

doi: 10.7690/bgzdh.2020.03.014

基于混沌搜索的 AMPSO-WNN 在交流伺服系统中的应用

李俊杰, 侯远龙, 侯润民, 李佳恬

(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 为解决大功率交流伺服系统存在非线性和参数时变等不确定性的问题, 提出一种混沌搜索的自适应变异粒子群优化小波神经网络的预测模型。建立交流伺服电机数学模型, 利用不同变异方法使粒子趋近于不同的搜索区域, 引入混沌优化算法改进粒子群, 采用基于混沌搜索的 AMPSO-WNN 算法, 以提高全局收敛的概率和速度。仿真结果表明: 优化后模型的预测精度高于优化前, 且改进后算法具有较强的函数逼近能力, 网络性能得到了显著提高, 局部极小值问题得到了有效解决。

关键词: 小波神经网络; 自适应变异粒子群算法; 交流伺服控制; 系统辨识; 混沌搜索

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A

Application of AMPSO-WNN in AC Servo System Based on Chaotic Search

Li Junjie, Hou Yuanlong, Hou Runmin, Li Jiatian

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

Abstract: In order to solve the problem of nonlinearity and parameter time-varying uncertainty in high-power AC servo system, a predictive model of adaptive mutation particle swarm optimization wavelet neural network for chaotic search is proposed. The mathematical model of AC servo motor is established. Different mutation methods are used to make the particles close to different search areas. Chaos optimization algorithm is introduced to improve the particle swarm. The AMPSO-WNN algorithm based on chaotic search is used to improve the probability and speed of global convergence. The simulation results show that the prediction accuracy of the optimized model is higher than before, and the improved algorithm has strong function approximation ability, the network performance is improved significantly, and the local minimum value problem is effectively solved.

Keywords: wavelet neural network; adaptive mutation particle swarm algorithm; AC servo control; system identification; chaotic search

0 引言

随着科技的进步, 大功率交流伺服电机系统被广泛使用。由于大功率交流伺服电机的动态模型本身存在多变量、慢时变、强耦合、非线性和不确定性扰动等复杂问题, 很难通过机理建模法建立精确的模型^[1-2]。在控制过程中, PMSM(permanent magnet synchronous motor)参数不断变化, 会影响伺服系统控制器的控制效果。在交流伺服控制系统中, 因为 PMSM 工作时受温度升高、电机老化以及火箭炮工作环境恶劣等因素影响, PMSM 电气参数会发生变化。

针对因 PMSM 电气参数摄动而影响系统控制器控制精度的问题, 可在 PMSM 运行时, 对电机参数进行辨识, 并将辨识的参数反馈到控制器中, 实现对控制器参数的优化, 最终提高控制器的控制精度^[3]。文献[4]利用递推最小二乘法对 PMSM 参数进行辨识。仿真结果表明, 该方法能很好地辨识出

PMSM 的电阻、电感值。文献[5]在建立参考模型的基础上, 采用合适的自适应律对模型中的参数进行调节, 较准确地辨识 PMSM 参数。文献[6]提出一种改进的全局粒子群优化(IGPSO)算法。该算法基于开采能力和搜索能力相均衡的思想, 提出全局邻域搜索策略和扰动策略, 使算法减少陷入局部极值的可能性。文献[7]提出了一种改进型综合学习粒子群优化算法, 通过调节综合学习粒子群算法的关键参数来实现 PMSM 参数辨识。仿真结果表明: 该算法辨识参数效果明显, 但粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)仍存在一定的局限性, 预测算法还有待完善。文献[8]为克服 BP 神经网络算法缺点, 提出了粒子群优化 BP 神经网络的方法, 并在此基础上优化 BP 神经网络的结构来提高准确率。

