

doi: 10.7690/bgzdh.2023.04.009

基于 BP-GSA 优化的某随动平台滑模控制

戴宇辰, 陈机林, 刘政, 李玉腾

(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 为实现某随动平台负载模拟器响应的快速性和系统的鲁棒性, 提出一种基于遗传模拟退火算法 (genetic simulated annealing, GSA) 优化的 BP 神经网络 (BP-GSA) 滑模控制方法。根据负载模拟器各环节硬件组成, 建立系统等效数学模型; 采取非奇异终端滑模实现对系统的控制, 并采用 BP 神经网络对状态方程中未定项进行逼近, 利用 GSA 算法调整网络节点权值。实验仿真结果表明: 相比于传统滑模控制和 PID 控制, 该方法在具有扰动输入的情况下, 具有最小的稳态误差和最快的跟踪速度, 能够有效提升系统的响应速度和力矩跟踪精度。

关键词: 负载模拟器; BP 神经网络; 遗传模拟退火算法; 非奇异终端滑模控制

中图分类号: TP13 **文献标志码:** A

Sliding Mode Control of Certain Type Servo Platform Based on BP-GSA Optimization

Dai Yuchen, Chen Jilin, Liu Zheng, Li Yuteng

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: In order to achieve the rapid response and robustness of a servo platform load simulator, a BP neural network (BP-GSA) sliding mode control method based on genetic simulated annealing algorithm (GSA) is proposed. According to the hardware composition of the load simulator, the equivalent mathematical model of the system is established. Non-singular terminal sliding mode is used to control the system, and BP neural network is used to approximate the undetermined terms in the state equation, and GSA algorithm is used to adjust the network node weights. The simulation results show that compared with the traditional sliding mode control and PID control, the proposed method has the smallest steady-state error and the fastest tracking speed in the case of disturbance input. The method can effectively improve the response speed and the torque tracking accuracy of the system.

Keywords: load simulator; BP neural network; genetic simulated annealing algorithm; non-singular terminal sliding mode control

0 引言

现代战争对于炮控系统的动态性能提出了较高的要求。炮控系统本质上是一种随动系统, 其工作状态复杂, 受干扰力矩影响较大, 具有较高的非线性。对于火炮而言, 常规实物实验难度较大, 可行性不高。为满足炮控系统高动态的需求, 检验其随动系统的各项指标, 负载模拟器可作为检验其各项指标的研究平台。力矩电机作为负载模拟器的输入元件, 用来实时出力矩模拟炮控系统工作过程中受到的各种载荷; 位置电机作为执行机构, 模拟炮控系统的方位和高低角。系统中存在的摩擦、间隙、弹性形变和冲击等非线性因素会对力矩跟踪性能造成一定的影响。传统的线性控制策略对于非线性模型的效果不是很好; 因此, 结合现代智能算法的非线性控制方法对于随动系统负载模拟器具有很

好的控制效果, 可以有效提高动态响应速度^[1]。

贾东旭等^[2]针对负载模拟器中存在的多余力矩问题以及不确定性因素对伺服系统的影响问题, 将模糊控制以及自适应控制结合在一起用于 PI 控制的参数整定。于振中等^[3]将基于蚁群算法优化的 PID 控制方法用于加载系统控制器中, 解决了多余力矩对负载模拟器的干扰以及跟踪指令精度的问题。刘晓琳等^[4]为解决飞机舵机负载模拟器工作性能差的问题, 提出模糊积分滑模控制, 对于提高负载模拟器的控制精度、响应速度起到了显著作用。商显赫等^[5]在汽车电动助力转向控制器开发时, 利用 BP 神经网络可以自我学习和节点权值可调整的特点, 实现了参数的自我整定, 避免了 PID 参数整定的繁琐。王晓辉等^[6]为克服 BP 神经网络收敛速度慢、易收敛于局部极小的问题, 将遗传算法和模拟退火算法进行组合, 在发挥二者优势的基础上解

