

基于改进混沌粒子群算法的薄壁件铣削参数优化

刘思濛, 王刚锋, 索雪峰

(长安大学道路施工技术与装备教育部重点实验室, 陕西 西安 710064)

摘 要: 为提高薄壁框体结构件铣削加工精度及加工效率, 提出一种薄壁框体结构件铣削加工工艺参数优化方法。针对标准粒子群算法存在易陷入局部最优解, 且不能自适应调整权重系数等问题, 将混沌算法与多目标粒子群算法结合, 建立了以铣削力和单位时间材料去除率为优化目标, 以铣削4因素为优化变量, 以机床主轴转速、进给量、铣削深度和表面粗糙度为约束条件的多目标约束优化模型。利用有限元仿真准确计算每个优化解的加工误差, 将结果及时反馈到优化算法中, 进而找到最优加工工艺参数组合。以典型薄壁结构侧壁铣削为例, 分别采用试验参数、标准粒子群优化参数和本文所提算法优化结果进行仿真模拟, 对仿真结果进行分析比较, 证明了该方法的有效性。

关 键 词: 薄壁件; 铣削加工; 加工误差; 工艺参数优化; 多目标混沌粒子群算法

中图分类号: TH 164

DOI: 10.11996/JGJ.2095-302X.2021060987

文献标识码: A

文章编号: 2095-302X(2021)06-0987-08

Optimization of milling parameters for thin-walled parts based on improved chaotic particle swarm optimization algorithm

LIU Si-meng, WANG Gang-feng, SUO Xue-feng

(Key Laboratory of Road Construction Technology and Equipment of MOE, Chang'an University, Xi'an Shaanxi 710064, China)

Abstract: In order to improve milling precision and processing efficiency of thin-walled frame structural parts, a method for optimizing the milling processing parameters of thin-walled frame structural parts was proposed. Aiming at the problems of standard particle swarm algorithm that are easy to fall into local optimal solutions and cannot adjust weight coefficients adaptively, this method combined chaos optimization algorithm and multi-objective particle swarm optimization algorithm to establish the optimization target based on milling force and material removal rate per unit time. The four factors of milling were taken as optimization variables, and the spindle speed, feed rate, milling depth, and surface roughness were taken as constraints. The machining error of each optimization solution was calculated accurately by finite element simulation, and the results were fed back to the optimization algorithm in time, so as to find the optimal machining parameter combination. Taking typical thin-walled structure sidewall milling as an example, experimental parameters, standard particle swarm optimization parameters, and optimization results of the algorithm proposed in this paper were used for simulation respectively, and the simulation results were analyzed and compared, which proves the effectiveness of the proposed method.

收稿日期: 2021-03-04; 定稿日期: 2021-06-20

Received: 4 March, 2021; Finalized: 20 June, 2021

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(300102258109)

Foundation items: Fundamental Research Funds for the Central Universities (300102258109)

第一作者: 刘思濛(1988-), 女, 陕西西安人, 工程师, 博士。主要研究方向为先进制造技术、CAD/CAM。E-mail: liusimeng@chd.edu.cn

First author: LIU Si-meng (1988-), female, engineer, Ph.D. Her main research interests cover advanced manufacturing technology, CAD/CAM.

E-mail: liusimeng@chd.edu.cn

通信作者: 王刚锋(1983-), 男, 陕西渭南人, 高级工程师, 博士, 硕士生导师。主要研究方向为数字化设计与制造、智能制造系统。

E-mail: wanggf@chd.edu.cn

Corresponding author: WANG Gang-feng (1983-), male, senior engineer, Ph.D. His main research interests cover digital design and manufacturing, intelligent manufacturing system. E-mail: wanggf@chd.edu.cn

Keywords: thin-walled workpiece; milling; machining error; process parameter optimization; multi-objective chaotic particle swarm optimization algorithm

薄壁框体结构件由于具有重量轻、比强度高、导电导热性好等特点,在许多领域得到广泛地应用。但在加工制造过程中因其壁薄、刚度低,极易发生变形,导致零件加工精度难以达到设计要求^[1]。因此,研究薄壁框体结构的实际加工过程,分析加工工艺对加工误差的影响是优化工艺参数、提高加工精度和加工效率的基础。结合工程优化算法对加工工艺参数进行优化,得到最优工艺参数方案集,不仅可以提高薄壁框体结构的加工精度,还可以大大提升加工效率,降低生产成本。

