

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211382

基于 OS-ELM 与模糊 PID 的自适应 打磨头控制系统*

郑楠 王惠明 张元良 周庆贵 尹希泽
(江苏海洋大学机械工程学院 连云港 222005)

摘要: 针对风电叶片自适应打磨装置需求,提出了一种基于 OS-ELM 的模糊 PID 控制的自适应恒力打磨装置,通过结合 OS-ELM 来更快速的整定模糊 PID 控制器的控制参数输入,然后通过模糊规则得到合适 K_P 、 K_I 、 K_D 输入初值,实现在线整定 PID 控制参数。通过 MATLAB\Simulink 仿真软件对打磨头控制系统的仿真模型进行控制系统验证优化,最后通过装置样机实验,对系统控制效率,稳定性,打磨效果进行检测。实验得出该装置能够满足风电叶片进行恒力亮面打磨,打磨效率显著提高,打磨后产品粗糙度 $10\sim 12\ \mu\text{m}$ 之间,满足企业打磨后叶片粗糙度要求。

关键词: 风电叶片;OS-ELM;模糊 PID;自适应控制;打磨装置

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8060

Adaptive grinding head control system based on OS-ELM and fuzzy PID

Zheng Nan Wang Huiming Zhang Yuanliang Zhou Qinggui Yin Xize
(School of Mechanical Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China)

Abstract: For the demand of wind turbine blade adaptive grinding device, this paper proposes an adaptive constant force grinding device with fuzzy PID control based on online sequential extreme learning machines (OS-ELM), by combining OS-ELM to rectify the control parameter input of fuzzy PID controller more quickly, and then get the suitable K_P 、 K_I 、 K_D input initial values by fuzzy rules to achieve the PID control parameters are adjusted online. The simulation model of the grinding head control system is validated and optimized by MATLAB/Simulink simulation software, and finally the system control efficiency, stability and grinding effect are tested by the device prototype experiment. The experiments concluded that the device is capable of constant force bright surface grinding of wind turbine blades, the grinding efficiency is significantly improved, and the roughness of the product after grinding is between $10\sim 12\ \mu\text{m}$, which meets the requirements of the enterprise after grinding blade roughness.

Keywords: wind turbine blades; OS-ELM; fuzzy PID control; adaptive control; grinding device

0 引言

风电叶片的亮面打磨作为叶片生产的关键环节之一,目前多采用传统的人工加辅助登高工装的形式进行作业,该作业形式用工数量多、打磨效率低、打磨质量不稳定,同时作业环境也存在较为严重的粉尘污染和工伤风险^[1-2]。为了降低叶片制造成本、提高打磨效率和打磨质量的稳定性、有效改善作业环境的环保要求、降低工伤风险,风电叶片自动打磨机器人的开发成为叶片制造行业的一致目标。

国外在风电叶片自动打磨装置做的比较好的企业主要

有丹麦的 Eltronic、德国的 KUKA,推出了 Eltronic A/S 风电叶片自动打磨机与基于 KUKA 机械移动平台的打磨机器人^[3]。国内同济大学提出一种双龙门式数控打磨机,中材科技(邯郸)风电叶片有限公司设计了一种新型高效自适应打磨头与自动打磨控制方法^[4],实现了叶片的全自动打磨等,都在目前国内风电叶片打磨领域实现应用。

目前打磨机器人控制系统主要研究难点在于曲面的恒力打磨上,由于叶片打磨工况的无规则性与复杂性,因此通过合适的控制方法来尽可能提高恒力打磨的精度也是本文的重点。目前的接触力控制主要分为主动压力控制与被动

收稿日期:2022-09-13

* 基金项目:江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX2022-07)资助

压力控制,主动压力控制的打磨系统采用的控制方法为力/位混合控制,禹鑫焱等^[5]进行的抛光机器人主动恒力装置研究,其控制方式具有高精度的压力控制与位置控制,缺点也较为明显,存在力/位耦合,实现较困难,成本高等问题。而被动压力控制系统通过柔顺装置系统对曲面打磨时恒定打磨力输出变化反馈进行实时的精确调整,张继尧等^[6]采用模糊 PID 控制,来实现恒力柔顺控制,通过该方案实现了对力与位置的分别控制;戴士杰等^[7]提出改进的 PID 控制,通过增量耦合动态的预测方法,很好地实现了打磨过程中的切向震颤抑制,提高打磨精度;Jin 等^[8]将耦合接触力模型与 BP 神经网络 PID 控制策略应用于气囊抛光接触力控制系统;孟涛等^[9]采用 BP 神经网络与 PID 控制方法相结合用于传感器的压力控制。国外学者 Karkalos 等^[10]提出基于径向基函数(radial basis function,RBF)神经网络模型的磨削表面粗糙度预测并应用在高速外圆的磨床上。Lakshminarayanan 等^[11]提出一种阻抗控制的迭代学习系统,通过迭代学习来不断调整抛光位置与力,但是需要建立精准的期望模型。目前神经网络应用于机器人自适应控制越来越成熟,通过神经网络对位姿和力进行预测,提高控制系统精度、设备打磨效果。

