

7075-T651 铝合金铣削参数与刀具几何参数的多目标同步优化方法

陈良骥^{1,2}, 魏子森¹

(1. 天津工业大学 机械工程学院, 天津 300387;
2. 桂林理工大学 机械与控制工程学院, 广西 桂林 541006)

摘要: **目的** 降低铣削力和铣削热, 以减小 7075-T651 铝合金工件的加工变形, 并提高金属去除率。**方法** 提出一种面向 2 类参数 (铣削参数和刀具几何参数: 转速、进给量、径向切深、轴向切深、前角、后角) 旨在实现多个目标 (铣削力、铣削温度和金属去除率) 同步优化的方法。基于偏最小二乘法回归模型和 7075-T651 铝合金工件铣削有限元仿真模型, 建立关于 2 类参数的铣削力、铣削温度及金属去除率的函数关系, 并采用 8 种典型多目标优化算法进行求解。**结果** 通过 Pareto 前沿曲面的可视化和 HV 性能指标, 筛选出适合解决本文问题的优化求解算法, 获得的部分铣削参数, 转速为 5 966.30 r/min, 进给量为 0.08 mm/z, 径向切深为 4.53 mm, 轴向切深为 4.99 mm。刀具几何参数分别为前角 17.95°、后角 2.00°, 此时对应的铣削力为 232.12 N、铣削温度为 22.56 °C、金属去除率为 33.08 mm³/min。**结论** 上述优化结果可实现较低铣削力和铣削温度以及较高金属去除率等综合控制目标, 对 7075-T651 铝合金工件铣削加工时降低工件变形量和提高加工效率等方面具有实际应用价值。

关键词: 铣削参数; 刀具几何参数; 铣削力; 铣削温度; 多目标优化

中图分类号: TG714 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3660(2022)04-0263-12

DOI: 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2022.04.027

Multi-objective Synchronous Optimization Method for Milling Parameters and Tool Geometric Parameters of 7075-T651 Aluminum Alloy

CHEN Liang-ji^{1,2}, WEI Zi-sen¹

(1. School of Mechanical Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China; 2. College of Mechanical and Control Engineering, Guilin University of Technology, Guangxi Guilin 541006, China)

ABSTRACT: This paper aims to reduce the milling force and milling heat in order to reduce the deformation of the 7075-T651 aluminum alloy workpiece and improve the metal removal rate. In this paper, a method for simultaneous optimization of two kinds of parameters (milling parameters and tool geometric parameters: rotation speed, feed rate, radial depth of cut, axial depth

收稿日期: 2021-04-27; 修订日期: 2021-10-15

Received: 2021-04-27; Revised: 2021-10-15

基金项目: 广西自然科学基金 (2021GXNSFAA220019); 国家自然科学基金 (52075110)

Fund: Guangxi Natural Science Foundation (2021GXNSFAA220019); The National Natural Science Foundation of China (52075110)

作者简介: 陈良骥 (1978—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为复杂曲面 CAD/CAM、五轴 CNC 精密轨迹控制和精密加工。

Biography: CHEN Liang-ji (1978—), Male, Doctor, Professor, Research focus: complex surface CAD/CAM, five-axis CNC precision trajectory control and precision processing.

引文格式: 陈良骥, 魏子森. 7075-T651 铝合金铣削参数与刀具几何参数的多目标同步优化方法[J]. 表面技术, 2022, 51(4): 263-274.

CHEN Liang-ji, WEI Zi-sen. Multi-objective Synchronous Optimization Method for Milling Parameters and Tool Geometric Parameters of 7075-T651 Aluminum Alloy[J]. Surface Technology, 2022, 51(4): 263-274.

of cut, rake angle and clearance angle) was proposed, which could achieve multiple objectives (milling force, tool milling temperature and metal removal rate). Based on the partial least squares regression model and the finite element simulation results of milling 7075-T651 aluminum alloy workpiece, the functional relationship model between milling force and tool milling temperature and metal removal rate of two types of parameters were established, and 8 typical multi-objective optimization algorithms were used to solve the above models. By visualizing the Pareto front surface and HV performance index, the optimal solution algorithm that can solve the problems in this paper was screened. The optimal solution values of milling parameters and tool geometric parameters were obtained, such as rotational speed 5 966.30 r/min, feed 0.08 mm/z, radial cutting depth 4.53 mm, axial cutting depth 4.99 mm and rake angle 17.95°, clearance angle 2.00° for tool geometric parameters. At this time, the corresponding milling force is 232.12 N, tool milling temperature 3 is 22.56 °C, and the metal removal rate is 33.08 mm³/min). The optimization results can achieve comprehensive control objectives such as lower milling force and milling temperature and higher metal removal rate, and have practical application value in reducing workpiece deformation and improving machining efficiency during milling of 7075-T651 aluminum alloy workpiece.

KEY WORDS: milling parameters; tool geometric parameters; milling force; milling temperature; multi-objective optimization

在金属切削过程中, 铣削参数与刀具几何参数是影响切削效果的最直接因素^[1-4]。虽然目前国内外学者在对铣削参数与刀具几何参数进行优化时所使用过的算法种类较多, 但是由于尚缺少同时可以针对铣削力、刀具铣削温度和金属去除率 3 个优化目标的最优算法, 因而无法获得可达到满意切削效果的铣削参数和刀具几何参数, 并且不能实现对上述 3 个目标进行同步优化及三维可视化^[5-7]。由此可见, 面向铣削力、刀具铣削温度和金属去除率多目标协同优化的铣削参数和刀具几何参数优化选取问题, 已逐渐成为铣削仿真优化领域亟待解决的重要问题之一。

国内外研究学者在铣削力、刀具铣削温度和金属去除率的建模和提出优化算法等方面开展了相关研究工作。Saglam 等^[8]对不同切削参数和不同刀具几何形状下加工 40HRC 淬硬 AISI 1040 钢时, 刀尖切削力和温度变化的测量结果与计算结果进行了比较, 获得了最优加工时的刀具几何参数, 这一结论同时考虑了切削力和刀具温度, 也印证了刀具几何参数对切削力和切削温度有显著影响。潘永智等^[9]研究了刀具几何参数和切削参数对铣削的影响, 使用多元线性回归建立了预测模型, 最后使用遗传算法优化刀具几何参数和切削参数, 在保证较大的金属去除率情况下, 获得更小的切削力。Yi 等^[10]针对传统多目标进化算法计算量庞大的问题, 利用一个基于人脑电信号处理的大规模优化问题, 对 NSGA-III 算法 3 个交叉算子的性能进行了基准测试, 证明了 NSGA-III 算法的优越性。齐红等^[11]针对使用传统加工技术切削后的工件无法达到精密要求的问题, 从工艺流程角度出发, 提出了一种基于改进粒子群算法和 BP 神经网络的优化算法, 以实现微米木纤维的精密切削加工, 其改进后的优化算法可以给出最优化的切削参数, 保证了加工质量。赵荣荣^[12]运用现代切削理论, 建立了数控铣削加工切削参数优化的数学模型, 并利用数学方法和仿真软件对加工参数进行优化, 寻求铣削加工参数的最优

