

文章编号 1004-924X(2018)12-2949-07

# 神经网络非线性智能控制在光电跟踪系统中的应用

林贻翔\*

(中国电子科技集团公司第十研究所, 四川 成都 610036)

**摘要:**针对伺服系统中非线性力矩干扰导致光束跟踪性能下降的问题,采用神经网络算法实现光电跟踪系统的非线性控制。分析了径向基函数神经网络监督控制算法应用于光电跟踪系统的优势,设计了光束跟踪实验,数据显示神经网络能够智能输出非线性控制量抑制摩擦力矩干扰,提高光束跟踪性能,对幅度 $3^\circ$ 、频率在 1 Hz 以内的光束扰动抑制比达到 $-28\sim-51$  dB,比初始未优化的 PID 控制提高 15 dB 以上。实验结果表明,神经网络算法可以自动建立反馈量与控制量的非线性映射,适用于复杂系统的非线性控制。

**关键词:**光束跟踪;神经网络;非线性控制;智能控制

中图分类号:TP18;TP273 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20182612.2949

## Application of neural network-based nonlinear intelligent control in electro-optical tracking systems

LIN Yi-xiang\*

(The 10th Research Institute of China Electronics  
Technology Group Corporation, Chengdu 610036, China)

\* Corresponding author, E-mail: linyin@whu.edu.cn

**Abstract:** A neural network-based nonlinear intelligent control method was proposed for electro-optical (EO) tracking systems to overcome the performance reduction caused by the complex nonlinearity existent in real systems. A radial basis function neural network supervisory control structure was employed, and the associated advantages and characteristics were expatiated in the proposed study. Furthermore, a tracking experiment was conducted for performance evaluation. The obtained experimental results demonstrate that the disturbance attenuation performance can vary from  $-28$  dB to  $-51$  dB within the disturbance frequency of 1 Hz and amplitude of  $3^\circ$ , which indicates an improvement of 15 dB over the PID control method. The results also indicate that EO tracking technology based on neural network control possesses the advantage of intelligent optimized tracking by learning a system's nonlinear information without human intervention. Hence, compared to conventional tracking algorithms, neural network-based EO tracking technology can be incorporated more effectively in complex application environments.

**Key words:** electro-optical tracking system; neural network; nonlinear control; intelligent control

收稿日期:2018-05-02;修订日期:2018-07-01.

基金项目:装备预研基金资助项目(No. 41411040101, No. 315040303)

## 1 引言

激光波束窄是无线激光通信最显著的特点之一。窄光束信号具有能量集中传输、难以被干扰截取等优点<sup>[1]</sup>,但同时也带来难以探测的难题,因此性能可靠的光电跟踪系统是建立高质量激光链路的重要保障,也是促进无线激光通信实用化的一个关键技术。光电跟踪系统以电控伺服转台作为执行机构调整光学天线指向,实现光束的跟踪瞄准<sup>[2]</sup>。由于摩擦力等多种干扰力矩的影响,光电跟踪系统表现出复杂的非线性<sup>[3]</sup>。特别地,静摩擦力会导致伺服转台在变向过程中跟踪性能明显下降。

解决摩擦力非线性效应对光束跟踪性能的影响主要有两种方法:一是基于前馈的摩擦力补偿<sup>[4-6]</sup>,建立摩擦力矩模型,辨识模型参数,从而在控制算法中引入摩擦力前馈补偿,降低摩擦力矩对伺服系统的影响;二是基于反馈的非线性控制。不过,目前对非线性系统的控制缺乏有效的数学分析工具。

