

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2006118

基于加工位置不确定的多工步数控 铣削工艺参数优化研究*

邓聪颖^{1,2}, 杨凯², 苗建国³, 马莹², 冯义²

(1.重庆大学机械工程学院 重庆 400030; 2.重庆邮电大学先进制造工程学院 重庆 400065;
3.四川大学空天科学与工程学院 成都 610065)

摘要:针对铣削稳定性评价指标极限切削深度随加工位置改变而变化,导致铣削工艺参数优化模型中稳定性约束具有不确定性问题,结合不同加工位置刀具频响函数和切削稳定性理论,建立加工空间极限切削深度广义回归神经网络(GRNN)预测模型,基于该GRNN模型完善铣削稳定性约束条件,进而构建以机床各运动部件位移与粗/精加工切削参数为变量,以粗/精加工总切削时间为目标的多工步数控平面铣削工艺参数优化模型,采用粒子群算法(PSO)求解该优化模型。以某企业加工中心展开实例研究,获取机床加工位置和粗/精加工主轴转速、切削深度、切削宽度、每齿进给量的优化配置,优化后粗/精加工总切削时间比优化前缩短22.47%,并通过该配置下的无颤振铣削加工验证了优化模型的有效性。

关键词:加工位置;多工步铣削;参数优化;广义回归神经网络

中图分类号:TH113.1 TG506.5 TP391 文献标识码:A 国家标准学科分类代码:430.3520

Process parameters optimization of multi-pass CNC milling considering uncertain machining position

Deng Congying^{1,2}, Yang Kai², Miao Jianguo³, Ma Ying², Feng Yi²

(1.School of Aeronautics and Astronautics, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2.School of Advanced Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
3.School of Aeronautics and Astronautics, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Limiting cutting depth for evaluating the milling stability is dependent on the machining position. The consequence is that the stability constraint of the process parameters optimization model has uncertain. To solve this problem, the tool tip frequency response functions at different machining positions are combined with the milling stability theory. Firstly, a general regression neural network (GRNN) is formulated for predicting the position-dependent limiting cutting depth, which can be used to determine the milling stability constraint. Then, a process parameters optimization model of multi-passes milling for minimizing cutting time is established. Displacements of the machine tool moving parts and cutting parameters for rough and finish milling processes are taken as variables. The particle swarm optimization algorithm (PSO) is utilized to solve this optimization model. A case study is implemented on a vertical machining center. The optimal combination of machining position and cutting parameters can be obtained, including the spindle speed, cutting depth, cutting width and feed rate per tooth. The total cutting time of the rough and finish processes decreases 22.47% after the optimization. There is no chatter during the milling process, which verifies the feasibility of the proposed optimization model.

Keywords: machining position; multi-pass milling; parameters optimization; general regression neural network (GRNN)

收稿日期:2020-02-25 Received Date:2020-02-25

* 基金项目:国家自然科学基金(51705058)、中国博士后科学基金(2018M633314)、重庆市基础科学与前沿技术项目(cstc2017jcyjAX0005)、重庆市博士后科研项目(XmT2018040)资助

0 引言

工艺参数制定是工艺规划的关键组成部分,不合理的工艺参数选择将导致加工过程出现颤振失稳,恶化零件加工表面质量、加速刀具与机床磨损,甚至使切削过程难以继续进行^[1]。因此,基于切削稳定性约束展开工艺参数优化研究,是在保证稳定切削前提下提高产品加工质量和加工效率的有效途径^[2-3]。

目前,国内外已有许多学者针对工艺参数优化模型建立与求解方法展开了研究。在工艺参数优化建模中,优化目标通常定位为降低加工成本、提高加工精度、减少加工能耗等^[4-5]。Subramanian等^[6]以平面铣削过程最低能耗为目标建立优化模型,采用遗传算法进行求解。马峰等^[7]建立以低能耗少切削液为目标的多目标优化模型,并采用非支配排序遗传算法-II求解。邓朝晖等^[8]以高能量效率、低碳排放和高材料去除率为目标建立多目标优化模型,结合灰色关联分析和量子遗传算法将其转化为单目标优化模型求解。现有研究大多针对粗加工或精加工的局部优化,将粗加工、精加工融为整体进行全局优化的相对较少。李聪波等^[9-10]针对多工步加工过程中的工艺参数进行能效优化,建立能量效率与加工成本等目标函数,采用多目标粒子群算法与连续禁忌算法求解多目标优化模型,获取切削参数和工步数的优化配置。李爱平等^[11]以最低加工能耗与最高生产率为目标,构建平面端铣粗/精加工总能耗模型与总生产率模型,采用遗传算法获取粗/精加工铣削参数与加工余量优化值。

