

基于萤火虫优化神经网络算法的气浮台自动调平衡研究^{*}

周国光^{1,2} 金光¹ 徐伟¹
朴永杰¹ 常琳¹

1(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 长春 130033)

2(中国科学院大学 北京 100039)

摘要 为了利用气浮台在地面精准演示分布式多星组网技术及验证多模式高分成像过程, 提出一种基于改进型 BP 神经网络 PID 控制的气浮台快速自动调平衡算法. 针对以往算法调平时间较长、容易得到非最优解的问题, 引入仿生萤火虫算法对神经网络初始权值进行优化, 提高了算法的收敛速度和稳定性. 基于构建的三轴气浮台运动学和动力学模型, 通过仿真实验验证了优化算法对自动调平衡具有良好的控制效果, 满足多星地面仿真的调平衡要求.

关键词 气浮台, 自动调平衡, BP 神经网络, PID 控制, 萤火虫算法, 多星地面仿真

中图分类号 V 524

Automatic Balancing Control of Air-bearing Simulator Based on Firefly Algorithm Improved Neural Network

ZHOU Guoguang^{1,2} JIN Guang¹ XU Wei¹
PIAO Yongjie¹ CHANG Lin¹

1(*Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033*)

2(*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039*)

Abstract In order to accurately reproduce the multi-satellite networking technology and simulate the multi-mode high-resolution imaging process on the ground, the three-axis air-bearing test bed was the key device of simulation. In this paper, a fast automatic balance adjustment control algorithm was proposed based on firefly algorithm improved BP (Back Propagation) neural network PID (Proportion Integration Differentiation) control. Aiming at the problem of long adjustment

^{*} 吉林省省级产业创新专项项目 (2018C18076) 和吉林省优秀青年人才基金项目 (20180520216JH) 共同资助

2019-10-30 收到原稿, 2020-03-11 收到修定稿

E-mail: zgg1995@qq.com

time and easy to obtain a non-optimal solution, the firefly algorithm was introduced to optimize the initial weight and threshold value of the BP neural network, and improve the algorithm performance in convergence rate and stability. Based on the kinematics and dynamics model of the three-axis air-bearing simulator platform, the simulation results show that the optimized algorithm reduces the x -axis centroid offset to 2.3×10^{-7} m in 3.1 s. The algorithm has faster and higher stability on air-bearing simulator automatic balancing control, and satisfies the demand for multi-satellite imaging process simulation.

Key words Air bearing simulator, Automatic balancing, BP neural networks, PID control, Firefly algorithm, Multi-satellite simulation

0 引言

微纳型遥感卫星因其固有的观测频度高、研制成本低、研制周期短、应用灵活等特点,适用于规模化组网应用,在时间分辨率上具有巨大优势.近年来微纳卫星年均发射数量超过 110 颗^[1],基于微纳卫星的智能协同遥感和分布式组网技术已成为世界航天活动高速发展的新生力量^[2].卫星组网后在高时间分辨率、高空间分辨率、高定位精度方面的优势,可满足全球性的应急遥感、灾害监测等领域的迫切需求,具有极高战略意义.在技术研发过程中,如果能够在地面进行这些核心关键技术的仿真与验证,将大幅提高其技术成熟度,缩短研制周期.

气浮台是地面模拟卫星运动的支撑平台^[3].通过气浮球轴承模拟空间的微重力、微阻尼环境,要求气浮台浮起部分的质心与气浮轴承的回转中心重合,消除重力及其他附加外力的影响^[4],为此必须在气浮台上设置调平衡系统,且微纳卫星组网和快速机动技术验证对调平衡的精度和速度要求更高,与微纳卫星多星仿真配套的气浮台快速平衡问题应给予高度重视.

近年来随着智能控制的发展,气浮台调平衡技术由最开始的手动到自动不断发展,多个研究机构使用了不同的方法进行调平衡.文献[5, 6]对气浮台动力学方程进行分轴积分,采用最小二乘法对质心位置进行估计,设计自动调平方案.文献[7]基于递归最小二乘法,使用追踪微分器和扩展卡尔曼滤波对质心进行估计.文献[8]使用非线性自适应控制和无迹卡尔曼滤波进行自动调平.然而采用上述方法设计的自动调平衡系统需要对质心估计过程进行多次重复,计算时间过长,调平效率较低.文献[9]提出了只用三个

质量块进行调平的策略,第一步使用自适应非线性反馈控制调节水平方向偏差,第二步采用无迹卡尔曼滤波调节垂直方向偏差.文献[10]基于最小二乘法估计质心和自适应控制进行调平,使用模拟器在线跟踪动量矩.上述方法的控制器存在渐进稳定、收敛速度慢的问题,进而调平衡时间较长.文献[11]设计了一种新型自动调平架构(ADCS test bed),可以使气浮台部件分离运行并保证完整的硬件在环(HIL)测试,该方案适用于大型气浮仿真系统,需要大量的专用高精度设备.