神经网络是一个由众多简单的处理单元(神经元)相互连接构成的大规模并行分布式处理器,当神经元数量足够多且设置了合适的连接权值,这种网络理论上可以逼近任何可计算函数<sup>[7]</sup>。因此,神经网络被广泛应用于输入输出关系复杂,难以通过数学知识设计映射函数的场景,如自然语言处理,图像识别等领域<sup>[8-9]</sup>。神经网络控制算法<sup>[10]</sup>也正是基于这种非线性映射能力,将输入的反馈量通过网络映射为复杂系统的非线性控制量。在实际工程控制问题中,被控对象的复杂性使得数学模型的建立存在不确定性,如模型系统误差和外界环境引入的随机偏差。任何模型参数的波动都有可能使补偿力矩变为新的干扰力矩,因此基于摩擦力矩前馈补偿的方法在实际应用中有较大的局限性。而神经网络控制是一种不依赖系统模型的智能控制算法,可以在运行过程中通过学习自动优化控制量,适用于环境复杂多变的光电跟踪系统。长期以来,人们对神经网络控制算法做了大量研究,提出了多种控制结构<sup>[11-12]</sup>,如神经网络监督控制、神经网络逆模型控制、神经网络预测控制、模糊神经网络控制等。理论上,采用非线性激活函数的多层神经网络具有任意的非线

性拟合能力,可以有效应用于复杂系统的非线性控制中。但是由于缺乏有效的标签数据可供离线训练,即无法根据输入光束跟踪误差人工设计输出给电机的理想控制量,难以建立样本训练集。而且采用简化模型离线训练容易导致对单一模型的过拟合,缺乏从训练集到实际系统的泛化能力,因此神经网络在光电跟踪系统中的研究多是仿真分析,实际应用较少。本文采用基于单样本数据的随机梯度下降法在线调整网络权值,实现了神经网络控制在光电跟踪系统中的实际应用,分析了光电跟踪系统的非线性特性和径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络监督控制算法的适用性,并通过光束跟踪实验验证了算法的性能。

## 2 光电跟踪系统非线性分析

光电跟踪系统的简化模型<sup>[13]</sup>框图如图 1 所示。控制器通过相机成像得到实际视轴与目标视轴之间的偏差  $e$  并计算补偿量,输出速度命令  $u$  控制伺服电机转速  $\omega$ ,从而驱动光学天线的视轴始终对准目标终端,抑制平台扰动,建立激光通信链路。

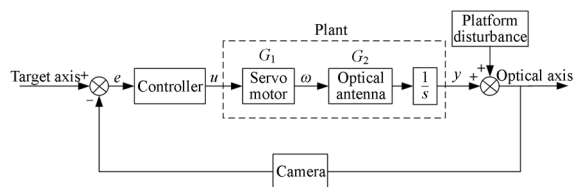
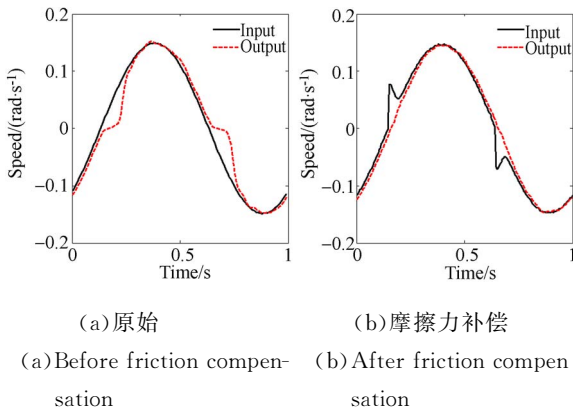


图 1 光电跟踪系统模型框图

Fig. 1 Block diagram of electro-optical tracking system

伺服电机和光学天线负载通过减速机构连接,整体作为被控对象。假设二者为一个刚体(称为单质量系统),则  $G_2$  可以简化表示为一个常数(减速比)。而伺服电机  $G_1$  由于受到以摩擦作用为主的干扰力矩的影响,表现出非线性,其速度响应曲线如图 2(a)所示,图中实线为输入速度命令  $u$ (1 Hz 正弦信号),虚线为电机的实际输出速度  $\omega$ 。可以看出,由于静摩擦力一般远大于滑动摩擦力,导致伺服转台变向过程中,在接近零速度时以静摩擦力为主的干扰力矩指数增大,无法光滑变速,表现出明显的非线性特性。