为了减小加工误差,提升加工精度,国内外学者对于薄壁结构的工艺参数优化进行了大量研究。从靖梅等^[2]利用遗传算法,以残余应力变形为约束条件,最大加工效率为优化目标优化了切削参数。曾莎莎等^[3]使用倒传递神经网络与遗传算法相结合的方法,得到最佳工艺参数组合。QU 等^[4]以最小切削力、最小表面粗糙度和最大材料去除率为优化目标,采用非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm-II, NSGA-II)求解薄壁结构铣削加工参数优化问题。CHENG 等^[5]对比了 RSM 优化算法和人工蜂群优化算法,得到使粗糙度和变形量最小的最优加工参数。RINGGAARD 等^[6]以材料去除率最大化为目标,以有限振幅的稳定振动为约束条件,采用基于梯度的优化方法对加工参数进行了优化,并以薄壁口袋结构为例,验证了该方法的有效性。上述研究主要基于各种经典优化算法,而粒子群算法与其相比具有原理更简单、参数更少、实现更容易、收敛速度更快、时间复杂度低等特点。李体仁等^[7]采用改进的混沌粒子群算法,以变形量为约束,铣削力最小为优化目标,对铣削参数进行了优化。该方法仅对单一目标铣削力进行优化,而实际优化需求通常更为复杂,因此有一定局限性。陈行政等^[8]建立了以能量效率和加工成本为优化目标,以机床、工艺参数、刀具寿命、加工质量为约束的多工步数控平面铣削工艺参数多目标优化模型,得到能够提高能量效率、降低加工成本的加工参数组合。LI 等^[9]针对直纹面叶轮叶片的铣削加工,结合 BP 神经网络和经典粒子群算法,以刀具最大动态位移为优化目标,利用训练好的神经网络作为评价个体和群体最优解的准则,对加工参

数进行优化。但标准粒子群算法不能自适应调整权重,存在容易陷入局部最优解等问题,仍需进一步改进。

根据薄壁框体结构件侧壁铣削加工过程和工艺特点,本文提出一种结合有限元仿真和改进的多目标混沌粒子群算法(chaos multi-objective particle swarm optimization, CMOPSO),进行薄壁框体结构件铣削加工误差分析以及工艺参数优化的方法。从铣削加工过程入手,建立有限元仿真模型,对薄壁框体结构件铣削加工误差进行分析。针对标准粒子群算法存在容易陷入局部最优解,并且不能自适应调整权重系数等问题,将混沌算法与多目标粒子群算法结合,通过混沌算法进行粒子初始化,获得更均匀多样的初始种群,同时通过自适应调节权重系数加快搜索能力。最后利用有限元仿真准确计算每个优化解的加工误差,将结果及时反馈到优化算法中,保证了优化算法的准确和有效,提高了薄壁框体结构件的铣削加工精度及加工效率。

1 薄壁框体结构件加工变形分析

基于动力学分析的薄壁框体结构件铣削误差仿真基本思路如图 1 所示:首先建立精确的刀具/工件系统有限元模型,将刀具沿轴向划分为若干个圆盘,图中 i, j 分别表示刀齿和刀具圆盘编号;然后建立刀具动力学运动方程,计算刀具总体载荷矢量 $\mathbf{P}$ 和单元应力场等效节点矢量 $\mathbf{F}$,及由 $\mathbf{P}$ 引起的刀具和工件弹性变形,得到切削层厚度 a_e , 通过对其进行迭代计算获得工件/刀具系统真实让刀变形量(k 为迭代次数)以及最终铣削力预测值;将其代入运动方程,解得刀具总节点加速度矢量 $\ddot{\mathbf{x}}(t)$, 由此得到刀具总节点位移矢量 $\mathbf{x}(t)$;考虑铣削力作用下工件的弹性变形,绘制刀具微元的切削轨迹,基于点的六面体映射算法求变形后的切削轨迹与工件网格的布尔交集得到被切除的工件部分;根据屈服准则和强度极限判断单元屈服及失效,并利用实体布尔运算法从初始工件网格中去除所有被切除部分后得到加工完成后的工件以及最终的加工面;最后对加工面进行加工误差分析即可得到工件在切削力作用下的尺寸、形状及位置误差等设计人员关心的数据。

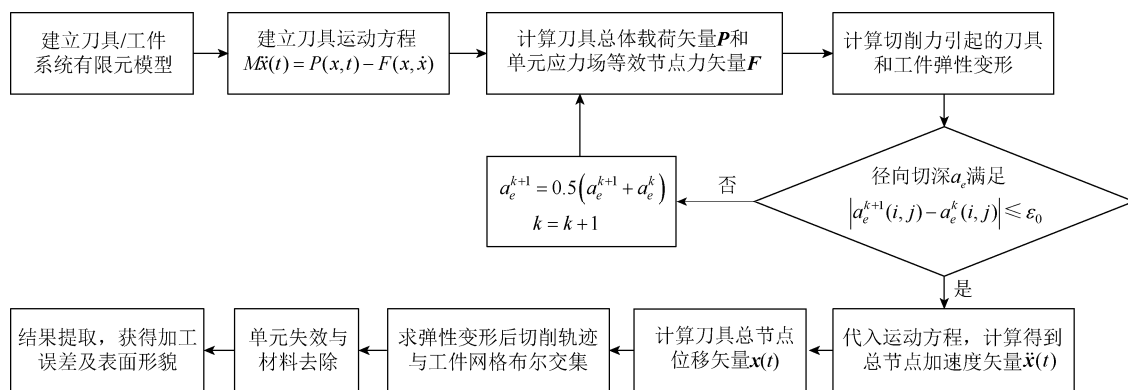


图1 薄壁框体结构件铣削误差仿真基本思路

Fig. 1 Basic idea for simulation of milling errors of thin-walled frame structural parts