笔者首先构建交流伺服电机数学模型, 考虑到粒子群小波神经网络(PSO-WNN)算法存在的局限

收稿日期: 2019-12-06; 修回日期: 2019-12-30

作者简介: 李俊杰(1994—), 男, 吉林人, 硕士, 从事智能检测与控制技术研究。E-mail: lijunjie19943601@sina.com。

性, 参考混沌序列的遍历性、随机性以及初值较为敏感的特点, 在传统粒子群算法中引入自适应变异思想和混沌搜索的方法, 提出一种混沌搜索的自适应变异粒子群优化算法 (adaptive mutation particle swarm optimization, AMPSO), 最终建立了基于混沌搜索的 AMPSO-WNN (adaptive mutation particle swarm optimization-wavelet neural network) 的预测模型。仿真结果表明: 该优化的基于混沌搜索的 AMPSO-WNN 算法可以较好地提高粒子群小波神经网络的学习能力, 加快收敛速度。

1 交流伺服电机数学模型

文中电机系统主要分析负载变化所引起的非线性变化。在交流伺服电机数学模型推导过程中, 可以作出理想性假设。

基于理想性假设, 数学模型可在两相静止坐标系 $d-q$ 轴上求得:

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_d \\ \dot{i}_q \\ \dot{\omega}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{R}{L_d} & -\frac{P_n \omega_r L_q}{L_d} & 0 \\ -\frac{P_n \omega_r L_d}{L_q} & \frac{R}{L_q} & -\frac{P_n \Psi_f}{L_q} \\ 0 & \frac{3 P_n \Psi_f}{2 J} & -\frac{B}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ \omega_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{u_d}{L_d} \\ \frac{u_q}{L_q} \\ -\frac{T_1}{J} \end{bmatrix}。$$

式中: u_d 、 u_q 为定子 $d-q$ 轴的电压量; i_d 、 i_q 为定子 $d-q$ 轴的电流强度分量; L_d 、 L_q 为定子 $d-q$ 轴的电感分量; Ψ_f 为转子永磁体在定子上产生的磁链; R 为定子绕阻电阻; P_n 为电机极对数; B 为粘滞摩擦系数; ω_r 为电机转子角速度; T_1 为电机负载转矩; J 为等效转动惯量。

为了实现线性化解耦控制, 令 $i_d=0$ 。

由上式可得电机的机械方程为:

$$J \dot{\omega}_b + B \omega_b + T_1 = T_e。 \quad (1)$$

式中: T_e 为电磁转矩; ω_b 为转子机械角速度, 且 $\omega_r = P_n \omega_b$;

$$T_e = \frac{3}{2} p \Psi_f i_q = K_t i_q。 \quad (2)$$

式中 K_t 为转矩常数。

电机在执行过程中, 相比于机械时间常数, 其电流时间常数可忽略。推导过程中, 可将电流环简化为一个比例环节。

将式(2)代入式(1), 并取 $\omega_r = \dot{\theta}$ 。

则交流伺服系统的方程可写作:

$$\ddot{\theta} = -\frac{B}{J} \dot{\theta} + \frac{K_t K_a}{J} i_q(t) - \frac{1}{J} T_1。 \quad (3)$$

取状态变量为 $x = [x_1, x_2]^T$, $x_1 = \theta$, $x_2 = \omega_r = \dot{\theta}$ 。则系统的状态空间方程为:

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2, \\ \dot{x}_2 &= -\frac{B}{J} x_2(t) + \frac{K_t K_a}{R J} u(t) - \frac{1}{J} T_1 \end{aligned} \right\}。 \quad (4)$$

式中: $-\frac{B}{J}$ 和 $\frac{K_t K_a}{R J}$ 为系统的动态非线性函数; $-\frac{1}{J} T_1$ 为外部扰动; K_a 为放大器增益; $u(t)$ 为控制电压; 质量惯性矩 J 是电机转子上的等效转动惯性矩; 不明结构性扰动 T_1 包含摩擦力矩非线性分量、电磁力矩纹波、未知周期性负载扭矩扰动等实际存在模型, 但其准确性结构不明确。

2 自适应变异粒子群算法

PSO 是由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出的一种模拟鸟群觅食行为的算法^[9-10]。该算法通过种群中的独立个体在可行解空间中寻找个体最优解以及整个种群的全局最优解, 最终获取所求问题的最优解。

