

# 基于凸组合算法优化的前向神经网络观测器设计

闻 新, 张兴旺

(沈阳航空航天大学航空航天工程学部, 辽宁沈阳 110136)

**摘 要:** 本文利用凸组合算法对单隐藏层前向神经网络进行了优化, 通过迭代来更新权值以调整隐藏层的信息. 同时引入了一个新的误差函数来评价误差性能, 该函数通过对权值进行解耦来求解优化参数, 提高了参数的计算速度. 在此基础上, 提出了一种非线性系统的自适应神经网络状态观测器设计方法. 最后通过仿真验证了该神经网络观测器能准确并快速地观测出系统的状态值.

**关键词:** 观测器; 凸组合算法; 前向神经网络; 优化

**中图分类号:** TP 183      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2015)11-2167-05

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.11.005

## The Observer Design of Feedforward Neural Networks Optimized by Convex Combination Algorithm

WEN Xin, ZHANG Xing-wang

(Faculty of Aerospace Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang, Liaoning 110136, China)

**Abstract:** The convex combination algorithm (CCA) is proposed to optimize single hidden layer feedforward neural networks. This method updates the weights by iterating to massage the information in the hidden layer. And a new error function is set up to measure the performance of the neural networks. The optimized parameters can be obtained by decoupling the weights, which improves the calculating speed of the parameters. On the basis, a design method of an adaptive neural networks state observer for nonlinear systems is proposed. At last, the simulation is used and illustrates that the observer can observe the state values of the system accurately and quickly.

**Key words:** observer; convex combination algorithm; feedforward neural networks; optimization

### 1 引言

非线性系统的观测相对十分复杂但又尤为重要, 因此其观测器设计一直是研究的热点课题<sup>[1~3]</sup>. 近年来, 基于神经网络、模糊逻辑及遗传算法等智能方法的观测器设计有了很大的发展<sup>[4]</sup>. 而神经网络具有逼近任意非线性函数、大规模平行处理以及快速自适应等能力, 因而被广泛应用于系统状态观测器的设计中<sup>[3~8]</sup>. 文献[9]利用高斯函数来表示模糊规则的隶属度, 构造了递阶自组织在线学习算法, 提出了一种非线性时变系统自适应模糊神经网络状态观测器; 文献[10]在线性观测器的基础上添加了“反卷积”法确定的非线性补偿项, 并用 B-样条神经网络进行拟合建模, 设计了 B-样条神经网络观测器; 文献[11, 12]在动态神经网络观测器设计中, 充分考虑了网络逼近误差项对观测器性能的影响, 并添

加鲁棒控制项, 设计了相应的参数自适应律, 以保证较好的观测性能; 文献[13]将切比雪夫多项式作为神经网络的基函数, 构造了切比雪夫神经网络, 实现了权值的自适应调整, 进而实现了未知非线性系统的观测器设计; 文献[14]针对非线性及有界干扰的 PDE 系统, 设计了鲁棒自适应神经网络观测器, 并通过线性矩阵不等式 (LMI) 方法使慢行系统的状态估计误差最终一致有界. 文献[15]针对 BP 神经网络寻优参数多、易陷于局部极值以及初始设置对训练结果影响大等不足, 提出了用遗传算法优化 BP 网络速度观测器的设计方法, 并取得了较好的效果. 但通过遗传算法优化的网络在进行学习和训练前需要对数据进行比较繁琐的预处理使其转化成二进制编码, 从而增加了网络的训练时间, 降低了网络的计算速度. 而粒子群优化的神经网络在解决离散及组合优化问题方面还有待进一步提高.

针对上述问题,本文采用凸组合算法(CCA)对单隐藏层前向神经网络进行优化.不同于一般的平方根误差计算方法,该方法定义了一种新的误差函数来计算误差,其不是在误差函数中添加动量项或高阶项,而是将权值参数进行解耦,使其可以直接解决非线性优化问题.同时,通过迭代来获得权值参数的优化,提高了网络的收敛速度、计算精度以及处理实际问题的泛化能力.最后提出了一种基于该方法的非线性系统的神经网络观测器设计方法,并通过仿真验证了本文所提方法的有效性.