本文研究并提出了一种基于改进的在线顺序极限学习机(online sequential extreme learning machine,OS-ELM)与模糊 PID 控制器相结合控制方式。从而得到高效、高性能的 OS-ELM 与模糊 PID 结合的控制系统。通过自适应调节控制气缸位移与打磨角度压力补偿,提高了打磨头控制系统的效率和稳定性,能够有效提高国内风电叶片加工企业的工作效率,降低生产成本。

1 OS-ELM-模糊 PID 控制系统

其控制系统主要分为 OS-ELM 与模糊 PID 控制器,首先对 OS-ELM 进行分析,对打磨头前馈控制运动学模型进

行分析,其次对 OS-ELM 与模糊 PID 混合控制系统进行设计。

1.1 前馈控制运动学模型

其打磨机器人头的运动分析原理如图 1(a)所示,其中 V_l 为打磨机器人的纵向移动速度, V_t 为打磨机器人横向移动速度, l_{ac} 为气缸长度, V_{ac} 为气缸移动速度, \varnothing 为打磨头转动角度, ω_r 为角度电机转动角速度, ω_p 为打磨电机转动角速度, d_1 为转动电机套筒直径, d_2 为打磨电机套筒直径。其动力学模型如下:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\varnothing} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_l + V_{ac_x} \\ V_t + V_{ac_y} \\ \omega_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_l + l_{ac} \dot{\varnothing} \cos \varnothing \\ V_t + l_{ac} \dot{\varnothing} \sin \varnothing \\ \omega_r \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $p = [x \ y \ \varnothing]^T$ 是打磨头的位姿矩阵。

1.2 OS-ELM-模糊 PID 控制系统

通过 OS-ELM-模糊 PID 控制系统来实现打磨的自适应性,打磨过程中设备的轻微抖动、滑移等对于打磨装置工作是不可避免的负面影响,作用在设备上等价于 F_N 的变化, F_N 的变化影响气缸伸缩来实现打磨头的恒力打磨,通过训练后的 OS-ELM 神经网络在通过打磨头打磨实验时获得的训练数据进行训练,然后对 l_{ac} 与 v_{ac} 进行补偿, l_{ac} 与 v_{ac} 作为模糊控制系统输入来控制气缸快速的实现自适应恒力输出。

如图 1(b)所示, F_N 是叶片对打磨头的支持力, F_{ac} 是气缸提供的力, $F_{ac} = -F_N$, f 为叶片与打磨头之间的摩擦力, G 为打磨头自重, τ_p 是打磨头转动转矩, τ_r 角度电机转矩。

气缸的推力计算公式为:

$$F_{ac} = P \times S \times \mu \quad (2)$$

式中: P 为气缸提供气体压力变化, S 为气缸中气体作用面积, μ 为气缸压力效率,因为打磨过程中气缸为慢速移动,这里取 30%。

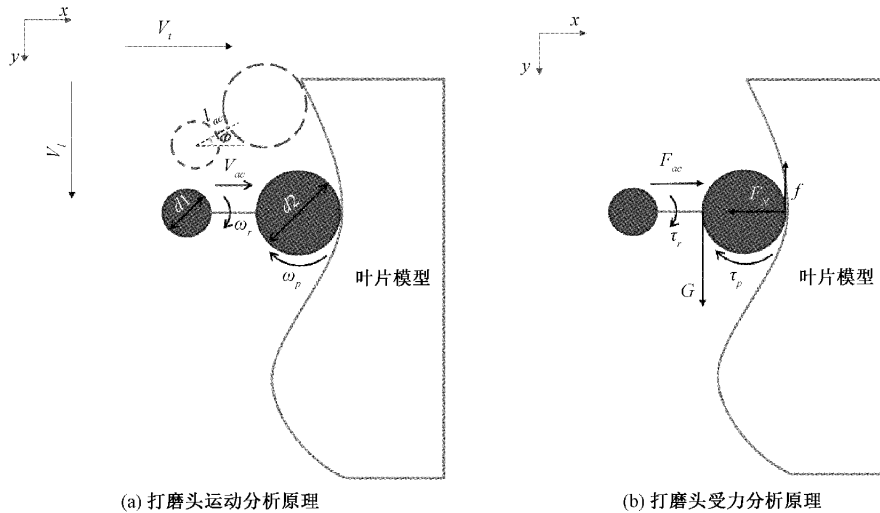


图 1 打磨机器人工作原理

该控制系统是采用改进后的 OS-ELM 通过梯度下降的迭代方法^[12]来调整 PID 的增益。

1) OS-ELM

OS-ELM 具有高的控制速度和泛化能力优点的基础上,又能够随着输入数据的更新实时更新网络模型。OS-ELM 结构上与单隐层前馈神经网络相同,根据设置隐含层节点数随机生成隐含层参数,这里选用最小二乘法得到输出层权值^[13]。

该网络主要分为两个阶段:第 1 阶段为通过少量的训练样本,利用 ELM 算法计算并初始化输出权重 β_0 ;第 2 阶段开始在线学习,读取新的数据样本,通过递推公式得到新的输出权重 β_i 。

输入矩阵为 \mathbf{X} , 目标矩阵为 \mathbf{T} , 输入层与隐含层权值为 ω , 偏置为 \mathbf{b} ; 隐含层与输出层的权值为 β 。

ELM 的运算原理为:

$$\mathbf{T} = \beta \mathbf{H}$$

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \cdots & \beta_{1m} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \cdots & \beta_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{i1} & \beta_{i2} & \cdots & \beta_{im} \end{bmatrix}$$

$$g \left(\begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1n} \\ \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_{i1} & \omega_{i2} & \cdots & \omega_{in} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1Q} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nQ} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_i \end{bmatrix} \right) \quad (3)$$

$$\mathbf{T} = [t_1 \quad t_2 \quad \cdots \quad t_Q], t_j = \begin{bmatrix} t_{mj} \\ t_{mj} \\ \vdots \\ t_{mj} \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^l \beta_{i1} g(\omega_i x_j + b_i) \\ \sum_{i=1}^l \beta_{i2} g(\omega_i x_j + b_i) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^l \beta_{im} g(\omega_i x_j + b_i) \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, \mathbf{H} 为隐含层输出, $g(z)$ 为激活函数。

$$g(z) = \tanh(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (5)$$

目标误差为 $\|\mathbf{H}\beta - \mathbf{T}\|$, 设置合适的隐含层数与神经元个数,使目标误差尽可能小,理想状态下实现 $\|\mathbf{H}\beta - \mathbf{T}\| = 0$, 初始化输出权重 $\beta_0 = \mathbf{H}_0 \mathbf{T}_0$ 。

然后进行第 2 步在线学习,学习输入新样本,并对之前的输入样本数据“遗忘”,即进行数据更新,采用在线顺序遗忘(OS-ELM)。设初始输入矩阵为 \mathbf{X}_0 , 初始输出矩阵为 \mathbf{T}_0 。在线学习的输入、输出矩阵分别为 $\mathbf{X}_k, \mathbf{T}_k$, 对应的输出权重 $\beta_k = \mathbf{H}_k \mathbf{T}_k$ 。通过在线顺序遗忘更为适合风电叶

片在曲面打磨过程中的复杂工况,能够获得更为快速的处理效率,在一定程度上使得恒力打磨的控制精度得到提高。

根据二次型性能指标: $E(k) = \frac{1}{2} e(k)^2$, 那么此时产生误差就为:

$$\begin{cases} e_m = y_d - y_m \\ y_m = \sum_{k=1}^i h_k \beta_k \end{cases} \quad (6)$$

控制目标要实现 $e_m = 0$, 即 $y_d \approx y_m$, 其网络的雅可比迭代^[14]为:

$$\frac{\partial y_d}{\partial x} = \frac{\partial y_m}{\partial x} = \sum_{i=1}^l \beta_i \omega_i g(\omega_i x + b_i) \quad (7)$$

2) 模糊 PID 控制的增益

气缸运行时的 PID 控制参数为:

$$u(k) = K_p(k)e(k) + K_I(k) \sum_{i=0}^k e(i) + K_D(k)(e(k) - e(k-1)) \quad (8)$$

