

改进粒子群优化滚珠丝杠进给系统 BP神经网络PID控制策略研究

吴沁¹, 周顺仟¹, 王星联²

(1. 兰州理工大学机电工程学院, 730050, 兰州; 2. 兰州石化公司, 730060, 兰州)

摘要: 针对传统的BP神经网络PID(BP-PID)控制因其初始权值随机,导致系统的收敛速度较慢、控制前期会有较大误差和BP神经网络初始权值优化等问题,建立了滚珠丝杠进给系统伺服三环模型,设计了BP-PID控制器,提出了一种二阶振荡混沌映射粒子群算法(SCMPSO)优化滚珠丝杠进给系统BP-PID控制器。首先,混沌映射初始化粒子位置,使粒子均匀分布于空间,增加粒子解的多样性;随后,提出一种非线性余弦自适应惯性权重,以平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力;其次,在算法中引入二阶振荡环节,在面对突变多峰干扰时,能及时跳出局部最优解。研究结果表明:当加入外界干扰时,控制策略SCMPSO-BP-PID在正向进给时段的位移平均误差为0.013 mm,相比SAWPSO-BP-PID、LDWPSO-BP-PID、PSO-BP-PID这3种控制策略分别提升约45.8%、55.2%、61.7%;当加入阶跃响应时,SCMPSO-BP-PID的最大超调量仅为0.029,系统调节时间和峰值时间相比3种控制策略均有较大提升,具有较高的控制精度和稳定性。

关键词: 滚珠丝杠;控制器;混沌映射;二阶振荡粒子群

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202406003 **文章编号:** 0253-987X(2024)06-0024-10

Research on BP Neural Network PID Control Strategy for Improving Particle Swarm Optimization of Ball Screw Feed System

WU Qin¹, ZHOU Shunqian¹, WANG Xinglian²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2. Lanzhou Petrochemical Company, Lanzhou 730060, China)

Abstract: Traditional BP neural network PID (BP-PID) control has a slow convergence speed due to its random initial weights, resulting in significant errors in the early stages of control. This paper focuses on the initial weight optimization problem of BP neural network, establishes a servo three loop model of the ball screw feed system, designs a BP-PID controller, and proposes a second-order oscillation chaotic mapping particle swarm optimization algorithm (SCMPSO) to optimize the BP-PID controller of the ball screw feed system. Firstly, the chaotic mapping initializes the particle position, making the particles evenly distributed in space and increasing the diversity of particle solutions. Then, a nonlinear cosine adaptive inertia weight is proposed to balance the global search ability and local search ability of the algorithm. Finally, a second-order oscillation link is introduced in the algorithm, which can timely jump out of the local optimal

solution in the face of sudden multi peak interference. The results show that when external interference is added, the average displacement error of SCMP SO-BP-PID during the forward feed period is 0.013 mm, which is about 45.8%, 55.2%, and 61.7% higher than the three control strategies of SAWPSO-BP-PID, LDWPSO-BP-PID, and PSO-BP-PID, respectively. When step response is added, the maximum overshoot of SCMP SO-BP-PID is only 0.029, and the system adjustment time and peak time are significantly improved compared with the three control strategies, representing high control accuracy and stability.

Keywords: ball screw; control; chaos mapping; second-order oscillatory particle swarm

滚珠丝杠进给系统被广泛应用于自动化设备、数控机床和机械加工等领域的机械传动装置,它的控制精度在很大程度上影响了机械产品的加工精度。目前常用的控制方法是传统 PID 控制,但传统 PID 控制需要手动整定参数,对系统的非线性和时变特性适应性差,难以满足高精度的控制要求。

近年来,人工智能算法在 PID 参数优化与自整定方面的研究显著提升了系统的控制精度和稳定性。Liu 等^[1]将模糊控制器与传统 PID 相结合,设计了一种模糊 PID 控制算法,相对于传统 PID 控制有着更好的控制精度和响应速度。邓鲁克等^[2]利用遗传算法在线整定 PID 控制参数,利用遗传算法的寻优特点,找到适应值的最优解。He 等^[3]将 BP 神经网络与 PID 相结合,结果表明,BP-PID 的响应速度更快、跟踪误差更小。但传统 BP 神经网络的初始权值具有随机性,容易导致训练结果不一致,影响控制系统的稳定性。针对这一问题,Liu 等^[4]利用 PSO 算法解决误差反向传播梯度的调整问题,增强神经网络的自适应调整性能,提高 BP 神经网络的学习能力和速度,但算法的迭代时间较长。曾雄飞等^[5]采用自适应变步长惯性因子迭代方法,提高了算法的控制精度,但算法在复杂环境下的跟踪效果不太理想。Sun 等^[6]采用动态惯性权重扩大了算法早期的搜索范围,但算法易陷入局部最优值。张淑芳等^[7]引入了具有时变衰减特性的惯性权重,提升了算法的稳定性和抗干扰性,但未考虑粒子个体之间以及粒子位置对自身的影响。Chen 等^[8]提出了一种改进混沌粒子群算法优化 BP 神经网络的初始权值,利用混沌映射的遍历性和 BP 神经网络快速的局部搜索能力,提高了系统的收敛性能和控制精度,但算法遇到突变干扰时的鲁棒性还有待验证。Ye 等^[9]利用自适应参数提高粒子群优化算法对联合优化问题的处理能力,通过仿真实验证明改进算法改善了进给系统的动态性能,但未考虑到随机数扰动会增加算法偶然性。Wang 等^[10]提出了一种二

阶振荡粒子群算法,有效地防止了系统的反复波动,但未解决粒子的初始分布的随机性问题。

因此,针对 BP 神经网络初始权值优化问题,本文提出了一种基于二阶振荡的混沌映射粒子群算法优化 BP 神经网络 PID 的控制策略,由于随机化粒子位置会造成算法初始控制精度降低,利用混沌映射初始化种群位置,解决粒子初始位置分布问题,随后设计一种非线性余弦自适应惯性权重平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力,最后在算法中引入二阶振荡函数,在最优解处进行扰动增加新解,结果表明,本文所提控制策略提高了滚珠丝杠进给伺服系统的跟踪精度和控制稳定性。

