

DOI:10.12171/j.1000-1522.20200248

## 基于自适应遗传优化递归神经网络的 木工送料平台补偿控制研究

朱 莉 马婧尧 孟兆新 石晋菘 邢 鑫 姜中金

(东北林业大学机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150040)

**摘要:**【目的】针对结构较为复杂的并联式多轴联动的新型木工带锯送料平台加工精度较低, 控制参数无法优化, 有多种不确定因素影响精度等问题。结合遗传算法寻优速度快和递归神经网络具有抑制不确定性因素的优点, 设计一种将递归神经网络和自适应遗传算法结合的全局优化的控制策略。【方法】分析送料平台结构和误差产生来源, 从而建立了相应的误差源模型; 结合自适应遗传算法优化 RNN 网络参数进而对 PID 参数进行优化, 通过 Matlab 和 Adams 联合仿真的方法对该补偿控制策略进行验证, 并与传统 PID、遗传算法优化 PID 参数和 RNN 网络优化 PID 参数 3 种补偿控制算法进行对比; 分析不同算法下控制参数、送料平台位移与角度变化曲线, 并搭建了实际电路和控制器进行实验。【结果】分析仿真结果可知: 该控制策略与其他 3 种控制策略相比, 超调量最小, 响应最快, 大约在 0.6 s 达到稳定, 且其在外部分扰下, 更快达到稳定, 大约 0.3 s 达到稳定。经过该控制策略补偿后, Y 方向的偏移误差从补偿前 6 mm 降低至小于 3 mm, X 方向的偏移误差从 6 mm 降低到 2 mm, 倾斜角误差从 5.5°减小至 3°, 平台轨迹曲线大部分曲线段与目标曲线完全重合; 传统 PID 控制时, Y 方向的偏移误差为 6 mm, X 方向的偏移误差 6 mm, 倾斜角误差 5.5°, 平台轨迹曲线与目标曲线偏差较大; 遗传算法优化 PID 参数控制时, Y 方向的偏移误差从补偿前 6 mm 降低至小于 4.8 mm, X 方向的偏移误差从 6 mm 降低到 5 mm, 倾斜角误差从 5.5°减小至 4.5°, 平台轨迹曲线部分曲线段与目标曲线重合; RNN 网络优化 PID 参数控制时, Y 方向的偏移误差从补偿前 6 mm 降低至小于 4.5 mm, X 方向的偏移误差从 6 mm 降低到 4.8 mm, 倾斜角误差从 5.5°减小至 4°, 平台轨迹曲线部分曲线段与目标曲线重合。【结论】该方法与其他 3 种方法相比, 响应速度快, 超调量小, 具有很好的抗干扰性能和较强的鲁棒性, 且可有效补偿误差, 提高其运动精度, 满足驱动要求。

**关键词:** 运动精度; 误差补偿; 遗传算法; 补偿控制

中图分类号: S777 文献标志码: A 文章编号: 1000-1522(2020)12-0125-10

**引文格式:** 朱莉, 马婧尧, 孟兆新, 等. 基于自适应遗传优化递归神经网络的木工送料平台补偿控制研究 [J]. 北京林业大学学报, 2020, 42(12): 125-134. Zhu Li, Ma Jingyao, Meng Zhaoxin, et al. Compensation control of woodworking feeding platform based on self-adaptive genetic optimization recurrent neural network [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2020, 42(12): 125-134.

### Compensation control of woodworking feeding platform based on self-adaptive genetic optimization recurrent neural network

Zhu Li Ma Jingyao Meng Zhaoxin Shi Jinsong Xing Xin Jiang Zhongjin

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, Heilongjiang, China)

**Abstract:** [Objective] In view of the complex structure of new woodworking band saw feeding platform with the parallel multi axis linkage, the processing accuracy is low, the control parameters can not be optimized, and there are many uncertain factors affecting the accuracy, et al. Combined with the advantages of self-adaptive genetic algorithm (GA) and recurrent neural network (RNN), a global optimization control strategy was designed, which combined recurrent neural network and self-adaptive genetic algorithm.

收稿日期: 2020-08-10 修回日期: 2020-08-31

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项(2572018CP08)。

第一作者: 朱莉, 博士, 副教授。主要研究方向: 林业工程自动化。Email: 33499426@qq.com 地址: 150040 黑龙江省哈尔滨市香坊区和兴路 26 号东北林业大学机电工程学院。

本刊网址: <http://j.bjfu.edu.cn>; <http://journal.bjfu.edu.cn>

**[Method]** The corresponding error source model was established by analyzing the feeding platform structure and error source. The RNN parameters were optimized in combination with self-adaptive genetic algorithms, and then the PID parameters were optimized. The compensation control strategy was verified by Matlab and Adams joint simulation method, and compared with the traditional PID, genetic algorithm optimization PID parameters and RNN optimization PID parameters. The control parameters, feeding platform displacement and angle change curve were analyzed under different algorithms. Then we set up the actual circuit and controller for experiments. **[Result]** According to the simulation results, compared with the other three control strategies, the control strategy had the smallest overshoot, the fastest response, reaching stable at about 0.6 second. And it was quicker to reach stable under external interference at about 0.3 second. After the control strategy compensating, the offset error in the  $Y$  direction was reduced from 6 to less than 3 mm, the offset error in the  $X$  direction was reduced from 6 to 2 mm, the tilt angle error was reduced from  $5.5^\circ$  to  $3^\circ$ , and most of the platform trajectory curve overlapped the target curve fully. When controlled by traditional PID, the offset error of  $Y$  direction was 6 mm, the offset error of  $X$  direction was 6 mm, the tilt angle error was  $5.5^\circ$ , and the platform trajectory curve deviated greatly from the target curve. When the genetic algorithm optimized the control of PID parameters, the offset error in the  $Y$  direction was reduced from 6 to less than 4.8 mm, the offset error in the  $X$  direction was reduced from 6 to 5 mm, the tilt angle error was reduced from  $5.5^\circ$  to  $4.5^\circ$ , and part of the platform trajectory curve overlapped the target curve. When the RNN neural network optimized PID parameter control, the offset error in the  $Y$  direction was reduced from 6 to less than 4.5 mm, the offset error in the  $X$  direction was reduced from 6 to 4.8 mm, and the tilt angle error was reduced from  $5.5^\circ$  to  $4^\circ$ . Part of the platform trajectory curve overlapped the target curve. **[Conclusion]** Compared with the other three methods, this method has fast response speed, small overshoot, good anti-interference performance and strong robustness. Moreover, it can effectively compensate the error, improve its motion accuracy and meet the driving requirements.

