

DOI: 10.7652/xjtuxb201505022

一种快速 3D 打印分层方向确定算法

罗楠, 王泉, 刘红霞
(西安电子科技大学计算机学院, 710071, 西安)

摘要: 针对减少 3D 打印等分层制造应用中成型的模型实体与理论模型之间的体积偏差, 提出一种快速精确的分层方向确定算法。通过分析体积偏差的产生原因和理论模型, 明确了统一分层厚度下使体积偏差最小的分层方向, 是与模型面片面积加权法向量内积绝对值之和最小的单位向量, 将最优方向选取问题转化为最小绝对偏差线性回归问题。用最小二乘准则近似最小绝对偏差准则, 并用基于该准则的主成分分析方法, 对加权法向量的散列矩阵进行特征值分解, 从特征向量中快速确定最优的分层方向。针对多个不同复杂程度的模型进行评估实验, 结果表明, 该算法能在保证精度的前提下将运算量减少 80%, 适合于复杂精细模型的分层制造应用。

关键词: 3D 打印; 体积偏差; 分层方向; 线性回归; 主成分分析

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2015)05-0140-07

A Fast Determination Algorithm for Slicing Direction of 3D Printing

LUO Nan, WANG Quan, LIU Hongxia
(School of Computer, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: An efficient determination algorithm on slicing direction is proposed to reduce the volume deviation between fabrication entity and its theoretical model in layered manufacturing applications such as 3D printing. The cause of volume deviation and its mathematical model are analyzed, and the results show that the optimal slicing direction with the least volume deviation is a unit vector with the minimum value in the sum of absolute inner products of the vector and the area weighted normal vector of model facets. Thus, the problem to determine the optimal direction is converted into a linear regression problem with the least absolute deviation. The least absolute deviation norm is approximated by using the least squares norm and the principal component analysis method is used to process eigenvalue decomposition on the scatter matrix of weighted normal vector. The optimal direction is then efficiently determined from the eigenvectors. Experiments on several models with different complexity show that the proposed algorithm reduces 80% of the computation load on the premise of guarantee accuracy, and is suitable for layered manufacturing of complex models.

Keywords: 3D printing; volume deviation; slicing direction; linear regression; principal component analysis

3D 打印是快速成型技术^[1]的一种, 采用分层制造的思想, 将三维模型沿分层方向离散为一组二维图形, 即一组薄层(也被称为切片或者分层), 逐层加工形成三维模型实体, 这种技术已被引入到许多实

际应用当中^[2-3]。STL 模型^[4]作为快速成型技术服务的文件格式,被 3D 打印技术采用,但 STL 数据无法直接作为 3D 打印的输入数据,必须通过分层软件转化为打印机可直接处理的数据形式。决定分层结果的因素有分层方向和分层厚度。分层厚度指相邻两个切片之间的纵向距离,分层方向即切片平面的法向量方向,分层厚度越小,构建的模型越细腻,构建时间也就越长。在分层厚度给定时,分层方向唯一决定模型构建的效果。由于分层厚度受打印机硬件条件限制,只能在一定范围内调整,需根据实际情况折中处理,因此本文只关注分层方向的确定。

影响分层方向的因素有多个,如表面精度、支撑体积、构建时间、总消耗等。其中表面精度指的是构建的模型实体与理论模型的接近程度,是衡量成型质量的最重要指标。支撑体积用来支撑模型中倾斜或悬空的部分,保证成型的顺利进行。对于结构简单的部件,用户一般可以根据经验选择与某坐标轴平行的方向作为分层方向,但对于面片众多、结构复杂的模型则难以判断,必须根据一定标准确定最优的分层方向。现有算法一般选取单个或多个因素构造目标函数,然后从候选方向中选择使目标函数值最小的方向作为最优分层方向。单目标算法^[5-9]以最主要的单一因素如体积偏差或表面平整度为目标函数,可以得到单一目标下的最优方向。多目标算法^[10-13]选取多个因素如表面精度、构建时间、材料消耗等作为优化目标确定折中的分层方向,每个目标所占比重根据经验确定。在候选方向预定义方面,一般由用户根据经验指定若干方向,或对方向空间进行采样获取一定数量候选方向,或使用模型表面面片法向量等几何特征作为候选方向。这些方法基本都是基于遍历枚举思想,需对候选方向逐个计算目标函数,复杂度高,只适用于几何特征简单的规则模型,对于由大量三角面片组成的复杂模型,往往时间效率不能满足要求,并且由于预定义的方向是有限的,总会有一定机率错过最好的方向。因此,寻找一种快速精确的分层方向确定算法尤其必要。

