

文章编号 1004-924X(2013)03-0751-08

基于神经网络极限学习机数据融合的共轴跟踪

王威立^{1,2}, 郭 劲¹, 曹立华^{1,3}, 陈 娟^{4,1*}

(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. 中国科学院大学, 北京 100039;

3. 郑州航空工业管理学院 机电工程学院, 河南 郑州 450015;

4. 长春理工大学 理学院, 吉林 长春 130022;

5. 长春工业大学 电气与电子工程学院, 吉林 长春 130012)

摘要:为了在光电跟踪伺服系统中实现共轴跟踪,采用神经网络极限学习机(ELM)对光电跟踪系统设备的运动状态及脱靶量进行了学习、训练和融合,得到了目标的速度和加速度信息。通过算法优化减少了 ELM 系统大约 50% 的运算量,使运算周期约为 3.5 ms,满足光电跟踪系统的实时性要求。仿真结果表明,当目标运动速度为 50°/s、加速度为 30 (°)/s² 时,预测的目标速度在峰值时的误差大约为 ±3(°)/s。最后,通过跟踪光学动态靶标进行了共轴跟踪实验验证。结果显示,系统最大跟踪误差由速度、位置闭环时的 11.35' 减小到 0.88', 随机误差由 8.2" 减少到 7.6"。与其它控制方法相比,提出的方法具有更高的实时性和精确度,能有效提高系统的跟踪精度。

关键词:共轴跟踪;神经网络极限学习机;光电跟踪;数据融合

中图分类号:TP183;TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132103.0751

On-axis tracking based on ELM data fusion

WANG Wei-li^{1,2}, Guo Jin¹, Cao Li-hua^{1,3}, CHEN Juan^{4,1*}

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

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;

3. School of Mechatronics Engineering, Zhengzhou Institute of
Aeronautical Industry Management, Zhengzhou, 450015, China;

4. College of Sciences, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;

5. College of Electrical and Electronic, Engineering Changchun University of
Technology, Changchun 130033, China)

* Corresponding author, E-mail: chenjuan@mail.ccut.edu.cn

Abstract: To realize the on-axis tracking in an electro-optical tracking servo system, a nerve net Extreme Learning Machine (ELM) was adopted to obtain the velocity and acceleration of the target motion through learning, training and fusing data. Through algorithm optimization, the amount of computing is reduced by about 50 percent in the ELM system, and the period of computing is 3.5 ms, so as to meet the real-time of electro-optical tracking system. The fused target information was filtered through the 6 step Butterworth filter. The simulation result verifies that the predicted target velocity error is about ±3 (°) / s at the peak of velocity when the target velocity is 50 (°) / s and the target acceleration is 30 (°) / s². Finally, the electro-optical tracking system was used to track an optical dynamic target equipment. When the system is in a double-loop and on-axis control, tracking results

收稿日期:2012-12-20;修订日期:2013-01-13.

基金项目:激光与物质相互作用国家重点实验室 2009 年基金资助项目(No. SKLLIM0901)

show that the maximal system tracking error has decreased from $11.35'$ to $0.88'$, and the random error decreased from $8.2''$ to $7.6''$. As compared with other control methods, the proposed method has better real time performance and higher accuracy, and improves the system tracking precision significantly.

Key words: on-axis tracking; nerve net Extreme Learning Machine(ELM); electro-optical tracking; data fusion

1 引言

随着跟踪目标运动速度和加速度的加快,以及对光电经纬仪跟踪精度要求的不断提高,如何改善伺服系统的跟踪精度已成为近年来研究的热点^[1-4]。采用复合控制技术是光电跟踪系统提高跟踪精度的主要手段,如此不但可以有效地提高控制精度,且不会影响原闭环部分的稳定性;可较好地解决精度与稳定性之间的矛盾。但是,在光电跟踪系统中,探测器只能给出设备与目标之间的角度偏差,即脱靶量 $\Delta\theta$,没有给出系统的输入量——目标位置,当然更没有输入量的导数信息,无法直接构成复合控制。为解决这一问题,文献^[5]中采用将编码器值计算得到的速度等效为目标速度反馈到速度回路;文献^[6]提出一种人为将编码器延迟再和脱靶量合成,而后采用卡尔曼滤波进行外推来克服脱靶量滞后对系统的影响;文献^[7]通过建立目标加速度数学模型,再由卡尔曼滤波来预测目标的运动信息。上述方法虽然取得了不错的跟踪效果,但是都需要知道跟踪目标的数学模型,对于机动性强的目标仍无能为力。本文采用神经网络极限学习机(ELM)方法,利用光电跟踪系统设备的运动信息及目标历史运动信息进行学习训练,进而根据当前运动状态和脱靶量进行数据融合得到目标的运动信息,实现了共轴跟踪。该方法克服了目标无法建模问题,能有效跟踪复杂多变的目標,有效提高系统跟踪精度。