PSO 算法中的速度、位置迭代公式:

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 r_1 (p_{best,i}^t - x_i^t) + c_2 r_2 (g_{best}^t - x_i^t); \quad (5)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}。 \quad (6)$$

式中: $i=1,2,\dots,m$; ω 为惯性权重系数; $P_{best,i}^t$ 为第 i 个粒子局部最优位置; g_{best}^t 代表整个粒子群获得的全局最优位置; c_1 和 c_2 为非负常数; r_1 、 r_2 都是 $[0,1]$ 区间上均匀分布的随机数; v_i^t 、 x_i^t 分别为第 i 个粒子在 t 次迭代时的速度和位置。

为了防止粒子在进化过程中远离搜索空间, 通常将位置和速度限制在一定的区间内, 即

$$v_i^t \in [-v_{min}, v_{max}] \quad x_i^t \in [-x_{min}, x_{max}]。$$

通常情况下, $v_{max} = k x_{max}$, $0.1 \leq k \leq 1.0$ 。

采用线性惯性权重策略, 即

$$\omega = \omega_{max} - \frac{t(\omega_{max} - \omega_{min})}{G}。 \quad (7)$$

式中: ω_{max} 、 ω_{min} 分别表示惯性权重取值的上限、下限, 其取值分别为 0.9 和 0.4; G 为总迭代次数。

由于 PMSM 参数辨识是单目标不断优化的过程, 但粒子在搜索后期会丧失多方向性, 出现如速度趋近于零、搜索变慢粒子聚集等问题^[11]; 因此,

引入混合的变异操作，即利用不同变异方法使粒子趋近于不同的搜索区域，最终达到提高搜索后期粒子多方向性的目的。同时，在变异过程中，变异概率也影响变异效果。

通过代表粒子多样性范围的聚焦度来动态调节每代粒子的变异概率。在动态变异概率的基础上，采用混合变异策略优化最差个体最优位置、全局最优位置。具体的实施过程为：在动态变异概率的条件下，最差个体最优位置采用小波变异方法实现变异；通过高斯分布、柯西分布的混合变异方法对全局最优位置进行变异。AMPSO 算法的实现过程如下。

1) 自适应的变异概率和对全局最优位置的变异策略。

若第 t 代的最大适应值、最小适应、平均适应值以及第 i 个粒子适应值分别用 f_{\max}^t 、 f_{\min}^t 、 f_{avg}^t 、 $f(x_i^t)$ 表示，则第 t 代粒子的聚集度 δ 可表示为：

$$\delta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{f(x_i^t) - f_{\text{avg}}^t}{f_{\max}^t - f_{\min}^t} \right| \quad (8)$$

由上式可得，粒子的多样性与聚集度 δ 成正比相关。每代粒子的变异概率可以通过聚集度 δ 动态调节。设第 t 代的变异概率为 P_m^t ，则

$$P_m^t = \delta e^{-\alpha \left(1 + \frac{1}{G}\right)} \quad (9)$$

式中 $\alpha \in [2, 4]$ ，其作用是用来调节变异概率的变化快慢。

在 $\text{rand} \in [1, P_m^t]$ 的条件下，利用柯西分布、高斯分布对粒子最优位置 \mathbf{g}_{best} 进行混合变异。

高斯变异公式为：

$$\mathbf{g}_{\text{best}} = \mathbf{pg}(1 + 0.5\text{randn}) \quad (10)$$

柯西变异公式为：

$$\text{Cauchy} = \tan(\pi(\text{rand} - 0.5)); \quad (11)$$

$$\mathbf{g}_{\text{best}} = \mathbf{pg}(1 + 0.5\text{Cauchy}) \quad (12)$$

式中： \mathbf{pg} 表示随机地从整个种群的最优位置、次优位置中选取一个；Cauchy 为柯西分布的随机数；randn 是高斯分布的随机数。

2) 对最差个体最优位置的小波变异策略。

在上述混合变异中，全局最优位置以及次优位置得到充分利用，但没考虑最差个体最优位置的特点。在粒子种群中，虽然最差个体最优位置对个体优化作用有限，但最差个体最优位置进行变异能够