选择典型悬臂板结构的薄壁件作为数值模拟对象, 如图2所示, 长度44 mm, 高度40 mm, 厚度3 mm。刀具采用Φ6 mm三齿硬质合金立铣刀, 螺旋角30°, 标注前角20°, 标注后角15°, 加工方式为顺铣。数值模拟加工参数根据经验值设定为: 主轴转速11 000 r/min, 进给速度2 739 mm/min, 径向切深0.8 mm, 轴向切深0.2 mm。因研究对象为单边固定, 三边自由的薄壁结构, 故在有限元建模时约束工件底面所有网格节点自由度。另外, 由于需要同时考虑工件和刀具变形对加工误差的影响, 因此工件和刀具材料均采用非线性弹塑性材料模型进行建模。

图3显示了加工过程中不同时刻工件侧壁的变形云图, 图3(a)为刀具刚切入工件时, 图3(b)为刀具进给至工件中部时, 图3(c)为刀具将切出工件时的变形, 其时变形最大值分别约为0.074 mm, 0.035 mm和0.076 mm。铣削过程结束后, 在工件顶部切入端、中部、切出端各取一采样点, 并输出

其随时间变化的Y方向位移曲线, 横坐标显示时间(μs), 纵坐标显示位移(cm), 如图4所示。由图4可以看出, 工件两端与中部采样点变形方向相反, 且中部变形量小于两端, 是由于两端缺乏支撑, 与理论分析得到的结果一致, 且该仿真方法已通过实验验证其准确性^[1]。

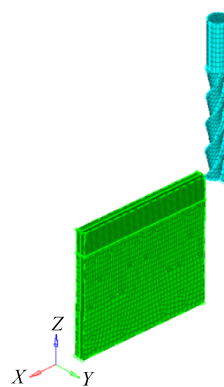


图2 工件/刀具有限元模型

Fig. 2 Finite element model of workpiece/tool

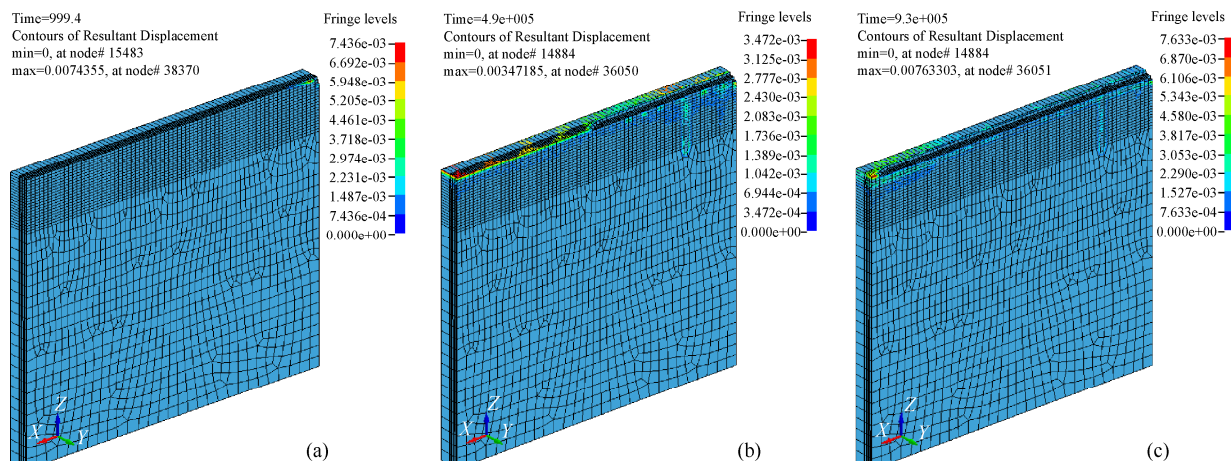


图3 不同加工时刻工件Y向变形云图((a)刀具刚切入工件; (b)刀具进给至工件中部; (c)刀具即将切出工件)

Fig. 3 Y-direction deformation cloud map of workpiece at different processing times ((a) The tool is just cutting into the workpiece; (b) The tool feeds to the middle of the workpiece; (c) The tool is about to cut out the workpiece)