2 复合控制与共轴跟踪原理

复合控制是在系统闭环控制的基础上增加一个开环控制支路,用以提供输入信号的导数信息,原理图如图 1 所示^[8]。

由图 1 可知,系统的误差传递函数为:

$$E(s) = \frac{1 - G_f(s)G_2(s)}{1 + G_1(s)G_2(s)}R(s). \quad (1)$$

当 $G_f(s)G_2(s)=1$ 时,系统误差为零,即输出与输入相等。所以,在光电跟踪系统中采用复合控制可以有效地提高跟踪精度,又不影响原闭环系统的稳定性,较好地解决了精度与稳定性之间

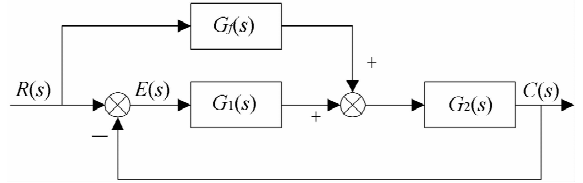


图 1 复合控制系统结构图

Fig. 1 Structural scheme of compound control

的矛盾。由于无法得到目标的运动信息,在工程上常用伺服转台的运动信息来代替目标的运动信息构成等效复合控制。

共轴跟踪是等效复合控制系统的完善形式,把目标预测和伺服控制作为两个相互独立的部分。目标预测系统负责完成伺服转台的位置、速度和加速度信息的采集与处理,并结合脱靶量进行滤波、预测得到目标的速度和加速度;既可为伺服控制系统构成闭环控制提供准确的转台位置、角速度和角加速度信息;又可为复合控制提供目标速度和加速度。伺服控制系统以目标预测系统输出的目标运动信息作为前馈输入构成复合控制系统,提高光电跟踪系统的跟踪性能。

3 ELM 原理、算法优化及仿真

3.1 ELM 原理

单隐层前馈神经网络(SLFN)以其良好的学习能力在许多领域得到了广泛的应用。ELM是针对 SLFN 的新算法,其随机产生输入层与隐含层间的连接权值及隐含层神经元的阈值,且在

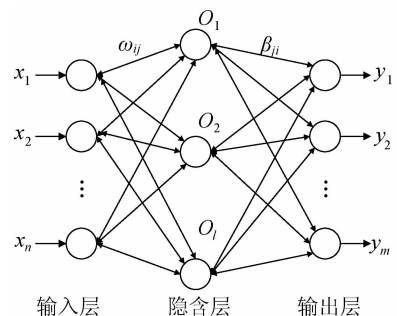


图 2 ELM 网络结构图

Fig. 2 Structure of nerve net ELM

训练过程中无需调整,只需要设置隐含层神经元的个数,便可以获得唯一的最优解^[9]。与传统的训练方法相比,该方法学习速度快、泛化性能好,其网络结构如图 2 所示。

$$\text{其中, } \boldsymbol{\omega} = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1n} \\ \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_{l1} & \omega_{l2} & \cdots & \omega_{ln} \end{bmatrix}_{l \times n},$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \cdots & \beta_{1m} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \cdots & \beta_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{l1} & \beta_{l2} & \cdots & \beta_{lm} \end{bmatrix}_{l \times m},$$

ω_{ji} 表示输入层第 i 个神经元与隐含层第 j 个神经元间的连接权值, β_{jk} 表示隐含层第 j 个神经元与输出层第 k 个神经元间的连接权值。设神经元个数为 l

$$\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{b}, \mathbf{x}) = \begin{bmatrix} g(\boldsymbol{\omega}_1 \mathbf{x}_1 + b_1) & g(\boldsymbol{\omega}_2 \mathbf{x}_1 + b_2) & \cdots & g(\boldsymbol{\omega}_l \mathbf{x}_1 + b_l) \\ g(\boldsymbol{\omega}_1 \mathbf{x}_2 + b_1) & g(\boldsymbol{\omega}_2 \mathbf{x}_2 + b_2) & \cdots & g(\boldsymbol{\omega}_l \mathbf{x}_2 + b_l) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g(\boldsymbol{\omega}_1 \mathbf{x}_Q + b_1) & g(\boldsymbol{\omega}_2 \mathbf{x}_Q + b_2) & \cdots & g(\boldsymbol{\omega}_l \mathbf{x}_Q + b_l) \end{bmatrix}_{Q \times l}. \quad (3)$$