1 滚珠丝杠进给伺服系统建模

滚珠丝杠进给系统的结构示意图如图 1 所示,控制器输出控制信号给伺服电机,伺服电机会产生一个转矩通过联轴器带动丝杠作旋转运动,螺母连接丝杠和工作台,导轨支撑和引导工作台的运动,将丝杠的旋转运动变为工作台的往复直线运动^[11-13]。

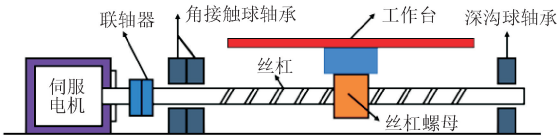


图 1 滚珠丝杠进给系统结构示意图
Fig. 1 Schematic diagram of the structure of the ball screw feed system

伺服控制系统主要由伺服三环、伺服电机和机械传动装置等部分构成。在参考轨迹指令输入后,位置反馈装置将实际工作台位置与理想轨迹作差,得出位置偏差。位置环控制器根据偏差指令计算出期望速度,然后与实际速度进行差值运算,经过速度环控制器处理得到电流期望,通过电流环控制调节,使得定子电流接近电流指令值,从而控制电机的旋转位移,伺服进给系统结构原理如图 2 所示。

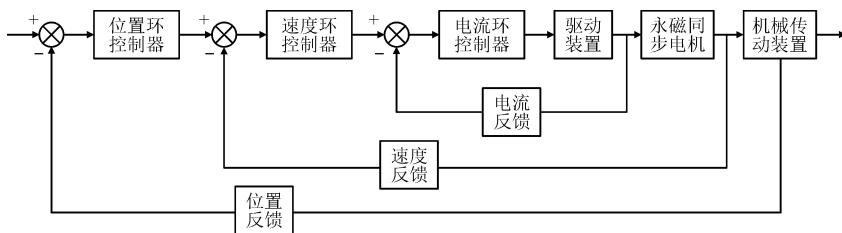


图 2 滚珠丝杠进给系统结构原理图

Fig. 2 Structural schematic diagram of ball screw feed servo system

滚珠丝杠进给伺服系统由机械传动和伺服控制两部分组成。结合进给系统结构原理图,工作台的直线位移可以表示为

$$x = i\theta = \frac{L}{2\pi}\theta \quad (1)$$

式中: x 为工作台直线位移; L 为滚珠丝杠导程; i 为滚珠丝杠副传动比; θ 为丝杠角位移。机械系统的动力学方程^[14]可表示为

$$J \frac{d^2\theta}{dt^2} + B \frac{d\theta}{dt} = T_m - T_d \quad (2)$$

式中: J 为机械部件折算在丝杠的等效转动惯量; B 为等效黏性阻尼系数; T_m 为输出转矩; T_d 为干扰转矩。

为了简化模型,忽略非线性摩擦,对式(2)进行拉普拉斯变换可得机械传动系统的传递函数,其传递函数表达式为

$$G_p(S) = \frac{\theta(S)}{T(S)} = \frac{1}{JS^2 + BS} \quad (3)$$

考虑到速度环的带宽远低于电流环,因此可以将电流环等效为一个比例环节^[15-16]。而速度环通常采用 PI 控制,其传递函数表达式为

$$G_v(S) = K_p + \frac{K_v}{S} \quad (4)$$

式中: K_p 为比例系数; K_v 为积分系数。

通过对进给伺服系统的机械传动部分和控制部分建模,可以得到进给伺服系统的传递函数表达式为

$$G(S) = \frac{L(K_p S + K_v)}{2\pi[JS^2 + (B + K_p)S + K_v]} \quad (5)$$

2 控制器设计及参考轨迹选择

2.1 BP 神经网络 PID 控制器设计

传统的 PID 控制需要提前调整好比例、积分和微分的参数设定,在面对无穷多的变化组合时,寻找最优解变得困难。BP 神经网络是一种多层的前向反馈型人工神经网络,其原理主要基于误差反向传播算法,通过不断调整权值和阈值来提高系统的控制精度。相比传统控制算法,BP 神经网络具备较强

的自适应性和鲁棒性,传统的整定方法在遇到噪声和干扰时,控制精度会大幅降低,而 BP 神经网络会逐步调整其权重,以便达到更优的控制精度。同时,BP 神经网络可以实时调整控制参数,在隐含层足够多的情况下,3 层神经网络能够逼近任意的非线性函数,具备强大的泛化能力^[17-19]。基于这一结论,本文采用 4-5-3 型 BP 神经网络架构,如图 3 所示。

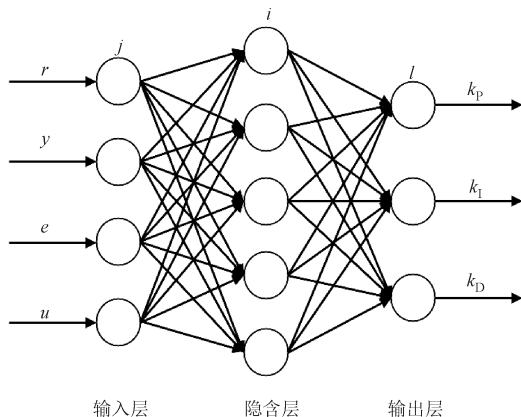


图 3 4-5-3 型 BP 神经网络结构

Fig. 3 Type 4-5-3 BP neural network structure

BP 神经网络隐含层的输入输出表达式为

$$\begin{cases} t_i^{(2)}(k) = \sum_{j=1}^m w_{ij}^{(2)} x_j^{(1)} \\ O_i^{(2)}(k) = f(t_i^{(2)}(k)) \\ f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $w_{ij}^{(2)}$ 为隐含层的加权系数; $f(x)$ 为正负对称的 Sigmoid 活化函数; $t_i^{(2)}(k)$ 、 $O_i^{(2)}(k)$ 分别为隐含层的输入输出。

