

高速高精度运动控制算法的研究与应用

董 辉, 仲济磊, 李华昌, 郭成朝, 邹 立

(浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023)

摘要: 为解决裁床运动控制系统在加工不规则轨迹曲线中存在的插补精度低, 效率不高的问题, 提出了基于改进 BP 神经网络 B 样条曲线插补算法的研究与设计; 该算法通过加入动量因子改进 BP 神经网络离线训练 B 样条曲线, 利用负反馈校正输出预测插补点, 避免了 BP 神经网络插补器自身带来的偏差; 同时根据加工曲线曲率半径的变化完成对速度的前瞻规划, 实现了加工在拐角处的高速过渡; 最后在 Matlab 上进行了算法仿真并在实验平台上进行了测试, 实验结果表明文章提出的裁床运动控制算法能够高效高精度的完成材料切割。

关键词: 裁床; B 样条曲线; 插补; BP 神经网络; 前瞻规划

Research and Application of High Speed and High Precision Motion Control Algorithm

Dong Hui, Zhong Jilei, Li Huachang, Guo Chengchao, Zou Li

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: In order to solve the problems of low interpolation accuracy and low efficiency in machining irregular track curves of cutting bed motion control system, the research and design of B-spline curve interpolation algorithm based on improved BP neural network was proposed. By adding momentum factor, this algorithm improves BP neural network to train B-spline curve off-line, and uses negative feedback to correct output and predict interpolation points, thus avoiding the deviation caused by the interpolation of BP neural network. At the same time, according to the change of curvature radius of machining curve, the forward-looking planning of the speed is completed, and the high-speed transition of machining at the corner is realized. Finally, the algorithm is simulated on Matlab and tested on the experimental platform. The experimental results show that the cutting bed motion control algorithm proposed in this paper can complete material cutting with high efficiency and precision.

Keywords: cutting bed; B-spline; interpolation; BP neural network; forward-looking planning

0 引言

随着《中国制造 2025》的提出, 传统工业开始向智能化工业转型^[1-2]。衣服作为人们日常生活的必需品, 针对不同的季节都会有不同的需求量, 传统的服装加工方式难以供应市场的需求, 近年来也越来越多的企业开始在自动服装裁剪设备上发力, 竞争也因此变得加激烈^[3], 其中, 运动控制系统是决定其性能的关键。

因此如何设计一款高性价比的裁床运动控制器是其中的难点^[4]所在。陈效力^[5]在解决裁床的高速平稳加工过程中采用了将离散点分段处理, 实现圆弧平滑过渡, 加工效果良好。但是在直线段与圆弧段的衔接点, 存在插补误差较大的问题。王允森^[6]等提出利用 B 样条曲线来拟合的方法, 解决局部拐角尖锐导致速度跳跃过大问题, 但是 B 样条曲线拟合轨迹会与实际的加工路线, 形成轮廓误差。郭再

新^[7]提出 RBF 神经网络对自由曲线插补的方法, 能够解决复杂曲线的计算, 但是无法保证插补的精度在误差范围内。魏效玲^[8]等提出基于神经网络的 NUBRS 曲线算法, 在插补前对 B 样条曲线的参数进行了预估, 但是没有考虑训练的神经网络插补器自身带来的插补偏差。

针对以上存在的问题, 本文采用基于改进 BP 神经网络离线训练 B 样条曲线插补, 并且结合负反馈校正与原始加工曲线动态校准。在此过程中, 完成对 X、Y 两轴的同步控制后, 实现裁床刀具的高精度插补。同时在保证精度的条件下, 利用加工过程的曲线曲率半径的变化进行速度前瞻规划。最终实现裁床的高速高精度插补设计。

1 系统结构设计

裁床的运动控制系统整体架构主要包括上位机、运动控制器、触控屏三大部分, 如图 1 所示。其中上位机主要是利用网络通信 TCP/IP 协议与下位机运动控制器建立连接的, 主要工作就是将原始 PLT 进行解析和坐标拟合并下载到单片机的存储器中去, 并利用工业摄像头完成加工位置的定位纠偏操作。下位机主要是完成任务的调度和运动控制算法的实现制更新指令给下位机设备。触控屏通过串口与运动控制器建立连接, 实现人机界面的友好化控制。整