其中, K_p, K_I, K_D 分别为待调整 PID 控制器的比例增益、积分增益和微分增益。根据梯度下降法以及 $E(k) = \frac{1}{2} e(k)^2$, 误差 $e(k) = F_d - F_r$, 其中 F_r 为传感器反馈的实际压力, F_d 为期望压力,可以得出比例增益、积分增益和微分增益的表达式为:

$$\begin{cases} K_p = -\eta_1 \frac{\partial E}{\partial K_p} = -\eta_1 \frac{\partial E}{\partial y_m} \frac{\partial y_m}{\partial h} \frac{\partial h}{\partial x} \frac{\partial l_{ac}}{\partial K_p} = \eta_1 e(k) \frac{\partial F_r}{\partial l_{ac}} e(k) \\ K_I = -\eta_2 \frac{\partial E}{\partial K_I} = -\eta_2 \frac{\partial E}{\partial y_m} \frac{\partial y_m}{\partial h} \frac{\partial h}{\partial x} \frac{\partial l_{ac}}{\partial K_I} = \eta_2 e(k) \frac{\partial F_r}{\partial l_{ac}} \sum_{i=0}^k e(i) \\ K_D = -\eta_3 \frac{\partial E}{\partial K_D} = -\eta_3 \frac{\partial E}{\partial y_m} \frac{\partial y_m}{\partial h} \frac{\partial h}{\partial x} \frac{\partial l_{ac}}{\partial K_D} = \eta_3 e(k) \frac{\partial F_r}{\partial l_{ac}} (e(k) - e(k-1)) \end{cases} \quad (9)$$

结合系统控制要求与相关仿真,得到合适模糊控制规则^[15-16], 如表 1 所示, 其中 $e, e_c \in (-6, 6), \Delta K_p, \Delta K_I, \Delta K_D \in (-1, 1)$ 。

接下来通过三维模型设计与控制系统仿真获得自适应打磨头的设计仿真思路,在仿真中实现 OS-ELM 与模糊 PID 结合的控制系統,验证方案可行性。

2 仿真测试

利用 SolidWorks 先对设备模型进行三维结构设计,然后对其进行运动轨迹仿真;通过 Simulink 对控制系统进行构造,给定输入信号对系统运行进行仿真。整个打磨头的自动控制工序如图 2 所示。

表 1 K_p, K_i, K_d 的模糊规则

e	e_c						
	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	PB,NB,PS	PB,NB,NS	PM,NM,NB	PM,NM,NB	PS,NS,NB	ZO,ZO,NM	ZO,ZO,PS
NM	PB,NB,PS	PB,NB,NS	PM,NM,NB	PS,NS,NM	PS,NS,NM	ZO,ZO,NS	NS,ZO,ZO
NS	PM,NB,ZO	PM,NM,NS	PM,NS,NM	PS,NS,NM	ZO,ZO,NS	NS,PS,NS	NS,PS,ZO
ZO	PM,NM,ZO	PM,NM,NS	PS,NS,NS	ZO,ZO,NS	NS,PS,NS	NM,PM,NS	NM,PM,ZO
PS	PS,NM,ZO	PS,NS,ZO	ZO,ZO,ZO	NS,PS,ZO	NS,PS,ZO	NM,PM,ZO	NM,PB,ZO
PM	PS,ZO,PB	ZO,ZO,NS	NS,PS,PS	NM,PS,PS	NM,PM,PS	NM,PB,PS	NB,PB,PB
PB	ZO,ZO,PB	ZO,ZO,PM	NM,PS,PM	NM,PM,PM	NM,PM,PS	NB,PB,PS	NB,PB,PB

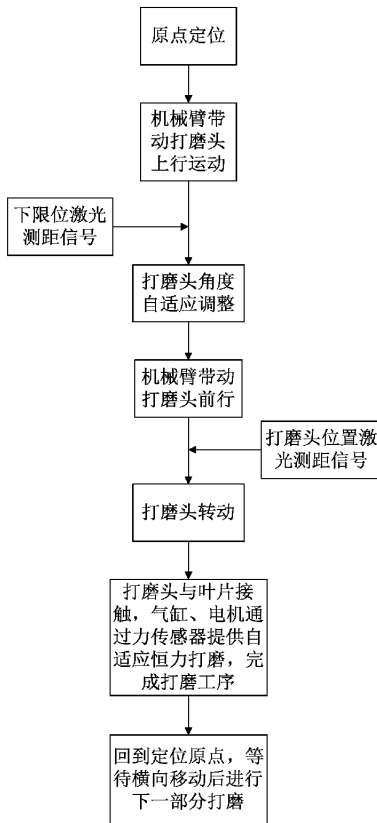
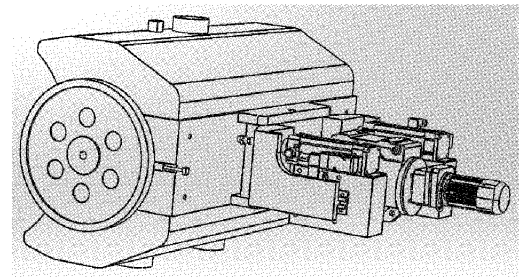
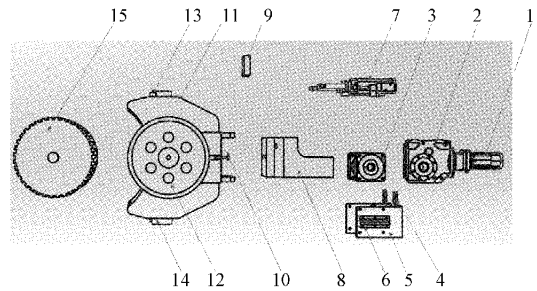