**Key words:** motion precision; error compensation; genetic algorithm; compensation control

随着社会的进步,科技的发展,我国正在从工业大国向工业强国转变,对加工制造的要求也越来越高,产品的加工精度就变得尤为重要,而复杂多变的曲线加工越来越常见,单一轴运动无法实现,所以多轴联动的数控平台越发普遍,而减小其加工误差,提升加工效率变得至关重要。在工业生产中,运动控制系统既可以有效地提高产品的质量,也可提高产品的产量。对于数控加工系统,其误差的实时补偿,系统的稳定性对其加工的精度都有直接影响。目前由于受到各种各样因素的制约依旧存在补偿不及时,系统不稳定等问题,从而导致加工精度无法满足加工需求。

针对这些问题,相关人员也在对多轴运动平台的补偿进行研究,提出相应的解决方法。张万军等<sup>[1]</sup>针对多轴联动 CNC(computerised numerical control machine, 计算机数控)机床误差补偿问题,提出了一种交叉耦合轮廓补偿的控制方法,建立了交叉耦合轮廓模型,进行了仿真实验。李彬等<sup>[2]</sup>提出了一种基于遗传算法优化小波神经网络的机床热误差补偿模型,并进行了实验。刘九庆等<sup>[3]</sup>用激光位移传感器进行精度检测,利用最小二乘法拟合误差曲线,

通过预先输入补偿量的方式降低误差。栾伟等<sup>[4]</sup>提出一种基于 EtherCAT(Ether control automation technology, 以太网控制自动化技术)总线的多轴伺服运动控制器。吴麒等<sup>[5]</sup>针对多轴运动控制系统控制问题,提出了一种具有扰动估计与补偿功能的线性自抗扰同步控制器,并进行了实验验证。张恩忠<sup>[6]</sup>提出了 SVR(support vector machine, 支持向量回归算法)补偿五轴数控实验台的方法。范帆<sup>[7]</sup>针对曲线加工方式提出了一种图像拼接方法,对其拼接精度进行了实验研究和验证。虽然上述多位专家对相关多轴机床运动精度提高提出了多种补偿控制策略,这些方法对于误差补偿有一定作用,但已有研究成果均具有局限性,并不十分适用于本文提出的机构;且自主设计的多自由度并联机构支链数目较多,并且各支链运动时互相耦合,使得数学建模复杂,从而使这些方法不能满足其控制精度的要求。国外相关专家针对多自由度运动误差补偿问题也提出了多种补偿策略。Castillo-Castaneda 等<sup>[8]</sup>对一种 6-DOF(6 自由度)并联机构设计了基于 PMAC(programmable multi-axes controller, 可编程多轴运动控制器)的轨迹误差补偿算法。Vorob'ev 等<sup>[9]</sup>提出了一种在操作

系统中加入相对于笛卡尔坐标轴的平移和旋转的运动误差确定方法, 确定了两自由度或三自由度系统的运动误差。Shan 等<sup>[10]</sup> 为研究静态误差和关节间隙对并联机器人运动精度的影响, 研究了误差辨识和标定策略, 分析了定常轨迹下姿态精度与结构参数的关系。Li 等<sup>[11]</sup> 提出了一种五轴在线检测系统探头预行程误差建模与补偿方法。这些方法虽对多自由度并联机构运动误差补偿起了一定作用, 但是控制效果不稳定, 不能满足实际控制需求, 且对控制对象有一定针对性, 其方法不具有移植性。

故本文以自主设计的多轴木工送料平台作为控制对象, 设计了针对本平台的结合自适应遗传算法优化递归神经网络参数进而优化 PID(proportion integration differentiation, 比例积分微分)参数实现误差补偿的控制方法, 分析了送料平台误差源, 给出了控制系统模型, 并对控制误差进行仿真验证, 与遗传算法优化 PID 的控制方法进行对比, 为进一步研究多轴送料平台提供了理论依据。

## 1 送料平台控制系统

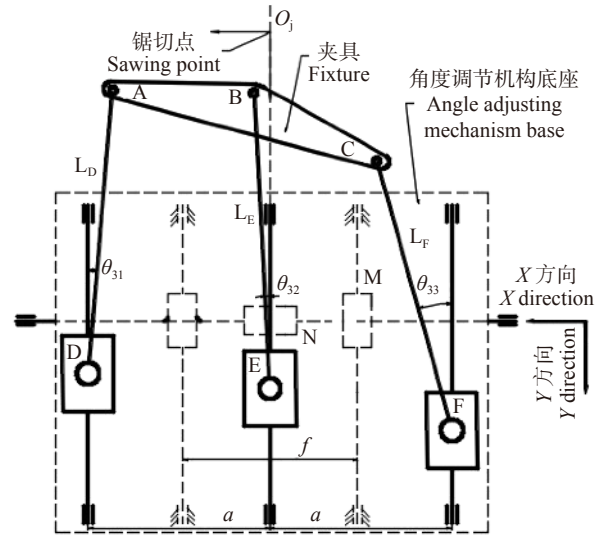
### 1.1 送料平台误差源分析

用自主设计的木工带锯送料平台对木材曲线的精密加工, 其结构和误差源如图 1 所示。

图 1 中  $X$  方向驱动输入影响着  $X$  方向的输出值,  $Y$  方向驱动输入影响着  $Y$  方向的输出值, 而传动模组 D、E、F 的输入值影响着夹具的转动角度。 $\theta_{31}$ 、 $\theta_{32}$ 、 $\theta_{33}$  分别为丝杠传动模组 D、E、F 和分别与其铰接的连杆之间的相对角度误差, 在导致这些误差产生的各种原因中电机的转速控制精确程度及系统的稳定性对其影响是最直接的。在目前存在的传统 PID 控制方式中,  $k_p$ (比例调节系数)、 $k_i$ (积分调节系数)、 $k_d$ (微分调节系数)为固定值不能调整, 使得误差积累, 影响控制精度, 从而导致实际加工曲线与目标曲线偏差较大。所以本文提出了一种结合自适应遗传算法与递归神经网络的控制策略, 通过遗传算法训练神经网络确定其初始权值, 再通过确定初始权值的神经网络优化调整 PID 参数值, 减小累积误差, 提高精度, 实现精确控制。

### 1.2 控制系统结构和原理

随着木工行业的发展, 木材切割精度对控制算法的各方面要求也越来越高, 目前为提高精度, 已经研究出了神经网络与 PID 结合、遗传算法与 PID 结合的方法来提高控制精度, 例如: 张墩利等<sup>[12]</sup> 设计了 PID 神经网络控制器, 结合了 PID 算法和智能算法两者的优点; Liu 等<sup>[13]</sup> 采用智能控制算法 PID 神经网络设计姿态控制器, 王通等<sup>[14]</sup> 设计了 PID 控制



A、B、C 为连杆与夹具铰接的点, D、E、F、M、N 为丝杠传动组,  $L_D$ 、 $L_E$ 、 $L_F$  为连杆,  $O_j$  为等效锯切点,  $a$  为丝杠间距,  $f$  为  $Y$  方向丝杠 M 与光杆间距,  $\theta_{31}$  为运动时丝杠 D 和连杆  $L_D$  产生的误差角,  $\theta_{32}$  为运动时丝杠 E 和连杆  $L_E$  产生的误差角,  $\theta_{33}$  为运动时丝杠 F 和连杆  $L_F$  产生的误差角。A、B 和 C 是 hinge points of connecting rod and the fixture, D、E、F、M、N are the screw driving groups,  $L_D$ 、 $L_E$ 、 $L_F$  are the connecting rods,  $O_j$  is the equivalent sawing point,  $a$  is the lead screw spacing,  $f$  is the distance between  $Y$ -direction lead screw M and polished rod,  $\theta_{31}$  is the error angle caused by lead screw D and connecting rod  $L_D$  when moving,  $\theta_{32}$  is the error angle caused by lead screw E and connecting rod  $L_E$ ,  $\theta_{33}$  is the error angle caused by lead screw F and connecting rod  $L_F$  during movement.