组合。最终加工结果表明, 运用人工神经网络对切削参数进行优化, 能有效缩短切削加工时间, 提高切削效率, 验证了优化方案的正确性与可靠性。徐玲等^[13]为预测刀具寿命, 也引入人工神经网络技术, 建立了刀具寿命预测神经网络模型, 同时对切削参数进行优化选择, 从而为刀具需求计划制定、刀具成本核算以及切削参数制定提供理论依据, 节约了制造执行系统中的生产成本。李许庆等^[14]以相对低的刀具最高温度和相对高的金属去除率为优化目标, 利用 NSGA-II 多目标优化算法获取了 Pareto 最优解集, 在未考虑切削液的情况下, 通过 NSGA-II 优化算法能够有效地获取优选的粗铣叶片加工工艺参数组合, 达到了控制刀具成本、提高加工质量和提高加工效率的目的。岳彩旭等^[15]对不同前角、后角、螺旋角及刃口半径的球头铣刀铣削拼接模具的过程进行了模拟仿真, 采用遗传算法优化铣刀结构, 将优化后的结构参数与传统结构参数引入刀具磨损、工件表面质量的对比试验, 从而验证了优化结构的有效性。Mustafa^[16]研究了车削工艺参数对 AISI316Ti 钢表面粗糙度、刀具振动和温度的影响, 通过验证试验确定了田口法的最佳参数组合, 结果表明, 表面粗糙度、刀具温度和振动都得到了良好的控制。Abdelnasser 等^[17]对 Ti6Al4V 合金采用聚晶金刚石 (PCD) 刀片进行车削 (包括常规和高速切削) 时的可加工性进行了试验研究, 考察了进给量、切削速度和切削深度 (每 5 个层次) 及其相互作用对切削温度的影响。结果表明, 无论是常规加工还是高速加工, 切削温度均随切削速度的增加而升高。栗方^[18]对 6 种多目标优化算法进行了测试, 选择了 4 种不同性质的测试函数, 安排了 12 组试验, 为寻找最优的算法提供了一种思路。

然而, 上述研究方法虽然分别开展了对铣削参数或刀具几何参数的数学建模工作, 但由于多在研究每种参数各自对铣削力、刀具铣削温度和金属去除率的影响规律, 忽略了这 2 种参数共同作用下将对切削效

果产生的综合性影响规律,存在铣削力和刀具铣削温度建模不完整、不完善的不足之处。同时,在优化目标函数方面,上述研究方法多采用的是单目标优化(铣削力)或双目标优化(刀具铣削温度和金属去除率)算法,尚未综合考虑铣削力、刀具铣削温度和金属去除率之间的关联耦合性,而且在求解铣削参数或刀具几何参数时,分别使用了各自不同的优化算法,铣削力、刀具铣削温度和金属去除率 3 个目标不能同步获得最优化,铣削参数、刀具几何参数不能进行三维可视化选取。

针对以上问题,本文拟引入正交组合设计参数集,采用 AdvantEdge 软件对 7075-T651 铝合金工件铣削过程进行有限元仿真。通过仿真结果,分析铣削力、刀具铣削温度和金属去除率随铣削参数和刀具几何参数的影响变化规律,建立铣削参数和刀具几何参数到铣削力、刀具铣削温度、金属去除率的回归函数模型,实现以相对低的铣削力、刀具铣削温度及相对高的金属去除率为目标,使用多种典型算法(NSGA-II、SPEA2、NSGA-III、MOPSO、GDE3、AGE-MOEA、SRA、VAEA)对上述模型进行优化。最后通过 Pareto 前沿曲面的可视化分析和 HV 性能指标评定最优的优化算法,并获得 Pareto 最优解集和优选后的铣削参数组和刀具几何参数组。

1 7075-T651 铝合金铣削有限元模拟

7075-T651 铝合金工件铣削加工时,铣削力在不同阶段会呈现出不同的波动变化。当铣削力上升时,会使得铣削热上升,进而导致工件的热软化效应;而当铣削力下降时,铣削热也随之下降,此时金属材料又开始硬化。金属材料重复出现热软化和硬化的热力耦合交替过程。本文利用仿真软件 AdvantEdge 建立包括铣削参数和刀具几何参数(转速、进给量、径向切深、轴向切深、刀具前角和刀具后角)的二维综合铣削模型。根据工件在机床中的装夹实际情况,约束 7075-T651 材料基体(长为 5 mm,宽为 2 mm)底部边线的自由度,设置工件为可变形体,采用自适应网格。假定刀具为解析刚体,保留其沿水平方向运动的自由度,其速度等于铣削速度 V ,如图 1 所示。

材料模型选用 Johnson-Cook (J-C) 本构模型,J-C 本构将影响流动应力的应变硬化效应、应变率效应与温度效应。本文将 3 种效应应用连乘的形式联系在一起,构建出可综合反映变形热力参数之间的数量关系表达式,见式(1)。

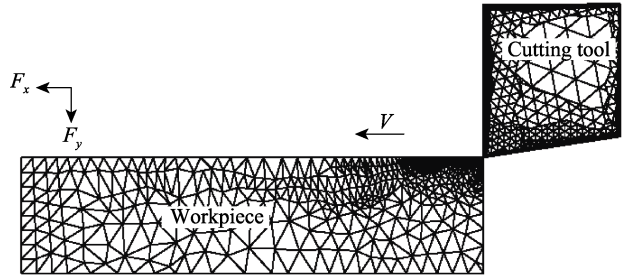


图 1 二维铣削
Fig.1 Schematic diagram of two-dimensional milling

$$\sigma = (A + B\varepsilon^n)(1 + C \ln \dot{\varepsilon}^*)[1 - (T^*)^m] \tag{1}$$

式(1)中: σ 为材料的流动应力; A 为室温准静态屈服应力; B 为应变强化模量; C 为应变率敏感系数; n 为应变强化指数; m 为温度软化系数; ε 为等效塑性应变; $\dot{\varepsilon}^*$ 为无量纲等效塑性应变率, $\dot{\varepsilon}^* = \dot{\varepsilon} / \dot{\varepsilon}_0$,其中 $\dot{\varepsilon}_0$ 为参考应变率; T^* 为无量纲温度, $T^* = (T - T_r) / (T_m - T_r)$, T 为当前温度, T_r 为参考温度, T_m 为工件材料的熔化温度。

使用 J-C 失效准则建立切屑和工件的分离断裂失效标准,由 J-C 失效准则定义的单元损伤为:

$$D = \sum \frac{\Delta \varepsilon_p}{\varepsilon_f} \tag{2}$$

式(2)中: D 为损伤参数,初始时刻 $D=0$,当 $D \geq 1$ 时,材料失效; $\Delta \varepsilon_p$ 为一个时间步的塑性应变增量; ε_f 为 J-C 失效准则定义的等效断裂应变。 ε_f 可由 $\varepsilon_f = [d_1 + d_2 \exp(d_3 \sigma^*)][1 + d_4 \ln(\dot{\varepsilon}^*)][1 + d_5 (T^*)]$ 确定,其中: d_1 、 d_2 、 d_3 、 d_4 、 d_5 为失效参数; $\sigma^* = p / \sigma_{\text{eff}} = -R_\sigma$ (p 为静水压力, σ_{eff} 为等效应力, R_σ 为应力三轴度)。

式(1)和式(2)中所需的 7075-T651 铝合金材料的 J-C 本构模型参数和 J-C 损伤模型参数分别见表 1 和表 2 中,后续仿真试验部分所需的 7075-T651 铝合金材料的力学性能参数和热力学参数见表 3。

表 1 7075-T651 J-C 本构模型参数
Tab.1 Parameters of the 7075-T651J-C constitutive model

A/MPa	B/MPa	n	C	m
435	278.94	0.34	0.019	0.96

表 2 7075-T651 J-C 损伤模型参数
Tab.2 Parameters of the 7075-T651 J-C damage model

d_1	d_2	d_3	d_4	d_5
0.059	0.246	-2.41	-0.1	0.147

表 3 7075-T651 力学性能参数和热力学参数
Tab.3 Mechanical property parameters and thermodynamic parameters of 7075-T651

Parameter	Density/($\text{g} \cdot \text{cm}^{-3}$)	Conductivity/($\text{J} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$)	Expansion factor/($\mu\text{m} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$)	Poisson ratio	Elasticity modulus/GPa
Value	2.82	157	23.6	0.33	71.7

