

基于支持向量机和粒子群算法的钛合金铣削加工参数优化

向国齐¹, 殷国富²

(1. 攀枝花学院资源与环境工程学院, 攀枝花 617000;

2. 四川大学制造科学与工程学院, 成都 610054)

[摘要] 钛合金材料在加工过程中受铣削力影响易于产生变形而影响加工效果, 为保证加工质量, 提高生产效率及降低加工成本, 研究切削加工参数的合理选择非常重要。对钛合金材料 Ti6Al4V 铣削加工进行有限元数值计算, 结合试验设计方法构建了基于支持向量机的切削力预测模型, 以材料去除率为优化目标, 提出了一种基于支持向量机和粒子群算法的优化方法, 对钛合金铣削加工参数进行了优化。结果表明, 该方法准确、高效、可行, 为钛合金加工工艺参数优化提供一种新的方法, 具有良好的推广价值。

关键词: 钛合金; 正交试验; 支持向量机; 粒子群算法; 参数优化

Cutting Parameters Optimization of Titanium Alloy Milling Process Based on Support Vector Machine and Particle Swarm Algorithm

XIANG Guoqi¹, YIN Guofu²

(1. School of Resources and Environmental Engineering, Panzhihua University, Panzhihua 617000, China;

2. School of Manufacturing Science and Engineering, Sichuan University, Chengdu 610054, China)

[ABSTRACT] Titanium alloys are widely used in aviation fields, the processing quality of this materials will be affected by the milling force. In order to guarantee the machining quality, improve production efficiency and reduce cost, the cutting parameters of the titanium alloy are reasonable selected, which play an important role. In this paper, the titanium alloy Ti6Al4V milling process is analyzed by finite element method, a milling force prediction model is established based on support vector machine (SVM). The design methodology based on SVM and particle swarm optimization (PSO) is proposed for titanium alloy milling process cutting parameters. The results show that this methodology is feasible and highly effective, and thus can be used in the machining process parameters optimum and other material processing fields.

Keywords: Titanium alloy; Orthogonal experiment ; SVM; PSO; Parameter optimization

DOI:10.16080/j.issn1671-833x.2016.23/24.100

钛合金材料具有抗高温、高强度、耐磨性好、抗腐蚀性能好等优良特性, 广泛应用到航空航天、汽车、铁路交通、化工、石油、医疗等领域^[1]。同时钛合金材料具有弹性模量小、导热性差和加工硬化严重等特点, 属于难加工材料, 因此研究钛合金加工尤其是铣削加工性能, 优化加工工艺参数, 对提高加工效率和控制质量, 降低制造成本, 促进钛合金应用具有重要的实际意义。

目前, 国内外很多学者对钛合金高速铣削工艺参数优化作出了大量的研究, Andre 等^[2]以加工效益作为优化目标, 采用遗传算法求解的方法对铣削参数进行优化研究。Sardifias 等^[3]以切削力、表面粗糙度和加工成本为优化目标, 建立多目标优化模型, 对铣削加工参数进行优化研究。Zain 等^[4]采用神经网络预测模型和遗传算法对钛合金铣削加工零件表面粗糙度进行了预测和

优化。Özel 等^[5]采用有限元方法建立了 Ti6Al4V 的 3D 有限元模型, 分析了不同加工参数对切削力、切削温度影响, 对表面粗糙度进行预测。国内学者陈建玲等^[6]以生产效率最大和刀具寿命消耗率最小为目标, 建立了钛合金铣削参数优化模型, 采用扩展非支配排序遗传算法进行多目标优化; 时政博等^[7]以提高刀具寿命和加工效率为目标, 通过预测铣齿功率大小和在线监控机床振动稳定性方法对切削参数进行优化; 张青等^[8]提出了采用粒子群算法寻优, 以加工时间和材料切除率为优化目标, 实现了铣削工艺参数优化。贾兴民等^[9]以切削力、切削振动为约束条件, 材料切除率为优化目标, 研究了不同约束条件下的工艺参数优化组合; 毛文革^[10]提出了钛合金切削加工的工艺措施; 任军学等^[11]以 TC17 为研究对象, 研究了不同刀具结构参数对钛合金表面完整

