

DOI:10.19651/j.cnki.emt.1802432

粒子群神经网络辨识的机器人分数阶滑模控制*

吴方圆¹ 姚江云²

(1.广西曙光知识产权服务有限公司 南宁 530000; 2.广西科技大学鹿山学院 柳州 545616)

摘要: 研究了一种粒子群算法优化的神经网络分数阶滑模变结构控制方法,并将其应用到工业机器人路径跟踪研究中。首先采用粒子群算法优化的神经网络辨识工业机器人的系统模型,训练得到与系统控制参数解析度最相关的模型;然后基于分数阶理论与滑模变结构理论设计了分数阶滑模变结构控制器,作为系统的主控制器应用到工业机器人轨迹跟踪控制系统中。仿真及实验结果表明,该方法具有良好的跟踪性能和快速性。

关键词: 粒子群;神经网络;分数阶滑模控制;工业机器人

中图分类号: TP24;TN302 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2099

Fractional order sliding mode control of industrial robot based on particle swarm optimization neural network

Wu Fangyuan¹ Yao Jiangyun²

(1. Guangxi Aurora Intellectual Property Service Co. Ltd, Nanning 530000, China;

2. Lushan College of Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou 545616, China)

Abstract: A method of fractional sliding mode variable structure control method based on neural network optimized by particle swarm optimization (PSO) is studied and applied to the path tracking of industrial robots. Firstly, the neural network optimized by particle swarm optimization is used to identify the system model of industrial robots, and the model most relevant to the resolution of system control parameters is trained. Then, the fractional order sliding mode variable structure controller is designed based on fractional order theory and sliding mode variable structure theory, which is applied to the path tracking of industrial robots as the main controller. Simulation and experimental results show that this method has good tracking performance, fast and robust.

Keywords: particle swarm; neural network; fractional order sliding mode control; industrial robot

0 引言

随着工业4.0的大力推进,工业机器人的应用范围越来越广,为了能够进一步迈入高端行业,提高其静、动态特性势在必行,因此高速与高精度控制已成为当前工业机器人的主要研究热点,而机器人本身结构的复杂性,使得机器人运动学和动力学非线性特征十分明显,导致其控制性能大大降低。传统的独立伺服PID控制方法已不能满足性能要求,因此设计性能良好的控制算法显得尤为迫切。文献[1-2]采用遗传算法优化的PID控制进行路径跟踪设计;文献[3]采用模糊自适应算法优化PID控制进行路径跟踪设计;文献[4]采用粒子群算法优化的PID控制进行路径跟踪设计,都取得较好的效果。但都是针对PID控制器参数优化进行新研究,没有

针对机器人本身的非线性结构问题进行综合考虑,导致控制效果不是很显著。

本文设计了一种粒子群算法优化的神经网络工业机器人分数阶滑模变结构控制策略。具体步骤如下:1)搭建传统的工业机器人控制模型,并在直线、圆弧、圆圈等各种轨迹下运行;2)提取运行数据,用来训练粒子群优化的RBF神经网络系统模型,得到与系统控制参数解析度最相关的辨识模型;3)设计基于分数阶理论与滑模变结构理论设计了分数阶滑模变结构控制器,作为系统的主控制器应用到工业机器人轨迹跟踪控制系统中,有利于控制性能的进一步提高。

1 工业机器人系统模型

工业机器人其动力学模型可表示为^[5-7]:

收稿日期:2018-12-25

* 基金项目:广西科技基地和人才专项(AD16380042)、2017年度广西高校中青年教师基础能力提升项目(2017KY1389)资助

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau + \tau_d \quad (1)$$

式中: q 为关节位置向量; \dot{q} 为关节速度向量; \ddot{q} 为关节加速度向量; $M(q)$ 为惯性矩阵; $C(q, \dot{q})$ 为向心力和哥氏力矩阵; $G(q)$ 为重力力矩; τ 表示关节驱动力矩; $\tau_d \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 表示等效干扰力矩。

机器人末端执行器的轨迹方程可表示为:

$$x = h(q) \quad (2)$$

式中: $x \in \mathbf{R}^n$ 为笛卡尔空间内机器人末端的位置向量; $q \in \mathbf{R}^n$ 为关节位置向量; $h(q) \in \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$ 为笛卡尔空间与机器人关节空间的非线性关系。