其中: $\boldsymbol{\omega}_i = [\omega_{i1} \ \omega_{i2} \ \cdots \ \omega_{in}]$, $\mathbf{x}_j = [x_{1j} \ x_{2j} \ \cdots \ x_{nj}]^T$, $g(x)$ 为隐含层神经元的激活函数。由文献[9]知,在 ELM 中不仅许多非线性激活函数可以使用,还可以使用不可微函数,甚至可以使用不连续的函数作为激活函数。

由以上分析可知,ELM 系统学习训练是为了确定权值 $\boldsymbol{\omega}$ 、 $\boldsymbol{\beta}$ 及偏置算法 \mathbf{b} ,主要有以下 3 个步骤:

1. 首先确定隐含层中神经元的个数,输入层与隐含层间的连接权值 $\boldsymbol{\omega}$ 和隐含层神经元的偏置 \mathbf{b} 由系统随机产生。
2. 选择一个无限可微的函数作为隐含层神经元的激活函数,由激活函数和隐含层的输入矩阵运算得到隐含层的输出矩阵 \mathbf{H} 。
3. 计算输出层权值 $\boldsymbol{\beta}$ 。

3.2 ELM 算法优化

在 ELM 系统中,进行学习训练首先要确定学习样本、输入、输出矩阵和神经元的个数。在光电跟踪系统中输入信息包括光电跟踪系统设备自身的运动状态和脱靶量信息,输出信息指目标的位置及其运动信息。学习样本个数的选取不仅决定着 ELM 系统的运算量,而且对目标的预测也起着重要作用。一般情况下,学习样本个数越多,抗干扰能力越强,但是对机动性较强目标预测的偏差也就

越大;学习样本个数越少,抗干扰能力越差,但是对机动性较强目标的预测也就越准确。从系统的实时性而言,样本个数越多,则计算量越大,实时性较差;样本个数越少,则计算量越小,实时性较好。

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_l \end{bmatrix}_{l \times 1}, \mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1Q} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nQ} \end{bmatrix}_{n \times Q},$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1Q} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{m1} & y_{m2} & \cdots & y_{mQ} \end{bmatrix}_{m \times Q}.$$

由图 2 可知,

$$\boldsymbol{\beta} = \mathbf{H}^+ \mathbf{Y}. \quad (2)$$

其中, \mathbf{H} 为隐含层的输出矩阵,具体形式如式(3)所示, \mathbf{H}^+ 为隐含层输出矩阵 \mathbf{H} 的 Moore-Penrose 广义逆。

设当前时刻为 k ,当前光电跟踪设备的位置为 P_k ,速度为 v_k ,加速度为 a_k ,光电探测器输出的脱靶量为 $\Delta\theta_k$,目标速度和加速度分别为 $\dot{\theta}_k$ 和 $\ddot{\theta}_k$ 。输入矩阵和输出矩阵分别为:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} P_{k-n} & P_{k-n+1} & \cdots & P_{k-2} & P_{k-1} \\ v_{k-n} & v_{k-n+1} & \cdots & v_{k-2} & v_{k-1} \\ a_{k-n} & a_{k-n+1} & \cdots & a_{k-2} & a_{k-1} \\ \Delta\theta_{k-n} & \Delta\theta_{k-n+1} & \cdots & \Delta\theta_{k-2} & \Delta\theta_{k-1} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \dot{\theta}_{k-n} & \dot{\theta}_{k-n+1} & \cdots & \dot{\theta}_{k-2} & \dot{\theta}_{k-1} \\ \ddot{\theta}_{k-n} & \ddot{\theta}_{k-n+1} & \cdots & \ddot{\theta}_{k-2} & \ddot{\theta}_{k-1} \end{bmatrix}$$

由于光电跟踪系统是时间最优系统,对实时性要求很高。为能够准确地跟踪目标,随着时间不断向前变化,在 ELM 系统中每增加一个采样点都要进行学习训练,需要大量运算,必须对 ELM 的算法进行优化。

3.2.1 求取隐含层输出矩阵 $\mathbf{H}(k)$ 算法优化

由 ELM 原理,在 k 时刻隐含层输出矩阵 $\mathbf{H}(k)$ 为:

$$\mathbf{H}(k) = \begin{bmatrix} g(a_{11}^k + b_1) & g(a_{21}^k + b_1) & \cdots & g(a_{l1}^k + b_1) \\ g(a_{12}^k + b_1) & g(a_{22}^k + b_1) & \cdots & g(a_{l2}^k + b_1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g(a_{1Q}^k + b_1) & g(a_{2Q}^k + b_1) & \cdots & g(a_{lQ}^k + b_1) \end{bmatrix}_{Q \times l}$$