摩擦现象是一种复杂的、非线性的、具有不确



(a)原始 (b)摩擦力补偿

(a)Before friction compensation (b)After friction compensation

图 2 伺服电机速度响应曲线

Fig. 2 Response curves of motor speed

定性的自然现象。目前,对摩擦力机理的了解十分有限,其研究仍处在经验公式阶段,没有统一的表达式。已提出的摩擦力模型有几十种,用于描述不同的摩擦现象<sup>[14]</sup>。文献[15]对摩擦力矩模型辨识和补偿进行了详细的说明,此处不再赘述。采用摩擦力矩补偿后伺服电机的速度响应如图 2(b)所示,图中实线为带摩擦力矩补偿的输入速度命令,零速度附近的突起为补偿突然增大的静摩擦力;虚线为实际输出的电机速度。对比图 2(a)和 2(b)可以看出,经过摩擦力矩补偿后,实际电机速度呈现良好的线性响应。

需要说明的是,以上摩擦力矩补偿数据是在实验室环境下测得的。在实际应用环境中,电气参数波动、电机运转时间、转轴不同位置的润滑程度等非定量因素,都会使系统的非线性特性发生随机变化。此外,当电机速度较低时,驱动力矩较小,除摩擦力矩以外,各种干扰力矩都将有很大影响,仅用摩擦力矩描述系统的全部非线性力矩会带来不可忽视的近似误差。因此,采用摩擦力矩前馈补偿方法控制非线性系统的局限性较大,可能会因前馈补偿与实际系统不匹配而引入新的干扰力矩。

### 3 神经网络非线性控制

光电跟踪系统是闭环控制系统,其控制问题可以描述为寻找最优的输出电机速度控制命令  $u$ ,使得输入反馈量光轴偏差  $e$  最小。以 PID 为代表的线性控制算法,通过  $e$  的线性运算(比例、微分和积分)得到的控制量,无法降低摩擦力等干扰

力矩导致的系统非线性误差。而依据现有的数学知识,人工设计反馈量和最优控制量之间的非线性函数映射十分困难。神经网络为解决复杂系统的非线性控制问题提供了有效的技术手段。神经网络控制可以通过学习算法修正网络连接权值,自动实现输入反馈偏差到输出最优控制量的映射,具有自学习和非线性的能力。

#### 3.1 RBF 神经网络监督控制结构

神经网络控制算法有多种结构,本文采用 RBF 神经网络设计监督控制结构<sup>[16]</sup>,如图 3 所示。神经网络的输入为反馈偏差  $e$ ,输出  $O$  作为控制量之一  $u_n$ ,和 PID 控制器输出量  $u_p$  相加作为总控制量  $u$ 。

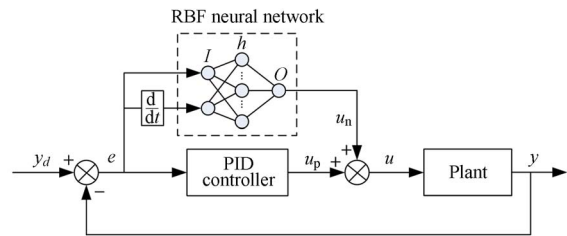


图 3 RBF 神经网络监督控制结构

Fig. 3 Structure of RBF neural network supervisory control

RBF 神经网络是具有三层神经元的前馈网络,结构如图 3 虚线框内所示。其中输入层信号为  $\mathbf{I}=[I_1, I_2, \dots, I_L]$ ,隐含层信号为  $\mathbf{h}=[h_1, h_2, \dots, h_M]$ ,  $h_m(m=1, 2, \dots, M)$  激活函数采用高斯基函数表示:

$$h_m = \exp \left\{ -\frac{\|\mathbf{I} - \mathbf{c}_m\|^2}{2b_m^2} \right\}, \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{c}_m=[c_{m1}, c_{m2}, \dots, c_{mL}]$  为隐含层第  $m$  个神经元的高斯基函数中心矢量;  $\|\mathbf{I} - \mathbf{c}_m\|$  为输入信号矢量  $\mathbf{I}$  与高斯基函数中心矢量  $\mathbf{c}_m$  之间的欧式距离;  $\mathbf{b}=[b_1, b_2, \dots, b_m]$  为高斯基函数的宽度矢量,其中  $b_m(m=1, 2, \dots, M)$  为隐含层第  $m$  个神经元的高斯基函数宽度。