收稿日期: 2022-12-28; 修回日期: 2023-01-30

作者简介: 戴宇辰(1998—), 男, 江苏人, 硕士, 从事机械系统灵巧化与智能化研究。E-mail: 2411268140@qq.com。

决了 BP 神经网络的问题。宫海涛等^[7]针对永磁同步电机的非线性问题, 提出基于饱和函数的新型趋近率的全局滑模控制方法, 实现了系统状态平稳收敛到切换面以及削弱了输出抖振。

以上文献为随动系统负载模拟器的控制方法提供了较为丰富的思路。笔者提出一种基于遗传模拟退火优化的 BP 神经网络 (BP-GSA) 终端滑模控制方法。兼顾遗传算法和模拟退火算法的优势, 完善了 BP 神经网络, 并用完善的 BP 神经网络补偿滑模控制器, 从而达到提高滑模控制器动态品质的目的。

1 负载模拟器组成及数学模型

1.1 系统结构

本文中涉及的加载系统主要由主控计算机、伺服驱动器、信号调理中心、位置电机、力矩电机、转动惯量盘、动力减速箱、可变转速比小模数精密减速箱、力矩传感器、旋转变压器、角速度传感器、角加速度传感器、联轴器和支座等组成。其结构如图 1 所示。

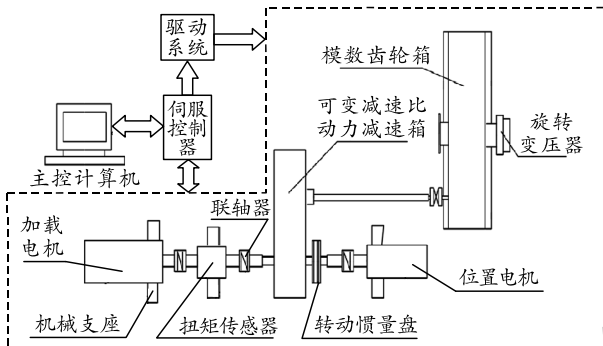


图 1 系统结构

加载电机和位置电机之间通过扭矩传感器、转动惯量盘以及联轴器进行连接, 主控计算机发送的力矩信号指令经过伺服控制器对力矩电机进行加载, 力矩电机的输出力矩模拟炮控随动系统受到的负载; 此时, 控制器再根据扭矩传感器返回的扭矩信号调整加载指令, 从而实现系统的闭环控制。

1.2 系统等效数学模型

力矩电机采用的是永磁同步电机。加载系统主要由力矩电机模型、转动惯量盘模型和力矩传感器模型组成。

实际情况中永磁同步电机的控制不易实现, 为

$$T_f = (K_A K_p K_T G_T(s)) / (s(L_m s + R_m + K_p K_i)(J_m s + B_m + K_j J_i s) + K_T K_e s + K_A K_p K_T K_i G_T(s)) T_d - (K_A(L_m s + R_m + K_p K_i)) / (s(L_m s + R_m + K_p K_i)(J_m s + B_m + K_j J_i s) + K_T K_e s + K_A K_p K_T K_i G_T(s)) T_b - (K_A[s(L_m s + R_m + K_p K_i)(J_m s + B_m + K_j J_i s) + K_T K_e s]) / (s(L_m s + R_m + K_p K_i)(J_m s + B_m + K_j J_i s) + K_T K_e s + K_A K_p K_T K_i G_T(s)) \theta_i \quad (6)$$