本文以最少体积偏差为目标,提出一种快速分层方向确定算法。通过分析体积偏差的产生原因和数学模型,明确模型面片面积对体积偏差的影响,指出在统一分层厚度下,最优分层方向是与面积加权法向量内积绝对值之和最小的单位向量,并将问题进一步转化为最小绝对偏差线性回归问题;使用最小二乘准则替代最小绝对偏差准则,借助主成分分析和矩阵分解相关理论技术,近似估计线性回归参

数,快速确定最优分层方向。算法无需预定义初始候选方向,而是根据模型本身的特征自适应获得最优分层方向,避免了遍历候选方向带来的计算量,很大程度上提高了时间效率,而且保持了很好的模型构建精度。

1 体积偏差

在 3D 打印或者其他快速成型技术中,模型的体积偏差定义为构建模型使用的材料与理论模型需要的材料之间的差值。体积偏差主要影响模型的构建精度,体积偏差越小,构建的模型表面与理论模型表面越接近,模型实体的表面精度就会越高。分层处理时在模型表面上产生的阶梯效应^[14]是引起模型误差体积的直接原因。

1.1 误差分析

3D 打印采用的是分层制造的原理,在进行构建时,打印机并不会制造出与理论模型完全相同的面片,而是通过分层切割的方式用一系列阶梯面近似表达每个面片(类似楼梯)。如图 1 所示,使用统一的分层厚度 l 对表面 F_i 进行分层,图中灰色块 ΔV 代表相邻两个分层在该表面上产生的阶梯效应,称作误差体积。理论上来说,分层厚度越小,制造的表面越接近理论表面,误差体积越小,模型构建就越精确,但由于设备精度的限制,分层厚度只能取有限值,在分层厚度确定的情况下,分层方向唯一决定误差体积的大小。

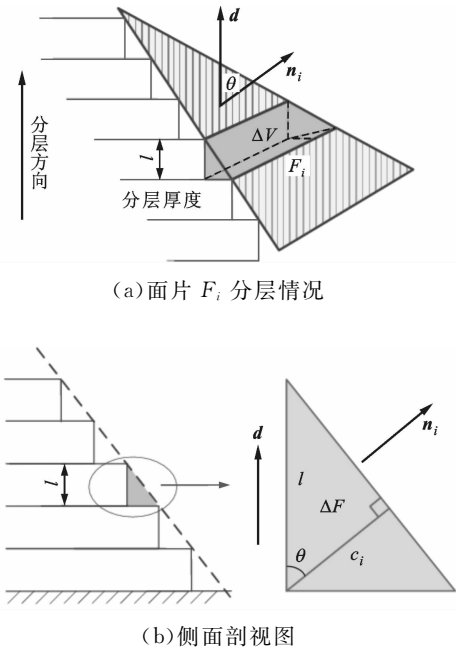


图 1 分层时的阶梯效应

图 1b 为面片 F_i 分层情况的侧面剖视图,图中

虚线即表面的理论侧视线,阶梯实线表示实际的分层效果,灰色小三角代表分层时产生的局部体积偏差,右图为放大效果。图中 $\mathbf{d}$ 为分层方向单位向量, $\mathbf{n}_i$ 为三角形面片 F_i 的单位法向量, l 表示分层厚度, θ_i 为 $\mathbf{n}_i$ 与 $\mathbf{d}$ 之间的夹角, ΔF 表示误差块在面片 F_i 上所占面积, c_i 为面 ΔF 上的高,即

$$c_i = l |\cos \theta_i|; \cos \theta_i = \mathbf{d} \cdot \mathbf{n}_i \quad (1)$$