输出层的网络权值为  $\mathbf{w}=[w_1, w_2, \dots, w_M]$ , 激活函数取线性函数,得到的输出信号为:

$$O = \mathbf{w} \cdot \mathbf{h}^T = \sum_{m=1}^M w_m h_m. \quad (2)$$

#### 3.2 学习算法与收敛性分析

RBF 神经网络监督控制设计思想是期望在控制过程中用网络输出控制量  $u_n$  逐渐取代 PID 控制器。根据最小均方根(Least Mean Square,

LMS)算法,定义基于单样本数据的代价函数为:

$$E = \frac{1}{2} u_p^2 = \frac{1}{2} (u - u_n)^2. \quad (3)$$

由于 PID 控制量  $u_p$  与输入跟踪误差  $e$  成线性关系,神经网络在以 PID 控制量  $u_p$  极小为学习

目标的同时,实质上是使误差逐渐减小,因此最终控制性能优于初始运行的 PID 控制器。

RBF 神经网络需要调整的参数有权值  $w_m$ 、高斯基函数的中心点  $c_{ml}$  和宽度  $b_m$ 。根据代价函数和梯度下降法,采用以下学习算法修正参数:

$$\begin{cases} \Delta w_m = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_m} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial u_n} \frac{\partial u_n}{\partial w_m} = \alpha (u - u_n) h_m \\ \Delta c_{ml} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial c_{ml}} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial u_n} \frac{\partial u_n}{\partial h_m} \frac{\partial h_m}{\partial c_{ml}} = \alpha (u - u_n) w_m h_m \frac{I - c_{ml}}{b_m^2} \\ \Delta b_m = -\alpha \frac{\partial E}{\partial b_m} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial u_n} \frac{\partial u_n}{\partial h_m} \frac{\partial h_m}{\partial b_m} = \alpha (u - u_n) w_m h_m \frac{\|I - c_m\|^2}{b_m^3} \end{cases}, \quad (4)$$

式中:  $\alpha$  是学习率,  $\Delta w_m$ ,  $\Delta c_{ml}$ ,  $\Delta b_m$  分别为  $w_m$ ,  $c_{ml}$ ,  $b_m$  的迭代修正量。由于不同网络参数对应的代价函数有不同的形态,实际应用时对不同的参数设置不同的学习率,可以明显地提高收敛速度。

由于 LMS 算法基于单样本数据极小化代价函数的瞬时值,权值的迭代过程跟踪一个随机的梯度下降轨迹,因此 LMS 算法也称为随机梯度下降法。文献[7]对 LMS 算法的收敛性进行了详细的推导,证明了当迭代次数趋于无限时,代价函数在极小值附近做布朗运动(随机波动)。

基于单样本数据的迭代实时性强,收敛快速,但是存在系统容易发散的问题。这里采用学习率衰减法,使得学习率随着迭代次数的增加而衰减,减小迭代后期权值的随机游走范围。神经网络常用的学习率衰减公式很多,其中一种呈指数衰减的公式如下:

$$\alpha = 0.95^k \cdot \alpha_0, \quad (5)$$

式中:  $\alpha_0$  为学习率初始值,  $k$  为迭代次数, 0.95 为衰减系数经验值,可根据实际效果修改。

#### 4 光束跟踪实验及数据分析

图 4 为光束跟踪实验示意图,以验证 RBF 神经网络监督控制算法的性能。光束运动轨迹发生器由激光器和二维扫描振镜组成,发射激光投影于白屏上,通过编程控制二维振镜的偏转角度,使白屏上的投影光斑产生任意形状的运动轨迹。光电跟踪系统由跟踪相机和二维运动伺服转台组成,对白屏上的移动光斑进行定位和跟踪。跟踪相机焦距为 50 mm,视角角为  $5.2^\circ \times 3.3^\circ$ ,每个像素对应  $0.0069^\circ$  ( $120 \mu\text{rad}$ )。光束运动轨迹发生器和光电跟踪系统与白屏之间的距离相等。