1.1 铣削仿真正交试验

在 7075-T651 铝合金材料铣削过程中, 转速 (n)、进给量 (f)、径向切深 (a_e)、轴向切深 (a_p)、刀具前角 (α) 和刀具后角 (β) 等铣削参数和刀具几何参数是影响铣削力和刀具铣削温度的主要因素。本文以上述 6 个参数为自变量, 以铣削力 (F) 和刀具铣削温度

(θ) (刀具铣削温度采用“Peak Tool Temp”功能调用, 为刀具与工件接触第一变形区的最高温度) 为响应量, 设计了六因素五水平正交试验, 其设计参数见表 4。通过仿真正交试验, 获得 6 个参数的正交排列和仿真值, 见表 5。其中, F_x 、 F_y 和 T 分别为通过仿真获得的进给方向铣削力值、径向铣削力值和刀具铣削温度值。选取第 9 组参数仿真的温度场云图如图 2 所示。

表 4 正交试验设计
Tab.4 Orthogonal experimental design

Level	Rotation speed /(r·min ⁻¹)	Feed rate /(mm·z ⁻¹)	Radial depth of cut/mm	Axial depth of cut/mm	Tool rake angle/(°)	Tool clearance angle/(°)
1	2 500	0.01	1	1	2	2
2	3 500	0.04	2	2	6	7
3	4 500	0.07	3	3	10	12
4	5 500	0.1	4	4	14	17
5	6 500	0.13	5	5	18	22

表 5 25 组正交排列和仿真值
Tab.5 25 groups of orthogonal arrangement and simulation data values

	Rotation speed/(r·min ⁻¹)	Feed rate /(mm·z ⁻¹)	Radial depth of cut/mm	Axial depth of cut/mm	Tool rake angle/(°)	Tool clearance angle/(°)	F_x simulation /N	F_y simulation /N	F simulation /N	θ simulation /°C
1	2 500	0.01	1	1	2	2	14	23	26.93	107
2	2 500	0.04	2	2	6	7	94	72	118.28	166
3	2 500	0.07	3	3	10	12	248	131	280.47	202
4	2 500	0.1	4	4	14	17	481	205	522.86	241
5	2 500	0.13	5	5	18	22	792	264	834.84	258
6	3 500	0.01	2	3	14	22	51	49	70.72	130
7	3 500	0.04	3	4	18	2	206	127	242.00	198
8	3 500	0.07	4	5	2	7	517	311	603.33	271
9	3 500	0.1	5	1	6	12	139	69	155.18	286
10	3 500	0.13	1	2	10	17	142	90	168.12	243
11	4 500	0.01	3	5	6	17	107	106	150.62	166
12	4 500	0.04	4	1	10	22	66	38	76.16	230
13	4 500	0.07	5	2	14	2	193	91	213.38	270
14	4 500	0.1	1	3	18	7	189	117	222.28	236
15	4 500	0.13	2	4	2	12	434	296	525.33	322
16	5 500	0.01	4	2	18	12	53	37	64.64	171
17	5 500	0.04	5	3	2	17	219	140	259.92	292
18	5 500	0.07	1	4	6	22	196	153	248.65	256
19	5 500	0.1	2	5	10	2	408	259	483.26	303
20	5 500	0.13	3	1	14	7	126	55	137.48	325
21	6 500	0.01	5	4	10	7	102	83	131.50	202
22	6 500	0.04	1	5	14	12	174	146	227.14	235
23	6 500	0.07	2	1	18	17	65	37	74.79	274
24	6 500	0.1	3	2	2	22	231	138	269.08	338
25	6 500	0.13	4	3	6	2	439	201	482.83	376

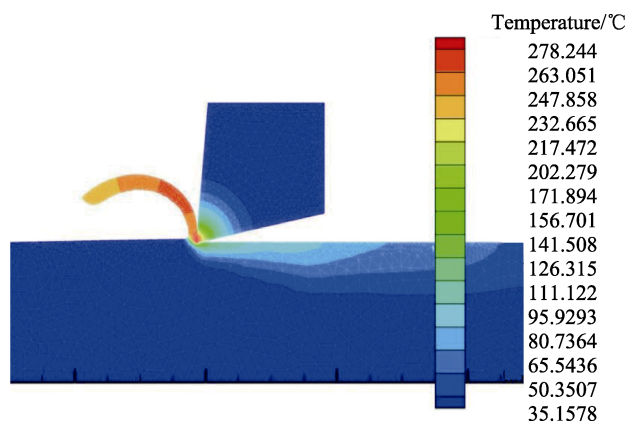


图 2 第 9 组仿真正交试验温度场云图
Fig.2 Group 9 simulation orthogonal experiment
temperature field clouds

为更好地评判单个铣削参数和刀具几何参数对铣削力和刀具铣削温度的影响,本文进行了显著性分析。在表 5 中 25 组仿真值的基础上,加入了 25 组函数预测值,对以上 50 组数值进行方差分析,进而求解出每个参数对铣削力和刀具铣削温度的显著性贡献率,见表 6、表 7 和表 8。可以看出,铣削参数中的进给量和轴向切深对铣削力 F_x 和 F_y 的影响最大,而前角和后角等刀具几何参数对铣削力的影响则相对较小,但这种影响仍然不容忽视,刀具几何参数对铣削力和刀具铣削温度的综合贡献率分别为 0.063 (F_x)、0.112 9 (F_y)、0.045 7 (θ)。它们与铣削参数产生强烈的交互作用(如图 3 所示),共同影响着铣削力和刀具铣削温度,充分表明本文在铣削参数基础上引入刀具几何参数进行仿真分析的合理性。

表 6 6 个参数对 F_x 的贡献率
Tab.6 Contributions of six factors to F_x

Factors	SS	Degree	MS	F	Contribution rate
Rotation speed	117 356	4	29 339	879.59	0.072 3
Feed rate	607 314	4	151 829	4 551.85	0.374 3
Radial depth of cut	194 760	4	48 690	1 459.74	0.120 4
Axial depth of cut	599 500	4	149 875	4 493.28	0.369 5
Tool rake angle	65 968	4	16 492	494.43	0.040 6
Tool clearance angle	36 431	4	9 108	273.05	0.022 4
Error	834		33		0.000 5

表 7 6 个参数对 F_y 的贡献率
Tab.7 Contributions of six factors to F_y

Factors	SS	Degree	MS	F	Contribution rate
Rotation speed	1 761	4	440.2	29.51	0.005 1
Feed rate	91 883	4	22 970.9	1 540.15	0.275 3
Radial depth of cut	18 183	4	4 545.7	304.78	0.054 3
Axial depth of cut	183 565	4	45 891.3	3 076.91	0.551 3
Tool rake angle	34 816	4	8 704.0	583.59	0.104 2
Tool clearance angle	2 969	4	742.4	49.77	0.008 7
Error	373		14.9		0.001 1

表 8 6 个参数对 θ 的贡献率
Tab.8 Contributions of six factors to θ

Factors	SS	Degree	MS	F	Contribution rate
Rotation speed	51 818	4	12 954.5	739.66	0.245 2
Feed rate	135 017	4	33 754.2	1 927.26	0.639 5
Radial depth of cut	13 538	4	3 384.5	193.25	0.065 8
Axial depth of cut	437	4	109.3	6.24	0.001 7
Tool rake angle	8 930	4	2 232.5	127.47	0.042 0
Tool clearance angle	844	4	211.0	12.05	0.003 7
Error	438		17.5		0.002 1

