

文章编号 1004-924X(2012)04-0818-08

应用径向基函数神经网络的经纬仪跟踪误差建模

李 淼^{1,2*}, 高慧斌¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘要:提出了一种基于径向基函数(RBF)神经网络建立光电经纬仪等效跟踪误差模型的方法来评价光电经纬仪的跟踪性能。分析了光电经纬仪存在的非线性因素,说明了采用理论建模方法难以准确描述其全部过程的原因。然后,介绍了RBF神经网络和靶标系统,基于一组靶标参数建立了RBF神经网络模型,并更换靶标参数进行模型验证。最后,对更换后的靶标参数进行重新训练建模,并改变参数周期,对模型进行了验证。实验结果表明:所建的神经网络模型精度与靶标参数有关,当动态靶标的半锥角 a 为 21.2° ,倾角 b 为 43.8° ,靶标匀速运行周期 T 为 8.5 s 时,网络模型在靶标速度最大时误差也达到最大为 $3.18'$,其它时刻均小于 $0.6'$ 。当 a 为 16.6° , b 为 37.5° , T 为 13 s 时,模型最大误差为 $1.8'$ 左右,在此模型下真实输出与网络模型输出的最大偏差为 $2.4'$ 左右,其它时刻均小于 $1.2'$ 。结果表明,采用RBF神经网络所建立的跟踪误差模型能够反应真实系统的情况,是可行实用的,且具有较高的精度和泛化能力。

关键词:径向基函数(RBF)神经网络;光电经纬仪;非线性;跟踪误差;模型验证

中图分类号:V556;TP183 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122004.0818

Modeling for tracking error of theodolite based on RBF neural network

LI Miao^{1,2*}, GAO Hui-bin¹

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

* Corresponding author, E-mail: limiao1983331@yahoo.com.cn

Abstract: To effectively evaluate the tracking ability of a photoelectric theodolite, a new tracking error model based on the Radial Basis Function(RBF) neural network was established. First, the nonlinear factors existing in the theodolite were described and the reason why the system was hard to be modeled based on theory was discussed. Then, the RBF neural network theory and the target system were introduced, and the RBF neural network model was built and verified in different parameters. Finally, the network model with new parameters and data was trained and the new network model was obtained through changing parameter periods. Experimental results indicate that the precision of the neural network is closely dependent on the target system parameters. When the half cone angle(a) and the tilt angle(b) of a dynamic target are 21.2° and 43.8° , respectively, and the moving period(T) is 8.5 s , the maximum model error is $3.18'$ in the acceleration coming to the maximum. And for other

收稿日期:2011-05-04;修订日期:2011-05-26.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2008AA 0047)

time, the model error is less than $0.6'$. Furthermore, when the a and b are 16.6° , 37.5° , and T is 13 s, the maximum model error is about $1.8'$. With the network model, the maximum error between model output and real output is $2.4'$ in the speed coming to maximum. And for other time, the maximum model error is less than $1.2'$. The results indicate that the network model based on RBF neural network can replace a real system in a certain sense. It is feasible and has high accuracy and important value to the engineering practice.

Key words: Radial Basis Function (RBF) neural network; photoelectric theodolite; nonlinearity; tracking error; model verification

1 引 言

光电经纬仪是光电跟踪测量的重要设备,主要用于测量空中飞行目标的外弹道参数,包括每一时刻的位置,速度,加速度等,同时兼作飞行姿态和事件的记录和测量^[1]。这类设备都要求系统具有较高的跟踪精度,较小的跟踪误差,以及良好的实时性。目前对光电经纬仪的研究,已经取得了一些成果,能够满足一定的跟踪精度要求^[2-4]。

近年来,随着研究的深入,对光电经纬仪的跟踪精度指标、评价方法等提出了新的要求。因此研究用新的方法建立光电经纬仪的准确数学模型已成为进一步开展该项研究的基础。本文应用系统辨识与软件测试理论,采用径向基函数(RBF)神经网络辨识方法,对光电经纬仪动态靶标输入与跟踪误差输出的关系进行建模,建立了其等效跟踪误差的神经网络模型,并研究了不同参数下所建模型的特点,通过模型验证,对真实的误差输出与通过网络模型的误差输出进行了对比。结果表明,采用RBF神经网络所建立的跟踪误差模型能够反应真实系统的情况,具有较高的精度和泛化能力以及重要的实用价值和理论价值。