图 1 结构和误差源示意图

Fig. 1 Structure and error source diagram

器, 采用遗传算法来优化参数并进行了仿真实验; Pan 等<sup>[15]</sup> 采用遗传算法对 PID 控制器参数进行优化。但是两种结合都存在缺点, 神经网络存在权值调整问题, 初始权值过大虽然收敛速度快但可能导致无法收敛, 而过小会降低收敛速度, 使调整时间增加; 遗传算法不具辨识能力, 也没有自学习、自适应能力, 无法实时调整参数值进行补偿。

五轴混联式木工送料平台实际加工时的复杂情况, 为了抑制系统中不确定因素, 提高转速跟踪的快速性和准确性, 改善转速控制精度、响应速度、系统稳定性从而对误差进行有效补偿, 满足实际的生产需要。提出一种结合递归神经网络自学习, 收敛速度快及改进遗传算法收敛速度快, 同时又不会造成过拟合的优点来调整 PID 参数, 进而调整电机转速来对误差进行补偿的控制系统。应用递归神经网络控制器控制电机的转速, 控制器输入为转速误差  $e$  及其变化  $e'$ ,  $e'$  为  $e$  的导数,  $e$  是由系统给定的速度与电机的实际输出速度信号相比较求出, 即:

$$e = r(t) - y_{out}(t) \quad (1)$$

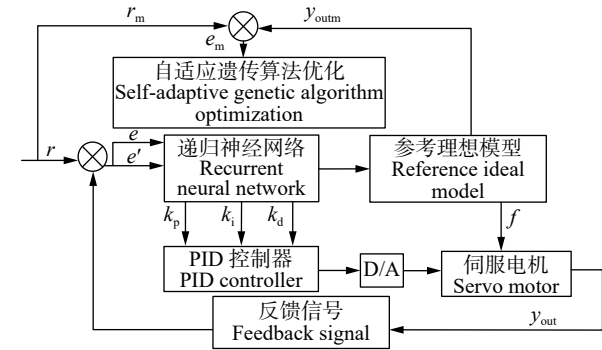
式中:  $r(t)$  为  $t$  时刻系统给定的电机转速;  $y_{out}(t)$  为  $t$  时刻电机实际输出转速。



$e_m$  为理性模型的误差,  $r_m(t)$  为  $t$  时刻理想模型的输入值;  $y_{outm}(t)$  为  $t$  时刻学习后理想模型的输出值, 即:

$$e_m = r_m(t) - y_{outm}(t) \quad (2)$$

递归神经网络的第二层中递归过程中的连接权值  $\theta_{jk}$  及各层权值通过自适应遗传算法优化获得, 获得参数后通过对误差进行优化输出 PID 的 3 个参数值, 通过 PID 控制对转速进行调节, 从而使电机的实际速度能够准确跟踪参考模型输出。图 2 即为整个系统的原理图。



$r$  为输入信号,  $e$  为误差,  $e'$  为误差变化率,  $e_m$  为理想模型的误差,  $f$  为干扰信号,  $y_{outm}$  为学习后理想输出信号,  $y_{out}$  为实际输出信号,  $k_p$  为比例系数,  $k_i$  为积分系数,  $k_d$  为微分系数。  $r$  is input signal,  $e$  is error,  $e'$  is error change rate,  $e_m$  is error of ideal model,  $f$  is interference signal,  $y_{outm}$  is ideal output signal after learning,  $y_{out}$  is actual output signal,  $k_p$  is proportional coefficient,  $k_i$  is integral coefficient,  $k_d$  is differential coefficient.

图 2 控制系统原理

Fig. 2 Schematic diagram of control system

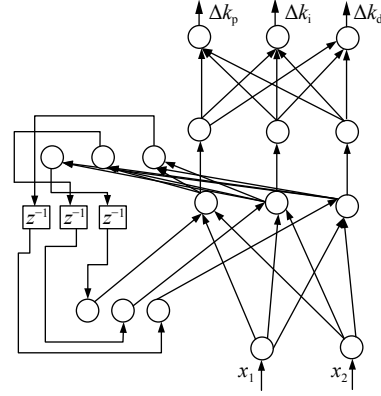
## 2 递归神经网络控制器

### 2.1 递归神经网络

递归神经网络是由美国学者 Jordan B. Pollack 于 1990 年提出, 主要通过反向传播算法对网络参数进行调整来抑制不确定因素, 以此来减小误差从而提高系统的精度<sup>[16-17]</sup>。其主要过程是把上一时刻递归层中神经元状态同当前时刻的输入, 一起作为递归层此时刻的输入。各层的输入均为加权和, 一般采用 Sigmoid 函数作为递归层的激活函数, 输出层为线性函数。

### 2.2 递归神经网络控制器设计

递归神经网络可以进行动态反馈提高自学习效率, 一般来说三层的神经网络实现非线性问题的求解, 但浅层神经网络的特征提取度不高, 层次越深, 特征的抽象程度越高。而本文针对的新型木工带锯送料平台存在复杂的耦合关系, 为使其逼近效果更好, 精度更高, 故提出双输入三输出的四层神经网络控制器, 其结构如图 3 所示。



$z^{-1}$  为前一时刻神经网络循环过程输出值,  $\Delta k_p$  为比例调节系数变化率,  $\Delta k_i$  为积分调节系数变化率,  $\Delta k_d$  为微分调节系数变化率。  $z^{-1}$  is the output value of the previous neural network cycle process,  $\Delta k_p$  is the changing rate of proportional adjustment coefficient,  $\Delta k_i$  is the changing rate of integral regulation coefficient, and  $\Delta k_d$  is the changing rate of differential regulation coefficient.

