

文章编号: 1006-4710(2013)03-0352-05

# 基于径向基函数神经网络观测器的设计及应用

钟斌<sup>1</sup>, 赵晓青<sup>1</sup>, 胡雪艳<sup>2</sup>

(1. 武警工程大学 装备工程学院, 陕西 西安 710086; 2. 武警工程大学 理学院, 陕西 西安 710086)

**摘要:** 为了解决系统状态变量不宜直接测量的问题, 利用神经网络能对任意函数逼近的原理, 采用 RBF 神经网络针对标准单输入、单输出系统, 利用可测变量为输入量, 在基本状态观测器的基础上设计了神经网络状态观测器。系统状态观测误差是收敛有界的, 并且该界与神经网络权值逼近误差有关, 合理设计神经网络参数, 将该观测器应用于起重摆角子系统, 利用小车位置变量为输入量, 实现对吊重摆角速度的现场软测量。仿真研究的结果表明, 神经网络观测器具有良好的快速响应性, 其观测时间小于 1 s; 当系统存在建模误差和参数摄动时, 神经网络观测器能较好地适应小车驱动力的输入形式; 神经网络观测器具有较平稳的观测过程。

**关键词:** 神经网络观测器; 起重机吊重系统; 径向基函数; 吊重摆角速度; 状态观测

中图分类号: TH213, TP271

文献标志码: A

## Load's Swing Angle Velocity Soft Measure for Crane Based on Neural Network Observer

ZHONG Bin<sup>1</sup>, ZHAO Xiaoqing<sup>1</sup>, HU Xueyan<sup>2</sup>

(1. Equipment Engineering College, Engineering University of Chinese Armed Police Force, Xi'an 710086, China;

2. Science College, Engineering University of Chinese Armed Police Force, Xi'an 710086, China)

**Abstract:** In order to solve the system state variable unsuitable direct measuring problem, the neural network observer is designed on the basis of basic state observer using neural network able to approximate arbitrary function and with RBF (radial basis function) neural network aiming at standard single input and single output (SISO) system and using measurable variables as the input amount. The system state observation error is convergent and bounded. And the error's boundary is related with the neural network weighted approximate error. Through rational design of neural network parameters, the observer is used in the load's swing subsystem of crane. The trolley's position variable is used as the input to realize the soft measurement of the loading swing angle velocity, the simulation research results indicate that the neural network is of a better fast response, whose observation time is less than 1s; when there exist the model construction error and parameter perturbation in the system, the neural network observer can be better adaptable to the input pattern of trolley's driving force. Accordingly, the neural network's observer is of better observing process.

**Key words:** neural network observer; crane-load system; RBF; load's swing angle velocity; state observer

径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络能以任意精度逼近任意连续函数<sup>[1-2]</sup>, 具有较强的鲁棒性。在对起重机吊重系统进行动力学建模时总会存在建模误差, 起重机工作时还会存在未知的外界干扰, 所以难以得到精确的起重机吊重系统

动力学模型。对于起重机吊重系统通常采用小车在大车上的位移、小车适时速度、吊重偏离竖直线的位置、即摆角和吊重摆角速度作为状态变量<sup>[3-4]</sup>。为了实现吊重防摇、吊重准确码放、吊具准确对位, 提高起重机的工作效率, 可以针对起重机吊重系统设

收稿日期: 2012-11-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51005246)。

作者简介: 钟斌, 男, 博士, 副教授, 研究方向为机电系统智能控制、军事装备技术。E-mail: zhongbinchina@163.com。

计状态反馈控制器对状态变量形成闭环调节<sup>[5]</sup>,也可分别对小车位移子系统和吊重摆角子系统进行控制器设计<sup>[6-9]</sup>,所以必须将小车位移、小车速度、吊重摆角和摆角速度信息适时提供给控制器。在起重机工作现场,可以通过位置传感器、速度传感器和三角形测量方法<sup>[10]</sup>分别对小车位移、速度和吊重摆角进行物理测量,获得状态变量适时信息,但吊重摆角速度不便于物理测量,因而对测得的摆角进行离散化并对时间取平均值并不能得到精确信息。事实上可以设计状态观测器,通过现场物理测量的变量信息观测,即状态观测(也称为状态估计或软测量)其余状态变量,如文献[11-12]就对吊重摆角小于5°的近似线性系统设计了基于小车位置信息的线性状态观测器对状态变量进行软测量,文献[3]还基于状态观测器设计了吊重防摇控制系统。但这些文献仅考虑了线性近似模型,未考虑对系统的建模误差和外扰影响。

