

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2020.01.014

# 基于单目视觉的叶轮零件三维重构方法研究\*

杨 铎,刘菲菲

(大连大学 机械工程学院,辽宁 大连 116622)

**摘要:**针对高像素图像合成模型运算量大、图像标定过程复杂等问题,对图像预处理、图像信息提取和匹配等方面进行了研究,提出了一定角度的序列图像重构模型方法。基于单目视觉重建原理,利用 SIFT 算法提取、匹配图像的特征点集,对基本矩阵进行了奇异值分解,得到了摄像机矩阵;引入了绝对对偶二次曲面的自标定算法,用于自动建立物体坐标系,依据反向投影原理恢复了模型;搭建了叶轮零件的三维重构实验平台,进行了网格模型重构实验。研究结果表明:所提出的方法能将零件的三维模型准确重构,实现高精度、高效率的自动化三维逆向建模;提供了一种可靠的模型获取方式,可为 3D 打印加工提供上游技术支持。

**关键词:**三维重构;相机自动标定;尺度不变特征变换(SIFT)算法;3D 打印

中图分类号:TH164;TP242.62

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2020)01-0073-05

## 3D reconstruction method of impeller parts based on monocular vision

YANG Duo, LIU Fei-fei

(College of Mechanical Engineering, Dalian University, Dalian 116622, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of high computational and complex image calibration process, the image preprocessing, image information extraction and matching were studied. A sequence image reconstruction model method was proposed. Based on the principle of monocular vision reconstruction, the SIFT algorithm was used to extract and match the feature point set of the image, and the singular value decomposition of the basic matrix was performed to obtain the camera matrix. The self-calibration algorithm of the absolute dual quadric surface was introduced to automatically establish the object coordinate system. The model was restored according to the principle of back projection. A three-dimensional reconstruction experimental platform for impeller parts was built, and the mesh model reconstruction experiment was carried out. The results indicate that the proposed method can accurately reconstruct the 3D model of the part. And it can realize high-precision and high-efficiency automatic 3D inverse modeling. A reliable model acquisition method to upstream technical support for 3D printing processing is provided.

**Key words:** 3D reconstruction; automatic camera calibration; scale-invariant feature transform(SIFT)algorithm; 3D printing

## 0 引 言

3D 打印技术是制造行业里的新兴技术,其模型获取的方法也是研究热点之一,有模型的正向设计和逆向重建两种方式。特别是三维逆向重构的算法与理论逐渐成熟,可应用到实际加工中。

基于图像的三维重构方法可分为两种:单目视觉和立体视觉<sup>[1]</sup>。与单目视觉法相比,立体视觉法重构精度普遍较高、重构时间长、设备复杂。随着不断研究和发展,单目视觉法的重建精度在逐渐提高,再加上其本身具有的简单便捷等优点,具有研究价值。相比单目视觉中其他方法如阴影法、纹理法、轮廓法、调焦法等,运动法对图像要求较低,最具鲁棒性,可实现完全

收稿日期:2019-05-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51405053);大连市青年科技之星资助项目(2016RQ073);航空动力装备振动及控制教育部重点实验室开放课题基金资助项目(VCAME201805)

作者简介:杨 铎(1980-),女,辽宁大连人,博士,副教授,主要从事微纳制造、3D 打印方面的研究。E-mail:yangduo@dlut.edu.cn

自动化,在计算机视觉、虚拟现实、逆向工程等多个领域都具有实用性<sup>[2]</sup>,国内外已有相关研究。SNAVELY 等人<sup>[3]</sup>提出将 SIFT 特征提取算法运用到了运动法中,并展示了重构效果,但是运算量大、效率低;为了解决这个问题,BAY 等人<sup>[4]</sup>提出了 SURF 特征提取和匹配算法,进一步提高了运算效率。近年来,出现了对本基本矩阵求解方法和对误检测点筛选算法的研究<sup>[5-6]</sup>。张帆<sup>[7]</sup>改进了基于直线特征的三维重构方法,利用无人机采集了人造建筑的图片集,基于线段特征进行了图像的特征提取与匹配,直线重构后的精度高,且抗干扰能力强,然而其整个重建过程的自动化程度较低,数据量大。

针对上述问题,本研究提出优化采集序列图像的方法及算法流程,以叶轮零件为例,进行三维重构实验;在 VC++ 平台结合 OpenGL 实现,并验证该方法的精度和鲁棒性。

