

基于多粒度匹配的高超速飞行体三维重构方法

李明¹, 王端¹, 宋耀东¹, 杜雪¹, 张森²

(1. 中国电子科技集团公司第二十七研究所, 郑州 450047;

2. 河南科技大学信息工程学院, 河南 洛阳 471000)

摘要:针对高超速飞行体在飞行过程中能获取到的图像信息较少, 无法完全复现其轮廓信息, 提出一种基于多粒度匹配的三维重构优化方法; 首先通过两台高分辨率 CCD 相机正交的阴影照相站系统采集高超速飞行体多幅图像信息, 利用图像分割技术提取物体的二维轮廓; 然后采用改进的 SFS 算法求解出物体表面各点的相对高度和表面法向量, 恢复其三维形貌; 最后使用图像拼接优化技术实现高超速飞行体表面的三维重构; 并经过实体模型的三维重构验证所提方法的可行性及有效性。

关键词:图像处理; 三维重构; 明暗恢复形状; 高超速飞行体

3D Reconstruction Methods of Hypersonic Object Based on Multi-granularity Matching

Li Ming¹, Wang Duan¹, Song Yaodong¹, Du Xue¹, Zhang Sen²

(1. 27th Research Institute, China Electronics Technology Group Corporation, Zhengzhou 450047, China;

2. Henan University of Science and Technology, Luoyang 471000, China)

Abstract: As an important problem in 3D reconstruction of hypersonic object, it is difficult to acquire images during the flight, and its contour information cannot be completely rebuilt. 3D reconstruction methods of hypersonic object based on multi-granularity matching is adopted. First, multiple images of hypersonic object can be collected by orthogonal shadow graph system, which is composed of two high resolution charge coupled device (CCD) cameras, and the 2D profile will be extracted using image segmentation technique. Then, surface normal vector and relative heights of each surface point are solved by improved shape form shading (SFS) method, and the 3D shape information will be restored. At last, 3D reconstruction of hypersonic object surface is realized by optimized image stitching. And feasibility and validity of the method is verified by 3D reconstruction experiment.

Keywords: image processing; 3D reconstruction; shape form shading (SFS); hypersonic object

0 引言

三维重构作为一项热门技术已被广泛应用于科研生产的各个领域, 对处于特殊状态下的高超速飞行体三维表面重构是计算机视觉的主要任务之一。目前已经发展了各种各样的重构技术, 但这些方法重构对象大多是静止的或者低速物体, 而对于高超速飞行的物体, 由于其速度高, 飞行过程中同一时刻获得的图像信息有限, 对飞行体表面进行三维重构存在较大困难。飞行物体表面三维数据的获取是三维重构的关键环节, 其中明暗恢复形状法 (SFS 方法) 是三维数据被动获取的主要手段, 该方法能够根据图像的灰度信息获得物体的三维形貌信息, 且操作简单, 成本低, 效率高, 广泛应用于工农业产品检测、医学图像分析、数字高程模型构建、人机交互等领域^[1-4]。

目前, 不少学者对 SFS 方法进行改进用于物体的三维重构。何炳蔚^[5]等针对未知三维物体自动重建问题, 提出了一种结合明暗恢复形状的被动视觉和主动视觉技术的新

颖三维重建算法, 该算法能够快速恢复未知物体表面形状, 为后续基于可视化空间的主动视觉三维重建规模提供最大的尺度信息; 吴凤和^[6]等提出基于参数域映射及 B 样条插值的三维重构方法, 该方法能够有效改善重构模型的分辨力和光顺性, 但是在重构时未能去除重构模型的图像背景信息; 王亚楠^[7]等提出了将基于轮廓的重构方法和基于散乱点的 MPU 重构方法相结合的新的重构方法, 该方法需要物体的多幅不同层次的图像轮廓信息完成三维重构, 重构方法较复杂; 张宁, 杨磊^[8]等提出了一种基于 Phong 模型的多幅图像 SFS 三维形状恢复算法, 该模型是一种典型的描述镜面反射的非 Lambertian 模型, 可对含有镜面反射的表面进行三维形状恢复。Christian Schuller^[9]等人设计出在各种模型表面模拟 3D 对象的外观, 在给定目标形状、视点和空间约束后, 该技术可以在观察视点看到期待的外观形象; 孟悦^[10]等运用单幅图像的三维重构技术生成三维浮雕模型, 实现浮雕文物的半自动化三维重构, 对不同模型的复原适应性良好, 但是对网格密度较小的载体模型, 测量效果较粗糙。高欣建^[11]等针对含有阴影物体表面的三维重构问题, 提出了一种融合 SFS 数据与旋转对称激光三角传感器数据的快速智能测量算法, 对含有阴影的物体表面梯度变化较大的点进行精度测量, 但是针对未知物体的表面