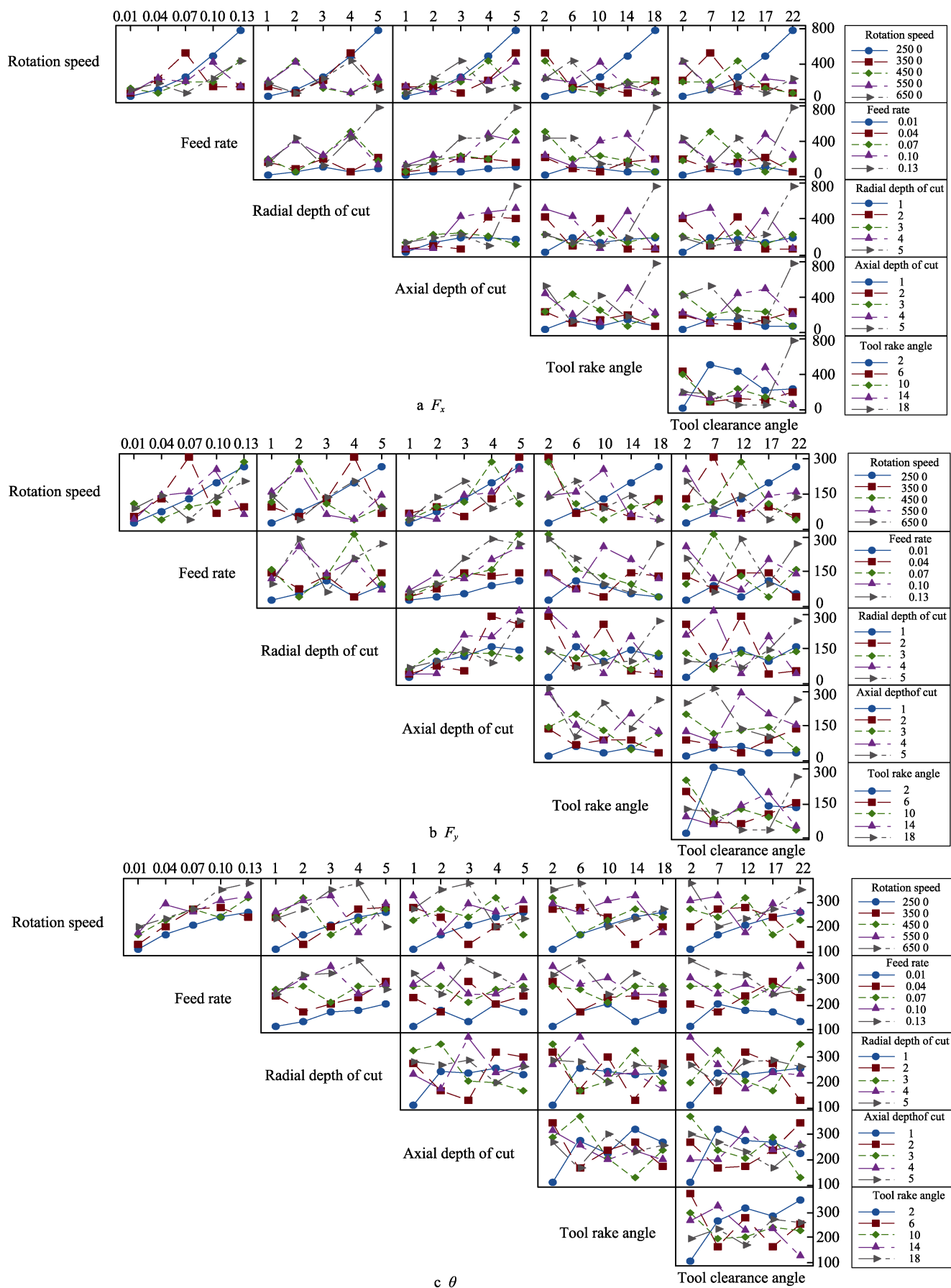
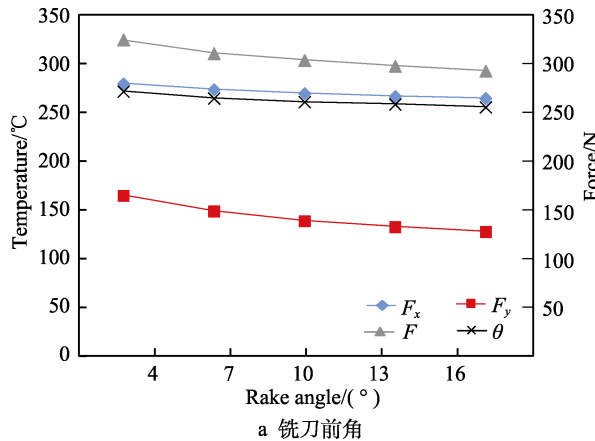


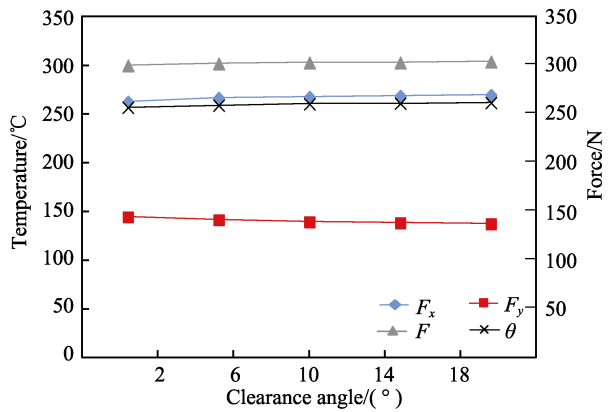
图3 6个参数间的交互作用
Fig.3 The interactions between the six parameters

1.2 铣削力和刀具铣削温度仿真

为获悉铣削参数和刀具几何参数 6 个参数对铣削力和刀具铣削温度的交互影响规律, 本文在传统铣削参数单因素仿真分析的基础上, 增加了对刀具几何参数的单因素分析, 如图 4 所示。该仿真结果的铣削条件: 转速为 4000 r/min、进给量为 0.08 mm/z、径



a 铣刀前角



b 铣刀后角

图 4 单因素条件下不同刀具几何参数的铣削力和刀具铣削温度仿真值

Fig.4 Simulation values of milling forces and milling temperatures with different tool geometrical parameters under single factor conditions: a) the tool rake angle; b) the tool clearance angle

由图 4b 可以看出, 随着铣刀后角的增加, 总铣削力和刀具铣削温度只是稍有变化, 说明铣刀后角对于铣削力和刀具铣削温度的影响不大。刀具铣削温度在前刀面和刀尖处最高, 后角的作用是减小刀具后刀面和已加工表面的摩擦, 提高刀具寿命和提高加工质量。也可能是后角增大后, 刀刃变薄, 造成刀具自身的热传导能力下降, 热量在刀具聚集, 所以刀具切削温度稍有上升。

2 铣削参数和刀具几何参数优化模型

在 7075-T651 铝合金材料铣削仿真时, 按表 1 和表 2 所列材料的 J-C 本构参数和 J-C 损伤参数, 建立有限元铣削仿真模型, 应用有限元铣削仿真结果中获得的铣削力值和刀具铣削温度值, 分别使用回归分析方法建立铣削力和刀具铣削温度关于铣削参数和刀具几何参数的数学模型。相较于传统的最小二乘回归方法, 偏最小二乘回归方法 (PLS) 能够在自变量存在严重多重相关性的条件下进行回归建模运算, 因此本文采用了 PLS 方法进行回归分析, 以便能更好地保证回归模型的准确性。

2.1 回归方程的选定

常规的回归方程选定方法使用铣削力和铣削温度的经验公式描述铣削力和铣削温度的变化趋势, 见式 (3) 和式 (4)。

$$F = C_{F_i} n^{x_{F_i}} f^{y_{F_i}} a_p^{w_{F_i}} a_e^{z_{F_i}} \quad (3)$$

$$\theta = C_{\theta_i} n^{x_{\theta_i}} f^{y_{\theta_i}} a_p^{w_{\theta_i}} a_e^{z_{\theta_i}} \quad (4)$$

向切深为 3 mm、轴向切深为 3 mm、刀具前角为 10°、刀具后角为 14°。

由图 4a 可以看出, 随着铣刀前角的增加, 铣削力和刀具铣削温度都会有所降低。这是因为在铣削过程中, 刀具前角增大, 刀具更为锋利, 切割金属材料时, 金属变形减小, 产生的热量较少, 所以铣削力和铣削温度降低。