## 2 优化算法

对于单隐藏层前向神经网络,设其输入与期望输出样本对为  $(x_i, d_i)$ ,  $x_i \in \mathbf{R}^n$ ,  $d_i \in \mathbf{R}^m$ . 假设隐藏层神经元个数为  $p$ , 且  $p > m$ . 则网络的输出为

$$y_i = \mathbf{V}h_i = \mathbf{V}\varphi(\mathbf{W}x_i + \mathbf{b}), i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中,  $h_i = \varphi(\mathbf{W}x_i + \mathbf{b})$  为隐藏层输出,  $\mathbf{W} = [w_{ij}]_{p \times n}$  为输入层到隐藏层的权值矩阵,  $\mathbf{V} = [v_{jk}]_{m \times p}$  为隐藏层到输出层的权值矩阵,  $\varphi(\cdot)$  为激励函数,  $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_n]$  为偏置或阈值向量.

令  $x_{n+1} = 1$ ,  $w_{i(n+1)} = b_i$ , 则式(1)可简化为,

$$y_i = \mathbf{V}h_i = \mathbf{V}\varphi\left(\sum_{j=1}^{n+1} w_{ij}x_j\right) = \mathbf{V}\varphi(\mathbf{W}x_i), i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

### 2.1 误差函数

本文定义了一个新的误差函数  $E$  来判断隐藏层的误差. 为了容易求解权值, 本文没有引入动量项或高阶项, 而是将权值进行解耦, 从而求得权值.

定义的误差函数为

$$\begin{aligned} E(\mathbf{V}^+, \mathbf{W}) &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{V}^+ d_i - h_i\|^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{V}^+ d_i - \varphi(\mathbf{W}x_i)\|^2 \end{aligned} \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{V}^+$  为矩阵  $\mathbf{V}$  的伪逆.

为了找到合适的  $\mathbf{V}^{+*}$ 、 $\mathbf{W}^*$  使得  $E(\mathbf{V}^{+*}, \mathbf{W}^*) = 0$ , 求误差函数对权值矩阵的偏导数

$$\frac{\partial E}{\partial \mathbf{V}^+} = \sum_{i=1}^n (\mathbf{V}^+ d_i - h_i) d_i^T \quad (4)$$

令  $\partial E / \partial \mathbf{V}^+ = 0$ , 可得

$$\mathbf{V}^{+*} = \mathbf{H}\mathbf{D}^T (\mathbf{D}\mathbf{D}^T)^{-1} \quad (5)$$

式中,  $\mathbf{H} = [h_1, h_2, \dots, h_n]_{p \times n}$ ,  $\mathbf{D} = [d_1, d_2, \dots, d_n]_{m \times n}$

### 2.2 凸组合优化算法

对于给定的输入与期望输出  $(x_i, d_i)$  及任意初始权值矩阵  $(\mathbf{V}_0^+, \mathbf{W}_0)$ ,  $\mathbf{X}$  为输入向量矩阵, 则

$$\mathbf{H}_0 = \varphi(\mathbf{W}_0 \mathbf{X}) \quad (6)$$

定义  $\mathbf{Z}_k = \mathbf{V}_k^+ \mathbf{D}$ , 则

$$\mathbf{Z}_0 = \mathbf{V}_0^+ \mathbf{D} \quad (7)$$

如果  $\mathbf{Z}_0 = \mathbf{H}_0$ , 则误差为 0. 否则, 按式(7)~(8)调整权值矩阵使得误差函数最小.

$$\mathbf{V}_{k+1}^+ = [\alpha \mathbf{H}_k + (1 - \alpha) \mathbf{Z}_k] \mathbf{D}^+ \quad (8)$$

$$\mathbf{W}_{k+1} \mathbf{X} = \varphi^{-1}([\beta \mathbf{H}_k + (1 - \beta) \mathbf{Z}_k]) \quad (9)$$

式中,  $0 < \alpha, \beta < 1$ .