然而,上述研究建立的工艺参数优化模型大多忽略了切削稳定性约束,导致预测的工艺参数优化组合在实际切削过程中仍对应颤振。同时,加工过程中工件与刀具的相对位置变化改变机床结构分布,引起机床系统质量、刚度与阻尼矩阵发生变化,影响刀具-工件系统动态特性,进而改变加工系统切削稳定性^[12-13]。但目前,工艺参数优化模型中的切削稳定性约束,大多采用固定工位的加工系统动态特性计算获取,尚未考虑其加工位置依赖性,限制工艺参数优选范围,降低工艺参数优化精度。本课题组在前期研究中已采用支持向量回归机(support vector regression, SVR)模型表达极限切削深度与加工位置的函数关系,并以该SVR模型完善切削稳定性约束建立铣削参数优化模型^[2]。然而,该优化模型只能获取具有最大材料切除率的初始加工位置,仍然未考虑加工过程中走刀引起的极限切削深度变化。同时,在采用扩充训练样本方式进一步提高极限切削深度预测精度时,SVR模型训练效率较低,局限其在实际工程中的应用。

针对上述问题,本文引入加工位置变化对切削稳定

性的影响,首先构建以机床各运动部件位移、主轴转速、切削宽度、每齿进给量为输入,极限切削深度为输出的切削稳定性广义回归神经网络(general regression neural network, GRNN)预测模型;其次,统筹考虑加工位置与工艺参数协同优化问题,以粗/精加工过程总切削时间为目标函数,以极限切削深度GRNN预测模型作为切削稳定性,建立具有加工位置效应的多工步数控平面铣削工艺参数优化模型;最后,采用粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)进行优化求解,获取各运动部件位移与各工步切削参数的最优配置,并通过切削实验验证了该优化模型的有效性。

1 切削稳定性 GRNN 预测模型

1.1 切削稳定性加工位置效应

切削稳定性通常采用式(1)中极限切削深度 a_{plim} 表达,当选择的切削深度超过极限值时加工系统就会发生颤振^[14]。

$$a_{plim} = -\frac{2\pi A_R [1 + (A_I/A_R)^2]}{K_I N}$$

$$A = (A_R + A_I i) = -\frac{1}{2a_0} (a_1 \pm \sqrt{a_1^2 - 4a_0}) \quad (1)$$

$$a_0 = G_{xx} G_{yy} (\alpha_{xx} \alpha_{yy} - \alpha_{xy} \alpha_{yx})$$

$$a_1 = \alpha_{xx} G_{xx} + \alpha_{yy} G_{yy}$$

式中: K_I 为切向切削力系数; N 为刀具齿数; A_R 、 A_I 分别为系统特征值的实部与虚部; G_{xx} 与 G_{yy} 为刀具前端 x 与 y 向直接频率响应函数; α_{xx} 、 α_{yy} 、 α_{xy} 、 α_{yx} 为平均方向性系数。 G_{xx} 或 G_{yy} 可按下式获取^[14]。

$$G = \sum_{r=1}^n \frac{A_{rx}}{\omega_{nr}^2 - \omega^2 + i2\xi_r \omega \omega_{nr}} \quad (2)$$

$$\xi_r = c_r / (2m_r \omega_{nr})$$

$$\omega_{nr}^2 = k_r / m_r$$

式中: ω_{nr} 、 k_r 、 m_r 、 c_r 、 ξ_r 、 A_r 分别表示 r 阶模态固有频率、模态刚度、模态质量、模态阻尼、模态阻尼比与模态常数。当机床各运动部件发生位移时,引起机床系统整体结构分布与结合部接触位置变化,改变机床系统刚度、质量与阻尼分布,使式(2)表达的频率响应函数发生变化,进而改变式(1)中极限切削深度。

1.2 GRNN

由于极限切削深度具有加工位置依赖性,本文结合切削稳定性理论与GRNN建立其与各运动部件位移的函数关系。GRNN基于非线性回归理论,是径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的分支,具有良好的非线性逼近性能,由图1所示的输入层、模式层、求和层与输出层组成^[15-16]。