其中,

$$a_{ij}^k = \omega_{i1}x_{1j} + \omega_{i2}x_{2j} + \cdots + \omega_{in}x_{nj}, \quad (4)$$

由式(4)可以得出,计算 a_{ij}^k 需要 n 次乘法运算, $n-1$ 次加法运算。取计算量较少的激活函数,令 $g(x) = x$, 则计算矩阵 $\mathbf{H}(k)$ 需要 $l \times Q \times n$ 次乘法运算, $l \times Q \times n$ 次加法运算。

输入矩阵 \mathbf{X} 随着时间的变化而不断变化,采样时刻每增加一次,列向量向左平移 1 列,从而第 1 列移出,增加的列向量放置到第 Q 列。在图 3 中, \mathbf{X}_k 是 k 时刻输入矩阵, \mathbf{X}_{k+1} 是 $k+1$ 时刻输入矩阵。

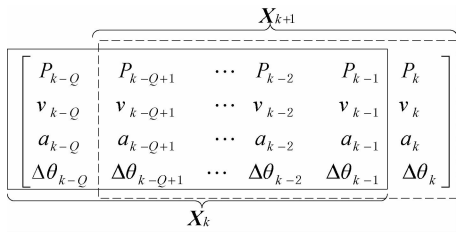


图 3 输入矩阵变化

Fig. 3 Change of input matrix

由图 3 可知, k 时刻神经网络的输入矩阵 \mathbf{X}_k 与 $k+1$ 时刻的神经网络输入矩阵 \mathbf{X}_{k+1} 相比,是 $k-Q$ 时刻的向量(也即最左的一个向量)平移出去,而最右边增加了最近时刻 k 的向量。由于加权矩阵 ω 和偏置 b 是系统随机生成的,因此可令加权矩阵 ω 在第一次学习训练由系统随机生成后,以后每次学习训练时保持矩阵 $\omega(k)$ 不变而仅移除第 1 行,并把移除第一行的行向量放在最后一行,构成加权矩阵 $\omega(k+1)$,如图 4 所示:

$$\omega(k) = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1n} \\ \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_{(l-1)1} & \omega_{(l-1)2} & \cdots & \omega_{(l-1)n} \\ \omega_{l1} & \omega_{l2} & \cdots & \omega_{ln} \end{bmatrix}_{l \times n},$$

$$\Downarrow$$

$$\omega(k+1) = \begin{bmatrix} \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2n} \\ \omega_{31} & \omega_{32} & \cdots & \omega_{3n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_{l1} & \omega_{l2} & \cdots & \omega_{ln} \\ \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1n} \end{bmatrix}_{l \times n}.$$

图 4 加权矩阵的变化

Fig. 4 Change of weight matrix

则 $k+1$ 时刻隐含层输出矩阵 $\mathbf{H}(k+1)$ 中 a_{ij}^{k+1} 由图 3 可优化成如下公式:

$$a_{ij}^{k+1} = a_{ij}^k + \omega_{i1}(X_{(n+1)j} - X_{1j}). \quad (5)$$

由式(5)可以得出,优化后计算 a_{ij}^k 需要 1 次乘法运算, 2 次加法运算。当激活函数 $g(x) = x$ 时,计算矩阵 $\mathbf{H}(k)$ 需要 $l \times Q$ 次乘法运算, $l \times Q \times 2$ 次加法运算,和优化前相比运算量大大降低。以 16 个输入样本,输入矩阵的向量为 4 个,16 个神经元为例,乘法运算由 4 096 次减少至 256 次,加法运算由 4 096 次减少至 512 次。

3.2.2 \mathbf{H} 求逆算法优化及神经元个数的选取

由 ELM 原理可知,若要求取输出层加权矩阵,当隐含层 β 时,需要求取隐含层输出矩阵 \mathbf{H} 的广义逆矩阵。常用的计算广义逆矩阵的方法有初等变换法、满秩分解法和解方程法。这三种方法相对于其它方法简单,运算量少,而以初等变换法的运算量最少^[10]。设 $\mathbf{H} = (a_{ij})C_r^{m \times n}$, 求取其广义逆矩阵所需要的乘法计算量 X^\times 为:

$$X^\times = r(m+n)^2 - \frac{3}{2}r(r-1)(m+n) +$$

$$\frac{1}{3}r(r-1)(2r-1) + mm(m+n). \quad (6)$$

需要的加法运算次数 X^+ 为:

$$X^+ = r(m+n)^2 - \frac{3}{2}r(r-1)(m+n) +$$

$$\frac{1}{3}r(r-1)(2r-1) - 2r(m+n+1) +$$

$$r(r+1) + mm(m+n-2). \quad (7)$$

上述分析可知,求取矩阵的广义逆矩阵是一个复杂的过程,运算量大于同阶方阵的求逆运算量。为了满足光电跟踪系统的实时性要求,本文选取神经元的个数等于学习样本的数,即 $Q=l$, 使求矩阵 \mathbf{H} 的广义逆转换为求取矩阵的逆。此时求取矩阵 \mathbf{H} 的逆矩阵需要乘法运算次数为:

$$X^\times = \frac{5}{3}m^3 + 2m^2 + \frac{1}{3}m. \quad (8)$$

加法运算量为:

$$X^+ = \frac{5}{3}m^3 - 3m^2 - \frac{2}{3}m. \quad (9)$$

以学习样本取 16 个,分别选取 15 个神经元和 16 个神经元为例,乘法运算由 14 120 次减少到 7 344 次,加法运算由 12 920 次减少到 6 048 次。

3.4 系统仿真

由神经网络的自身性能可知,其预测的准确度

难以达到 100%，数据融合后的结果会有干扰，必须对融合后的数据进行滤波。

在 k 时刻以前的目标速度是已知的,在滤波过程中可以用 k 时刻之前的目标速度代替 k 时刻之前通过数据融合得到目标速度以提高滤波的准确性,因此采用无限冲激响应数字滤波器进行滤波效果较好。滤波器的阶次越高,相位滞后越大,同时计算量也越大。为了满足光电跟踪系统的实时性和跟踪精度要求,并减小滤波器产生的滞后,本文采用 6 阶 Butterworth 滤波器对 ELM 系统融合得到的目标速度和加速度信息进行滤波处理。

系统仿真实验数据在某型号光电跟踪系统上

采集。由于光电伺服跟踪系统具有方位、高低两套独立系统,除了方位跟踪系统需要正割补偿以外,两套系统设计一样。本文以方位系统为例进行试验。其中,光电探测器的采样周期 $T=0.02\text{ s}$,转台运动信息的采样周期 $T=0.001\ 25\text{ s}$ 。受最大采样周期的限制,ELM 系统运算周期选为 0.02 s 。系统仿真以输出目标速度为例,结果如图 4 所示,其中 a 和 b 是当目标位置信息的速度为 $50(^{\circ})/\text{s}$ 、加速度为 $30(^{\circ})/\text{s}^2$,速度的正弦信号分别取 8 个和 16 个学习样本的仿真结果,其中 c 和 d 是目标位置信息的速度为 $40(^{\circ})/\text{s}$ 、加速度为 $20(^{\circ})/\text{s}^2$,速度的正弦信号分别取 8 个和 16 个学习样本的仿真结果。