BP 神经网络输出层的输入和输出为

$$\begin{cases} t_l^{(3)}(k) = \sum_{i=1}^n w_{li}^{(3)} O_i^{(2)} \\ O_l^{(3)}(k) = k_p(k) = g(t_l^{(3)}(k)) \\ O_2^{(3)}(k) = k_i(k) = g(t_2^{(3)}(k)) \\ O_3^{(3)}(k) = k_D(k) = g(t_3^{(3)}(k)) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\omega_{li}^{(3)}$ 为输出层的加权系数; $g(x)$ 为非负的 Sigmoid 活化函数; $t_i^{(3)}(k)$ 、 $O_i^{(3)}(k)$ 分别为输出层的输入输出。

BP 神经网络 PID 控制可以有效地解决非线性控制问题^[20], 输出层的 3 个神经元输出控制 PID 的比例、积分、微分, 提升滚珠丝杠进给系统的控制性能和鲁棒性。BP 神经网络 PID 控制器原理图如图 4 所示。

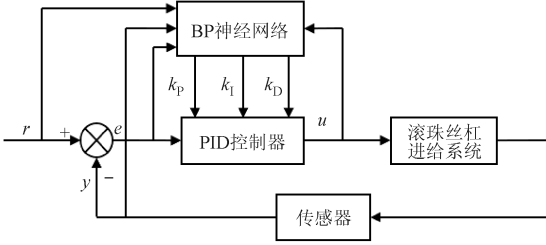


图 4 BP 神经网络 PID 控制原理图

Fig. 4 BP neural network PID control schematic

2.2 参考轨迹的选择

滚珠丝杠进给系统需要按照预先设定的参考轨迹进行运动, 参考轨迹需要精确描述进给系统的运动轨迹, 并且要满足平滑的运动轮廓要求, 以实现较高的跟踪精度和运动平稳性。s 型运动曲线尽管速度平稳, 但不存在不连续的点使跃度在某一时刻发生突变, 产生柔性冲击和机械振动, 从而影响系统的稳定性。为了解决这个问题, 可以使用 5 次样条位移曲线作为参考轨迹, 5 次样条曲线的 3 阶导数连续, 保证了进给系统的跃度曲线光滑连续, 这样可以避免电机启动力突变引起的结构振动, 满足不同机床的加工要求。本文使用的参考轨迹加速度方程式^[21]为

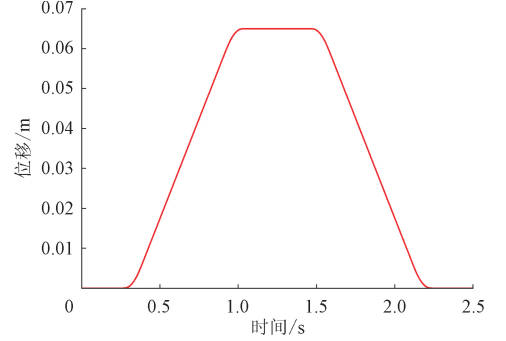
$$a^+(t) =$$

$$\begin{cases} -\frac{2A}{T_1^3}(t-t_0)^3 + \frac{3A}{T_1^2}(t-t_0)^2, & t \in [t_0, t_1) \\ A, & t \in [t_1, t_2) \\ \frac{2A}{T_3^3}(t-t_2)^3 + \frac{3A}{T_3^2}(t-t_2)^2 + A, & t \in [t_2, t_3) \\ 0, & t \in [t_3, t_4) \\ \frac{2A}{T_5^3}(t-t_4)^3 + \frac{3A}{T_5^2}(t-t_4)^2, & t \in [t_4, t_5) \\ -A, & t \in [t_5, t_6) \\ -\frac{2A}{T_7^3}(t-t_6)^3 + \frac{3A}{T_7^2}(t-t_6)^2 - A, & t \in [t_6, t_7] \end{cases}$$

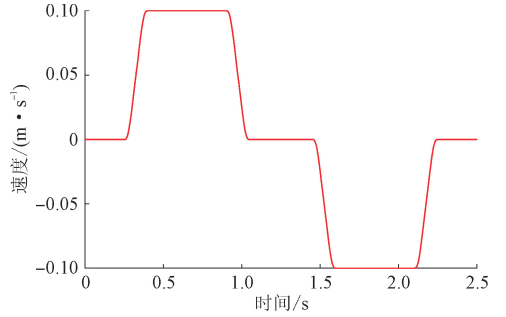
(8)

为降低进给系统的机械应力和振动影响, 实现更平稳的速度变化, 减小因惯性作用产生的误差, 加

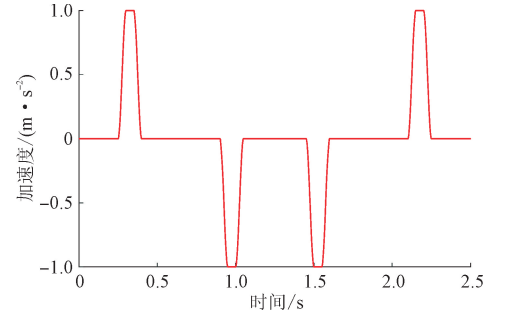
速度常数取 $A = 1 \text{ m/s}^2$, 时间间隔取 0.5 s , 当 $t = 0.25 \text{ s}$ 时, 进给系统开始正向运动, 经过 3 段 0.05 s 的加加速、匀加速、减加速的变加速运动后, 系统会进行 0.5 s 的匀速运动, 再经过 3 段 0.05 s 的加减速、匀减速和减加速后停止。系统的反向运动和正向运动相同, 根据式(8)得到的参考轨迹如图 5 所示。