上述自动调平方法均取得了一定效果,但都是对大卫星配套的中大型气浮台的调平衡问题研究,不适用于验证微纳卫星多星协同仿真技术的敏捷型气浮台^[12],无法满足验证多星组网技术和敏捷成像的气浮台调平衡技术要求.

萤火虫优化 BP 神经网络算法在其他领域已有应用,例如文献[13]使用该算法进行股价预测,文献[14]运用改进萤火虫优化 BP 神经网络算法对路网速度分布进行预测,但在自动调平领域方面的研究较少.

本文基于相关研究,以多星协同遥感仿真为研究对象,提出指标要求为自动调平衡残余力矩小于 $0.003 \text{ N} \cdot \text{m}$,且调平衡时间不能过长.为寻求一种快速收敛和高精度的自动调平控制算法,引入基于萤火虫优化的 BP 神经网络 PID 控制算法对气浮台调平衡进行自动控制.采用 BP 神经网络对 PID 三参数进行实时调整,很好地适应了被控对象气浮台的复杂非线性和参数动态变化特性.针对 BP 神经网络在自动调平衡过程中收敛速度较慢,容易陷入非最优解的问题,采用仿生萤火虫算法对 BP 神经网络的初始权值进行优化,加快网络收敛速度,大大缩短了调平

衡的时间. 通过数值仿真实验, 验证了该算法的可行性与有效性, 适用于多星协同遥感技术, 为下一步基于气浮台进行地面模拟实验提供了基础.

1 控制算法

1.1 BP 神经网络 PID 控制

在常规 PID 控制上引入 BP 神经网络, 将其运用于气浮台自动调平衡. BP 算法即误差反向传播算法 (Back Propagation), 使用 BP 神经网络对 PID 控制三参数进行实时调整. 该算法的基本思想是最小二乘法, 使期望输出与实际输出的平方和按梯度搜索的方法收敛至最小^[15]. 该算法分为两部分, 第一部分是正向传播, 第二部分是反向传播. 正向传播是给定输入, 通过神经元之间的权值, 到达输出层. 在正向传播过程中, 本层神经元只会受到上一层输出的影响, 是单向的. 反向传播是输出没有满足期望值, 则计算两者之间的误差信号沿来时的路径返回, 对应地根据误差关系式修改权值, 使误差函数沿负误差梯度下降, 最终实现误差函数快速收敛.

基于数字增量式 PID 控制算法, BP 神经网络采用 4-5-3 三层设计, 如图 1 所示.

神经网络输入层的输入输出关系为

$$O_j^{(1)} = x_j, \quad j = 1, 2, 3, 4. \quad (1)$$

BP 神经网络的输入为

$$\begin{cases} x_1 = e(k) - e(k-1), \\ x_2 = e(k), \\ x_3 = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2), \\ x_4 = u(k-1). \end{cases} \quad (2)$$

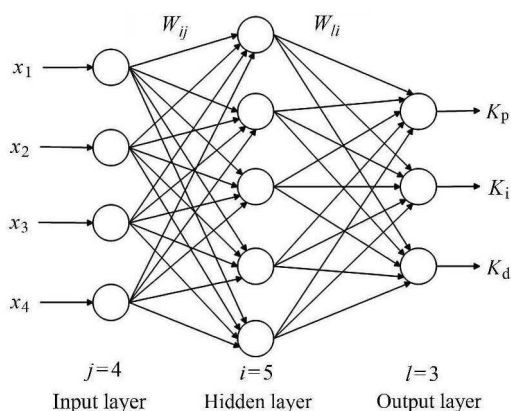


图 1 三层神经网络结构

Fig. 1 Three-layer neural network structure

神经网络隐含层的输入输出关系为

$$\begin{cases} N_i^{(2)}(k) = \sum_{j=0}^a w_{ij}^{(2)} O_j^{(1)}(k), \\ O_i^{(2)}(k) = f[N_i^{(2)}(k)], \quad i = 1, 2, 3, 4, 5. \end{cases} \quad (3)$$