性的影响。

目前的优化方法大多是采用经验公式作为优化函数,少数也采用响应面法或神经网络模型预测法,均存在模型精度不足、得到的可能是局部优化解等缺点。

支持向量机是建立在统计学 VC 维理论和结构风险最小原理基础上,用于解决小样本、强非线性、高维数、局部极小点等非参数回归建模问题的有效方法^[12],具有很强的泛化能力。大量事例表明,支持向量机比常用的响应面、Kriging 模型和神经网络模型具有更好的回归性能。

本文采用支持向量机代理模型技术,以材料去除率为优化目标,以切削力、表面粗糙度、刀具寿命等为约束条件,进行粒子群算法寻优的铣削加工参数优化研究。

1 试验设计与分析

以钛合金 Ti6Al4V 为研究对象,经大量研究和分析发现,衡量 Ti6Al4V 铣削加工性能指标主要有加工效率、加工成本和表面质量等,主要体现在切削力大小、加工表面质量、刀具寿命和材料去除率等性能指标,在加工工艺条件一定情况下,影响这些指标的主要因素包括切削速度、铣削深度、每齿进给量和铣削宽度 4 个加工参数,为此,分别用试验和有限元理论计算方法研究不同加工参数对性能指标的影响。

在试验时选用硬质合金刀具,前角为 10° ,后角为 6° ,切削刃钝圆半径 r 为 0.001mm ,钛合金材料属性参数密度 4.45g/cm^3 、弹性模量 103GPa 、热传导系数 $6.8\text{W}/(\text{m}\cdot\text{K})$ 、比热容 $611\text{J}/(\text{kg}\cdot\text{K})$ 、泊松比 0.3,采用动态测力仪获取切削力,采用粗糙度仪 Mitutoyo SurfTest SJ-310 获取表面粗糙度值,以单位时间内铣削材料体积作为材料去除率^[13],以刀具磨损量作为刀具磨钝测量参数^[14],磨损大小衡量刀具寿命。为减少试验次数,选用多因素正交试验设计方法进行样本步点,采用 $L_{16}(4^4)$ 正交表进行试验^[7],得到 16 组试验结果。

同时,选择 Johnson-Cook 模型作为本构模型,建立了 Ti6Al4V 有限元计算模型,如图 1 所示。

通过计算分析,得到了给定的切削参数下切削力随

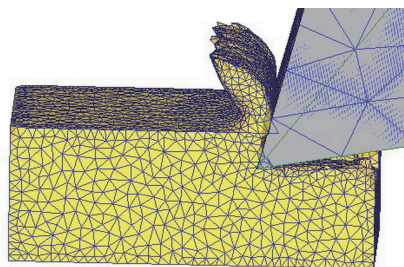


图1 钛合金有限元分析模型

Fig.1 Titanium alloy finite element model

时间的变化曲线,在初始切削时受切削振动影响,切削力增加幅度大,随后进入塑性切削切削力减小并很快趋于稳定,由于节点不断分离,切削力不断出现小范围波动,取稳定后的平均值作为切削力。

为了验证有限元方法有效性,将 16 组计算结果与试验数据对比,如表 1 所示,相对误差都在 8% 以内,说明数值计算准确有效。

表1 训练样本

序列号	铣削深度 a/mm	每齿进给量 $z/(\text{m}\cdot\text{min}^{-1})$	切削速度 $v/(\text{m}\cdot\text{min}^{-1})$	铣削宽度 a/mm	切削力 /N	
					计算值	试验值
1	1.4	0.06	100	11	405	403
2	1.4	0.14	80	5	122	129
3	1.4	0.02	120	8	189	193
4	1.4	0.1	60	14	415	418
5	1	0.06	60	8	300	296
6	1	0.14	120	14	479	472
7	1	0.02	80	11	139	142
8	1	0.1	100	5	275	268
9	0.6	0.14	60	11	375	381
10	0.6	0.06	120	5	233	239
11	0.6	0.1	80	8	181	185
12	0.6	0.02	100	14	82	84
13	0.2	0.14	100	8	133	136
14	0.2	0.06	80	14	28	29
15	0.2	0.1	120	11	129	126
16	0.2	0.02	60	5	23	24