为了克服系统建模误差和未知外界干扰引起的模型不确定性,本研究针对吊重摆角子系统设计了神经网络状态观测器对吊重摆角速度进行观测,以达到摆角速度现场软测量的目的,实现摆角无需实际角速度传感信号检测,具有重要的工程应用意义。

## 1 状态观测器设计

### 1.1 基本状态观测器设计

考虑标准单输入、单输出系统,即:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{b}[f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{x})\mathbf{u} + d(t)] \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}^T\mathbf{x} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T$ 为状态变量, $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ , $\mathbf{b} =$

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

现在对系统(2)设计观测器,以可测量的 $x_1$ 为输入量对 $x_2$ 进行软测量。

对系统(1)设计基本状态观测器,为:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{b}[\hat{f}(\hat{\mathbf{x}}) + \hat{g}(\hat{\mathbf{x}})\mathbf{u} - v(t)] + \\ \quad \mathbf{K}(y - \mathbf{C}^T\hat{\mathbf{x}}) \\ \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{C}^T\hat{\mathbf{x}} \end{cases} \quad (2)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}$ 和 $\hat{\mathbf{y}}$ 分别为 $\mathbf{x}$ 和 $y$ 的观测值, $\hat{f}(\hat{\mathbf{x}})$ 和 $\hat{g}(\hat{\mathbf{x}})$ 分别为函数 $f(\mathbf{x})$ 和 $g(\mathbf{x})$ 的观测值, $\mathbf{K}$ 为观测器增益向量, $\mathbf{K} = [k_1, k_2]^T$ , $v(t)$ 为观测器中的鲁棒项。

定义状态 $\mathbf{x}$ 和系统输出 $y$ 的观测误差分别为 $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}$ 和 $\tilde{y} = y - \hat{y}$ ,则系统误差方程为:

$$\begin{cases} \dot{\tilde{\mathbf{x}}} = (\mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C}^T)\tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{b}[\tilde{f}(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) + \tilde{g}(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}})\mathbf{u} + \\ \quad d(t) + v(t)] \\ \tilde{y} = \mathbf{C}^T\tilde{\mathbf{x}} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\tilde{f}(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = f(\mathbf{x}) - \hat{f}(\hat{\mathbf{x}})$ , $\tilde{g}(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = g(\mathbf{x}) - \hat{g}(\hat{\mathbf{x}})$ 分别为函数 $f(\mathbf{x})$ 和 $g(\mathbf{x})$ 的观测误差。如果 $k_1$ 和 $k_2$ 不存在建模误差和未知外界干扰,则只要合理选取 $k_1$ 和 $k_2$ 就能保证观测误差收敛。

### 1.2 神经网络状态观测器设计

事实上 $f(\mathbf{x})$ 和 $g(\mathbf{x})$ 往往存在建模误差和外界干扰,又不易合理设计式(2)中的鲁棒项,所以可以在基本状态观测器的基础上,利用人工神经网络对任意函数以任意精度逼近这一原理,采用RBF神经网络逼近 $f(\mathbf{x})$ 和 $g(\mathbf{x})$ ,即:

$$\begin{cases} f(\mathbf{x}) = \mathbf{W}_1^T\boldsymbol{\sigma}_1(\mathbf{x}) + \varepsilon_1(\mathbf{x}) \\ g(\mathbf{x}) = \mathbf{W}_2^T\boldsymbol{\sigma}_2(\mathbf{x}) + \varepsilon_2(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\boldsymbol{\sigma}_1(\mathbf{x})$ 和 $\boldsymbol{\sigma}_2(\mathbf{x})$ 为用于逼近 $f(\mathbf{x})$ 和 $g(\mathbf{x})$ 的RBF网络的高斯基函数; $\varepsilon_1(\mathbf{x})$ 和 $\varepsilon_2(\mathbf{x})$ 为神经网络的建模误差; $\mathbf{W}_1$ 和 $\mathbf{W}_2$ 为神经网络权值。