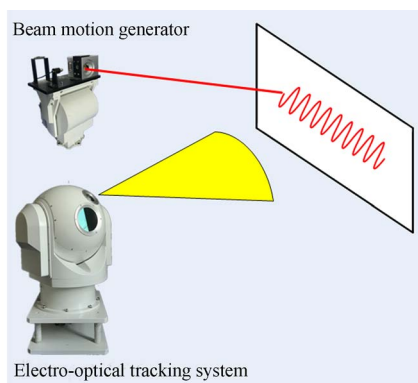


图 4 光束跟踪实验示意图

Fig. 4 Schematic of beam tracking experiment

实验中,光束运动轨迹发生器产生幅度为  $3^\circ$ ,频率为 0.1~2.0 Hz 的正弦运动,记录启动跟踪前后光斑在相机中的位置坐标,用于定量分析跟踪性能。

图 5 为 RBF 神经网络跟踪误差和控制量学习过程曲线。该曲线分为三个阶段:第 I 阶段为未启动跟踪时 ( $u_p = 0$ ,  $u_n = 0$ ) 的光斑扰动,在相机视场中约为  $\pm 200$  个像素;第 II 阶段为启动 PID 控制时 ( $u_p \neq 0$ ,  $u_n = 0$ ) 的跟踪效果,PID 参数设置为初始的 (2, 0, 0),即只有 P 控制,光斑扰动抑制到约  $\pm 35$  个像素;第 III 阶段为启动 RBF 神经网络(结构参数 2-10-1)监督控制时 ( $u_p \neq 0$ ,  $u_n \neq 0$ ) 的跟踪效果,PID 控制量  $u_p$  逐渐减小,RBF 控制量  $u_n$  逐渐占主导作用,跟踪误差减小到  $\pm 3$  个像素以内。

第 III 阶段启动神经网络学习后,PID 控制量明显减小,但 RBF 控制量的变化细节不明显,为解释 RBF 神经网络监督控制在取代原有 PID 控制器的过程中如何优化了整体控制量,使控制误差逐渐减小,将图 5(c)中 RBF 控制量 15~25 s、

