

文章编号: 1003-501X(2009)09-0035-06

# 用 BP 网的跟踪误差辨识建模及跟踪性能评价

张 宁<sup>1,2</sup>, 沈湘衡<sup>1</sup>, 胡剑虹<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033;

2. 中国科学院研究生院, 北京 100039)

**摘要:** 提出了一种评价光电经纬仪跟踪性能的新方法。该方法采用 BP 网络结构进行系统辨识, 得到光电经纬仪跟踪误差等效模型。为了提高 BP 网络训练速度, 对网络进行训练时采用了 LM(Levenberg-Marquardt)算法。将等效正弦信号输入等效模型中, 通过对输出数据进行处理, 即可获得光电经纬仪跟踪性能评价结果。利用该方法得到的等效模型估计误差均值  $2.5872 \times 10^{-6} \approx 0^\circ$ , 最大误差  $3.6''$ , 标准差  $1.6''$ 。结果表明基于 BP 网络辨识的等效模型能够满足跟踪性能评价要求, 实现了对光电经纬仪跟踪性能进行准确评价。

**关键词:** 跟踪误差; 光电经纬仪; BP 网络; Levenberg-Marquardt 算法

中图分类号: V556.5

文献标志码: A

doi: 10.3969/j.issn.1003-501X.2009.09.007

## Identification and Modeling of Tracking Error Using BP Neural Network and Evaluation of Tracking Performance

ZHANG Ning<sup>1,2</sup>, SHEN Xiang-heng<sup>1</sup>, HU Jian-hong<sup>1,2</sup>

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

2. Graduate School of Chinese Academy of Science, Beijing 100039, China)

**Abstract:** A novel approach for evaluating the tracking ability of photoelectric theodolite is proposed. Equivalent model of theodolite tracking error based on the BP neural network structure is identified. The Levenberg-Marquardt (LM) algorithm is adopted in the training method of BP neural network for the sake of speeding up training process. The equivalent sine signal is inputted to the model, and the output is gotten. The evaluation of tracking performance is obtained based on the statistical calculation of output. The estimate errors of equivalent model including average error, maximum error and standard error are  $2.5872 \times 10^{-6} \approx 0^\circ$ ,  $3.6''$  and  $1.6''$ , respectively. The result shows that the equivalent identification model based on BP neural network meets the needs of evaluating the tracking performance of theodolite. The accurate evaluation of tracking performance is achieved.

**Key words:** tracking error; photoelectric theodolite; BP neural network; Levenberg-Marquardt algorithm

## 0 引 言

目前对光电经纬仪电视、红外跟踪伺服系统性能室内检测方法主要有光学动态靶标检测、等效正弦引导检测两种方法<sup>[1]</sup>。光学动态靶标只能提供近似正弦运动目标, 而非等效正弦目标, 目标运动的高阶导数很大, 无法真实检测和有效评价光电设备的跟踪性能。而等效正弦检测没有相关的检测设备只能通过被检设备的数据引导完成, 亦不能直接检测电视跟踪系统动态跟踪性能。

本文提出了建立光电经纬仪跟踪误差等效模型, 并利用等效模型根据光电经纬仪指标要求设计等效正弦信号<sup>[2]</sup>作为测试信号输入到所建立的模型中得到等效跟踪误差并据此评价其跟踪性能的检测方法。跟踪误差等效模型采用了 BP 网络结构。为了准确建立跟踪误差等效模型, 需要对光电经纬仪动态特性进行连

收稿日期: 2009-02-14; 收到修改稿日期: 2009-03-24

作者简介: 张宁(1982-), 男(汉族), 山东安丘人, 博士研究生, 主要研究工作是光电测量设备精密检测技术。E-mail: ning0025@163.com。

通过上述方法即可获得满足辨识要求<sup>[5]</sup>的可测输入输出信号。

### 1.3 仿真设计

以目前广泛使用的 MathWorks 公司的 MATLAB/SIMULINK 软件, 以某一光电经纬仪伺服系统实际参数为基础进行等效模型参数辨识仿真试验。仿真由动态靶标产生连续调频的方位角信号用于等效模型参数的辨识, 由等效正弦信号和动态靶标匀速圆周运动信号输入到光电经纬仪模型产生跟踪误差用于等效模型精度验证。图 4 是 SIMULINK 仿真框图。图中,  $\omega t$  为动态靶标旋转角度信号, Model of target 为动态靶标仿真模型,  $\varphi \sin(\omega t)$  是等效正弦信号, 1、2 为切换开关,  $n(k)$  为系统噪声信号序列, ZOH 为零阶保持器,  $Err(k)$  为跟踪误差序列,  $Z(k)$  为跟踪角度输出序列,  $G_p(s)$ 、 $G_v(s)$  分别为光电经纬仪伺服控制系统位置校正环节和速度校正环节,  $G_0(s)$  为速度回路控制对象特性。为与目前多数光电经纬仪电视传感器采样时间一致, 采样时间间隔取 0.02 s。