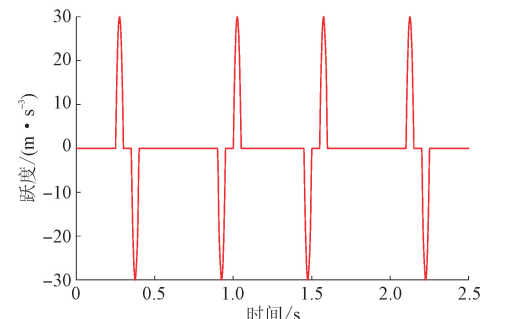
(a) 位移



(b) 速度



(c) 加速度



(d) 跃度

图 5 参考轨迹

Fig. 5 Reference trajectory

3 基于二阶振荡的混沌映射粒子群算法

3.1 标准粒子群算法

粒子群算法(PSO)是一种基于群体智能的优化算法,通过模拟粒子在解空间的移动来寻找最优解。PSO算法将相关误差变量作为目标适应度值,基于每个粒子当前状态和历史最佳状态进行叠加更新,设置最大迭代次数或精度要求为终止条件。不同迭代方式可能会对结果精度产生影响,通过调整参数来实现个体位置和全局位置的权衡。在每次迭代中,粒子的速度和位置更新按照一定的公式进行计算,通过权衡个体经验和群体协作,粒子可以在解空间中找到更接近最优解的位置。整个算法的迭代过程会一直进行下去,直到满足停止条件。每个粒子的位置和速度进行更新,即

$$\begin{cases} v^{k+1} = \omega v^k + c_1 r_1 (p^k - x^k) + c_2 r_2 (p_g^k - x^k) \\ x^{k+1} = x^k + v^{k+1} \end{cases} \quad (9)$$

式中: x^{k+1} 、 v^{k+1} 为第 $k+1$ 代粒子的位置和速度; x^k 、 v^k 为第 k 代粒子的位置和速度; p^k 为第 k 代粒子的个体最优位置; p_g^k 为第 k 代粒子的全局最优位置; r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 之间的随机数; c_1 、 c_2 为加速常数。

3.2 混沌映射

粒子初始位置的分布对算法的搜索空间和收敛性有重要影响。在标准粒子群算法中,由于初始位置是 $0 \sim 1$ 之间生成的随机数,导致粒子在搜索空间中分布不均匀。一些区域可能会有过多的粒子,导致重复解的出现,而其他区域可能会被忽略,从而影响算法的全局搜索能力。为了解决这个问题,可以利用混沌映射来初始化粒子位置。混沌映射具有随机性、规律性和遍历性等特点,通过使用混沌映射模型,可以在初始范围内遍历所有状态,提高粒子解的随机性^[22],常见的混沌映射模型包括 Logistic 映射、Henon 映射和 Cat 映射等。在本文中,通过利用 Logistic 映射生成随机数作为初始位置,增加粒子解的多样性,加快算法的收敛速度,提升算法的性能。

Logistic 映射的数学表达式为

$$x_{k+1} = F(x, \mu) = \mu x_k (1 - x_k) \quad (10)$$

式中: μ 为混沌映射参数。

当混沌映射参数的取值在 $3 \sim 4$ 之间时,系统会经历从周期倍频到混沌的转变。在恰当混沌映射参数的条件下,Logistic 映射可以生成具有混沌特征

的序列,这些序列在时间上表现出高度复杂和不可预测的性质^[23-24]。

Logistic 初始化种群的步骤如下:①定义混沌映射 Logistic 函数,生成一个随机的 d 维向量,每个分量的取值范围为 $[0,1]$;②利用混沌 Logistic 序列映射到种群位置。

3.3 非线性余弦自适应惯性权重

惯性权重是平衡算法全局搜索能力和局部搜索能力的影响因子。较大的惯性权重可以加快粒子的搜索速度,增强算法的全局搜索能力,但过大的惯性权重可能导致算法过快地跳过较优解。较小的惯性权重会减小算法的搜索能力,使其更集中在局部区域,有利于算法的局部搜索能力,但过小的惯性权重会使算法的收敛速度变慢,影响算法性能。

为了兼顾全局搜索和局部搜索能力,本文提出了一种非线性余弦自适应惯性权重。自适应惯性权重根据算法的迭代次数来动态调整惯性权重的取值。在迭代初期阶段,惯性权重取较大值,以增强算法的全局搜索能力;随着迭代次数的逐渐增加,惯性权重以非线性减小,以增强算法的局部搜索能力^[25]。改进惯性权重的数学表达式为

$$\omega = \frac{\omega_{\max} + \omega_{\min}}{2} + \cos\left(\pi\left(\frac{t}{T}\right)\right)\left(\frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{2}\right) + 0.1N(0,1) \quad (11)$$

式中: $\omega_{\max}$ 为最大惯性因子; $\omega_{\min}$ 为最小惯性因子; t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数; $N(0,1)$ 为正态分布的随机数,加入随机数会增加惯性权重取值的多样性。

3.4 二阶振荡粒子群优化算法

PSO 算法中粒子的速度更新仅基于个体最优位置和全局最优位置,没有考虑到粒子个体之间以及粒子位置对自身的影响。为了提高搜索精度,二阶粒子群优化算法引入了历史信息,并在速度更新过程中利用了这些信息。此外,为了增加搜索范围,二阶粒子群优化算法引入了振荡变量,在最优解处进行扰动增加新解,使得算法不再局限于局部最优解,从而提高了粒子解的多样性。具体将算法的迭代公式调整为

$$\begin{aligned} v^{k+1} = & \omega v^k + c_1 r_1 [p^k - (1 + \lambda_1) X^k + \lambda_1 X^{k-1}] + \\ & c_2 r_2 [p_g^k - (1 + \lambda_2) X^k + \lambda_2 X^{k-1}] \end{aligned} \quad (12)$$

式中: λ_1 、 λ_2 为决定二阶粒子群算法渐进收敛和振荡收敛的振荡因子。

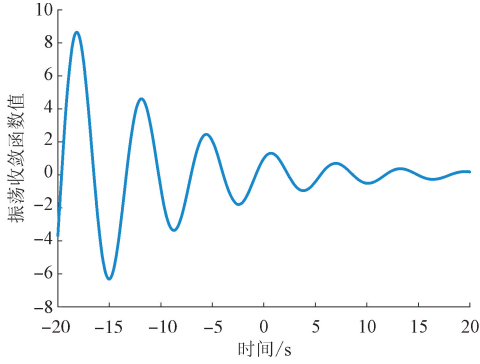
当迭代次数 $t \leq T/2$ 时,算法振荡收敛

$$\lambda_1 \geq \frac{2\sqrt{c_1 r_1} - 1}{c_1 r_1}; \lambda_2 \geq \frac{2\sqrt{c_2 r_2} - 1}{c_2 r_2} \quad (13)$$