收稿日期: 2019-10-14; 修回日期: 2019-11-01。

基金项目: NSFC-浙江两化融合联合基金(U1709213)。

作者简介: 董 辉(1979-), 男, 浙江永康人, 教授, 博士, 主要从事嵌入式系统技术及应用方向的研究。

通讯作者: 仲济磊(1992-), 男, 江苏赣榆, 研究生, 主要从事嵌入式系统技术及应用方向的研究。

个裁床运动控制系统架构如图 1 所示。

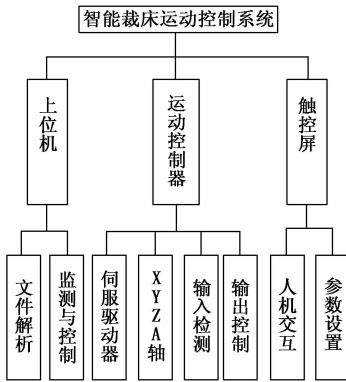


图 1 系统设计框架图

2 运动控制算法

为了实现裁床的高速、高精度完成材料的切割任务，需要通过合理的加减速控制、精确的插补计算以及平面上长短轴的不同步运动，并且在电机的启动和停止时不会产生失步，冲击或者过切，才能加工出所需要的图形。

2.1 速度前瞻加减速规划设计

高速高精度加工过程中需要优化刀具进给速度，即需要对进给速度进行前瞻性速度规划。

裁床加工过程中，刀具的移动路线如图 2 所示，假设刀具从点 A 到接下来第一个运动点 B 的距离 l_1 ，下一个运动点 B 即为裁床将要进行拐弯的拐点，点 B 到点 C 的距离为 l_2 。 θ 为 l_1 与 l_2 的夹角的补角，即为裁床刀具在 B 点所转动的角度。虽然通过 θ 的大小确定拐弯速度的值可以一定程度上满足裁床的运动需求，但在裁床高速运动时会因为没有结合上下运动点去判断拐弯速度而导致裁床运动发生抖动。因此需要实现前瞻预判出任意三点出的最大速度，提前进行加减速过渡。

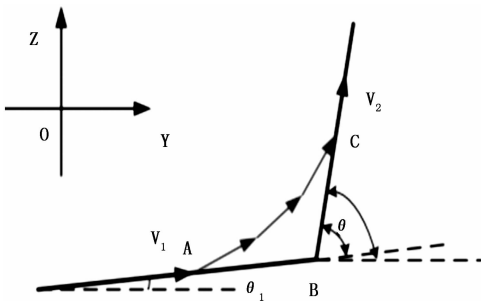


图 2 刀具移动路线

现在假设前瞻点的速度由任意 A_i, B_i, C_i 三个点确定，且设 A_i, B_i, C_i 三点分别距离 B_i 的距离为 l_{i-1}, l_i, l_{i+1} ，在每个点处的切向加速度为 a ，根据裁床的实际电机特性，确定裁床的刀具在实际加工过程中所允许的最大加速度与最大允许的速度分别为 a_{max}, v_{max} 。根据经过任一点处的最大速度由各个点处的曲率半径决定，利用曲率的半径与曲率成反比的关系，可以通过任意三点确定圆半径 R_i 的方法间接反映

各个点的曲率变化，从而可以依次确定 A_i, B_i, C_i 的最大速度分别为 v'_{i-1}, v'_i, v'_{i+1} ，假设开始在 A_i 的速度为 v_{i-1} ，则 A_i 到 B_i 开始加速运行，加速大小为 a ，到达 B_i 处的速度为 v_{i1} ，即：

$$v_{i1} = \sqrt{v'_{i-1}{}^2 + 2al_{i-1}} \quad (1)$$

同理可以依次计算出：

$$v_{i2} = v'_i \quad (2)$$

$$v_{i3} = \sqrt{v'_{i+1}{}^2 + 2al_{i+1}} \quad (3)$$

从而确定各个 R_i 处的最大允许速度为 v_{i1}, v_{i2}, v_{i3} 和 v_{max} 中的最小值 v_i ，即 $v_i = \min \{v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, v_{max}\}$ 。