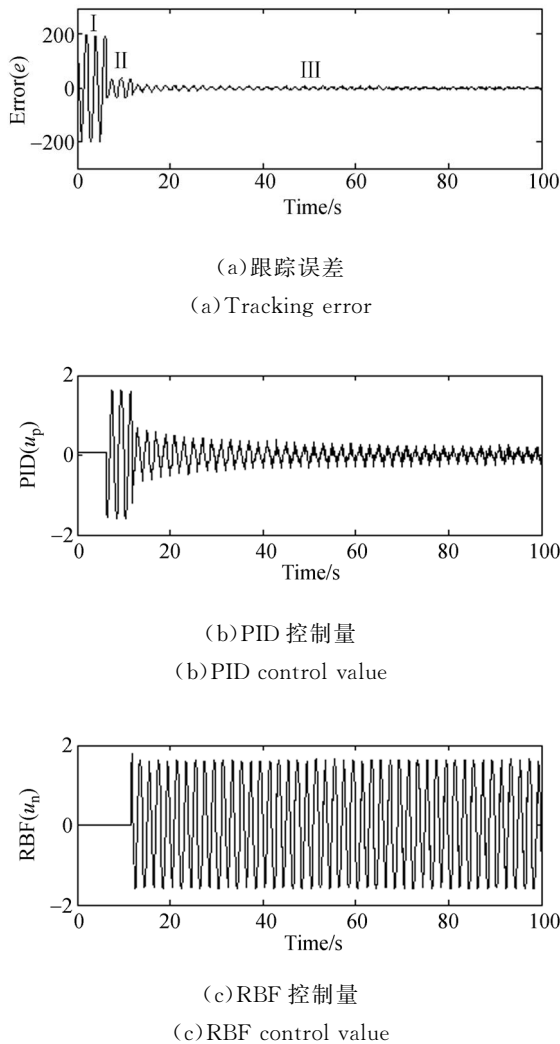


图 5 神经网络监督控制学习曲线

Fig. 5 Learning curves during RBF neural network supervisory control procedure

45~55 s 和 75~85 s 三个时间段的数据放大如图 6 所示。可以看出,随着神经网络的自学习,零速度附近逐渐增大了控制量,在 75~85 s 时已经明显产生了形如图 2(b)摩擦力矩补偿的效果。在神经网络学习系统的非线性特性、智能输出非线性控制量的同步过程中,图 5(a)跟踪误差逐渐减小,验证了该算法可以有效抑制摩擦力矩干扰,无需预先建立系统特性模型。而手动写出这种符合实际系统特性的非线性控制程序十分困难。这就是神经网络控制相对于传统控制算法的优势。

本文的研究背景为船载激光通信粗跟踪系统,该系统用于抑制船体的大角度扰动。船体运动谱分布在 0~2 Hz,主要能量集中在 1 Hz 以内。图 7 为 RBF 神经网络监督控制在频率 2 Hz

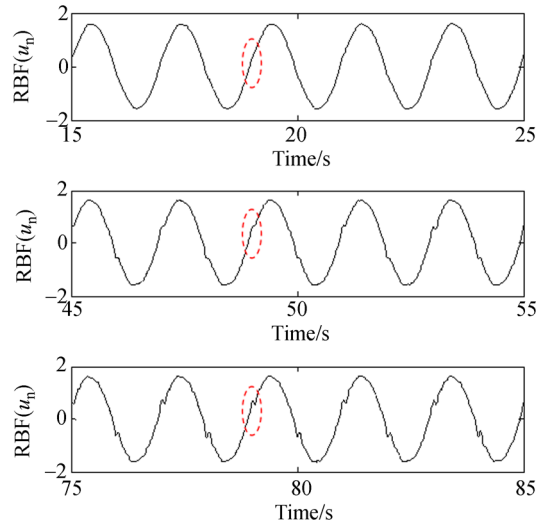


图 6 RBF 控制量学习曲线(图 5(c)三个时间段放大曲线):随学习时间增加,零速度附近智能输出非线性控制量抑制静摩擦力干扰

Fig. 6 Partial enlarged images of Fig. 5(c), displaying the learning procedure of RBF neural network output nonlinear intelligent control for friction compensation

以内的扰动抑制波特图,图中对频率 1 Hz 以内的扰动抑制为 -28~-51 dB,比初始未优化的 PID 跟踪性能提高了 15 dB 以上。参照文献[17]中的数据,神经网络控制达到了目前成熟激光通信光束跟踪的技术水平,并具有智能优化,减少人工调试等优势。

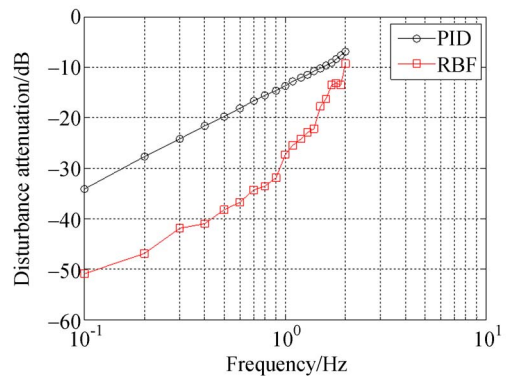


图 7 扰动抑制波特图

Fig. 7 Bode diagram of disturbance attenuation

与 PID 控制相比,神经网络控制的优势有两个:一是能够通过学习被控系统和目标运动特点自动优化控制效果,无需人工针对不同应用对象调试;二是具有非线性控制的效果,性能优于线性