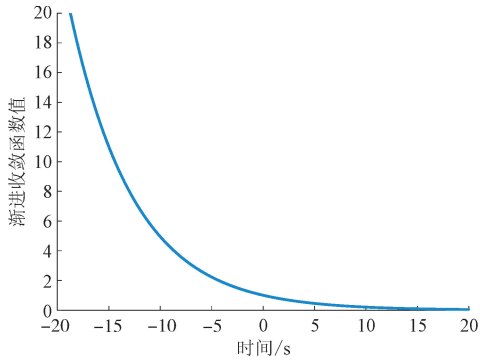
当迭代次数 $t \geq T/2$ 时,算法渐进收敛

$$\lambda_1 \leq \frac{2\sqrt{c_1 r_1} - 1}{c_1 r_1}; \lambda_2 \leq \frac{2\sqrt{c_2 r_2} - 1}{c_2 r_2} \quad (14)$$

算法的收敛示意图如图 6 所示。



(a) 振荡收敛曲线



(b) 渐进收敛曲线

图 6 振荡收敛和渐进收敛示意图

Fig. 6 Schematic diagram of oscillation convergence and progressive convergence

常见的误差性能指标包括 ISE、IAE 等,为了衡量实际跟踪轨迹和参考轨迹之间的差距,本文采用 ISE 评价指标,即误差 $e(k)$ 平方和的积分

$$J_{\text{ISE}} = \int_0^{\infty} (e(k))^2 dt \quad (15)$$

改进的 PSO 算法构建具体步骤如下:

(1) 依据式(1)~(5)对滚珠丝杠进给系统进行数学建模;

(2) 确定 BP 神经网络结构,给定神经网络学习速率 η 和惯性系数 α ;

(3) 初始化 PSO 参数,给定加速因子 c 、最大惯性因子 $w_{\max}$ 、最小惯性因子 $w_{\min}$ 、定义空间维数 D 、限定粒子的速度和位置范围;

(4) 混沌映射初始化种群位置;

(5) 计算各粒子的适应度,初始化粒子的最优位置;

(6) 采用非线性余弦自适应惯性权重,依据式

(12) 更新粒子速度,依据式(13)、(14)定义二阶振荡因子;

(7) 更新粒子的位置和速度,寻找个体最优解 p_i^k 和全局最优解 p_g^k ,在每一次迭代后,更新个体最优位置和群体最优位置;

(8) 判断是否满足迭代要求,若不满足则据需迭代,若满足则输出寻优后的权值初始值,带入 BP 神经网络进行训练;

(9) 输入进给系统参考位移,依据 BP 神经网络迭代更新并跟踪参考位移。

4 不同控制策略的对比评估

为方便进行参数调整和算法比较,对所建滚珠丝杠伺服进给系统进行仿真实验,根据进给系统的相关参数得出所对应的传递函数,系统的仿真参数如下: $K_P = 0.6, K_V = 18, B = 0.02, J = 1.62 \times 10^{-3} \text{ kg} \cdot \text{m}^2, L = 5 \text{ mm}$ 。

依据算法流程图,将 BP-PID 控制器初始化,输入层节点数 $j = 4$,隐含层节点数 $i = 5$,输出层节点数 $l = 3$,学习因子 $\alpha = 0.2$,惯性因子 $\eta = 0.4$ 。给定粒子群初始化条件,加速常数 $c_1 = c_2 = 1.5$,惯性权重 $w_{\max} = 1.2, w_{\min} = 0.2$,初始化种群个数 $N = 50$,混沌映射参数 $\gamma = 4$,最大迭代次数 $D = 30$ 。

在粒子群算法中,惯性权重是控制粒子速度和位置更新的重要参数,固定惯性权重易于实现但会造成算法过早收敛,线性惯性权重会较好地平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力,自适应惯性权重通过动态调整权值进一步提高算法的搜索能力,本文在设计出一种余弦自适应惯性权重的基础上,引入二阶振荡函数和混沌映射能更好地跳出局部最优解,提高算法的控制精度。为验证改进算法的性能,设置 4 种控制策略进行对比:①粒子群算法优化 BP 神经网络 PID 控制(PSO-BP-PID);②线性递减惯性权重粒子群算法优化 BP 神经网络 PID 控制(LDWPSO-BP-PID);③自适应惯性权重粒子群算法优化 BP 神经网络 PID 控制(SAWPSO-BP-PID);④基于二阶混沌映射粒子群算法优化 BP 神经网络 PID 控制(SCMPSO-BP-PID)。

4 种优化策略的适应度变化曲线如图 7 所示,取均方误差为适应度参数,相比其他 3 种优化策略,SCMPSO-BP-PID 大约 8 次迭代,算法就能达到收敛状态,算法的训练时常较短,且控制精度较高。输入滚珠丝杠进给系统参考位移和速度,跟踪曲线和误差如图 8 所示。