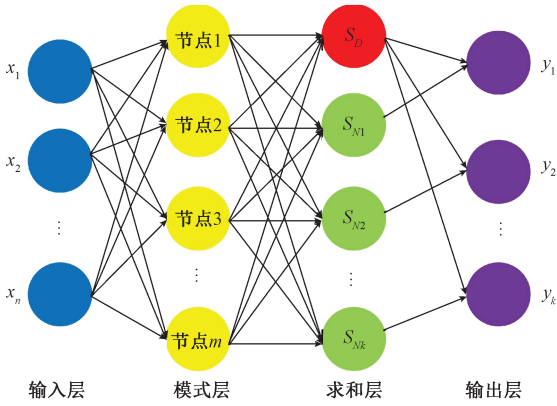


图1 GRNN拓扑结构

Fig.1 Topological structure of GRNN

输入层神经元通过简单的线性函数将输入信息传递到模式层,其数目等于训练样本中输入向量的维数。模式层是径向基层,神经元数目等于训练样本数目 n ,各神经对应不同的样本,该层传递函数为^[17]:

$$p_i = \exp \left[- \frac{(\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)}{2\sigma^2} \right] \quad (3)$$

式中: p_i 模式层第 i 个神经元输出; \mathbf{X} 表示网络输入变量; \mathbf{X}_i 为第 i 个神经元对应训练样本; σ 为光滑因子。

求和层由两类神经元组成,第1类神经元 S_D 根据式(4)计算模式层各神经元输出的数值和;第2类神经元根据式(5)计算模式层各神经元输出的加权和,权值为各训练样本的期望输出值^[17]。

$$S_D = \sum_{i=1}^n p_i = \sum_{i=1}^n \exp \left[- \frac{(\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)}{2\sigma^2} \right] \quad (4)$$

$$S_{N_j} = \sum_{i=1}^n y_{ij} p_i = \sum_{i=1}^n y_{ij} \exp \left[- \frac{(\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)}{2\sigma^2} \right] \quad (5)$$

式中: S_D 为1类神经元输出; S_{N_j} 为求和层第 j 个2类神经元的输出; y_{ij} 为第 i 个训练样本对应的期望输出向量中的第 j 个元素值。

输出层神经元数目等于训练样本中输出向量的维数,第 j 个神经元输出值 y_j 为^[15,17]:

$$y_j = S_{N_j} / S_D \quad (6)$$

从GRNN结构可看出,其训练过程不需要迭代,收敛速度快于常用的反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)。当训练样本确定时,唯一需要确定的就是光滑因子 σ 。若 σ 取值较大,网络输出近似于样本因变量的平均值;若 σ 趋于0时,容易出现过学习现象,网络泛化能力差。本文通过定义 σ 初始值并对其进行按一定步长修正,反复代入GRNN训练过程获取理想的 σ 值。

2 加工空间多工步数控平面铣削高效优化模型

2.1 优化变量确定

铣削加工过程中,主轴转速 Ω 、切削深度 a_p 、切削宽度 a_e 和每齿进给量 f_z 的不同会直接影响铣削效率和铣削质量,同时机床运动部件位移 (x, y, z) 也会改变铣削稳定性。因此,确定上述7个参量为优化变量,综合研究其对目标的影响更符合实际工况。

2.2 优化目标确定

本文将粗加工、精加工过程视为一个整体,以两个加工阶段的总切削时间为目标对铣削效率进行全局优化。

平面数控铣削加工中,往往采用图2所示的 zig-zag 的走刀方式进行逐层铣削,涉及到多层多工步加工问题^[18]。图2中, N_h 为刀具轴向切削层数,由铣削深度 a_p 与铣削总高度 H_p 确定; N_w 为刀具径向工步数,由铣削宽度 a_e 和铣削总宽度 W_p 确定。为保证平面完整加工,轴向层数 N_h 包含 $(N_h - 1)$ 层粗加工与1层精加工,径向工步数 N_w 包含 $(N_w - 1)$ 步粗加工与1步精加工。因此,粗/精加工全局总切削时间 T_i 可表达为:

$$\begin{aligned} T_i &= T_c + T_j \\ T_c &= \frac{L_p}{\Omega_c N f_{zc}} \cdot (N_h - 1) \cdot (N_w - 1) \\ T_j &= \frac{L_p a_{ec} (N_w - 1)}{\Omega_{j1} N f_{zj1} a_{ej1}} + \frac{L_p}{\Omega_{j2} N f_{zj2} a_{pj2}} + \frac{L_p}{\Omega_{j3} N f_{zj3}} \quad (7) \\ H_p &= a_{pc} (N_h - 1) + \Delta a_{pj} \\ W_p &= a_{ec} (N_w - 1) + \Delta a_{ej} \end{aligned}$$

式中: L_p 为待加工平面的总长度; Ω_c 、 a_{pc} 、 a_{ec} 、 f_{zc} 和 Ω_j 、 a_{pj} 、 a_{ej} 、 f_{zj} 分别为粗加工和精加工阶段的主轴转速、切削深度、切削宽度和每齿进给量; Δa_{pj} 与 Δa_{ej} 为刀具轴向和径向精加工切削余量。