给进速度曲线如图 3 所示，根据加工时的拐角最大允许速度 v_i ，初始化线性方向角度为 θ_1 ，拐点 C 处的线程方向角度为 θ ，由此可以得到 X, Y 轴的给进初始分速度为：

$$V_{sx} = V_i \cos(\theta_1) \quad (4)$$

$$V_{sy} = V_i \sin(\theta_1)$$

经过转接处后的给进 X, Y 轴的分速度为：

$$V_{ex} = V_i \cos(\theta_1 + \theta) \quad (5)$$

$$V_{ey} = V_i \sin(\theta_1 + \theta)$$

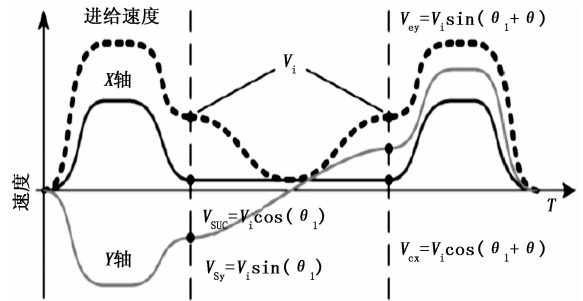


图 3 给进速度曲线

2.2 基于改进的 BP 神经网络 B 样条插补算法

目前，常用的传统加工方法是利用 CAD/CAM 系统将原始的加工曲线离散化为小线段，采用小线段逼近的方式完成对复杂曲线的拟合，但是该方法会造成进给速度的不连续和插补精度降低^[9-10]。而使用 B 样条曲线进行拟合，能够较好的复现加工曲线，并且具有拐角平滑，能够明显的提高工作效率的优点。但是 B 样条曲线计算复杂外，还会带来插补的曲线可能偏离实际的加工路线困扰^[11-12]，本文为了解决这一问题，采用改进 BP 神经网络离线训练 B 样条曲线插补方式，并结合负反馈来校正轮廓误差，从而提高裁床插补精度。其中 B 样条曲线数学表达式如下：

$$p(u) = \frac{\sum_{i=0}^n \omega_i d_i N_{i,k}(u)}{\sum_{i=0}^n \omega_i N_{i,k}(u)} \quad (2 \leq k \leq n+1) \quad (6)$$

其中：式 (4) 中有 $n+1$ 个控制点 $d_i (i=0, 1, \dots, n)$ 和一个节点矢量 $U = [u_0, u_1, u_2, \dots, u_n]$ ， ω_i 为权因子；其中表达式中的 $N_{i,k}(u)$ 为第 $i (i=0, 1, 2, \dots)$ 个 k 次 B 样条基函数， $m = n + k + 1$ ； $N_{i,k}(u)$ 由下面的递推公式 (7) 可以得到：

$$\begin{cases} N_{i,0} = \begin{cases} 1, & u_i \leq u \leq u_{i+1}; \\ 0, & \text{其他}; \end{cases} \\ N_{i,k} = \frac{u - u_i}{u_{i+k+1} - u_i} N_{i,k-1}(u) + \frac{u_{i+k+1} - u}{u_{i+k} - u_{i+1}} N_{i+1,k-1}(u), \quad (7) \\ u_k \leq u \leq u_{n+1}; \\ \text{约定: } \frac{0}{0} = 0 \end{cases}$$

从上述 B 样条曲线方程, 我们可以得出影响 B 样条曲线拟合主要因素有: 控制点、节点矢量、权因子。而其中的节点矢量的确定需要复杂的求导计算与泰勒展开, 并且随着时间累积误差逐渐增大, 导致加工曲线偏离实际的加工曲线。考虑到神经网络具有很强非线性映射和自学能力强的优点, 为此本文采用改进 BP 神经网络离线训练 B 样条曲线, 并通过负反馈的方式优化节点参数值。其训练学习过程如流程图 4 所示。

