

航空发动机直纹叶片的线形特征点云构造算法

周 煜¹, 王昊尘¹, 杜发荣²

(1. 北京航空航天大学 交通科学与工程学院, 北京 100191;

2. 北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100191)

摘 要: 针对航空领域形状复杂、高精度的直纹叶片曲面的逆向设计问题,借助该类叶片曲面的几何特征,提出一种线形特征点云的构造算法.在对叶片散乱点云边界进行快速识别的基础上,采用反投影法提取直纹母线矢量,利用退火算法求解边界数据点配准的多目标优化问题,以实现边界点云数据的非刚性配准.根据配准结果构造等分点,进而得到规则有序的线形特征点云,达到快速生成高质量叶片曲面的目的.本算法在处理直纹叶片点云数据方面具有较好的效果.对直纹叶片的曲面重建具有一定的理论意义和应用价值,通过实验验证了该算法的可行性.

关 键 词: 直纹叶片; 边界识别; 直纹母线; 数据配准; 逆向工程

中图分类号: V234

文献标志码: A

Algorithm for constructing the line-shape feature point clouds of aero-engine ruled blades

ZHOU Yu¹, WANG Hao-chen¹, DU Fa-rong²

(1. School of Transportation Science and Engineering,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China;

2. School of Energy and Power Engineering,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: By means of the surfaces' geometry features, an algorithm for constructing the line-shape feature point cloud was proposed for reverse design of ruled blade surface requiring high accuracy and complex shape in aviation field. On the basis of the quick recognition for boundary of blades' scattered point clouds, the ruled generatrix vector was extracted with the aid of reverse projection method. The annealing algorithm was applied to match boundary point clouds non-rigidly by means of solving multi-objective optimization problem of boundary point clouds. The equal diversion points were constructed to get inerratic-orderly line-shape feature point clouds which were beneficial to generate high quality blade surfaces quickly. The proposed algorithm has great effect in dealing with point clouds of ruled blades and has a certain theoretical significance and application value on surface reconstruction of point cloud of ruled blades surface. The feasibility of proposed algorithm is verified by experiments.

Key words: ruled blade; boundary identification; ruled generatrix; data registration; reverse engineering

收稿日期:2013-05-06

基金项目:国家自然科学基金(51205015)

作者简介:周煜(1980—),男,辽宁鞍山人,讲师、硕士生导师,博士,主要从事航空发动机结构设计方面的研究.

通讯作者:杜发荣(1963—),男,陕西梅县人,副教授,研究方向为航空发动机. E-mail: dfr@buaa.edu.cn

叶片是航空发动机、涡轮增压器等旋转机械的关键部件,叶片的设计及制造水平对提高机器性能、缩短研发周期和降低制造成本有着重要的影响。

旋转机械的叶片类型有多种,但在实际应用中,考虑到叶片的强度、加工难度、检验方法等制约条件,通常采用直纹曲面^[1](即以直线作为母线,两条空间曲线作为引导线,扫略形成空间曲面)造型。最常见的一般为直纹曲面径向叶片和直纹曲面后弯叶片。

在叶片的逆向设计中,已有的曲面构造算法大体分为以下3类:

1) 以三角Bezier曲面为基础的三边域曲面逼近^[2-3],即在对叶片散乱点云三角剖分的基础上,通过三角片逼近的方式构造曲面。该方法思路清晰,可实现性强,但曲面的光顺性和加工工艺性得不到保障。

2) 以B样条曲线为基础的四边域孔斯曲面构造^[4-5],即首先采用B样条曲线直接拟合的方式构造边界曲线,再以叶片点云为参照,在边界曲线的基础上构造四边域孔斯曲面。该方法构造出的曲面的光顺度高,可加工性好,但曲面与点云的重合度较难保证。

3) 基于最小能量法的NURBS(non-uniform rational B-splines)曲面逐级修正逼近^[6-7],即在叶片散乱点云的基础上,构造低阶NURBS曲面,再通过逐渐升阶、控制点调整的方式逐步改善曲面的光顺性以及点云的重合度,得到具有最小能量的高品质曲面。虽然该方法得到的曲面品质较高,能够满足设计要求,但对设计师的要求较高,可实现性较差。