收稿日期:2018-06-23; 修回日期:2018-08-07。

作者简介:李明(1980-), 男, 辽宁省盘锦市人, 硕士研究生, 高级工程师, 主要从事电子类非标准测试系统与先进测量技术方向的研究。

测量速度较慢。

虽然上述方法均能够完成物体表面的三维重构, 但对处于高超速飞行中的物体进行三维重构比较困难。本文将明暗恢复形状的算法引入高超速飞行体表面重构之中, 与三维立体模型拼接技术相结合, 提出一种基于多粒度匹配的高超速飞行体三维重构优化方法, 该方法能够快速、精确地完成飞行体表面的三维重构, 并从其重构图像中测定出高超速飞行体的损耗情况, 对高超速飞行体发射技术的研究和改进提供了重要的技术支撑。

1 高超速飞行体三维重构技术基本原理

基于多粒度匹配的高超速飞行体表面三维重构方法是: 通过两台高分辨率 CCD 相机正交的数字式靶道阴影照相系统^[12]采集高超速飞行体表面的二维图像信息, 通过数字图像处理技术, 对获取到的图像进行处理, 利用三维重构技术重构出高超速飞行体的三维形态, 经过三维立体模型拼接优化完成飞行体的三维重构, 基本原理如图 1。对高超速飞行体进行三维重构后, 估算重构体的体积并分析其损耗情况。

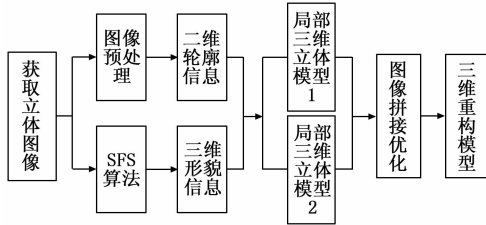


图 1 高超速飞行体三维重构原理图

2 三维立体模型的建立

2.1 二维轮廓信息提取

为保证轮廓的提取精度, 采用基于图像阈值分割和形态学修补技术的改进轮廓提取方法, 首先对图像进行灰度化处理, 采用阈值分割方法得到二值化图像, 然后通过形态学方法对二值化图像进行缺陷修补, 最后应用轮廓提取算法得到图像中物体的二维轮廓。

2.1.1 图像灰度化

数字式靶道阴影照相系统采集到的图像为 RGB 彩色图像, 不能达到特定三维重构算法的要求, 必须对彩色图像进行灰度化, 即令 $R=G=B=Y$ 。计算 Y 值的方法有多种, 本文采用加权法计算 Gray 值以实现彩色图像向灰度化图像的转换, 其权系数的取值如下:

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (1)$$

其中 Y 为灰度值, 其范围为 $0 \sim 255$ 。

2.1.2 阈值分割

为了进一步降低运算量, 对灰度图像选取适当的阈值, 进行二值化处理, 二值化后的图像能用几何学概念进行分析和特征描述, 比起灰度图像来方便快捷的多。鉴于高超速飞行体的灰度值和背景图像的灰度值相差很大, 采用单阈值分割算法进行图像分割, 其原理为将灰度图的各像素

在某特定值范围内赋予其为白色或黑色, 其数学模型为:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & f(x,y) \geq t \\ 0 & f(x,y) < t \end{cases} \quad (2)$$

式中 t 为阈值; $g(x,y)$ 为二值化后的灰度值; $f(x,y)$ 为二值化前的灰度值。

选取合适的灰度阈值 t 是单阈值分割法的关键所在, 利用初始阈值将图像分割为目标和背景, 将它们的灰度平均值作为新的阈值, 然后循环迭代使用前后两次循环得到的阈值差小于设定值, 得到灰度阈值 t 。