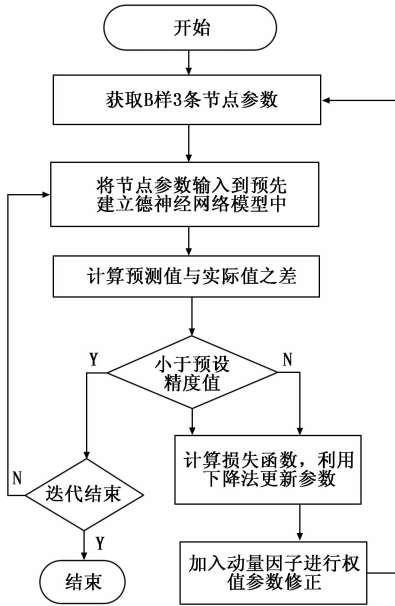


图 4 BP 插补神经网络离线训练流程图

1) 初始化操作, 将获取的节点矢量中的节点参数依次输入到预先建立的 BP 神经网络插补模型进行迭代, 对于当前输入的节点参数 u_j , 获取 BP 神经网络插补模型的输出 u'_j , 获取解析样本产品的原始加工轨迹曲线后拟合得到的 B 样条曲线节点矢量;

2) 将获取的节点矢量中的节点参数依次输入到预先建立的 BP 神经网络插补模型进行迭代, 对于当前输入的节点参数, 获取 BP 神经网络插补模型的输出。

3) 将 BP 神经网络插补模型的当前输出带入 B 样条曲线计算出预测插补点, 与实际插补点进行比较, 如果他们的差小于预设的精度阈值, 则进入步骤 F4, 否则进入步骤 5)。

本模型将 BP 神经网络插补模型的当前输出 u'_j 带入 B 样条曲线计算出预测插补点 $p(u'_j)$, 与实际插补点 $p(u_j)$ 进

行比较, 如果他们的差小于预设的精度阈值, 则进入步骤 4), 否则进入步骤 5)。其中实际插补点就是将 u_j 代入 B 样条曲线, 求的实际插补点。

4) 判断是否达到迭代终止条件即迭代次数或预测插补点 $p(u'_j)$ 与实际插补点 $p(u_j)$ 的差值满足精度要求后, 如果达到则结束, 否则返回 2) 继续进行迭代。

5) 计算损失函数, 利用梯度下降法完成 BP 神经网络插补模型参数的更新。

本模型损失函数 E_j 表达如下:

$$E_j = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^m (p(u_j) - p(u'_j))^2 \quad (j = 0, \dots, m) \quad (8)$$

其中: $p(u_j)$ 对应实例中的实际输出 B 样条曲线插补值, $p(u'_j)$ 为理想插补值。利用梯度下降法完成 BP 神经网络插补模型参数的更新, BP 神经网络插补模型一般表示为:

$$u'_j = g(\sum W_j u_j + b_j) \quad (9)$$

其中: W_j 为权值, b_j 为阈值, 都是 BP 神经网络插补模型参数, g 为激活函数。

本模型每次对单个数据权值 W_j 与阈值 b_j 进行更新训练:

$$\begin{cases} W_j = W_j - \Delta W_j = W_j - \eta \frac{\partial E}{\partial W_j} \\ b_j = b_j - \Delta b_j = b_j - \eta \frac{\partial E}{\partial b_j} \end{cases} \quad (10)$$

其中: η 为反向传播学习率, 取值范围为 $(0, 1)$, $j = 0, 1, \dots, m$ 。

6) 加入动量因子对 BP 神经网络插补模型参数进行修正, 返回 2) 继续进行迭代。引入动量因子的 BP 权值优化过程可以用数学表达式表示为:

$$\Delta W_j = -(1 - \alpha)\eta \frac{\partial E}{\partial W_j} + \alpha \Delta W_{j-1} \quad (j = 1, 2, \dots, m) \quad (11)$$

其中: 第一项是 BP 算法的第一项, η 为反向传播学习率, 第二项为动量项, α 为动量项系数, α 根据工程经验通常取 0.95 左右。

基于上述训练好的改进 BP 神经网络插补模型, 完成插补具体实现步骤如下:

1) 获取待加工产品的原始加工轨迹曲线以及根据原始加工轨迹曲线拟合得到的 B 样条曲线节点矢量 U , 从所述节点矢量中选取初始加工位置对应的节点作为当前节点;