函数 $f(\mathbf{x})$ 和 $g(\mathbf{x})$ 的神经网络估计值为:

$$\begin{cases} \hat{f}(\hat{\mathbf{x}}) = \hat{\mathbf{W}}_1^T\boldsymbol{\sigma}_1(\hat{\mathbf{x}}) \\ \hat{g}(\hat{\mathbf{x}}) = \hat{\mathbf{W}}_2^T\boldsymbol{\sigma}_2(\hat{\mathbf{x}}) \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\hat{\mathbf{W}}_1$ 和 $\hat{\mathbf{W}}_2$ 为神经网络权值的估计值。

由式(4)和式(5)可得函数 $f(\mathbf{x})$ 和 $g(\mathbf{x})$ 的神经网络观测器观测误差,为:

$$\begin{cases} \tilde{f}(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = \tilde{\mathbf{W}}_1^T\boldsymbol{\sigma}_1(\hat{\mathbf{x}}) + w_1(t) + \varepsilon_1(\mathbf{x}) \\ \tilde{g}(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = \tilde{\mathbf{W}}_2^T\boldsymbol{\sigma}_2(\hat{\mathbf{x}}) + w_2(t) + \varepsilon_2(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\tilde{\mathbf{W}}_1 = \mathbf{W}_1 - \hat{\mathbf{W}}_1$ 和 $\tilde{\mathbf{W}}_2 = \mathbf{W}_2 - \hat{\mathbf{W}}_2$ 为权值估计误差; $w_1(t) = \mathbf{W}_1^T\hat{\boldsymbol{\sigma}}_1(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}})$ , $w_2(t) = \mathbf{W}_2^T\hat{\boldsymbol{\sigma}}_2(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}})$ 。

于是,可设计神经网络状态观测器为:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{b}[\hat{\mathbf{W}}_1^T\boldsymbol{\sigma}_1(\hat{\mathbf{x}}) + w_1(t) + \varepsilon_1(\mathbf{x}) + \\ \quad (\hat{\mathbf{W}}_2^T\hat{\boldsymbol{\sigma}}_2(\hat{\mathbf{x}}) + w_2(t) + \varepsilon_2(\mathbf{x}))\mathbf{u} + d(t) + \\ \quad v(t)] \\ \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{C}^T\hat{\mathbf{x}} \end{cases} \quad (7)$$

神经网络观测器误差方程为:

$$\begin{cases} \dot{\tilde{\mathbf{x}}} = (\mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C}^T)\tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{b}[\tilde{\mathbf{W}}_1^T\boldsymbol{\sigma}_1(\hat{\mathbf{x}}) + w_1(t) + \\ \quad \varepsilon_1(\mathbf{x}) + (\tilde{\mathbf{W}}_2^T\boldsymbol{\sigma}_2(\hat{\mathbf{x}}) + w_2(t) + \\ \quad \varepsilon_2(\mathbf{x}))\mathbf{u} + d(t) + v(t)] \\ \tilde{y} = \mathbf{C}^T\tilde{\mathbf{x}} \end{cases} \quad (8)$$

## 2 状态观测误差收敛性分析

定理 当输入信号  $u$  有界, 即  $|u| \leq u_d$  时, 设计鲁棒项  $v(t) = -D \frac{\tilde{y}}{|\tilde{y}|}$  和神经网络权值, 即:

$$\begin{cases} \dot{\tilde{W}}_1 = F_1 \sigma_1(\hat{x}) \tilde{y} - q_1 F_1 |\tilde{y}| \tilde{W}_1 \\ \dot{\tilde{W}}_2 = F_2 \sigma_2(\hat{x}) \tilde{y} - q_2 F_2 |\tilde{y}| \tilde{W}_2 \end{cases} \quad (9)$$