2.1.3 缺陷修补

在阈值分割后, 二值图像通常存在凹洞、毛刺、断线等缺陷, 如果不对缺陷图像进行修复, 会对后续处理进一步造成不利影响。通过形态学修补的方法可以实现对图像的缺陷修复和噪声消除, 该方法选择合适的结构元素对图像进行形态学变换。在缺陷修补过程中, 可以通过选择合适的结构元素提高修复效果和运算效率。在去除噪声方面, 通常选用大尺寸的结构元素; 在保护边缘细节方面, 通常选用小尺寸的结构元素。此外, 可以通过对多种形状的结构元素进行运算、拼贴、合并, 进一步提升缺陷修补的效果。

2.1.4 轮廓信息提取

二值图像的轮廓信息提取主要采用掏空内部点的方法, 假设背景图像为黑色 (灰度值为 0), 目标物体为白色 (灰度值为 1), 如果原图像中白色像素点的 8 个相邻像素点均为白色, 可以认为该点是内部点, 将其删除, 从而实现将图像中的内部点掏空, 如果中心像素值为 0, 保留该像素值; 如果中心像素值为 1, 且相邻 8 个像素值全为 1, 则该像素值变为 0; 除上述情况之外, 中心像素值全部改为 1。

根据上述规则, 即可得到图像中目标的轮廓, 如图 2。

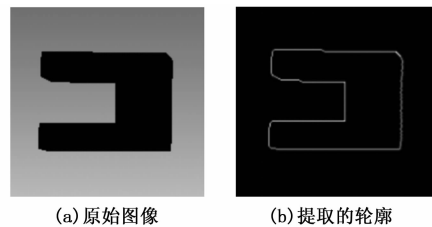


图 2 图像的轮廓提取结果

由轮廓提取结果可以看出, 本文的方法能够很好的提取图像的轮廓信息, 具有连续、精度高、单像素宽等特点。

2.2 三维信息的获取

利用图像灰度信息获取图像三维形貌的 SFS 方法, 其物理基础是光度学理论。由辐射度学和光度学原理可知, 如果物体表面是朗伯表面 (理想漫反射表面), 则满足如下反射方程:

$$I(x,y) = R(p,q) = \rho \frac{1 + pp_0 + qq_0}{\sqrt{1 + p^2 + q^2} \sqrt{1 + p_0^2 + q_0^2}} \quad (3)$$

其中: $I(x,y)$ 表示像素点 (x,y) 的灰度; $R(p,q)$ 表示对应物体表面取向 (p,q) 的反射图, $p = z_x = \frac{\partial z}{\partial x}$, $q = z_y = \frac{\partial z}{\partial y}$; ρ 表示入射光亮度; $z = z(x,y)$ 为表面方

程; p_0 和 q_0 为光源入射方向。为了解决反射方程的病态特征, 引入以下约束条件。

由于实际图像中含有噪声, 故约束方程引入光强误差

$$E_1 = \iint (I - R)^2 dx dy \quad (4)$$

对表面方向进一步约束, 引入表面光滑误差

$$E_2 = \iint (p_x^2 + p_y^2 + q_x^2 + q_y^2) dx dy \quad (5)$$

其中: $p_x = \frac{\partial p}{\partial x}, p_y = \frac{\partial p}{\partial y}, q_x = \frac{\partial q}{\partial x}, q_y = \frac{\partial q}{\partial y}$ 。

离散图像的离散表面方向 (z_x, z_y), 同连续的表面方向 (p, q) 存在一定差别, 引入梯度一致性误差

$$E_3 = \iint (z_x - p)^2 + (z_y - q)^2 dx dy \quad (6)$$

融合灰度信息和表面高度, 将 3 种约束条件合在一起, 构造出优化函数, 如下:

$$E = E_1 + \lambda E_2 + \mu E_3 = \iint [(I - R)^2 + \lambda(p_x^2 + p_y^2 + q_x^2 + q_y^2) + \mu(z_x - p)^2 + \mu(z_y - q)^2] dx dy \quad (7)$$

其中 E 为整体误差, λ 为光滑表面误差系数, μ 表面积分误差系数。

然后采用变分法将式 (7) 转换成如下形式:

$$\begin{cases} \lambda \Delta p = -(I - R)R_p - \mu(z_x - p) \\ \lambda \Delta q = -(I - R)R_q - \mu(z_x - q) \\ \Delta z = p_x + q_y \end{cases} \quad (8)$$