2) 将当前节点的节点参数 u_j 输入到训练好的 BP 神经网络插补模型, 获取 BP 神经网络插补模型输出的节点参数预测值 u'_j 并代入 B 样条曲线方程, 获取预测插补点 $p(u'_j)$, 计算预测插补点与实际插补点 $p(u_j)$ 的偏差 $e(u_j)$:

$$e(u_j) = p(u_j) - p(u'_j) \quad (12)$$

进一步计算对应的反馈校正输出 $p^*(u_j)$:

$$p^*(u_j) = p(u_j) + h e(u_j) \quad (13)$$

其中: u_j 为当前节点的节点参数, u'_j 为 BP 神经网络插补模型输出的节点参数预测值, $p(u_j)$ 为实际插补点, $p(u'_j)$

为预测插补点, h 为修正因子;

结合牛顿搜索路径法, 预测出下一次插补的节点参数

u_{j+1} :

$$u_{j+1} = u_j - \frac{f(u_j)}{f'(u_j)} \quad (14)$$

其中: $f(u_j) = p^*(u_j) - y_{org}(u_j)$, $f'(u_j)$ 为 $f(u_j)$ 在 u_j 处的导数, $y_{org}(u_j)$ 为原始加工轨迹曲线对应 u_j 的数值; 将预测出的节点参数作为当前节点的节点参数返回步骤 2); 最后, 通过查步长表给进对应的步长值, 完成插补动作;

3) 判断是否插补完成, 如果完成插补则结束, 否则返回步骤 2);

2.3 插补同步控制算法

在上述的插补算法仅是对给进目标点的精确预测校正, 为了高速高精度的完成插补, 需要解决运动过程的 X、Y 两轴的同步控制问题^[13]。本文采用 S 型加减速曲线变周期法进行插补, 建立对应的加速度表 a_0, a_1, \dots, a_m , 加速度值由高到低逐渐减小。利用加速表和电机的机械参数, 建立与加速度对应的速度表 V_0, V_1, \dots, V_m 。根据速度和步长的关系:

$$L_m = V_m T \quad (15)$$

建立给进步长表 l_0, l_1, \dots, l_m , 其中 V_m 为速度表中对应下标为 m 时的速度, T 为插补周期。

假设加工的 X 轴为长轴, Y 轴为短轴。 n_{xi} 为电机在第 i 个插补周期内对应的脉冲个数。利用建立好的步长表和在长轴的上的速度表, 推知:

$$n_{xi} = l_j \quad (16)$$

公式 (14) 中 l_j 的下标 j 为速度表中的对应速度的所在位置, 对应的步长为步长表中的第 j 个。从而可以计算出长轴的第 i ($i = 0, 1, \dots, m$) 个插补周期为:

$$T_{xi} = \frac{C}{V_{xi}} \cdot n_{xi} \quad (17)$$

其中: C 为对应插补周期常量。

根据长轴 X、短轴 Y 与合运动向量方向的夹角 θ , 能得到短轴 Y 在第 i 个插补周期内对应的脉冲数为 n_{yi} :

$$n_{yi} = n_{xi} \cdot \tan\theta \quad (18)$$

基于长轴的对应的插补周期 T_{xi} , 可以计算得到短轴的当前的速度:

$$V_{yi} = \frac{T_{xi}}{n_{yi}} \quad (19)$$

由于 V_{yi} 取值为整数, 所以在对应的周期内会存在偏差 ΔT_{yi} , 即:

$$\Delta T_{yi} = T_{xi} - V_{yi} \cdot n_{yi} \quad (20)$$

根据公式 (18) 可以由上一个周期差值得到长轴的下一个插补周期:

$$T_{yi} = V_{yi} \cdot n_{yi} + \Delta T_{y_{i-1}} \quad (21)$$

最后将长短轴各自对应的插补周期与脉冲数写入对应的缓冲区, 采用队列的方式在 STM32 单片机上完成脉冲的

发送, 从而实现长短轴的同步控制, 根据步长表, 给进对应的步长值, 完成裁床切割机对材料的精准加工。

3 系统验证与测试

3.1 算法验证

为了验证本文提出的运动控制算法的有效性, 在 Matlab2013b 平台上进行的仿真实验。基于改进的 BP 神经网络预测插补仿真结果, 如图 5 所示, 小圆圈为加工的坐标, 利用 BP 神经网络 B 样条曲线插补器完成预测插补, 其中插补周期为 $100 \mu s$, 轮廓平均误差为 0.048% 。