通过上述迭代, 就可获得合适的权值矩阵. 在学习过程中, 该方法不用求解计算函数的梯度. 而且只要误差函数  $\{E(\mathbf{V}_k^+, \mathbf{W}_k)\}$  为有界单调递减序列, 该算法就会收敛<sup>[16]</sup>.

## 3 网络观测器设计与分析

### 3.1 观测器设计

考虑非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (10)$$

式中,  $\mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$  为非线性函数向量,  $\mathbf{C} \in \mathbf{R}^{m \times n}$  为定常矩阵,  $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times n}$  保证  $(\mathbf{A}, \mathbf{C})$  可观测.

针对式(10)所示非线性系统, 构造神经网络观测器, 如图 1 所示.

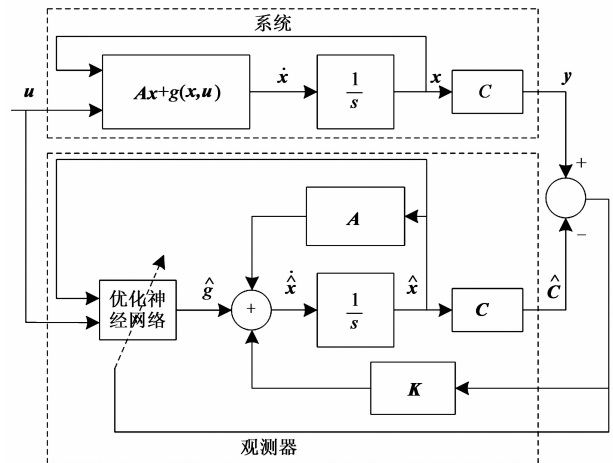


图1 非线性系统神经网络观测器模型

相应的状态观测器可描述为

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} + \hat{\mathbf{g}}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{u}) + \mathbf{K}(\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) \\ \hat{\mathbf{y}}(t) = \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(t) \end{cases} \quad (11)$$

式中,  $\mathbf{K}$  为观测器增益, 它使得  $(\mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C})$  为渐进稳定的 Hurwitz 矩阵.

定义状态误差  $\mathbf{e}(t)$  和残差  $\mathbf{e}_y(t)$ :

$$\mathbf{e}(t) = \mathbf{x}(t) - \hat{\mathbf{x}}(t) \quad (12)$$

$$\mathbf{e}_y(t) = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{C}\mathbf{e}(t)$$

由式(10)~(12)可得:

$$\dot{\mathbf{e}}(t) = \dot{\mathbf{x}}(t) - \dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) = (\mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C})\mathbf{e}(t) + \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) - \hat{\mathbf{g}}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{u}) \quad (13)$$

依据前向神经网络具有任意精度逼近的性能, 在

给定逼近误差  $\varepsilon(\mathbf{x}) > 0$  情况下,非线性函数  $g(\mathbf{x}, \mathbf{u})$  可表示为:

$$g(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \mathbf{V}^T \varphi(\mathbf{Wz}) + \varepsilon(\mathbf{x}) \quad (14)$$

式中,  $\mathbf{z} = [\mathbf{x} \ \mathbf{u}]$ ,  $\|\mathbf{W}\|_F \leq W_M$ ,  $\|\mathbf{V}\|_F \leq V_M$ , 即保证  $\mathbf{W}$ 、 $\mathbf{V}$  有界.

则由网络估计得:

$$\hat{g}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{u}) = \hat{\mathbf{V}}^T \varphi(\hat{\mathbf{Wz}}) \quad (15)$$

将式(14)和式(15)代入式(13)可得:

$$\dot{\mathbf{e}}(t) = \mathbf{A}_c \mathbf{e}(t) + \mathbf{e}_V^T \varphi(\hat{\mathbf{Wz}}) + \mathbf{V}^T [\varphi(\mathbf{Wz}) - \varphi(\hat{\mathbf{Wz}})] + \varepsilon(\mathbf{x}) \quad (16)$$

其中,  $\mathbf{e}_V = \mathbf{V} - \hat{\mathbf{V}}$ ,  $\mathbf{A}_c = \mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C}$ .