式中: C_{F_i} 为待定系数; x_{F_i} 、 y_{F_i} 、 w_{F_i} 、 z_{F_i} 为待定参数。

由第 1 节的单因素仿真试验可知, 在引入铣刀前角和后角的变化情况后, 个别因素将与铣削力和刀具铣削温度的变化呈现非线性关系, 刀具几何参数也对铣削力和刀具铣削温度有一定的影响, 且铣削参数和刀具几何参数产生了强烈的交互作用。若仍然使用未考虑刀具几何参数变化的经验公式确定参数 C_{F_i} , 只能将刀具几何参数归为前项的系数。这种做法的不足之处在于缺少了刀具几何参数变化的因素, 使得这种回归方程选定方法在寻求最优铣削加工条件时不足以做到全面充分。鉴于此, 本文将传统经验公式变化为:

$$F = C_{F_i} n^{x_{F_i}} f^{y_{F_i}} a_p^{w_{F_i}} a_e^{z_{F_i}} \alpha^{g_{F_i}} \beta^{h_{F_i}} \quad (5)$$

$$\theta = C_{\theta_i} n^{x_{\theta_i}} f^{y_{\theta_i}} a_p^{w_{\theta_i}} a_e^{z_{\theta_i}} \alpha^{g_{\theta_i}} \beta^{h_{\theta_i}} \quad (6)$$

2.2 铣削力与刀具铣削温度建模

因为式 (5)、(6) 为指数方程形式, 可在方程两边同时取对数, 将两式分别转换为线性回归方程:

$$\lg F = \lg C_{F_i} + x_{F_i} \lg n + y_{F_i} \lg f + w_{F_i} \lg a_p + z_{F_i} \lg a_e + g_{F_i} \lg \alpha + h_{F_i} \lg \beta \quad (7)$$

$$\lg \theta = \lg C_{\theta_i} + x_{\theta_i} \lg n + y_{\theta_i} \lg f + w_{\theta_i} \lg a_p + z_{\theta_i} \lg a_e + g_{\theta_i} \lg \alpha + h_{\theta_i} \lg \beta \quad (8)$$

将线性回归方程写为 $y=xb$ 的矢量形式, 其中:

$$y = \lg F \text{ 或 } y = \lg \theta, x = [1 \lg n \lg f \lg a_p \lg a_e \lg \alpha \lg \beta], b = [\lg C_{F_i} x_{F_i} y_{F_i} w_{F_i} z_{F_i} g_{F_i} h_{F_i}]。$$

将 x 样本数量扩充至 R 个(如本文中的样本数量为 25 个),可获得扩展后的样本空间矩阵 X , 令:

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{1,1} & \cdots & x_{1,6} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{25,1} & \cdots & x_{25,6} \end{bmatrix} \quad (9)$$

使用偏最小二乘法进行回归分析时,假定有 q 个因变量和 p 个自变量(本文共 25 个自变量和因变量),为了研究这些因变量与自变量的统计关系,可观测获得的 R 个样本,最终分别形成关于自变量、因变量的数据表 W (W 为包含自变量 X 的表)和 Z (Z 为包含因变量 y 的表)。在 W 与 Z 中分别提取出 t 和 u , 要求: t 和 u 应尽可能大地携带它们各自数据表中的信息; t 和 u 的相关程度能够达到最大。

当提取样本空间中的第一个样本后,使用偏最小二乘回归分别实施 W 对 t 的回归以及 Z 对 u 的回归。如果回归方程已经达到满意的精度,则算法终止;否则,将利用 W 被 t 解释后的残余信息以及 Z 被 u 解释后的残余信息进行样本空间的第二个样本提取。如此往复,直到能达到一个较满意的精度为止,然后再表达出 y 关于原自变量 x 的线性回归方程,最后需将线性回归方程再变换为指数回归方程。

基于专业统计分析类软件 Minitab 得到了线性回

归方程,最后经指数变换得到铣削力和刀具铣削温度关于铣削参数和刀具几何参数的偏最小二乘回归方程:

$$F_x = 10^{2.540\,05} n^{-0.006\,25} f^{0.686\,92} a_e^{0.467\,95} a_p^{0.983\,84} \alpha^{-0.041\,1} \beta^{0.013\,29} \quad (10)$$

$$F_y = 10^{2.255\,12} n^{0.005\,42} f^{0.425\,38} a_e^{0.162\,15} a_p^{0.977\,14} \alpha^{-0.182\,65} \beta^{-0.021\,98} \quad (11)$$

$$F = 10^{2.798\,11} n^{-0.054\,47} f^{0.593\,85} a_e^{0.363\,3} a_p^{0.965\,57} \alpha^{-0.093\,67} \beta^{-0.009\,36} \quad (12)$$

$$\theta = 10^{1.136\,04} n^{0.421\,71} f^{0.265\,47} a_e^{0.141\,8} a_p^{0.036\,20} \alpha^{-0.041\,35} \beta^{0.008\,39} \quad (13)$$

2.3 铣削力和刀具铣削温度模型的试验验证

通过六因素五水平正交仿真试验和偏最小二乘回归,得到了在正交排列表范围内时铣削参数和刀具几何参数到铣削力和刀具铣削温度的数学模型。使用铣削力和刀具铣削温度函数公式(式(10)~式(13))对 25 组正交排列组合的铣削力和刀具铣削温度进行预测,预测值见表 9。

为验证回归函数模型的正确性,设计了 8 组试验,使用五轴数控加工中心进行 7075-T651 铝合金材料的铣削加工,使用硬质合金 YG8 铣刀(三刃、前角 15° 、后角 10°),采用瑞士 Kistler 测力仪进行铣削力的测量和 ABOSUD 高精度红外测温仪进行刀具铣削温度的测量。试验测量获得的 8 组数据结果见表 10,这 8 组实测数值与函数预测值的对比如图 5 所示。

表 9 25 组函数预测值

Tab.9 Predicted values of 25 groups of functions

Number	F_x predicted /N	F_y predicted /N	F predicted /N	θ predicted /°C	Number	F_x predicted /N	F_y predicted /N	F predicted /N	θ predicted /°C
1	13.70	22.97	24.79	106.69	14	181.70	116.92	219.01	241.89
2	94.37	72.63	126.50	168.41	15	440.29	286.03	531.29	318.05
3	246.27	131.67	286.71	206.55	16	48.25	36.59	61.43	172.13
4	473.37	198.47	501.60	236.38	17	227.44	150.75	274.87	286.11
5	778.34	271.75	768.30	261.54	18	200.23	158.77	253.75	255.67
6	53.10	50.09	73.71	132.89	19	418.02	246.92	487.87	299.97
7	211.66	128.66	256.55	199.33	20	124.57	55.97	133.74	320.27
8	492.99	309.11	598.07	268.74	21	107.63	84.22	136.90	199.39
9	138.17	62.58	152.11	276.14	22	162.50	135.23	207.83	229.00
10	151.59	95.91	183.81	237.28	23	67.38	37.76	76.71	274.47
11	109.32	103.60	149.71	164.74	24	226.05	137.22	262.91	359.65
12	65.38	36.79	76.11	229.51	25	427.30	206.05	465.53	381.73
13	201.39	94.44	222.69	272.39					

表 10 8 组试验验证值

Tab.10 Validation values of 8 groups of experiments

Rotation speed /(r·min ⁻¹)	Feed Rate /(mm·z ⁻¹)	Radial depth of cut/mm	Axial depth of cut/mm	F_x measured /N	F_y measured /N	θ measured /°C	F_x predicted /N	F_y predicted /N	θ predicted /°C
1	2 500	0.03	2	71.23	57.89	93.26	74.94	53.94	97.54
2	2 500	0.05	3	193.16	111.42	231.58	191.75	106.39	226.42
3	3 000	0.05	4	76.28	37.52	85.34	74.35	38.14	86.16
4	3 000	0.07	3	163.71	95.68	193.69	161.95	82.68	185.08
5	3 500	0.01	3	75.92	80.64	115.27	84.06	71.19	112.85
6	3 500	0.03	4	171.6	96.25	179.13	154.14	89.86	182.22
7	4 000	0.03	3	52.38	34.29	58.97	45.67	29.34	56.41
8	4 000	0.05	2	205.63	145.87	254.62	209.89	132.29	251.45