基于以上分析,已有的叶片曲面构造算法通常只侧重于叶片曲面逆向设计的某一个关键点,不能在点云与曲面的重合度、曲面光顺性、曲面可加工性和曲面设计便利性等方面得到平衡。此外,在构造具有一定几何特征的叶片曲面时往往忽略了其几何特征。本文针对形状复杂、精度要求高的直纹叶片散乱点云数据,考虑直纹叶片曲面的几何特点,提出一种“线形特征点云”的构造算法。以法向矢量和曲率为联合判据对边界数据点进行快速识别,采用反投影法提取直纹叶片的母线矢量,并以此为依据对边界点云进行配准,根据配准结果构造等分插值点,得到规则有序的线形特征点云,进而生成B样条曲线和NURBS蒙皮曲面。

1 基于法向矢量和曲率的边界识别

由曲面的几何连续性可知,叶片曲面的特征边界^[8]可分为3类:跳跃边、尖锐边(法向矢量不连续)和过渡边(曲率不连续),如图1所示。该3类边界上的点分别称为跳跃点、尖锐点和过渡点。由于跳跃点是由非接触式测量设备的扫描起始位置决定,不作为叶片曲面的几何特征边,因此这里只讨论尖锐点和过渡点的识别。而尖锐点和过渡点的法向矢量及曲率与其他数据点差别较大,可作为边界点识别的主要依据。

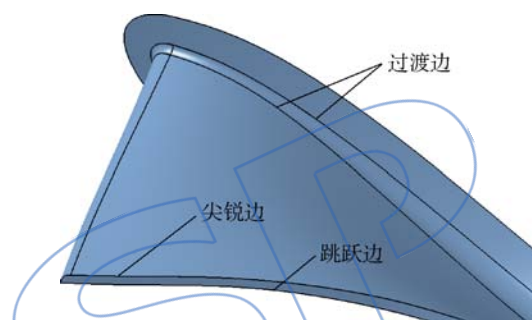


图1 叶片曲面的特征边界

Fig. 1 Feature boundary of blade surface

1.1 法向矢量估算

对给定的散乱点集 $p_i (i=0, 1, \dots, n)$ 进行基于K-D(K-dimensional)树的K邻域构建,得到每个数据点的 k 个邻近点 $R_j (j=1, \dots, k)$ 。求一个最小二乘拟合平面 Q ,使得 $R_j (j=1, \dots, k)$ 中的每个点到该平面距离的平方和最小。

Q 的一般形式为

$$ax + by + cz + d = 0 \quad (1)$$

此最小二乘平面的拟合属于线性最小二乘问题。平面方程的系数可由该点邻域内的所有数据点 $\{R_j(x_j, y_j, z_j), j=1, 2, \dots, k\}$ 决定。

最小二乘拟合的目标函数为

$$\mathbf{D}\mathbf{X} = 0 \quad (2)$$

其中

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & z_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_k & y_k & z_k & 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{X} = (a, b, c, d)^T$$

采用雅可比法^[9]求解矩阵 $\mathbf{D}^T \mathbf{D} = 0$ 的最小特征值和对应的特征向量,即 $\mathbf{X}$ 的最小二乘解,进而得到的局部法向矢量 $\mathbf{T}_i$ 。

1.2 曲率估算

借助法向矢量估算结果,对散乱数据点集的每个数据点,在其 K 邻域范围内进行抛物面拟合,以抛物面的主曲率和主方向作为数据点的曲率估算结果.曲率估算的步骤如下:

步骤1 建立局部坐标系 $\Pi(X, Y, Z)$,其中, Z 的方向与 1.1 节中得到的局部法向矢量 T_i 重合. X 和 Y 可以在最小二乘拟合平面 Q 内任意设置.

步骤2 对于给定的散乱点集中的每个数据点 $p_i (i=0, 1, \dots, n)$, 在其 K 邻域内, 对邻域数据点进行抛物面拟合, 目标是使邻域数据点到抛物面距离的平方和最小.

步骤3 应用奇异值法^[10]求得拟合抛物面的最小二乘解. 进而计算抛物面在 p_i 处的主曲率和主方向.

