

8-7-2020

3D Printing Orientation Optimization Based on Non-dominated Sorting Genetic Algorithm

Dai Ning

College of Mechanical & Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

Lisong Ou

College of Mechanical & Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

Renkai Huang

College of Mechanical & Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

Liu Hao

College of Mechanical & Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

3D Printing Orientation Optimization Based on Non-dominated Sorting Genetic Algorithm

Abstract

Abstract: Part orientation is one of the key technologies in 3D Printing, which has important influence on the surface precision, machining time and machining cost of the part. This problem is a research hot point of how to balance the surface precision and machining time. *The improved Non-dominated Sorting Genetic algorithm was proposed to solve the problem of part orientation optimization. The mathematical model of part surface accuracy and machining time were constructed. The chromosome model of part orientation and the adaptive crowding distance were established. The genetic operators of select, crossover and mutation were used to get a set of iterative solution. The experiments show that this method can effectively solve the problem of optimum part orientation.*

Keywords

3D printing, part orientation, genetic algorithm, multi-objective optimization

Recommended Citation

Dai Ning, Ou Lisong, Huang Renkai, Liu Hao. 3D Printing Orientation Optimization Based on Non-dominated Sorting Genetic Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(10): 2365-2373.

非支配排序遗传算法的三维打印分层方向优化

戴宁, 欧立松, 黄仁凯, 刘浩

(南京航空航天大学机电学院, 南京 210016)

摘要: 三维打印技术中模型的分层方向是影响模型表面精度、加工时间和加工成本的重要关键技术之一。减少加工时间和提高表面精度相互制约, 当分层厚度较小时, 模型表面精度提高, 但降低了加工效率; 当分层厚度增加, 减少了加工时间, 但模型表面精度下降。针对这一问题, 提出了基于非支配排序遗传算法的模型分层优化方法。建立了表面精度和加工时间两个目标函数; 设计了模型姿态方向的染色体模型和自适应拥挤度算子; 通过选择、交叉和变异实现迭代求解。实验表明: 该方法可以有效地解决三维打印过程中模型分层方向优化问题。

关键词: 三维打印; 模型分层方向; 遗传算法; 多目标优化

中图分类号: TP391.72 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2015) 10-2365-09

3D Printing Orientation Optimization Based on Non-dominated Sorting Genetic Algorithm

Dai Ning, Ou Lisong, Huang Renkai, Liu Hao

(College of Mechanical & Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Part orientation is one of the key technologies in 3D Printing, which has important influence on the surface precision, machining time and machining cost of the part. This problem is a research hot point of how to balance the surface precision and machining time. *The improved Non-dominated Sorting Genetic algorithm was proposed to solve the problem of part orientation optimization. The mathematical model of part surface accuracy and machining time were constructed. The chromosome model of part orientation and the adaptive crowding distance were established. The genetic operators of select, crossover and mutation were used to get a set of iterative solution. The experiments show that this method can effectively solve the problem of optimum part orientation.*

Keywords: 3D printing; part orientation; genetic algorithm; multi-objective optimization

引言

三维打印技术最早始于 20 世纪 80 年代, 是通过熔融材料或烧结、粘结材料逐层进行制造的技术, 该技术忽略了待加工产品结构的复杂度, 特别对于复杂模型的生产制造优势明显^[1]。在三维打印

过程中, 模型分层方向的最优化对三维打印起着重要的作用, 它在一定程度上影响模型表面制造精度、模型加工时间、支撑结构和模型加工成本等, 它的自动化实现可以减少技术人员手工调整的复杂度, 减少误差。

如何获取最优的模型分层方向, 近年来许多学者做了大量的研究, 主要包括单目标优化算法和多目标优化算法。单目标优化算法^[2-3]主要针对模型某一个特定的目标函数进行优化, 如表面质量、加工时间或者材料消耗等。Masood 等^[2]采用模型的体积误差作为目标函数求得模型分层最优方向,



收稿日期: 2015-05-26 修回日期: 2015-07-24;
基金项目: 国家 863 项目(SS2013AA040801); 江苏省科技支撑计划(BE2014009-3); 江苏省三维打印装备与制造重点实验室开放课题(BM2013006);
作者简介: 戴宁(1978-), 男, 南京人, 博士, 副教授, 研究方向为 CAD/CAM; 欧立松(1988-), 男, 陕西人, 研究生, 研究方向为三维打印。

<http://www.china-simulation.com>

• 2365 •

该方法可以较为精确的得到模型体积误差最小的分层方向，但目标函数单一，没有考虑加工时间等因素。

多目标优化算法可以同时考虑模型表面精度、加工时间等因素，计算模型最优的分层方向，该类算法主要分为两类：几何计算方法和人工智能算法。几何计算法^[4-8]主要基于研究者自主开发的模型分层优化系统，该系统中可以分别计算模型表面粗糙度、加工时间和材料消耗等，旋转模型分别计算一组解，比较多组解的最优性从而得出模型最优分层方向。该算法相比较单目标算法可以得出较为合理的分层方向解，但算法效率较低，并且在算法中存在一定的人为干扰。相比于几何计算法，人工智能算法^[9-12]基于自主选择进化，减少了人为干扰因素，效率较高。其中对于模型分层多目标优化问题，一些学者采用遗传算法来解决。Byun 等^[9]考虑模型表面质量和模型加工时间，给定模型的初始姿态，根据遗传算法生成初始种群数，父代进行操作，旋转角度计算适应值，实现最优解求解。