加快种群收敛速度。最差个体最优位置算法采用自适应小波变异优化，从而加快群体的进化速度。其母波函数为：

$$\psi(x) = e^{-\frac{x^2}{2}} \cos(5x) \quad (13)$$

笔者选择 Morlet 小波，公式如下：

$$\sigma = \frac{1}{\sqrt{a}} e^{-\frac{\varphi^2}{2}} \cos\left(5\frac{\varphi}{a}\right), \quad \varphi \in [-2.5a, 2.5a] \quad (14)$$

小波幅值 $\psi(x)$ 随着参数 a 的增加而不断地减少，为了改变小波幅值 $\psi(x)$ ，可通过更新参数 a 来实现：

$$a = kt + a_0 \quad (15)$$

式中 k 、 a_0 均为正常数， k 的值为 10， a_0 的值为 5。

最差个体最优的自适应小波变异策略（简称 Mut2）如式(16)和式(17)所示：

$$P_{\text{best},mj} = \max\{f(P_{\text{best},ij}) | i=1, 2, \dots, N\}; \quad (16)$$

$$P_{\text{best},mj} = \begin{cases} P_{\text{best},mj} + \sigma(x_{\max} - P_{\text{best},mj}), & \sigma > 0 \\ P_{\text{best},mj} + \sigma(P_{\text{best},mj} - x_{\min}), & \sigma < 0 \end{cases} \quad (17)$$

其中： m 为具有最差个体最优位置的粒子； $P_{\text{best},mj}$ 为粒子 m 第 j 维的个体最优位置。

3 混沌搜索策略

混沌优化算法基于事物的遍历性、随机性、规律性，与其他优化算法相比更易得到最优解^[12]。为提高传统的粒子群算法深度搜索能力，笔者引入混沌优化算法改进粒子群。以群体每一代的全局最优解为基本，循环 k 次混沌搜索，若产生的粒子适应度大于全局最优适应度，则取代当前种群的全局最优解^[13-14]。混沌优化算法中混沌变量按照如下式产生，且 $b_k \neq \{0.25, 0.5, 0.75\}$ 。

$$b_{k+1} = 4 \times b_k \times (1 - b_k), b_k \in (0, 1)$$

混沌搜索原理如下式所示。

$$x_k = \begin{cases} x_{\text{gbest}} + \frac{b_k(U_d - L_d)}{20}, & \text{rand} \geq P_m \\ x_{\text{gbest}} - \frac{b_k(U_d - L_d)}{20}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中： U_d 、 L_d 为混沌搜索空间的上限和下限； b_k 为混沌变量； x_{gbest} 为每代的全局最优解； p_m 为变异率，通常取值 0.5。

4 预测模型的建立

为了克服小波神经网络存在的易于陷入局部最

小值问题,笔者采用基于混沌搜索的 AMPSO-WNN 算法,在增强小波神经网络稳定性的同时,提高了网络的预测精度和收敛速度。

基于混沌搜索的 AMPSO-WNN 算法,利用混沌策略优化的自适应变异粒子群初始化小波神经网络的权重值,再利用小波神经网络搜寻局部的最优解^[15]。该算法的本质即将输入、输出问题转化成非线性映射问题。训练的大致过程如下:

- 1) 确定小波神经网络初始结构、输入样本个数、输出样本个数及隐含层神经元个数等参数。
- 2) 基于混沌优化产生了初始粒子群中各粒子的位置和速度信息,迭代过程丰富了初始种群的多样性。
- 3) 基于混沌搜索的 AMPSO 算法产生全局最优解,以此作为小波神经网络的初始化权重值。
- 4) 构建基于混沌搜索的 AMPSO-WNN 预测模型。该模型训练过程如图 1 所示。