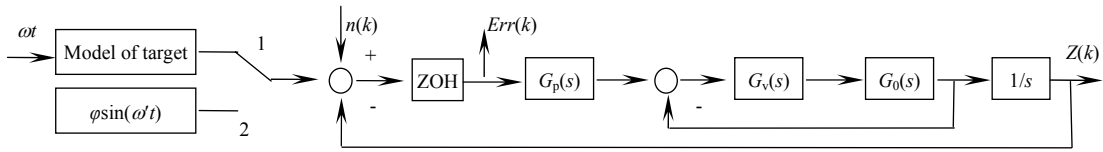


图 4 跟踪仿真模型框图

Fig.4 Block diagram of emulational tracking model

## 2 基于 BP 网络结构的辨识、建模

神经网络具有任意逼近线性、非线性函数的能力, 三层 BP(Back Propagation Network)网理论上可以逼近任意函数, 在系统辨识方面获得了广泛使用。本文采用了带有 LM(Levenberg-Marquardt)算法的 BP 网络进行了辨识、建模。

由于光电经纬仪跟踪伺服系统本质上是线性的, 而输出信号中含有白噪声信号, BP 网的隐含层、输出层均采用纯线性传输函数, 辨识采用串并行结构。同时为提高泛化能力和模型收敛性, 模型选择 FIR 结构。由于 BP 网络本身是前向静态的, 为体现其动态特性, 采用  $u(t)$  及其延迟作为输入<sup>[6]</sup>, 神经网络辨识模型<sup>[7-8]</sup>如图 5 所示。被辨识对象的输入  $u(t)$  和神经网络模型本身的输出  $\hat{y}(t)$  关系可用(4)表示。

$$\hat{y}(t) = f(u(t), u(t-1), \dots, u(t-R-1)) \quad (4)$$

其中  $R$  为输入信号维数。

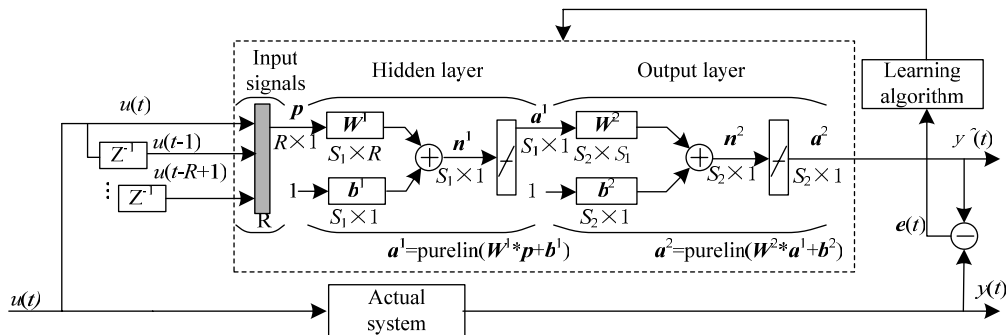


图 5 各层传输函数为线性函数的 BP 网络结构

Fig.5 BP network architecture in which transport function of all layers is linear

BP 网的传输函数均采用线性函数, 则:

$$a^1 = W^1 p + b^1, \quad a^2 = W^2 a^1 + b^2$$

原始的 BP 算法是梯度下降法<sup>[9]</sup>, 但是收敛速度很慢, 需要对其算法进行改进。本文采用的 LM 算法<sup>[10]</sup>是一种利用标准的数值优化技术的快速算法, 它是梯度下降法与高斯-牛顿法的结合。下面对 LM 算法进行简要说明。

设  $\mathbf{x}^{(k)}$  表示神经网络某层第  $k$  次迭代的权值和阈值所组成的向量, 新的权值和阈值组成的向量  $\mathbf{x}^{(k+1)}$  可根据下面的规则求得

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \Delta \mathbf{x} \quad (5)$$

对于牛顿法则

$$\Delta \mathbf{x} = -[\nabla^2 E(\mathbf{x})]^{-1} \nabla E(\mathbf{x}) \quad (6)$$

式中:  $\nabla^2 E(\mathbf{x})$  表示误差指标函数  $E(\mathbf{x})$  的 Hessian 矩阵,  $\nabla E(\mathbf{x})$  表示梯度。