2 光电经纬仪的非线性特性分析

传统的光电经纬仪建模,多采用基于机理建模的方法,即通过研究系统本身的机理,如本身的物理,机械,电气特性等建立数学模型。这种方法主要运用一些已知的定律和原理建立系统的数学模型,这种方法也称为理论建模。基于这种方法的经纬仪建模已经取得了一定的成果^[4-6]。然而,实际工作中,经常会有一些未建模因素致使理论模型无法准确反映实际系统。这些未建模因素主

要包括:

(1) 离散化因素带来的误差

在经纬仪控制方法上,经常采用位置环,速度环双闭环调节的形式。实际应用时,由于传感器响应速度有限,当对不同的传感器进行时间同步时,会带来一些滞后误差。另外,对信号进行采样过程中,两个采样时间中间的信号是保持的,这也是离散化带来的又一影响。

(2) 功率放大器的非线性

功率放大器是一个带有死区的饱和环节,当输入信号比较小时,由于功率放大器死区的存在,功放没有输出;只有比例增大到一定程度才会有输出,并且,功率放大器的输出是有限的,输出达到最大值时,功放出现饱和,不能任意增加。

(3) PWM 脉宽调制的误差

PWM 脉宽调制的位数是有限的,不能无限大,因此它每一位的分辨力有限,从而带来分辨力误差。

(4) 电视及编码器处理部分的误差

电视处理部分需要对目标进行成像并且处理,引起滞后效应,因此会给系统带来滞后误差;对编码器测得的位置进行微分,还会带来噪声。

(5) 低速时的非线性

低速时出现死区以及一些不确定的非线性环节等。虽然对低速情况下的非线性过程已有不少研究^[7-8],但建模效果并不理想,与实际尚有差距。它的未建模因素和非线性过程无论在低速还是高速的情况下,都是存在的,此时用理论建模的方法,难以准确描述其全部过程。

3 RBF 神经网络建模原理及模型构建

RBF 神经网络是一个 3 层前向型神经网络,它采用高斯函数等 RBF 基函数作为神经元传递

函数,理论上能以任意精度逼近相当广泛的非线性映射^[9]。相对于 BP 神经网络需要更多的神经元,它的训练速度更快,在输入向量样本数目较多的情况下,RBF 神经网络的效果是很好的。

3.1 RBF 的神经元模型

RBF 神经元具有多种不同的传递函数,最常用的是高斯型传递函数^[10],它的表达式为:

$$radbas(n) = e^{-n^2}, \quad (1)$$

它的图形如图 1 所示:

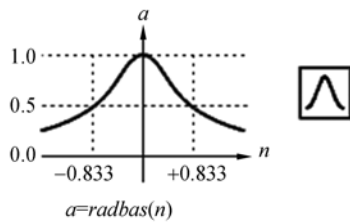


图 1 高斯型 RBF 基神经元传递函数示意图
Fig. 1 Gauss RBF neural transferring function

当 RBF 基传递函数的输入为 0 时,此 RBF 基传递函数取得其最大值 1。RBF 基网络神经元模型如图 2 所示,随着权值向量 w 与输入向量 p 之间距离的减小,输出逐渐增大。因此,对于一个 RBF 基神经元,当输入 p 与权值 w 完全相等时,此神经元的输出恰好为 1。

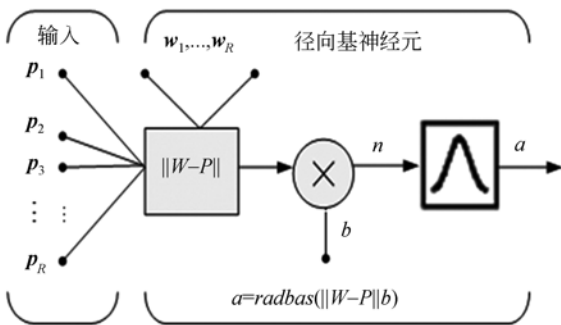


图 2 RBF 基网络神经元模型示意图
Fig. 2 Neuron model of RBF network

其中: p_1, p_2, \dots, p_R 是网络的输入; w_1, w_2, \dots, w_R 是权值向量; b 是偏差,用来调节 RBF 神经元的灵敏度。