图 3 递归神经网络控制器结构

Fig. 3 Controller structure of recurrent neural network

递归神经网络根据改进遗传算法训练优化得到的最优值, 设置其各个权值, 其输入量为  $x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, x_1^{(1)} = e, x_2^{(1)} = e'$ , 其中  $x_1^{(1)}$  为采集到的位置的 actual 值与目标值的差值, 即误差,  $x_2^{(1)}$  为误差的变化率。第二层中的神经元为经过递归过程后的输出与输入值的乘积, 其表达式如下:

$$y_i^{(2)} = y_j \sum_{i=1}^2 x_i \quad (3)$$

式中:  $y_i^{(2)}$  为第二层第  $i$  个神经元的输出;  $x_i$  为第二层第  $i$  个神经元的输入。

此层包含一个动态反馈过程, 表示对误差进行预先处理, 此过程可以提高此网络的学习效率, 采用 Sigmoid 函数作为内部递归过程的激活函数, 定义递归神经元的输入为  $a_k$ , 其表达式如下:

$$y_j = \frac{1}{1 + \exp(-a_k)} \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中:  $a_k$  为递归神经元的输入。  $a_k$  的表达式如下:

$$a_k = \sum_{j=1}^n y_j^{(3)} \theta_{jk} \quad (5)$$

式中:  $y_j^{(3)}$  为第三层第  $j$  个神经元的输出;  $\theta_{jk}$  为递归权值, 利用神经网络的自学习、自适应能力来优化这些参数, 实现更优的控制效果。

## 3 基于自适应遗传算法的递归神经网络设计

遗传算法是一种模拟自然界遗传机制和生物进化论而形成的并行随机高效启发式寻优方法, 其主要是通过通过对个体的适应度来进行优化选择。

### 3.1 自适应遗传算法的设计

为了提高运算速度, 缩短运行时间, 把第一层与第二层之间及第三层与第四层之间的连接权值设置为 1, 故算法所需优化的参数有第三层中递归过程中的连接权值  $\theta_{jk}$ 、高斯函数的均值  $c_{ij}$  和标准差  $b_{ij}$ 。应用算法对该网络进行训练优化和调整参数, 以求得最优隶属函数以及最优权值, 为进一步求得  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$ , 使得控制效果达到全局最优提供了前提。算法的具体步骤如下:

#### (1) 初始化参数的表示

算法主要是对参数  $\theta_{jk}$ 、 $c_{ij}$ 、 $b_{ij}$  寻优, 对其进行编码。

#### (2) 选取初代种群

初代种群过小会导致收敛速度缓慢, 而过大又会导致算法初期震荡剧烈, 改进后的算法相较于普通的遗传算法计算量更大, 故根据经验设置合适的种群数目, 减少寻优盲目性。设置群体数  $Q = 30$ 。

#### (3) 适应度计算

递归神经网络控制器适应度函数为理想模型控制优化后的输出值与输入值之间的差值, 其适应度函数表达式如下:

$$J = \frac{1}{e_k} \quad (6)$$

式中:  $J$  为每个个体的适应度;  $e_k$  为神经网络输出与输入的误差值。

#### (4) 选择操作

因为本文优化的神经网络存在递归过程, 将时刻  $t$  采集到的数据输入到系统, 输出会受到递归后的结果影响, 故  $t$  时刻的输出值无法表示某个个体的好坏, 为保证输出可以表示个体的好坏, 在  $t+1$  时刻进行数据采集, 将  $y_{out}(t+1)$  的大小作为评价个体好坏的标准, 从而把最差的淘汰, 保留优秀个体进行下一步操作。

#### (5) 交叉和变异操作

通过交叉与变异过程生成新的个体, 交叉概率设置在允许的范围内, 设置的越大, 其收敛效果越好, 但是过大的交叉概率会使得曲线过早收敛, 无法准确求得全局最优。进行变异操作时, 对变异的位置是随机选择的, 而不适合的变异概率可能会使得种群的解改变, 导致控制精度下降, 无法实现精确控制。故本文对交叉概率和变异概率都采取自适应改变的方式, 其自适应交叉概率  $P_c$  的表达式如下:

$$P_c = \begin{cases} k_1 \frac{J_{\max} - J_2}{J_{\max} - J_{\text{avg}}} & J_2 \geq J_{\text{avg}} \\ k_2 & J_2 < J_{\text{avg}} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $k_1$ 、 $k_2$  皆为常数, 取值范围为  $[0, 1]$ , 且  $k_1 < k_2$ ,

$J_{\max}$  为最大适应度值,  $J_{\text{avg}}$  为平均适应度值,  $J_2$  为要交叉两个个体之中较大的适应度。

其自适应变异概率  $P_m$  的表达式如下:

$$P_m = \begin{cases} k_3 \frac{J_{\max} - J_1}{J_{\max} - J_{\text{avg}}} & J_1 \geq J_{\text{avg}} \\ k_4 & J_1 < J_{\text{avg}} \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $k_3$ 、 $k_4$  皆为常数, 取值范围为  $[0, 1]$ , 且  $k_3 < k_4$ ,  $J_1$  为要变异个体的适应度。

### 3.2 自适应遗传优化神经网络

因神经网络初始权值过大或过小都会使得优化过程出现问题, 故其初始权值的确定就变得很重要了, 查阅相关资料, 以理想模型及其有关数值利用改进遗传算法对神经网络进行训练, 寻求最优的神经网络初始权值。因适应度函数分为两段, 根据误差大小进行选择, 使得其算法速度加快, 故设置迭代次数为 50, 剩余参数按照 3.1 提及范围进行设置, 其适应度值迭代曲线如图 4 所示。从图 4 可看出: 遗传算法模型当迭代次数达到 27 以后, 优化结果的适应度函数值逐渐趋于稳定, 约在 0.26。这表明神经网络需要优化的参数个体都在最优解附近, 适应度函数为目标函数, 所以其值越小表明其适应度越高。说明此算法优化神经网络的初始参数是有效果的, 初始参数的确定为下一步神经网络寻优提供基础, 提升其优化速度。

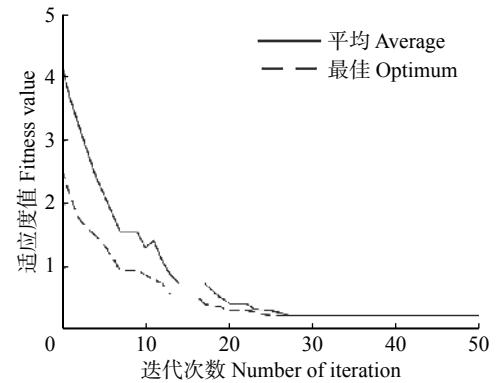
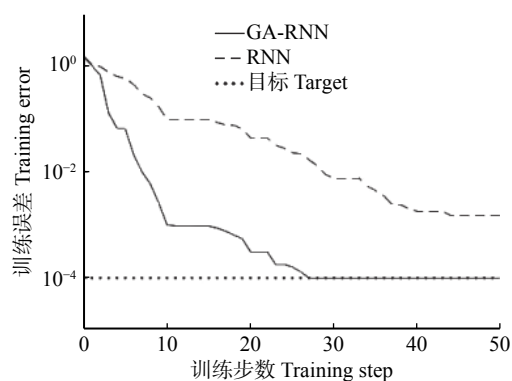


图 4 适应度迭代曲线

Fig. 4 Fitness iteration curves

设置目标误差小于等于 0.000 1, 把神经网络经过遗传算法优化(GA-RNN)后进行测试, 同时与单一神经网络(RNN)相对比, 其训练后的误差曲线如图 5 所示。由图 5 可知: 经过改进遗传算法优化后的神经网络误差值在 27 步左右保持稳定, 并且已经收敛; 而经过 RNN 优化的神经网络在 50 步时仍未收敛, 且距离目标值相差较大。由此可以证明: 经过遗传算法训练优化后的神经网络收敛速度更快, 训练误差更小, 精度更高。



GA-RNN 为遗传优化递归神经网络参数, RNN 为递归神经网络。GA-RNN is a genetically optimized recursive neural network parameter and RNN is a recursive neural network.