设误差指标函数为

$$E(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \sum_i^N e_i^2(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{e}^T(\mathbf{x}) \mathbf{e}(\mathbf{x}) \quad (7)$$

式(7)中  $\mathbf{e}(\mathbf{x})$  为误差, 那么

$$\nabla E(\mathbf{x}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \mathbf{e}(\mathbf{x}) \quad (8)$$

$$\nabla^2 E(\mathbf{x}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \mathbf{J}(\mathbf{x}) + \mathbf{S}(\mathbf{x}) \quad (9)$$

在式(8)、式(9)中,  $\mathbf{S}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i(\mathbf{x}) \nabla^2 e_i(\mathbf{x})$ , 计算过程中通常被省略;  $\mathbf{J}(\mathbf{x})$  为 Jacobian 矩阵, 即

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_1(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_2(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_2(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_n(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_n(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_n(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (10)$$

对于高斯-牛顿法的计算法则有

$$\Delta \mathbf{x} = -[\mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \mathbf{J}(\mathbf{x})]^{-1} \mathbf{J}(\mathbf{x}) \mathbf{e}(\mathbf{x}) \quad (11)$$

LM 算法是一种改进的高斯-牛顿法, 它的形式为

$$\Delta \mathbf{x} = -[\mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \mathbf{J}(\mathbf{x}) + \mu \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}(\mathbf{x}) \mathbf{e}(\mathbf{x}) \quad (12)$$

式(12)中比例系数  $\mu > 0$ , 为常数;  $\mathbf{I}$  是单位矩阵。

从式(12)可看出, 如果比例系数  $\mu = 0$ , 则为高斯-牛顿法; 如果  $\mu$  取值很大, 则 LM 算法接近梯度下降法, 每迭代成功一步, 则  $\mu$  减小一些, 这样在接近误差目标的时候, 逐渐与高斯-牛顿法相似。计算步骤:

a) 给出训练误差允许值  $\varepsilon$ 、 $\beta$ 、 $\mu_0$ , 以及初始化权值和阈值向量  $\mathbf{x}^0$ , 令  $k=0$ ,  $\mu=\mu_0$ ;

b) 计算网络输出及误差  $\mathbf{e}(\mathbf{x})$ ;

c) 按(10)式计算 Jacobian 矩阵  $\mathbf{J}(\mathbf{x})$ ;

d) 分别按式(11)、式(7)计算  $\Delta \mathbf{x}$  和  $E(\mathbf{x}^{(k)})$ ;

e) 若  $E(\mathbf{x}^{(k)}) < \varepsilon$ , 转到 g); 否则, 以  $\mathbf{x}^{(k+1)}$  为权值和阈值计算误差指标函数  $E(\mathbf{x}^{(k+1)}) = \mathbf{x}^{(k+1)T} \mathbf{e}(\mathbf{x}^{(k)})$ ;

f) 若  $E(\mathbf{x}^{(k+1)}) < E(\mathbf{x}^{(k)})$ , 则令  $k=k+1$ ,  $\mu=\mu/\beta$ , 回到 b); 否则这次不更新权值和阈值, 令  $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)}$ 、 $\mu=\mu\beta$ , 并回到 d);

g) 停止。

### 3 BP 网络训练及模型测试

设置动态靶标调频参数, 使  $\omega=2\pi(0.04+0.0001t)$ , 将开关设置到1位置。仿真时间500 s, 来获得充足的神经网络训练样本。输入数据为方位角及其延迟信号, 而输出为等效跟踪误差, 选择BP网络的输入层  $R=18$ , 隐含层单元个数  $S_1$  为4个, 输出层单元个数  $S_2$  为1个。训练次数取5 000次, 训练误差取  $1e-07$ , 学习效率取0.001。

采用图4所建模型进行仿真500 s, 采样时间0.02 s, 按照所设BP网络模型输入样本要求获取了20 000组样本, 从中随机选取4 000组作为训练样本对模型进行训练。训练误差随着训练次数的变化曲线如图6所示。此时输出值的估计误差曲线如图7所示。经过5 000次的训练之后训练误差没有达到设定值, 但此时模型输出误差由图7可知已经很小。