3.2 RBF 的神经网络结构模型

在结构上,RBF 基网络通常由 RBF 神经元层和输出层 2 层组成^[11]。第一层为 RBF 神经元

层,采用高斯函数;第二层是线性输出层,采用线性函数,它的结构如图 3 所示:

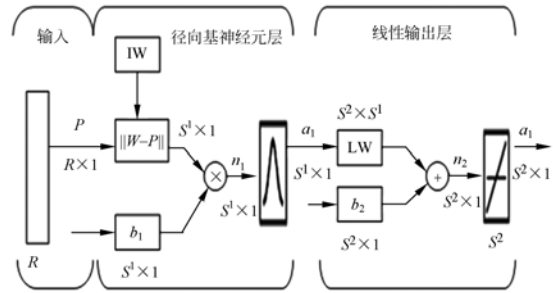


图 3 RBF 神经网络结构示意图
Fig. 3 Neuron network of RBF

3.3 建立 RBF 的神经网络的算法流程^[12]

- (a)取经纬仪的输入时间序列与输出误差序列;
- (b)构造 RBF 神经网络模型的初始结构,包括输入层节点数,隐层节点数;
- (c)对网络的权值和阈值进行初始化操作;
- (d)网络进行学习训练直到达到规定的学习精度;
- (e)对网络进行泛化,验证网络效果。

4 结果与分析

4.1 实验所采用的信号

实验采用的输入信号为光学动态靶标的输出信号,光学动态靶标是检测光电经纬仪跟踪性能的主要工具。靶标与经纬仪的空间运动关系^[1]如图 4 所示:

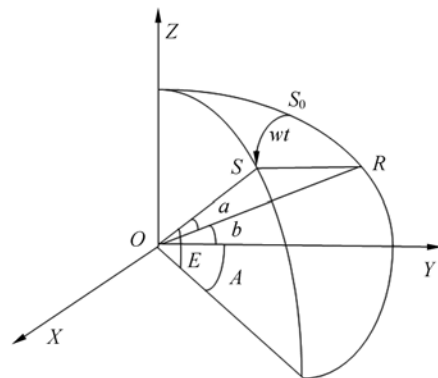


图 4 动态靶标与光电经纬仪空间运动关系示意图
Fig. 4 Moving relationship between dynamic target and theodolite

在图 4 中, S 为动态靶标上模拟目标的光点, S 以空间某一特定位置 O 为圆心, 以直线 OR 为旋转轴线, 在与 OR 相垂直的平面上旋转。S 点的出射光形成以 O 点为顶点的光锥, O 点是光锥的顶点, 也是光电经纬仪水平轴、垂直轴和视轴 3 轴的交点, 光电经纬仪对 S 点进行跟踪。a 为 S 点出射光与旋转轴 OR 的夹角, 即光锥的半锥角, 也是光电经纬仪视轴与动态靶标旋转轴的夹角。b 为旋转轴线 OR 与水平面的倾角, A 为光电经纬仪方位角, E 为光电经纬仪的仰角, 以 S₀ 作为动态靶标旋转零点, 光学目标从 S₀ 运动到 S 点时, 相对于旋转轴线的转角为 θ, θ=ωt, 其中, ω 为

匀速转动的角速度, t 为目标运动所用的时间。

根据三角球面定理, 靶标的运动模型为:

$$E = \arcsin(\cos a \sin b + \sin a \cos b \cos \theta) \quad (2)$$

$$A = \arcsin\left(\frac{\sin a \sin \theta}{\cos E}\right) \quad (3)$$

靶标的运动角速度, 角加速度模型为:

$$\dot{E} = \frac{-\omega \sin a \cos b \sin \theta}{\cos E} \quad (4)$$

$$\dot{A} = \frac{\sin A \sin E \cdot \dot{E} + \omega \sin a \cos b \theta}{\cos E \sin A} \quad (5)$$

$$\ddot{E} = \frac{\dot{E}^2 \sin E - \omega^2 \sin a \cos b \cos \theta}{\cos E} \quad (6)$$

$$\ddot{A} = \frac{(\dot{A}^2 + \dot{E}^2) \sin A \cos E + 2 \cos A \sin E \cdot \dot{A} \dot{E} + \sin A \sin E \cdot \ddot{E} - \omega^2 \sin a \sin \theta}{\cos E \sin A} \quad (7)$$