式中 Δ 表示拉普拉斯算子, R_p, R_q 是函数 R 关于 p 和 q 的偏导数。

引入拉普拉斯离散化近似算子

$$\{\Delta f\}_{i,j} \approx \frac{k}{\epsilon} [f_{i,j} - f_{i,j}] \quad (9)$$

其中 ϵ 代表像素之间的距离。将拉普拉斯离散化近似算子代入式 (8), 得到关于高度和梯度的离散计算公式:

$$\begin{cases} (k\lambda' + \mu)p_{i,j} = (k\lambda' \overline{p}_{i,j} + \mu z_x) + (I - R)R_p \\ (k\lambda' + \mu)q_{i,j} = (k\lambda' \overline{q}_{i,j} + \mu z_y) + (I - R)R_q \\ \frac{k}{\epsilon^2} z_{i,j} = \frac{k}{\epsilon^2} \overline{z}_{i,j} - (p_x + q_y) \end{cases} \quad (10)$$

其中: $\lambda' = \frac{\lambda}{\epsilon}$ 。再利用 Gauss-Seidel 迭代方法求解,

即可得到物体表面梯度 p, q 和表面高度 z 的值, 从而获取高超声飞行体的三维形貌信息, 并与二维轮廓信息相结合, 剔除重构模型中的图像背景信息, 得到不同视角的高超声飞行体三维立体模型。

3 三维重构优化方法

由于视角等原因, SFS 算法获得高超声飞行体表面的局部三维形貌信息, 要对不同角度的数据信息进行拼接, 并根据飞行体的对称特性进行修补, 方可获得一个完整的飞行体表面信息。本文利用模型拼接优化技术对获得的局部三维立体模型进行拼接操作, 具体包括特征点的提取与

匹配和空间变换。

3.1 特征点的匹配

通过特征点的获取得到 2 个三维立体模型的特征点集合, 经过粗粒度匹配和细粒度匹配将这两组特征点一一匹配起来。

3.1.1 粗粒度匹配

采用区域相关法对图像对中各像素点周围的图像子区域进行灰度相关运算, 通过相关值来确定匹配关系, 相关值大的将更为相似。利用图像特征提取图像的角点, 若 CCD 相机 1 获取图像的某个角点附近有点云数据, 则其在 CCD 相机 2 获取图像的匹配点必定也在这些点云附近。确定图像上一个角点的匹配点在另一图像上的搜索区域, 利用区域相关法计算该区域里所有角点的相似度。

$$N(i, j) =$$

$$\frac{\sum_{x=1}^{2N+1} \sum_{y=1}^{2N+1} [I_1(x, y) - \bar{I}_1][I_2(x, y) - \bar{I}_2]}{\sqrt{\sum_{x=1}^{2N+1} \sum_{y=1}^{2N+1} [I_1(x, y) - \bar{I}_1]^2} \sqrt{\sum_{x=1}^{2N+1} \sum_{y=1}^{2N+1} [I_2(x, y) - \bar{I}_2]^2}} \quad (11)$$

式 (10) 中 $I_1(x, y), I_2(x, y)$ 表示图像中 (x, y) 处特征点的灰度, \bar{I}_1, \bar{I}_2 是相关窗口内所有像素灰度值的平均值, 即

$$\begin{cases} \bar{I}_1 = \frac{1}{(2N+1)(2N+1)} \sum_{x=1}^{2N+1} \sum_{y=1}^{2N+1} I_1(x, y) \\ \bar{I}_2 = \frac{1}{(2N+1)(2N+1)} \sum_{x=1}^{2N+1} \sum_{y=1}^{2N+1} I_2(x, y) \end{cases} \quad (12)$$

取相似度 $N_{i,j}$ 最大的点, 而且 $N_{i,j}$ 大于一定阈值 T_1 的点为可能匹配点, CCD 相机 1 获取图像中的特征点在 CCD 相机 2 中的匹配点可能不止一个 (同样 CCD 相机 2 获取图像中的特征点在 CCD 相机 1 中的匹配点可能不止一个), 形成两组匹配点集 $\{a_i\}, \{b_i\}$, 匹配点将从点集中筛选得出。

3.1.2 细粒度匹配

利用上述方法实现图像特征点的粗粒度匹配, 但是其中依然存在误匹配, 通过细粒度匹配剔除误匹配点。细粒度匹配利用空间约束法, 即空间两点距离的客观不变性。点集 $\{a_i\}$ 里的第 i 点与 j 点的距离 $d_{a_i a_j}$ 对应点集 $\{b_i\}$ 里两点距离 $d_{b_i b_j}$ 的绝对误差最小的两对匹配点, 即可认为它们分别真实代表着同一个点, 当作参考点 $\{a_1, a_2\}, \{b_1, b_2\}$ 。