假设 \dot{x} 为笛卡尔空间机器人的速度, \dot{q} 为关节空间机器人关节角速度, 其关系式可示为:

$$\dot{x} = J(q)\dot{q} \quad (3)$$

式中: $J(q) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为雅克比矩阵。

由于工业机器人系统是可逆的, 且逆系统可表示为:

$$u = (\chi, v_1, v_2, \dots, v_n) \quad (4)$$

式中: $v_1 = \ddot{q}_1, v_2 = \ddot{q}_2, \dots, v_n = \ddot{q}_n$ 。

2 粒子群(PSO)优化神经网络机器人系统模型辨识

设计中采用粒子群优化的 RBF 神经网络作为工业机器人系统模型的辨识器。首先在传统 PID 控制方法下, 分别让实验用工业机器人在低速、中速、高速情况下跟踪预先示教好的直线、圆弧, 每种情况下重复 10 次, 然后分别采集每个关节的位置、速度、加速度及末端执行器的位置等数据作为实验数据来训练粒子群神经网络。

粒子群优化算法是一种新的基于群体智能的全局优化算法, 每个粒子代表解空间的一个候选解, 解的优劣程度由适应度函数决定^[8-11]。在算法的迭代寻优过程中, 不断依据个体当前得到的最优解和种群当前的全局最优解进行搜索, 最后的到最终的全局最优解。设 $\chi_i = (\chi_{i1}, \chi_{i2}, \dots, \chi_{in})$ 为粒子 i 的位置; $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ 为粒子 i 的速度; $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ 为粒子 i 自己搜索到的具有最好适应值的位置, 称为个体最优解 L_{best} 。设群体中的微粒数为 s , 群体中所有微粒所经历过的最好位置称为全局最优解 G_{best} 。则下一代粒子的速度及位置计算公式为:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}^{(t)} + c_1 R_{1j}^{(t)}(p_{ij}^{(t)} - X_{ij}^{(t)}) + c_2 R_{2j}^{(t)}(P_{gj}^{(t)} - X_{ij}^{(t)}) \quad (5)$$

$$X_{ij}^{(t+1)} = X_{ij}^{(t)} + v_{ij}^{(t+1)} \quad (6)$$

RBF 神经网络的结构采用 3-5-2 结构, 学习速率 $\lambda = 0.6$ 、惯性系数 $\gamma = 0.3$ 、神经网络权值初始值 $\omega = [0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5]$ 、径向基函数的宽度初始值 $\sigma = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$ 、径向基函数中心初始值 $C = [-1 \ -0.5 \ 0 \ 0.5 \ 1]$ 。粒子群优化神经网络算法流程如图 1 所示。

RBF 神经网络获得的一组最优解即为此时工业机器人系统的最优模型, 即可用于后续控制。图 2 所示为算法的收敛曲线, 由图 2 可以看出在迭代 800 次之后趋于稳定状态, 误差约为 10~3 cm。

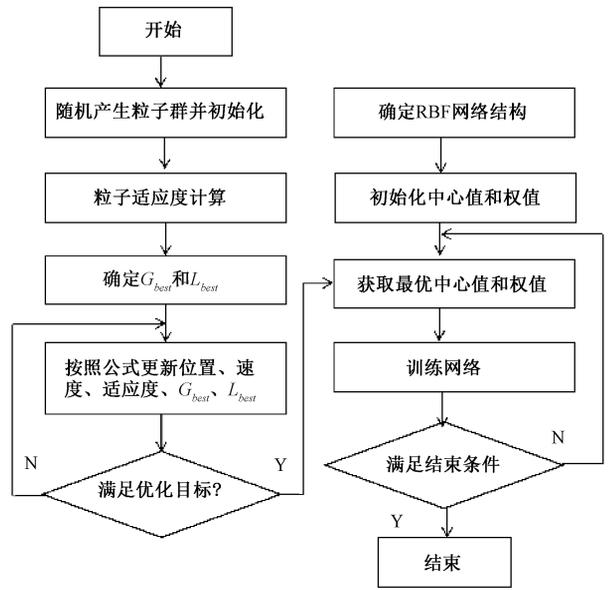


图 1 PSO 优化 RBF 神经网络算法流程

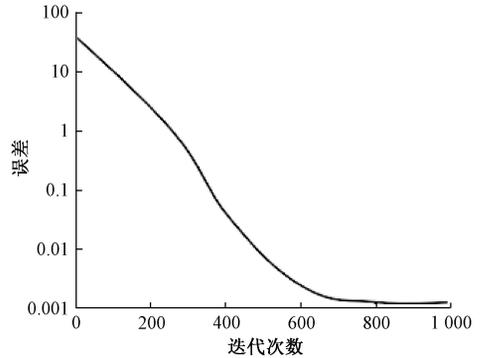


图 2 PSO 优化 RBF 神经网络训练误差曲线

3 分数阶滑模控制器(FOSMC)的设计及应用

工业机器人是一个多电机协调运动的复杂体, 具有参数的时变性及非线性, 滑模控制在非线性控制领域得到广泛应用, 本文提出了分数阶滑模(FOSMC)控制方法。鉴于整数阶滑模控制方法的缺陷, 即系统抖震问题, 将分数阶微积分理论引入到整数阶滑模控制方法中, 借助分数阶系统随时间缓慢衰减的特性缓解系统抖震, 同时也能提高滑模面设计的灵活性, 从而增加了控制器设计的自由度, 有利于控制系统的稳定性及控制精度的进一步提高。