# 1 重建原理及方法

## 1.1 算法流程

笔者提出的算法流程如图 1 所示。

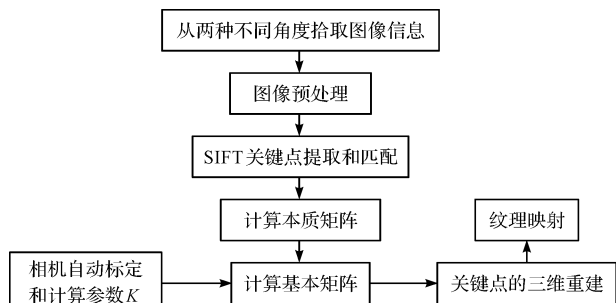


图 1 算法流程

图 1 中,首先采集图像数据,进行图像去噪和增强等预处理,提取并匹配其中的关键信息,计算本质矩阵和基本矩阵,最后代入自标定计算出的相机内外参数,重建三维模型。

## 1.2 图像去噪和图像增强

为降低高像素图片需要处理的数据量,笔者首先对获取的图像进行滤波处理。中值滤波是常用的非线性的平滑滤波方式之一。把数字图像中一点的像素值用该点相邻各点的中值来取代,  $A$  为滤波窗口,中值滤波可表示为:

$$(x, y) = Med\{f(x, y), (x, y)A\} \quad (1)$$

为了改善由色调相近、拍摄时抖动等引起的模糊成像,更容易检测图像中的关键特征,笔者用 Matlab 将普通图像转化成灰度图像,再进行直方图均衡化处理。

## 1.3 提取和匹配特征点

采用改进的 SIFT 算法,分为以下几个步骤:

- (1) 检测尺度空间极值点;
- (2) 精确定位极值点;
- (3) 为每个关键点指定方向参数;
- (4) 生成关键点描述算子。

图像的高斯尺度空间,由图像和不同的高斯卷积得到,不同尺度的图像空间表示为:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (2)$$

式中:  $I$ — 图像像素坐标;  $G(x, y, \sigma)$ — 二维高斯核函数。

二维高斯核函数表达式为:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (3)$$

式中:  $\sigma$ — 尺度空间因子。

将局部极值检测作为高斯差分空间 (DoG) 中的关键点。DoG 算子的定义是两种不同尺度的高斯核的差异<sup>[8]</sup>,即:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma))I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (4)$$

建立高斯差分 (DoG) 金字塔如图 2 所示。

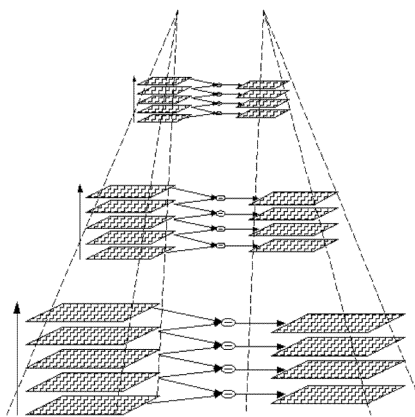


图 2 高斯差分 (DoG) 金字塔

创建图像的高斯金字塔以确定要素点的位置和穿梭尺寸。第一段的第一层是原始像素的两倍,且同次序上层比例因子与低层比例因子成比例,为其  $k$  倍。对第一次序的第三层采样,得到第二次序的第一层,第二次序的另一层与第一段构造方法相同;第三阶及其余各阶各层同理。一般金字塔的构造选择 4 阶和 5 层。

DoG 空间极值检测如图 3 所示。

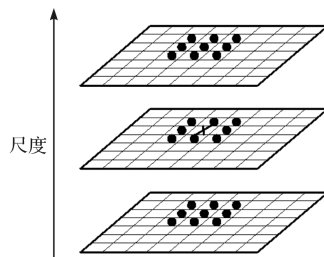


图 3 DoG 空间极值检测

当检测到极值时,笔者将每个像素(除了 DoG 空间的底部和最顶部像素之外)与其所有邻居进行比较,判断其大于或小于它的图像域和比例域的相邻点<sup>[9]</sup>。图 3 中,需要将黑色十字标记的像素与相同比例周围 26 个像素作比较,具体包括邻域的 8 个像素和对应于相邻比例的周围邻域中的 18 个像素,确保检测到的像素在比例空间和二维图形空间中都是局部极值。