1.3 边界识别准则

对于散乱点集中的每个数据点 p_i 及其 K 邻域的邻近点 $R_j (j=1, \dots, k)$, 由前述的法向矢量估算方法分别构造 p_i 与其邻域内数据点的法向矢量变化均值函数 μ_n 和法向矢量变化方差函数 σ_n .

$$\mu_n = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \|T_{p_i} - T_{n_j}\| \quad (3)$$

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m [\|T_{p_i} - T_{n_j}\| - \mu_n]^2} \quad (4)$$

式(3)~式(4)中 T_{p_i} 和 T_{n_j} 分别为 p_i 点和邻域数据点法向矢量.

通过设置 μ_n 和 σ_n 阈值识别尖锐点, 单一阈值可能产生误判, 双阈值有效提高算法识别率.

构造 p_i 与其邻域内数据点的主曲率变化均值函数 μ_k 和主曲率变化方差函数 σ_k .

$$\mu_k = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |k_{p_i} - k_{n_j}| \quad (5)$$

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m [|k_{p_i} - k_{n_j}| - \mu_k]^2} \quad (6)$$

式(5)~式(6)中 k_{p_i} 和 k_{n_j} 分别为 p_i 点和邻域数据点的主曲率值.

由于过渡点处 k_{p_i} 和 k_{n_j} 会发生突变, 可通过设置合适的阈值来识别过渡点. 需要指出的是, 由于过渡点的识别要求较高, 阈值设定过严会影响算法的稳定性, 导致误判率增加. 这里适当放松识别阈值, 得到具有一定裕度的过渡点带.

2 直纹母线的矢量提取

对于直纹叶片曲面来说, 母线矢量^[11]是其重

要的几何特征参数, 可作为直纹叶片逆向设计的重要依据. 如图2所示, 对于直纹叶片的一个直纹 M , 在 M 上采集到的点云数据为 C , 假设点 A 和点 B 分别是尖锐边和过渡边上的两个点, T 是由点 A 指向点 B 的矢量, 同时也是 M 的直纹母线矢量. 则点 A 、点 B 连线上所有数据点的信息即可由 T 唯一确定. 不失一般性, 对于所有的像点 A 和点 B 这样的边界映射点对, 都可以借助直纹母线矢量在点 A 、点 B 连线上找到等分点. 因此, 若能够得到边界数据点的直纹映射关系以及相应的直纹母线矢量, 即可在边界数据线之间构建出“等分线形点云”. 这里采用反投影法提取直纹叶片曲面的母线矢量并用于后续的数据配准.

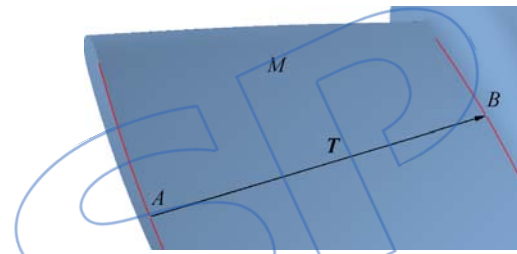


图2 叶片边界和直纹母线

Fig. 2 Blade boundary and ruled generatrix

已知叶片曲面的点云数据 $P_i (i=1, 2, \dots, n)$, 由前述边界识别算法可得到叶片点云的尖锐点集合 $q_j (j=1, 2, \dots, m; m < n)$. 如图3所示, 直纹母线矢量提取步骤如下:

步骤1 应用 1.1 节中的算法构造其最小二乘拟合平面 R , 以 R 的法向矢量作为 Z 轴, 建立一个三维笛卡儿坐标系. 找出点 P_i 在 XOY 平面投影的最小外接矩形, 记为平面 S .

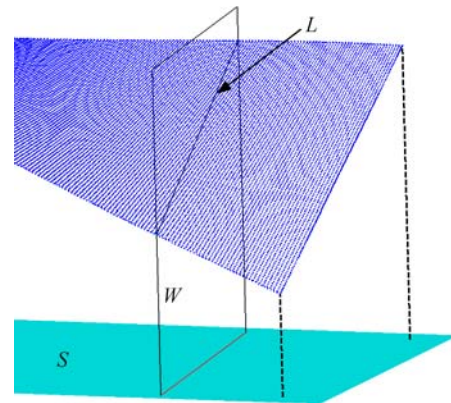


图3 直纹母线矢量提取的几何模型

Fig. 3 Geometry model extracted from ruled generatrix vector

步骤2 过 q_i 中任意点 q_η 可作平面 W , 使得 $W \perp S$, 这样的 W 有无穷多个, 对于任意的 W , 都可求出 W 与 P_i 的截面点云 $H_k (k=1, 2, \dots, u)$.