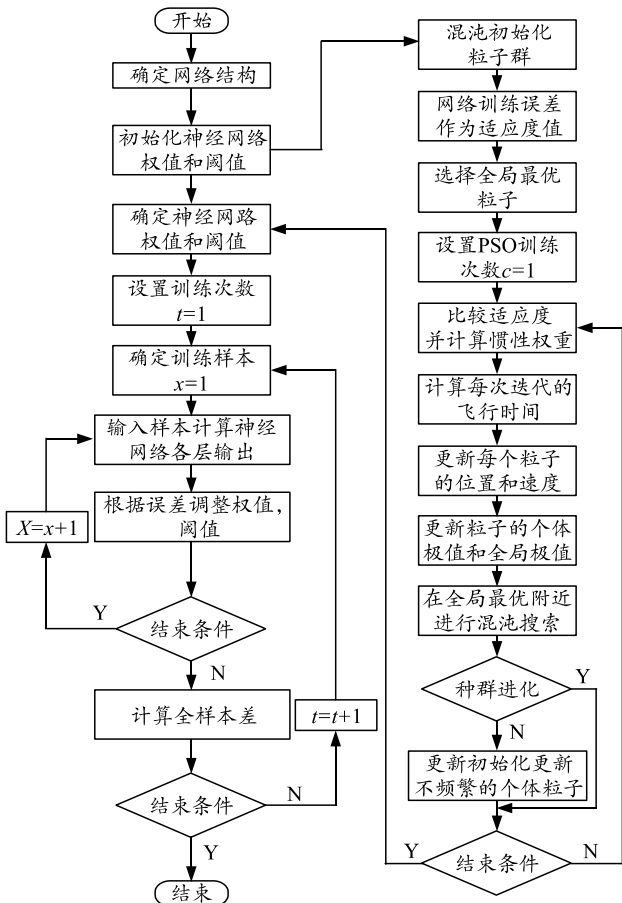


图 1 算法训练流程

5 仿真实验与分析

在 AC 伺服系统的测试台中,把伪随机控制电压信号作为输入信号,伺服电机速度信号作为输出

信号,作用于电压的控制。2 次测量间隔 10 ms,采样数量 2 000 组,前 1 000 组作为训练数据,后 1 000 组作为检验数据。

笔者选择 RMS 作为模型的评价函数。

$$RMS(y, y_m) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y(i) - y_m)^2} \quad (18)$$

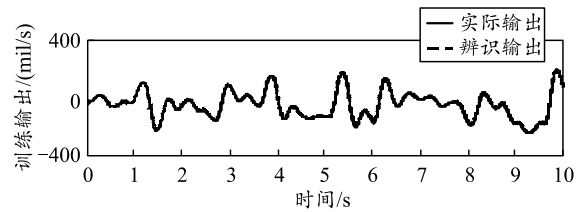
采用 VAF 来评估模型近似于实际系统的程度:

$$VAF(y, y_m) = \left[1 - \frac{\text{var}(y - y_m)}{\text{var}(y)} \right] \times 100\% \quad (19)$$