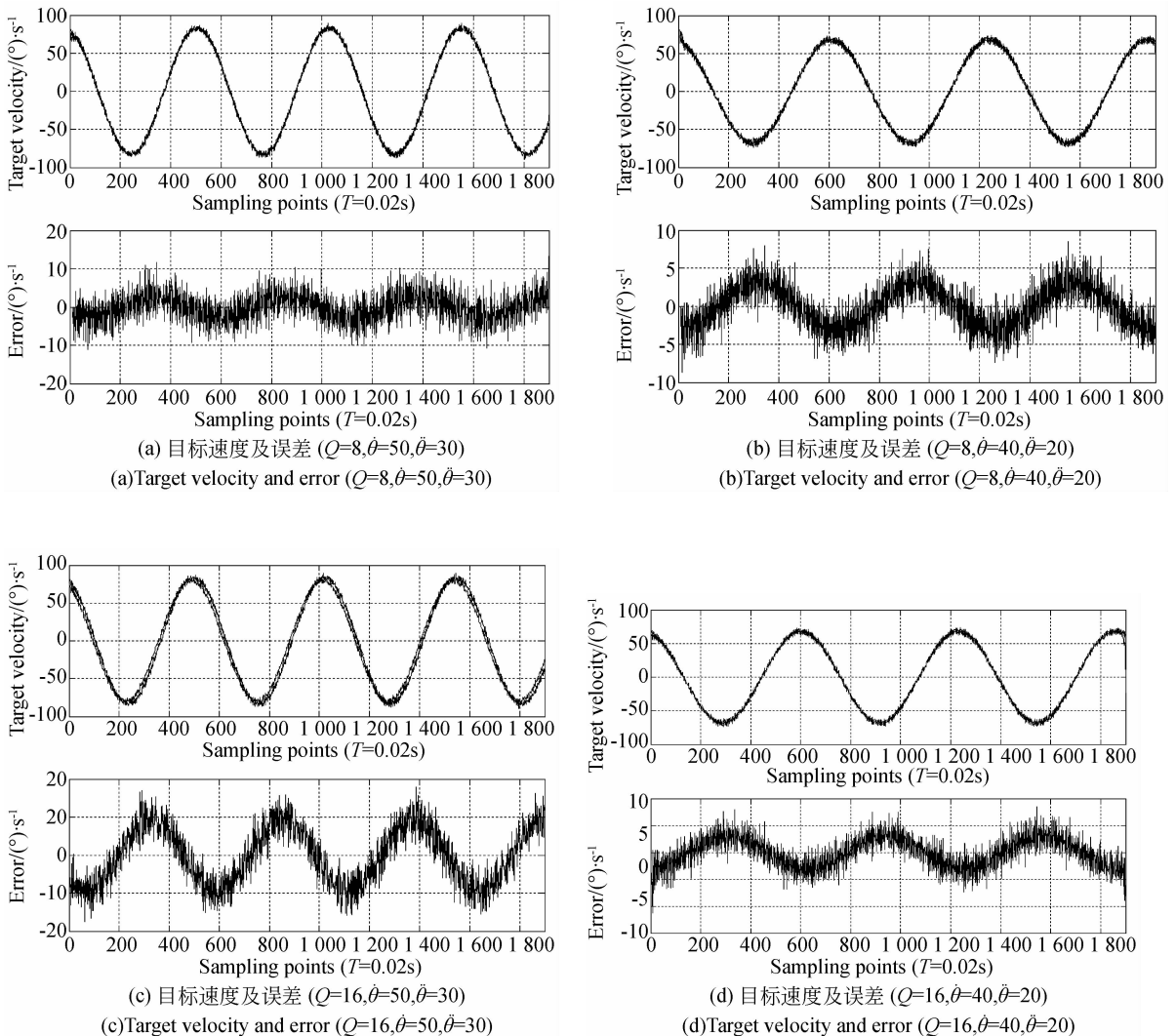


图 5 仿真结果图

Fig. 5 Simulation results

由图 5 可以看出,跟踪目标的速度和加速度越大,则误差也就越大。当跟踪目标位置信号由速度 $50(^{\circ})/s$ 、加速度 $30(^{\circ})/s^2$ 下降到速度 $40(^{\circ})/s$ 、加速度 $20(^{\circ})/s^2$ 时,跟踪目标的速度误差也由 $10(^{\circ})/s$ 下降到 $5(^{\circ})/s$ 。尽管 8 个学习样本和 16 个学习样本的预测目标与实际目标的最大误差一样,但是当目标速度在峰值时,采用 16 个学习样本所得到的目标误差较小。在光电跟踪系统中稳态误差是由速度峰值时的误差决定,采用 16 个学习样本对降低系统的稳态误差较好。

4 实验验证

采用 TMS32000F2812 处理器作为 ELM 系统的核心处理器,工作频率是 150 MHz。用示波器检测,从学习训练到数据融合输出的时间大约是 3.5 ms,远远小于光电探测器的采样周期 20 ms,满足系统实时性要求。

基于某型号光电跟踪系统对位置、速度闭环控制方法、等效复合控制方法和共轴跟踪 3 种控制方法进行实验验证。

该型号方位跟踪系统传递函数为:

$$G(s) = \frac{0.8787}{(0.8192s+1)(0.013s+1)}, \quad (10)$$

经公式计算和仿真验证,速度回路校正环节为 $\frac{3500(0.11s+1)(0.013s+1)}{(5.5s+1)(0.0013s+1)}$,位置回路的校正环节为 $\frac{480(0.8937s+1)(0.8933s+1)}{(10.0s+1)(10.001s+1)}$ 。

等效复合控制采用工程上常用的速度滞后补偿,补偿函数为 $\frac{0.8}{0.3s+1}$ 。

采用共轴跟踪时,为防止系统进入稳态前,前馈信号对系统影响过大,信号的增益系数从零逐渐增加到设定值。

采用光学动态靶标^[11]对上述 3 种控制方法进行验证。动态靶标的目标点出射光与靶标旋转轴线的夹角为 25° ,靶标旋转轴线与水平面的夹角为 30° ,靶标旋转周期为 5s,即目标点的最大速度为 $50(^{\circ})/s$,最大角加速度为 $30(^{\circ})/s^2$ 。实验结果如图 6 和图 7 所示。