判断 a_i 和 b_i 为正确匹配点的方法如图 3 所示, 记 a_i 到 a_j 的距离与 b_i 到 b_j 的距离误差为 $|d_{a_i a_j} - d_{b_i b_j}|$, 当 $|d_{a_i a_j} - d_{b_i b_j}|$ 和 $|d_{a_i a_2} - d_{b_i b_2}|$ 同时小于一定的区域 T_2 时, 则认为 a_i 和 b_i 为正确的匹配点, 否则当作误差剔除。

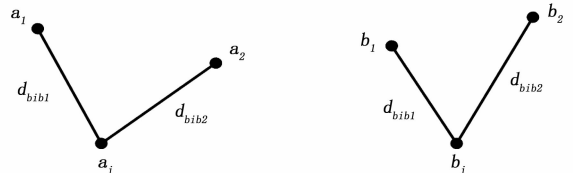


图 3 空间约束匹配原理图

3.2 空间变换矩阵计算

描述图像之间位置关系的矩阵成为变换矩阵, 可通过特征匹配点对计算得到。传统的方式是利用所有的匹配点对数据, 用最小二乘法、四元组等数学算法, 计算出变换矩阵。本文在所有的匹配点对中筛选出匹配精度高, 在各自的坐标系里分布不紧密且不共面的四对匹配点来计算空间变化矩阵。

在同一空间下, 两幅图之间的变换关系用式 (13) 表示, 其中, $\{a_1, a_2\}, \{b_1, b_2\}$ 为特征点精匹配时的两对参考点, \mathbf{M} 为变换矩阵:

$$\begin{bmatrix} a_1 \\ b_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} a_2 \\ b_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 & m_2 & m_3 \\ m_4 & m_5 & m_6 \\ m_7 & m_8 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_2 \\ b_2 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

整理并将结果进行向量化用式 (14) 表示:

$$\mathbf{A}_1 = \mathbf{M} \mathbf{A}_2 \quad (14)$$

若矩阵 $\mathbf{A}_2 \mathbf{A}_2^T$ 可逆, 则可以求解得到变换矩阵 \mathbf{M} , 如式 (15) 所示:

$$\mathbf{M} = (\mathbf{A}_1 \mathbf{A}_2^T) (\mathbf{A}_2 \mathbf{A}_2^T)^{-1} \quad (15)$$

将四对精匹配特征点代入式 (15) 即可得到图像之间的变换矩阵, 确定图像之间的相对位置关系。按照图像间的对应关系进行局部三维立体模型拼接, 根据飞行体的对称特性优化三维模型, 完成三维重构, 其三维重构拼接优化方法的流程图如图 4。

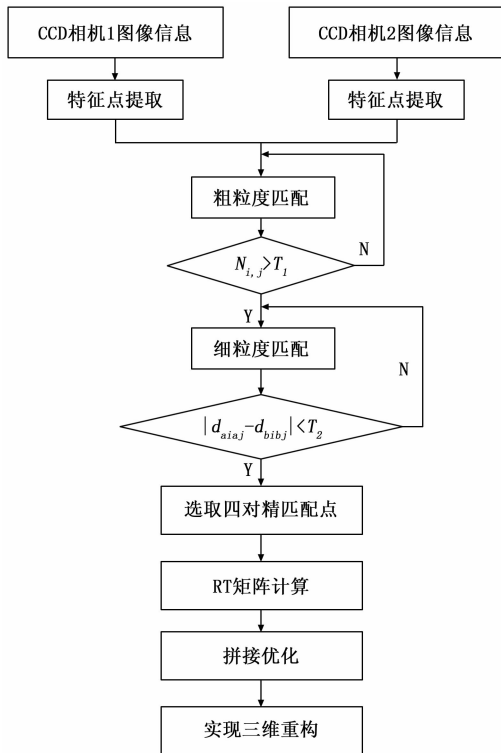


图 4 三维重构拼接优化方法的流程图

4 实验结果验证

为验证本文三维重构方法的可行性及有效性, 采用两台高分辨率 CCD 相机正交的数值式靶道阴影照相站系统获

取高超速飞行中的飞行体表面的多幅图像, 提取出其轮廓信息, 运用 VC++6.0 和 OpenCV 库函数重构出高超速飞行体的三维模型。利用正交的 CCD 相机 1 和 CCD 相机 2 获取高超速飞行体图像信息, 并对其灰度化 (如图 5 (a) 和 5 (b) 所示), 采用改进的 SFS 算法分别重建所获图像, 由此获取飞行体的三维立体模型 (如图 5 (c)、(d) 和 5 (e)、(f) 所示), 然后根据飞行体的对称性以及三维立体模型拼接优化完成高超速飞行体表面的三维重构 (如图 5 (g) 所示)。