误差块 ΔV 的体积

$$\Delta V = (1/2) c_i \Delta F \quad (2)$$

面片 F_i 分层时所产生的体积偏差

$$V_i = \sum \Delta V = (1/2) c_i F_i \quad (3)$$

式中 F_i 也代表该面片的面积。整个模型分层产生的误差体积

$$V = \sum_1^n V_i = (l/2) \sum_1^n |\mathbf{d} \cdot (F_i \mathbf{n}_i)| \quad (4)$$

令 $\mathbf{N}_i = F_i \mathbf{n}_i$ 为表面 F_i 的面积加权法向量,此时误差体积表示为

$$V = (l/2) \sum_1^n |\mathbf{d} \cdot \mathbf{N}_i| \quad (5)$$

从式(5)可以看出,体积偏差与分层厚度 l 成线性关系, l 越小,则对应的体积偏差也越小。在 l 给定的情况下, V 取决于分层方向与面片加权法向量 $\mathbf{N}_i$ 内积绝对值之和,而每个面片的面积加权法向量 $\mathbf{N}_i$ 在模型给定时即已确定,所以体积偏差就取决于分层方向。

因此,要获得最小的分层误差体积,只须确定一个分层方向,使得该方向与所有加权法向量的内积绝对值之和最小即可。

1.2 数学模型

由于分层方向为单位向量,其与加权法向量的内积绝对值即为加权法向量到分层方向上的投影长度值,因此上述问题可另述为:已知模型的加权法向量集 $\mathbf{N}_n = \{\mathbf{N}_1, \mathbf{N}_2, \dots, \mathbf{N}_n\}$,求单位向量 $\mathbf{d}$,使得 $\mathbf{N}_n$ 中所有向量到 $\mathbf{d}$ 的投影长度之和最小。

图2为加权法量在分层方向的投影示意图,为方便观察理解,只画出了几个向量,其余的向量只标出了终点位置。从图中可看到,法向量 $\mathbf{N}_i$ 到方向 $\mathbf{d}$ 的投影长度为 ξ_i 。

记 $\mathbf{d} = (a, b, c)^T$, $\mathbf{N}_i = (x_i, y_i, z_i)^T$, $\mathbf{N}_n$ 到 $\mathbf{d}$ 的投影长度之和为 L ,则有

$$L = \sum_1^n |\xi_i| = \sum_1^n |ax_i + by_i + cz_i| = \sum_1^n |0 - \mathbf{N}_i \mathbf{d}| \quad (6)$$

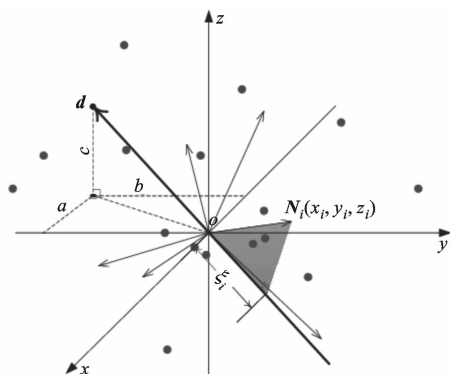


图2 加权法向量到分层方向投影

结合式(5)可知, L 取最小值时体积偏差 V 最小。

考虑线性回归模型

$$y_i = x_i \boldsymbol{\beta} + \epsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (7)$$

式中: (x_i, y_i) 为第 i 个观测数据; $\boldsymbol{\beta}$ 为回归系数向量; ϵ_i 为未观测到的误差。对于所有观测数据,使得总体拟合误差最小

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \arg \min E, \quad E = \sum_1^n |y_i - x_i \boldsymbol{\beta}| \quad (8)$$