图 2 打磨头自动控制工序流程



(a) 打磨头三维图



(b) 打磨头爆炸图

- (1—角度控制电机, 2—蜗轮蜗杆减速器, 3—行星轮减速器,
- 4—气缸定位配件, 5—行星轮减速器连接件, 6—滑轨, 7—夹持气缸,
- 8—气缸连接件, 9—力/力矩传感器, 10—螺旋距离微调器,
- 11—打磨头防尘罩, 12—打磨头行走轮, 13—激光测距传感器,
- 14—吸尘口, 15—打磨头)

图 3 打磨头结构设计

2.1 三维模型设计

通过对设备模型构建, 然后根据功能要求对打磨头模型进行打磨转动, 角度电机根据打磨轨迹变化的进行打磨头角度调整, 打磨过程中气缸进行气压补偿的变化, 通过六自由度传感器对打磨头进行实时反馈, 在通过控制系统对反馈系数进行优化, 实现自适应的恒力打磨系统。打磨头的三维设计如图 3(a) 所示, 设备组成如图 3(b) 所示。通过 SolidWorks 对打磨头, 气缸, 角度电机进行运动算例的控制仿真, 按照设定轨迹运行。

2.2 控制系统仿真

通过对控制系统分析计算在 MATLAB 上实现对打磨头控制系统仿真模型的建立, 如图 4 所示。通过输入恒定

的模拟信号, 然后通过 3 种控制方式: 传统 PID 控制、模糊 PID 控制、OS-ELM 模糊 PID 控制, 得出其仿真结果如图 5 所示。通过图中的反馈结果, 可以直观的看出, 力耦矩阵通过 OS-ELM 进行动态预测, 其控制精度相对于 PID 控制以及模糊 PID 控制有了一定的提高。

3 设备实验测试

根据工艺要求对装置进行设备选型, 采用台达 AS500T-ACPU, 其打磨头的电气原理图如图 6 所示。对得到的模型装置进行打磨实验, 相关系数进行测量, 验证控制系统的运行效果, 对模型参数进行优化, 自动打磨机器人打磨测试如图 7 所示。首先对打磨机器人实际运行