尽管上述很多学者都针对三维打印中模型最优分层方向进行了大量的研究，但都存在一些问题。文献[2-3]采用单一参考标准，将模型体积误差作为判断依据，而不考虑加工时间等因素。文献[4-6,8]适用于立体光固化成型，文献[4-6]虽然提出多目标函数评判模型最优分层方向，但都着重考虑模型表面精度，加工时间是第二参考标准，有一定的人为影响。对于多目标优化问题，文献[9-12]利用遗传算法解决模型最优分层问题，但都存在只能得出一个解的问题，对于多目标函数优化，难以满足用户多方面要求。文献[9-10]只针对某一种三维打印技术提出优化算法，并不适用于其他类型。文献[11-12]算法结果单一，计算复杂，效率不高。

基于上述研究，根据目前三维打印发展趋势，考虑模型加工时间、模型表面精度、支撑区域等，本文提出了改进非支配排序遗传算法模型的分层方向优化算法，解决三维打印中模型分层方向优化问题。利用该算法可以求得一组最优解，用户可以

根据自己的需要选择最优方向。

1 技术路线

三维打印技术中模型表面精度和加工时间是两大关键评判标准，这两者与模型分层方向密切相关。对于模型表面精度主要体现在表面粗糙度上，该粗糙度是由模型表面台阶效应引起的，该误差是由于模型在分层累积中造成的，如图 1 所示。对于模型的某一个表面，当该表面不处于水平或垂直面时，产生较大的台阶效应，选取模型合适的分层方向，使得在该方向上模型表面台阶效应最小，是本文研究的问题之一。加工时间是三维打印技术中另一个关键问题，不同的分层方向会产生不同的支撑区域、分层高度和分层数量，从而导致了模型的加工时间不同，如图 2 所示，对于同一个模型，分层方向不同，导致加工时间不同，如何选取最优的分层方向，使模型的加工时间最小，这是本文研究的另一个问题。

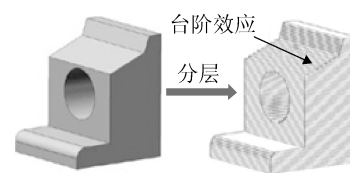


图 1 台阶效应图

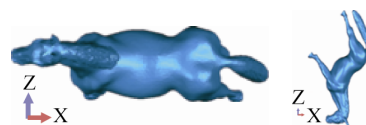


图 2 不同分层方向的模型

在考虑模型分层厚度影响模型表面精度时，需要平衡表面精度和加工时间处于相对合理的范围，满足用户要求。本文综合考虑模型表面精度和加工时间两个因素，利用改进的非支配排序遗传算法，对模型分层方向优化问题进行求解，最终得到模型分层方向的最优解集。技术路线如图 3 所示，首先初始化种群，旋转模型产生新一代，利用遗传算法进行拥挤度计算及非支配排序，然后对父代进行选择，交叉及变异操作，产生新一代，最终得到最优解集。

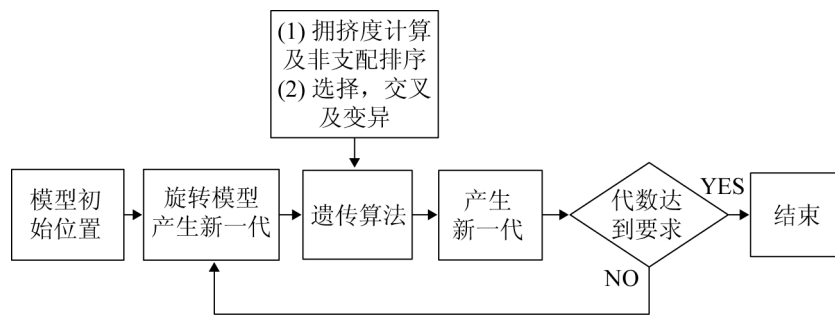


图 3 模型分层方向技术路线

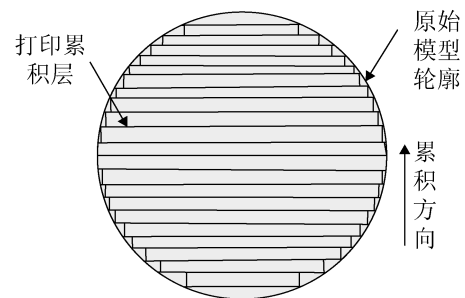
2 分层优化目标函数

提高模型表面质量和降低加工时间是三维打印的关键技术, 提高模型表面质量和减少加工时间, 二者相互制约。本文综合考虑模型表面精度和加工时间, 使二者在满足用户要求的前提下, 最大化提高模型表面精度, 降低加工时间, 从而得到最优的分层方向。