图5 训练误差曲线

Fig. 5 Training error curves

## 4 仿真分析

### 4.1 控制模型搭建

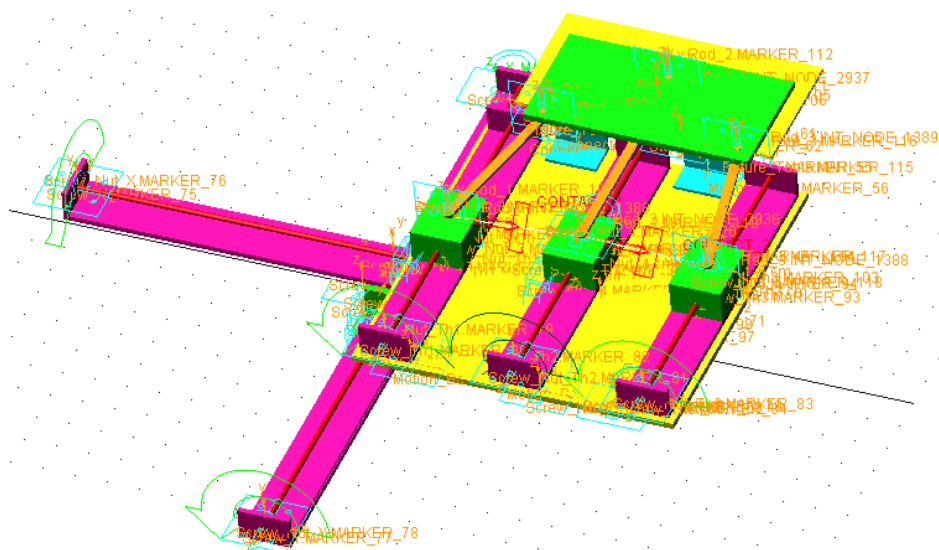
由于送料平台负责进行角度改变的丝杠传动模组 D、E、F 和分别与其铰接的连杆与夹具之间存在耦合, 且  $x$  方向与  $y$  方向的导程有限制, 其决定了送料平台的约束条件, 在进行 Adams 建模时对模型添加相应运动副和位移限定。运用 Adams 送料平台进行建模, 因为对带锯送料平台的精度与响应性能的要求, 相比于传统带锯送料平台要高得多, 机械系统的柔性对伺服系统的影响不能忽略, 所以对模型中偏转机构的 3 个连杆的建模采用更加符合实际的柔性建模, 但是若送料平台所有部分皆采用柔性建模时, 又使系统更为复杂不易研究分析, 故对送料平台

的其余部分采用更为理想化的刚性建模, Adams 所建立的模型如图 6 所示。

### 4.2 仿真验证

为了验证自适应遗传算法递归神经网络控制系统的性能, 采用 Matlab 与 Adams 联合仿真的方式对控制系统电机转速补偿误差进行仿真, 遗传算法优化神经网络参数后, 神经网络对 PID 各参数在线调节优化后组合成每个电机的驱动函数, Adams 的输入变量设置为丝杠位移量, 其具体数值与 Matlab 经算法优化后的输出值一致。Adams 的输出值为螺母实际位移和夹具转角角度, 输出变量作为反馈量, 与机构理想位移作对比, 差值由神经网络调控并作为误差储存在  $e$  中。在 Simulink 中建立联合仿真控制模型如图 7 所示。

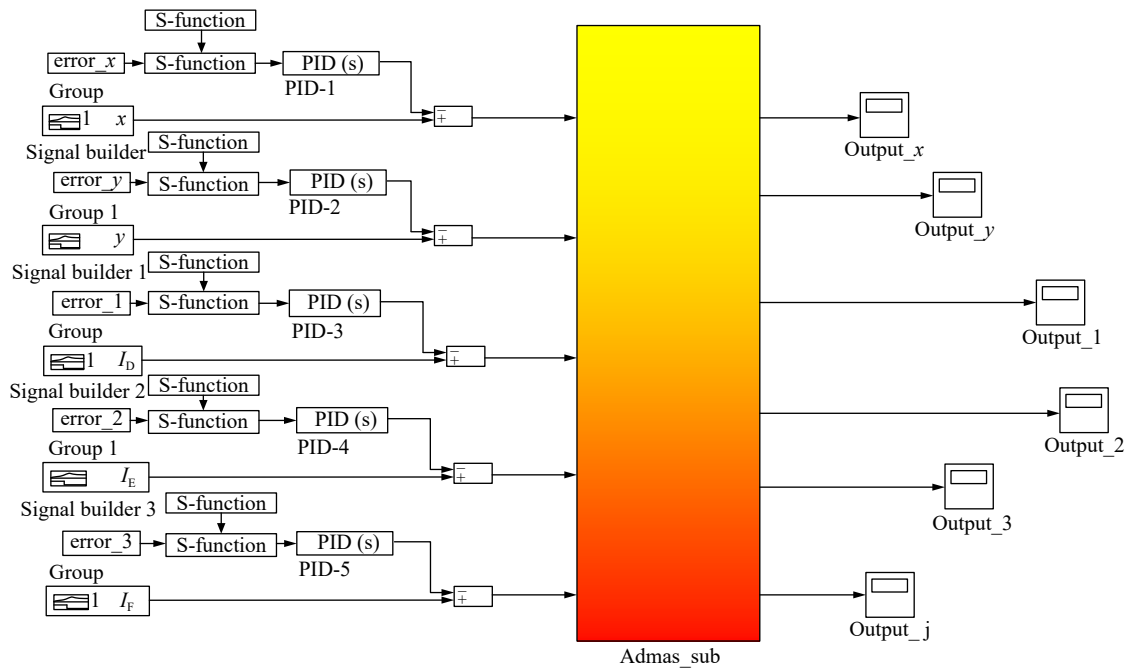
利用 Matlab 软件进行训练仿真, 利用遗传算法进行网络参数的优化操作, 用遗传算法优化递归神经网络 PID 控制(GA-RNN-PID)、遗传 PID 控制(GA-PID)、递归神经网络 PID 控制(RNN-PID)和单一 PID 控制分别进行仿真实验, 其结果如图 8 所示。从仿真结果可知: 传统 PID 控制下的超调量及达到稳态的时间与其他 3 种控制方法相比都要大, 其达到稳态的时间大约为 5 s; 在 RNN-PID 控制下其超调量及达到稳态时间都有所减少, 但在刚开始进行仿真时, 超调量还是很大, 超调量过大会影响精度, 甚至会使机器损坏; GA-PID 控制方法与传统 PID 及 RNN-PID 相比, 其超调量都有所减小, 但与 RNN-PID 相比, 其响应速度稍慢; GA-RNN-PID 控制下, 其超调量和达到稳态的时间与其余控制方法



电机型号为 SMG-E02430。Motor model No. is SMG-E02430.