步骤3 对 H_k 进行最小二乘拟合, 生成 W 上的直线 L , 给定拟合误差阈值 δ , 若拟合误差小于 δ 值, 则认为 L 就是点云 P_i 中过 q_η 的一条直纹母线矢量.

步骤4 遍历 q_i 中的数据点, 可得经过每个边界点的直纹母线向量, 进而得到基于边界点集 q_j 的直纹母线向量族 $\mathbf{F}_j (j=1, 2, \dots, m)$.

3 边界数据点的非刚性配准

边界数据点集 U 和 V 的配准即通过一种光滑变换的位移场将 U 精准地映射到 V 上, 由于该问题涉及到非线性变换^[12], 因此采用基于多目标优化的非刚性配准算法^[13]. 如前所述, 直纹母线向量族可作为配准的重要依据. 同时, 配准还要考虑 U 和 V 的相似度以及它们的变形度. 相似度表示一组点对可能匹配的估量, 相似度越大意味着两点匹配的可能性越大. 用相似度作为匹配程度的反馈权, 使优化算法的收敛速度加快. 变形度是用来衡量边界曲线匹配后的变形程度, 用来控制边界点的匹配误差.

定义两点集间的匹配矩阵 $\mathbf{H} = (h_{ij})_{m \times n}$, 当 U 中数据点 u_i 和 V 中数据点 v_j 匹配时, h_{ij} 设为 1, 否则设为 0. 参考点集为 $U = \{u_i | i=1, \dots, m\}$, 目标点集为 $V = \{v_j | j=1, \dots, n\}$, m, n 分别是 U 和 V 中的数据点个数.

采用退火算法^[14] 求解边界数据点配准的多目标优化问题, 构造多目标函数 $E(\mathbf{H})$

$$E(\mathbf{H}) = \sum_{i=1}^{m+1} \sum_{j=1}^{n+1} h_{ij} \|v_i - u_i \mathbf{d}\|^2 - \xi \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n h_{ij} \exp\left(\frac{S_{ij} - 1}{t}\right) + t \sum_{i=1}^{m+1} \sum_{j=1}^{n+1} h_{ij} (h_{ij} - 1) \quad (7)$$

(i, j) ≠ (m+1, n+1)

式(7)中, 等号右边第1项表示直纹母线矢量的匹配程度. 其中, $\mathbf{d}$ 为基于直纹母线向量族的仿射变换矩阵. 等号右边第2项为相似度的惩罚项, ξ 为惩罚系数, S_{ij} 为映射点对相似度的估计值, t 为退火温度. 等号右边第3项用来衡量匹配后边界点的误差, 以误差阻尼的形式体现.

为确保 U 和 V 中的数据点一一对应, 给定约束条件为

$$\begin{cases} \forall i, i \in \{1, \dots, m\} \sum_{j=1}^{n+1} h_{ij} = 1 \\ \forall j, j \in \{1, \dots, n\} \sum_{i=1}^{m+1} h_{ij} = 1 \\ h_{ij} \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

应用拉格朗日乘子法, 将约束优化问题转化为无约束优化问题, 使目标函数最小的同时满足约束条件. 构造拉格朗日函数 $L(\mathbf{H})$ 为

$$L(\mathbf{H}) = \sum_{i=1}^{m+1} \sum_{j=1}^{n+1} h_{ij} \|v_i - u_i \mathbf{d}\|^2 - \xi \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n h_{ij} \exp\left(\frac{S_{ij} - 1}{t}\right) + t \sum_{i=1}^{m+1} \sum_{j=1}^{n+1} h_{ij} (h_{ij} - 1) - \sum_{i=1}^m \lambda_i \left(\sum_{j=1}^{n+1} h_{ij} - 1 \right) - \sum_{j=1}^n \mu_j \left(\sum_{i=1}^{m+1} h_{ij} - 1 \right) - \sum_{i=1}^{m+1} \sum_{j=1}^{n+1} \gamma_{ij} h_{ij} \quad (9)$$

(i, j) ≠ (m+1, n+1)

式(9)中 $\lambda_i, \mu_j, \gamma_{ij}$ 是拉格朗日乘子.