简化模型, 便于分析, 在 $d-q$ 参考系下, 考虑到当电机交轴电流 $i_d=0$ 的情况下, 力矩电机可以用直流电机的模型进行代替。考虑到 $i_d=0$ 的情况下, 理想永磁同步电机的微分方程为^[8]:

$$\frac{di_q}{dt} = -\frac{R_m}{L_m} i_q - \frac{K_e}{L_m} \omega_r + \frac{K_p K_s K_v}{L_m} U_m; \quad (1)$$

$$d\omega_r/dt = (K_m/J_m) i_q. \quad (2)$$

将上述方程进行拉氏变换后可以得到从 U_m 到 ω_r 的传递函数:

$$\frac{\omega_r}{U_m} = \frac{K_p K_s K_v K_m}{L_m J_m s^2 + R_m J_m s + K_e K_m}. \quad (3)$$

式中: i_q 为定子电流在 $d-q$ 坐标系下 q 轴分量; L_m 为定子绕组 q 轴电感; J_m 为换算为电机轴的负载转动惯量; K_e 为反电动势系数; K_v 为参考输入到 i_q 之间的比例系数; U_m 为参考输入信号; K_m 为电机力矩系数; $R_m=r+K_p K_s K_f$ 为等效电阻, r 为定子电阻, K_p 为电流控制增益, K_s 为逆变驱动电路等效增益, K_f 为电流反馈系数。

力矩电机和加载电机之间通过力矩传感器进行连接, 考虑到力矩传感器本身的转动惯量和摩擦都很小, 可以将力矩传感器等效为一个比例环节:

$$T_f = K_A(\theta_f - \theta). \quad (4)$$

式中: K_A 为扭转刚度; T_f 为输出力矩; θ_f 为负载模拟器输出转角; θ 为炮控系统输出转角。

炮控系统对控制精度提出了很高的要求。针对炮控系统参数时变的特点, 笔者采用转动惯量盘来模拟负载模拟器转动惯量的变化, 从而达到对于多余力矩的削弱。由计算可得, 在减速轴上的力矩为 $J\ddot{\theta}$, 由于电机转轴和角速度传感器所在的轴通过减速箱连接传递转矩, 所以两轴方向不共线; 因此, 转动惯量盘也可看作一个比例环节, 其等效力矩为:

$$T_j = K_j J(d^2\theta/dt^2). \quad (5)$$

式中: K_j 为转动惯量盘比例系数; J 为转动惯量盘等效转动惯量; θ 为电机转角。

通过以上 3 个模型的分析, 结合简化过后的各环节数学模型, 可以得到等效的负载模拟器结构如图 2 所示。

由下图可得, 系统的传递函数为:

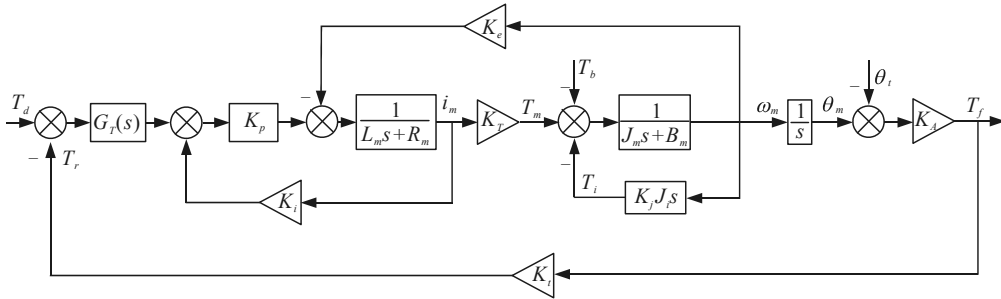


图 2 系统模型

式中： $G_T(s)$ 为伺服驱动器的传递函数； K_i 为电机电流反馈系数； T_b 为干扰力矩； K_t 为力矩闭环系数。

由传递函数可知，负载模拟器位置电机的角速度、角加速度以及干扰力矩等都会对力矩电机的跟踪精度产生影响；因此，需要采取一定策略避免这种影响，从而提高负载模拟器的控制精度。