图6 控制对象模型

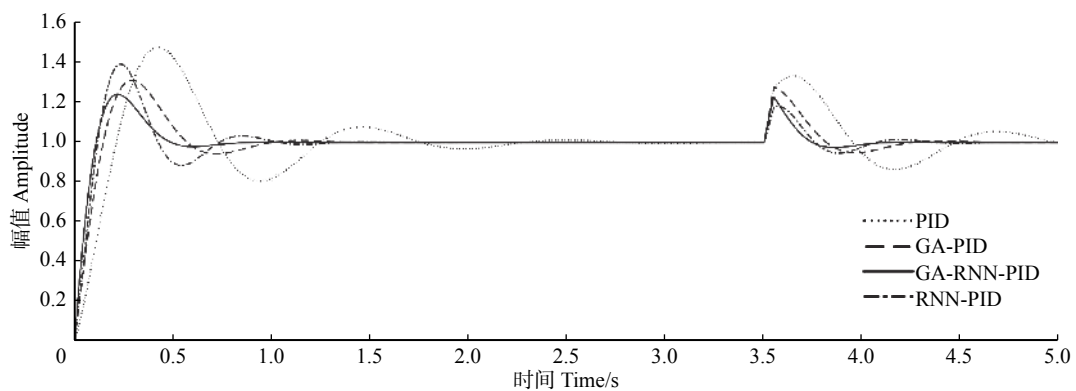
Fig. 6 Control object model



error\_x、error\_y、error\_1、error\_2、error\_3 为各螺母位移误差;  $x$ 、 $y$ 、 $I_D$ 、 $I_E$ 、 $I_F$  为各螺母位移输入位移; output\_x、output\_y、output\_1、output\_2、output\_3 为各螺母输出位移; output\_j 为夹具输出转角; S-Function 为算法优化模块。error\_x、error\_y、error\_1、error\_2、error\_3 are errors of displacement of each nut.  $x$ 、 $y$ 、 $I_D$ 、 $I_E$ 、 $I_F$  are input displacement of each nut. output\_x、output\_y、output\_1、output\_2、output\_3 are output displacement of each nut. output\_j is rotation angle of clamp. S-Function is the algorithm optimization module.

图 7 控制模型

Fig. 7 Control model



PID 为比例积分微分控制; GA-PID 为遗传 PID 控制; GA-RNN-PID 为遗传算法优化递归神经网络 PID 控制; RNN-PID 为递归神经网络 PID 控制。PID is proportional integral calculus control, GA-PID is genetic PID control, GA-RNN-PID optimizes neural network PID control for genetic algorithms, and RNN-PID is recursive neural network PID control.

图 8 仿真结果

Fig. 8 Simulation results

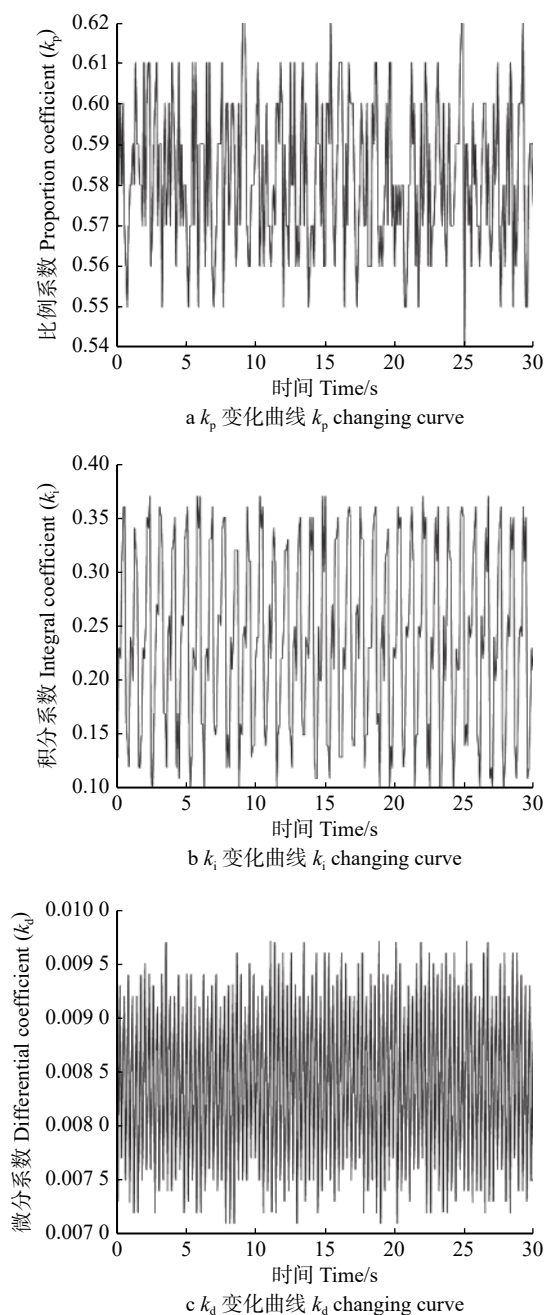
相比, 都有明显减小, 其稳态时间大概在 0.5 s。由此可以得知: GA-RNN-PID 控制与其余控制方法相比, 系统的超调量, 运行时间都有所下降, 响应更快。在实际生产过程中, 存在客观因素会对控制系统造成影响, 为了验证控制系统的稳定性, 在 3.5 s 时加入一个扰动。传统 PID 曲线在受到扰动时, 震荡明显, 震幅较大且收敛缓慢; GA-PID 曲线与 RNN-PID 曲线虽然震荡减弱, 但是依旧收敛缓慢; 相比 GA-PID 与 RNN-PID 控制, GA-RNN-PID 受扰动影响较小, 且恢复平稳的时间有所减小, 在 4 s 左右基本达

到平稳, 说明系统的抗干扰能力较强, 鲁棒性较高, 稳定性较强。

#### 4.3 模拟加工实验

设置目标曲线  $y = 80\sin(0.2x)$ , 仿真时间为 30 s, 运用 Matlab 和 Adams 联合仿真的方法求解经过算法控制下的控制电机的 PID 参数的变化, 经过优化后  $X$  和  $Y$  方向位移, 以及夹具转角误差的补偿情况, 通过仿真得到  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$  这 3 个参数随时间变化的曲线(图 9)。将输出数值储存在 Matlab 中, 通过 Matlab 的画图功能绘制出  $Y$  和  $X$  方向位移, 夹具的转角变