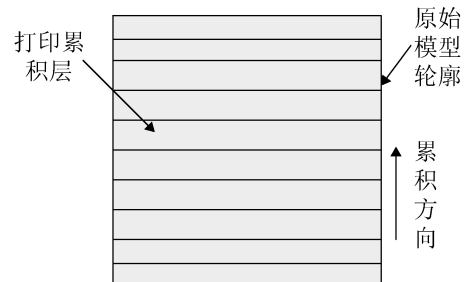
2.1 模型表面精度建模

模型表面质量是三维打印技术中的关键问题之一, 模型表面质量的好坏直接影响零件的外观和加工精度。三维打印技术是分层累积加工, 从而导致模型表面产生台阶效应, 如图 4 所示。许多学者采用减少分层厚度来降低台阶效应, 从而降低表面粗糙度。该方法缺点在于直接增加分层数量, 大幅增加了打印时间。由于台阶效应是由模型轮廓与分层方向成一定夹角时产生的(如图 4(a)所示), 当模型表面与分层方向一致或垂直时, 则不会产生台阶效应(如图 4(b)所示)。因此, 在模型分层时, 选择合理分层方向, 使模型表面尽量处于水平或垂直方向, 这样可以减少产生台阶效应的表面, 继而提高了模型表面精度。

三角网格模型表面是由离散的三角面片近似而成, 可以通过三角面片的法矢与分层方向的夹角来计算模型表面粗糙度, 如图 5 所示。



(a) 原始模型轮廓与累积方向成一定角度时, 产生台阶效应



(b) 原始模型轮廓与累积方向一致时, 无台阶效应

图 4 台阶效应

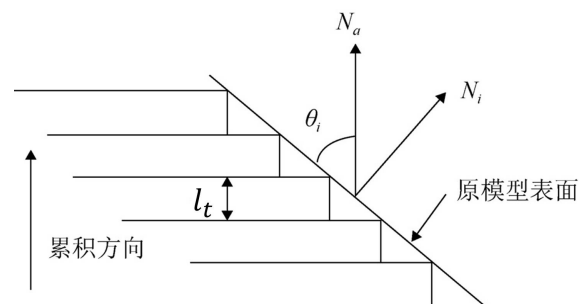


图 5 台阶效应示意图

其中, N_i 为第 i 个三角面片的法矢, N_a 为分层方向(一般是 Z 轴正方向), l_t 为分层厚度。Pandey^[11,14]提到模型表面平均粗糙度是根据三角面片的角度而定, 第 i 个三角面片的粗糙度 Ra_i 为:

$$Ra_i = \begin{cases} 69.28 - 72.36 \frac{l_i}{\cos \theta_i} & 0 \leq \theta_i \leq 70^\circ \\ 117.6 \times l_i & \theta_i = 90^\circ \\ \frac{1}{20} [90Ra_{70^\circ} - 70Ra_{90^\circ} + \\ \theta_i (Ra_{90^\circ} - Ra_{70^\circ})] & 70^\circ < \theta_i < 90^\circ \end{cases} \quad (1)$$

当模型表面需要添加支撑时, 由于支撑结构在去除时会影响表面精度, 所以对于这部分区域的表面粗糙度需要给定一个加权值 w_i , 则这部分区域的表面粗糙度为 $Ra_i(1+w_i)$, 对于熔融堆积打印系统 $w_i = 0.2$ 。利用三角面片的面积作为权重, 得到这个模型的平均表面粗糙度^[15]:

$$R_{avg} = \frac{\sum Ra_i A_i}{\sum A_i} \quad (2)$$

式中: R_{avg} 表示模型表面平均粗糙度; Ra_i 表示第 i 个面片的粗糙度; A_i 表示第 i 个三角面片的面积。

2.2 模型加工时间建模

三维打印中模型的总加工时间一般分为打印前预处理时间、打印中时间和打印后处理时间。打印前预处理时间一般是指对数据进行修复, 选择合适的模型位置以及打印设备的加热、启动等时间, 由于本文讨论模型分层方向优化问题, 这部分时间可以作为定值。打印中时间主要指模型打印时间, 一般由模型分层数量、支撑结构和材料、打印机喷头速率决定。打印机喷头速率一般也可视为恒定, 那么这部分时间主要由分层数量和支撑结构决定。打印后处理时间一般指模型表面抛光、清洗, 支撑结构去除时间, 模型表面抛光和清洗是由于模型台阶效应引起的后处理, 台阶效应引起的粗糙度和支撑结构耗时已经归入打印中时间, 所以这部分不予考虑, 那么模型总的加工时间主要指模型打印中时间。

模型分层数量是由模型在 Z 方向的高度和分层厚度所决定的, 当分层数量确定时, 每一层的路径长度也会影响打印时间, 因此在考虑模型分层时的加权高度时, 将模型外轮廓线平均周长作为权重系数, 计算公式如下:

$$H = (Z_{\max} - Z_{\min}) \bar{C} \quad (3)$$

式中: H 表示加权高度; Z_{\max} 和 Z_{\min} 分别表示模型沿 Z 轴方向的最大和最小坐标值; \bar{C} 表示模型外轮廓线平均周长, 设为无量纲值。