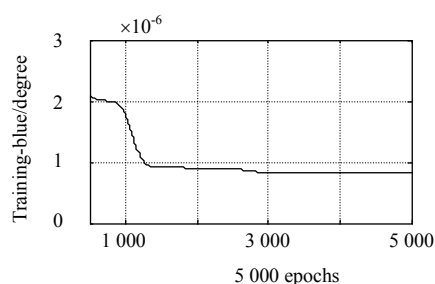


图 6 BP 网络训练结果

Fig.6 Training of BP neural network

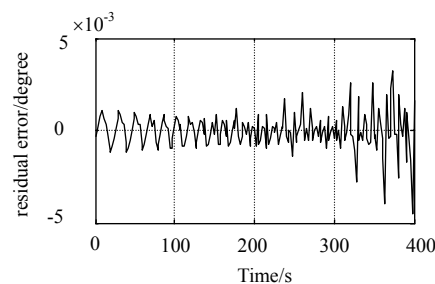


图 7 动态靶标连续调频信号估计误差曲线

Fig.7 Estimate error curve of continuous FM signal of dynamic target

下面对训练模型进行测试来验证是否满足跟踪误差等效模型精度要求。该光电经纬仪的最大速度和最大加速度指标分别为  $50(^{\circ}/s)$  和  $30(^{\circ}/s^2)$ 。根据图 4 的仿真结构, 进行仿真试验。输入数据分别是周期  $T=8.5\text{ s}$  动态靶标模型设置为匀速圆周运动模式和幅值 1.454 4, 角频率 0.6 的等效正弦信号。采样时间 0.02 s, 共得到 20 000 个测试样本。测试的神经网络模型估计输出与光电经纬仪仿真跟踪误差输出比较的估计误差曲线分别如图 8、9。由图 8、9 可得动态靶标信号测试时, 其等效模型输出估计平均误差为 0, 标准差约为  $5.76''$ , 光电经纬仪跟踪误差一般要求  $1'$  到  $3'$ , 满足检测精度要求。等效正弦测试信号输出估计平均误差为 0, 最大误差  $3.6''$ , 标准差  $1.6''$ , 满足检测精度要求并优于动态靶标模型。

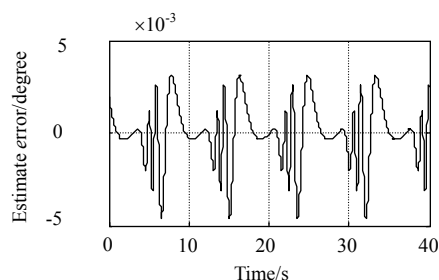


图 8 动态靶标单频信号估计误差曲线

Fig.8 Estimate error curve of signal with single frequency

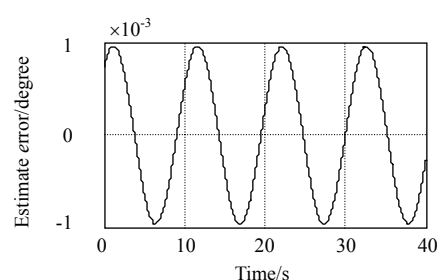


图 9 等效正弦信号估计误差曲线

Fig.9 Estimate error curve of equivalent sine signal

分别将等效正弦和匀速动态靶标信号输入辨识得到的跟踪误差等效模型中, 得到的跟踪误差曲线如图 10 所示, 可以发现无论是跟踪最大误差还是标准差指标, 等效正弦信号均优于动态靶标信号, 说明了动态靶标模型用于光电经纬仪检测的不合理性。

对某型号光电经纬仪按照上述方法进行了室内检测来验证该方法和对光电经纬仪跟踪性能做出评价。该光电经纬仪最大速度和最大及速度指标分别是  $35(^{\circ}/s)$  和  $25(^{\circ}/s^2)$ , 跟踪误差小于  $2'$ 。

首先利用动态靶标产生连续调频信号, 调频参数设  $\alpha=0.251\ 3$ ,  $\beta=0.001\ 9$ 。光电经纬仪跟踪动态靶标模拟目标获得辨识数据样本, 数据模型示意图如图 3 所示。

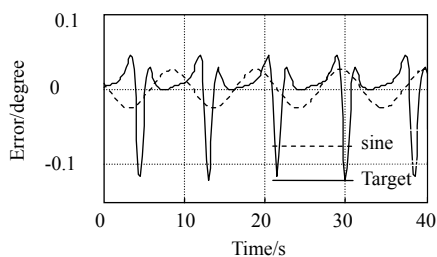


图 10 由跟踪误差等效模型获得误差曲线

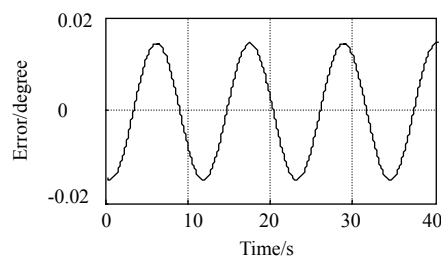
Fig.10 Estimate error curve of equivalent tracking error  
from equivalent model of tracking error