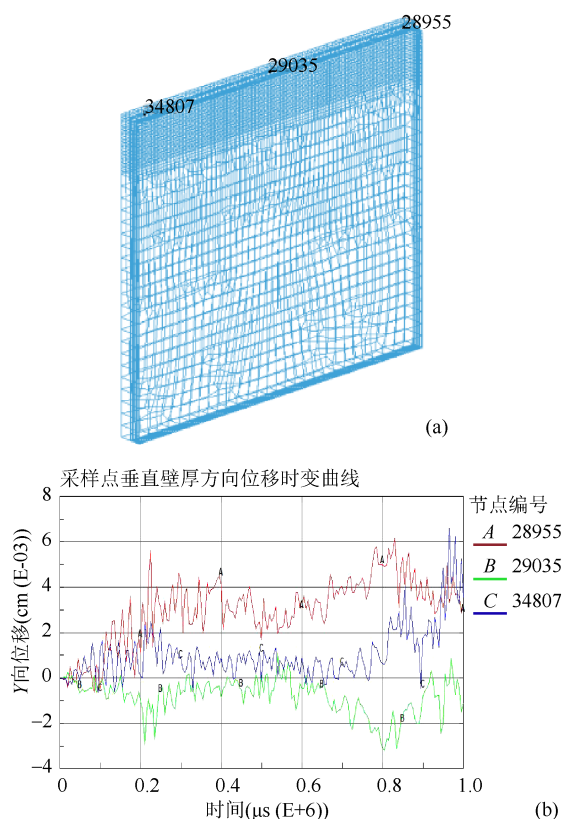


图4 工件不同位置Y向变形量随时间变化曲线((a)采样点位置;(b)采样点Y向位移时变曲线)

Fig. 4 Time-varying curve of Y-direction deformation at different positions of workpiece ((a) Sampling point location; (b) Time-varying curve of sampling point displacement in Y direction)

2 改进的多目标自适应混沌粒子群算法

由上述薄壁框体结构件铣削加工变形分析可知,在加工过程中存在让刀变形现象,需要通过工艺参数优化来控制变形误差。针对薄壁框体结构在加工中容易出现的问题,需考虑在尽量减小误差的前提下提高生产效率,同时满足因机床特性、工艺要求等决定的各种约束条件。在使用标准粒子群算法进行优化求解时,容易陷入局部最优解,因此,本文结合有限元仿真结果,采用改进的约束 CMOPSO 算法对工艺参数进行寻优计算。

2.1 混沌优化算法

混沌优化算法的基本思想是将混沌变量线性映射到优化变量的值区间,利用混沌变换进行搜索。混沌的随机性和遍历性可避免搜索过程陷入局部极小,克服传统优化算法的不足。Logistic 映射是一种典型混沌系统^[10],其有限差分方程为

$$x_{n+1} = \mu x_n (1 - x_n) \quad (1)$$

其中, μ 为控制参数,当 $\mu=4$ 时陷入混沌状态,其输出相当于 $[0,1]$ 之间的随机变量,可以遍历区间 $[0,1]$ 的每个数,且不会重复。

2.2 标准粒子群算法

标准粒子群优化算法的速度和位置可更新为

$$v_{id}^{k+1} = w_p v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (2)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (3)$$

其中, $d=1,2,\dots,D_p$, D_p 为粒子维数; $i=1,2,\dots,N_p$, N_p 为粒子个数; $k=1,2,\dots$ 为迭代次数; w_p 为惯性权重; c_1 为认知权重; c_2 为社会权重,是非负的常数; r_1 和 r_2 为分布在 $[0,1]$ 区间的随机数; v_{id}^k 为粒子 i 的第 d 维在第 k 次迭代时的速度矢量; x_{id}^k 为粒子 i 的第 d 维在第 k 次迭代时的位置矢量; p_{id}^k 为粒子 i 的第 d 维在第 k 次迭代时个体最优位置; p_{gd}^k 为粒子群的第 d 维在第 k 次迭代时的全局最优位置。式(2)中的第一部分为粒子之前的速度,后2部分则为分别引入的个体和群体最优位置对速度的影响。因此,式中 w_p 影响着原有速度的保留程度。当 w_p 较大时,算法的全局收敛能力较强;反之,局部收敛能力较强。

2.3 多目标混沌粒子群算法基本思想

改进的 CMOPSO 算法基本流程如图5所示:随机产生初始种群 S_0 ,并通过归一化将种群中所有粒子映射到混沌空间得到 S_0' ,利用混沌算法得到混沌值,将其映射到解空间,由混沌的随机性和遍历性得到更均匀分布的初始种群 S_0^* ;计算种群中所有个体适应度,根据约束支配关系得到初始非劣解集,存入外部档案,令迭代次数 $t=0$;初始化所有粒子的个体最优解 p_{best} ,并根据全局向导选取策略初始化全局最优解 g_{best} ;判断是否满足终止条件,若满足,则输出最优解集;否则,进行自适应参数调整,并根据式(2)和(3)进行粒子速度和位置更新,对位置越界的粒子进行调整;依据约束支配关系得到所有粒子个体最优解,对外部档案进行维护,并根据全局向导选取策略更新全局最优解,并令 $t=t+1$,重复上述操作直到满足终止条件;将所得结果应用于有限元仿真模型进行仿真模拟,并判断仿真结果是否满足实际精度要求;若满足,则输出优化结果;否则,返回第一步,重新生成初始种群,并重复以上步骤,直至得到满足精度要求的最优解集。