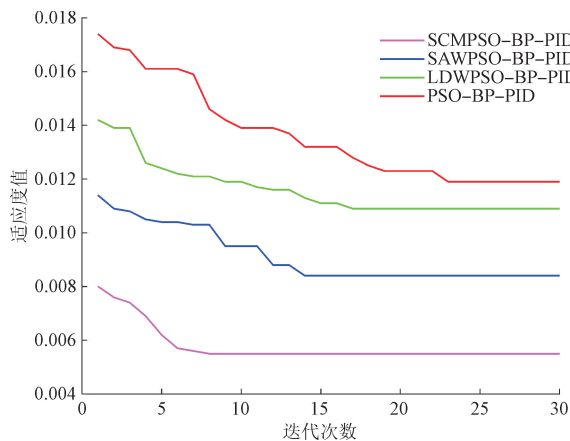


图 7 4 种控制策略的适应度曲线

Fig. 7 Fitness curves for four control strategies

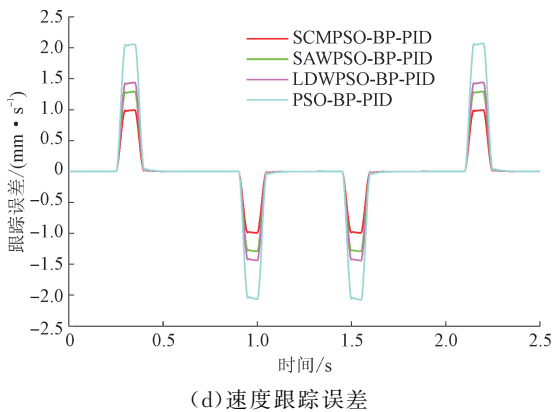
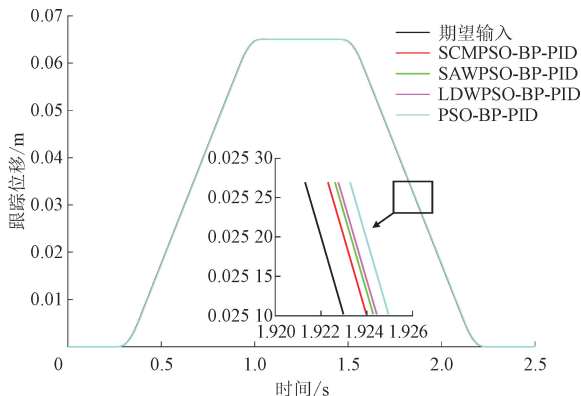
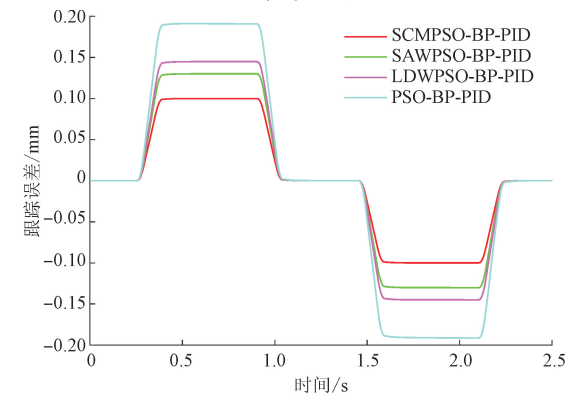


图 8 参考轨迹跟踪曲线

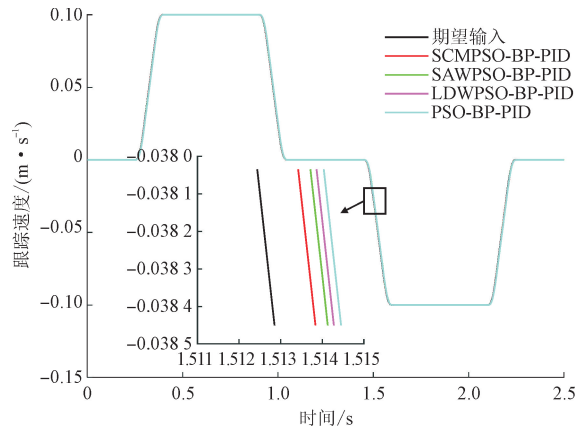
Fig. 8 Reference track tracking graph



(a) 位移跟踪



(b) 位移跟踪误差



(c) 速度跟踪

滚珠丝杠进给系统在正向进给时位移和速度的跟踪性能指标如表 1、表 2 所示。从进给系统跟踪位移误差来看,LDWPSO-BP-PID、SAWPSO-BP-PID 和 SCMPSO-BP-PID 算法平均误差分别为 0.118、0.111、0.076 mm,与 PSO-BP-PID 控制相比,3 种控制策略的平均误差分别减小约 23.38%、27.92%、50.65%,SCMPSO-BP-PID 的误差性能指标为 0.009,因此 SCMPSO-BP-PID 的控制精度和跟踪拟合程度相比其他 3 种算法都有较大提升。

表 1 正向进给时段位移跟踪性能指标

Table 1 Feed displacement tracking performance indicators

单位:mm				
算法	最大误差	最小误差	平均误差	误差指标
PSO-BP-PID	0.189	0.011	0.154	0.041
LDWPSO-BP-PID	0.145	0.009	0.118	0.019
SAWPSO-BP-PID	0.136	0.007	0.111	0.015
SCMPSO-BP-PID	0.094	0.004	0.076	0.009

表 2 正向进给时段速度跟踪性能指标

Table 2 Feed rate tracking performance metrics

单位:mm/s				
算法	最大误差	最小误差	平均误差	误差指标
PSO-BP-PID	2.113	0.112	1.696	1.984
LDWPSO-BP-PID	1.495	0.066	1.212	1.554
SAWPSO-BP-PID	1.391	0.052	1.131	1.252
SCMPSO-BP-PID	0.932	0.036	0.759	0.738

滚珠丝杠进给系统在运行过程中会遇到很多的干扰因素,通常有加工负载变化导致系统参数的改变,环境温度变化引起材料膨胀,机械振动影响系统的控制稳定性等,因此有必要对系统的抗干扰性进行分析,模拟外部干扰对进给系统跟踪精度的影响。采取 4 种控制策略的干扰跟踪曲线如图 9 所示。