通过调整神经网络的权值和阈值,可使网络充分逼近真实系统,使误差符合要求.

### 3.2 稳定性分析

引入正定的 Lyapunov 函数

$$\mathbf{L} = \frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{e} + \frac{1}{2} \text{tr}(\mathbf{e}_V^T \mathbf{e}_V) \quad (17)$$

其中,  $\mathbf{P}$  为正定矩阵,且对任意正定矩阵  $\mathbf{Q}$  满足  $\mathbf{A}_c^T \mathbf{P} + \mathbf{P} \mathbf{A}_c = -\mathbf{Q}$ .

对式(17)进行微分

$$\dot{\mathbf{L}} = \mathbf{e}^T \mathbf{P} \dot{\mathbf{e}} + \text{tr}(\mathbf{e}_V^T \dot{\mathbf{e}}_V) \quad (18)$$

将式(16)代入式(19)可得:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{L}} = & \mathbf{e}^T \mathbf{P} [\mathbf{e}_V^T \varphi(\hat{\mathbf{Wz}}) + \mathbf{V}^T (\varphi(\mathbf{Wz}) - \varphi(\hat{\mathbf{Wz}})) + \varepsilon(\mathbf{x})] \\ & + \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{A}_c \mathbf{e} + \text{tr}(\mathbf{e}_V^T \varphi(\hat{\mathbf{Wz}}) \mathbf{e}_V^T \mathbf{C} \mathbf{A}_c^{-1} + \mathbf{e}_V^T \|\mathbf{e}_V\| \hat{\mathbf{V}}) \end{aligned} \quad (19)$$

令  $\boldsymbol{\psi} = \mathbf{V}^T (\varphi(\mathbf{Wz}) - \varphi(\hat{\mathbf{Wz}})) + \varepsilon(\mathbf{x})$ , 且  $\boldsymbol{\psi}$  有界,  $\|\boldsymbol{\psi}\| \leq \Psi$ ,  $\boldsymbol{\delta} = \mathbf{C}^T \mathbf{C} \mathbf{A}_c^{-1}$ , 式(20)可简化为:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{L}} = & -\frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{Q} \mathbf{e} + \mathbf{e}^T \mathbf{P} [\mathbf{e}_V^T \varphi(\hat{\mathbf{Wz}}) + \boldsymbol{\psi}] \\ & + \text{tr}(\mathbf{e}_V^T \varphi(\hat{\mathbf{Wz}}) \mathbf{e}^T \boldsymbol{\delta} + \mathbf{e}_V^T \|\mathbf{C} \mathbf{e}\| (\mathbf{V} - \mathbf{e}_V)) \end{aligned} \quad (20)$$

根据下列不等式

$$\begin{aligned} \text{tr}(\mathbf{e}_V^T (\mathbf{V} - \mathbf{e}_V)) & \leq V_M \|\mathbf{e}_V\| - \|\mathbf{e}_V\|^2 \\ \text{tr}(\mathbf{e}_V^T \varphi(\hat{\mathbf{Wz}}) \mathbf{e}^T \boldsymbol{\delta}) & \leq \varphi_M \|\mathbf{e}_V\| \|\mathbf{e}\| \|\boldsymbol{\delta}\| \end{aligned} \quad (21)$$

可得

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{L}} \leq & -\frac{1}{2} \lambda_{\min}(\mathbf{Q}) \|\mathbf{e}\|^2 + \|\mathbf{e}\| \|\mathbf{P}\| (\|\mathbf{e}_V\| \varphi(\hat{\mathbf{Wz}}) + \Psi) \\ & + \varphi_M \|\mathbf{e}_V\| \|\mathbf{e}\| \|\boldsymbol{\delta}\| + \|\mathbf{C} \mathbf{e}\| (V_M \|\mathbf{e}_V\| - \|\mathbf{e}_V\|^2) \end{aligned} \quad (22)$$

其中,  $\lambda_{\min}(\mathbf{Q})$  为矩阵  $\mathbf{Q}$  的最小特征值.