图9 参数  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$  曲线变化Fig. 9 Curve variation of parameters  $k_p$ ,  $k_i$  and  $k_d$ 

化曲线(图10)。

由图9可知:在初始阶段为了尽快降低误差,提高系统的调节精度,使  $k_p$  上升,  $k_i$ 、 $k_d$  下降,而当上升到一定程度时,  $k_p$  过快的上升速度会使误差变化过快,而下降的  $k_i$ 、 $k_d$  会破坏系统的稳定性,使系统发生超调且稳定性变差,所以此时使  $k_p$  下降,  $k_i$ 、 $k_d$  上升,而上升到指定指令产生超调时,为了尽快降低误差,使系统稳定,此时使  $k_p$  上升,  $k_i$ 、 $k_d$  下降。  $k_p$  在 9.1 和 24.8 s 达到了峰值 0.62,这两个时刻  $k_i$  分别为 0.24 与 0.36,  $k_d$  为 0.007 5 与 0.008 2,因为此时 D、E、F 这 3 个滑块与其所连接的 3 个连杆之间夹角的

相互作用,使得夹具的转角接近于其极限值  $90^\circ$ ,与前一时刻相比,应该增大  $k_p$ ,减小  $k_i$ 、 $k_d$ ,使夹具顺利完成转动。而  $k_p$  在 12.0 和 28.5 s 达到最低点 0.55,这两个时刻  $k_i$  为 0.25 与 0.35,  $k_d$  为 0.009 6 与 0.009 6,因为此时夹具的转角已经脱离极限值,为了尽快消除误差,使系统稳定,与前一时刻相比则需要减小  $k_p$ ,增大  $k_i$ 、 $k_d$ 。

通过图10不同算法补偿后曲线与补偿前曲线对比可知:在 GA-PID 控制下,  $X$  方向误差在  $-5.5 \sim 5.8$  mm 之间波动,  $Y$  方向的误差在  $-6.0 \sim 6.0$  mm 之间波动,夹具转角误差在  $-5.3^\circ \sim 5.5^\circ$  之间波动;在 RNN-PID 控制下,  $X$  方向误差在  $-5.8 \sim 6.0$  mm 之间波动,  $Y$  方向的误差在  $-6.0 \sim 6.3$  mm 之间波动,夹具转角误差在  $-5.8^\circ \sim 5.6^\circ$  之间波动;在 GA-RNN-PID 控制下,  $X$  方向误差在  $-2.5 \sim 2$  mm 之间波动,  $Y$  方向的误差在  $-3.2 \sim 3$  mm 之间波动,夹具转角误差在  $-2.8^\circ \sim 3^\circ$  之间波动。GA-RNN-PID 制方式与 RNN-PID 及 GA-PID 控制方式相比,机构误差有明显减小。因此,基于 GA-RNN-PID 的控制系统具有较好的补偿效果。

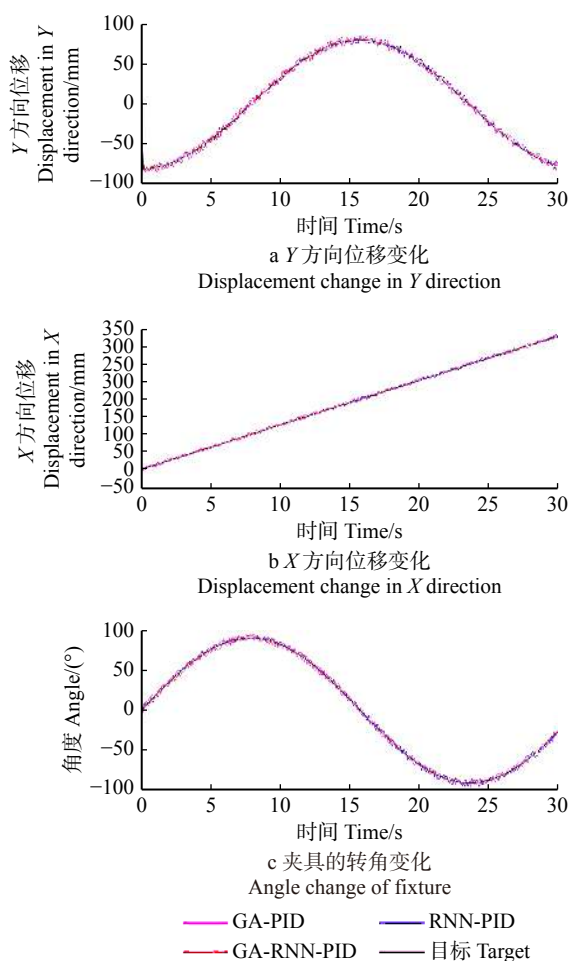


图10 模拟加工曲线变化比较

Fig. 10 Comparison in simulated machining curve changes



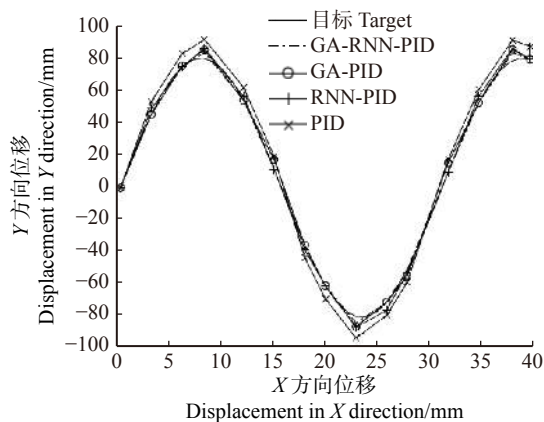
#### 4.4 实验验证

选用自主设计的并联多轴带锯木工送料平台作为实验对象,其中所选的带锯机型号为 MJ344, 锯条

规格为  $3035 \times 27 \times 0.9\text{Xr}4/3$ , 送料平台实物和控制器如图 11 所示, 其相关参数如表 1 所示。



a 样机实物照 Photographs of test prototype



b 加工轨迹曲线 Machining trajectory curve

图 11 样机和加工轨迹曲线

Fig. 11 Model machine and trajectory curves of processing

表 1 送料平台参数

Tab. 1 Parameters of feeding platform

参数 Parameter	值 Value
D 连杆长度 D connecting rod length ( $L_D$ )/mm	240
E 连杆长度 E connecting rod length ( $L_E$ )/mm	335
F 连杆长度 F connecting rod length ( $L_F$ )/mm	240
P 丝杠螺距 P lead screw pitch ( $P_P$ )/mm	5
$L_1$ 丝杠螺距 $L_1$ lead screw pitch ( $P_{L_1}$ )/mm	3
$L_2$ 丝杠螺距 $L_2$ lead screw pitch ( $P_{L_2}$ )/mm	5.5
电机转矩 Motor torque ( $T_m$ )/(N·m)	1.7
电机转速 Motor speed ( $\omega_m$ )/(r·min <sup>-1</sup> )	30
丝杠滑块行程 Lead screw slide stroke ( $L$ )/mm	400