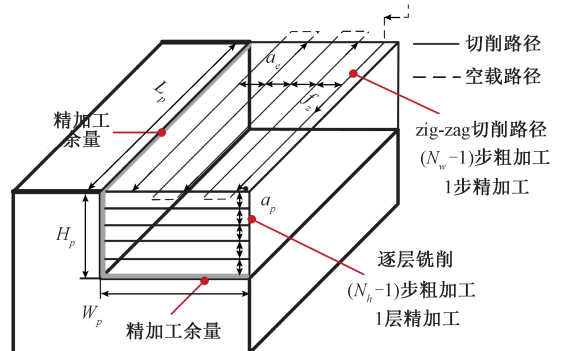


图2 Zig-zag走刀路径和逐层铣削

Fig.2 The zig-zag tool path and step by step milling

2.3 约束条件

优选的多工步数控平面铣削工艺参数除满足定义域约束以外,还需要满足基于工艺要求与机床条件建立的约束关系。

1) 切削稳定性约束。粗/精加工阶段的切削深度必须小于对应的极限切削深度:

$$a_p \leq a_{plim} = f(x, y, z, \Omega, a_c, f_z) \quad (8)$$

式中:极限轴向切削深度 a_{plim} 由 GRNN 预测模型获取。考虑 a_{plim} 不仅随初始加工位置的变化而变化,还受限于加工过程中因走刀而引起的刀具与工件相对位置的变化, a_{plim} 为由机床各运动部件 x, y, z 与待加工平面尺寸 L_p, W_p, H_p 确定的加工空间中 a_{plim} 的最小值,并且粗/精加工阶段对应的极限切削深度值不同。

2) 切削功率约束。机床加工功率 P_r 应小于机床能提供的最大有效功率 $P_{max}^{[10]}$:

$$P_r = \frac{C_F a_p^{x_F} f_z^{y_F} a_c^{u_F} N_t \pi}{1000 D_t^{q_F} \Omega^{w_F}} K_F \leq \eta P_{max} \quad (9)$$

式中: D_t 为刀具直径; η 为机床效率有效系数; $K_F, C_F, x_F, y_F, u_F, q_F, w_F$ 为相关切削力系数。

3) 刀具寿命约束。为保证低成本切削,粗/精加工阶段工艺参数的选择必须满足刀具寿命约束^[10]:

$$T_{life} = \frac{K_c^{1/q} C_v^{1/q} D_t^{(a-1)/q}}{\Omega^{1/q} f_t^{d/q} a_p^{e/q} a_c^{g/q} N_t^{w/q}} \geq T_{min} \quad (10)$$

式中: T_{min} 为最小刀具寿命; $K_c, C_v, q, a, d, e, g, w$ 为与工件材料和切削条件相关的刀具寿命系数。

4) 粗糙度约束。粗/精加工阶段各粗糙度值必须小于允许值 $R_{amax}^{[10]}$:

$$R_a = 318 \frac{f_z^2}{\tan(\theta_{ja}) + \cot(\theta_{ba})} < R_{amax} \quad (11)$$

式中: θ_{ja}, θ_{ba} 分别为刀具前角与后角。

在粗/精加工阶段的铣削参数优化都必须满足上述约束条件,因此多工步数控平面铣削高效优化模型如下:

$$\text{Minimize: } f(U) = \min(T_t)$$

$$U = (x \ y \ z \ \Omega_{sc} \ a_{pc} \ a_{ec} \ f_{zc} \ \Omega_j \ a_{pj} \ a_{ej} \ f_{zj})^T$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} U_{min} < U < U_{max} \\ a_{pc} \leq a_{plim} \\ a_{pj} \leq a_{plimj} \\ [T_{lijec} \ T_{lijej}] \leq T_{min} \\ [P_{rc} \ P_{rj}] \leq \eta P_{max} \\ [R_{ac} \ R_{aj}] \leq R_{amax} \end{cases} \quad (12)$$