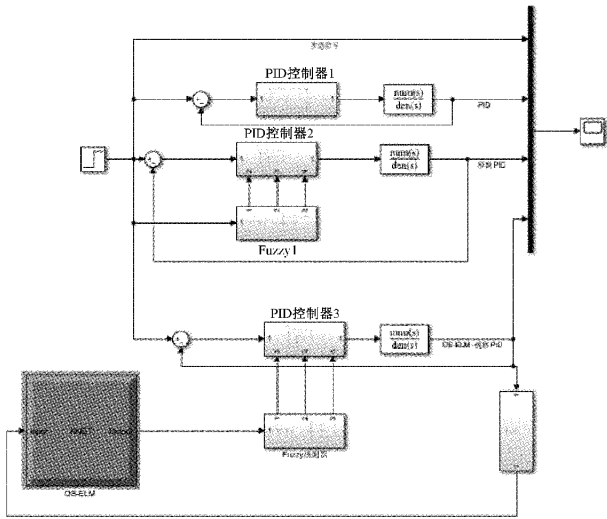


图4 打磨头控制系统仿真模型

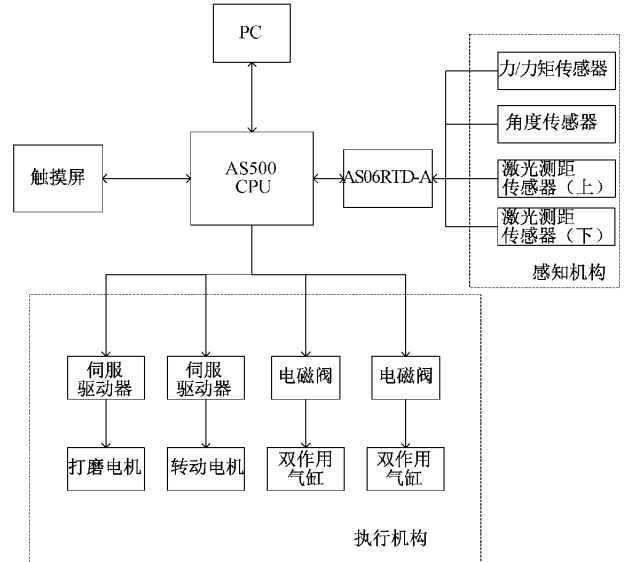


图6 打磨头电气原理

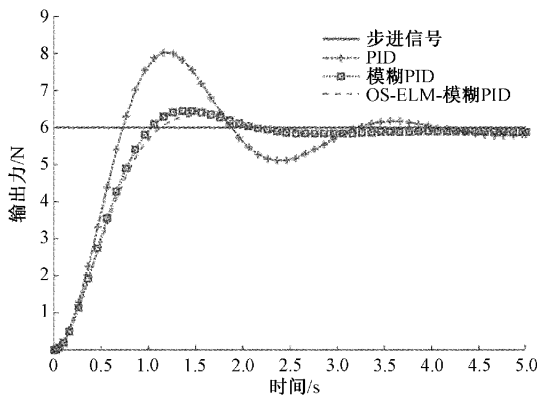


图5 PID, 模糊PID, OS-ELM-模糊PID系统仿真

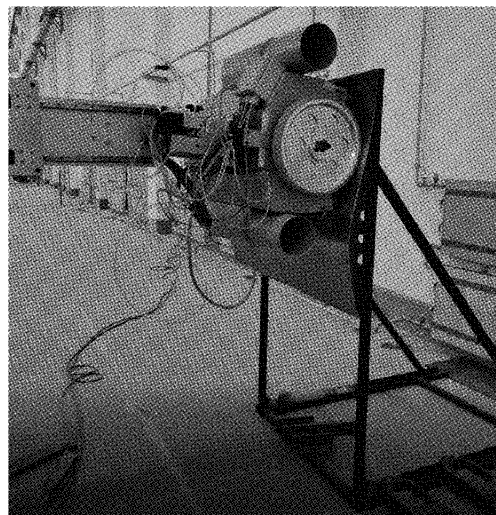


图7 自动打磨机器人打磨测试

的控制参数进行设置,如表2所示。

3.1 设备运行测试

首先通过对打磨头打磨过程中的运动行程进行分析,将其运动行程分为横向移动与纵向移动两部分,通过编码

表2 打磨机器人实际应用参数

打磨电机转速/ rpm	角度电机设定 范围/(°)	打磨时设定的 压力/kg	打磨头额定 压强/Bar	纵向限位 距离/mm	横向移动限位/ mm
250	-60~60	199	6.00	7 000	1 400

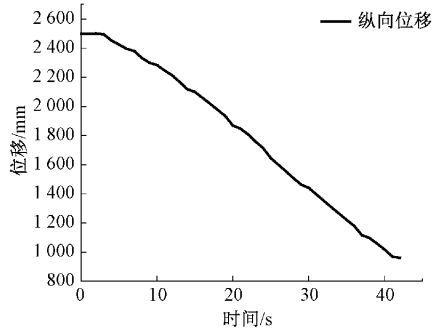
器得到轨迹的变化数据,如图8(a)所示。可以明显的看出纵向移动中,纵向移动速度趋向于恒定值,通过图8(b)所示,可知叶片为不规则曲面决定了横向位移变化,整体打磨移动较为稳定。

其次是打磨时,通过六自由度压力传感器对横向力与纵向力进行检测,这里对打磨头机械臂横向扭矩与纵向扭矩的实验数据采集,其变化曲线如图9所示。在此阶段中,打磨头所受的扭矩在目标扭矩3 Nm上下浮动,如图10所示,打磨扭矩控制精度满足工作要求。

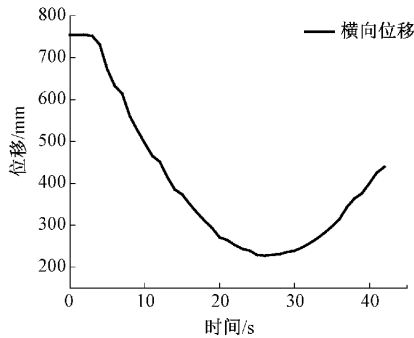
3.2 打磨产品效果

风电叶片的亮面打磨目的是提高叶片表面的粗糙度,保证油漆喷涂能够更好更长时间的附着,对风电叶片进行更好的保护作用,工艺要求叶片表面的粗糙度要达到 $8\ \mu\text{m}$ 以上。