2 支持向量机代理模型构建

给定样本集 $D = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中 $x_i \in R^n$ 为 n 维输入样本, $y_i \in R$ 为输出样本。支持向量机用于回归算法的基本理论是通过训练样本,用回归函数 $f(x) = w \cdot x + b$ 拟合输入样本与输出样本之间的关系。

引入非负松弛因子 ζ_i, ξ_i^* , 将函数的拟合问题转化为如下的优化问题:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad , \quad (1)$$

$$\begin{aligned} & y_i - w \cdot x_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \text{S.T. } & w \cdot x_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, n) \end{aligned} \quad , \quad (2)$$

其中, $\varepsilon > 0$ 表示需拟合精度,与噪声水平有关; $C > 0$ 控制对超出误差的样本的惩罚程度。利用最优化方法的对偶原理,可转换得到如下形式:

$$\max \begin{matrix} W(\alpha, \alpha^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) \langle x_i, x_j \rangle + \\ \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) \varepsilon \end{matrix}, \quad (3)$$

$$\text{S.T.} \begin{matrix} \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C \quad (i = 1, 2, \dots, n) \end{matrix}. \quad (4)$$

由式(3)和(4)可得到支持向量机拟合函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b, \quad (5)$$

其中 $K(x_i, x_j) = \phi(x_i)\phi(x_j)$ 表示核函数, 高维特征空间用核函数内积运算来解决非线性回归问题。

采用 MATLAB 软件, 将表 1 数据作为训练样本对支持向量机进行学习, 并进行检验, 将建立的支持向量机模型的切削力预测值与试验值进行对比, 如图 2 所示。

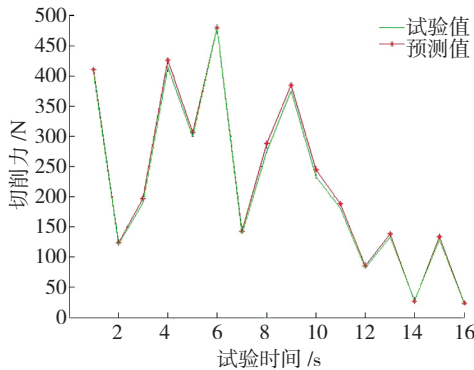


图2 SVM切削力预测值与试验值对比

Fig.2 Comparison between true value and SVM prediction value

从图 2 可看出试验值和 SVM 模型预测值结果变化趋势一致, 为了说明支持向量机模型的准确度, 采用同样的样本对反向传播神经网络 (BPNN) 模型进行训练, 获得 BPNN 模型切削力预测值与试验值对比曲线, 如图 3 所示。由图 3 可知, 构建的 SVM 模型预测值与试验值吻合效果明显要比 BPNN 模型好得多。

表 2 为 SVM 模型预测值与 BPNN 模型预测值与试验值的对比表, 可以看出 SVM 模型相对误差在 5% 以内, 而 BPNN 模型某些局部预测值的相对误差很大, 说明在小样本、高维情况下建立的基于 SVM 切削力预测模型精度更高、更有效。