式中, $w_{ij}^{(2)}$ 为输入层到隐含层的权重, 右上标 (1), (2), (3) 分别代表输入层、隐含层和输出层, $f[\cdot]$ 为隐含层的激活函数. 神经网络输出层的输入输出为

$$\begin{cases} N_l^{(3)}(k) = \sum_{i=0}^b w_{li}^{(3)} O_i^{(2)}(k); \\ O_l^{(3)}(k) = g[N_l^{(3)}(k)], \quad (l = 1, 2, 3); \\ O_1^{(3)}(k) = K_p; \\ O_2^{(3)}(k) = K_i; \\ O_3^{(3)}(k) = K_d. \end{cases} \quad (4)$$

式中, $w_{li}^{(3)}$ 为隐含层到输出层的权重, 输出节点分别为 K_p , K_i , K_d , $g[\cdot]$ 为输出层激活函数, 由于输出的比例、积分、微分系数皆为正值, 因此 $f(x)$ 选取动态性能更好的双极性双曲正切函数, $g(x)$ 激活函数选取 Sigmoid 函数, 有

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \in [-1, 1],$$

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \in [0, 1]. \quad (5)$$

由于 BP 算法是基于 Delta 学习规则的, 选取神经网络训练指标函数为

$$E(k) = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)]^2. \quad (6)$$

式中 $r(k)$, $y(k)$ 分别为第 k 个采样时间的期望值和输出值. 根据上文提到的最速下降法的学习规则修改权值, 使指标函数沿负梯度方向收敛. 为加快网络收敛速度, 减少局部最小值的影响, 对权值更新公式进行改进, 引入惯性项, 改进后的神经网络权值更新公式为

$$\Delta w_{jil}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{jil}} + \alpha \Delta w_{jil}(k-1). \quad (7)$$

式中: η 为学习速率; α 为添加的惯性项因子, 可以加快学习速度而不产生振荡, 起到平滑缓冲的作用.

1.2 萤火虫算法

针对 BP 神经网络在自动调平衡过程中产生的问题, 引入仿生萤火虫算法进行优化, 萤火虫算法

(Firefly Algorithm, FA) 是一种新型基于群体搜索的随机优化算法, 其基本思想为: 把要优化的数据看成空间中无性别区分的萤火虫, 个体之间相互吸引; 发光强度代表个体位置 (即优化解) 的优劣, 发光强弱由目标函数决定, 在决策域内与指定函数呈比例关系, 最亮的萤火虫即代表函数的最优解; 个体在一定感知范围 (即决策域) 内向优秀个体 (发光强的个体) 移动, 而发光最强的萤火虫会做随机运动, 通过重复、选择、移动, 最终实现在搜索空间内的寻优。

该算法相比其他仿生群智能优化算法的优点在于: 不需要遗传算法中的大量初始种群以及复杂的交叉和变异操作, 无需二进制编码, 算法结构简单。相比粒子群算法, 萤火虫算法无需设置个体移动速度, 无需进行多次计算取概率平均值^[16]。

萤火虫算法具体的优化机制和数学描述如下。萤火虫的相对荧光亮度为

$$I = I_0 e^{-\gamma r_{ij}}. \quad (8)$$

式中: I_0 为萤火虫自身 ($r = 0$ 处) 亮度, 由目标函数值决定, 目标函数值越优则当前位置亮度越高; γ 为光强吸收系数, 一般为常数, 可体现荧光因距离增加和传播介质吸收而逐渐减弱的特性; r_{ij} 为萤火虫 i 与 j 之间的空间距离。萤火虫的吸引度

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2}. \quad (9)$$

式中 $\beta_0 \in [0, 1]$ 为初始位置, 即最大荧光亮度位置的吸引度大小。萤火虫 i 被萤火虫 j 吸引的位置更新即最优目标迭代公式为

$$x_i^{k+1} = x_i^k + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j^k - x_i^k) + \alpha(\xi - 0.5). \quad (10)$$

式中 x_i 和 x_j 分别为萤火虫 i 和 j 所处的空间位置, k 为迭代次数, α 为步长因子, ξ 为 $[0, 1]$ 上服从均匀分布的随机数。等号右边第二项为吸引力影响项, 第三项为随机化项。

2 算法流程与仿真建模

2.1 优化算法流程

采用萤火虫算法优化 BP 神经网络, 主要是通过萤火虫算法的快速迭代寻优特性来优化网络的初始权值和阈值。算法主要分为萤火虫优化部分和 BP 神经网络迭代部分, 改进的萤火虫优化 BP 神经网络流程图如图 2 所示, 具体步骤如下。