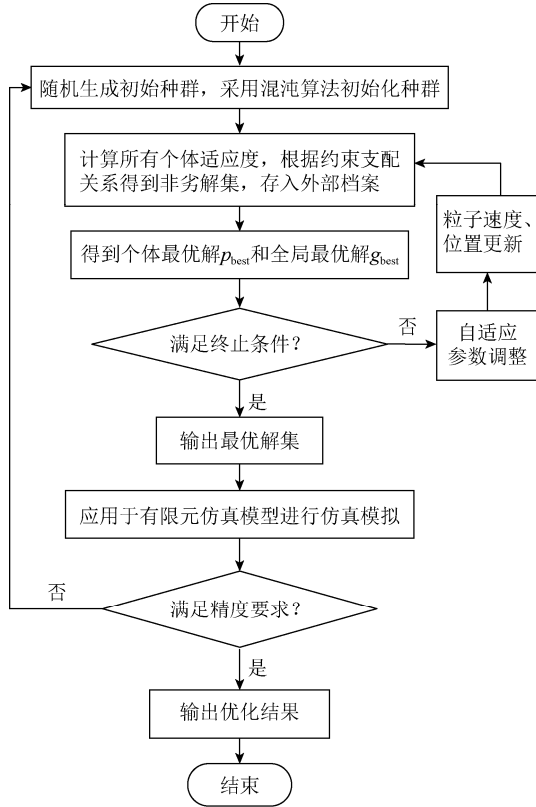


图5 改进的多目标混沌粒子群算法基本思想流程

Fig. 5 The basic thought process of the improved multi-objective chaotic particle swarm algorithm

由于约束的存在, 粒子搜索空间分为可行空间和非可行空间。初始种群在随机均匀分布时, 粒子存在于2种空间中, 可行空间中的粒子即为可行解,

反之为非可行解。在进化的初始阶段, 允许存在较多的非可行解以增加算法的开发探索能力, 在进化的后期则要逐渐减少非可行解的比例, 以保证最终非劣解集存在于可行空间内。在为了控制种群中不可行解的比例, 从而更好地搜索可行的最优解, 定义不可行度阈值^[11]为

$$\varepsilon = \begin{cases} \varepsilon_0 \times (1 - 5t / 4T), & t \leq 0.8T \\ 0, & t > 0.8T \end{cases} \quad (4)$$

其中, ε_0 为初始约束违反程度允许值, 即粒子到可行空间的距离; t 为当前进化代数; T 为种群最大进化代数。对于每个候选解 X_i , 当不可行度阈值小于 ε , 其为可接受解。粒子的约束支配关系满足: 当解 X_i 为可接受解, 而 X_j 为不可接受解; 或解 X_i 与 X_j 均为不可接受解, 但 X_i 的不可行度小于 X_j ; 或解 X_i 与 X_j 均为可接受解, 且 X_i 支配 X_j 时, 即 X_i 约束支配 X_j 。

(1) 外部档案维护。为保证最终得到的外部档案中的解为 Pareto 最优解, 根据上述约束支配关系, 采用图 6 中外部档案更新策略。当外部档案中的粒子数大于所设定最大值时, 删除拥挤距离最小的解。

(2) 全局极值的选择。随机选取外部档案 A 中具有较大拥挤距离和更小全局极值选择频率的非劣解作为其 g_{best} , 以引导粒子向稀疏区域运动从而提高算法开发能力。