3.1 分数阶滑模控制器的设计

分数阶滑模控制器的设计包括滑模面的设计和趋近律的设计两部分^[12-15]。

设 $x_{i1} = q_{id} - q_i, x_{i2} = \dot{x}_{i1}$, 分数阶滑模面可设计为:

$$s_i = k_{pi}x_{i1} + k_{di}D^{\mu_i}x_{i1} = k_{pi}x_{i1} + kd_iD^{\mu_i-1}x_{i2} \quad (7)$$

式中: k_{pi} 、 k_{di} 为滑模面增益; D^μ 是分数阶微积分算子。当 $0 < \mu < 1$ 时, 是 μ 阶微分, 当 $-1 < \mu < 0$ 时, 是 μ 阶积分。

趋近律的设计应满足使状态轨迹到达滑动面, 且在切换线 $s=0$ 的任何一侧, 状态 x 的运动都朝向切换线, 即必须满足 $SS < 0$, 所以选择指数趋近律设计滑模控制器, 如式(8)所示。

$$\dot{s}_i = -k_{pi}s_i - \epsilon_i \operatorname{sgn}(s_i) \quad (8)$$

本文把整数阶滑模切换开关作用在其滑模面内进行推广, 应用到分数阶滑模切换当中, 即将微分算子代入符号函数 $\operatorname{sgn}(s)$ 中, 分数阶导数的滤波特性将有效抑制原有因开关函数高频切换造成的抖震, 其中 $({}_0D_t^\mu s)$ 是微分算子, sgn 是符号函数, 定义如下:

$$\operatorname{sgn}({}_0D_t^\mu s) = \begin{cases} 1, & {}_0D_t^\mu s > 0 \\ 0, & {}_0D_t^\mu s = 0 \\ -1, & {}_0D_t^\mu s < 0 \end{cases} \quad (9)$$

对于式(4), 当控制器设计为:

$$v_i = \ddot{q}_{id} + \epsilon_i \operatorname{sgn}({}_0D_t^\mu s) + \frac{k_{pi}}{k_{di}} D^{1-\mu} x_{i2} + k_i \operatorname{sgn}({}_0D_t^\mu s) \quad (10)$$

当采用分数阶控制律时, 选用如下 Lyapunov 函数:

$$V = \frac{1}{2} ({}_0D_t^\mu s)^2 \quad (11)$$

求导可证的 $SS < 0$, 系统能由任意初始状态在有限时间内达到滑模面。

3.2 基于 PSO 优化 RBF 的工业机器人 FOSMC 控制

将粒子群算法优化好的 RBF 神经网络作为工业机器人的模型辨识器, 实时辨识工业机器人的系统最优模型。将设计好的分数阶滑模变结构控制器作为各关节协调运动的主控制器, 最终控制机器人末端执行器的轨迹跟踪。具体系统控制结构如图 3 所示。

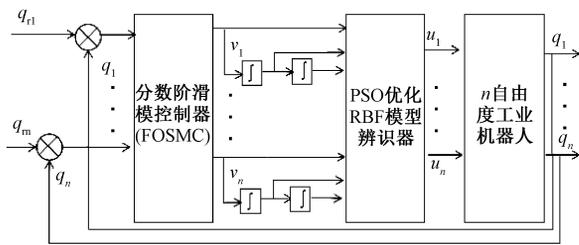


图 3 控制系统结构

4 控制系统的仿真及实验验证

为了初步验证本控制策略的有效性, 本文采用二自由度工业机器人进行仿真实验, 其动力学模型为如式(12)所示。

$$\begin{bmatrix} a_{11}(q_2) & a_{12}(q_2) \\ a_{12}(q_2) & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -b_{12}(q_2)\dot{q}_1^2 - 2b_{12}(q_2)\dot{q}_1\dot{q}_2 \\ b_{12}(q_2)\dot{q}_2^2 \end{bmatrix} +$$