步骤 1 确定神经网络输入层、隐含层和输出层节点, 本文 BP 神经网络结构为 4-5-3, 则确定萤火虫个体编码长度为 $4 \times 5 + 5 \times 3 + 5 + 3 = 43$ 个。

步骤 2 初始化萤火虫算法的基本参数。设置最大吸引度 β_0 , 光强吸收系数 γ , 步长因子 α 。确定结束条件: 最大迭代次数或者搜索精度, 将 BP 神经网络

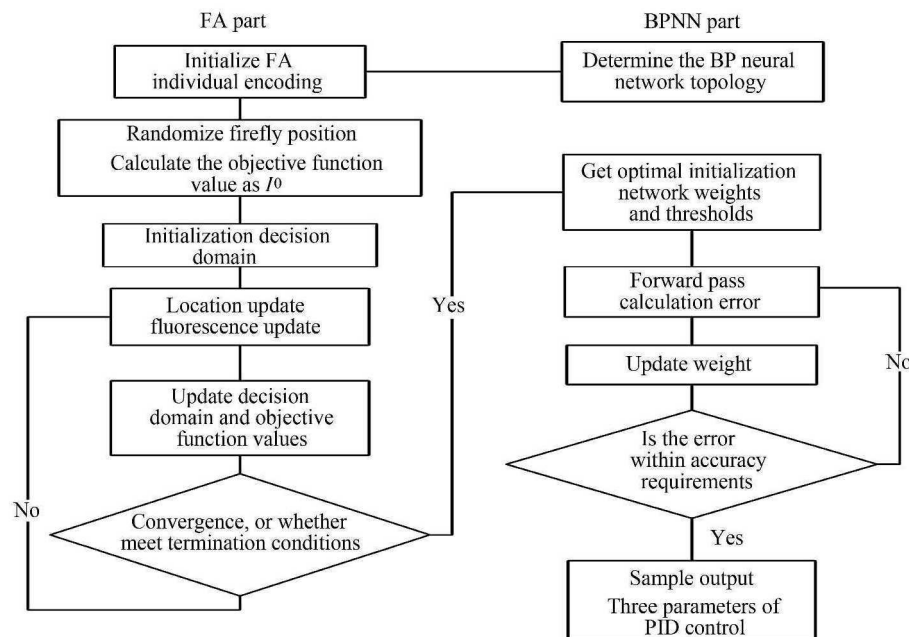


图 2 算法流程

Fig. 2 Algorithm flow chart

络的指标函数作为目标函数。

步骤 3 计算群体中萤火虫的相对亮度 I 和吸引度 β , 根据规则更新每一个萤火虫个体位置, 更新后重新计算个体亮度。

步骤 4 更新决策域和目标函数值, 判断是否达到最大迭代次数或者收敛于搜索精度, 满足则转下一步; 否则迭代次数加 1, 转第 3 步, 进行下一次寻优。

步骤 5 将萤火虫算法优化结果代入神经网络, 确定初始权值 $\Delta w_{li}^{(3)}$ 和 $\Delta w_{ij}^{(3)}(0)$, 初始化神经网络, 确定学习率 η 和惯性因子 α 。

步骤 6 给定输入, 获得神经网络各节点的输出, 采样通过 $r(k)$ 和 $y(k)$ 可求得误差 $e(k)$ 。

步骤 7 通过误差 $e(k)$ 和各节点输出进行反向传播, 求取 $\Delta w_{li}^{(3)}(k)$ 和 $\Delta w_{ij}^{(3)}(k)$, 改变对应权值, 重复正反传播使得

$$E(k) = \frac{1}{2}[r(k) - y(k)]^2 < \varepsilon.$$

步骤 8 进入下一次采样, 返回步骤 6。

2.2 自动调平衡建模

气浮台自动调平衡系统采用三轴步进电机, 通过丝杠减速器驱动滑块运动。步进电机没有累计误差, 可通过 PID 无模型控制进行三轴质量分布的调节, 适合进行开环控制, 省去了调平机构的位置传感器, 直接通过角度和角速度测量设备读取平台数据。综上, 结合气浮台数学模型, 能够以较低成本进行快速调平衡仿真验证, 适合多星协同仿真技术验证实验。图 3 为实验室气浮台实物。