模型分层数的计算公式如下:

$$N_{\text{layer}} = \frac{H}{l_i} \quad (4)$$

式中: N_{layer} 表示模型分层数, l_i 表示每层的厚度。根据得到的高度和分层厚度, 可以得出模型分层数量。考虑模型待支撑区域的面积可以得到模型加工时间^[11]:

$$T = N_{\text{layer}} (1 + \chi \cdot d_s) \quad (5)$$

式中: T 为模型打印时间, χ 为模型待支撑区域面积占模型总面积百分比, d_s 为支撑材料密度。

3 非支配排序遗传多目标优化

本文提出的三维打印模型分层方向优化问题属于多目标决策问题, 这些目标一般是相悖的, 比如模型表面粗糙度和模型打印时间二者相互限制, 要找到满足这些目标的最佳位置方案, 就要解决多目标和多约束的优化问题, 即多目标优化(Multi-Objective Optimization, MO)问题^[16]。文献[9-12]采用传统的遗传算法, 该算法计算复杂度高, 缺少精英策略, 不利于种群最优基因遗传到下一代。

本文采用改进的非支配排序遗传算法^[17], 相比以前的遗传算法, 该算法做了如下改进: (1) 提出了快速非支配排序, 降低了算法的复杂度; (2) 提出了拥挤度和拥挤度比较算子, 代替了需要指定共享半径的适应度共享策略, 并在快速排序后的同级比较中作为胜出标准, 使准 Pareto 域中的个体能扩展到整个 Pareto 域, 并均匀分布, 保持了种群的多样性; (3) 引入精英策略, 扩大采样空间。将父代种群与其产生的子代种群组合, 共同竞争产生下一代种群, 有利于保持父代中的优良个体进入下一代, 并通过种群中所有个体的分层存放, 使得最佳个体不会丢失, 迅速提高种群水平。

3.1 染色体结构

本文采用二进制编码形式, 定义模型绕 x 轴和 y 轴旋转的角度分别为 α 和 β , 每当旋转一个角度, 会产生一个分层方向, 每条染色体为两个变量累加, 染色体长度取 32 位, 每个变量取 16 位, α 和 β 取值范围都为 $[0, \pi]$, 染色体 α 部分结构如图 6 所示。

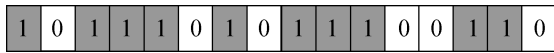


图 6 染色体 α 部分结构

3.2 拥挤度操作

在非支配排序遗传算法中, Pareto 域中解的多样性是相当重要的, 当非支配解个数大于种群数量时, 多余的个体将会被移除。传统算法中是将拥挤度从小到大排序, 然后依次从较小拥挤度值的个体直接淘汰, 直到等于种群数, 传统的拥挤度计算方式如下:

$$Crowd_i = \frac{1}{r} \sum_{k=1}^r |f_{i+1}^k - f_{i-1}^k| \quad (6)$$

式中 $Crowd_i$ 为第 i 个个体的拥挤度值; r 为目标函数的个数; f_{i+1}^k 为第 $i+1$ 个个体的第 k 个目标函数值; f_{i-1}^k 为第 $i-1$ 个个体的第 k 个目标函数值。上述方法会导致 Pareto 域中最优解失去多样性, 分布不均匀, 为了解决上述问题, 本文提出自适应拥挤度算子, 即每当一个自适应拥挤度值低的个体被移除时, 剩下个体的自适应拥挤度重新计算, 然后再进行非支配排序, 再排除较小自适应拥挤度值的个体, 重复上述步骤直到满足要求, 如图 7 所示。自适应拥挤度计算公式如下:

$$DCrowd_i = \frac{Crowd_i}{\log(1/V_i)} \quad (7)$$

式中 $Crowd_i$ 为移除前第 i 个个体的拥挤度值; V_i 为第 i 个个体的拥挤度方差, 计算公式如下:

$$V_i = \frac{1}{r} \sum_{k=1}^r (|f_{i+1}^k - f_{i-1}^k| - Crowd_i)^2 \quad (8)$$

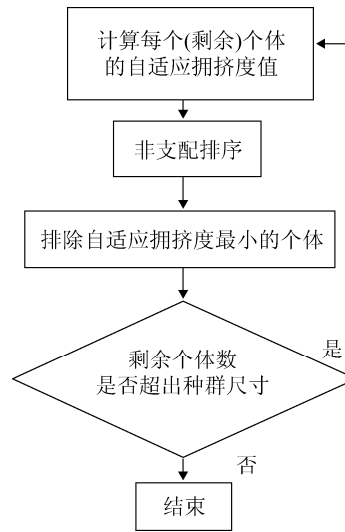


图 7 自适应拥挤度选择优良个体流程

3.3 选择、交叉和变异操作

选择操作的目的是把优化的个体(或解)直接遗传到下一代或通过配对交叉产生新的个体再遗传到下一代, 为了减少算法的收敛代数, 本文采用最佳个体保存的选择方式, 即先将个体非支配排序, 比较序值, 序值越小, 表示个体越优, 如果序值一样, 则比较拥挤度半径, 半径较大的个体优先被保存下来, 该方法将适应度值最高的个体直接复制到下一代, 不被交叉或者变异操作破坏。