$$\begin{bmatrix} c_1(q_1, q_2)g \\ c_2(q_1, q_2)g \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tau_{d1} \\ \tau_{d2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中:

$$a_{11}(q_2) = (m_1 + m_2)r_1^2 + m_2r_2^2 + 2m_2r_1r_2\cos(q_2) + J_1$$

$$a_{12}(q_2) = m_2r_2 + m_2r_2r_1\cos(q_2)$$

$$a_{22} = m_2r_2^2 + J_2$$

$$b_{12} = m_2r_1r_2\sin(q_2)$$

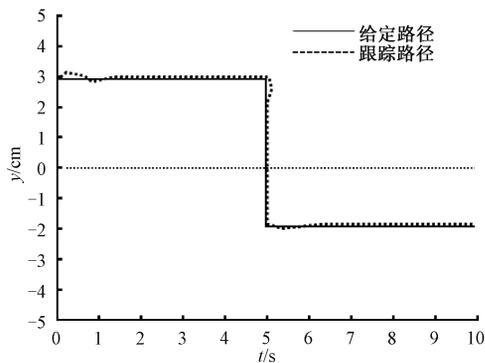
$$c_1(q_1, q_2) = (m_1 + m_2)r_1\cos(q_2) + m_2r_2\cos(q_1 + q_2)$$

$$c_2(q_1, q_2) = m_2r_2\cos(q_1 + q_2)$$

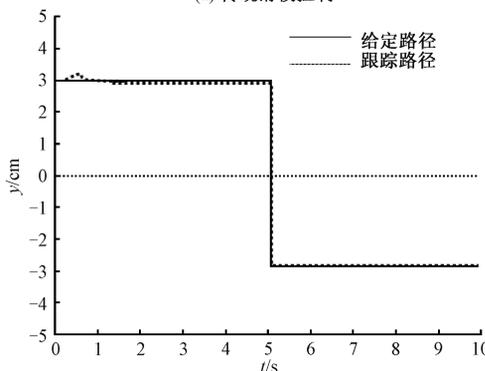
工业机器人的动力学参数为:

$$r_1 = 1 \text{ m}, r_2 = 0.8 \text{ m}, J_1 = J_2 = 5 \text{ kg} \cdot \text{m}, m_1 = 0.5 \text{ kg}, m_2 = 1.5 \text{ kg}$$

在 MATLAB/Simulink 环境下建立仿真模型, 进行仿真实验, 进行控制方法的实验验证。为了验证控制策略的有效性, 本文分别进行了折线和圆弧路径的仿真跟踪实验, 并和单一的滑模控制方法进行对比, 验证其有效性。图 4 所示为在给定折线路径情况下, 机器人末端轨迹跟踪曲线, 从图 4(a)可知, 传统的滑模控制在系统启动初期超调量大, 稳定时间较长, 大约在 2 s 后处于稳定状态, 系统在轨迹转折处也产出波动, 且系统的整体跟踪误差较大。图 4(b)为改进后的控制算法的仿真实验结果, 可见改进后的系统在启动初期超调量减小, 且稳定速度快, 大约在 0.8 s 后处于稳定状态, 系统在轨迹转折处波动较小, 且系统的整体跟踪误差减小。



(a) 传统滑模控制



(b) 粒子群RBF改进后的分数阶滑模控制

图 4 折线轨迹跟踪

图5所示为在给定圆弧路径情况下,机器人末端轨迹跟踪曲线,从图5(a)可知,传统的滑模变结构控制在系统启动初期虽然超调量较小,但系统跟踪误差增加,特别是在弧度较大的转弯处偏差较大;图5(b)为改进后的控制算法的仿真实验结果,可见改进后的系统不仅能够保持启动初期的稳定性,而且在弧度较大的转弯处偏差明显减小。