其中,  $F_i = F_i^T > 0, q_i > 0, i = 1, 2$

则式(7)中系统状态误差  $\tilde{x}$  收敛。

为了证明该定理, 首先给出引理。

引理 考虑线性时变系统

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t), x(0) = x_0$$

其中,  $x(t) \in R^n, u(t) \in R^m, A \in R^{n \times n}, B \in R^{n \times m}$ 。则存在不等式, 为:

$$\|x(t)\| \leq \lambda_1 + \lambda_2 \|u(t)\|^\alpha, \forall t \geq 0$$

其中,  $\lambda_1$  以指数形式衰减为零,  $\lambda_2$  为与  $A$  特征值有关的正常数。

证明: 在式(8)中令:

$$\tilde{u} = \tilde{W}_1^T \sigma_1(\hat{x}) + w_1(t) + \varepsilon_1(x) + (\tilde{W}_2^T \sigma_2(\hat{x}) + w_2(t) + \varepsilon_2(x))u + d(t) + v(t) \quad (10)$$

则系统状态方程变为:

$$\dot{\tilde{x}} = (A - KC^T)\tilde{x} + b\tilde{u}$$

由引理:

$$\|\tilde{x}\| \leq \lambda_1 + \lambda_2 \|\tilde{u}\|^\alpha \quad \forall t \geq 0$$

令:  $c = w_1(t) + \varepsilon_1(x) + (w_2(t) + \varepsilon_2(x))u + d(t) + v(t)$ , 由式(10)得:

$$\begin{aligned} \|\tilde{u}\|^\alpha &= \|\tilde{W}_1^T \sigma_1(\hat{x}) + \tilde{W}_2^T \sigma_2(\hat{x})u + c\|^\alpha \leq \\ &\|\tilde{W}_1^T \sigma_1(\hat{x})\|^\alpha + \|\tilde{W}_2^T \sigma_2(\hat{x})u\|^\alpha + c_4 \end{aligned} \quad (11)$$

其中,  $\|c\|^\alpha \leq c_4$ 。

又:

$$\begin{aligned} \|\tilde{W}_1^T \sigma_1(\hat{x})\|^\alpha &\leq \|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \|\sigma_1(\hat{x})\|_2^\alpha = \\ &\|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \sqrt{\int_0^t e^{-\alpha(t-\tau)} \sigma_1(\hat{x}) \sigma_1^T(\hat{x}) d\tau} = \\ &\|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \|\sigma_1(\hat{x})\| \sqrt{\int_0^t e^{-\alpha(t-\tau)} d(-\alpha(t-\tau))} = \\ &\|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \|\sigma_1(\hat{x})\| \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \sqrt{1 - e^{-\alpha t}} \\ &\leq \|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \frac{1}{\sqrt{\alpha}} c_5 \end{aligned} \quad (12)$$

同理,

$$\|\tilde{W}_2^T \sigma_2(\hat{x})\|_2^\alpha \leq \|\tilde{W}_2^T\|_F^\alpha \frac{1}{\sqrt{\alpha}} c_6 \quad (13)$$

式(12)和式(13)中,  $c_5 = \|\sigma_1(\hat{x})\| \sqrt{1 - e^{-\alpha t}}, c_6 = \|\sigma_2(\hat{x})\| \sqrt{1 - e^{-\alpha t}} u_d$ 。

所以,

$$\begin{aligned} \|x(t)\| &\leq \lambda_1 + \lambda_2 (\|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha \frac{1}{\sqrt{\alpha}} c_5 + \|\tilde{W}_2^T\|_F^\alpha \frac{1}{\sqrt{\alpha}} c_6 + \\ &c_4) = c_3 + c_4 + (c_5 \|\tilde{W}_1^T\|_F^\alpha + \\ &c_6 \|\tilde{W}_2^T\|_F^\alpha) \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $c_3 = \lambda_1, c_4 = \lambda_2 c_4, c_5 = \lambda_2 c_5, c_6 = \lambda_2 c_6$ , 而且  $c_3$  以指数形式趋近于零,  $c_4, c_5$  和  $c_6$  为正常数。

由式(14)可知, 系统状态误差是收敛有界的, 并且其收敛界与神经网络权值逼近误差  $\|\tilde{W}_1\|_F$  和  $\|\tilde{W}_2\|_F$  有关。通过合理设计神经网络各参数, 观测器(7)就能对  $x_2$  进行适时观测, 可实现无速度传感信号检测。