由拉格朗日乘子法求解约束优化问题的充要条件

$$\frac{\partial E(\mathbf{H})}{\partial \mathbf{H}} = 0 \quad (10)$$

可得

$$h_{ij} = \begin{cases} \lambda_i + \mu_j + \gamma_{ij} + \xi \exp[(S_{ij} - 1)/t] + t - \phi_{ij} & i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n; \\ \mu_j + \gamma_{ij} + t - \phi_{ij} & i = 1, \dots, m; j = n+1; \\ \lambda_i + \gamma_{ij} + t - \phi_{ij} & j = 1, \dots, n; i = m+1; \end{cases} \quad (11)$$

结合约束优化问题的科恩-库塔^[15] 条件, 可得 $\mathbf{H}$ 矩阵的元素 h_{ij} , 实现边界特征点云的非刚性配准.

4 等分线形点云构造

对于配准后的两组边界点云 $u_i (i=1, 2, \dots, n)$ 和 $v_i (i=1, 2, \dots, n)$, 根据等分数在它们的映射点对之间计算若干等分点, 再将等分点排序即可得到等分线形点云 F . 等分线形点云可根据需要拟合成 B 样条曲线或者 NURBS 曲线, 再结合边界点云 u_i 和 v_i , 即可通过蒙皮曲面的方式生成叶片曲面. 如图 4 所示.

这里需要说明的是, F 是借助边界数据配准

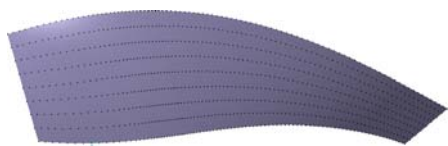


图 4 基于等分线形点云的蒙皮曲面

Fig. 4 Skin surface based on the equal division line-shape point clouds

算法,由 u_i 和 v_i 计算得到的,它与叶片的原始点云数据 G 会存在微小偏差.若对重构的叶片曲面与原始点云的重合精度有非常高的要求,需要在 G 内对 F 的所有数据点进行最近点邻域搜索,找到 G 内对应于 F 的最近线形点云 G' .邻域搜索算法步骤如下:

步骤 1 对 G 内的数据点进行八叉树^[16]空间分割,得到数据点的立方体子空间结构.

步骤 2 根据 F 中 f_i 点的三维坐标值,找到其所在的立方体空间的编号.

步骤 3 计算 f_i 到当前子空间环六壁的最短距离 $L_{\min}$.

步骤 4 在当前立方体空间内搜索与 f_i 最近的数据点 g'_i ,记录其最近距离为 L' .

步骤 5 若 $L' < L_{\min}$,则 g'_i 为 f_i 的最近点,否则将子空间向外扩张一圈,返回步骤 3 再搜索.

5 应用实例

图 5 为涡轮叶片和压气机轮叶片各阶段计算结果图.采用本文提出的算法对如图 5(a)所示的增压器涡轮叶片和如图 5(c)所示的增压器压气机轮叶片的测量数据进行线形特征点云构造.图 5(e)~图 5(g)显示了涡轮叶片的相关计算结果.图 5(h)~图 5(j)显示了压气机轮大叶片的相关计算结果.图 5(e),图 5(h)所示为提取的叶片边界点云.从图中可以看出,本算法对叶片点云数据的尖锐边和过渡边有较好的识别效果.图 5(f),图 5(i)所示为提取的直纹母线矢量.图 5(g),图 5(j)所示为构造的等分线形点云,等分数分别为 7 和 6.图 5(b),图 5(d)所示为在 CATIA 软件平台下基于特征线形点云的涡轮和压气机轮