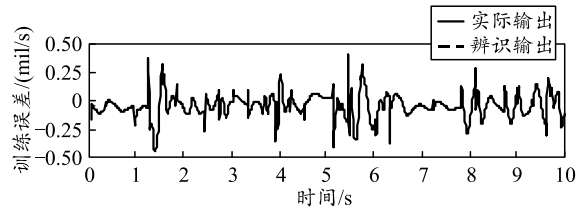
RMS 值越小, VAF 数值越大,表示模型性能更加优异,更趋近于实际系统。

粒子群算法参数指标设置为:最大的迭代次数 1 000, WNN 隐含层个数为 9。

基于 PSO-WNN 算法的辨识输出以及检验输出如图 2、图 3 所示。

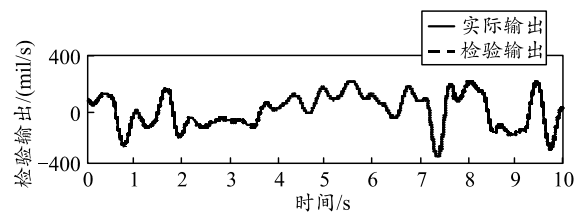


(a) 训练输出时间

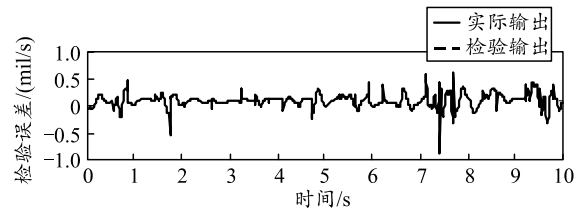


(b) 训练误差

图 2 PSO-WNN 训练数据



(a) 检验输出



(b) 检验误差

图 3 PSO-WNN 检验数据

基于 AMPSO-WNN 算法的辨识输出以及检验输出如图 4、图 5 所示。

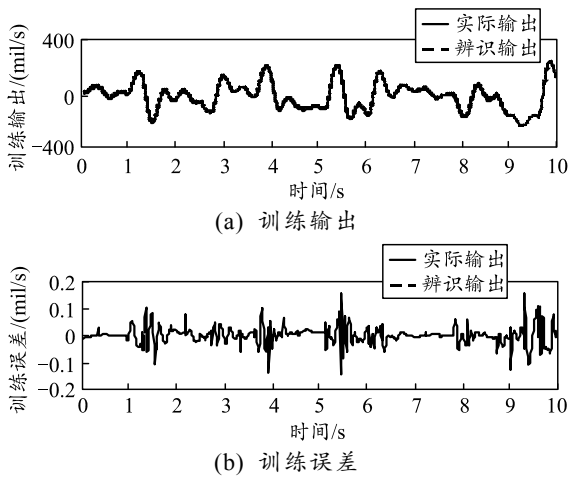


图 4 AMPSO-WNN 训练数据

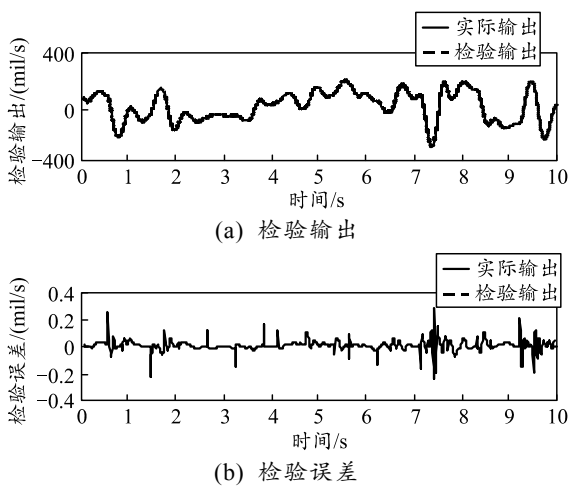


图 5 AMPSO-WNN 检验数据

表 1 给出标准 PSO-WNN 和 AMPSO-WNN 的评价指标。比较后得出, AMPSO-WNN 算法在大功率交流伺服系统动态特性的应用中有更好的效果。

表 1 交流伺服系统 2 种模型的性能

评价函数	RMS		VAF/%	
	训练	检验	训练	检验
未改进	0.015 0	0.019 7	99.445	99.472
改进型	0.010 5	0.012 3	99.613	99.558

图 6 给出了标准 PSO-WNN 算法和 AMPSO-WNN 算法的训练误差变化曲线。从图中可以看出: 标准 PSO-WNN 误差在迭代 240 次时, 误差值趋于稳定。而经过改进后, AMPSO-WNN 在迭代 75 次时算法误差达到稳定, 最小误差明显小于改进前。混沌搜索策略的加入可以提高传统的粒子群算法深度搜索能力, 有效地抑制网络陷入局部最小点。学习率在迭代过程中将进行自适应调整, 因此, 训练神经网络的目标函数将以更合理的学习率向极小点逼近。经过对比可知, AMPSO-WNN 算法收敛速度明显得到提高。