式中: U_{min}, U_{max} 分别为各设计变量最小值与最大值组成的矩阵; 脚标 c, f 分别代表粗/精加工过程。

3 工艺参数优化案例分析

如图3所示,本试验在一台立式加工中心上进行平面铣削,工作台、床鞍、主轴分别沿着 x, y, z 方向移动,对应移动范围为 $0 \sim 700, 0 \sim 400, 0 \sim 400$ mm; 工件材料选用45号钢,长、宽、高尺寸分别为 $80, 60, 100$ mm; 采用硬质合金刀具加工,刀具直径为 20 mm, 刀具前角与后角分别为 $10^\circ, 15^\circ$; 最小刀具寿命为 60 min, 寿命系数 $K_c, C_v, q, a, d, e, g, w$ 为 $318, 262, 0.37, 0.44, 0.24, 0.12, 0.26, 0.13$; 机床额定功率 8 kW, 效率有效系数 $\eta = 0.8$, $K_F, C_F, x_F, y_F, u_F, q_F, w_F$ 为 $1.0, 119, 0.9, 0.76, 0.83, 0.81, 0.15$; 总切削长度 L_p 、切削宽度 W_p 、切削厚度 H_p 分别为 $80, 40, 60$ mm, 要求粗/精加工工件表面粗糙度 R_a 不超过 $6.3 \mu\text{m}$ 。

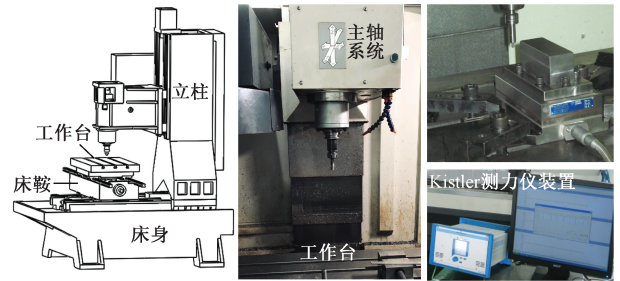


图3 数控机床与待加工工件

Fig.3 The machine tool and workpiece to be machined

3.1 极限切削深度 GRNN 模型建立

根据式(1)可知,获取不同加工位置点的频率响应函数是计算加工空间极限切削深度的前提。因此,以各运动部件 x, y, z 方向的位移为设计变量,首先采用正交实验设计方法将机床工作空间离散化,形成表1所示的因素水平和表2所示的64组正交实验方案,然后依次采用锤击法模态实验获取64个加工位置 x, y 向的频率响应函数。

表1 各向运动部件位移因素水平表

Table 1 Displacement factors of moving parts

		in all directions								mm
		水平								
方向		1	2	3	4	5	6	7	8	
x		70	180	260	350	440	520	600	680	
y		50	100	150	200	250	300	350	400	
z		50	100	150	200	250	300	350	400	

铣削参数 Ω, a_p, a_c, f_z 的变化范围分别为 $1000 \sim 6000$ r/min, $0.2 \sim 12$ mm, $0.2 \sim 20$ mm, $0.01 \sim 0.2$ mm/z,

表 2 加工空间模态实验正交表
Table 2 Orthogonal table of machining space modal experiment

序号	x	y	z	序号	x	y	z	序号	x	y	z	序号	x	y	z	序号	x	y	z
1	7	4	6	14	6	6	1	27	4	5	8	40	1	3	3	53	3	2	4
2	3	8	6	15	8	7	2	28	2	6	5	41	1	6	6	54	6	3	8
3	7	1	7	16	3	1	3	29	8	8	1	42	2	3	4	55	6	7	4
4	6	5	2	17	8	5	4	30	6	2	5	43	8	3	6	56	7	2	8
5	3	3	1	18	4	2	3	31	5	6	2	44	8	1	8	57	1	5	5
6	4	4	1	19	7	5	3	32	1	1	1	45	3	6	8	58	5	8	4
7	5	7	3	20	3	5	7	33	1	2	2	46	1	4	4	59	1	8	8
8	5	3	7	21	6	4	7	34	5	5	1	47	7	6	4	60	2	1	2
9	4	3	2	22	2	4	3	35	3	4	2	48	8	4	5	61	6	8	3
10	2	7	8	23	5	4	8	36	8	2	7	49	5	1	5	62	3	7	5
11	4	6	7	24	8	6	3	37	6	1	6	50	4	7	6	63	1	7	7
12	2	2	1	25	5	2	6	38	2	8	7	51	2	5	6	64	7	8	2
13	4	1	4	26	7	7	1	39	4	8	5	52	7	3	5				

以 150 r/min、0.5 mm、0.02 mm/z 为间隔对 Ω 、 a_e 、 f_z 的变化区间进行插值处理形成 $34 \times 40 \times 10$ 组切削参数组合, 结合 64 组加工位置变量 x 、 y 、 z 共形成 $64 \times 34 \times 40 \times 10 = 870\ 400$ 组样本, 将各组样本对应的频率响应函数和切削参数代入式(1)计算, 得到 870 400 组极限切削深度 a_{plim} 。