如图11所示,可以很明显的从打磨前后两张图中看出之间的区别,打磨后的叶片更为粗糙。从图12中可以看出,打磨前叶片的粗糙度在 $2\sim 3.5\ \mu\text{m}$ 之间,而打磨后的风电叶片粗糙度达到了 $10\sim 12\ \mu\text{m}$ 之间,满足叶片打磨粗糙度的工艺要求。



(a) 测试时打磨头纵向轨迹变化



(b) 测试时打磨头横向轨迹变化

图 8 测试所得打磨头轨迹实践变化曲线

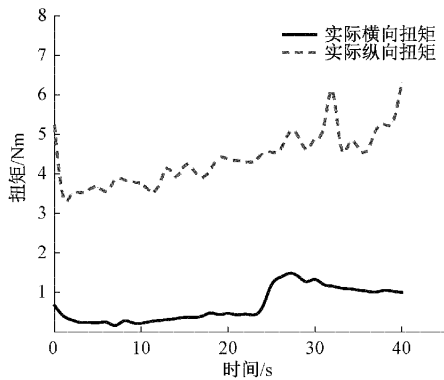


图 9 打磨时机械臂横/纵向扭矩变化

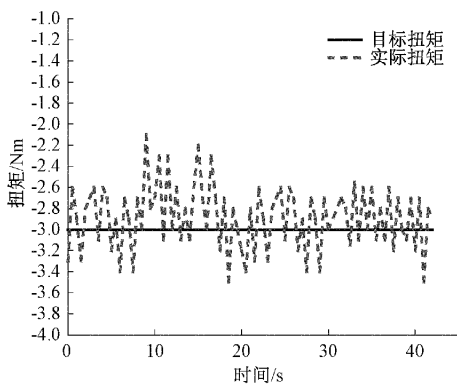
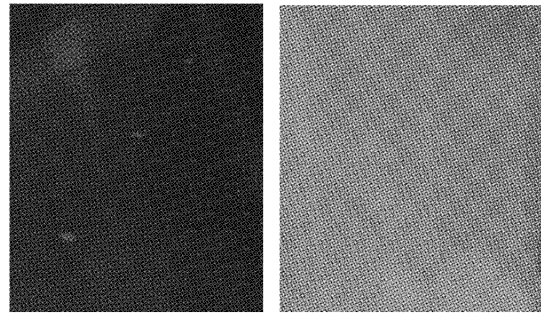


图 10 打磨头实际扭矩与目标扭矩



(a) 叶片打磨前效果

(b) 叶片打磨后效果

图 11 打磨前后效果对比

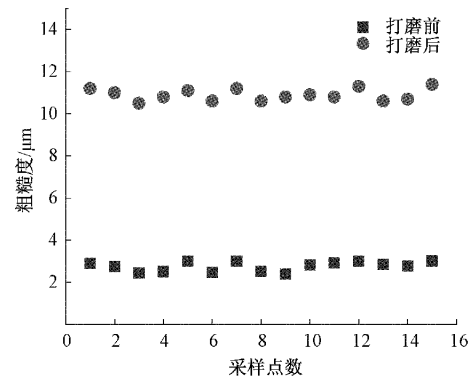


图 12 采样点打磨前后轮廓的平均算术偏差粗糙度对比

3.3 倾角压力补偿

打磨头在打磨过程中，角度会随着打磨位置的移动而改变，为了减少打磨过程中打磨头倾角变化，打磨头自重、轻微抖动对打磨效果的影响，在这里通过对电磁比例阀进行参数设定，在倾角变化时进行对应的压力补偿来实现打磨头精确稳定运行。通过多次实验去调节倾角的压力补偿，如图 13 所示，是随着倾角在 $-65^{\circ} \sim 65^{\circ}$ 离散型变化的压力补偿设定值。