这就是所谓的最小绝对偏差(LAD)线性回归问题^[15]。不难发现 E 与 L 具有相同的数学形式,在 $x_i = \mathbf{N}_i, y_i = 0 (i = 1, 2, \dots, n)$ 时,二者在数学上是等价的, E 最小时 L 也最小,对应体积偏差 V 也达到最小,此时估计的回归参数 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 就是所求得投影向量 $\mathbf{d}$,也就是分层方向。需注意一个必要条件 $\|\boldsymbol{\beta}\| = 1$,否则最小误差和趋于0, $\boldsymbol{\beta}$ 无解。

可见分层方向的确定只取决于加权法向量的分布情况。已知加权法向量分布,与法向量内积绝对值之和最小的分层方向确定问题,等价于一个最小绝对偏差的线性回归问题。

2 解决方案

2.1 最小二乘近似

在线性回归领域,最小绝对偏差方法(LAD)和最小二乘方法(LS)常被用来进行回归模型的统计分析。两种方法的误差分析准则为

$$\begin{aligned} \text{LAD: } \min \sum_1^n |\epsilon_i| \\ \text{LS: } \min \sum_1^n |\epsilon_i|^2 \end{aligned} \quad (9)$$

与LS方法不同,LAD方法只考虑残差的一次方,故其所受异常点的影响小很多,能产生更为稳健的参数估计。然而,LAD方法并无解析最优解,为线性规划问题,使用迭代方法求解,在样本数量较大

时,计算量很大,从而限制了该方法的应用和发展。相比 LAD,LS 方法包含完善的理论推理和方差分析方法,且存在唯一解析最优解,计算简单、高效。

因此,本文使用最小二乘准则替代最小绝对偏差准则,进行线性回归参数的近似估计。借助主成分分析(PCA)^[16]和矩阵特征分解的相关理论和技术,可以非常快速地求出线性回归参数,即分层方向。虽然使用最小平方准则会产生一些误差,但算法的效率得到了很大的提升。

2.2 分层方向确定

PCA 是统计学中一种通过减少数据集维度来简化分析的技术。PCA 的基本思想是从最小平方角度寻找一个最能代表数据的投影。

如图 3 所示,对于二维平面点集 $C_n = \{p_i, i = 1, 2, \dots, n\}$,PCA 期望寻找一条过均值点 m 、沿方向 e 的直线,使得任意点 $p_i \in C_n$ 与其投影点 p_i^* 距离的平方和尽可能小。该平方误差准则函数定义为

$$J(p_1^*, \dots, p_n^*, e) = \sum_1^n \|p_i^* - p_i\|^2 = \sum_1^n d_i^2 \tag{10}$$

$$A = \sum_1^n (p_i - m)^T (p_i - m) \tag{11}$$

通过对矩阵 A 进行特征分解,可得两个特征值 λ_1, λ_2 ($\lambda_1 > \lambda_2$),以及对应的两个特征向量 e_1, e_2 。 $e = e_1$ 时 J 达到最小值; $e = e_2$ 时 J 达到最大值。

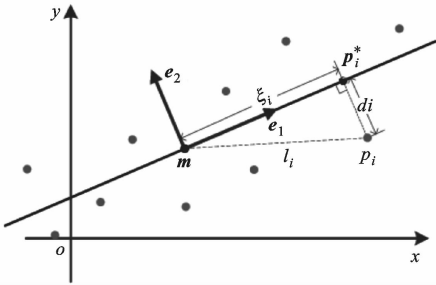


图 3 PCA 方法的最小平方解释

由图 3 可知

$$\sum l_i^2 = \sum d_i^2 + \sum \xi_i^2 \tag{12}$$

由于 $\sum l_i^2$ 为定值,则 J 取最大值时 $\sum \xi_i^2$ 得到最小值,即 e 取最小的特征值对应的特征向量时,向量到 e 的投影平方和最小。

将该结论扩展到三维欧式空间,如图 4 所示。对于一个封闭三角网格模型来说,其中所有三角形的面积加权法向量之和为 0 ,即加权法向量终点的均值位于坐标系原点 o 。对加权法向量集 N_n 应用 PCA 可求得一条过原点 o 的直线,使得所有法向量