同理, 建立了材料去除率、刀具寿命、表面粗糙度的 SVM 代理模型。

3 粒子群优化算法

粒子群优化算法 (PSO) 是一种进化计算技术, 已经被证明是一种很好的优化方法, 在编码和寻优策略方面, PSO 比遗传算法更简单有效。

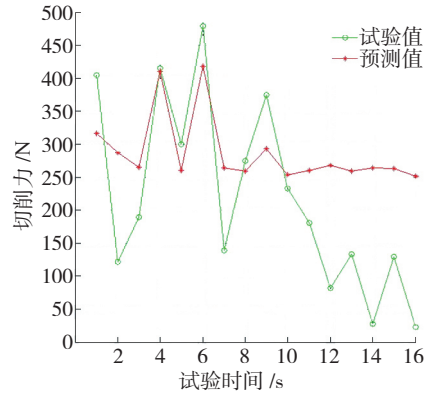


图3 BPNN切削力预测值与试验值对比

Fig.3 Comparison between true value and BPNN prediction value

表2 试验值、SVM模型预测值与BPNN模型预测值对比

序列号	试验值 /N	SVM 模型		BPNN 模型	
		预测值 /N	相对误差 /%	预测值 /N	相对误差 /%
1	405	410.29	1.31	316.6	21.8
2	122	124.01	1.65	286.9	135.2
3	189	196.61	4.02	264.9	40.2
4	415	426.59	2.79	410.6	1.1
5	300	306.19	2.06	260.1	13.3
6	479	478.92	0.02	418.2	12.7
7	139	142.71	2.67	264.1	90.1
8	275	288.59	4.94	259.5	5.6
9	375	385.29	2.74	293.3	21.8
10	233	244.49	4.93	253.5	8.8
11	181	188.11	3.93	259.7	43.5
12	82	85.41	4.16	267.4	226.1
13	133	138.31	3.99	259.4	95.1
14	28	27.41	2.11	263.9	842.5
15	129	134.51	4.27	262.9	103.8
16	23	23.47	2.04	251.9	995.2

PSO 应用于优化问题寻优时, 问题的解对应搜索空间粒子的位置。每个粒子的状态由当前位置和飞行速度两个量描述, 分别表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$, $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im})$ 。每个粒子都有一个由优化目标函数决定的适应值 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im})$, 对于第 i 个粒子, 其所经过的历史最好位置记为, 群体中所有粒子发现的最好位置记为 $g_j = (g_1, g_2, \dots, g_m)$, 粒子就是根据这两个最好位置来不断更新自己的位置和速度。粒子群算法的进化方程可描述为:

$$x_{ij}(k+1) = x_{ij}(k) + v_{ij}(k+1)$$

$$v_{ij}(k+1) = wv_{ij}(k) + r_1c_1(p_i - x_{ij}(k)) + r_2c_2(g_j - x_{ij}(k)), \quad (6)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, n$, n 表示粒子总数; m 表示粒子维数; k 表示第 k 次迭代; w 是权重因子; c_1, c_2 是学习因子; r_1, r_2 是 $[0, 1]$ 之间的随机数。

4 基于 SVM-PSO 算法的铣削加工参数优化

4.1 SVM-PSO 优化算法流程

在钛合金铣削加工过程中,对于加工用量的选择受到很多条件的影响,若采用以往的参数优化方法,不但计算时间长,还可能只能得到局部优化解,得不到整体的优化解。本文在采用支持向量机代理模型替代传统的优化函数的基础上,以切削力为优化的目标对切削加工参数进行优化,并以粒子群算法对优化模型求解的方法,即 SVM-PSO 方法,其基本流程如 4 所示。