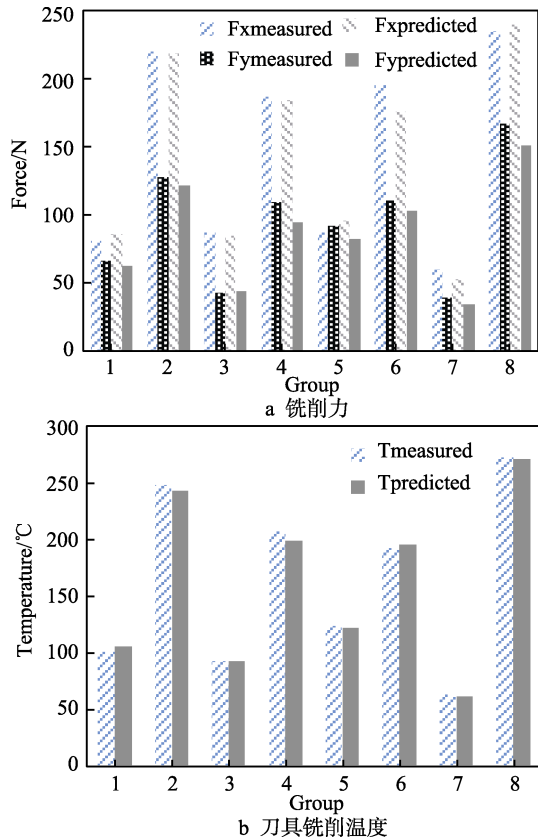


图 5 8 组实测数据与函数预测数据对比

Fig.5 Comparison of 8 groups of measured data and functional prediction data:

a) milling force comparison; b) tool milling temperature comparison

上述试验测量值与函数预测值的最大差值均没有超过 10%, 可以认为关于铣削参数和刀具几何参数的偏最小二乘回归方程对铣削力和刀具铣削温度的预测准确可行。

3 多目标优化铣削参数和刀具几何参数

优化问题大多数是多目标优化问题^[19-21]。一般情况下, 多目标优化问题的各个子目标之间是矛盾的, 一个子目标的改善有可能会引起另一个或者另几个子目标的性能降低, 也就是要同时使多个子目标一起达到最优值是不可能的, 而只能在它们中间进行协调和折中处理, 使各个子目标都尽可能达到最优化。多目标优化问题与单目标优化问题的本质区别在于: 它的解并非唯一, 而是存在一组由众多 Pareto 最优解组成的最优解集合, 该集合中的每个元素称为 Pareto 最优解或非劣最优解。多目标优化问题的数学表达形式可描述为:

$$\min K(o) = [k_1(o), k_2(o), \dots, k_\theta(o)]^T, g_i(o) \leq 0, i = 1, \dots, l, \\ h_j(o) = 0, j = 1, \dots, \varsigma, o = (o_1, o_2, \dots, o_L)^T \in \Omega$$

式中: o 是一个 L 维的决策变量; Ω 表示决策空

间; $K(o)$ 是由 θ 个实值目标函数组成的目标空间; $g_i(o)$ 和 $h_j(o)$ 分别是不等式约束和等式约束, 其数量分别为 l 和 ς 。

3.1 多目标同步优化与可视化

本文提出的同步优化多目标为: 更小的铣削力、更低的刀具铣削温度和更高的金属去除率(为了统一多目标优化为最小值, 金属去除率取负值), 其数学描述和约束条件为:

$$\begin{cases} \min F_x \\ \min F_y \\ \min \theta \\ \min(-Q) \\ 2\ 500 \leq n \leq 6\ 500 \\ 0.01 \leq f \leq 0.13 \\ 1 \leq a_e \leq 5 \\ 1 \leq a_p \leq 5 \\ 2 \leq \alpha \leq 18 \\ 2 \leq \beta \leq 22 \end{cases}$$

设铣刀齿数为 z , 铣刀直径为 D , 铣削速度 $v = \pi D N / 1\ 000$, 则金属去除率 Q 的计算公式为:

$$Q = v f a_e a_p z / \pi D \quad (14)$$

将式(14)变化为:

$$Q = N f a_e a_p z / 1\ 000 \quad (15)$$

以上数学描述具有 4 个目标函数, 无法通过三维可视化显示, 这对于本文优化结果的评定造成了困难。针对薄壁件加工过程中, 变形主要集中在径向方向上, 由于引起工件变形的切削力沿工件厚度方向, 90% 的变形是由 F_y 引起的, 因此在进行薄壁件加工仿真时, 大多只输入 F_y , 变形仿真准确率同样可以达到 90%^[22-23]。鉴于此, 可以忽略掉 F_x 目标, 转变为 3 个目标函数。在多目标优化领域主要有 8 种多目标优化算法: NSGA-II、SPEA2、NSGA-III、MOPSO、GDE3、AGE-MOEA、SRA、VaEA (Vector angle-based Evolutionary Algorithm)^[24]。为了挑选出适合本文拟解决问题的多目标优化算法, 对以上 8 种典型优化算法进行对比分析, 算法设置均为 200 个种群, 迭代 500 代。其中, NSGA-II、SPEA2、NSGA-III、AGE-MOEA 的交叉概率为 0.9, 变异概率为 0.1; GDE 3 算法的 CR 参数和 CF 参数分别为 0.8 和 0.5; MOPSO 中的学习因子 C_1 、 C_2 均取为 1.5, 惯性常量 w 取 0.8; SRA 中的随机排序参数 P_c 为 0.5; VaEA 的参数比率 α 取 0.01。各种算法的 Pareto 前沿如图 6 所示, 各种算法独立运行 30 次的平均耗时如图 7 所示。

综合分析图 6 和图 7 可知, NSGA-II 和 NSGA-III 作为典型非支配排序遗传算法, 在解决本文多目标优化问题时, 并没能生成完整的 Pareto 前沿曲面, 获得的解仅在 1~2 个目标的最优值处拥挤排布, 无法获得