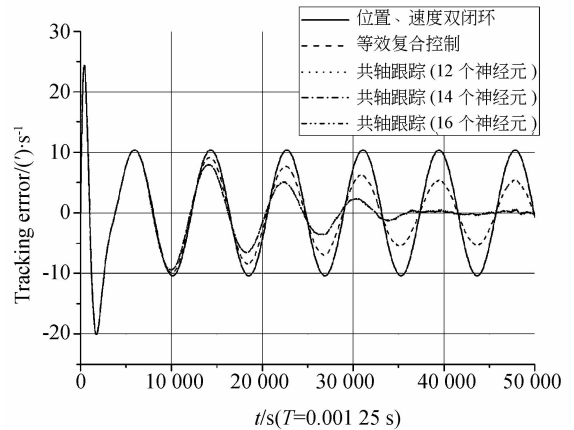


图 6 3 种跟踪模式下的跟踪精度曲线

Fig. 6 Track precision curve of three kinds of tracking models

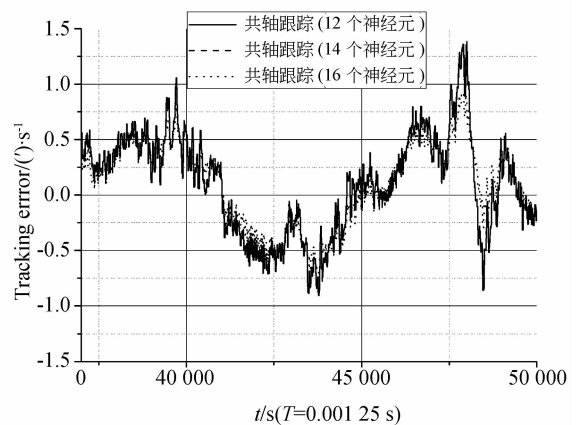


图 7 共轴跟踪稳态误差曲线

Fig. 7 Steady state error curve of on-axis tracking

表 1 跟踪精度和随机误差

Tab. 1 Track precision and random error

控制方法	跟踪精度/ $(^{\circ})$	随机误差/ $(^{\circ})$
位置、速度闭环控制	10.35	8.2
等效复合控制	5.38	4.5
共轴跟踪(16 个神经元)	0.88	7.6
共轴跟踪(9 个神经元)	1.32	11.8
共轴跟踪(14 个神经元)	1.36	13.6

由表 1 可知,采用位置、速度闭环控制,系统最大跟踪误差为 $10.35'$,随机误差为 $8.2''$;采用等效复合控制,系统最大跟踪误差为 $5.38'$,随机误差

为 $4.5''$;采用共轴跟踪时,系统最大跟踪误差为 $0.88'$,随机误差为 $7.6''$,且跟踪误差和随机误差随着神经元数量的变化而变化。

由式(6)到式(9)可知,当神经元个数为16和9个时,ELM系统的运算量相当,都较小。由表1可知,16个神经元的系统跟踪误差和随机误差最小,说明当神经元个数为16时,ELM系统预测的准确率较高。由以上分析可知,当神经元个数为16个时,既能保证系统的实时性,同时又能保证系统的准确度。

采用ELM系统预测目标的运动信息构成共轴跟踪,光电跟踪系统的随机误差变化不大,但是能明显提高系统的跟踪精度。

5 结 论

在光电跟踪伺服系统中采用共轴跟踪技术可以解决系统频带带宽问题,而伺服系统具有宽的频带可以保证系统跟踪的准确性和快速性。如何得到跟踪目标的运动信息是实现共轴跟踪的关键。

本文采用神经网络极限学习机(ELM),通过对光电跟踪系统设备的运动状态及脱靶量的学习、训练和融合,得到目标的速度和加速度信息。

通过算法优化减少了ELM系统的运算量,优化后ELM系统的数据处理时间大约为 3.5 ms ,满足光电跟踪系统的实时性要求。为了消除ELM系统自身特性所带来的干扰,采用6阶Butterworth滤波器对融合后的目标信息进行滤波处理。仿真实验表明:8个学习样本和16个学习样本的得到目标的最大误差一样,二者之间的区别是当目标速度达到峰值时,采用16个学习样本所得到的目标误差较小;而光电跟踪系统稳态误差由速度峰值误差决定,因此,采用16个学习样本对系统的稳态误差较好。