2 BP-GSA 滑模控制器设计

2.1 非奇异终端滑模变结构控制

在非线性控制中，滑模变结构控制对于时变非线性系统具有很好的控制效果。由于其需要调节的参数少、响应速度快和对扰动的不灵敏，如今越来越受到控制领域的青睐。滑模控制效果的优劣取决于滑模面的选取和滑模控制率的设计。虽然传统滑模在理论上误差可以收敛到 0，但是其收敛时间趋近于无限，这是由线性切换函数导致的，采用非线性切换函数的终端滑模面可解决该问题。然而这会导致滑模的奇异性，这是由于终端滑模面中幂指数小于 1 的项引起的，将一次项和幂指数项合并作为滑模面可解决奇异性问题。采用非奇异终端滑模即可对伺服模拟系统进行有效控制。

取系统状态变量为 $X=[x_1, x_2]^T$ ，状态方程为：

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x) + g(x) + b(x)u \end{cases} \quad (7)$$

式中： $x_1 = \omega_m^* - \omega_m$ ， x_2 分别为机械角速度的偏差值和偏差值的变化率； $f(x) = -B_m/J_m$ ， $b(x) = K_T/(R_m J_m)$ ， $g(x) = T_b/J_m$ 。

笔者选取的非奇异终端滑模面为：

$$s(x) = x_1 + x_2^{p/q} / \beta = 0 \quad (8)$$

式中： $s(x)$ 为滑模面； x 为系统状态变量； $\beta > 0$ 且为常数； p 、 q 为奇数且 $q < p < 2q$ 。选取趋近律为：

$$\dot{s}(x) = -\varepsilon / (D(s)) |s|^a \operatorname{sgn}(s) - (k + c \|x\|_1) s \quad (9)$$

式中： $D(s) = \alpha + (1 - \alpha)e^{-b|s|}$ ， $\alpha \in (0, 1)$ ， $b, p, q, \varepsilon, k, c$ 均为大于零的常数，且 $p/q > 1$ ， $\beta \geq 1$ ， $a \in (0, 1)$ ，

$\|x\|_1$ 为 x 的 1 范数。则滑模控制律如下：

$$i_q = J_m / (1.5 p_n \psi_f) \left\{ \int \left[\beta(p/q) x_2^{2-p/q} + (\varepsilon / D(s)) |s|^a \operatorname{sgn}(s) + (k + c \|x\|_1) s \right] dt \right\} \quad (10)$$

2.2 稳定性分析

为检验系统是否稳定，选取李雅普诺夫 (Lyapunov) 稳定性理论，其方程为： $V = s^2/2$ ，由 Lyapunov 稳定性理论可知，需满足条件： $\dot{V} = s\dot{s} \leq 0$ 。由式(8)和(10)可得：

$$\begin{aligned} V = s\dot{s} &= s \frac{1}{\beta q} x_2^{p/q-1} \left[x_2 / (x_2^{p/q-1} / \beta) + \dot{x}_2 \right] = \\ &= s \frac{1}{\beta q} x_2^{p/q-1} \left\{ -(k + c \|x\|_1) - \frac{\varepsilon}{D(s)} |s|^a \operatorname{sgn}(s) \right\} \leq \\ &= \frac{1}{\beta q} x_2^{p/q-1} \left\{ -\frac{\varepsilon}{D(s)} |s|^{a+1} - (k + c \|x\|_1) s \right\} \leq 0. \end{aligned}$$

由 Lyapunov 稳定性理论可知，满足收敛条件，系统是渐进稳定的。

2.3 遗传模拟退火算法优化的 BP 神经网络

由于负载系统的时变性，状态方程中的 $f(x)$ 难以精确获得，考虑到 BP 神经网络在隐藏层节点数目足够多的情况下，可以任意精度逼近任意函数，笔者采用 BP 神经网络对 $f(x)$ 进行逼近。

BP 神经网络的网络结构包含 3 层，分别为输入层、隐藏层和输出层。算法原理是将输出层数据和期望数据进行比较，将误差反向传播，再经过连接节点权值的调整，进而缩小误差，直到误差减小到期望值为止。

