同前例相同,观测结果如图3所示,表明已判断系统出现故障.

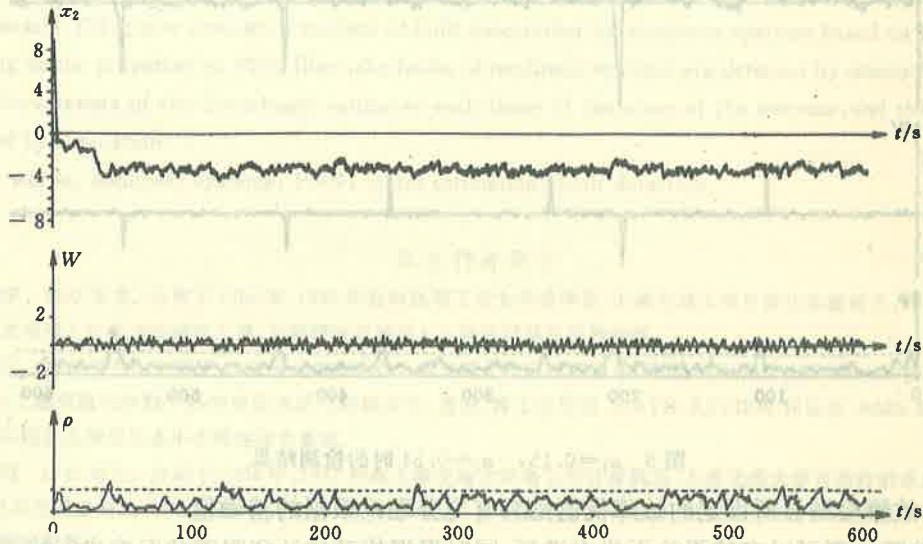


图3 $a_1=0.65, a_2=0.51$ 时的检测结果

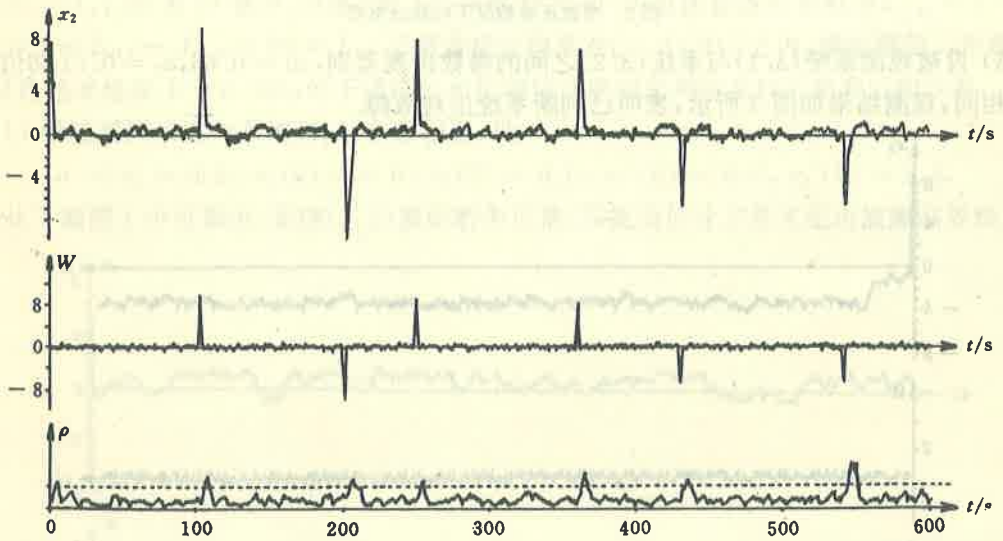
4) 被观测系统中 $a_1 = 0.53$, 系统(3.1)中 $a_2 = 0.45$, 有与例2中相同的状态扰动,检测结果如图4所示,表明已有故障发生.

5) 被观测系统及滤波器的有关系数为 $a_1 = 0.15, a_2 = 0.51$, 其它情形如例2,观测结果如图5所示,亦已表明故障发生.