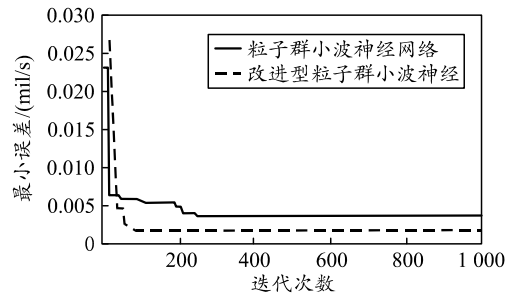


图 6 2 种不同训练算法的网络误差

为了验证笔者提出改进算法的有效性, 分别将 PSO-WNN 算法和 AMPSO-WNN 算法应用于位置伺服系统的跟踪控制研究中。图 7 给出了满载时的阶跃响应曲线, 图 8 给出了空载时的阶跃响应曲线。图 9 分别使用 PSO-WNN 滑模控制器和 AMPSO-WNN 滑模控制器进行正弦跟踪。实验结果表明: AMPSO-WNN 算法更精准地逼近快速终端滑模控制率, 使 AMPSO-WNN 跟踪精度有所提高。

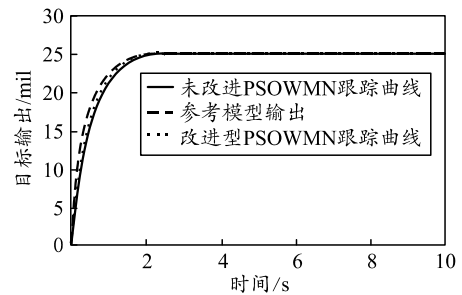


图 7 满载时的阶跃响应

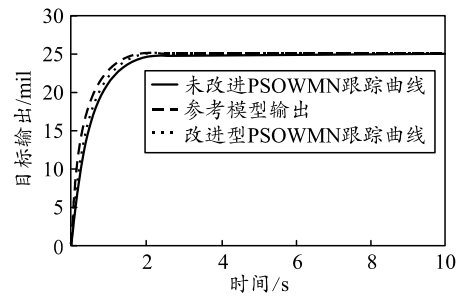


图 8 空载时的阶跃响应

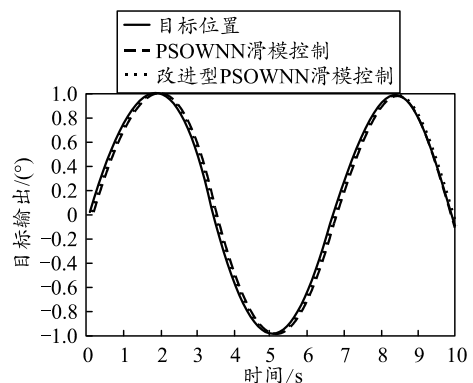


图 9 正弦跟踪

参考文献:

[1] WALTERS W P, FLIS W J, CHOU P C. A survey of shaped-charge jet penetration models[J]. International Journal of Impact Engineering, 1998, 7(3): 307-325.

[2] 赵海平, 刘天生, 石军磊, 等. 双锥结合罩射流特性影响因素的模拟研究[J]. 火工品, 2018(2): 35-39.

[3] 李磊, 马宏昊, 沈兆武. 基于正交设计方法的双锥结构优化设计[J]. 爆炸与冲击, 2013, 33(6): 567-573.

[4] 黄正祥. 聚能装药理论与实践[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2014: 187-188.

[5] 张程健, 赵捍东, 刘胜, 等. 超聚能射流影响因素的灰关联分析 [J/OL]. 兵器装备工程学报, 1-4[2019-10-20].http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1213.TJ.20190531.1607.083.html.

[6] 黄建军, 张国伟, 李金铭, 等. 药型罩参数对单兵制导

破甲弹影响的灰关联分析[J]. 机械工程与自动化, 2015(2): 18-19.