传统 BP 网络具有局部收敛、收敛速度较慢的问题。虽然遗传算法 (genetic algorithm, GA) 具有较强的全局搜索能力，可以解决上述 BP 神经网络的问题，但 GA 算法也存在早熟问题；因此，引入模拟退火算法 (simulated annealing, SA)，SA 可以有效克服 GA 的早熟问题。将 2 种算法结合构成基

于遗传模拟退火算法(GSA)，可以提高效率。将GSA算法优化BP神经网络构成BP-GSA算法。GSA充分发挥了两者的优点，全局和局部搜索能力都较强^[9]。GSA算法由一组随机产生的初始解出发，得到最终的结果。首先经过GA算法产生一组新的遗传个体，然后通过SA算法进行修正，最后将经过SA算法修正的结果作为新的个体。

BP-GSA算法流程：先确定神经网络结构，然后通过GSA算法进行优化，最后通过BP神经网络进行逼近。

网络正向传播阶段，隐藏层和输出层节点输出分别为：

$$\left. \begin{aligned} o_j &= f(\text{net}_j) = f\left(\sum_{i=1}^n v_{ij}x_i - \theta_j\right) \\ o_k &= f(\text{net}_k) = f\left(\sum_{j=1}^q w_{jk}o_j - \delta_k\right) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中： v_{ij} 为输入层到隐藏层节点的连接权值； w_{jk} 为隐藏层到输出层节点的连接权值； o_j 和 o_k 分别为隐藏层第 j 个节点和输出层第 k 个节点的输出； x_i 为输入层参数； net_j 和 net_k 分别为隐藏层和输入层中间节点的净输入；隐藏层节点 j 和输出层节点 k 的阈值分别为 θ_j 和 δ_k ； $f(\text{net})$ 为sigmoid函数，其中：

$$f(\text{net}) = 1/(1 + e^{-\text{net}}) \quad (12)$$

反向阶段的误差信号为：

$$\left. \begin{aligned} \delta_k &= -\frac{\partial E}{\partial o_k} \cdot \frac{\partial o_k}{\partial \text{net}_k} = (d_k - o_k)f'(\text{net}) \\ \theta_j &= f'(\text{net}) \sum_{k=0}^{m-1} \delta_k w_{jk} \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

式中： E 为总误差； d_k 为期望输出； o_k 为网络实际输出。

设权值的修正量为：

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_{jk} &= \eta o_j (d_k - o_k) o_k (1 - o_k) \\ \Delta v_{ij} &= o_j (1 - o_j) \sum_{k=0}^{m-1} \delta_k w_{jk} o_i \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

式中： η 为学习率，取值为(0, 1)； o_i 为输出层节点的输出。

由权值修正量公式可知，神经网络的权值是确定的，这会导致神经网络的过早收敛，虽然保留了全局搜索的能力，但导致算法的局部搜索能力大大降低。虽然GSA算法拥有较强的局部搜索能力，但必须经过反复退火，效率低下；因此，利用GSA算法对神经网络的节点权值进行修正可以有效提高效率，将式(14)做出如下调整：

$$\Delta w_{ij} = \eta[(1 - \beta)\theta_j o_i + \beta \Delta w'_{ij}] + (1 - \beta)\Delta w''_{ij} \quad (15)$$

式中： $\Delta w'_{ij}$ 为引入GSA算法后， w_{ij} 的修正量； $\Delta w''_{ij}$ 为引入GSA算法前， w_{ij} 的修正量； $\beta \in (0, 1)$ 为修正量系数。