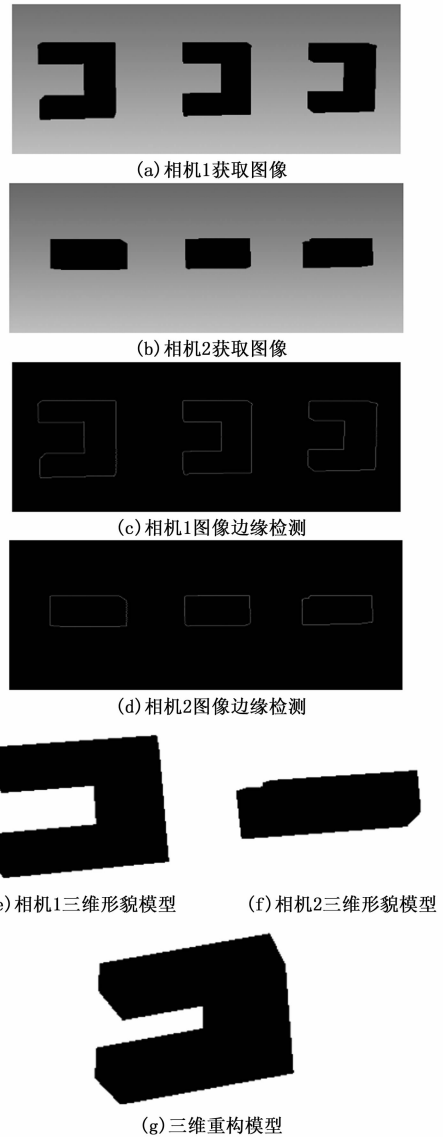


图 5 高超速飞行体三维重构

由重构结果可以看出高超速飞行体表面凹凸不平, 这是由于飞行体在高速飞行过程中受到了烧蚀和摩擦, 其损耗情况可以用三维重构模型的体积值与原体积值的比值来衡量。因此, 为了验证本文算法的优越性, 实验中分别利用文献 [13] 的三维重构算法, 文献 [14] 的重构方法和本文的重构方法对飞行体进行三维重构, 分析其重构精度, 实验结果见表 1。

表 1 不同三维重构方法重构精度比较

重构方法	系统耗时(s)	系统测量误差(%)	重构精度(%)
文献[13]	3.67	2.93	72.13
文献[14]	2.08	2.38	81.64
本文方法	1.64	1.82	87.76

由表 1 可以看出, 本文重构方法的重构精度高于文献 [13] 三维重构方法和文献 [14] 重构方法, 并且系统误差小, 算法简单, 耗时短, 真实感强, 能够适用于动态物体的三维重构。

5 结束语

针对信息不对称下高超声飞行体三维重构方法复杂、难以执行, 重构效果不理想等现状, 提出了一种基于多粒度匹配的高超声飞行体三维重构方法。该方法首先通过图像采集系统获取高超声飞行体在飞行过程中的多幅图像信息, 并对其进行处理提取图像二维轮廓信息; 然后利用 SFS 方法获取图像的三维形貌, 与二维轮廓信息相结合有效的剔除模型的背景信息, 得到只含有飞行体的三维立体模型; 最后经过特征点提取、特征点匹配以及空间变换对三维立体模型进行快速、高精度的拼接优化, 完成高超声飞行体的三维重构。实例结果表明, 本文的重构方法能够实现高超声飞行体的三维重构, 并且重构效果良好, 精度高。

参考文献:

[1] Dimitris S, Dimitris M. Incorporating Illumination Constraints in Deformable Models for Shape from Shading and Light Direction Estimation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25 (2): 247-264.
 [2] 田磊, 宋爱国, 王蔚. 基于 PDE 方法的图像力触觉再现方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2013, 34 (10): 2316-2321.