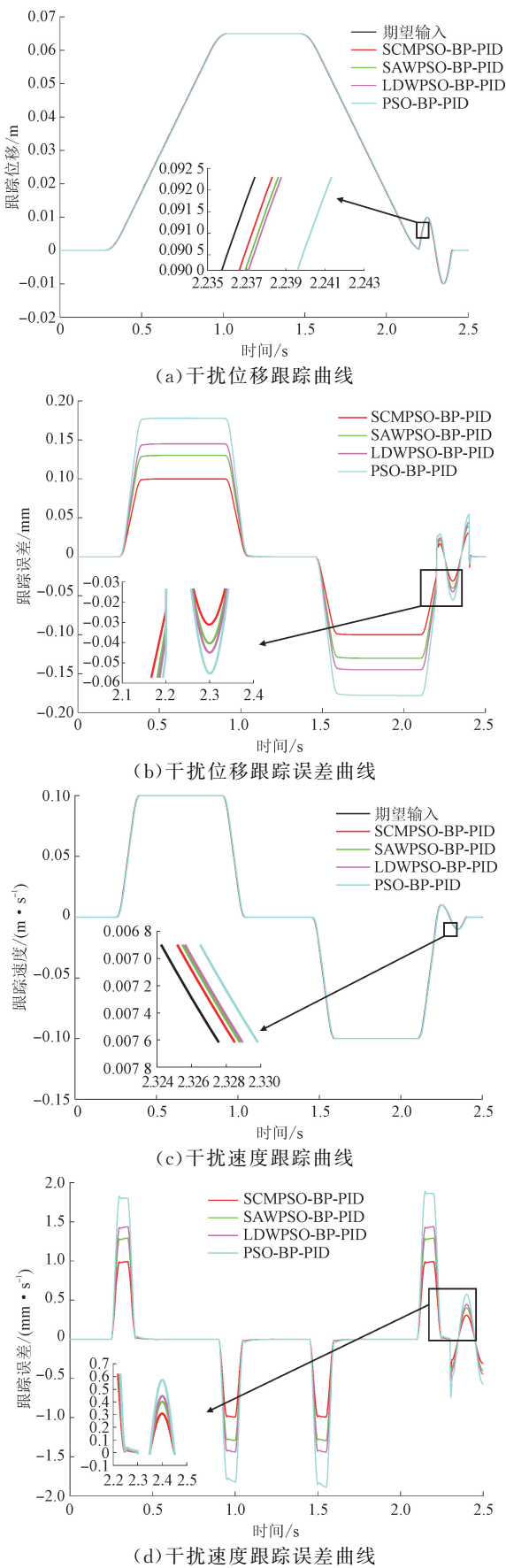


图 9 加入干扰的跟踪曲线图

Fig. 9 Add a trace graph of interference

滚珠丝杠进给系统在干扰时段位移和速度的跟踪误差参数如表 3、表 4 所示。可知类正弦干扰表现为多峰突变函数,在二阶振荡算法的优化下,粒子通过振荡跳出局部最优点,较好地平衡算法的全局搜索和局部搜索能力,有效地抑制外界扰动,增强算法的鲁棒性。为观察改进算法的动态特性和系统稳定性,采用阶跃波形作为输入信号,并初始化粒子群参数。4 种控制策略下工作台阶跃响应跟踪曲线如图 10 所示。

表 3 干扰时段位移跟踪性能指标

Table 3 Displacement tracking performance indicators for interference periods

单位:mm				
算法	最大误差	最小误差	平均误差	误差指标
PSO-BP-PID	0.057	0.016	0.034	0.086
LDWPSO-BP-PID	0.045	0.012	0.029	0.067
SAWPSO-BP-PID	0.042	0.009	0.024	0.057
SCMPSO-BP-PID	0.032	0.004	0.013	0.033

表 4 干扰时段速度跟踪性能指标

Table 4 Interference period speed tracking performance metrics

单位:mm/s				
算法	最大误差	最小误差	平均误差	误差指标
PSO-BP-PID	0.583	0.017	0.318	9.421
LDWPSO-BP-PID	0.421	0.013	0.262	8.649
SAWPSO-BP-PID	0.387	0.011	0.233	7.648
SCMPSO-BP-PID	0.289	0.006	0.139	5.723

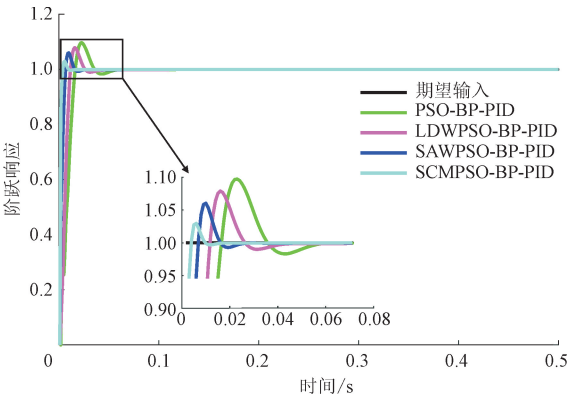


图 10 4 种控制策略的阶跃响应对比图

Fig. 10 Step response comparison chart of four control strategies

4 种控制策略的性能指标如表 5 所示,可知 PSO-BP-PID 的上升时间较长,且存在较大的稳态波动。由于粒子的初始位置分布不均匀,导致神经

网络权值无法达到最优解,从而影响了滚珠丝杠进给系统的跟踪精度。相比之下,SAWPSO-BP-PID系统达到稳态时间和调节时间最短。综上对比分析,SCMPSO-BP-PID能较好地提升滚珠丝杠进给系统的控制精度和稳定性。

表5 4种控制策略的性能指标

Table 5 Performance metrics for four control strategies			
单位:s			
控制策略	上升时间	调节时间	峰值时间
PSO	0.024	0.043	0.016
LDWPSO	0.016	0.027	0.014
SAWPSO	0.012	0.024	0.010
SCMPSO	0.007	0.015	0.006

5 结 论

针对BP神经网络PID控制初始权值设置未达最优解导致滚珠丝杠进给系统精度下降的问题,提出了采用二阶振荡的混沌映射粒子群算法优化BP-PID初始权值的控制策略,通过仿真实验证明了算法的有效性。

(1)随机数初始化粒子群位置会导致粒子分布不均匀,混沌映射可以在初始范围内不重复的遍历所有状态,提高粒子解的随机性。

(2)为平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力,提出一种非线性余弦自适应惯性权重,加快算法的收敛速度。

(3)将二阶振荡引入粒子群算法,振荡变量让算法不再局限局部最优解,提升了算法的搜索精度。

(4)仿真结果表明滚珠丝杠进给系统在面对突变多峰干扰时,控制策略SCMPSO-BP-PID的控制策略能有效地跳出局部最优点,抑制外界扰动,使系统拥有较强的鲁棒性,SCMPSO-BP-PID在保持较快的响应速度的同时,极大地减小了系统的超调量,提升了系统的响应速度和稳态性能。

参考文献:

[1] LIU Jiyuan, YU Houyu, WANG Xujie. Fuzzy PID control of parallel 6-DOF motion platform [C]//2023 5th International Conference on Intelligent Control, Measurement and Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2023: 274-277.

[2] 邓鲁克, 吕东坡. 基于遗传算法对控制水下机器人运动姿态进行PID参数整定[J]. 制造业自动化, 2023, 45(1): 177-179.