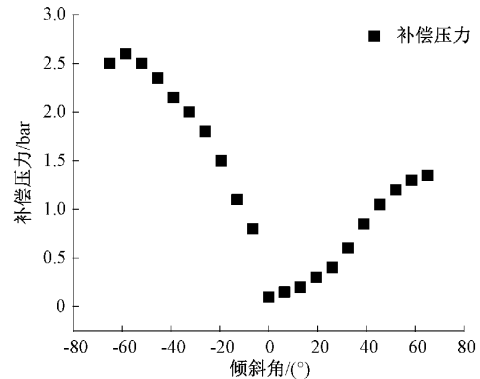


图 13 打磨头倾角压力补偿

4 结 论

本文提出了一种基于 OS-ELM 与模糊 PID 的控制模型，通过该控制系统实现打磨头末端执行机构的恒力

打磨,通过仿真模型可以发现系统控制精度显著提高,打磨效率提高 60%~70%。通过粗糙度仪检测,得出叶片打磨效果满足后期喷漆要求的粗糙度,并且比工人手动打磨的打磨效果更为稳定,有效提高了打磨叶片的质量。

目前打磨头的恒力自适应打磨系统,已经能够满足打磨要求,但打磨头倾角变化进行压力补偿数据拟合,对打磨精度有一定的影响,对不同规格的叶片还需要进行拟合系数的修正。因此,需要实现打磨头倾角变化时,压力的自适应补偿,进一步提高打磨头的打磨精度。其次打磨头属于半自动化机器人,在整体打磨过程中需要有操作工对设备位置进行调整来完成整个叶片的打磨。需要对打磨头的机器人移动底座进行研究,打磨机器人能够根据叶片的实际状况进行轨迹规划,实现无人的自动化、智能化打磨。

参考文献

- [1] 乐韵斐,宋来根. 风电叶片表面打磨机结构设计轻量化研究[J]. 装备制造技术, 2017(1): 29-32,66.
- [2] 柴红梅,袁凌,李颖,等. 复合材料风电叶片先进制造技术研究现状[J]. 玻璃钢/复合材料, 2019(2): 102-107.
- [3] 丰飞,严思杰,丁汉. 大型风电叶片多机器人协同磨抛系统的设计与研究[J]. 机器人技术与应用, 2018(5): 16-24.
- [4] 颜晨,陈晓亮,李国良,等. 一种新型风电叶片自动打磨机器人高效自适应打磨头系统设计开发[J]. 复合材料科学与工程, 2021(12): 114-119.
- [5] 禹鑫淼,邢双,欧林林. 抛光工业机器人主动恒力装置设计研究[J]. 高技术通讯, 2017, 27(5): 434-441.
- [6] 张继尧,韩建海,刘赛赛,等. 工业机器人抛光作业的主动柔顺控制系统[J]. 机械科学与技术, 2019, 38(6): 909-914.
- [7] 戴士杰,成俊,张慧博,等. 基于增量耦合预测控制的风电叶片打磨机械臂末端颤振抑制研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(5): 235-243.
- [8] JIN M S, JI S M, PAN Y, et al. Effect of downward depth and inflation pressure on contact force of gasbag polishing [J]. Precision Engineering, 2017, 47: 81-89.
- [9] 孟涛,张彦,王勇. 基于 BP 神经网络 PID 的活塞式深海压力传感器压力控制研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2022, 45(1): 24-29.
- [10] KARKALOS N E, KUNDRAK J, MARKOPOULOS A P. Surface roughness prediction during grinding: A comparison of ANN and RBFNN models[J]. WSEAS Transactions on Systems and Control, 2016, 11: 384-389.
- [11] LAKSHMINARAYANAN S, KANA S, MOHAN D M, et al. An adaptive framework for robotic polishing based on impedance control [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020: 1-17.
- [12] YOUSRI S M, OSCAR B, AISSA B. A novel adaptive PID controller design for a PEM fuel cell using stochastic gradient descent with momentum enhanced by whale optimizer[J]. Electronics, 2022, 11(16): 2610-2610.
- [13] YOU B, QI H N, DING L, et al. Fast neural network control of a pseudo-driven wheel on deformable terrain[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, DOI:10.1016/j.ymssp.2020.107478.
- [14] LIPKOVICH M. Yakubovich's method of recursive objective inequalities in machine learning[J]. IFAC-PapersOnLine, 2022, 55(12): 138-143.
- [15] 周子杰,欧道江,周学成,等. 基于改进 PSO 的模糊 PID 打磨末端执行器控制系统[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(4): 57-61.
- [16] 张峰,王强. 基于模糊粒子群 PID 算法的温控系统研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(13): 109-114.

作者简介

郑楠,硕士,主要研究方向为自动化控制、机电一体化。

E-mail:2020210208@jou.edu.cn

张元良(通信作者),教授,博士,主要研究方向为图像处理、智能控制等。

E-mail:zhangyl@jou.edu.cn