图 3 气浮台实物

Fig. 3 Air-floating platform

考虑气浮台自动调平衡过程处于小角度范围, 选用欧拉角描述方法建立气浮台数学模型, 并针对自动调平衡所处状态进行模型简化。针对三自由度气浮台, 建立两个坐标系: 一为惯性坐标系 $OXYZ$, 二为固结在气浮台浮起部分上的本体坐标系 $Oxyz$ 。惯性坐标系为相对于地球的静止坐标系, $Oxyz$ 坐标系是以浮起部分的转动中心即球心为中心点的随浮起部分运动的静坐标系。 $Oxyz$ 坐标系由固定坐标系按照 ZYX 轴的顺序旋转欧拉角 ψ, θ, ϕ 而成。

由于调平衡阶段处于小角度、微小运动状态, 因此忽略各轴间惯量积和二阶小量以及其他干扰力矩的影响, 并视气浮台浮起部分为刚体, 得到如下运动学与动力学模型:

$$mg \begin{bmatrix} 0 & -\cos \phi \cos \theta & \sin \theta \\ \cos \phi \cos \theta & 0 & \sin \phi \cos \theta \\ -\sin \theta & -\sin \phi \cos \theta & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_x \\ r_y \\ r_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{xx} & 0 & 0 \\ 0 & I_{yy} & 0 \\ 0 & 0 & I_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\omega}_x \\ \dot{\omega}_y \\ \dot{\omega}_z \end{bmatrix}, \quad (11)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \frac{1}{\cos \theta} \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \sin \phi & \sin \theta \cos \phi \\ 0 & \cos \theta \cos \phi & -\cos \theta \sin \phi \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}. \quad (12)$$

式中, r_x, r_y, r_z 为各轴重心到旋转中心的距离, ω 为本体坐标系各轴角速度, 可由气浮台上光纤陀螺仪测量得出, I_{xx}, I_{yy}, I_{zz} 为各轴转动惯量。通过气浮台数学模型构成仿真实验的被控对象, 进而搭建仿真链路, 验证算法的有效性。

仿真实验非线性系统采用的气浮台动力学和运动学模型仅用于受控系统输入输出数据的产生, 不参与控制律的设计。根据气浮台实际情况给定仿真平台参数。

气浮台浮起部分质量为 129.95 kg, 转动惯量矩阵 (单位: $\text{kg} \cdot \text{m}^2$) 为

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} I_{xx} & 0 & 0 \\ 0 & I_{yy} & 0 \\ 0 & 0 & I_{zz} \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} 7.657\ 849 & 0 & 0 \\ 0 & 9.118\ 714 & 0 \\ 0 & 0 & 11.527\ 547 \end{bmatrix}$$

3 仿真与分析

3.1 正弦跟踪实验

为验证算法的有效性,通过两个仿真实验比较算法的控制效果. 第一组实验通过对控制模型输入参考信号,比较萤火虫优化 BP 神经网络 PID 控制算法和未改进的 BP 神经网络 PID 控制算法的跟踪效果. BP 神经网络 PID 控制与传统 PID 控制算法的正弦跟踪性能对比显示^[17],传统 PID 控制在气浮台对象的正弦跟踪性能方面很不理性,出现较大延迟和超调量. 根据被控对象模型,采用 4-5-3 结构的 BP 神经网络,学习率取 0.25,惯性项系数取 0.03,网络的初始权值区间为 $[-0.3, 0.3]$,采样时间为 0.01 s.

萤火虫算法的初始参数对优化算法的性能影响较大,针对气浮台系统这一特殊应用场景,经实验总结得出初始参数为:根据神经网络结构确定初始种群大小(即决策域)为 50,最大迭代次数为 200,最大吸引度 β_0 为 0.8,光强吸收系数 $\gamma = 1$. 为避免算法陷入局部极小值,设置初始步长因子 $\alpha = 0.05$,较小的步长因子在后期有利于提高局部搜索能力.

选取正弦信号

$$y(k) = 3 \sin(2\pi t/10) + 5 \sin(2\pi t/25)$$

作为模型参考输入,此时 BP 神经网络 PID 控制算法的系统跟踪响应如图 4 所示. 从图 4 中可以看出, BP 神经网络 PID 算法在控制气浮台非线性系统后对正弦输入的跟踪效果一般,其跟踪性能有一定延迟,在幅值上也有误差,对此类系统的控制效果不能满足精度要求. 算法对神经网络的初始值十分敏感,需要多次重复实验整定网络初始值,当输入变得更加复杂且有外界干扰的情况下,控制效果会更加不稳定,产生振荡甚至发散.