对 870 400 组样本数据进行归一化处理, 随机选择 870 300 组作为训练样本进行 GRNN 模型创建和训练, 剩余 100 组样本作为检验样本进行仿真预测与误差分析。首先选择几个光滑因子 σ 值进行试算, 针对每个 σ 值建立 GRNN 模型并预测检验样本对应的极限切削深度归一化值, 采用预测值与真实值计算无量纲均方误差 MSE , 确定具有最小均方误差的 $\sigma = 0.01$ 为初始值 σ_0 ; 然后以学

习效率 $\eta = 0.000\ 5$ 采用式(13)更新 σ 建立 GRNN 预测模型, 当迭代步数 i 对应的 $MSE < 0.000\ 1$ 时停止迭代, 此时 σ_i 值为训练最佳值。

$$\sigma_i = \sigma_0 - \eta \times i \tag{13}$$

在迭代运算中, 当 $\sigma = 0.004\ 5$ 时计算的 MSE 值为 0.000 056, 首次出现 $MSE < 0.000\ 1$, 因此本文最终确定 $\sigma = 0.004\ 5$ 。图 4(a) 所示为对比描述了 100 组检验样本 a_{plim} 实际值与 GRNN 模型预测值, 可看出两者吻合程度较高。图 4(b) 所示为为进一步描述 a_{plim} 实际值与预测值之间的误差百分比绝对值分布, 并列出了 BPNN、RBF 的训练效果, 说明 GRNN 更适用于预测具有位置效应的 a_{plim} , 图 4(c) 所示描述了极限切削深度在加工空间的动态变化。

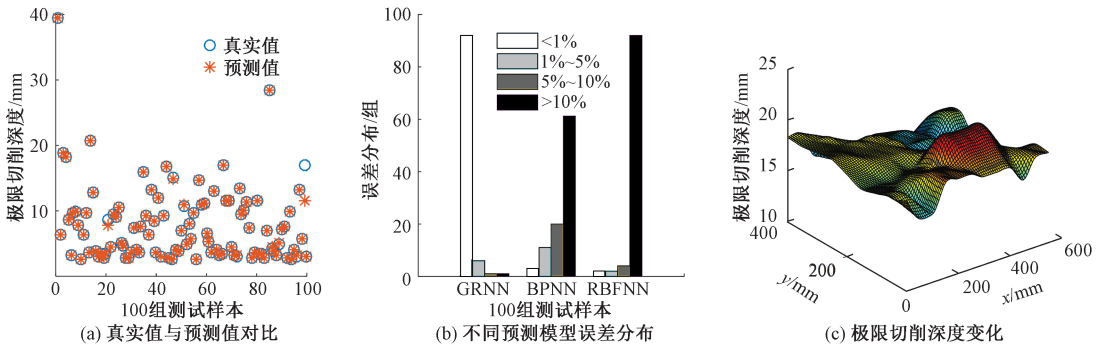


图 4 GRNN 预测精度与极限切削深度加工位置效应

Fig.4 Prediction accuracy of GRNN and machining position-dependent limiting axial cutting depth

3.2 基于 POS 算法的工艺参数优化

图 4(c) 表明在铣削工艺参数优化中考虑加工位置的必要性。本文采用 PSO 算法进行寻优计算, 以机床各

运动部件位移和粗/精加工阶段切削参数为优化变量, 将种群数量设置为 100, 最大迭代次数 k_{max} 为 500, 以式(7)中粗/精加工全局总切削时间函数作为适应度函数, 在寻

迭代中粒子位置、速度以及权重按式(14)计算:

$$\begin{aligned} v_{ij}^{k+1} &= w_p v_{id}^k + c_1 r_1 (P_{best\ ij}^k - p_{ij}^k) + c_2 r_2 (G_{best\ ij}^k - p_{ij}^k) \\ p_{ij}^{k+1} &= p_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \\ w_p &= w_{max} - (k+1)^2(w_{max} - w_{min}) / (k_{max}^2) \end{aligned} \quad (14)$$

式中: p_{ij} 和 v_{ij} 分别为第 i 个粒子第 j 个元素的位置与速度值;学习因子 c_1 和 c_2 为 1.45; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间随机数; P_{best} 和 G_{best} 为具有最优适应度值的个体与种群最佳位置,惯性权重 w 随迭代次数更新, w_{max} 和 w_{min} 设置为 0.4 和 0.9。

238 次迭代计算后的适应度值趋于收敛,粗/精加工

总切削时间 T_i 全局优化结果如表 3 所示。从表 3 可看出,切削时间取决于粗加工阶段时间,该阶段各切削参数值主要受限于机床额定功率。同时,对比分析表 3 中列出的数控机床企业提供的经验方案,粗/精加工全局优化对应的总切削时间更少。采用表 3 中工艺参数优化组合在图 3 所示机床上进行铣削实验,实验过程中首先驱动各运动部件到达指定加工位置,然后对工件依次进行粗/精阶段平面铣削,并通过测力仪记录铣削过程的切削力信号。粗加工阶段拾取信号的频谱分析如图 5 所示,图 5 中主导振动频率 112.9 Hz 对应刀齿切削频率,表明铣削过程未发生颤振,满足切削稳定性约束。