在该直线的投影平方和最小,该直线所在的方向即法向量散列矩阵的最小特征值对应的特征向量 e_3 。

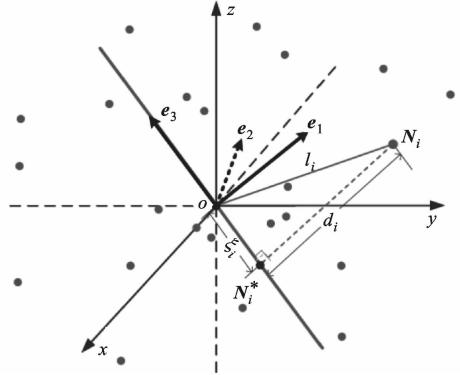


图 4 加权法向量集 PCA 示意图

算法主要步骤如下。

- (1)读取 STL 模型 M,计算 M 每个三角面片法向量;
 - (2)计算 M 每个三角面片面积,并根据面积依次更改法向量长度,得到加权法向量集 N_n ;
 - (3)依公式(11)计算 N_n 的散列矩阵 A ;
 - (4)对矩阵 A 进行特征值分解,得到 3 个特征向量 e_1, e_2, e_3 ;
 - (5)分别以 e_1, e_2, e_3 为分层方向计算误差体积,取其中最小误差体积的方向作为最终分层方向。
- 由于面积加权法向量的均值位于坐标系原点,计算 A 时,可以使用更简单的公式

$$A = \sum_1^n (N_i)^T (N_i) \tag{13}$$

省去计算均值的步骤。对矩阵 A 进行特征值分解,会得到 3 个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ($\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$)及对应的 3 个特征向量 e_1, e_2, e_3 ,按照采用的近似准则及 PCA 理论分析,应取向量 e_3 作为分层方向。然而由于近似时存在的误差,对于某些模型,以 e_3 作为分层方向的结果略逊于 e_1 或 e_2 时的结果。因此,在算法实施时,需通过计算从 3 个特征向量中选择最优的一个作为最终确定的分层方向,以保证算法的精度。

3 实验结果

将本文的高效自适应分层方向确定算法与两种常用算法进行了比较,分别是法向量遍历算法和方向空间全局搜索算法^[5],实验中且称为算法 1 和算法 2。法向量遍历算法使用模型中所有三角面片的法向量作为候选方向,空间采样算法从方向空间中采样一定数量的候选方向(实验中取方向数 $m = 18 \times 18$),而后对每个候选方向计算体积偏差,选择最

优方向。为了便于理解和比较,效仿空间采样算法借助球坐标系,使用方位角 (ϕ,θ) , $\phi,\theta\in[0^\circ,180^\circ)$ 表示分层方向,如图 5 所示。

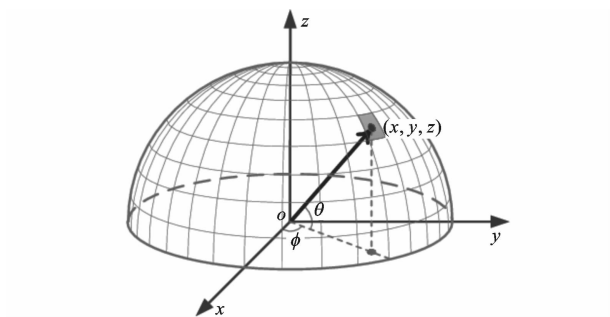


图 5 分层方向球坐标表示

实验从效率和精度两个角度评估算法。3 种算法应用于 10 个不同复杂程度的 STL 模型,比较确定的分层方向、体积偏差和运行时间。STL 模型如图 6 所示,从上到下从左到右依次编号为 1~10,其所包含的三角面个数见表 1。实验平台为 Windows7,运行机器为 I3 双核 CPU,主频为 3.3 GHz,内存 2 GB,运行环境为 VisualStudio2010,算法实现语言为 C++。