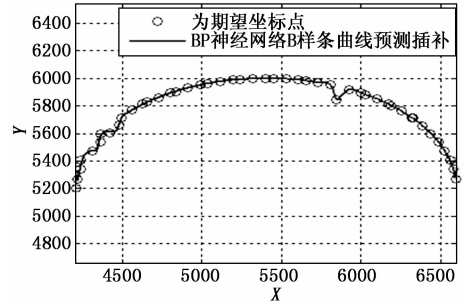


图 5 BP 神经网络预测插补仿真图

为了保证起始的速度快速上升, 先以最大加速度 $10\ 000 \text{ mm/s}^2$ 加速, 随着速度的增大, 逐渐减小加速度; 这样可以保证电机的以更加平滑的速度迅速上升, 给进加速度曲线如图 6 所示。

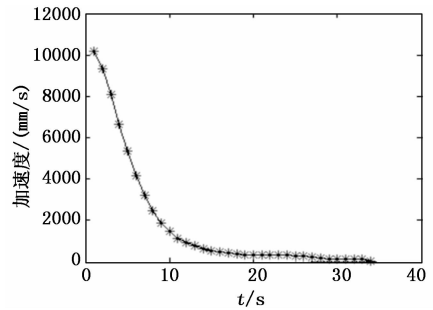


图 6 给进加速度曲线

图 7 给出了带有速度前瞻拐角约束和不带速度前瞻的对比仿真图。在裁床高速加工过程中, 观察裁床切割刀头的抖动情况; 经过实际测试, 对比分析发现, 对于裁床刀头加有拐角的速度约束比不加拐角速度约束, 加减速过程运行更加平滑, 刀头抖动情况要小很多。

图 8 给出了加减速过程中的进给步长曲线, 进给步长值与速度值成正比关系, 速度越大, 进给的步长值就越大。

3.2 系统调试

将设计好的智能裁床运动控制主板、伺服驱动器、触控屏以及开关电源安装在控制柜中, 并完成对多轴运动控制平台的调试, 嵌入式运动控制主板及运动控制系统接线如图 9 所示。

利用上位机选中待切图案的轮廓, 将待加工轮廓 PLT

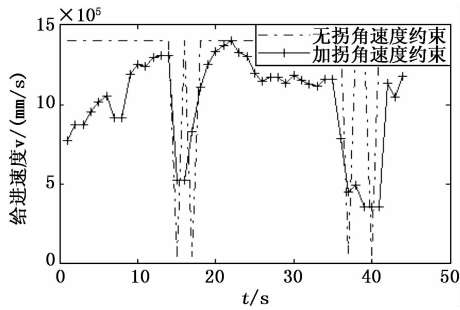


图 7 给进速度曲线

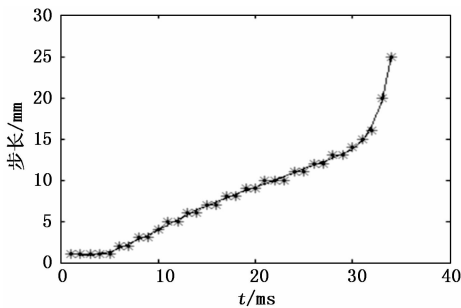
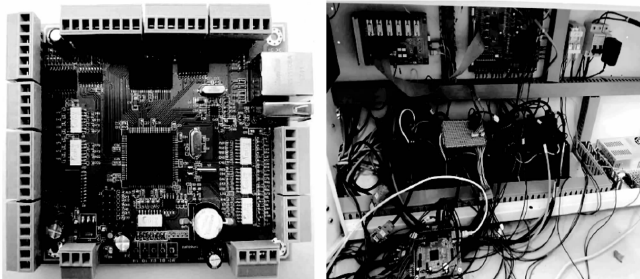