PID 算法。其局限性是随着频率增大,系统非线性作用增强,超出神经网络的拟合能力,控制性能将逐渐趋近于线性 PID 控制器。

与神经网络输出直接作为控制量相比,初始时监督控制结构中 PID 控制器起主导作用,神经网络负责微调优化,避免了初始未优化的网络输出异常控制量直接导致跟踪失败的情况。在光电跟踪系统中,由于相机视场有限,一旦网络出现异常值则容易丢失跟踪目标,导致学习中断,系统无法运行。神经网络监督控制结构由于 PID 控制的作用保障了系统稳定性。先以 PID 控制保证系统开始跟踪,使目标保持在相机视场,系统不会发散;然后神经网络沿着梯度下降方向对权值进行智能调整,得到一个优化的监督控制量,逐渐取代 PID 控制,得到比初始运行时更优的性能。

采用 RBF 激活函数,网络参数的初始设置和调试可以引入一定的人工先验知识。假设 RBF 神经网络有一个输入信号和三个隐含层神经元,输入值为  $-1 \sim 1$ ;则初始时可设置高斯基函数的中心点分别为  $-0.5, 0, 0.5$ ,宽度均为  $0.2$ 。由于高斯基函数的中心点不同,隐含层神经元对输入信号的响应也不同,距离中心点越近响应值越大,其效果相当于把输入分为三个相互独立又有所覆盖的区域,每个隐含神经元主要负责一个区域。因此,RBF 激活函数与 Sigmoid 函数相比,前者的隐含层神经元有一个局部感受区域,即把输入分成不同的范围进行处理,而后者是全局性的。RBF 神经网络体现了聚类思想,把输入信号聚成

不同类别,类中心就是基函数中心,基函数中心点和宽度共同决定了信号相互覆盖的程度。该方法模拟了人脑中局部处理相互覆盖的特点,如触觉、视觉和听觉等不同感官输入映射到大脑皮层中不同区域;在光束跟踪中,相当于把光斑在相机视场的位置划分不同的区域,根据跟踪误差不同,不同的隐含层神经元学习出不同的控制策略。

## 5 结 论

本文研究了 RBF 神经网络监督控制算法在光电跟踪系统中的应用。神经网络在运行过程中采用基于单样本数据的随机梯度下降法调整连接权值,能够将输入光束跟踪误差智能映射为非线性控制量,有效抑制摩擦力矩干扰,提高光束跟踪精度,对幅度为  $3^\circ$ 、频率在  $1 \text{ Hz}$  以内的光束扰动抑制比达到  $-28 \sim -51 \text{ dB}$ ,比初始未优化的 PID 控制提高  $15 \text{ dB}$  以上。

由于目前缺乏数学工具指导设计输入误差与输出非线性控制量之间的映射函数,人工直接编写这种自动符合实际系统非线性特性的控制程序十分困难。神经网络能够通过学习提高自身性能,无需编写明确的程序,正是机器智能的特点。当然本文采用的跟踪算法具有的智能程度还十分有限,深入研究借鉴当今人工智能技术发展的丰硕成果,开发更适用于复杂多变环境、完全无需人工操作的智能光电跟踪系统,是实现激光通信实用化的关键。

### 参考文献:

- [1] RABINOVICH W S, MOORE C I, MAHON R, *et al.*. Free-space optical communications research and demonstrations at the U. S. Naval Research Laboratory [J]. *Applied Optics*, 2015, 54(31):F189-F200.
- [2] 程龙, 陈娟, 陈茂胜, 等. 光电跟踪系统快速捕获时间最优滑模控制技术[J]. *光学 精密工程*, 2017, 25(1):148-154.  
CHENG L, CHEN J, CHEN M SH, *et al.*. Fast acquisition of time optimal sliding model control technology for photoelectric tracking system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(1):148-154. (in Chinese)
- [3] 邓永停, 李洪文, 刘京, 等. 基于扰动力矩观测器的  
大口径望远镜低速控制[J]. *光学 精密工程*, 2017, 25(10):2636-2644.  
DENG Y T, LI H W, LIU J, *et al.*. Low-speed control of large telescope based on disturbance torque observer[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(10):2636-2644. (in Chinese)
- [4] CONG S, DENG K, SHANG W, *et al.*. Isolation control for inertially stabilized platform based on nonlinear friction compensation[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2016, 84(3):1123-1133.
- [5] 崔晶, 王思宇, 楚中毅. 高加速度运动系统的非线性摩擦前馈补偿控制[J]. *光学 精密工程*, 2018, 26(1): 77-85.  
CUI J, WANG S Y, CHU ZH Y. Feed-forward compensation control of nonlinear friction for high