## 3 起重机吊重摆角子系统

考虑图1所示的起重机吊重摆角子系统, 即:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -\frac{1}{l(M+m \sin^2 x_1)} \left[ \frac{1}{2} m l x_2^2 \sin 2x_1 + (M+m)g \sin x_1 + u \cos x_1 \right] + d(t) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (15)$$

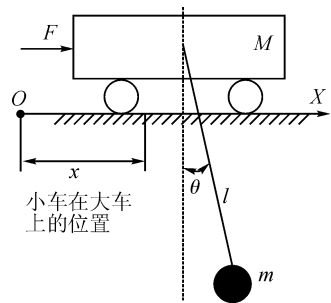


图1 起重机吊重示意图  
Fig.1 Model of the crane-load system

式中,  $x_1 = \theta; x_2 = \dot{\theta}$  为摆角速度, 输出  $u = F, d(t)$  为未知外界干扰。 $M$  为小车质量;  $m$  为吊重质量(单位为 kg);  $l$  为起升绳长(单位为 m)。

式(15)中可令:

$$f(x) = -\frac{\frac{1}{2}mlx_2^2\sin 2x_1 + (M+m)g\sin x_1}{l(M+m\sin^2 x_1)}$$

$$g(x) = -\frac{\cos x_1}{l(M+m\sin^2 x_1)}$$

即可得式(1)的标准型。

#### 4 神经网络观测器对小车吊重摆角速度软测量

为了验证观测器(7)设计的合理性和有效性,考虑系统(15)存在建模误差和存在外界干扰时,进行神经网络状态观测器的仿真验证,分别令:

$$\begin{cases} f_1(x) = -\frac{1}{lM}\left[\frac{1}{2}mlx_2^2\sin 2x_1 + (M+m)g\sin x_1\right] \\ g_1(x) = -\frac{\cos x_1}{lM}, d_1(t) = 0 \end{cases},$$

$$\begin{cases} f_2(x) = -\frac{\frac{1}{2}mlx_2^2\sin 2x_1 + (M+m)g\sin x_1}{l(M+m\sin^2 x_1)} \\ g_2(x) = -\frac{\cos x_1}{l(M+m\sin^2 x_1)}, d_2(t) = 2\sin 5t \end{cases}$$

仿真参数为: $M = 25 \times 10^3 \text{ kg}$ ,  $m = 5 \times 10^3 \text{ kg}$ ,  $l = 5 \text{ m}$ ,  $g = 9.81 \text{ m/s}^2$ 。RBF神经网络基函数节点为10个。 $k_1 = 400$ ,  $k_2 = 800$ ,  $F_1 = 5 \times 10^4 \mathbf{I}_5$ ,  $F_2 = 5 \times 10^3 \mathbf{I}_5$ , 其中 $\mathbf{I}_5$ 为5阶单位阵,  $q_1 = q_2 = 0.001$ 。状态变量初值为: $\mathbf{x}(0) = [0.175 \text{ rad}, 0]^\text{T}$ ,  $\dot{\mathbf{x}}(0) = [0, -0.2 \text{ rad/s}]^\text{T}$ 。小车驱动力为

$$F = \begin{cases} 2000 \text{ N} & 0 \leq t \leq 3 \\ 1500\sin(25\pi t) \text{ N} & 3 < t \leq 10 \end{cases}$$

图2是对系统存在建模误差时(取 $f_1(\mathbf{x})$ 、 $g_1(\mathbf{x})$ 、 $d_1(t)$ , 参数摄动 $M = 25 \times 10^3 \text{ kg}$ )的仿真结果,从图2可以看出,神经网络观测器的观测时间定义为状态变量观测 $t_0 = 0.27 \text{ s}$ 。在观测时间之后,基本观测器和神经网络观测器能有效地观测吊重摆角速度,在小车驱动力输入形式发生变化时,神经网络观测器的观测误差几乎无变化,所以神经网络观测器对外界输入具有良好的适应性。神经网络观测器除了由于状态变量初值不同引起的单峰现象,并无振荡现象,观测过程较平缓。