笔者通过拟合三维二次函数,确定特征点的位置和比例(实现子像素精度)。依据特征点的邻像素梯度矢量分布结构,将方向参数分配给每个关键点,算子最终具有旋转不变性。设  $(x, y)$  为某以关键点邻域像素,则  $(x, y)$  像素  $m$  处的梯度模值  $m(x, y)$  满足:

$$m(x, y) = \frac{\sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2}}{\quad} \quad (5)$$

以及方向  $\theta(x, y)$  计算式:

$$\theta(x, y) = \text{atan2}\left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right) \quad (6)$$

式中: $a$ —最大幅值; $L$ —关键点的尺度。

### 1.4 相机自动标定

为实现建模过程自动化,需采用直接从图像序列中自动标定。早期直接求解 KRUPPA 方程的方法,几乎不能统一所有图像到一个映射框架中,精度较低;基于本质矩阵的自标定方法同样达不到理想精度<sup>[10]</sup>。对于序列图像的自标定,基于绝对对偶二次曲面的方法是首选,该算法标定出的精确度可达 1 像素,其基本思想如下:

$$\omega^* \cong \mathbf{K}\mathbf{K}^T \cong \lambda_i \mathbf{P}_i \mathbf{Q}^* \mathbf{P}_i^T \quad (7)$$

式中: $\omega^*$ —绝对对偶二次曲线; $\mathbf{P}_i$ —摄影相机矩阵; $\mathbf{Q}^*$ —绝对对偶二次曲面; $\lambda_i$ —常数因子。

通过(已知) $\mathbf{P}_i$ 可以把  $\omega^*$  上的约束转移到  $\mathbf{Q}^*$  的约束。消去  $\lambda_i$  常数(式 7 两边矩阵对应项作叉乘),即:

$$[\omega]_{kl} [\mathbf{P}_i \mathbf{Q}^* \mathbf{P}_i^T]_{k'l'} - [\omega]_{k'l'} [\mathbf{P}_i \mathbf{Q}^* \mathbf{P}_i^T]_{kl} = 0 \quad (8)$$

式中: $[\ast]_{kl}$ —矩阵第  $k$  行第  $l$  列元素; $\mathbf{K}_i$ —特定相机内参数矩阵。

然后由  $\mathbf{K}_i$  的约束来确定  $\mathbf{Q}^*$ ,最后用式(7)计算出  $\omega^*$ 。

每张图像最多只能列出 5 个独立的欧氏矩阵,其公式为:

$$\mathbf{P}_i \cong \mathbf{K}_i [\mathbf{R}_i \mid 0] \cong [\mathbf{K}_i \mid 0] \quad (9)$$

用线性方法标定相机,需要特定的  $\mathbf{K}_i$ 。于是增加了外界约束,在 5 个内参数恒定且未知的情况下,至少需 3 张图,即可完全标定相机。利用 SQP(sequential quadratic programming) 序列二次规划算法,以  $\det(\Omega^*) = 0$  为约

束,解代价函数  $\sum_{20^i} \|\omega^*(\mathbf{P}_i \mathbf{Q}^* \mathbf{P}_i^T)\|^2$  的最小值,其初始值由预先估计而得。

### 1.5 特征点描述算子生成

特征点需要用种点标记出来,即生成特征点描述算子,其过程如图 4 所示。

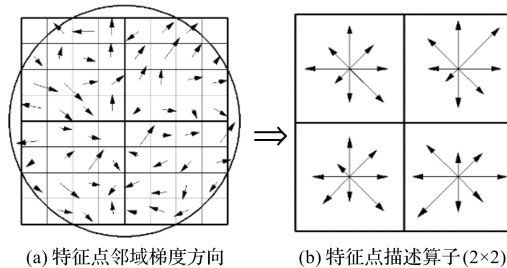


图 4 生成特征点描述算子过程

首先,旋转其坐标轴系,匹配特征点正方向(即主方向),选择以特征点为中心的窗口<sup>[11]</sup>。图 4 箭头代表矢量;矢量方向为每个像素的梯度方向;长度表示梯度的模数;并有高斯加权的圆圈。在方格中,共可得出 8 向的梯度直方图,并绘制各个梯度方向上的累计值。最终形成的每个种点含有 8 向的矢量信息,每个特征点由 4 个种点组成。