实验中, 选取动态靶标的半锥角 a=21.2°, 倾角 b=43.8°, 动态靶标匀速运动周期 T=8.5 s, 此时的靶标位置、速度、加速度如图 5, 图 6, 图 7 所示。

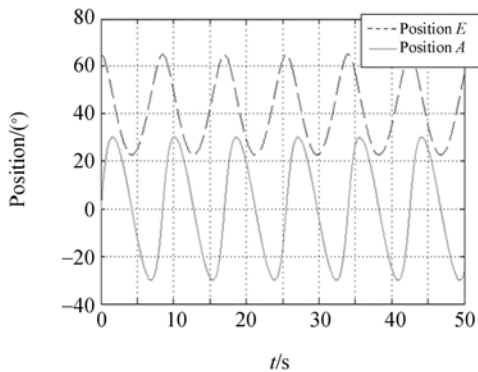


图 5 靶标的位置图

Fig. 5 Position of dynamic target

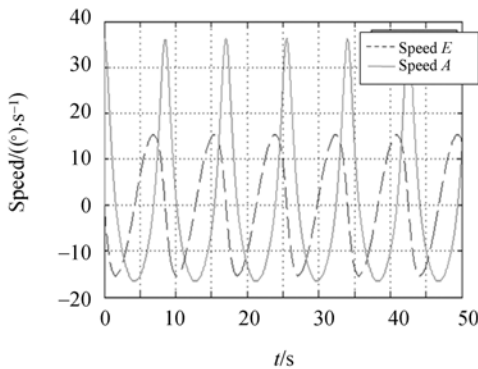


图 6 靶标的速度图

Fig. 6 Speeds of dynamic target

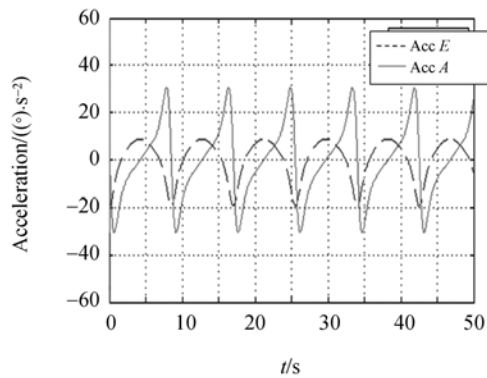


图 7 靶标的加速度图

Fig. 7 Acceleration of dynamic target

4.2 实验结果

采用某光电经纬仪的输入和输出跟踪误差数据序列, 根据上述方法构建神经网络。光电经纬仪的输入信号为动态靶标做匀速圆周运动的信号, 选取光电经纬仪输入时间序列的前 2 000 个数据作为训练样本, 训练误差精度为 2.4425×10^{-11} , 后 2 000 个数据作为验证样本, 得到图 8, 图 9 的结果。

从图 8 可以看出辨识的网络模型在靶标位置为 0° 时误差较大, 结合图 5, 图 6 分析可知, 靶标位置为 0° 时速度达到最大, 说明网络模型在靶标速度最大时, 模型误差达到最大。图 9 是此时网络模型输出与真实输出之间的误差, 最大误差为 0.053°, 即 3.18', 出现在靶标速度最大的时刻, 其它时刻均小于 0.6'。这说明, 该 RBF 神经网络模

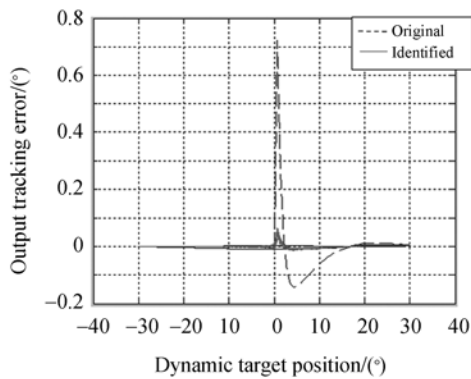


图 8 靶标运动位置与输出跟踪误差的关系图

Fig. 8 Relationship between dynamic target and output error when $a=21.2^\circ, b=43.8^\circ, T=8.5\text{ s}$