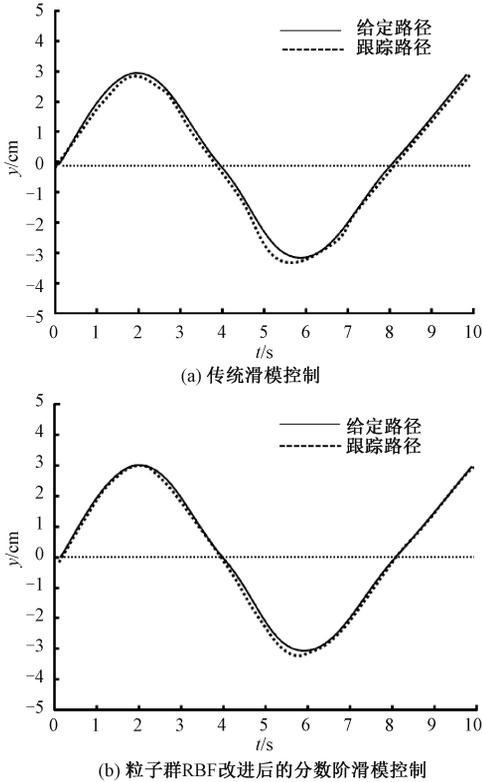


图5 圆弧轨迹跟踪

表1所示为两种仿真实验结果对比,由表1可知,无论是折线跟踪还是圆弧跟踪,在系统误差、稳定时间及超调量方面,改进后的控制方法效果都优于传统的滑模控制,且可进一步看出在圆弧跟踪过程中系统的稳定性较好,而在折线跟踪过程中系统的控制精度较高。可见,改进后的控制方法在系统稳定性与精确性方面都有一定的改善,在机器人轨迹跟踪方面有一定的应用前景。

表1 仿真实验结果分析

算法	平均误差/cm		平均稳定时间/s		最大超调量/%	
	折线	圆弧	折线	圆弧	折线	圆弧
传统滑模控制	0.32	0.34	2.12	1.98	25	21
本文改进算法	0.21	0.25	0.82	1.62	20	16

5 结 论

本文针对传统机器人滑模控制的缺点,提出了基于粒

子群算法优化的神经网络工业机器人分数阶滑模变结构控制方法,通过仿真实验对其进行性能测试,测试结果表明,改进后的控制方法在机器人轨迹跟踪中的控制效果明显优于传统滑模控制,该方法的应用能够在系统稳定性及控制精度方面得到一定程度的改善。本研究存在的不足之处是仿真实验所应用的给定路径较为简单(折线和圆弧),而在更为复杂轨迹跟踪过程中是否能达到同样的效果,系统的静态特定与动态特性能否达到平衡,还需要进一步优化算法,并进行大量实验验证。

参考文献

- [1] 丁度坤,谢存禧,张铁,等.遗传算法在工业机器人中的应用研究[J].机械设计与制造,2009(3):168-170.
- [2] 周华强,胡广平.改进遗传算法在机器人PID控制中的应用[J].微电子学与计算机,2014,31(7):69-72.
- [3] 葛卓,罗庆生,梁冠豪.冗余自由度工业机器人模糊自适应PID控制研究[J].计算机测量与控制,2016,24(8):126-133.
- [4] 柴钰,王乔.粒子群优化模糊PID的履带机器人运动控制研究[J].现代电子技术,2018,41(18):49-53.
- [5] 袁静,王锐,江力.多自由度工业机器人基于神经网络的自适应PID控制[J].计算机应用,2017,37(S1):123-125.
- [6] 徐大庆,黄家才,周磊.基于神经网络逆系统的机器人分数阶滑模控制[J].组合机床与自动化加工技术,2015(12):49-52.
- [7] 刘海涛,张铁.高精度机器人控制系统研究[J].机械设计与制造,2014(1):161-167.
- [8] 周炜,廖文和,田武,等.基于粒子群优化神经网络机器人精度补偿方法研究[J].中国机械工程,2013,24(2):174-179.
- [9] 张德慧,张德育,刘清云.基于粒子群算法的BP神经网络优化技术[J].计算机工程与设计,2015,36(5):1321-1326.
- [10] 夏轩,许伟明.改进的粒子群算法对RBF神经网络的优化[J].计算机工程与应用,2012,48(5):37-40.
- [11] 王雅,孙耀宁.基于粒子群算法的RBF神经网络齿轮廓磨损预测[J].机床与液压,2016,44(3):183-187.
- [12] ABDELHAMEED M M. Enhancement of sliding mode controller by fuzzy logic with application to robotic manipulators[J].Mechatronics,2005,15(4):439-458.
- [13] 李文波,王耀南.基于神经网络补偿的机器人滑模变结构控制[J].计算机工程与应用,2013(4):122-127.
- [14] 张碧陶,皮右国.基于分数阶滑模控制技术的永磁同步电机控制[J].控制理论与应用,2012,29(9):1193-1197.
- [15] 吕耀文.基于模糊滑模控制的工业机器人运动不确定性分析[J].制造业自动化,2015,37(5):52-55.

作者简介

吴方圆,硕士研究生,助理研究员,主要研究方向为工业机器人智能控制技术检索、研究与开发。

姚江云,硕士研究生,讲师,主要研究方向为工业机器人智能控制。

E-mail:66704100@qq.com