最后,通过跟踪光学动态靶标进行共轴跟踪实验验证。系统最大跟踪误差由速度、位置闭环时 $10.35'$ 减小到 $0.88'$,随机误差由 $8.2''$ 减少到 $7.6''$ 。实验结果表明利用神经网络ELM进行数据融合得到目标速度和加速度信息构成共轴跟踪具有更高的实时性和精确度,能有效提高系统的跟踪精度。

参考文献:

- [1] 熊皑,范永坤,吴钦章.变结构PI控制器的设计及其在光电跟踪系统中的应用[J].光学精密工程,2010,18(8):1855-1861.
XIONG A, FAN Y K, WU Q Z. Design of a variable structure PI controller and its application in photoelectronic tracking systems [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010,18(8):1855-1861. (in Chinese)
- [2] 邱晓波,窦丽华,单东升,等.光电跟踪系统自抗扰伺服控制器的设计[J].光学精密工程,2010,18(1):220-225.
QIU X B, DOU L H, SHAN D S, et al.. Design of active disturbance rejection controller for electro-optical tracking servo system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010,18(1):220-225. (in Chinese)
- [3] 孙丽娜,宋悦铭,戴明.采用复合控制提高机载光电平台的数字跟踪精度[J].光学精密工程,2008,16(2):265-269.
SUN L N, SONG Y M, DAI M. Improving digital-leading tracking precision for photoelectric platform by complex control [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,16(2):265-269. (in Chinese)

- [4] 张东荣,叶斌,党进.高精度平台式惯导系统的实现[J].弹箭与制导学报,2011,31(3):59-62.
ZHANG D R, YE B, DANG J. The realization of high precision platform inertial navigation system [J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2011,31(3):59-62. (in Chinese)
- [5] 黄永梅,傅承毓,尹义林.光电经纬仪中的等效复合控制技术[J].光电工程,1998,25(12):116-120.
HUANG Y M, FU C Y, YIN Y L. An equivalent combined control technique for photoelectric theodolite [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 1998, 25(12):116-120. (in Chinese)
- [6] 李文军,陈涛.基于卡尔曼滤波器的等效复合控制技术[J].光学精密工程,2006,14(4):279-284.
LI W J, CHEN T. Equivalent combined control technique based on kalman filter [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006,14(4):279-284. (in Chinese)
- [7] 赵金宇,李文军,王德兴,等.预测滤波技术在光电经纬仪中的应用仿真[J].测试技术学报,2004,18(4):359-363.
ZHAO J Y, LI W J, WANG D X, et al.. Simulation for the Application of Prediction Filtering Technique in Photoelectric Theodolite [J]. *Journal of Test*

and Measurement Technology, 2004, 18(4): 359-363. (in Chinese)

- [8] 马佳光. 复合控制及等效复合控制原理与应用[J]. 光学工程, 1988, No. 5: 1-15.
MA J G. The theory and application of compound control and equivalent compound control [J]. *Optics Engineering*, 1988, No. 5: 1-15 (in Chinese)
- [9] 史峰, 王辉, 郁磊, 等. 智能算法[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011.
SHI F, WANG H, YU L, et al.. *Intelligent algorithm* [M]. Beijing: Beihang University Press, 2011. (in Chinese)
- [10] 尧礼辉. 广义逆矩阵计算及在矩阵方程中应用的

研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2008.

- YAO L H. *Research on calculation and application in matrix equation of the generalized inverse matrices* [D]. Zhengzhou: The PLA Information Engineering University, 2008. (in Chinese)
- [11] 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的跟踪性能[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]. *Optics and Precision Engineering*, 2010, 18(6): 1286-1294. (in Chinese)

作者简介:



王威立(1979—), 男, 河南省驻马店市人, 博士研究生, 2009年于河南农业大学获得硕士学位, 主要研究方向为计算机控制与伺服控制技术。E-mail: unwwl@126.com



曹立华(1971—), 男, 吉林磐石人, 研究员, 主要从事光电跟踪与数字通信技术方面的研究。E-mail: caolh@ciomp.ac.cn



郭劲(1964—), 男, 研究员, 主要从事光电测控技术和光学工程技术方面的研究。E-mail: guojin6957@163.com



陈娟(1961—), 女, 吉林长春人, 研究员, 博士生导师, 1984年毕业于长春工业大学获得学士学位, 1997年于大连理工大学获得硕士学位, 2001年获得中科院长春光机所博士学位。主要从事光电跟踪与伺服控制技术的研究。E-mail: chenjuan@mail.ccit.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)