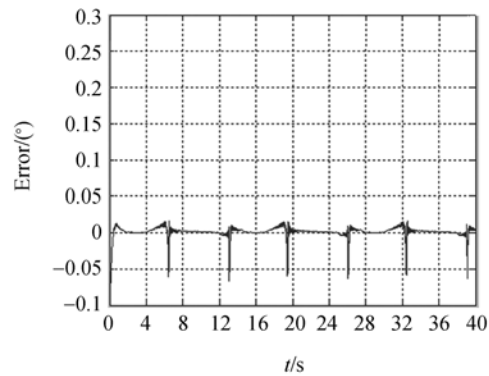


图 10 模型验证的误差图

Fig. 10 Model errors of model verification

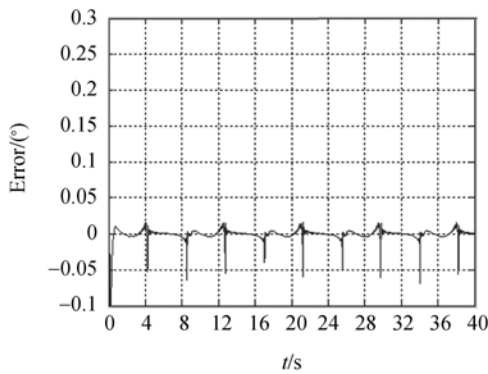


图 9 $a=21.2^\circ, b=43.8^\circ, T=8.5\text{ s}$ 时网络模型误差图
Fig. 9 Model errors when $a=21.2^\circ, b=43.8^\circ, T=8.5\text{ s}$

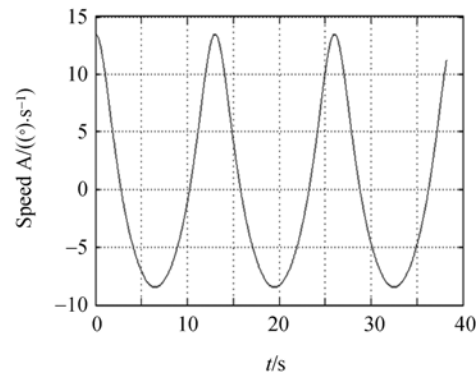


图 11 $a=16.6^\circ, b=37.5^\circ, T=13\text{ s}$ 时的靶标速度
Fig. 11 Speeds of dynamic target when $a=16.6^\circ, b=37.5^\circ, T=13\text{ s}$

型,具有较高的精确度,在一定程度上代表了原系统。

4.2 模型验证

4.2.1 改变靶标 3 个参数

为了验证用此方法建立的模型的泛化能力,采用不同靶标参数下的输出数据作为模型的输入,对模型进行验证,得到图 10 的结果,其中,靶标参数为: $a=16.6^\circ, b=37.5^\circ, T=13\text{ s}$,此时靶标速度如图 11 所示:

由图 10 可知,在靶标参数 $a=21.2^\circ, b=43.8^\circ, T=8.5\text{ s}$ 时所建立的神经网络模型,在靶标参数变为 $a=16.6^\circ, b=37.5^\circ, T=13\text{ s}$ 输入下的模型误差的最大值不超过 0.053° ,即 $3.18'$ 。由图 6,图 11 可知,新参数下的靶标速度减小,最大速度由 $36^\circ/\text{s}$ 降至 $13.5^\circ/\text{s}$,说明网络模型在靶标速度降低的情况下,对靶标参数变化不敏感,模型误差保持原来的水平,网络表现出了良好的泛化能力。

在靶标参数为 $a=16.6^\circ, b=37.5^\circ, T=13\text{ s}$ 时,根据新的输入输出重新训练网络,得到该组参数下的网络模型误差如图 12 所示,训练误差精度为 1.7847×10^{-11} 。

由图 12 可知,在新的参数下,经过重新训练

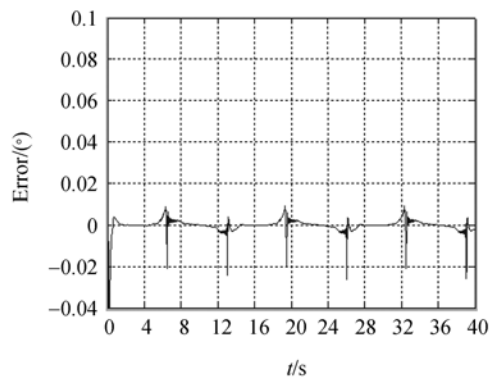


图 12 $a=16.6^\circ, b=37.5^\circ, T=13\text{ s}$ 时的网络模型误差
Fig. 12 Model errors when $a=16.6^\circ, b=37.5^\circ, T=13\text{ s}$