由图 11 可知 GA-RNN-PID 的控制效果最好, 曲线大部分重合, 而单一 PID 控制误差最大。通过把补偿后曲线与目标曲线  $y = 80\sin(0.2x)$  对比可知: X、Y 方向的最大误差与仿真结果一致。

## 5 结 论

多轴数控机床控制是工业中十分重要的问题, 新型木工锯切送料平台通用的多轴控制方法不能直接应用。通过分析平台的特点给出基于结合遗传算法与递归神经网络的控制策略。通过仿真分析, 该控制策略与传统遗传算法控制和传统 PID 控制比较而言, 震荡微小, 更加稳定, 有更好的优化效果, 实现了新型木工锯切送料平台误差补偿控制, 提高了加工精度, 为木材加工行业并联机构控制方法的建立提供参考。

(1)通过遗传算法对递归神经网络初始权值训练优化, 取得了最优的神经网络参数, 提高了神经网络的收敛速率, 为神经网络进一步优化 PID 参数提供了基础。与传统遗传算法 PID 控制、传统 PID 控制分别进行对比, 验证了该控制策略相比于其他两种算法, 响应速度更快, 稳定性更高, 超调量更小。与传统遗传算法控制相比, 其对电机转速的控制精度更高, 有效降低了送料平台误差。

(2)对提出的补偿策略进行了仿真验证, 根据误差变化, 给出了 PID 的 3 个参数调节曲线图, 进行了误差补偿, 分析的方法步骤为相同机构的分析提供了可行方案。

(3)通过对理想模型进行仿真实验, 改进相关参数, 结果表明该算法可有效降低误差, 并用该方法进行补偿控制实验, 结果与仿真结果一致, 误差在木材加工领域属于允许范围。为木材加工行业进一步提高设备运行精度, 提高产品质量提供了一种方法。

#### 参 考 文 献

- [1] 张万军, 张峰, 张景轩, 等. CNC 多轴联动的机床交叉耦合轮廓误差补偿技术[J]. 机床与液压, 2019, 47(2): 1-5, 17.  
Zhang W J, Zhang F, Zhang J X, et al. Research on cross-coupled contour error compensation technology of CNC machine tool with multi axis linkage[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(2): 1-5, 17.
- [2] 李彬, 张云, 王立平, 等. 基于遗传算法优化小波神经网络数控机床热误差建模[J]. 机械工程学报, 2019, 55(21): 215-220.  
Li B, Zhang Y, Wang L P, et al. Modeling for CNC machine tool thermal error based on genetic algorithm optimization wavelet neural networks[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(21): 215-220.

- [3] 刘九庆, 林浩. 基于误差补偿原理对木材上料实验台理论分析与实验研究[J]. 激光杂志, 2020, 41(5): 118–122.  
Liu J Q, Lin H. Theoretical analysis and experimental study of wood feeding test-bed based on error compensation principle[J]. Laser Journal, 2020, 41(5): 118–122.
- [4] 栾伟, 易勇帆, 王钦若. 基于 EtherCAT 总线的高速高精度多轴伺服运动控制器[J]. 电子世界, 2017(2): 86–87.  
Luan W, Yi Y F, Wang Q R. High-speed, high-precision multi-axis servo motion controller based on EtherCAT bus[J]. Electronics World, 2017(2): 86–87.
- [5] 吴麒, 仇翔, 王军晓, 等. 基于线性自抗扰控制的多轴运动控制系统位置同步控制[C]//中国自动化学会控制理论专业委员会. 第 37 届中国控制会议论文集. 武汉: 中国自动化学会控制理论专业委员会, 2018: 464–469.  
Wu Q, Qiu X, Wang J X, et al. ADRC-based position synchronization for multi-axis motion control systems[C]//Control theory Professional Committee of China Society of automation. Proceedings of the 37th Chinese Control Conference. Wuhan: Control Theory Professional Committee of China Society of Automation, 2018: 464–469.
- [6] 张恩忠. 基于最小二乘支持向量机的精密数控机床热误差建模与补偿研究[J]. 机床与液压, 2018, 46(20): 7–10.  
Zhang E Z. Thermal error modeling and compensation for precision CNC machine tool based on least square support vector machine[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2018, 46(20): 7–10.
- [7] 范帆. 曲线磨削全轮廓误差原位视觉检测和补偿方法的研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2019.  
Fan F. In-situ visual detection and compensation of full contour in profile grinding[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2019.
- [8] Castillo-Castaneda E, Takeda Y. Improving path accuracy of a crank-type 6-dof parallel mechanism by stiction compensation[J]. Mechanism and Machine Theory, 2006, 43(1): 104–114.
- [9] Vorob'ev E I, Zuev V V, Filipov D G. Kinematic Accuracy of manipulators in industrial systems[J]. Russian Engineering Research, 2020, 40(1): 21–25.
- [10] Shan X L, Cheng G. Structural error identification and kinematic accuracy analysis of a 2(3PUS + S) parallel manipulator[J]. Mechanism and Machine Theory, 2019, 140: 22–28.
- [11] Li S M, Zeng L, Feng P F, et al. An accurate probe pre-travel error compensation model for five-axis on-machine inspection system[J]. Precision Engineering, 2020, 62: 256–264.
- [12] 张墩利, 周国栋. 基于 PID 神经网络控制器的汽车起动机测试系统[J]. 电机与控制应用, 2016, 43(9): 70–73, 78.  
Zhang D L, Zhou G D. Automobile starting motor test system based of PID neural network controller[J]. Electric Machines & Control Application, 2016, 43(9): 70–73, 78.
- [13] Liu J G, Gao Q, Liu Z W, et al. Attitude control for astronaut assisted robot in the space station[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2016, 14(4): 1082–1095.
- [14] 王通, 齐向东. 遗传算法 PID 控制在 AUV 姿态调节中的应用[J]. 自动化技术与应用, 2020, 39(4): 8–14.  
Wang T, Qi X D. Application of genetic algorithm pid control in AUV attitude adjustment[J]. Automation Technology and Application, 2020, 39(4): 8–14.
- [15] Pan C L, Rong J L, Xu T F, et al. Novel approach for active vibration control of a flexible missile[J]. Defence Technology, 2020, 16(4): 956–967.
- [16] Li G H, Zhu W D, Dong H Y, et al. A method for robot placement optimization based on two-dimensional manifold in joint space[J/OL]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2021, 67 [2020–09–22]. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2020.102002>.
- [17] 葛宏伟, 李小琳, 梁艳春, 等. 基于免疫粒子群优化的一种动态递归神经网络辨识与控制非线性系统[J]. 吉林大学学报(工学版), 2008, 38(4): 858–864.  
Ge H W, Li X L, Liang Y C, et al. Immune PSO-based dynamic recurrent neural network for identifying and controlling nonlinear systems[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2008, 38(4): 858–864.

(责任编辑 吴娟  
责任编辑 李文彬)