进一步整理得

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{L}} \leq & -\frac{1}{2} \lambda_{\min}(\mathbf{Q}) \|\mathbf{e}\|^2 + \|\mathbf{e}\| [\|\mathbf{P}\| \Psi + \|\mathbf{C}\| \|\mathbf{e}_V\|^2 \\ & + \|\mathbf{e}_V\| (\|\mathbf{P}\| \varphi_M + \varphi_M \|\boldsymbol{\delta}\| + V_M \|\mathbf{C}\|)] \end{aligned} \quad (23)$$

$$\text{令 } K_1 = \frac{\|\boldsymbol{\delta}\|}{2}, K_2 = \frac{\|\mathbf{P}\| \varphi_M + \varphi_M \|\boldsymbol{\delta}\| + V_M \|\mathbf{C}\|}{2(\|\mathbf{C}\| - K_1^2)}$$

代入式(24)并整理得

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{L}} \leq & -\frac{1}{2} \lambda_{\min}(\mathbf{Q}) \|\mathbf{e}\|^2 + [\|\mathbf{P}\| \Psi + (\|\mathbf{C}\| - K_1^2) K_2^2 \\ & - (\|\mathbf{C}\| - K_1^2) (K_2 - \|\mathbf{e}_V\|)^2 - K_1^2 \|\mathbf{e}_V\|^2] \|\mathbf{e}\| \end{aligned} \quad (24)$$

因此,只要  $\|\mathbf{e}\| > \frac{2}{\lambda_{\min}(\mathbf{Q})} [\|\mathbf{P}\| \Psi + (\|\mathbf{C}\| - K_1^2) K_2^2]$  且  $\|\mathbf{C}\| \geq K_1^2$ , 就可保证  $\dot{\mathbf{L}} \leq 0$ , 即保证估计误差、权值误差和输出误差均有界.

## 4 仿真结果

考虑非线性系统,其状态方程如式(10),对应参数值为:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, g(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \begin{pmatrix} 0 \\ -9.8 \sin x_1 + 2u \end{pmatrix}, \mathbf{C} = (1 \ 0)$$

其中,  $u = \cos(4t) + \sin(2t)$ .

设状态观测器初始参数为  $\alpha = \beta = 0.001$ ,  $\mathbf{x}_0 = [0, 0.4]^T$ ,  $\hat{\mathbf{x}}_0 = [0.2, 0]^T$ ,  $\mathbf{K} = [200, 400]$ , 初始权值矩阵设为零矩阵, 则通过该优化神经网络, 其状态观测器的仿真结果如图 2 和图 3 所示, 输出  $\mathbf{y}$  的相对误差如图 4