后的网络模型最大误差为 0.03° , 即 $1.8'$, 说明在靶标速度降低的情况下, 重新训练网络得到的模型误差也减小了。

4.2.2 改变靶标的一个参数

实际工作中, 由于靶标的半锥角 a 和倾角 b 在靶标研制完成后就已经固定, 因此, 采用改变靶标运动周期 T 的方式来产生不同的检测信号^[1]。

为了验证网络模型的实用性, 改变系统的运行周期, 令 $T=5.0\text{ s}$, a, b 不变, 将靶标的方位输出作为输入信号, 输入到 $a=16.6^\circ, b=37.5^\circ, T=13\text{ s}$ 时所建立的网络模型中, 得到网络输出, 即系统的跟踪误差, 并与真实输出跟踪误差进行比较, 真实输出与网络输出如图 13 所示, 它们的差值如图 14 所示:

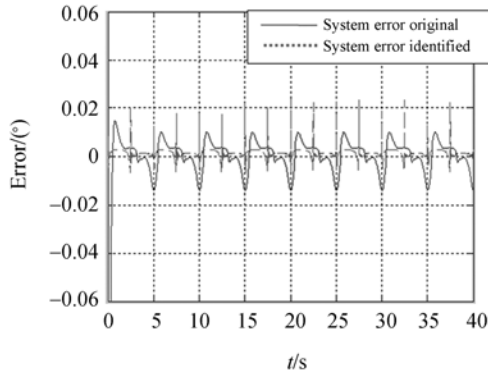


图 13 真实输出与网络输出

Fig. 13 Comparison between real output and neural network output

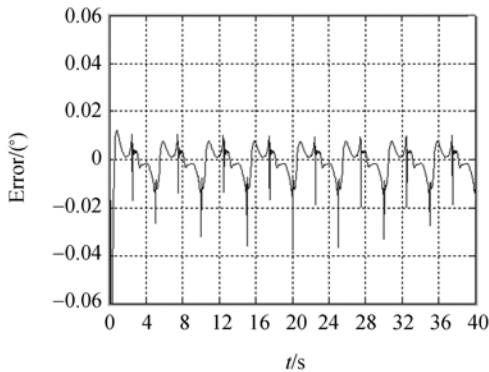


图 14 真实输出与网络输出的误差图

Fig. 14 Error between real output and neural network output

由图 11, 图 15 可知, 靶标周期由 13 s 降至 5 s , 靶标速度由 $13.5\text{ (}^\circ/\text{s)}$ 升至 $35\text{ (}^\circ/\text{s)}$, 由图 13,

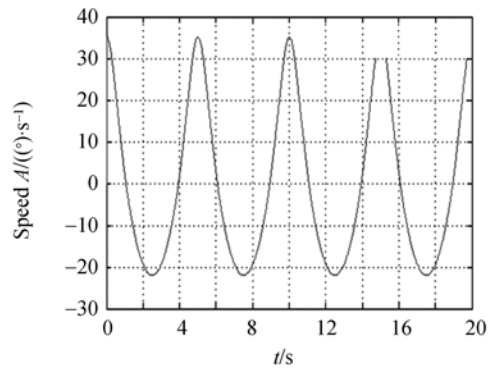


图 15 $a=16.6^\circ, b=37.5^\circ, T=13\text{ s}$ 靶标速度图

Fig. 15 Speed of dynamic target when $a=16.6^\circ, b=37.5^\circ, T=13\text{ s}$

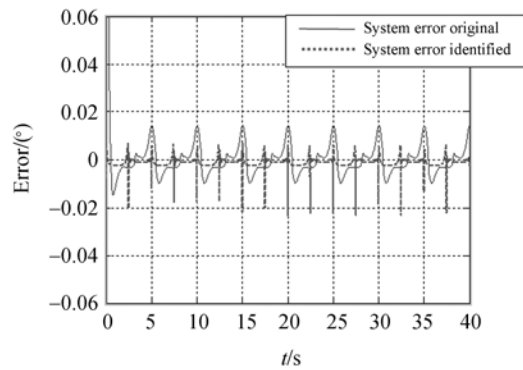


图 16 逆程下的真实输出与网络输出

Fig. 16 Comparison between real output and neural network output with inverse route