表 1 列出了分层厚度为 0.01 mm 时 3 种算法针对 10 个模型得出的分层方向、体积偏差以及运算时间,由于模型尺寸大小不一,不同模型体积偏差的数值相差较大。

算法 1 遍历模型中所有三角面的法向量,计算



图 6 10 个 STL 模型

表 1 10 个模型在 3 种算法下的结果

模型			分层方向 $(\phi,\theta)/(^{\circ})$			体积偏差/mm ³			计算时间/s		
编号	名称	面片数	算法 1	算法 2	本算法	算法 1	算法 2	本算法	算法 1	算法 2	本算法
1	CupCake	861	(90,0)	(50,0)	(146,0)	65.833 0	65.156 3	65.189 5	1	0.17	0.03
2	Bottle	1 240	(0,96)	(0,90)	(0,90)	39.007 6	38.642 5	38.642 7	2	0.24	0.04
3	Bunny1	5 110	(1,73)	(0,100)	(0,90)	0.257 74	0.237 74	0.239 68	27	0.97	0.17
4	MakeRobot	11 966	(90,90)	(90,90)	(90,88)	10.041 1	10.041 1	10.202 4	135	2.25	0.42
5	MyScan	23 826	(92,91)	(90,10)	(114,39)	22.398 2	20.627 6	21.492 4	611	4.57	0.85
6	Bunny2	69 630	(1,98)	(0,100)	(0,90)	0.102 437	0.099 282 1	0.100 325	5.6×10^3	13.40	2.48
7	Buddha	99 448	(0,43)	(80,90)	(90,90)	0.719 692	0.657 138	0.663 926	11.2×10^3	19.02	3.54
8	Trya	200 000	(165,9)	(70,170)	(90,0)	0.467 519	0.452 201	0.453 515	43.9×10^3	37.92	7.00
9	Armadillo	212 539	(176,177)	(90,110)	(90,90)	0.744 931	0.639 343	0.650 632	50.3×10^3	40.21	7.54
10	Angel	270 285	(0,90)	(0,90)	(174,92)	340.710	340.818	343.179	76.8×10^3	51.36	9.78

每个法向量对应的体积偏差,每次体积偏差的计算都要对所有加权法向量进行内积运算,计算复杂度为 $\log N^2$;算法 2 对每个采样方向都进行一次体积偏差的计算,计算速度取决于采样数 m 和模型复杂程度,时间复杂度为 $m\log N$;本文算法只需对模型

的加权法向量集的散列矩阵进行一次特征值分解,计算效率只取决于模型的三角面片个数,时间复杂度为 $\log N$ 。

图 7 为 3 种算法的时间曲线,符合时间复杂度分析。由于坐标范围的限制,算法 1 只展示了部分

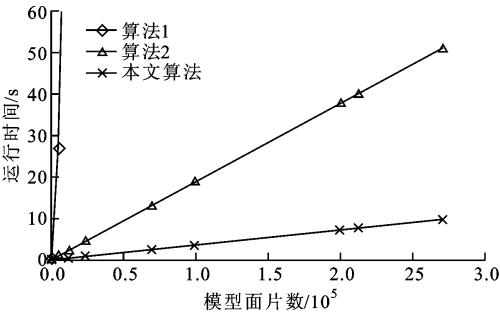
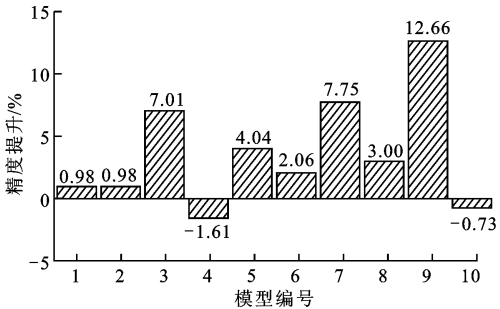