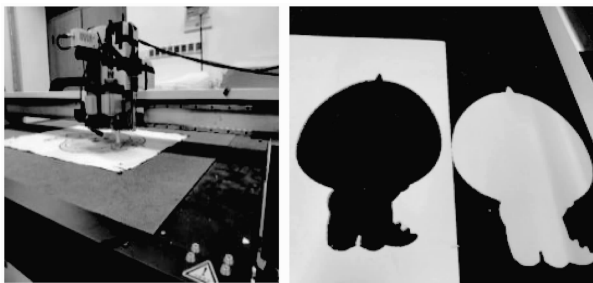
图 8 给进步长曲线



(a) 运动控制主板 (b) 系统接线图

图 9 嵌入式运动控制系统

图形文件解析之后的坐标点发送到下位机控制器中去, 设置智能裁床运动控制系统最大切向加速度为 $a_{max} = 500 \text{ mm/s}^2$, 最大切向速度为 $v_{max} = 300 \text{ mm/s}$, 最大拐角约束速度为 100 mm/s 。开始执行自动切割操作, 直到完成所有的待加工切割材料。运动平台与刀具实际切割泡沫材料效果图如图 10 所示。



(a) 四轴运动平台 (b) 高速切割效果图

图 10 加工效果图

本设计裁床运动控制系统采用小线段逼近插补与利用改进 BP 神经网络离线训练 B 样条曲线插补结合负反馈校正的方法情况对比, 如表 1 所示。

表 1 小线段逼近插补与改进 BP 神经网络离线训练

B 样条插补结合负反馈校正的方法情况对比

插补方式	散点个数	拐角速度约束	轮廓误差	机头震动情况	时间/s
小线段插补	1503	否	1.2%	严重	12
		是	0.13%	轻微	5
本文算法	2012	否	0.1%	轻微	10
		是	0.064%	轻微	2.9

从表 1 中对比情况可以得出, 本文插补算法相对于小线段逼近插补方法, CAD 描述点数更多, 曲线更平滑, 轮廓误差更小, 加工时间短, 效率高。

4 结束语

针对小线段插补不连续问题, 本文提出了基于改进 BP 神经网络离线训练 B 样条曲线, 结合负反馈校正实现高精度预测插补。同时根据加工曲线曲率半径的变化完成速度前瞻规划。最后, 经过算法仿真与平台测试验证, 本文提出来的运动控制算法能够有效的解决裁床在高速加工中刀具抖动的问题。产生的曲线轨迹光滑, 加工时间较传统的加工方法, 明显缩短。

参考文献:

- [1] 岳 孜. 《中国制造 2025》背景下制造业智能化发展分析 [J]. 社会科学战线, 2016 (11): 261-264.
- [2] 朱 骥. 数控机床关键技术与发展趋势探析 [J]. 科技风, 2018 (16): 242-246.
- [3] 金 旭, 颜刚锋. 嵌入式多轴运动控制器编程系统设计 [J]. 计算机应用与软件, 2015, 32 (7): 228-231.
- [4] 黄建将. 智能数控裁床的研究与开发 [D]. 无锡: 江南大学, 2007.
- [5] 陈效力. 基于数控裁床运动性能的速度前瞻速度算法研究 [J]. 电子科技, 2017, 30 (10): 108-111.
- [6] 王允森, 杨东升, 刘荫忠, 等. NURBS 插补中的速度规划与参数计算 [J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20 (8): 1896-1902.
- [7] 邹再新, 李华兵. 神经网络在自由曲线插补中的应用研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019 (2): 51-52.
- [8] 魏效玲, 陈蕊, 李波. 基于神经网络的 NUBRS 曲线的插补改进研究 [J]. 河北工程大学学报 (自然科学版), 2013, 30 (4): 91-93.
- [9] 林 峰, 郑力新. 一种小线段平滑过渡轨迹控制算法的实现 [J]. 成都大学学报 (自然科学版), 2015, 34 (3): 292-296.
- [10] 杜金锋, 张立强, 等. 跳度限制的拐角运动学平滑算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30 (8): 1563-1571.
- [11] 赵 平, 胡韶华, 汪女辉. NURBS 曲线插补在数控加工中的应用研究 [J]. 机械设计与制造, 2016 (5): 167-170.
- [12] 李建刚, 孙喜庆, 等. 数控加工中 NURBS 曲线的小线段离散方法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2016, 48 (1): 53-57.
- [13] 董 辉, 张 琦, 等基于 STM32 的全自动贴片机控制系统设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (3): 79-82.