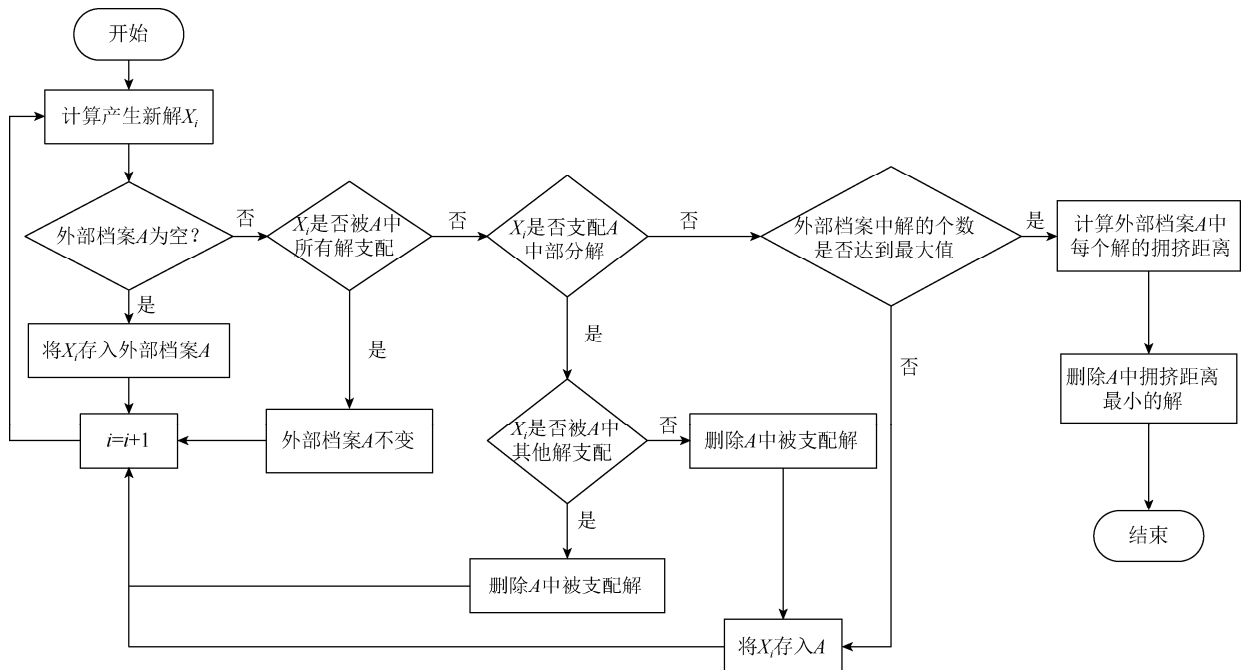


图6 外部档案更新流程

Fig. 6 External file update process

(3) 自适应参数调整。对于标准多目标粒子群优化(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)算法, 惯性权重 $w=1$, 粒子在搜索过程中无法动态调整其速度, 容易陷入局部最优解。因此引入自适应动态惯性权重递减策略^[12], 即

$$w = w_{\max} - \frac{(w_{\max} - w_{\min})t}{T} \quad (5)$$

其中, $w_{\max}$ 和 $w_{\min}$ 分别为最大和最小惯性权重; T 为最大进化代数; t 为当前迭代次数。搜索开始时惯性权重较大, 伴随着搜索过程的推进使 w 逐渐减小, 以确保在刚开始搜索时各粒子能在全局范围内快速搜索到较好的区域, 后期可以在最优值附近进行精确搜索, 从而使算法有较大概率向全局最优值收敛。

3 铣削加工参数优化算法模型

依据第 1 节的薄壁框体结构件铣削加工变形分析, 垂直于侧壁的水平方向铣削力是影响其变形误差的主要因素。另外, 在实际加工制造中, 在保证加工质量的前提下, 最应关注的是加工效率。因此, 选择水平方向铣削力和单位时间材料去除率(material removal rate, MRR)为优化目标, 以机床主轴最大进给力、刀具寿命、表面粗糙度为约束条件, 对铣削速度 v_c 、每齿进给量 f_z 、铣削宽度 a_e 、铣削深度 a_p 铣削 4 个因素进行优化。

3.1 目标函数

铣削力是薄壁深腔零件加工过程中的一项重要指标, 其大小对薄壁件侧壁的变形产生直接影响, 因此选择最小化铣削力作为优化目标。由于本文研究的是薄壁结构件圆周铣削过程中的侧壁变形误差, 垂直于工件壁厚的水平方向铣削力是对其造成影响的主要因素, 且铣削加工中铣削力是波动的, 因而, 在构造目标函数时取垂直于工件壁厚的径向铣削力 F_y 的平均值。为求解方便, 根据文献^[1], 将所得结果进行变换, 即

$$F_y = 16961.396 \times n_s^{-0.465} \times f_z^{0.642} \times a_p^{0.474} \times a_e^{0.113} \quad (6)$$

其中, 主轴转速 $n_s = 1000v_c/(\pi D_t)$, D_t 为刀具直径, 将其代入式(6)中, 得到关于 F_y 的优化目标, 记为 $Q_1 = Q_1(v_c, f_z, a_p, a_e)$

$$= 16961.396 \times \left(\frac{1000v_c}{\pi D_t} \right)^{-0.465} \times f_z^{0.642} \times a_p^{0.474} \times a_e^{0.113} \quad (7)$$

在薄壁件的铣削加工中, 单位时间的材料去除率是衡量加工效率的重要指标, 因此同时选择其为

优化目标。铣削加工的单位时间材料去除率为

$$MRR = a_e f_z a_p N n_s \quad (8)$$

其中, N 为铣刀齿数, 将 $n_s = 1000v_c/(\pi D_t)$ 代入式(8), 得到关于 $MRR(\text{mm}^3/\text{min})$ 的优化目标, 即

$$Q_2 = Q_2(a_e, v_c, f_z, a_p) = \frac{1000N}{\pi D_t} a_e v_c f_z a_p \quad (9)$$

根据仿真结果可知铣削力大小与变形误差呈正相关, 单位时间材料去除率与加工效率呈正相关, 因此, 为减小误差提高效率需求铣削力的极小值和 MRR 的极大值。统一为最小化问题, 优化模型为

$$\begin{cases} \min & Q_1 = 16961.396 \times \left(\frac{1000v_c}{\pi D_t} \right)^{-0.465} \times \\ & f_z^{0.642} \times a_p^{0.474} \times a_e^{0.113} \\ \min & -Q_2 = -\frac{1000N}{\pi D_t} v_c f_z a_p a_e \end{cases} \quad (10)$$

3.2 约束条件

实际加工过程中, 铣削参数的选择还受到多方面因素的制约, 只有满足相应约束条件的解才是薄壁件铣削工艺参数优化的可行解。因此进行优化计算时, 必须引入这些约束条件, 以得到符合实际生产需求的优化参数组合。薄壁框体结构件侧壁铣削加工的约束主要来自机床主轴转速、进给速度、铣削深度和表面粗糙度, 具体约束可表示为

$$\begin{cases} g_1(x) = n_{\max} - n \geq 0 \\ g_2(x) = f_{\max} - f \geq 0 \\ g_3(x) = a_{p\max} - a_p \geq 0 \\ g_4(x) = R_{a\max} - R_a \geq 0 \end{cases} \quad (11)$$