交叉是指把两个父代个体的部分结构加以替换重组而形成新个体的操作, 通过交叉, 遗传算法的搜索能力得以提高。编码方式的交叉操作分为单点交叉、多点交叉、均匀交叉和洗牌交叉等。本文采用两点交叉, 如对于一对个体 P_1 和 P_2 , 进行交叉操作, 在染色体的范围内 $[1, 31]$ 之间随机产生两个交叉点 k_1 和 k_2 , 并且 $1 < k_1 < 15$, $17 < k_2 < 31$ 。将原个体在交叉点之间的基因形成一一对应的映射关系, 将交叉点之间的基因用对应的映射基因替换。本文为了提高算法的搜索能力采用自适应交叉算子, 当个体适应度值较小时, 交叉概率不变, 当个体的适应度值较大时, 说明该个体属于优良个体, 应当降低该个体交叉的可能性, 如公式 (9) 所示:

$$P_c = \begin{cases} k_1 \frac{f_{\max} - f_i}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} f_i \geq f_{\text{avg}} \\ k_2 & f_i < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (9)$$

式中 P_c 是自适应交叉概率; k_1, k_2 为设定参数。令 $k_1 = k_2 = P_{c0}$, 其中, P_{c0} 是初始设定的交叉率, $f_{\max}, f_{\min}, f_{\text{avg}}$ 分别代表当前种群的最大适应度值, 最小适应度值, 平均适应度值, f_i 为适应度值较大的待交叉个体。

变异是对种群中个体的某些基因值作变动, 变异率的选取一般受种群大小、染色体长度等因素的影响, 通常选取很小的值, 一般取 0.001-0.1。本文参数设置如表 1 所示。

表 1 遗传算法参数

初始种群数	遗传代数	交叉概率	变异概率
100	50~100	0.8	0.06

3.4 模型旋转

本文处理的三维打印模型是由三角面片逼近表示的三角网格模型, 以 x 和 y 轴旋转得到初始种群, 其中模型的三角面片旋转示意图如图 8 所示, 其旋转矩阵如下:

$$T_r = T_y T_x = \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & \sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: T_r 为总旋转矩阵; T_y 为绕 y 轴旋转; T_x 为绕 x 轴旋转, $0 \leq \alpha \leq \pi$, $0 \leq \beta \leq \pi$ 。

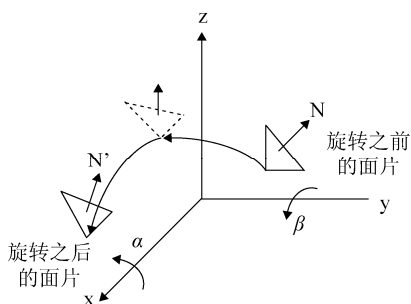


图 8 面片旋转示意图

3.5 算法流程

本文改进的非支配排序遗传算法计算模型最优分层方向的算法步骤: 首先基于半边结构建立模型拓扑结构, 利用式(2)和(5)对种群进行初始化, 旋转模型产生子代, 进行拥挤度计算、非支配排序、选择、交叉和变异操作, 产生新一代, 遗传代数累加, 判断当前代数是否超出预设代数, 若没有重复上述步骤, 否则输出最优解集, 结束程序。算法流程如图 9 所示。

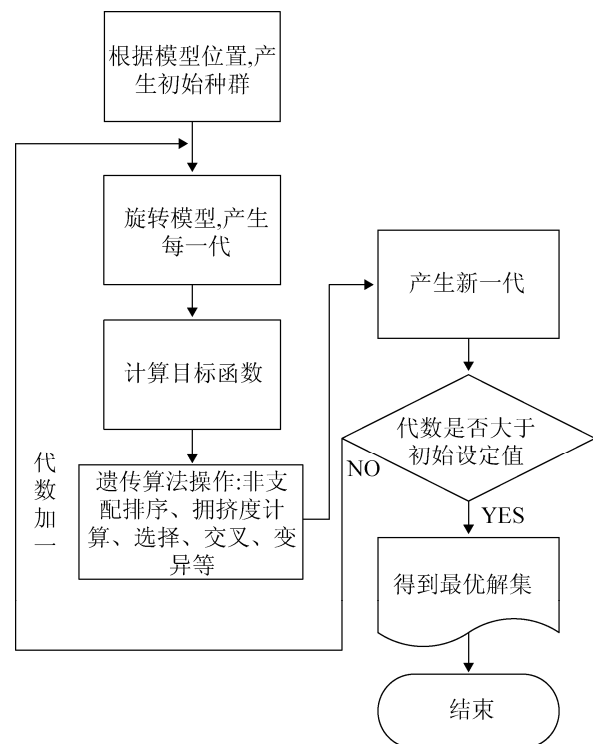


图 9 算法流程图

4 实例与分析

算法验证的软硬件实验平台包括 Core i5-3470 3.2GHz 处理器, 4.0GB 内存的 Dell PC, 开发环境为 VS2008, 基于 OpenGL 实现模型显示。