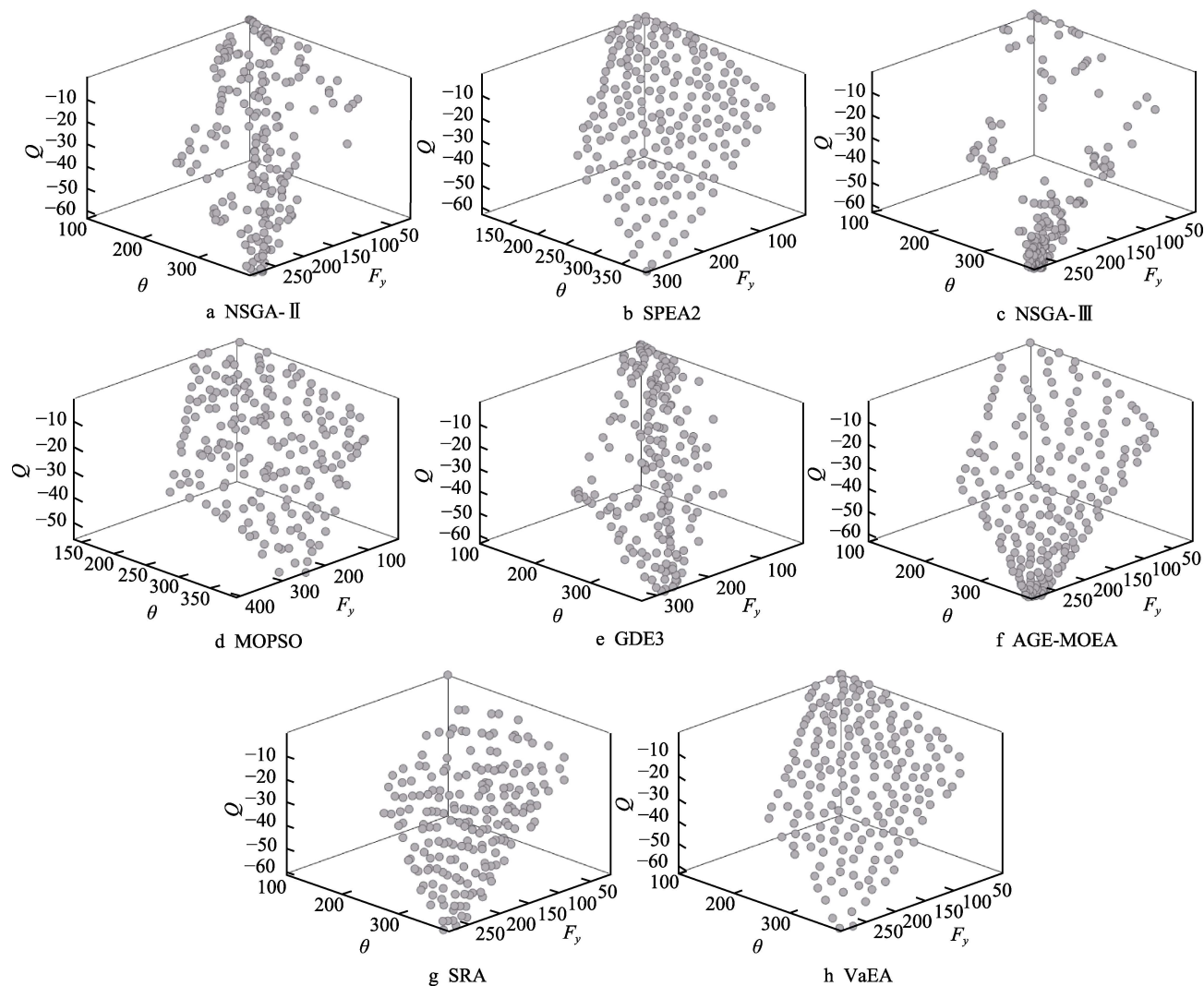


图6 8种算法的 Pareto 前沿曲面
Fig.6 Pareto front surface of eight algorithms

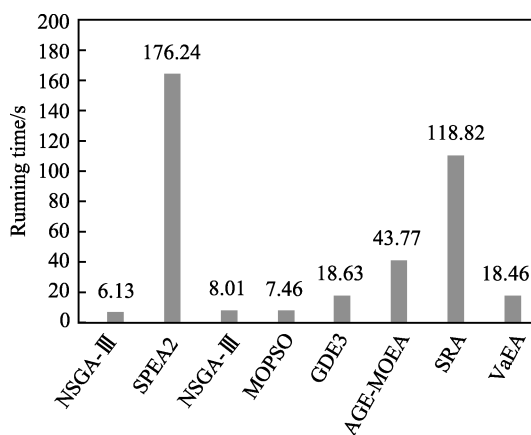


图7 算法耗时
Fig.7 Running time of the algorithm

3个目标的最优值。GDE3虽然生成了众多解,但同样拥挤在单个目标最优值处,没有生成完整的 Pareto 前沿曲面。SPEA2、MOPSO、VaEA、SRA 和 AGE-MOEA 生成了比较完整的 Pareto 前沿曲面,但其中 MOPSO、AGE-MOEA 和 SRA 获得的解的分布

性稍差,SPEA2 和 AGE-MOEA 耗费的计算时间较多。VaEA 不但生成了比较完整的 Pareto 前沿曲面,其解具有良好的分布性,同时计算解的耗时居于中位。

3.2 HV 性能指标评价

为了更好地评定各种算法在本文多目标优化方面的性能,本文引入了超体积指标 (HV, Hypervolume)。HV 指标评价方法最早是由 Zitzler 等^[25]提出,它表示由解集中的个体与参考点在目标空间中所围成的超立方体的体积,它是一种与 Pareto 一致的评价方法。也就是说,如果一个解集 S 优于另一个解集 S' ,那么解集 S 的 HV 指标亦会大于解集 S' 的 HV 指标。这同时也意味着 HV 值越大,算法的综合性能越好。HV 指标评价方法可以同时评价算法的收敛性和多样性,并且无需知道 Pareto 前沿或参考集,多用于高维多目标优化问题。HV 指标公式为:

$$V_{HV} = \delta \bigcup_{i=1}^{|S|} v_i \quad (16)$$

式(13)中: δ 表示 Lebesgue 测度,用来测量体

积; $|S|$ 表示非支配解集的数目; v_i 表示参照点与解集中第 i 个解构成的超体积。

应用 HV 性能评价各种算法在独立计算 30 次后

的最好值 (HV best) 和平均值 (HV average) 如图 8 所示。由图 8 可以看出, 无论是 HV best 还是 HV average, VaEA 在 8 种算法中的 HV 指标均最大。

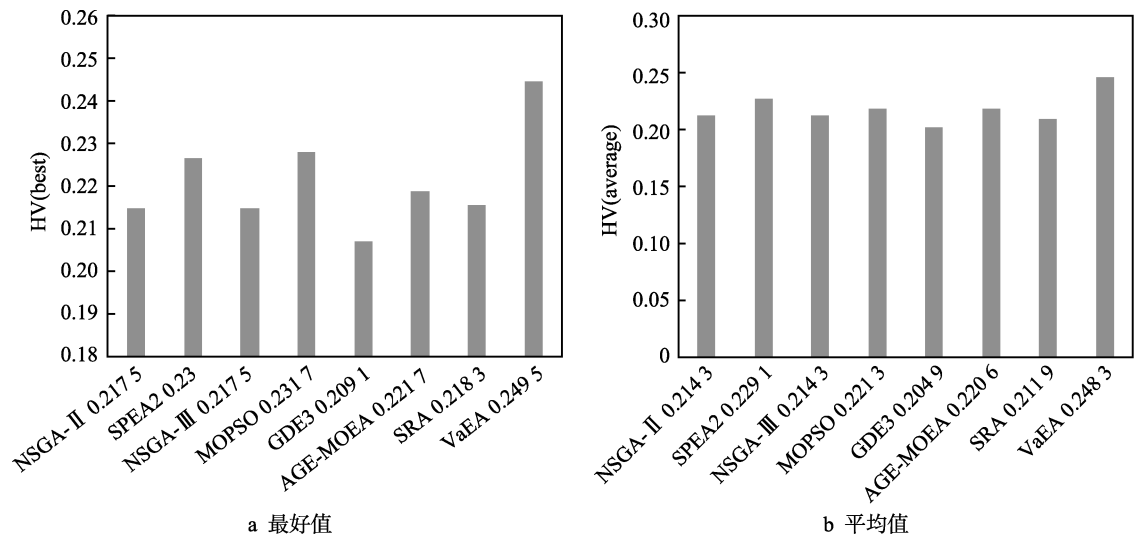


图 8 HV 指标值
Fig.8 HV index values: a) HV best; b) HV average

3.3 优化结果提取分析

经过对铣削力、刀具铣削温度和金属去除率 3 个目标优化 Pareto 前沿曲面可视化对比和 HV 指标评定, 综合考虑, 可以使用 VaEA 算法处理本文的多目标优化问题。使用 VaEA 算法提取多目标优化后的部分结果见表 11。结果表明, 为提高 7075-T651 铝合金