[7] 张小静, 吴国东, 王志军, 等. 锥罩材料对组合药型罩射流成型的影响[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(3): 39-42.

[8] 刘亚昆, 吴国东, 伊建亚. 亚半球罩形成杆式射流正交设计的数值分析[J]. 兵工自动化, 2017, 36(10): 62-65.

[9] 李磊, 沈兆武, 马宏昊. 大孔径双向聚能射孔弹的研究[J]. 高压物理学报, 2011, 25(6): 539-548.

[10] 闫超, 黄正祥, 祖旭东, 等. 聚能装药超细晶纯铜药型罩性能研究[J]. 兵工自动化, 2017, 36(3): 72-76.

[11] 周秀文. 灰色关联度的研究与应用[D]. 长春: 吉林大学, 2007.

[12] 曹明霞. 灰色关联分析模型及其应用的研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2007.

(上接第 65 页)

6 结论

笔者基于大功率交流伺服系统, 将混沌搜索和自适应变异思想引入到粒子群算法中, 提出一种混沌搜索的自适应变异粒子群优化算法(AMPSO), 以提高全局收敛的概率和速度, 最终建立了混沌搜索的 AMPSO-WNN 预测模型。仿真结果表明: 与传统的粒子群小波神经网络相比, 改进方法在加快模型的收敛速度同时, 避免了陷入局部最优解的缺点, 提高了逼近精度。

参考文献:

[1] 王松. 永磁同步电机的参数辨识及控制策略研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.

[2] 鲁文其. 永磁同步电机工程伺服系统若干关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.

[3] 林杉. 伺服系统永磁同步电机参数辨识研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2014.

[4] 黄邵刚, 洪剑峰, 赵鲁. 一种基于变频器驱动的异步电机参数辨识方法[J]. 电力电子技术, 2015, 49(1): 50-53.

[5] 张瑞峰, 森林, 刘婷, 等. 基于模型参考自适应的永磁同步电机在线参数辨识方法研究[J]. 机车电传动, 2015(2): 71-76

[6] 王皓, 欧阳海滨, 高立群. 一种改进的全局粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2016, 31(7): 1161-1168.

[7] 林国汉, 章兢, 刘朝华, 等. 改进综合学习粒子群算法的 PMSM 参数辨识[J]. 电机与控制学报, 2015, 19(1):

51-57.

[8] LI Z, ZHAO J Q, ZHANG X N, et al. Study of a New Improved PSO-BP Neural Network Algorithm[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2013, 20(5): 106-112.

[9] VASU K, GANESH V. Performance Analysis of Brush Less DC Motor Drive Using Fractional Order Controller with PSO Algorithm[J]. Recent Advances in Electrical & Electronic Engineering, 2019, 12(2): 152-161.

[10] 吴梦华. 基于粒子群算法的轴向磁场定子无铁芯永磁电机优化设计[C]. 中国自动化学会控制理论专业委员会、中国系统工程学会: 中国自动化学会控制理论专业委员会, 2014: 6.

[11] KRINK T, VESTERSTROM J S, RIGET J. Particle swarm optimisation with spatial particle extension[J]. Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation, 2002(2): 1474-1479.

[12] 易文周, 田立伟. 一种基于混沌搜索和鲶鱼效应策略的粒子群算法[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(5): 311-315.

[13] 罗新, 牛海清, 来立永, 等. 粒子群优化自适应小波神经网络在带电局放信号识别中的应用[J]. 电工技术学报, 2014, 29(10): 326-333.

[14] 陈卫东, 刘要龙, 朱奇光, 等. 基于改进雁群 PSO 算法的模糊自适应扩展卡尔曼滤波的 SLAM 算法[J]. 物理学报, 2013, 62(17): 105-111.

[15] XIA C. Effectiveness Evaluation for UAV Air-to-Ground Attack Based on PSO-BP Neural Network[C]. 中国自动化学会控制理论专业委员会. 第 36 届中国控制会议论文集. 中国自动化学会控制理论专业委员会: 中国自动化学会控制理论专业委员会, 2017: 6.