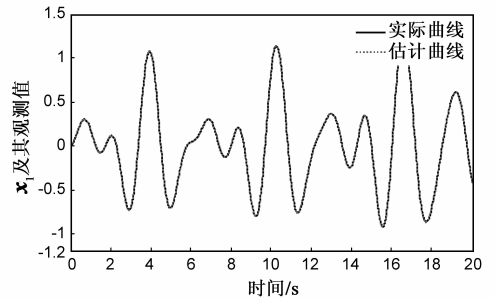


图2  $x_1$  与  $\hat{x}_1$  的状态估计曲线

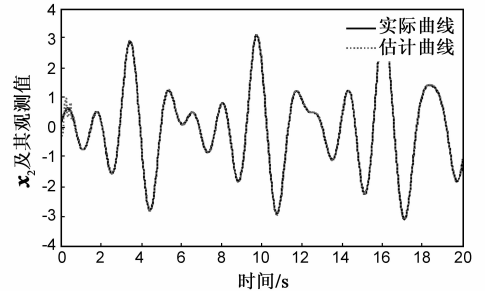


图3  $x_2$  与  $\hat{x}_2$  的状态估计曲线

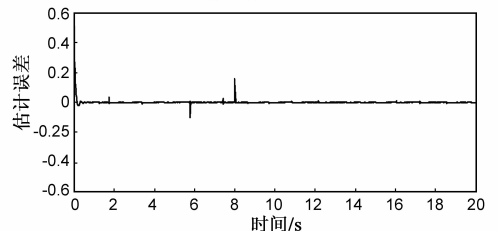


图4 输出  $\mathbf{y}$  相对误差

所示,其平均误差为 0.0075. 通过仿真结果可知,CCA 优化的神经网络观测器具有较好的稳定性,对非线性系统状态变量具有较好的逼近能力,且收敛速度较快. 其中,曲线的起始位置误差较大,这与网络初始参数值的选取有关;由误差曲线可知,当曲线在 0 值附近变化较频繁(极值点与拐点接近)时,估计误差也较大,说明该方法对频繁变化的反应能力仍有待进一步提高.

## 5 结论

本文基于特殊学习策略,提出用凸组合算法优化前向神经网络,并将其应用于观测器设计中. 仿真结果表明凸组合算法优化的神经网络观测器能够很好的观测非线性系统的状态. 该方法通过对网络参数的解耦与迭代得到所需权值,过程中没有引入导数的计算,从而大大简化了网络的计算,提高了计算效率. 相比于遗传算法,该方法不必对数据进行编译,因此具有较高的学习速度,并在处理实际问题时具有更强的泛化能力. 但该方法对初始参数的选取具有一定的依赖性,且对于高频变化且幅值较小的非线性函数,其可能收敛到局部最小,从而导致估计误差较大. 同时,该方法目前只适用于单隐层网络,对复杂非线性函数状态估计速度较快,但精度相比多隐层网络而言还有待进一步提高.