4 实例分析

以第 1 节的 2A12 铝合金典型薄壁结构为例, 建立对应的 CMOPSO 算法数学模型进行铣削参数优化。表面粗糙度约束 $R_a \leq 1.6 \mu\text{m}$ 。根据机床的规格参数, 对主轴转速和进给速度的约束分别为: $500 \text{ rpm} \leq n_s \leq 24\,000 \text{ rpm}$, $f \leq 10 \text{ m/min}$ 。铣削深度的经验约束为 $a_p \leq 2 \text{ mm}$ 。

4.1 优化结果

分别采用标准 MOPSO 算法和上述改进的 CMOPSO 算法对铣削参数进行优化。设置种群大小为 100, 最大迭代次数为 300, 外部档案规模为 100。学习因子 c_1 , c_2 均设置为 1.499 5, w 取值范围为 $[0.2, 0.9]$, 最终得到的 Pareto 解集如图 7 所示。

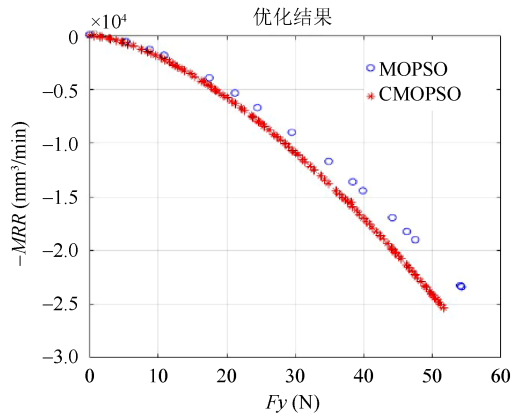


图 7 2 种粒子群算法 Pareto 前沿

Fig. 7 Pareto frontier of two particle swarm algorithms

表 1 为 2 种算法在计算时间和达到收敛时的迭代次数方面的性能对比。由表 1 可知，改进后的算法用时更短，迭代次数更少，可以使目标函数更快达到收敛。

表 1 MOPSO 和改进的 CMOPSO 算法性能对比
Table 1 Performance comparison of MOPSO and improved CMOPSO algorithm

算法	计算时间(s)	迭代次数
MOPSO	91.4	100
CMOPSO	55.5	23

4.2 结果分析及仿真验证

为了从 Pareto 解集选取满意解，根据文献[13]选取最满意点，假设铣削力和 MRR 的权值分别为 w_F 和 w_M ，且 $w_F + w_M = 1$ ，则求解 2 目标尽可能最佳

的满意解定义为求解式(12)的极小值问题，即

$$\begin{cases} \min \sqrt{(w_F Q'_1)^2 + (w_M Q'_2)^2} \\ Q'_1 = \frac{Q_1 - Q_{1\min}}{Q_{1\max} - Q_{1\min}} \\ Q'_2 = \frac{Q_2 - Q_{2\min}}{Q_{2\max} - Q_{2\min}} \end{cases} \quad (12)$$

其中， Q'_1 和 Q'_2 分别为对 2 目标函数值进行归一化的结果。设置 w_F 和 w_M 均为 0.5，代入式(12)可得一组最优解，将其与多次试验得到的试验值以及采用标准 MOPSO 算法的优化值进行对比见表 2。

从表 2 可以看出，相比优化前的试验值，采用 CMOPSO 算法优化所得到的铣削力更小，同时单位时间材料去除率显著提升。与 MOPSO 相比，CMOPSO 所得铣削力更低，同时 MRR 有所提升，结果更优。

采用表 2 中 3 组铣削参数对第二节实例模型进行仿真验证，铣削仿真完成后，在工件模型上端沿刀具进给方向相同位置取若干采样点，对比壁厚方向位移误差，如图 8 所示。图 8 中标准 MOPSO 算法的误差仿真结果与优化前参数误差仿真结果相差不大，考虑是由于铣削力略大于优化前值的原因。而采用改进的 CMOPSO 优化后参数加工造成的误差总体小于采用优化前参数加工造成的误差，优化后的最大变形误差为 0.016 mm，相比采用经验参数所得最大误差降低了 0.011 mm，表明本文所提方法对铣削参数的优化正确有效。

表 2 铣削参数优化结果对比

Table 2 Comparison of optimization results of milling parameters

对比项	v_c (m/min)	f_z (mm/z)	a_p (mm)	a_e (mm)	F_y (N)	MRR (mm³/min)
优化前	207.350 0	0.083 0	0.200	0.8	41.732 7	438.24
MOPSO 优化值	452.389 3	0.076 7	2.000	1.5	43.562 0	16 556.00
CMOPSO 优化值	452.389 3	0.078 4	1.489	2.0	39.684 1	16 800.00