DENG Luke, LÜ Dongpo. PID parameter tuning of

remotely operated vehicle control attitude based on genetic algorithm [J]. Manufacturing Automation, 2023, 45(1): 177-179.

[3] HE Zuming, DONG Ruili, TAN Yonghong. BP neural network PID control scheme for electromagnetic scanning micromirror [C]//2022 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 322-326.

[4] LIU Yugang. Research on BP neural network based on particle swarm optimization algorithm [C]//2023 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Computer Information Technology. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2023: 1-3.

[5] 曾雄飞. 基于粒子群算法优化BP神经网络的PID控制算法[J]. 电子设计工程, 2022, 30(11): 69-73.

ZENG Xiongfei. The PID control algorithm based on particle swarm optimization optimized BP neural network [J]. Electronic Design Engineering, 2022, 30(11): 69-73.

[6] SUN Quan, SUN Yuan. Short-term prediction of BP neural network optimized by improved particle swarm optimization algorithm [C]//Proceedings International Conference on Advanced Algorithms and Neural Networks. Bellingham, WA, USA: SPIE, 2022: 1228511.

[7] 张淑芳, 宋香明, 朱彬华. 结合改进PSO-BP神经网络的无刷直流电机控制[J]. 南开大学学报(自然科学版), 2021, 54(4): 62-67.

ZHANG Shufang, SONG Xiangming, ZHU Binhua. Brushless DC motor controller combined with improved PSO-BP neural network [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Nankaiensis, 2021, 54(4): 62-67.

[8] CHEN Bingsheng, CHEN Huijie, LI Mengshan. Feature selection based on BP neural network and adaptive particle swarm algorithm [J]. Mobile Information Systems, 2021, 2021: 6715564.

[9] YE Dan, WANG Xiaogang, HOU Jin. An edge computing offloading algorithm based on second-order oscillatory particle swarm optimization [C]//2022 3rd Information Communication Technologies Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 221-226.

[10] WANG Chun, JIANG Tao, JI Bin, et al. Research on power network maintenance plan optimization based on improved second-order oscillation PSO [C]//2022 Power System and Green Energy Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 1043-1051.

[11] 韩硕. 基于滑模控制的滚珠丝杠进给系统运动控制研究[D]. 南京: 东南大学, 2019.

- [12] 张松伟. 基于数字孪生的数控机床工作台进给系统机械故障诊断研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2023.
- [13] 梁生龙, 李军利, 赵新宽. 基于数字孪生的步进滑台远程虚实同步研究 [J]. 机电工程技术, 2022, 51(9): 122-126.
- LIANG Shenglong, LI Junli, ZHAO Xinkuan. Research on remote virtual real synchronization of stepping slide based on digital twin [J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2022, 51(9): 122-126.
- [14] 王慧霞, 郭润兰, 赵强, 等. 基于交叉耦合与迭代学习的伺服系统运动控制研究 [J]. 机电工程, 2021, 38(4): 440-446.
- WANG Huixia, GUO Runlan, ZHAO Qiang, et al. Motion control of servo system based on cross-coupling and iterative learning [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38(4): 440-446.
- [15] 邱国富, 贺云波, 陈观轩, 等. 永磁同步直线电机的降阶线性自抗扰控制器研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(12): 85-88.
- QIU Guofu, HE Yunbo, CHEN Guanxuan, et al. Research on reduced-order linear active disturbance rejection controller for permanent magnet synchronous linear motor [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(12): 85-88.
- [16] LI Zheng, WANG Kangtao, WANG Jinsong, et al. Full-coefficient intelligent adaptive position control of permanent magnet synchronous linear motor [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2023, 18(3): 1975-1984.
- [17] ZHANG Qiming, YU Haoyi, BARBIERO M, et al. Artificial neural networks enabled by nanophotonics [J]. Light: Science & Applications, 2019, 8(1): 42.
- [18] 张良, 何山, 艾纯玉. 基于 Sine-SSA-BP 神经网络模型的风机叶根载荷预测 [J]. 可再生能源, 2023, 41(10): 1322-1328.
- ZHANG Liang, HE Shan, AI Chunyu. The wind turbine leaf root load prediction based on Sine-SSA-BP neural network model [J]. Renewable Energy Resources, 2023, 41(10): 1322-1328.
- [19] 王文. 基于有限状态反馈遗传 BP 算法的高层结构振动控制研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2022.
- [20] 王剑, 聂宜云. 基于 PSO-BP 算法优化的转台 PID 控制系统仿真研究 [J]. 航空精密制造技术, 2023, 59(6): 5-8.
- WANG Jian, NIE Yiyun. Simulation research on neural network PID control system of turntable based on PSO-BP combination algorithm optimization [J]. Aviation Precision Manufacturing Technology, 2023, 59(6): 5-8.
- [21] 石勇. 滚珠丝杠进给系统的轨迹跟踪控制方法研究 [D]. 南京: 东南大学, 2018.
- [22] WU Yanmin, SONG Qipeng. Improved particle swarm optimization algorithm in power system network reconfiguration [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021: 5574501.
- [23] 邱辰霖, 程礼. 一种基于相邻数据依赖性的混沌分析方法 [J]. 物理学报, 2016, 65(3): 030503.
- QIU Chenlin, CHENG Li. A chaotic analyzing method based on the dependence of neighbor sub-sequences in the data series [J]. Acta Physica Sinica, 2016, 65(3): 030503.
- [24] ZHANG Peng, CUI Zhiwei, WANG Yinjiang, et al. Application of BPNN optimized by chaotic adaptive gravity search and particle swarm optimization algorithms for fault diagnosis of electrical machine drive system [J]. Electrical Engineering, 2022, 104(2): 819-831.
- [25] 吴易泽, 张旭, 江明阳, 等. 粒子群优化 BP 神经网络的曲线光顺算法 [J]. 化工自动化及仪表, 2018, 45(12): 939-942.
- WU Yize, ZHANG Xu, JIANG Mingyang, et al. Curve smoothing algorithm for particle swarm optimization BP neural network [J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2018, 45(12): 939-942.

(编辑 赵炜)