4.1 实验算例

选取 Horse 模型为实验对象, 模型三角面片数为 15812, 其初始摆放位置包围盒尺寸为 $174.9 \times 58.9 \times 141.2 \text{ mm}^3$, 遗传代数取为 50, 层厚 $l_f =$

0.25mm, 如图 10(a)所示。针对模型表面平均粗糙度和加工时间, 采用改进的非支配排序遗传算法计算该模型的最优分层方向。图 10 为优化过程, 10(a)为模型初始位置, 模型表面平均粗糙度为 50.27 μm , 相对加工时间为 683.81; 图 10(b)~(e)为中间优化过程, 模型表面平均粗糙度分别为 28.8 μm , 22.6 μm , 23.39 μm , 26.0 μm 相对加工时间为 674.99, 908.34, 896.33, 682.64; 图 10(f)为最终解集的一个优化位置, 模型表面粗糙度为 27.92 μm , 相对加工时间为 574.47, 相比初始位置, 优化后的表面平均粗糙度降低了 44.46 %, 相对加工时间缩短了 15.99%。图 11 表示模型分层方向的 Pareto 域最优解集, 每一个蓝色的小圆圈代表一个解, 从图中可以看出, 模型表面粗糙度和加工时间成相悖的关系, 图 11 中自左至右显示了三个不同位置的最优解状态, 最左边的解更倾向于表面加工精度较高, 中间的解是表面精度和加工时间趋于平衡, 最右边的解则是倾向于加工时间较少, 并且从图 11 中可以看出, 最优解分布均匀, 可供用户选择机会较多。采用改进的非支配排序遗传算法最终得到的解为一组最优解集, 而不是单一解, 表 2 显示该模型最优解集的部分数据, 其中角度均表示相对于模型初始位置旋转角度。

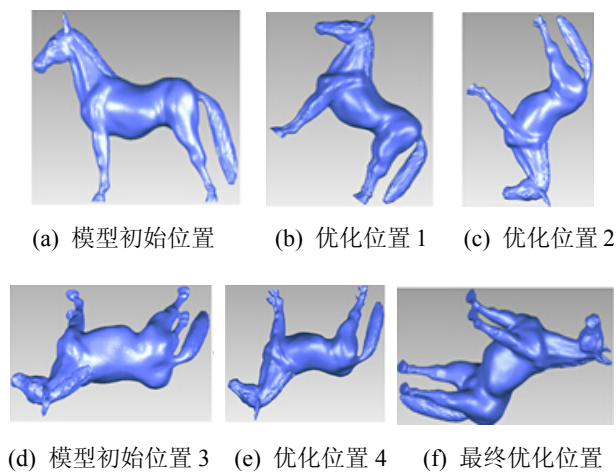


图 10 模型分层方向优化过程

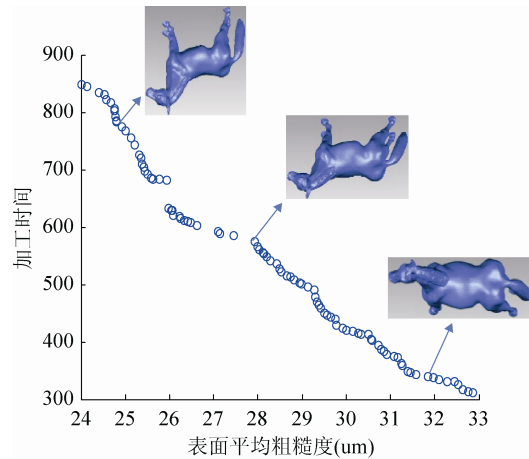


图 11 Pareto 域最优解集

表 2 模型最优解集

序号	$\alpha(^{\circ})$	$\beta(^{\circ})$	表面平均粗糙度/ μm	相对加工时间
1	163.24	2.81	25.323	725.321
2	123.64	9.05	28.417	535.350
3	127.65	1.32	27.922	574.472
4	30.83	23.95	26.421	608.283
5	64.17	0.23	29.656	442.851
6	74.71	0.69	31.983	337.707
7	79.53	0.92	32.860	310.870
8	145.13	13.35	24.807	774.807

注: α 和 β 分别表示模型绕 x 轴和 y 轴旋转角度

4.2 实验对比分析

考虑表面平均粗糙度和加工时间, 利用本文算法对模型分层方向进行优化, 对比文献[9-13], 本算法得出了多个优化解, 对于用户可供选择的机会增多。以鼠标模型为例, 该模型原始位置包围盒为 $104.7 \times 56 \times 34.9 \text{ mm}^3$, 面片总数为 44262。其多个优化解如图 12 所示。图 12(a)中更倾向表面精度 $R_{\text{avg}}=26.29\mu\text{m}$, $T=324.3$; 图 12(b)中对模型表面精度和加工时间保持平衡 $R_{\text{avg}}=29.68\mu\text{m}$, $T=280.35$; 图 12(c)中打印时间最优 $R_{\text{avg}}=38.37\mu\text{m}$, $T=244.26$ 。