综上所述,基于 PNN 滤波的故障检测器具有如下特点:

① 该检测器在估计状态的同时,对扰动进行估计,根据扰动的先验统计特性来分析扰动估计序列进行故障检测.

② PNN 状态估计的精度是可算出的,根据扰动幅度所决定的跟踪过程也是一定的,因

图4 $a_1=0.53$, $a_2=0.45$ 时的检测结果图5 $a_1=0.15$, $a_2=0.51$ 时的检测结果

此,PNN 故障检测器所设定的故障阀值是具有充分理论根据的精确值.

③ 故障检测可以在较强的干扰中进行,同时根据扰动估计和跟踪状况来进行检测.

总之,本文所述的基于 PNN 滤波的故障检测是以 PNN 滤波为基础进行的,它利用了 PNN 滤波中的一些优点,诸如实时性和一些较精确的数量特征(精度和跟踪特性)等等,在实时性、鲁棒性和精确性方面表现出很强的优越性.该方法的不足之处在于需要较大的模式存储空间,并且如果参数改变后的系统与原系统具有相同的稳态值且无状态突变,则不会判断为故障已发生,这些缺点有待于在以后的研究工作中进一步解决.

参 考 文 献

- 1 Willsky, A. S. . A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. Automatica, 1976, 12(6): 601—611
- 2 Dava, M. H. A. . The application of nonlinear filtering to fault detection in linear systems. IEEE Trans. Automat. Contr. , 1974, AC-19(1): 257—259
- 3 刘建华, 张伟江, 韩正之, 张钟俊. 一种基于人工神经网络的非线性滤波. 信息与控制, 1996, 25(1): 1—7
- 4 Frank, P. M. . Fault diagnosis in dynamic systems via state estimation——A survey. Proc. of First European Workshop on Fault Diagnostics, Reliability and Related Knowledge Based Approach, 1987: 35—98
- 5 Specht, D. F. . Probabilistic neural networks and the polynomial adaline as complementary techniques for classification. IEEE Trans. N. N. 1990, 1(1): 111—121
- 6 Specht, D. F. . Probabilistic neural networks. Neural Networks, 1990, 3(1): 109—118
- 7 Ruck, D. , Rogers, S. , Kabrisky, M. , Oxley, M. and Suter, B. . The multilayer perception as an approximation to a Bayes optimal discriminant function. IEEE Trans. , N. N. , 1992, 3(1): 296—298

FDD Method for Nonlinear Systems with PNN Filter

LIU Jianhua, ZHANG Weijiang and XU Xiaoming

(Department of Automation, Shanghai Jiaotong University · Shanghai, 200030, PRC)

Abstract: This paper presents a method of fault detection for nonlinear systems based on PNN filter. According to the properties of PNN filter, the faults of nonlinear systems are detected by comparing the statistical characteristics of the disturbance estimates with those of the noise of the systems, and the method is confirmed by simulation.

Key words: nonlinear systems; PNN; states estimation; fault detection

本文作者简介

刘建华 1962年生。分别于1992年、1995年在哈尔滨工业大学数学系、上海交通大学自动化系获硕士、博士学位，现为上海交通大学博士后流动站研究人员，主要研究兴趣是人工神经网络与信号处理。

张伟江 1946年生。分别于1982年、1988年在上海交通大学应用数学系、美国NORTHEASTERN大学获硕士、博士学位，现为上海交通大学数学科学与技术研究所副所长，教授，博士生导师，MATH. REVIEW评论员，AMS. STAM成员，主要研究兴趣是生物与生命中非线性动力系统。

许晓鸣 1957年生。分别于1984年、1987年在上海交通大学电工与计算机系、上海交通大学自动控制系获硕士、博士学位，并受洪堡基金资助。现为教授，博士生导师，IEEE会员，美国数学学会评论员，MATH. REVIEW特邀审稿人，主要研究兴趣是智能控制。