### 1.6 求解三维点的空间坐标

本研究通过 SIFT 初始匹配的 8 点法计算基本矩阵,发现从两幅图中找到的  $n$  对点集数大于 8,所以采用最小二乘法求解基本矩阵<sup>[12-13]</sup>,即:

$$\mathbf{E} = \mathbf{t} \times \mathbf{R} = [\mathbf{t}] \times \mathbf{R} \quad (10)$$

式(8)为本质矩阵的表达式,对基本矩阵进行奇异值分解,可得和两幅图相关的摄像机矩阵  $\mathbf{P}$  和  $\mathbf{P}'$ ,从而推导出摄像机的外参数(旋转矩阵  $\mathbf{R}$  和平移向量  $\mathbf{t}$ ),计算离散特征点的空间三维坐标。

## 2 叶轮的三维重构实验

### 2.1 实验装置

实验基于单目视觉原理,采用三维重建方法,建立模型重构系统。

实验装置如图 5 所示。

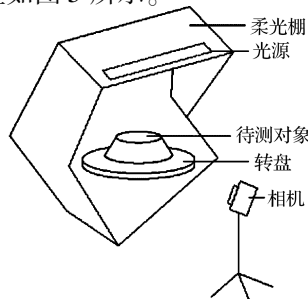


图 5 图像采集装置示意图

叶轮在柔光棚内拍摄,并喷有显像粉,去除反光的同时增强表面特征。实验相机为佳能 500D,35 mm 定焦镜头。根据实践经验调整摄像机参数。在手动模式下设置感光度 400,光圈 F5.0,快门 1/320 s。需要从多个视角拍摄叶轮,保证每张图像有超过 60% 的重叠<sup>[14]</sup>。

相机拍摄角度布局如图 6 所示。

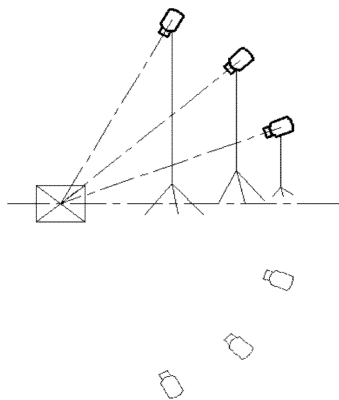


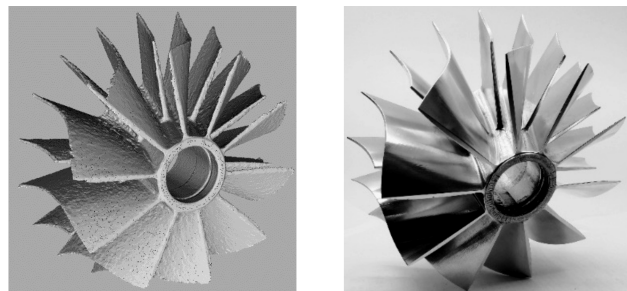
图 6 拍摄角度布局图

相机以 3 个高度俯视拍摄物体。转动转台一圈,可获得 3 组俯视图。由于待测物体为刚性物体,倒置后不会变形,可将物体上下翻转后重复拍摄,获得仰视的 3 组图像。物体通过高精度转台每次转 10°,即重构对象相对于相机转动,转台的转动由计算机控制。36 张为

一圈,共 216 张照片。

## 2.2 实验结果与分析

合成的叶轮网格模型与实物模型对比如图 7 所示。



(a) 重建叶轮网格模型

(b) 叶轮实物模型

图 7 网格模型与实物模型对比

由图 7 可见,零件的结构特征能够良好展示。

鉴于激光扫描仪比传统图像重构法模型精度高,其所得点可用做参考坐标。本研究采用吴清超<sup>[15]</sup>的精度检测方法验证重建精度。在叶轮的一个叶片上设置 4 个圆形靶标,用激光扫描系统;6 个设置的图形靶标,用本文模块。控制点为激光扫描的 4 个圆靶标,将本文模块生成的点云数据坐标系转换至激光扫描仪器坐标系下;其余 6 个图形靶标的点位数据作为检核点。与激光扫描仪实测坐标相比较。