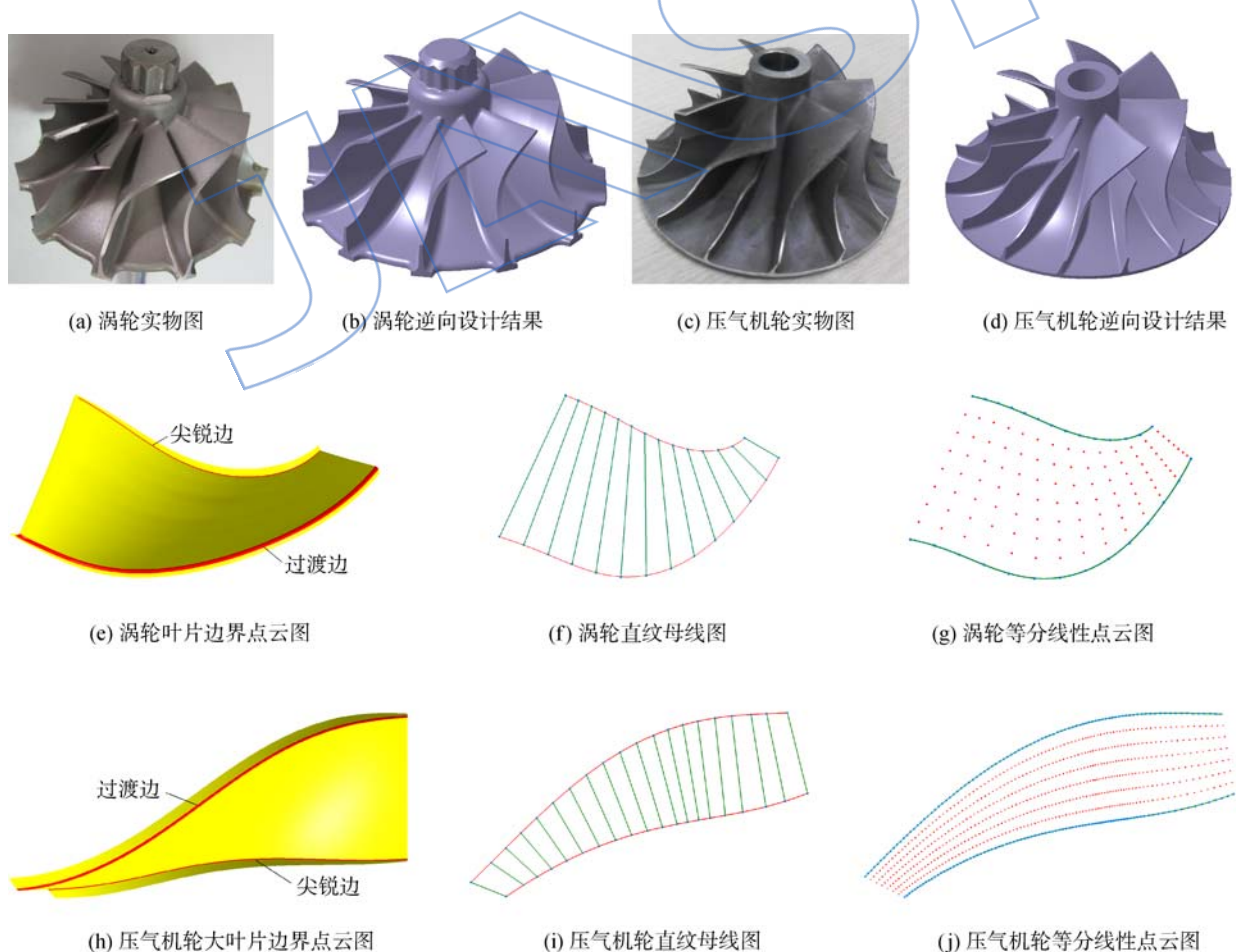


图 5 涡轮叶片和压气机轮叶片各阶段计算结果图

Fig. 5 Algorithm of turbine blade and compressor blade calculation results in different stages

的逆向设计结果.表1所示为本算例的相关参数.

表1 本文算例的相关参数
Table 1 Parameters of an example

叶片类型	数据点 个数	尖锐点 个数	等 分数	运算时间/ s
涡轮叶片	108 273	14	7	0.56
压气机轮大叶片	98 562	62	6	1.25
压气机轮小叶片	65 489	38	5	0.63

6 结 论

本文在综合考虑直纹叶片曲面逆向设计关键技术的基础上,提出了一种“线形特征点云”的构造算法.算法以直纹叶片曲面的几何特征为出发点,借助边界识别、数据点配准等手段,实现了线形特征点云的构造.为具有此类特征的叶片机械的设计和快速制造提供了理论依据.