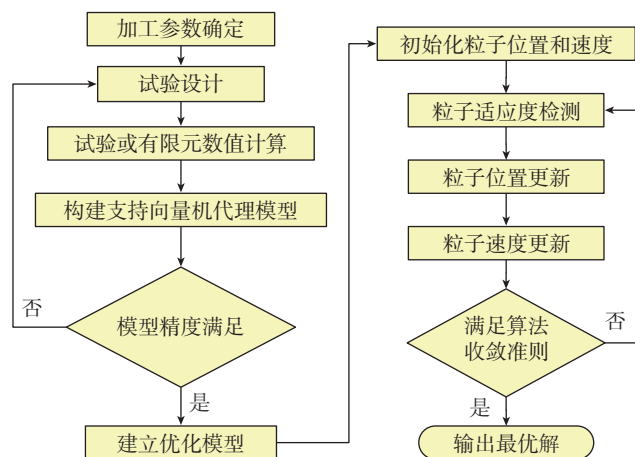


图4 SVM-PSO 优化算法流程图

Fig.4 Algorithm flow framework based on SVR- PSO

4.2 基于 SVM-GA 切削参数优化

钛合金铣削加工优化目标有材料去除率、加工效率、刀具寿命等,这些都与加工参数有关。本文以材料去除率最小为目标函数,以切削力、刀具寿命、零件表面粗糙度和机床自身条件为约束函数,以切削速度、铣削深度、每齿进给量和铣削宽度 4 个加工参数为优化变量,以 X 表示,则优化模型表示为:

$$\min F = f^*(X)$$

$$\text{S.T.} \quad \begin{cases} g_1^*(X) \leq F_{\max} \\ g_2^*(X) \leq R_{\max} \\ g_3^*(X) \leq T_{\min} \\ X = [x_1, x_2, x_3, x_4]^T \end{cases}, \quad (7)$$

式中, $f^*(X)$ 、 $g_1^*(X)$ 、 $g_2^*(X)$ 、 $g_3^*(X)$ 分别表示材料去除率、刀具寿命、表面粗糙度、切削力的 SVM 预测值; F_{\max} 表示可允许最大切削力,与机床功率有关; R_{\max} 表示表面粗糙度最大允许值; T_{\min} 表示刀具最小寿命。

粒子群算法的参数设置为采用惯性权重递减策略,由 0.9 递减到 0.4,种群规模数 30,进行 100 代计算,即算法停止条件为迭代次数 3000。

得到加工参数最优结果为:切削速度 = 86.6m/min、铣削深度 = 0.91mm、每齿进给量 = 0.069m/min、铣削宽度 = 12.2mm,将得到的 SVM-PSO 算法优化结果做钛合金铣削试验和有限元计算,得到试验验证值,然后将 SVM-PSO 算法优化结果与试验验证结果进行对比,对比结果如表 3 所示(第 4 列为 SVM-PSO 算法优化结果相对于试验验证值的误差)。

由表 3 可看出,本文采用的 SVM-PSO 算法结果与实际测量准确验证相比,具有很高的计算精度,材料去除率、刀具寿命、零件表面粗糙度和切削力的相对误差均小于 5.0%,实际应用中可以根据自身设备条件和工艺要求选择切削参数进行加工,因此,将 SVM-PSO 算法应用到钛合金铣削加工参数优化具有很好的工程适用价值。

表3 SVM-PSO 算法优化结果验证

	SVM-PSO 优化值	试验验证值	相对误差 /%
材料去除率 / ($\text{mm}^3 \cdot \text{min}$)	405.62	420.81	3.6%
切削力 / N	857.16	876.07	2.2%
表面粗糙度 / μm	0.64	0.61	4.9%
刀具寿命 / min	36.34	38.19	4.5%

5 结论

(1) 用有限元方法计算出的切削力和试验值的相对误差在 8% 以内,能够比较准确地模拟钛合金 Ti6Al4V 加工过程,可以替代试验方法,降低设计成本。

(2) 在小样本、高维情况下支持向量机代理模型精度高,应用于钛合金 Ti6Al4V 铣削加工性能时比神经网络等其他代理模型有更高的精度。

(3) 基于支持向量机代理模型和粒子群算法的优化方法,可实现有限元分析计算、样本布点设计、代理模型构建和粒子群优化过程完全分离,用于解决钛合金铣削加工参数优化问题时得到的优化结果与试验值相对误差均小于 5.0%,可为材料加工工艺参数优化提供一种新的思路,具有较好的推广价值。

参考文献

[1] 艾兴,刘战强. 高速切削加工技术 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.

AI Xing, LIU Zhanqiang. High speed machining technology [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2003.

[2] ANDRE F H L, NIVALDO L C, ELESANDRO A B, et al.

(下转第 107 页)