工件的铣削加工效率, 可使用表 11 中第 3、4 组的铣削参数和刀具几何参数; 为提高 7075-T651 铝合金工件的铣削加工质量, 可使用表 11 中第 1、2 组的铣削参数和刀具几何参数; 为获得金属去除率、铣削力、刀具铣削温度间的平衡, 可使用表 11 中第 5、6 组的铣削参数和刀具几何参数。

表 11 部分优化结果
Tab.11 optimization results

	Rotation speed /(r·min ⁻¹)	Feed rate /(mm·z ⁻¹)	Radial depth of cut/mm	Axial depth of cut/mm	Tool rake angle/(°)	Tool clearance angle/(°)	F_y predicted /N	θ predicted /°C	Q predicted /(mm ³ ·min ⁻¹)
1	2 500	0.01	1	1	18	2	15.38	97.42	0.08
2	2 500.35	0.01	1.00	1.00	18.00	18.24	14.65	99.25	0.08
3	6 475.58	0.13	4.98	5.00	17.71	2.00	288.29	382.82	62.74
4	6 500.00	0.13	5.00	4.71	17.22	21.55	259.27	390.48	59.33
5	5 714.87	0.07	4.89	4.71	17.86	3.18	209.81	311.50	28.88
6	5 966.30	0.08	4.53	4.99	17.95	2.00	232.12	322.56	33.08

4 结语

基于对单一目标的单因素分析和正交实验并结合偏最小二乘法回归模型, 可以建立 2 类参数 (铣削参数和刀具几何参数) 到 3 个目标 (铣削力、刀具铣削温度和金属去除率) 的函数关系。分别利用 8 种典型的多目标优化算法对本文提出的 2 类参数、3 个目标优化问题进行优化求解, 并分别实现三维 Pareto 前沿曲面可视化, 结合可视化结果和 HV 指标评价的综合分析, 结果表明, VaEA 优化算法的 Pareto 解分布比较均匀、具有优越的 Pareto 前沿曲面和 HV 性能

指标, 更适合作为求解本文多目标优化问题的优化算法。提取 VaEA 算法优化计算获得的铣削参数和刀具几何参数组合, 可实现对不同铣削目标的优化控制, 表明将 VaEA 算法用于本文铣削参数和刀具几何参数的多目标优化是可行的, 在降低 7075-T651 铝合金工件铣削时的铣削力、铣削温度, 并提高金属去除率等方面具有实际应用价值。

参考文献:

[1] DUAN Zhen-jing, LI Chang-he, DING Wen-feng, et al.

- Milling Force Model for Aviation Aluminum Alloy: Academic Insight and Perspective Analysis[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2021, 34: 18-52.
- [2] 岳修杰, 张平, 宋爱利, 等. 7075 铝合金高速铣削表面质量及刀具磨损机理[J]. 有色金属工程, 2021, 11(2): 9-16.
YUE Xiu-jie, ZHANG Ping, SONG Ai-li, et al. Study on Surface Quality and Tool Wear Mechanism of High-Speed Cutting of 7075 Aluminum Alloy[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2021, 11(2): 9-16.
- [3] MA Wei, WANG Rong-qi, ZHOU Xiao-qin, et al. The Finite Element Analysis-Based Simulation and Artificial Neural Network-Based Prediction for Milling Processes of Aluminum Alloy 7050[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, 2021, 235(1-2): 265-277.
- [4] RAMNATH R A, THYLA P R, HARISHSHARRAN A K R. Machining Parameter Selection in Milling Epoxy Granite Composites Based on AHP[J]. Materials Today: Proceedings, 2021, 42: 319-324.
- [5] 邓聪颖, 杨凯, 苗建国, 等. 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[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 111-118.
DENG Cong-ying, YANG Kai, MIAO Jian-guo, et al. Process Parameters Optimization of Multi-Pass CNC Milling Considering Uncertain Machining Position[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4): 111-118.
- [6] 李体仁, 王心玉, 马超超. 基于混沌粒子群算法的钛合金薄壁筋铣削变形优化[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(1): 59-63.
LI Ti-ren, WANG Xin-yu, MA Chao-chao. Milling Deformed Optimization of Titanium Alloy Thin Wall Bars Based on Chaotic Particle Swarm Optimization[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2020(1): 59-63.
- [7] 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 Rui-fei, YIN Ming, LIU Yan, et al. Optimization of Milling Parameters under Constrains of Process Stability[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(5): 190-198.
- [8] SAGLAM H, UNSACAR F, YALDIZ S. Investigation of the Effect of Rake Angle and Approaching Angle on Main Cutting Force and Tool Tip Temperature[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2006, 46(2): 132-141.
- [9] 潘永智, 艾兴, 唐志涛, 等. 基于切削力预测模型的刀具几何参数和切削参数优化[J]. 中国机械工程, 2008, 19(4): 428-431.
PAN Yong-zhi, AI Xing, TANG Zhi-tao, et al. Optimization of Tool Geometry and Cutting Parameters Based on a Predictive Model of Cutting Force[J]. China Mechanical Engineering, 2008, 19(4): 428-431.
- [10] YI Jiao-hong, XING Li-ning, WANG Gai-ge, et al. Behavior of Crossover Operators in NSGA-III for Large-Scale Optimization Problems[J]. Information Sciences, 2020, 509: 470-487.
- [11] 齐红, 任洪娥, 贾鹤鸣, 等. 基于改进 PSO 神经网络的微米木纤维切削参数优化[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2018, 57(2): 116-122.
QI Hong, REN Hong-e, JIA He-ming, et al. Optimization Study of Cutting Parameters of Micron Wood Fiber Based on Improved PSO Neural Network[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2018, 57(2): 116-122.
- [12] 赵荣荣. 基于人工神经网络的铣削参数优化研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2015.
ZHAO Rong-rong. Studies on Milling Parameters Optimization Based on Artificial Neural Network[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2015.
- [13] 徐玲, 杨丹, 王时龙, 等. 基于进化神经网络的刀具寿命预测[J]. 计算机集成制造系统, 2008, 14(1): 167-171.
XU Ling, YANG Dan, WANG Shi-long, et al. Prediction of Cutting Tool Life Based on Evolutionary Neural Network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2008, 14(1): 167-171.
- [14] 李许庆, 石艳, 胥云, 等. 基于 NSGA-II 的航发叶片粗铣加工工艺参数优化研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(9): 162-166.
LI Xu-qing, SHI Yan, XU Yun, et al. Study on the Optimization of Rough Milling Process Parameters of Aeroengine Blades Based on NSGA-II[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2020(9): 162-166.
- [15] 岳彩旭, 刘鑫, 刘智博, 等. 基于有限元仿真的拼接模具铣削用刀具优化[J]. 中国机械工程, 2020, 31(17): 2085-2094.
YUE Cai-xu, LIU Xin, LIU Zhi-bo, et al. Tool Optimization for Splicing Die Milling Processes Based on Finite Element Simulation[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(17): 2085-2094.
- [16] AY M. Effect of Cutting Parameters on Surface Roughness, Tool Temperature and Vibration in Turning of AISI 316 Ti Stainless Steel[J]. Materials Testing, 2019, 61(1): 71-79.
- [17] ABDELNASSER E, BARAKAT A, ELSANABARY S, et al. Precision Hard Turning of Ti₆Al₄V Using Polycrystalline Diamond Inserts: Surface Quality, Cutting Temperature and Productivity in Conventional and High-Speed Machining[J]. Materials (Basel, Switzerland), 2020, 13(24): 56-77.
- [18] 栗方. 多目标优化算法标准测试函数寻优研究[J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(23): 203-206.
LI Fang. Research on Standard Test Function Optimization of Multi-Objective Optimization Algorithm[J]. Computer Knowledge and Technology, 2020, 16(23): 203-206.
- [19] JIANG Shou-yong, YANG Sheng-xiang. A Strength Pareto Evolutionary Algorithm Based on Reference Direction for Multiobjective and Many-Objective Optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2017, 21(3): 329-346.