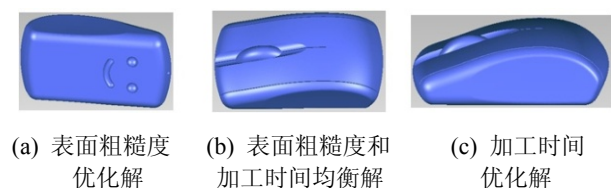


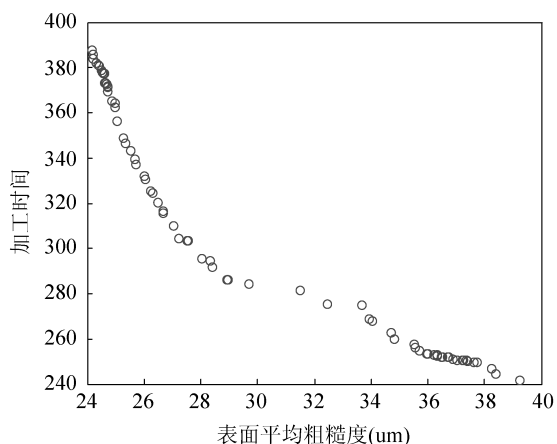
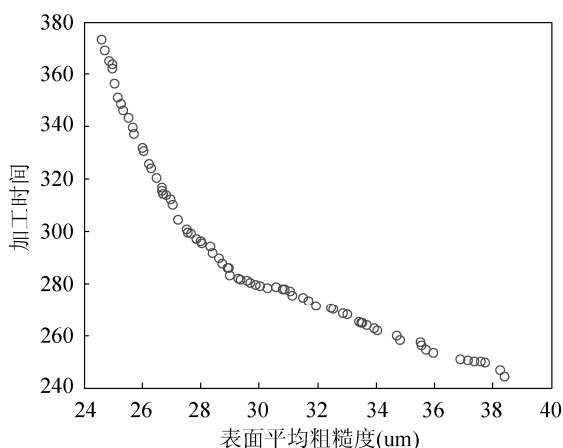
图 12 Pareto 域多个优化解

对比文献[13], 利用文献[13]的算法及公式计算出上述模型的最优值, 与本文算法对比如表 3 所示。

表 3 实验结果对比

优化方法	表面粗糙度/ μm	相对加工时间	体积误差/ mm^3	支撑面积/ mm^2
文献[13]	30.54	325.07	54.78	1106.56
本文算法	28.95	285.98	41.24	802.78

本文对遗传算法中的拥挤度进行改进, 加入自适应拥挤度算子, 保证了 Pareto 域中解的多样性和均匀性, 改进前和改进后算法中 Pareto 域解集如图 13 所示。图 13(a)为未改进算法 Pareto 域解集分布散乱, 两端解过于集中, 而中间缺失一部分解集, 图 13(b)为改进后的算法 Pareto 域解集均匀分布, 保持了多样性, 有利于用户多方面选择。

(a) 传统算法^[17]Pareto 域解集

(b) 本文算法 Pareto 域解集

图 13 Pareto 域最优解集

为了定量描述改进前后算法 Pareto 域解的多样性变化, 引入两个评判指标, 如下所示。

(1) FP 指标

该指标是由 Schott^[18]于 1995 年提出, 是用于描述多维变量多样性, FP 值越小, 表示该数据分布性越好。FP 计算公式如 11。

$$FP = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{d} - d_i)^2} \quad (11)$$

式中: d_i 为第 i 个个体较小间距值, $d_i = \min_j \left\{ \sum_{k=1}^r |J_k^i - J_k^j| \right\}$, ($i, j=1, 2, \dots, n$) \bar{d} 为 d_i 的平均值, J_k^i 为第 i 个个体的第 k 个目标函数值, n 为总的个体数。

(2) IGD 指标^[19]

该指标称为反向世代距离(Inverted generational distance, IGD), 主要用于评判收敛性和分布性, IGD 越小, 表示收敛性和分布性越好, 公式如 12。

$$IGD = \frac{\sum_{v \in P^*} d(v, P)}{|P^*|} \quad (12)$$

式中: P^* 为真实 Pareto front 上均匀分布的个体集合; $d(v, P)$ 为个体 v 到种群 P 中个体的最小欧几里得距离。

表 4 显示了传统遗传算法和本文算法的比较, 从表中可以看出, 本文算法 Pareto 域中的解在保持多样性的前提下, FP 和 IGD 小, 收敛性和分布性好, 并且结合图 13 表明: (1) 利用未改进的遗传算法求得的最优解集过于集中于两端(图 13(a)), 倾向于其中一个因素(表面粗糙度或加工时间)的解的个数占总解数量比重较大, 导致解分布不均匀, 这不利于用户选择; (2) 利用本文算法得到的最优解集(图 13(b)), 解决了两端解过于集中的现象, 解的分布性较好, 从左至右解的个数均匀分布, 并且中间的解集没有缺失, 有利于用户选择。