二者对比结果如表 1 所示。

表 1 校验点三维坐标

序号	点云获取方式	坐标值			坐标误差 =  模型坐标 - 激光扫描坐标		
		X/cm	Y/cm	Z/cm	$\Delta X/mm$	$\Delta Y/mm$	$\Delta Z/mm$
1	激光扫描仪	1.985	3.132	3.187	0.05	0.27	0.37
	本文算法	1.990	3.159	3.150			
2	激光扫描仪	1.646	3.338	4.548	0.33	0.08	0.19
	本文算法	1.679	3.346	4.567			
3	激光扫描仪	1.031	4.012	5.265	0.22	0.04	0.08
	本文算法	1.009	3.998	5.257			
4	激光扫描仪	0.538	4.724	6.103	0.39	0.18	0.24
	本文算法	0.577	4.706	6.079			
5	激光扫描仪	-0.363	5.398	7.240	0.20	0.19	0.25
	本文算法	-0.383	5.379	7.215			
6	激光扫描仪	-0.900	5.724	8.290	0.14	0.26	0.21
	本文算法	-0.886	5.750	8.311			

表 1 中,坐标平均误差为 0.19,满足检验标准。标准差为 0.101 6,具备鲁棒性。本文算法精度接近激

光扫描仪,而激光扫描仪的重建精度高于传统图像建模,说明文中算法比传统图像建模精度高。

### 3 结束语

本研究采用优化的序列图像获取方式,进行了叶轮的三维重构实验,结果表明:重构模型坐标平均误差为0.19;按一定角度来摆放相机拍摄图像,配合去噪算法,以减少运算量;采用改进的 SIFT 算法能够准确匹配特征点;需要绝对对偶二次曲面法标定相机实现自动化;利用靶标法验证重建精度,计算出坐标误差的标准差为0.1016。

同激光扫描仪相比,基于单目视觉的图像三维重构的方法具有设备成本低等优点,适应性较好。该研究可为3D打印模型获取提供一种方法。

#### 参考文献(References):

- [1] 佟 帅,徐晓刚,易成涛,等. 基于视觉的三维重建技术综述[J]. 计算机应用研究,2011,28(7):2411-2417
- [2] 徐 超,李 乔. 基于计算机视觉的三维重建技术综述[J]. 数字技术与应用,2017(1):54-56.
- [3] SEITZ S S, SZELISKI R. Photo tourism: exploring photo collection in 3D[J]. *ACM Trans*,2006,25(3):835-846.
- [4] BAY H, ESS A, TUYELAARS T, et al. Speeded-up robust features(SURF)[J]. *Computer Vision and Image Understanding*,2008(3):346-359.
- [5] 单小军,唐 聘. 图像匹配中误匹配点检测技术综述[J]. 计算机应用研究,2015(9):2561-2565.
- [6] 肖春宝,冯大政,冯祥卫. 重抽样优化的快速随机抽样一

- 致性算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2016,28(4):607-614.
- [7] 张 帆. 基于线匹配的三维重建的研究与实现[D]. 武汉:武汉工程大学计算机科学与工程学院,2017.
- [8] 赵洋洋. 基于序列图像的3D重建算法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院,2016.
- [9] GAO Hui-lin, CHEN Wen-jie. Image classification based on the fusion of complementary features[J]. *Journal of Beijing Institute of Technology*,2017,26(2):197-205.
- [10] ZHUANG Pi-xian, FU Xue-yang, HUANG Yue, et al. Image enhancement using divide-and-conquer strategy [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*,2017,5(2):53-58.
- [11] 朱均超,丁晨曦,刘 蕾,等. 基于 MSCR 和 ASIFT 的鱼眼图像立体匹配研究[J]. 自动化仪表,2018,39(2):81-85.
- [12] 范晓娟,胡坤福,段海艳,等. 基于单目视觉的车辆检测技术[J]. 物联网技术,2017,7(6):12-16.
- [13] 林百涛,陈 沛,尹 鹏,等. 基于三维激光扫描的反应堆压力容器缺陷检测方法[J]. 压力容器,2018,35(6):64-69.
- [14] 曹 文. 基于图像的三维重建在逆向工程中的应用研究[D]. 大连:大连理工大学机械工程学院,2015.
- [15] 吴超清,张振华,陶小明. 基于 AgisoftPhotoScan 的图像与三维激光扫描三维重建精度对比[J]. 建材与装饰,2018(6):30.

[编辑:李 辉]

#### 本文引用格式:

杨 铎,刘菲菲. 基于单目视觉的叶轮零件三维重构方法研究[J]. 机电工程,2020,37(1):73-77.

YANG Duo, LIU Fei-fei. 3D reconstruction method of impeller parts based on monocular vision[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2020,37(1):73-77.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>