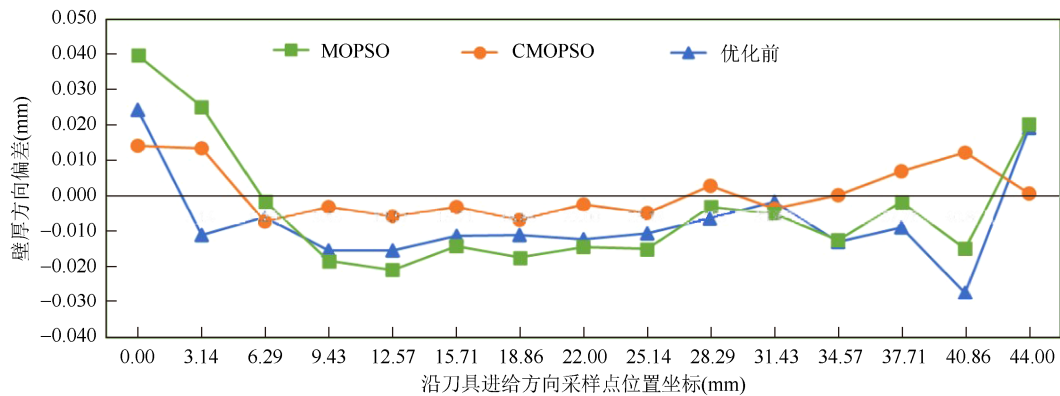


图 8 优化前与优化后模型加工误差对比

Fig. 8 Comparison of processing error before and after optimization

5 结 束 语

本文提出一种基于改进的 CMOPSO 算法的薄壁框体结构件铣削加工工艺参数优化方法。结合混沌算法与 MOPSO 算法,对传统粒子群算法进行改进,提高了算法的全局搜索能力,并通过自适应调节权重系数加快算法搜索速度。以 2A12 铝合金典型薄壁框体结构件为例,建立了以铣削力和单位时间材料去除率为优化目标,铣削 4 因素为优化变量的多目标约束优化模型进行优化计算。分别采用试验参数、MOPSO 参数和改进的 CMOPSO 参数进行仿真模拟,并将所得结果进行对比分析,结果表明本文方法能够有效提高薄壁框体结构件加工精度及加工效率,为薄壁框体结构件铣削工艺参数的选择提供了理论依据。

参考文献 (References)

- [1] 刘思濛,邵晓东,王豆.一种基于动力学分析的薄壁深腔零件加工变形仿真方法[J].计算机集成制造系统,2016,22(10):2294-2304.
LIU S M, SHAO X D, WANG D. Machining deformation simulation method of thin-walled deep cavity parts based on dynamics analysis[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(10): 2294-2304 (in Chinese).
- [2] 丛靖梅,莫蓉,吴宝海,等.薄壁件残余应力变形仿真预测与切削参数优化[J].机械科学与技术,2019,38(2):205-210.
CONG J M, MO R, WU B H, et al. Prediction of deformation induced by residual stress in milling of thin-walled part and optimization of cutting parameters[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2019, 38(2): 205-210 (in Chinese).
- [3] 曾莎莎,彭卫平,雷金.基于混合算法的薄壁件铣削加工工艺参数优化[J].中国机械工程,2017,28(7):842-845,851.
ZENG S S, PENG W P, LEI J. Optimization of milling process parameters based on hybrid algorithm for thin-walled workpieces[J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(7): 842-845, 851 (in Chinese).
- [4] QU S, ZHAO J B, WANG T R. Experimental study and machining parameter optimization in milling thin-walled plates based on NSGA-II[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 89(5-8): 2399-2409.
- [5] CHENG D J, XU F, XU S H, et al. Minimization of surface roughness and machining deformation in milling of Al alloy thin-walled parts[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2020, 21(9): 1597-1613.
- [6] RINGGAARD K, MOHAMMADI Y, MERRILD C, et al. Optimization of material removal rate in milling of thin-walled structures using penalty cost function[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2019, 145(10): 1-15.
- [7] 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 T R, WANG X Y, MA C C. 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 (in Chinese).
- [8] 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 Z, 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 (in Chinese).
- [9] LI M Y, HUANG J G, DING W B, et al. Dynamic response analysis of a ball-end milling cutter and optimization of the machining parameters for a ruled surface[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, 2019, 233(2): 588-599.
- [10] 杨景明,马明明,车海军,等.多目标自适应混沌粒子群优化算法[J].控制与决策,2015,30(12):2168-2174.
YANG J M, MA M M, CHE H J, et al. Multi-objective adaptive chaotic particle swarm optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2015, 30(12): 2168-2174 (in Chinese).
- [11] 凌海风,周献中,江勋林,等.改进的约束多目标粒子群算法[J].计算机应用,2012,32(5):1320-1324.
LING H F, ZHOU X Z, JIANG X L, et al. Improved constrained multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(5): 1320-1324 (in Chinese).
- [12] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]//1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence. New York: IEEE Press, 1998: 69-73.
- [13] 马睿佳,魏正英,陈雪丽,等.基于约束多目标粒子群算法的倒刺型流道优化[J].排灌机械工程学报,2018,36(12):1330-1336.
MA R J, WEI Z Y, CHEN X L, et al. Barbed labyrinth channel optimization based on constrained multi-objective particle swarm algorithm[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2018, 36(12): 1330-1336 (in Chinese).