$$\Delta w'_{ij} = T \tan[p(\Delta w)] \quad (16)$$

式中： $p(\Delta w)$ 为随机数； T 为退火温度，则：

$$T = T_0 / (1 + t) \quad (17)$$

式中： T_0 为模拟退火的初始温度； t 为退火次数。

则适应度 F_i 为：

$$F_i = e^{F_i/T} / \sum_{i=1}^n e^{F_i/T} \quad (18)$$

由此可得BP-GSA的算法流程为：

Step 1: 初始化BP神经网络结构，确定各层网络节点个数；确定SA算法的退火初始温度、退火次数；确定GA算法的种群规模、交叉概率、变异概率。

Step 2: 二进制编码，对网络各节点的权值进行二进制编码，将这组二进制数作为个体。

Step 3: 利用选择、交叉和变异等操作产生新个体。

Step 4: 进行模拟退火操作，利用Metropolis概率标准剔除不合格新个体。

Step 5: 判断适应度，按照式(18)进行适应度判断，如不满足要求，转Step 3。

Step 6: 将BP-GSA给出的节点权值数据输入滑模控制器。

Step 7: 查看滑模控制器输出，比对跟踪结果，判断误差是否在要求范围内，若不满足转Step 3。

3 控制器设计

为对随动平台负载模拟器进行研究，设计一种基于BP-GSA的非奇异终端滑模变结构控制策略。目的是为实现力矩的跟踪控制。控制器如图3所示。

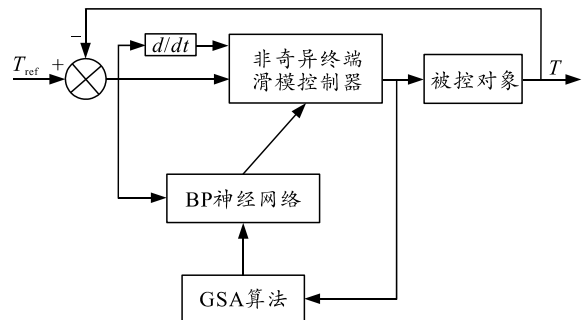


图 3 智能控制器

将期望输出和实际输出的差值作为BP神经网络

络的输入，并按前文所述的滑模面，将期望输出和实际输出的误差和误差变化率作为滑模控制器的输入，根据滑模控制器的输出，利用 GSA 算法对 BP 神经网络进行优化，然后利用 BP 神经网络对滑模控制器的未建模函数进行逼近，最后将 BP-GSA 优化的滑模控制器的输出对被控对象施加控制。

经过 BP-GSA 算法优化的滑模控制器，能充分发挥神经网络参数自整定和滑模鲁棒性强的特点，得到较为理想的控制效果。

4 实验仿真

为检验笔者提出的控制策略是否可行，将该控制策略和传统 PID 控制、传统滑模变结构控制 (SMC) 进行比较，分别采用阶跃响应信号和正弦跟踪信号进行仿真。为验证系统的鲁棒性，在阶跃信号中加入一个小的扰动。系统验证所需的参数如表 1 所示。

表 1 负载模拟器参数

参数	数值
$K_e/(V \cdot \text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	0.410
$K_f/(A \cdot V^{-1})$	1.010
$J_m/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	0.007
$K_T/(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{A}^{-1})$	1.410
L_m/H	0.010
$\omega_m/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	314.000
$B_m/(\text{N} \cdot \text{m}/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-1}))$	0.240
$J_f/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	3.6×10^{-4}
R_m/Ω	3.900

在笔者所提策略和传统 PID 以及传统滑模变结构中加入阶跃信号进行对比，其结果如图 4 所示。当系统设定的加载力矩为 $10 \text{ N} \cdot \text{m}$ 时，笔者采取的基于 BP-GSA 优化的滑模变结构控制方法具有最快的响应速度，在 1.2 s 达到了稳态值，而其他 2 种方法都在 2 s 左右达到稳态值。当在 5 s 时加入 $-1 \text{ N} \cdot \text{m}$ 的扰动信号，笔者所提策略会产生 $0.3 \text{ N} \cdot \text{m}$ 的力矩偏差，并且在 0.7 s 左右恢复到稳态值，其余 2 种方法力矩偏差值均大于 $0.5 \text{ N} \cdot \text{m}$ 。