表 4 实验对比结果

优化方法	FP	IGD
传统遗传算法	1.3046	0.00038606
本文遗传算法	1.0777	0.00017965

5 结论

本文基于表面粗糙度和加工时间数学模型, 提出了改进的非支配排序遗传算法, 为三维打印过程中模型分层方向优化提供了最优解集, 算法中的非支配排序, 降低了算法复杂度, 自适应拥挤度计算保证了种群多样性, 防止算法早熟, 引入精英策略使父代优良个体利于传给下一代, 提高了算法效率。通过实验分析, 本文算法可以有效的解决三维打印中模型分层方向优化问题, 得到模型分层方向的 Pareto 域最优解集, 利于用户多项选择。

对于模型打印过程, 没有考虑模型内部结构, 这部分也会影响加工时间, 需要进一步优化加工时间模型, 还有算法收敛的速度, 都将是后续研究的重点。

参考文献:

- [1] C K Chua, K F Leong, C S Lim. Rapid Prototyping: Principles and Applications [M]. Singapore: World Scientific Publishing Co. Pet. Ltd., 2010.
- [2] Masood S H, Rattanawong W, Iovenitti P. Part build orientations based on volumetric error in fused deposition modeling [J]. Int. J. Adv. Manuf. Technol (S1433-3015), 2000, 16(3): 162-168.
- [3] Ratnadeep Paul, Sam Anand. Optimal part orientation in Rapid Manufacturing process for achieving geometric tolerances [J]. Journal of Manufacturing Systems (S0278-6125), 2011, 30(4): 214-222.
- [4] Alexander P, Allen S, Dutta D. Part orientation and build cost determination in layered manufacturing [J]. CAD (S0010-4485), 1998, 30(5): 343-356.
- [5] Frank D, Fadel G. Expert system-based selection of the preferred direction of build for rapid prototyping processes [J]. Journal of Intelligent Manufacturing (S1572-8145), 1995, 6(5): 339-345.
- [6] Cheng W, Fuh J Y H, Nee A Y C, *et al.* Multi objective optimization of part building orientation in stereolithography [J]. Rapid Prototyping Journal (S1355-2546), 1995, 1(4): 12-23.
- [7] Hur J, Lee K. The development of a CAD environment to determine the preferred build-up direction for layered manufacturing [J]. Int. Adv. Manuf. Technol. (S1433-3015), 1998, 14(4): 247-254.
- [8] D T Pham, S S Demov R S Gault. Part orientation in stereolithography [J]. Int. Adv. Manuf. Technol. (S1433-3015), 1999, 15(9): 674-682.
- [9] H S Byun, K H Lee. Determination of the optimal part orientation in layered manufacturing using a genetic algorithm [J]. International Journal of Production Research (S2002-7543), 2005, 43(6): 2709-2724.
- [10] V Canellidis, J Giannatsis, V Dedoussis. Genetic-algorithm-based multi-objective optimization of the build orientation in stereolithography [J]. Int. Adv. Manuf. Technol. (S1433-3015), 2009, 45(3): 714-730.
- [11] K Thrimurthulu, Pulak M Pandey, N Venkata Reddy. Optimum part deposition orientation in fused deposition modeling [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture (S0890-6955), 2004, 44(6): 585-594.
- [12] 赵吉宾, 何利英, 刘伟军, 等. 快速成型制造中零件制作方向的优化方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(3): 456-463.
- [13] 洪军, 武殿梁, 李涤尘, 等. 光固化快速成型中零件制作方向的多目标优化问题研究 [J]. 西安交通大学学报, 2001, 35(5): 506-509.
- [14] P M Pandey, N V Reddy, S G Dhande. Surface roughness simulation for FDM processed parts [C]// Proceedings of 18th International Conference on Computer Aided Production Engineering, 2003. Edinburgh, UK: Professional Engineering Publishing LTD, 413-421.
- [15] P M Pandey, N V Reddy, S G Dhande. Real time adaptive slicing for fused deposition modeling [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture: (S0890-6955), 2003, 43(1): 61-71.
- [16] 高媛. 非支配排序遗传算法(NSGA)的研究应用 [D]. 杭州: 浙江大学, 2006.
- [17] Deb K, Agrawal S, Pratap A, *et al.* A fast elitist nondominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II [C]// Proc of the Parallel Problem Solving from Nature VI Conf. Paris, France. Berlin, Germany: Springer, 2000: 849-958.
- [18] J R Schott. Fault tolerant design using single multicriteria genetic algorithm optimization [D]. Cambridge, Massachusetts, USA: Department of Aeronautics and Astronautics, Massachusetts Institute of Technology, 1995.
- [19] D A V Veldhuizen. Multiobjective Evolutionary Algorithms: Classifications, Analyses, and New Innovations. [D]. Wright-Patterson AFB, Ohio, USA: Department of Electrical and Computer Engineering. Graduate School of Engineering, Air Force Institute of Technology, 1999: 5.