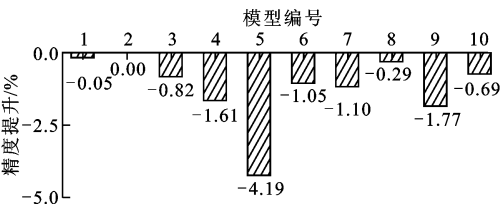
图 7 3 种算法运行时间

曲线。由图 7 可以看出,本文算法在运算效率上优势明显,耗时大幅减少,仅不到算法 2 的 20%。对于简单的 STL 模型,只需几十至几百毫秒,对于面片数在 2×10^5 的模型只需 7 s 左右,对最复杂的模型计算时间也在 10 s 之内,具有很强的适用性。相比而言,算法 1 适用于简单模型,对于复杂模型,尤其是面片数在 5 000 以上的 STL 模型,时间复杂度急剧增加,难以应用。算法 2 有效降低了时间复杂度,但是该方法受限于采样数。若采样数目小,速度会更快,却很有可能错失更优方向;若数目太大,计算效率势必受影响。实验中取 $m=324$,对面片数目在 5×10^4 以下的模型,可在 10 s 之内得到最优分层方向,对于更复杂的模型,则需要更长的用户等待时间。

图 8 给出了本文算法与对比算法在精度提升方面的比较,此处精度指的是算法在减少体积偏差方面的能力。相比法算法 1,本文算法平均可减少 3.6% 的体积偏差,对模型 3、7、9 甚至超过了 7%,但针对模型 4、10 也出现了微小的反复。与算法 2 相



(a)与算法 1 相比



(b)与算法 2 相比

图 8 本算法与算法 1、2 的精度性能比较

比,本文算法在精度方面平均降低 1.16%,但除了个别模型(模型 5),下降的幅度均很小,平均只有 0.7%。该结果完全在可接受范围内,也与 2.1 节中的叙述吻合,虽然精度略微下降,但计算效率大幅提升。综合来看,本文提出的分层方向确定算法高效、可行。

4 结 语

本文以减小 3D 打印中的体积偏差为目标,提出了一种快速的分层方向确定算法。文中分析了分层时体积偏差的产生原理,指出模型面片面积对体积偏差的重要影响,引入面积加权法向量的概念,提出了一种新的体积偏差计算模型。基于该模型将最优分层方向确定问题转化为最小绝对偏差线性回归问题,并使用最小二乘准则近似最小绝对偏差准则,借助主成分分析方法快速求解分层方向。

该算法摒弃了遍历查找的思想,避免预定义候选方向,而是根据模型特征自适应地确定最佳分层方向。算法能在兼顾分层精度的同时,快速求得最优分层方向,相比已有算法展现出较大优势,使用简单、效率高,适合复杂精细模型的 3D 打印等分层制造应用。

参考文献:

[1] CHUA C K, LEONG K F, LIM C S. Rapid prototyping: principles and applications [M]. Singapore: World Scientific, 2010: 1-23.

[2] NOVAK J, NOVAKOVA L, BARNA J, et al. Application of FDM rapid prototyping technology in experimental gearbox development process [J]. Tehnicki vjesnik-Technical Gazette, 2012, 19(3): 689-694.

[3] 王烨, 贺健康, 刘亚雄, 等. 三维微流道支架直接压印成形方法 [J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(10): 116-120.

WANG Ye, HE Jiankang, LIU Yaxiong, et al. Direct imprinting of three-dimensional microfluidic scaffolds [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2012, 46(10): 116-120.

[4] 3D Systems. Stereolithography interface specification [M]. Rock Hill, South Carolina, USA: 3D Systems, 1988.

[5] AHARI H, KHAJEPOUR A, BEDI S. Optimization of slicing direction in laminated tooling for volume deviation reduction [J]. Assembly Automation, 2013, 33(2): 139-148.