## 参考文献

- [1] M Zietz. The extended Luenberger observer for nonlinear systems[J]. *Systems & control Letters*, 1987, 9(2): 149 – 156.
- [2] Xia Xiao-hua, Gao Wei-bing. Nonlinear observer design by observer error linearization[J]. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 1989, 27(1): 199 – 216.
- [3] 刘恩东, 井元伟, 张嗣瀛. 基于动态神经网络的非线性组合系统自适应观测器[J]. *控制与决策*, 2004, 19(7): 764 – 768.  
Liu En-dong, Jing Yuan-wei, Zhang Si-ying. Adaptive observer of nonlinear composite systems based on neural networks[J]. *Control and Decision*, 2004, 19(7): 764 – 768. (in Chinese)
- [4] 齐国元, 陈增强, 袁著祉. 非线性系统智能状态估计研究进展与展望[J]. *控制理论与应用*, 2003, 20(6): 813 – 818.  
Qi Guo-yuan, Chen Zeng-qiang, Yuan Zhu-zhi. Evolution and prospect of intelligent state estimation for nonlinear system[J]. *Control Theory & Applications*, 2003, 20(6): 813 – 818. (in Chinese)
- [5] K J Hunt, D Sbarbaro, R Żbikowski, et al. Neural networks for control systems—A survey[J]. *Automatica*, 1992, 28(6): 1083 – 1112.
- [6] Yong H Kim, Frank L Lewis, Chaouki T Abdallah. Dynamic recurrent neural-network-based adaptive observer for a class of nonlinear systems[J]. *Automatica*, 1997, 33(8): 1539 – 1543.
- [7] 朱瑞军, 柴天佑. 基于动态神经网络的非线性系统鲁棒观测器设计[J]. *信息与控制*, 1998, 27(6): 421 – 425.  
Zhu Rui-jun, Chai Tian-you. Robust observer design for a class of nonlinear systems using current dynamic neural networks[J]. *Information and Control*, 1998, 27(6): 421 – 425. (in Chinese)
- [8] 杨晋勇, 贾英民. 基于动态神经网络的一类非线性不确定系统的自适应观测器[J]. *控制与决策*, 2002, 17(4): 447 – 449.  
Yang Jin-yong, Jia Ying-min. Adaptive observer for a class of nonlinear uncertain systems based on dynamical neural network[J]. *Control and Decision*, 2002, 17(4): 447 – 449. (in Chinese)
- [9] 闻新, 王青, 钱芳, 等. 一种自适应观测器设计和故障检测方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 1998, 24(6): 58 – 61.  
Wen Xin, Wang Qing, Qian Fang. Method of state observer design and fault detection[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 1998, 24(6): 58 – 61. (in Chinese)
- [10] 张洪钺, 金宏, 陈志炜, 等. 用 B-样条神经网络设计非线性观测器[J]. *自动化学报*, 2000, 26(2): 199 – 205.  
Zhang Hong-yue, Jin Hong, Chen Zhi-wei, et al. Nonlinear observer design for systems with unknown nonlinearity via B-spline network approach[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(2): 199 – 205. (in Chinese)
- [11] 杨晋勇, 贾英民. 基于动态神经网络的一类非线性不确定系统的自适应观测器[J]. *控制与决策*, 2002, 17(4): 447 – 449.  
Yang Jin-yong, Jia Ying-min. Adaptive observer for a class of nonlinear uncertain systems based on dynamical neural networks[J]. *Control and Decision*, 2002, 17(4): 447 – 449. (in Chinese)
- [12] 刘恩东, 井元伟, 张嗣瀛. 基于动态神经网络的非线性组合系统自适应观测器[J]. *控制与决策*, 2004, 19(7): 764 – 768.  
Liu En-dong, Jing Yuan-wei, Zhang Si-ying. Adaptive observer of nonlinear composite systems based on neural networks[J]. *Control and Decision*, 2004, 19(7): 764 – 768. (in Chinese)
- [13] Ferdose Ahammad Shaik, Shubhi Purwar, Bhanu Pratap. Real-time implementation of Chebyshev neural network observer for twin rotor control system[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(10): 13043 – 13049.
- [14] Wu Huai-ning, Li Han-xiong. Robust adaptive neural observer design for a class of nonlinear parabolic PDE systems[J]. *Journal of Process Control*, 2011, 21(8): 1172 – 1182.
- [15] 张雯丽, 刘国荣, 张伟, 等. 基于遗传算法优化的 BP 网络速度观测器的研究[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49

(12): 259 – 262.

ZHANG Wenli, LIU Guorong, ZHANG Wei, et al. Research of speed observer based on BP neural network optimized by Genetic Algorithm [J]. Computer Engineering and Applica-

tions, 2013, 49(12): 259 – 262. (in Chinese)

[16] Leong Kwan Li, Sally Shao, Ka-Fai Cedric Yiu. A new optimization algorithm for single hidden layer feedforward neural networks [J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(5): 2857 – 2862.

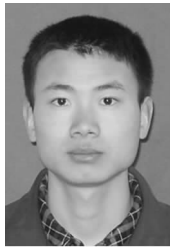
## 作者简介



闻 新(通讯作者) 男, 1961年3月出生, 辽宁沈阳人, 教授, 博士生导师. 长期从事航天器总体设计工作及航天器智能故障诊断工作. 曾主持国家 921 工程“神舟飞船故障模拟与仿真实验室”建设、组织完成若干国家“863”项目和总装支撑预研项目, 曾主持完成国家发改委“高精度卫星导航产品产业化”等项目. 曾担任中国航天科工集团公司研发中心主任中心副总师、

主任和总指挥等职务.

E-mail: wen\_xin2004@126.com



张兴旺 男, 1989年7月出生, 河北保定人, 沈阳航空航天大学飞行器设计专业硕士研究生, 主要研究方向为智能检测与诊断及航天器故障诊断技术.

E-mail: aaron\_zxw@163.com