图3是对系统存在外界干扰时(取 $f_2(\mathbf{x})$ 、 $g_2(\mathbf{x})$ 、 $d_2(t)$ )的仿真结果对比,从图3可以看出,神经网络观测器的观测时间 $t_0 = 0.66 \text{ s}$ ,在观测时间之后,神经网络观测器能有效地观测吊重摆角速度;当系统受到外界干扰时观测器观测误差能迅速收敛,所以神经网络观测器对外界干扰具有较强的鲁

棒性。

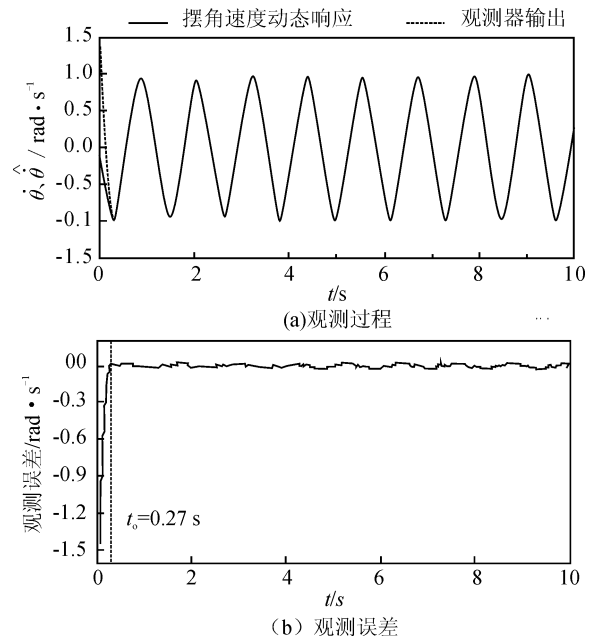


图2 存在建模误差时观测器的观测结果

Fig. 2 Observed results of observer while modeling error

由于起重机吊重系统往往存在系统参数摄动和未知外界干扰,所以设计鲁棒性较强的神经网络观测器具有重要的工程价值。

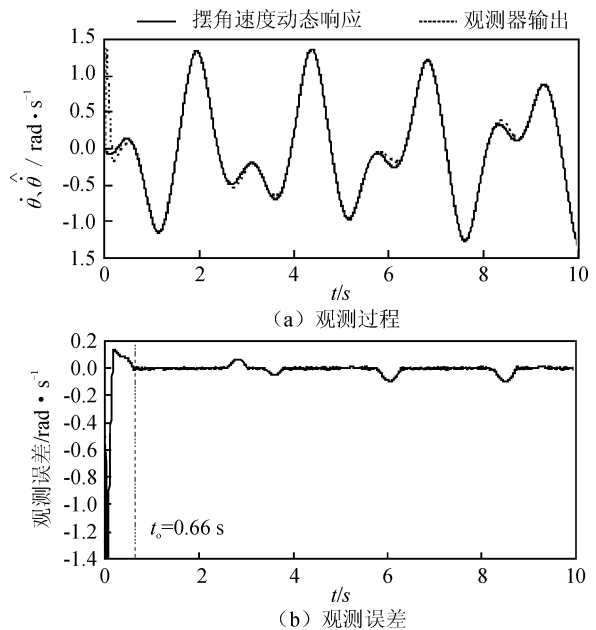


图3 存在外界干扰时观测器的观测结果

Fig. 3 Observed results of observer while external disturbance

#### 4 结论

利用RBF神经网络能对任意函数逼近的原理,设计神经网络观测器,并将该观测器应用于吊重摆角速度的软测量,仿真过程证实了观测器设计的合

理性和实用性,并得出了重要结论:

(1)神经网络观测器的观测时间小于1 s,并具有良好的快速响应性;

(2)当系统存在建模误差和参数摄动时,神经网络观测器能较好地适应小车驱动力的输入形式;

(3)除了由于状态观测器和原系统状态变量差异引起的单峰现象外,在达到观测时间的观测过程中,并无明显振荡现象,所以神经网络观测器具有较平稳的观测过程。

### 参考文献:

[1] 薛艳敏,刘宏昭. 基于BP神经网络的机器人视觉控制方法[J]. 西安理工大学学报, 2009, 25(2): 156-159.