[6] AHN D, KIM H, LEE S. Surface roughness prediction using measured data and interpolation in layered

- manufacturing [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2009, 209(2): 664-671.
- [7] PAUL B K, VOORAKARNAM V. Effect of layer thickness and orientation angle on surface roughness in laminated object manufacturing [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2001, 3(2): 94-101.
- [8] LIN F, SUN W, YAN Y. Optimization with minimum process error for layered manufacturing fabrication [J]. Rapid Prototyping Journal, 2001, 7(2): 73-82.
- [9] PHAM D, DIMOV S, GAULT R. Part orientation in stereolithography [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 1999, 15(9): 674-682.
- [10] VIJAY P, DANAIAH P, RAJESH K. Critical parameters effecting the rapid prototyping surface finish [J]. Journal of Mechanical Engineering and Automation, 2011, 1(1): 17-20.
- [11] CANELLIDIS V, GIANNATIS J, DEDOUSSIS V. Genetic-algorithm-based multi-objective optimization of the build orientation in stereolithography [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009, 45(7/8): 714-730.
- [12] BYUN H S, LEE K H. Determination of the optimal build direction for different rapid prototyping processes using multi-criterion decision making [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2006, 22(1): 69-80.
- [13] THRIMURTHULU K, PANDEY P M, REDDY N V. Optimum part deposition orientation in fused deposition modeling [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2004, 44(6): 585-594.
- [14] DOLENC A, KEL M I. Slicing procedures for layered manufacturing techniques [J]. Computer-Aided Design, 1994, 26(2): 119-126.
- [15] CHEN K, YING Z L, ZHANG H, et al. Analysis of least absolute deviation [J]. Biometrika, 2008, 95(1): 107-122.
- [16] SHLENS J. A tutorial on principal component analysis [EB/OL]. [2014-09-28]. <http://arxiv.org/pdf/1404.1100.pdf>.

(编辑 赵炜)

(上接第93页)

- LIU Zhao, FU Liang, HE Yu-ling. Application of top-down method in complex mechanical design based on Pro/E [J]. Machine Design and Research, 2011, 27(5): 18-20.
- [12] CHEN Xiang, GAO Shuming, YANG Youdong, et al. Multi-level assembly model for top-down design of mechanical products [J]. Computer-Aided Design, 2012, 44(10): 1033-1048.
- [13] 刘芳, 江屏, 张瑞红, 等. 基于自底向上法的功能相似产品平台设计 [J]. 计算机集成制造系统, 2005, 11(7): 947-952.
- LIU Fang, JIANG Ping, ZHANG Rui-hong, et al. Platform design of function similar products based on bottom-up method [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2005, 11(7): 947-952.
- [14] FATHIANATHAN M, PANCHAL J H. Modelling an ongoing design process utilizing top-down and bottom-up design strategies [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: Part B Journal of Engineering Manufacture, 2009, 223(5): 547-560.
- [15] GU P, HASHEMIAN M, SOSALE S, et al. An integrated modular design methodology for life-cycle engineering [J]. CIRP Annals: Manufacturing Technology, 1997, 46(1): 71-74.
- [16] XU Yanshen, XU Qianli, CHEN Yongliang, et al. Research on the generalized modular design method with flexible modules of product structures [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2004, 17(4): 477-480.
- [17] 谢起成, 王冬. 混合动力电动汽车(HEV)动力系统试验台的模块化设计研究 [J]. 交通运输工程学报, 2001, 1(2): 32-36.
- XIE Qi-cheng, WANG Dong. Study on modular design of hybrid electric vehicles (HEV) powertrain test bench [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2001, 1(2): 32-36.
- [18] 李军宁, 陈渭, 吕少璞, 等. 高速滚动轴承滑磨试验系统研制 [J]. 摩擦学学报, 2012, 32(3): 221-226.
- LI Jun-ning, CHEN Wei, LV Shao-pu, et al. Development of a new skid damage testing system for high speed rolling bearing [J]. Tribology, 2012, 32(3): 221-226.
- [19] 李军宁, 陈渭, 谢友柏. 现代设计知识服务平台框架体系及其知识流动规律 [J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(1): 60-65.
- LI Junning, CHEN Wei, XIE Youbai. Novel frame system of knowledge service platform for modern design and its knowledge flow rules [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2012, 46(1): 60-65.

(编辑 葛赵青)