表 3 粗/精加工过程工艺参数优化结果

Table 3 Optimization results of process parameters in rough and finish machining process

方法	加工位置/mm			加工顺序	主轴转速 $\Omega / (\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	切削深度 a_p / mm	切削宽度 a_e / mm	进给量 $f_z / (\text{mm} \cdot \text{z}^{-1})$	轴向层数	径向工步	功率/kW	切削时间/min	
	x	y	z									单次	总和
全局优化	95	279	298	1	1 693	2.99	11.30	0.12	20	3	5.86	5.906	7.696
				2	3 168	0.20	16.95	0.05	1	2	0.63	0.253	
				3	1 856	2.34	6.10	0.19	25	1	4.32	1.418	
				4	1 685	1.50	6.10	0.10	1	1	1.64	0.119	
经验方案	300	200	150	1	2 500	4.60	3.50	0.15	13	11	5.39	7.627	9.927
				2	2 000	0.20	3.50	0.15	1	11	0.10	1.100	
				3	2 000	5.00	1.50	0.10	12	1	1.74	1.200	

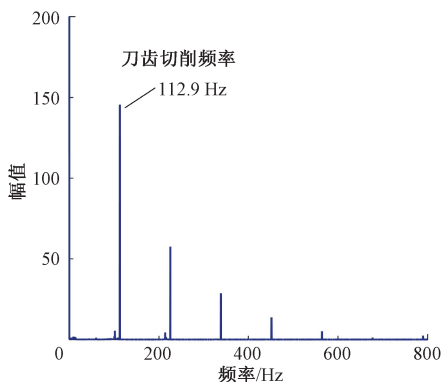


图 5 铣削过程切削力频谱图

Fig.5 Spectrum of measured cutting force signal

4 结 论

本文以机床各运动部件位移表达加工位置,结合不同位置的刀具响应函数和铣削稳定性理论,建立极限切削深度 GRNN 模型,预测其在加工空间的动态变化,为不同加工位置切削参数的选择提供依据。

本文将粗/精加工视为整体,以机床各运动部件位移与各加工阶段切削参数为优化变量,以粗/精加工切削总时间为优化目标,引入极限切削深度 GRNN 模型作为稳定性约束,建立多工步数控平面铣削工艺参数优化模型。

本文采用 PSO 算法对建立的模型进行寻优求解,获取机床各运动部件位移与粗/精加工阶段切削参数的优化配置,并通过采用该配置进行铣削实验验证了优化模型的有效性,为实现加工空间数控机床高效铣削提供了一种研究方法。

参考文献

- [1] 谢锋云, 陈红年, 江炜文, 等. 基于模态区间的数控机床切削状态监测[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(12): 2900-2907.
- XIE F Y, CHEN H N, JIANG W W, et al. Cutting state monitoring of NC machine tool based on modal interval[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(12): 2900-2907.
- [2] 邓聪颖, 冯义, 魏博, 等. 基于 SVR-GA 算法的广义加工空间机床切削稳定性预测与优化研究[J]. 仪器仪表