Xue Yanmin, Liu Hongzhao. Visual servo control over RBT-6T/S04S robot based on neural networks[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2009, 25(2): 156-159.

[2] 罗宏浩,廖自力. 基于神经网络的内置式永磁电动机弱磁区最佳电流相位曲线拟合[J]. 兵工学报, 2012, 33(7): 870-874.

Luo Honghao, Liao Zili. Optimal current phase curve fitting of IPM motors in flux-weakening region based on neural network[J]. Acta Armamentarii, 2012, 33(7): 870-874.

[3] 贾鹤鸣,张利军,齐雪. 基于神经网络的水下机器人三维航迹跟踪控制[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(7): 877-883.

Jia Heming, Zhang Lijun, Qi Xue. Three-dimensional path tracking control for autonomous underwater vehicle based on neural network[J]. Control Theory & Applications, 2012, 29(7): 877-883.

[4] 钟斌,程文明,吴晓,等. 桥门式起重机吊重防摇状态反馈控制系统设计[J]. 电机与控制学报, 2007, 11(5): 492-496.

Zhong Bin, Cheng Wenming, Wu Xiao, et al. Design of the state feedback control system for the load's anti-swing of overhead crane[J]. Electric Machines and Control, 2007, 11(5): 492-496.

[5] Kang G B, Kim Y B, An S B, et al. A new approach to anti-sway system design for a container crane: proceedings of SICE annual conference [C]. Fujian: China, 2003: 2289-2291.

[6] 钟斌. 基于吊重防摇控制的起重机快速对位关键技术研究[D]. 四川:西南交通大学, 2007.

Zhong Bin. Critical technique for crane's fast contra-rotation based on load's anti-swing control[D]. Si Chuan: Southwest JiaoTong University, 2007.

[7] 王晓军,邵惠鹤. 基于模糊的桥式起重机的定位和防摆控制研究[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(4): 936-937.

Wang Xiaojun, Shao Huihe. Fuzzy logic-based anti-swing and position control for bridge cranes[J]. Journal of System Simulation, 2005, 17(4): 936-937.

[8] 董明晓,郑康平,张明勤. 桥式起重机消摆控制仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(6): 1459-1461.

Dong Mingxiao, Zheng Kangping, Zhang Mingqin. Study on simulation for eliminating payload oscillation of overhead cranes[J]. Journal of System Simulation, 2005, 17(6): 1459-1461.

[9] Chengyuan C, Shihwei H, Kuohung C. A practical fuzzy controllers scheme of overhead crane[J]. Journal of Control Theory and Applications, 2005, (3): 266-270.

[10] 李树江,胡韶华,吴海,等. 基于逆系统方法的内模控制在吊车消摆运动中的应用[J]. 信息与控制, 2005, 34(6): 737-741.

Li Shujiang, Hu Shaohua, Wu Hai. Application of internal model control based on inverse system method to anti-swing of crane[J]. Information and Control, 2005, 34(6): 737-741.

[11] 钟斌,程文明,唐连生. 起重机吊重智能防摇CA控制系统的设计[J]. 起重运输机械, 2007, (6): 38-40.

Zhong Bin, Cheng Wenming, Tang Liansheng. Design of CAN control system for the load's intelligent anti-swing of overhead traveling crane[J]. Hoisting and Conveying Machinery, 2007, (6): 38-40.

[12] 李树江,胡韶华,吴海. 基于LQR和变论域模糊控制的吊车防摆控制[J]. 控制与决策, 2006, 21(3): 289-292.

Li Shujiang, Hu Shaohua, Wu Hai. Anti-swing control of crane based on LQR and variable universe fuzzy control[J]. Control and Decision, 2006, 21(3): 289-292.

[13] 吴晓,程文明,钟斌. 基于降维观测器的起重机吊重防摇系统研究[J]. 计算机仿真, 2007, 24(8): 323-326.

Wu Xiao, Cheng Wenming, Zhong Bin. Load anti-swing system of overhead crane and gantry crane based on reduced dimension observer[J]. Computer Simulation, 2007, 24(8): 323-326.

(责任编辑 李虹燕)