(上接第 213 页)

参考文献:

[1] 丁标. 高光谱三维红外场景仿真系统研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
 [2] 赵慧洁, 江澄, 贾国瑞. 起伏地形的高光谱遥感地气耦合辐射建模研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34 (1): 191-195.
 [3] 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感: 原理、技术与应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2006.
 [4] 贾国瑞. 色散型高光谱遥感成像建模与仿真关键技术研究 [D]. 北京: 北京航空航天大学, 2011.
 [5] 胡顺石. 卫星高光谱影像地表反射率一体化反演技术研究 [D]. 北京: 中国科学院大学, 2013.
 [6] 陈东来. 高光谱遥感场景成像模型研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
 [7] Jia G, Zhao H, Na L. Simulation of Hyperspectral Scene with Full Adjacency Effect [A]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International [C].

[3] Goncalves N, Roxo D, Barreto J, et al. Perspective shape from shading for wide-FOV near-lighting endoscopes [J]. Neuro-computing, 2015, 150: 136-146.
 [4] 王国晖, 韩九强, 张新曼, 等. 一种从混合表面的明暗变化恢复形状的新算法 [J]. 宇航学报, 2011, 32 (5): 1124-1129.
 [5] 何炳蔚, 陈志鹏, 林东艺, 等. 融合 SFS 和主动视觉技术的未知物体重建方法 [J]. 仪器仪表学报, 2012, 33 (4): 727-736.
 [6] 吴凤和, 张晓峰. 基于参数域映射及 B 样条插值的三维重构方法 [J]. 中国激光, 2007, 34 (7): 977-982.
 [7] 王亚楠, 杨波, 赵秀阳. 基于轮廓提取和自适应单元分解的水泥颗粒三维重构 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22 (1): 152-157.
 [8] Yang Lei, Zhang Ning, Ren Yanyun 等. Linear perspective shape-from-shading method with two images [J]. 系统工程与电子技术 (英文版), 2015, (5): 1080-1087.
 [9] Schüller C, Panozzo D, Sorkine-Hornung O. Appearance-Mimicking Surfaces [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG) (S0730-0301), 2014, 33 (6): 216.
 [10] 孟悦, 周明全, 税午阳, 等. 基于单幅图像的三维自由曲面浮雕生成 [J]. 系统仿真学报, 2015, 27 (12): 3012-3017.
 [11] 高欣健, 张旭东, 高亚捷, 等. 基于单幅灰度图像的快速三维重建方法研究 [J]. 机械工程学报, 2014, 50 (2): 42-47.
 [12] 顾金良, 陈平, 夏言, 等. 数字式靶道阴影照相系统 [J]. 弹道学报, 2009, 21 (4): 38-41.
 [13] Hazzat S E, Saaidi A, Karam A, et al. Incremental Multi-view 3D Reconstruction Starting from Two Images Taken by a Stereo Pair of Cameras [J]. 3d Research, 2015, 6 (1): 41.
 [14] 周富强, 李章, 张广军, 等. 基于三维测量扫描线点云的表面重建 [J]. 仪器仪表学报, 2006, 27 (6): 619-623.
 [15] 李德仁, 周成林. 基于多视图几何的三维重建 [J]. IEEE, 2008 III-724-727.
 [8] Berk A, Adler-Golden S M, Ratkowski A J, et al. Exploiting MODTRAN radiation transport for atmospheric correction: The FLAASH algorithm [A]. International Conference on Information Fusion [C]. IEEE, 2002 (2): 798-803.
 [9] 徐希儒, 王平荣. 用蒙特-卡罗方法计算大气点扩散函数 [J]. 遥感学报, 1999, 3 (4): 268-278.
 [10] 齐怀川, 王合顺. 交叉辐射对高分辨率遥感成像质量的影响 [J]. 航天返回与遥感, 2013, 34 (3): 26-33.
 [11] Palomar L G. New algorithms for atmospheric correction and retrieval of biophysical parameters in earth observation: application to ENVISAT/MERIS data [J]. Tdx, 2007.
 [12] 魏巍. 激光主动成像识别技术研究 [D]. 吉林: 吉林大学, 2013.
 [13] 邓书斌, 陈秋锦, 社会建. ENVI 遥感图像处理办法 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2014.
 [14] 徐元柳, 王润生, 刘圣伟, 等. 基于 Modtran 的高光谱遥感影像大气校正 [A]. 全国遥感技术学术交流会 [C]. 2007.