图 5 为萤火虫优化后的 BP 神经网络 PID 控制算法对正弦输入的跟踪效果. 从图 5 中可以看出,基于萤火虫算法的 BP 神经网络 PID 控制算法在跟踪相同输入信号时基本能够实现无差跟踪且无超调量,比未改进的 BP 神经网络算法的收敛速度更快,动态性能更好. 综合来看,萤火虫优化的 BP 神经网络

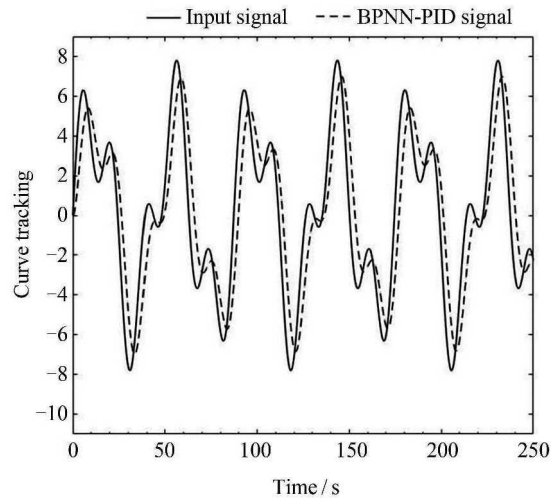


图 4 BP 神经网络 PID 控制算法跟踪性能

Fig. 4 BP neural network PID control algorithm response

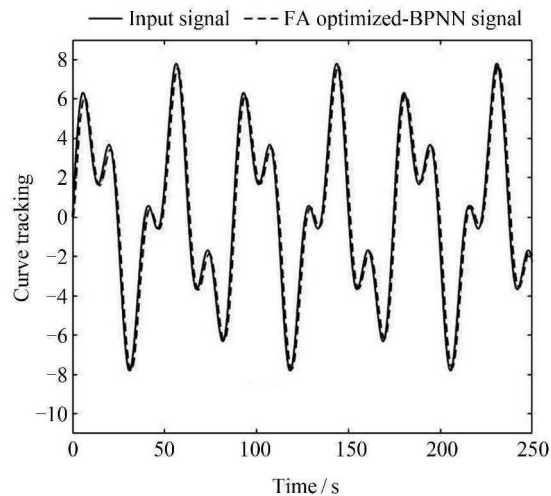


图 5 萤火虫优化 BP 神经网络 PID 控制算法跟踪性能

Fig. 5 Optimized BP neural network PID control algorithm response

PID 算法能够较好地控制气浮台复杂非线性系统,可以节省神经网络调参消耗的大量时间,提高算法的稳定性和快速性,为后续实验提供了基础算法架构.

3.2 自动调平衡仿真实验

第二组实验采用相同系统模型和初始化参数,基于 Simulink 搭建自动调平衡系统整体仿真框图,将初始质心偏移量作为系统输入,演示气浮台实际调节重力不平衡力矩的过程,观察平台调平衡的运动状态,比较算法的控制效果.

由气浮台特性可知, Z 轴偏航角 ψ 的初始值不影响气浮台摆动状态, X, Y 轴欧拉角 ϕ, θ 可使其等

价, 故选择 X 轴角度和质心偏移量调节情况进行仿真分析. 设定仿真实验气浮台初始值如下.

$$\begin{aligned} r_x &= 8.3 \times 10^{-6} \text{ m}, & r_y &= 0 \text{ m}, \\ r_z &= -2.3 \times 10^{-5} \text{ m}; \\ \phi &= 5^\circ; & \theta &= \psi = 0. \end{aligned}$$

基于同一系统模型和相同初始条件, PID 控制、BP 神经网络 PID 控制和萤火虫优化 BP 神经网络 PID 控制三种算法的 X 轴质心偏移量调节效果如图 6 所示.

图 6 所对应的 X 轴调节过程中, 三种算法相应的最终 PID 参数为: 传统 PID 控制整定后参数为 $K_p = 8.36$, $K_i = 4.31$, $K_d = 2.13$, 该算法 PID 参数整定选用常用的 Z-N 法 (Ziegler-Nichols 法); BP 神经网络 PID 控制最终参数为 $K_p = 7.21$, $K_i = 4.09$, $K_d = 1.44$; 萤火虫优化神经网络控制整定参数为 $K_p = 5.15$, $K_i = 3.00$, $K_d = 1.42$.

从图 6 可以看出, 传统 PID 控制效果不好, 有较大的超调量, 质心调节动态过程不稳定; BP 神经网络 PID 控制虽然能够在前期较快减少质心偏移量, 但之后调节速度大幅变慢, 需要 9.8s 才能收敛到 $3 \times 10^{-7} \text{ m}$. 究其原因, 对于复杂非线性系统, BP 神经网络严格遵从误差梯度下降原则导致权值调整过小, 收敛速度过慢且容易陷入局部最小值.