本文算法也存在一定的改进空间,如边界识别部分的识别参数人工调节问题,参数的选择对边界识别结果有较大影响.如何结合点云的统计特性和局部几何特征进行自适应参数选择是未来努力的方向.另外,本文算法对直纹叶片以及具有相似特征的叶片曲面具有较好的应用效果,对具有复杂数学模型及几何特征的叶片并不具备较好的处理能力.因此,在模型适用性拓展方面也是一个重要的发展方向.

参考文献:

- [1] Julien C J, Gérard P, Emmanuel D. New approach to 5-axis flank milling of free-form surfaces: computation of adapted tool shape[J]. Computer-Aided Design, 2009, 41(12): 918-929.
- [2] Min-jae O, Kittichai S, Sung Ha P. Constructing Bézier surfaces over a boundary curve network with T-junctions[J]. Computer-Aided Design, 2012, 44(7): 671-686.
- [3] XU Huixia, WANG Guojin. Approximating rational triangular Bézier surfaces by polynomial triangular Bézier surfaces[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2009, 228(1): 287-295.
- [4] LIN Kuanyuan, Huang C Y, Lai J Y, et al. Automatic reconstruction of B-spline surfaces with constrained boundaries[J]. Computers & Industrial Engineering, 2012, 62(1): 226-244.
- [5] Simon F. Fitting curves and surfaces to point clouds in the presence of obstacles[J]. Computer Aided Geometric Design, 2009, 26(2): 192-202.
- [6] XIE Weicheng, ZOU Xiufen, YANG Jiandong, et al. Iteration and optimization scheme for the reconstruction of 3D surfaces based on non-uniform rational B-splines[J]. Computer-Aided Design, 2012, 44(11): 1127-1140.
- [7] Akemi G, Andrés I. Particle swarm optimization for non-uniform rational B-spline surface reconstruction from clouds of 3D data points[J]. Information Sciences, 2012, 192: 174-192.
- [8] Matt O, Ramsay D, ZHANG Hao, et al. Point set silhouettes via local reconstruction[J]. Computers & Graphics, 2011, 35(3): 500-509.
- [9] Erik B, Henk A D, Jonas T, et al. The application of Jacobian-free Newton-Krylov methods to reduce the spin-up time of ocean general circulation models[J]. Journal of Computational Physics, 2010, 229(21): 8167-8179.
- [10] Berenguer L, Dufaud T, Trémeur-Dervout D. Aitken's acceleration of the Schwarz process using singular value decomposition for heterogeneous 3D groundwater flow problems[J]. Computers & Fluids, 2013, 80: 320-326.
- [11] GAO Hangshan, HAN Yongzhi, ZHANG Juan, et al. Aerodynamic optimization based on approximation method for turbine blade[J]. Multidiscipline Modeling in Materials and Structures, 2008, 4(4): 385-392.
- [12] Klein A, Andersson J, Ardekani B A, et al. Evaluation of 14 nonlinear deformation algorithms applied to human brain MRI registration[J]. Neuroimage, 2009, 46(3): 786-802.
- [13] CHUI Haili, Rangarajan A. A new point matching algorithm for non-rigid registration[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, 89(2/3): 114-141.
- [14] QIU Zhiyu, TANG Huihui, TIAN Dongsheng. Non-rigid medical image registration based on the thin-plate spline algorithm[C]// 2009 WRI World Congress on Computer Science and Information Engineering. Los Angeles, US: Conference Publishing Services, 2009: 522-527.
- [15] Wu H C. The Karush-Kuhn-Tucker optimality conditions in multiobjective programming problems with interval-valued objective functions[J]. European Journal of Operational Research, 2009, 196(1): 49-60.
- [16] XIE Qing, XIE Xiaoyao. Point cloud data reduction methods of octree-based coding and neighborhood search[C]// 2011 International Conference on Electronic and Mechanical Engineering and Information Technology (EMEIT). Harbin: IEEE, 2011: 3800-3803.