- 表学报, 2019, 40(10): 227-236.
- DENG C Y, FENG Y, WEI B, et al. Research on the prediction and optimization of machine tool cutting stability in generalized manufacturing space based on support vector regression machine and genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(10): 227-236.
- [3] 胡瑞飞, 殷鸣, 刘雁, 等. 切削稳定性约束下的铣削参数优化技术研究[J]. 机械工程学报, 2017, 53(5): 190-198.
- HU R F, YIN M, LIU Y, et al. Optimization of milling parameters under constrain of process stability [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53 (5): 190-198.
- [4] NAIR A, GOVINDAN P, GANESAN H. A comparison between different optimization techniques for CNC end milling process [J]. Procedia Engineering, 2014, 97: 36-46.
- [5] ZERTI A, YALLESE M A, MEDDOUR I, et al. Modeling and multi-objective optimization for minimizing surface roughness, cutting force, and power, and maximizing productivity for tempered stainless steel AISI 420 in turning operations[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 102: 135-157.
- [6] SUBRAMANIAN M, SAKTHIVEL M, SOORYAPRAKASH K, et al. Optimization of end mill tool geometry parameters for al7075-t6 machining operations based on vibration amplitude by response surface methodology[J]. Measurement, 2013, 46(10): 4005-4022.
- [7] 马峰, 张华, 曹华军. 面向低能耗少切削液的多目标加工参数优化[J]. 机械工程学报, 2017, 53(11): 157-163.
- MA F, ZHANG H, CAO H J. Multi-objective machining parameters optimization for low energy and minimum cutting fluid consumption [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(11): 157-163.
- [8] 邓朝晖, 符亚辉, 万林林, 等. 面向绿色高效制造的铣削工艺参数多目标优化[J]. 中国机械工程, 2017, 28(19): 2365-2372.
- DENG ZH H, FU Y H, WAN L L, et al. Multi objective optimization of milling process parameters for green high-performance manufacturing [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(19): 2365-2372.
- [9] 李聪波, 朱岩涛, 李丽, 等. 面向能量效率的数控铣削加工参数多目标优化模型[J]. 机械工程学报, 2016, 52(21): 120-129.
- LI C B, ZHU Y T, LI L, et al. Multi-objective CNC milling parameters optimization model for energy efficiency[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(21): 120-129.
- [10] 陈行政, 李聪波, 李丽, 等. 面向能效的多工步数控铣削工艺参数多目标优化模型[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(2): 538-546.
- CHEN X ZH, LI C B, LI L, et al. Multi-objective parameter optimization model of multi-pass CNC milling for energy efficiency [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(2): 538-546.
- [11] 李爱平, 鲍进, 李聪, 等. 基于低能耗的平面端铣粗/精加工参数全局多目标优化[J]. 中国机械工程, 2015, 26(14): 1888-1894.
- LI AI P, BAO J, LI C, et al. Global optimization with multi-targets for rough and finish end-milling parameters based on minimum energy performance [J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(14): 1888-1894.
- [12] 邓聪颖, 刘蕴, 殷国富, 等. 基于响应面方法的数控机床空间动态特性研究[J]. 工程科学与技术, 2017, 49(4): 211-218.
- DENG C Y, LIU Y, YIN G F, et al. Research on machine tool spatial dynamic characteristics based on response surface method [J]. Advanced Engineering Sciences, 2017, 49(4): 211-218.
- [13] LAW M, ALTINTAS Y, PHANI A S. Rapid evaluation and optimization of machine tools with position-dependent stability[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2013, 68(3): 81-90.
- [14] ÖZŞAHİN O, BUDAK E, ÖZGÜVEN H N. In-process tool point FRF identification under operational conditions using inverse stability solution[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2014, 89: 64-73.
- [15] 张旭博, 徐颖, 张婷颖, 等. 基于GRNN建立开孔型多孔玻璃吸声性能模型[J]. 西北工业大学学报, 2019, 37(1): 64-69.
- ZHANG X B, XU Y, ZHANG T Y, et al. Building sound absorption performance model of porous glass based on GRNN [J]. Journal of Northweatern Polytechnical

University, 2019, 37(1): 64-69.

- [16] 王慧莹, 吴亮红, 梅盼盼, 等. 果蝇优化广义神经网络的风电功率短期预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(6): 177-183.
WANG H Y, WU L H, MEI P P, et al. Fruit fly optimization based generalized regression neural network for wind power short-term prediction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(6): 177-183.
- [17] 孔国利, 张璐璐. 遗传算法的广义回归神经网络建模方法[J]. 计算机工程与设计 2017, 38(2): 488-492.
KONG G L, ZHANG L L. Generalized regression neural network modeling method based on genetic algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2017, 38(2): 488-492.
- [18] 吴磊. 面向能耗的数控加工刀具直径及工艺参数集成优化模型与方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2017.
WU L. Research on integrated cutter diameter and cutting parameter optimization model and method for energy-aware CNC machining [D]. Chongqing: Chongqing University, 2017.

作者简介



邓聪颖, 2012年和2016年于四川大学分别获得学士学位和博士学位, 现为重庆邮电大学副教授, 主要研究方向为数控机床动力学、数字化设计与制造。

E-mail: dengcy@cqupt.edu.cn

Deng Congying received her B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Sichuan University in 2012 and 2016, respectively. She is currently an associate professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. Her main research interests include the CNC machine tool dynamics and digital design and manufacturing.



苗建国(通信作者), 2014年和2017年于四川大学分别获得学士学位和硕士学位, 现为四川大学博士研究生, 主要研究方向为故障诊断与装备健康评估。

E-mail: jianguomiao1992@163.com

Miao Jianguo (Corresponding author) received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Sichuan University in 2014 and 2017, respectively. He is currently a Ph. D. candidate at Sichuan University. His main research interests include equipment fault diagnosis and health assessment.