为解决 BP 神经网络在气浮台调平衡控制中的问题, 引入基于萤火虫优化的 BP 神经网络 PID 控制算法, 由图 6 可知算法能够将 X 轴质心于 3.1s 时

收敛到 $2.3 \times 10^{-7} \text{ m}$, 且是三个算法中收敛到同一需求精度时速度最快的, 稳态性能也最好.

图 7 为采用萤火虫优化 BP 神经网络算法进行一次自动调平衡过程后 X 轴角度 ϕ 的变化情况, 可以看出, 经过一次调节后, 在微小运动下近似于复摆运动的气浮台 X 轴摆动周期由 174s 调节到 268s, 周期越长说明不平衡力矩越小. 由此可以得出, 经过多次调节后, 可将重力不平衡力矩调节到 $5 \times 10^{-5} \text{ N}\cdot\text{m}$.

根据仿真实验结果比较可知, 在实际气浮台自动调平衡控制过程中, 转台的输入信号较为复杂, 且转台会有外界干扰, 自身也是一个复杂的非线性系统. 传统 PID 控制已无法满足转台系统的控制要求, BP 神经网络 PID 控制算法存在调节时间过长、易得到局部最优解的情况, 单轴偏移量调节需要 10s 以上才能收敛到精度要求, 调平衡结果不理想. 由萤火虫算法优化后的 BP 神经网络 PID 控制在微小气浮台上是切实可行的, 可将 X 轴质心于 3.1s 时收敛至 $2.3 \times 10^{-7} \text{ m}$, 大大提升了调节的速度和稳定性.

4 结语

针对运用在多星协同遥感仿真的三轴气浮台控制系统, 提出了一种快速精确的自动调平衡算法. 从仿真结果分析可知, 传统 PID 不能满足自动调平衡的稳定性和快速性需求, 而 BP 神经网络 PID 控制在自动调平衡过程中收敛速度过慢, 出现非最优值的问题. 通过对神经网络引入萤火虫算法优化, 提高了

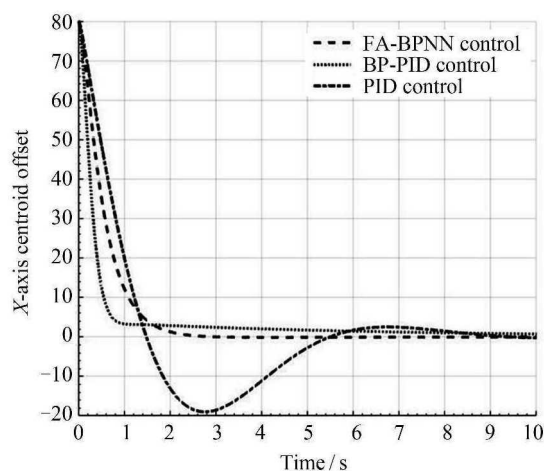


图 6 自动调平衡算法仿真结果

Fig. 6 Algorithm simulation result on automatic mass balancing

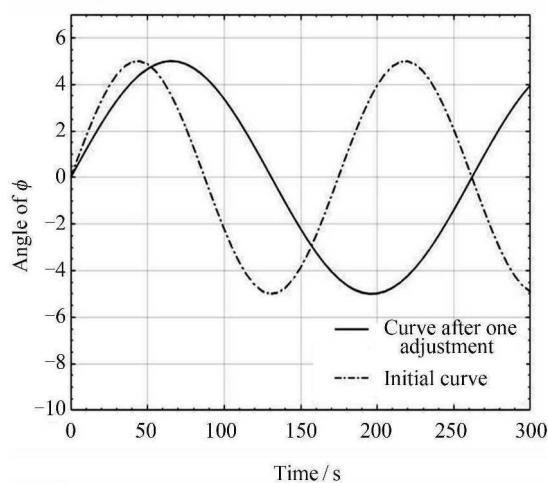


图 7 ϕ 角度变化

Fig. 7 Angle change of ϕ

算法调平衡速度, 仿真实验验证算法可在 3.1 s 内将 X 轴质心偏移量减小到 2.3×10^{-7} m, 满足多星仿真系统实验的速度和精度要求. 本文采用两级优化算法, 实验过程中初始参数的设定对整个算法的性能有较大影响, 对于算法步长因子进行改进, 例如引入动态调参机制, 是今后气浮台自动调平算法研究的改进方向.