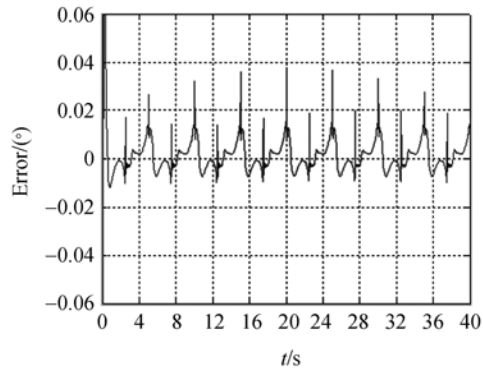


图 17 逆程下真实输出与网络输出的误差图

Fig. 17 Error between real output and neural network output with inverse route

图 14, 图 15 可知, 虽然靶标速度变大, 但经过网络模型输出的跟踪误差与真实的跟踪误差的最大差值依然可被控制在 0.04° , 即 $2.4'$ 以内, 最大误差依然出现在靶标速度最大的时刻, 其它时刻均

小于 0.02° , 即 $1.2'$ 。最大误差比 $T=13\text{ s}$ 时增大了 0.01° , 说明网络在靶标速度变大时, 模型误差不再保持, 有增大的趋势, 幅度取决于速度增大的程度。逆程下真实输出与网络输出如图 16 所示, 它们的差值如图 17 所示:

由图 16, 图 17 可以看出, 逆程下真实输出与网络输出的最大误差依然在 0.04° , 即 $2.4'$ 以内, 网络精度变化不大, 这说明采用 RBF 神经网络所建立的跟踪误差模型能够反应真实系统的情况, 具有较高的精度和泛化能力以及良好的实用性。

5 结 论

本文针对如何有效地评价光电经纬仪的跟踪性能的问题, 分析了光电经纬仪存在的非线性因素, 提出了采用 RBF 神经网络的方法, 对光电经纬仪输入与输出跟踪误差关系进行建模, 给出了

确定 RBF 神经网络结构的算法流程, 对不同参数下所建模型做了对比研究, 并进行了模型验证。实验结果表明, 网络模型的精度与靶标的运动速度有关, 靶标速度减小时, 模型误差也有减小的趋势; 靶标速度增大时, 模型误差也相应增大, 并且最大模型误差出现在靶标速度最大的时刻。当靶标参数为 $a=21.2^\circ$, $b=43.8^\circ$, $T=8.5\text{ s}$ 时, 所建 RBF 神经网络模型的模型最大误差为 $3.18'$; 靶标参数 $a=16.6^\circ$, $b=37.5^\circ$, $T=13\text{ s}$ 时, 模型的最大误差为 $1.8'$, 此时真实输出与网络模型输出最大偏差是 $2.4'$ 左右, 出现在速度最大的时刻, 其它时刻均小于 $1.2'$, 并且逆程下真实输出与网络输出的误差依然在 $2.4'$ 以内, 表明模型具有较高的精确度。本文所建立的 RBF 模型, 对光电经纬仪建模研究有重要的理论价值与工程实用价值, 同时, 还为其它的非线性建模问题提供了一种新的方法和思路。

参考文献:

- [1] 赵学颜, 李迎春. 靶场光学测量[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
ZHAO X Y, LI Y CH. *Optical Measuring in Shooting Range* [M]. Beijing: National Defense Press, 2001. (in Chinese)
- [2] 张宁, 沈湘衡, 杨亮. 应用跟踪误差等效模型评价光电经纬仪跟踪性能[J]. 光学精密工程, 2010, 18(3): 677-684.
ZHANG N, SHEN X H, YANG L. Evaluation of tracking performance of photoelectric theodolite by using equivalent model of tracking error [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3): 677-684. (in Chinese)
- [3] 张宁, 沈湘衡, 杨亮, 等. 利用动态靶标谐波特性评价光电经纬仪跟踪性能[J]. 光学精密工程, 2010, 18(6): 1286-1294.
ZHANG N, SHEN X H, YANG L, *et al.*. Evaluation of tracking performance of photoelectric theodolite by using harmonic property of dynamic target [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(6): 1286-1294. (in Chinese)
- [4] 李慧, 沈湘衡. 光电经纬仪的机电动力学建模与耦合[J]. 光学精密工程, 2007, 15(10): 1577-1582.
LI H, SHEN X H. Electromechanical dynamic modeling and coupling for optoelectronic theodolite [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(10): 1577-1582. (in Chinese)
- [5] 王建立, 王帅, 陈涛, 等. 光电跟踪伺服系统的频率特性测试与模型辨识[J]. 光学精密工程, 2009, 17(1): 78-84.
WANG J L, WANG SH, CHEN T, *et al.*. Frequency characteristic test and model identification for O-E tracking servo system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(1): 78-84. (in Chinese)
- [6] 张斌, 李洪文, 郭立红, 等. 变结构 PID 在大型望远镜速度控制中的应用[J]. 光学精密工程, 2010, 18(7): 1613-1619.
ZHANG B, LI H W, GUO L H, *et al.*. Application of variable structure PID in velocity control for large telescope [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(7): 1613-1619. (in Chinese)
- [7] 徐春梅. 机械伺服系统基于模糊神经网络的复合控制[J]. 控制工程, 2010, 17(2): 146-148.
XU CH M. Complex control based on fuzzy-neural for mechanical servo systems [J]. *Control Engineering of China*, 2010, 17(2): 146-148. (in Chinese)
- [8] DENIS G, KARISHNASWAMY S. Adaptive friction compensation for precision machine tool drives [J]. *Control Engineering Practice*, 2004, 12(11): 1451-1464.
- [9] 王俊国. 基于神经网络的建模方法与控制策略研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2004.

WANG J G. *Research of modeling methods and control strategies based on neural networks* [D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2004. (in Chinese)

- [10] 刘宇. 压电陀螺漂移特性的灰色神经网络建模研究[J]. 系统仿真学报, 2007,19(20):4676-4679.
LIU Y. Study on gray neural network drift modeling for piezoelectric gyro[J]. *Journal of System Simulation*, 2007,19(20):4676-4679.
- [11] 朱凯. 精通 MATLAB 神经网络[M]. 北京:电子

工业出版社,2010.

ZHU K. *Master Neural Network with MATLAB* [M]. Beijing:Publishing House of Electronics Industry, 2010. (in Chinese)

- [12] 朱陶业. 光电测量信息中大气折射误差的神经网络建模修正研究[D]. 广州:中南大学,2007.
ZHU T Y. *Research of the atmospheric refraction errors correction on the neural network in photo-electricity survey information* [D]. Guangzhou: Zhongnan University, 2007. (in Chinese)

作者简介:



李 森 (1983—),女,吉林长春人,博士研究生,2006年于东北电力大学获得学士学位,2009年于吉林大学获得硕士学位,主要从事光电测量和跟踪控制技术方面的研究。E-mail: limiao1983331@yahoo.com.cn

导师简介:



高慧斌(1963—),男,吉林长春人,研究员,博士生导师,1985年,1990年于吉林工业大学分别获得学士,硕士学位,主要研究方向为光电测量和精密跟踪控制技术。E-mail: gaohuibin1@163.com

●下期预告

Tikhonov 正则化与多重网格技术相结合的 动态光散射反演方法

王雅静¹,申 晋¹,郑 刚²,刘 伟¹,孙贤明¹

(1. 山东理工大学 电气与电子工程学院,山东 淄博 255091;

2. 上海理工大学 光学与电子信息工程学院,上海 200093)

针对单尺度反演方法中存在的精度偏低问题,结合 Tikhonov 正则化与瀑布型多重网格技术,提出了一种多尺度的 Tikhonov 正则化动态光散射反演方法(ML-TIK)。该方法利用多重网格技术将原反演问题分解到多尺度的网格空间,按着网格从粗到细的顺序,采用单尺度 Tikhonov 正则化(TIK)对每个子反演问题进行求解获取颗粒的粒度分布。分别采用 TIK 和 ML-TIK 对噪声水平为 0、0.005、0.01 的 200~650 nm 模拟双峰分布颗粒数据进行了反演,结果表明:ML-TIK 法的反演结果与理论分布吻合,平滑性更好,相对于 TIK 法,ML-TIK 法最多可减少粒径峰值误差 8.19%,粒径反演误差 0.448 2,而 TIK 法在噪声水平为 0.005、0.01 时,反演结果双峰特征不明显。因此,ML-TIK 方法的反演精度更高、抗干扰能力更强。最后,利用 60 nm 与 200 nm 实测数据的反演结果验证了该结论。