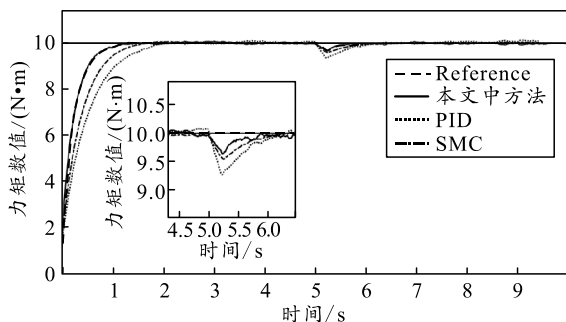
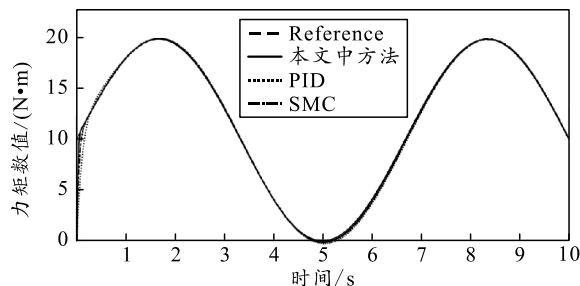


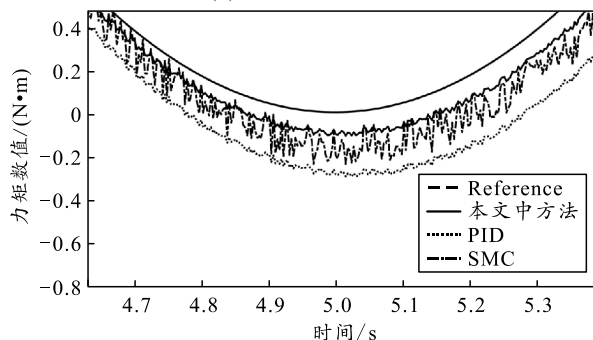
图 4 阶跃信号

另外对 3 种方法进行正弦信号仿真，其结果如图 5(a)所示。输入参考信号为 $y = 10\sin(0.3\pi t) + 10$ 。

力矩电机参考数值围绕 $5 \text{ N} \cdot \text{m}$ 上下波动，幅值变化为 $\pm 10 \text{ N} \cdot \text{m}$ 。在 10 s 的仿真时间内，笔者提出的策略率先达到参考值且一直稳定跟随参考信号。由图 5(b)可以看出，笔者所提策略于参考信号的误差值最小，误差最大处只有 $0.1 \text{ N} \cdot \text{m}$ ，而其余 2 种方法误差值均大于 $0.2 \text{ N} \cdot \text{m}$ ，且 SMC 方法伴随有较强的抖振。综上，笔者提出的策略加载精度较高，响应速度更快。



(a) 正弦信号仿真



(b) 误差放大

图 5 正弦信号及其误差放大仿真

5 结论

针对某随动平台负载模拟器力矩跟踪问题，提出基于 BP-GSA 优化的滑模变结构控制，在继承了滑模变结构响应速度快的基础上，采用 BP-GSA 神经网络对未定项进行逼近。仿真结果表明：该方法提高了系统动态品质和鲁棒性的同时，提升了收敛速度并有效抑制了抖振现象，为负载模拟器的研究提供了较为有效的参考。

参考文献：

- [1] 朱乐, 刘梁, 牛禄, 等. 直线模拟加载系统的研究进展与发展趋势[J]. 上海航天(中英文), 2020, 37(6): 30-39.
- [2] 贾东旭, 刘梁, 徐照平. 电动负载模拟器的自适应模糊 PI 控制策略[J]. 上海航天(中英文), 2021, 38(5): 131-137.
- [3] 于振中, 周枫. 电动负载模拟器多余力矩抑制方法研究[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(1): 59-63.