参考文献

- [1] LI Ming. Perspective on development of micro-small satellites [J]. *Spacecraft Engineering*, 2016, **25**(6): 1-5 (李明. 微小卫星发展的若干思考 [J]. 航天器工程, 2016, **25**(6): 1-5)
- [2] REYNERSON CHARLES M. Aerodynamic disturbance force and torque for spacecraft and simple shapes using finite plate elements-Part II: aerodynamic force & torque [C]//Proceeding of IEEE Aerospace Conference. Piscataway NJ: IEEE Press, 2012: 1-9
- [3] HILSTAD M O. A multi-vehicle Testbed and Interface Framework for the Development and Verification of Separated Spacecraft Control Algorithms [D]. Boston: Massachusetts Institute of Technology, 2002
- [4] DAI Lu, JIN Guang. Research and simulation on a method for automatic mass balancing of a 3-axis attitude control test bed [J]. *Tsinghua Univ.*, 2011, **51**(8): 1063-1071
- [5] LIU Yang, LI Li, FU Zhenxian, *et al.* Automatic mass balancing of a spacecraft simulator based on non-orthogonal structure [C]//Proceeding of the 11th International Conference on Control. Piscataway NJ: IEEE Press, 2016
- [6] LI Yanbin, GAO Youhua. Equations of motion for the automatic balancing system of 3-DOF spacecraft attitude control simulator [C]//Proceeding of the 3rd International Symposium on Systems & Control. Piscataway NJ: IEEE Press, 2010: 248-251
- [7] XU Zheyao, QI Naiming, CHEN Yukun. Parameter estimation of a three-axis spacecraft simulator using recursive least-squares approach with tracking differentiator and extended kalman filter [J]. *Acta Astronaut.*, 2015, **117**: 254-262
- [8] WANG Yan, HUANG Cheng, CHEN XingLin. Automatic mass balancing and design of a six degrees-of-freedom air bearing spacecraft simulator [C]//Proceeding of the 34th Chinese Control Conference. Hangzhou: IEEE, 2015
- [9] CHESI S, GONG Q, PELLEGRINI V, *et al.* Automatic mass balancing of a spacecraft three-axis simulator: analysis and experimentation [J]. *J. Guid. Control Dyn.*, 2014, **37**(1): 197-206
- [10] KIM J J, AGRAWAL B N. Automatic mass balancing of air-bearing-based three-axis rotational spacecraft simulator [J]. *J. Guid. Control Dynam.*, 2009, **32**(3): 1005-1017
- [11] TAVAKOLI A, FAGHIHINIA A, KALHOR A. An innovative test bed for verification of attitude control system [J]. *IEEE Trans. Aerospace Electron. Syst. Magazine*, 2017, **2017**(6): 16-22
- [12] GALLARDO D, BEVILACQUA R, RASMUSSEN R. Advances on a 6 degrees of freedom test bed for autonomous satellites operations [C]//Proceeding of AIAA Guidance Navigation and Control Conference. Portland: AIAA, 2013: 644-652
- [13] LIU Yuanyuan, HE Xingshi. BP neural network stock price prediction based on adaptive firefly algorithm [J]. *J. Weinan Normal Univ.*, 2019, **34**(2): 87-96 (刘园园, 贺兴时. 基于自适应萤火虫算法的 BP 神经网络股价预测 [J]. 渭南师范学院学报, 2019, **34**(2): 87-96)
- [14] XU Lunhui, CHEN Kaixun. Prediction of road network speed distribution based on BP neural network optimization by improved firefly algorithm [J]. *J. Guangxi Normal Univ.: Natl. Sci. Ed.*, 2019, **37**(2): 1-8 (许伦辉, 陈凯勋. 基于改进萤火虫算法优化 BP 神经网络的路网速度分布预测 [J]. 广西师范大学学报: 自然科学版, 2019, **37**(2): 1-8)
- [15] CUI Yanmei, LIU Siqing, WANG Huaning. Application of solar photospheric magnetic field properties in SPE short-term forecast [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2010, **30**(2): 97-104 (崔延美, 刘四清, 王华宁. 太阳光球磁场特征物理量在质子事件短期预报中的应用 [J]. 空间科学学报, 2010, **30**(2): 97-104)
- [16] SUI Yongbo. Theoretical Analysis and Applications of Firefly Algorithm [D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2017 (隋永波. 萤火虫算法的理论分析及应用研究 [D]. 湘潭: 湘潭大学, 2017)
- [17] NING Dejin. The Design and Implementation of System for Controlling Single-axis Air Bearing Table [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2009 (宁德金. 单轴气浮台测控系统的设计与实现 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009)