- acceleration motion system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(1):77-85. (in Chinese)
- [6] 郭鹏飞, 邓永停, 王帅. 基于摩擦模型的反演滑模控制在大型望远镜上的应用[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(10):2620-2626.
- GUO P F, DENG Y T, WANG SH. Backstepping sliding mode control of large telescope based on friction model [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(10):2620-2626. (in Chinese)
- [7] HAYKIN S. *Neural Networks and Learning Machines*[M]. Third Edition. Beijing: China Machine Press, 2011:1-27, 63-68.
- [8] 李宇, 刘雪莹, 张洪群, 等. 基于卷积神经网络的光学遥感图像检索[J]. *光学精密工程*, 2018, 26(1):200-207.
- LI Y, LIU X Y, ZHANG H Q, *et al.*. Optical remote sensing image retrieval based on convolutional networks[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(1):200-207. (in Chinese)
- [9] 刘峰, 沈同圣, 马新星, 等. 基于多波段深度神经网络的舰船目标识别[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(11):2939-2946.
- LIU F, SHEN T SH, MA X X, *et al.*. Ship recognition based on multi-band deep neural network[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(11):2939-2946. (in Chinese)
- [10] HUNT K J, SBARBARO D, ZBIKOWSKI R, *et al.*. Neural networks for control systems - A survey [J]. *Automatica*, 1992, 28(6):1083-1112.
- [11] 刘金琨. 先进 PID 控制 MATLAB 仿真[M]. 第 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2011:301-311.
- LIU J K. *Advanced PID Control and Matlab Simulation*[M]. 3rd edition. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011:301-311. (in Chinese)
- [12] WANG Y C, CHIEN C J, TENG C C. Direct adaptive iterative learning control of nonlinear systems using an output-recurrent fuzzy neural network[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B: Cybernetics*, 2004, 34(3):1348-1359.
- [13] 田俊林, 胡晓阳, 游安清. 利用自适应卡尔曼滤波实现光电跟踪中的复合控制[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(7):1941-1947.
- TIAN J L, HU X Y, YOU A Q. Compound control of photoelectric tracking by using adaptive Kalman filtering algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(7):1941-1947. (in Chinese)
- [14] MARQUES F, FLORES P, CLARO J C P, *et al.*. A survey and comparison of several friction force models for dynamic analysis of multibody mechanical systems [J]. *Nonlinear Dynamics*, 2016, 86(3):1407-1443.
- [15] LIN Y X, AI Y, SHAN X. Identification of electro-optical tracking systems using genetic algorithms and nonlinear resistance torque[J]. *Optical Engineering*, 2017, 56(3):033105.
- [16] 刘金琨. RBF 神经网络自适应控制 MATLAB 仿真[M]. 北京: 清华大学出版社, 2014:15-47.
- LIU J K. *RBF Neural Network Control for Mechanical Systems Design, Analysis and MATLAB Simulation*[M]. Beijing: Tsinghua University press, 2014:15-47. (in Chinese)
- [17] 姜会林, 佟首峰, 张立中, 等. 空间激光通信技术与系统[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010:257-277.
- JIANG H L, TONG SH F, ZHANG L ZH, *et al.*. *The Technologies and Systems of Space Laser Communication*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010:257-277. (in Chinese)

#### 作者简介:



林贻翔(1989—),男,福建福清人,博士,工程师,2012年、2017年于武汉大学分别获得学士、博士学位,主要从事无线激光通信、光束控制方面的研究工作。E-mail:linix@whu.edu.cn