图 11 光电经纬仪跟踪误差等效模型获得误差曲线

Fig.11 Estimate error curve of equivalent tracking error  
from equivalent model of theodolite tracking error

网络模型结构与上文相同, 学习效率取 0.01, 训练 79 步时模型梯度达到最小值, 学习训练结束, 此

时训练误差为  $4.236 \times 10^{-5}$ 。此时建立了跟踪误差等效模型。根据此光电经纬仪的速度、加速度指标要求设计了等效正弦测试信号:

$$A(t) = \varphi \sin(\omega t) = 0.8552 \sin(0.7143t)$$

对信号进行 0.02 s 时间采样获得测试样本, 并分别输入到训练得到的 BP 网络模型中, 得到模拟跟踪误差, 如图 11 所示。由图 11 可得, 跟踪误差最大值  $1.43'$ , 均方差  $1'$ , 建立了光电经纬仪跟踪误差等效模型, 并对光电经纬仪的跟踪性能做出了准确评价。

## 4 结 论

本文提出了采用 BP 网络结构辨识出光电经纬仪跟踪误差等效模型, 再利用等效模型来对光电经纬仪跟踪性能进行评价的新方法。该方法有效的结合了目前光学动态靶标检测法和等效正弦检测法, 并互补了其缺陷, 形成了一种新的跟踪性能评价策略。仿真和试验表明, 该方法可以得到更加准确、合理的光电经纬仪跟踪性能评价结果。限于目前的室内检测手段, 文中将动态靶标目标信号当作理想状态建立了跟踪误差等效模型。但实际的靶标目标信号存在误差和噪声, 因此需要进一步对动态靶标目标信号进行误差分析和滤波去噪, 来得到更准确的跟踪误差等效模型。

### 参考文献:

- [1] 何照才. 光电测量 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2002: 80-81.  
HE Zhao-cai. **Photo-electricity Measure** [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2002: 80-81.
- [2] 王建立. 光电经纬仪电视跟踪伺服系统捕获跟踪快速运动目标技术的研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2002: 16-20.  
WANG Jian-li. Study on TV tracking system of O-E theodolite to track and acquire fast moving targets [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2002: 16-20.
- [3] 李鹏波, 胡德文. 系统辨识基础 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2006: 2-7.  
LI Peng-bo, HU De-wen. **The Foundation of System Identification** [M]. Beijing: China Water Conservancy and Water Electricity Press, 2006: 2-7.
- [4] SUZUKI H, SUGIE T. Optimal input design for system identification in the presence of under modeling[C]//46<sup>th</sup> IEEE CDC, New Orleans, USA, Dec 12-14, 2007: 5522-5527.
- [5] 方崇智, 萧德云. 过程辨识 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2007: 134-137.  
FANG Chong-zhi, XIAO De-yun. **Process Identification** [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007: 134-137.
- [6] WANG Jiang-jiang, ZHANG Chun-fa, JIANG You-yin. Study of Neural Network PID Control in Variable-frequency Air-conditioning System[C]//IEEE International Conference on Control and Automation, Guangzhou, May 30-June 1, 2007. China: IEEE, 2007: 317-322.
- [7] 马立, 于瀛洁, 程维明, 等. BP 神经网络补偿并联机器人定位误差 [J]. 光学 精密工程, 2008, 16(5): 878-883.  
MA Li, YU Ying-jie, CHENG Wei-ming, *et al.* Positioning error compensation for a parallel robot based on BP neural network [J]. **Optics and Precision Engineering**, 2008, 16(5): 878-883.
- [8] 周海波, 刘建业, 熊智, 等. 基于 BP 神经网络的光纤陀螺仪温度建模研究 [J]. 光电工程, 2006, 33(6): 135-138.  
ZHOU Hai-bo, LIU Jian-ye, XIONG Zhi, *et al.* Temperature modeling study for FOG based on back-propagation neural network [J]. **Opto-Electronic Engineering**, 2006, 33(6): 135-138.
- [9] Satyendra Bhama, Harpareet Singh. Single Layer Neural Networks for Linear System Identification Using Gradient Descent Technique [J]. **IEEE Transactions on Neural Networks**(S1045-9227), 1993, 4(5): 884-888.
- [10] 侯亚丽, 李铁. 基于 LM 优化算法的 BP 神经网络目标识别方法 [J]. 探测与控制学报, 2008, 30(1): 53-57.  
HOU Ya-li, LI Tie. Improvement of BP Neural Network by LM Optimizing Algorithm in Target Identification [J]. **Journal of Detection & Control**, 2008, 30(1): 53-57.