

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2019.03.012

基于 SURF 算法的双目视觉立体匹配研究

杨顺波, 龙永红, 向昭宇, 姚佳成

(湖南工业大学 电气与信息工程学院, 湖南 株洲 412007)

摘要: 针对双目视觉立体匹配效率低的问题, 从 SURF 匹配算法和摄像机标定、校准方面进行了改进。与传统视觉匹配算法相比, SURF 匹配算法具有效率高、抗干扰能力强等优点。对摄像机进行标定与校准, 校准后的特征点更精确, 为准确匹配奠定了基础。利用极线约束条件改进 SURF 算法匹配速率, 并进行了相关实验。实验结果表明, 算法不仅降低了匹配时间, 而且还提高了匹配准确率。

关键词: 双目视觉; 相机标定; SURF 算法; 立体匹配

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2019)03-0075-06

引文格式: 杨顺波, 龙永红, 向昭宇, 等. 基于 SURF 算法的双目视觉立体匹配研究 [J]. 湖南工业大学学报, 2019, 33(2): 75-80.

Research on Binocular Vision Stereo Matching Based on SURF Algorithm

YANG Shunbo, LONG Yonghong, XIANG Zhaoyu, YAO Jiacheng

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: In view of the low efficiency of binocular visual stereo matching, an improvement has thus been made of SURF matching algorithm and camera calibration and calibration. Compared with the traditional visual matching algorithm, SURF matching algorithm is characterized with such advantages as high efficiency and strong anti-interference ability. After the calibration of the camera, the feature points become more accurate, which lays the foundation for an accurate matching. The polar line constraints have been used to improve the SURF algorithm matching rate, with relevant experiments carried out. Experimental results show that the algorithm not only reduces the matching time, but also improves the matching accuracy.

Keywords: binocular vision; camera calibration; SURF algorithm; stereo matching

0 引言

目前对物件进行三维重建, 有基于激光扫描、基于多传感器融合和基于视觉的方法。基于激光扫描的三维重建成本太高, 不适合大面积推广; 基于多传感器融合的三维重建, 其算法匹配时间较长, 且易受多

种外界因素干扰, 稳定性较差; 而基于视觉的三维重建能很好地解决上述问题。

基于视觉的三维重建的关键在于特征匹配, 本文拟对双目视觉三维重建的特征匹配方式进行研究。特征匹配方式包括特征点匹配方式和特征区域匹配方式^[1]。基于特征区域匹配的运算量较大, 对硬件要

收稿日期: 2018-03-05

作者简介: 杨顺波 (1992-), 男, 湖南常德人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为图像处理,

E-mail: 1105420343@qq.com

通信作者: 龙永红 (1968-), 男, 湖南株洲人, 湖南工业大学教授, 硕士生导师, 主要从事图像处理方面的教学与研究,

E-mail: lyhcai@126.com

求较高,而基于特征点匹配算法的运算速度快、效果好,国内外有大量研究。如较早提出的基于Harris角点的特征匹配算法^[2],其能直接对图像特征进行检测匹配,同时,这也是它的一个缺点,因对每个像素进行检测比较耗时;后来又有研究者提出了FAST (fast feature detector)特征匹配算法^[3],其不需要进行特征描述就能检测出特征点,但检测效果不佳,容易误检;之后又出现了大量的匹配算法,其中SURF (speeded up robust features)特征匹配算法表现较为突出^[4]。

针对传统特征匹配效率低、实时性差等问题,本文拟采用SURF算法对双目视觉图像进行特征提取与匹配。首先,运用张正友标定法对双目相机进行标定与镜头校准,为后面精确匹配打下良好基础。然后,将极线约束法与SURF算法结合,快速、准确地对特征点进行检测与匹配。

1 相机标定与校准

相机标定与校准是为后面特征匹配打基础,提高其准确性能,从而有效提升特征匹配率。因此,需要精确标定相机的内外参数^[5]。标定系统包括4个坐标系:世界坐标系、相机坐标系、图像坐标系和像素坐标系。在不同的坐标系中物体的坐标不一样,坐标系之间通过旋转矩阵 \mathbf{R} 与平移向量 \mathbf{T} 来实现相互间的转换。

1.1 内外参数标定

相机拍摄的每一帧图像都是由像素点构成的像素图像,在进行坐标变换时不具有计算意义,因此需要将像素坐标系下的坐标转换到图像坐标系下。图1为像素坐标与图像坐标两坐标系。图中 O_0 表示像素坐标系原点, u 表示其水平轴, v 表示其垂直轴,像素点用 (u, v) 表示。以图像中心 $O(u_0, v_0)$ 为图像坐标系原点,水平方向为 x ,垂直方向为 y ,构建 xOy 图像坐标系。

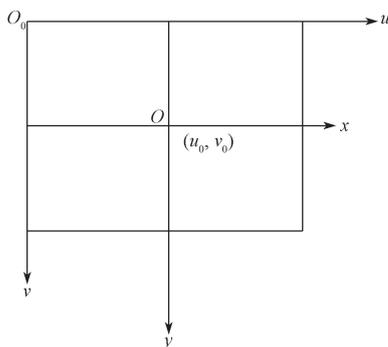


图1 像素坐标与图像坐标

Fig. 1 Pixel and image coordinates

令 d_x 、 d_y 分别为单个像素点在 x 方向和 y 方向的物理尺寸,则像素坐标系与图像坐标系之间的转换关系为:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/d_x & 0 & u_0 \\ 0 & 1/d_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式(1)所示的矩阵表示相机坐标变换的内部参数矩阵,通常图像坐标的原点与图像中心存在偏差,而 $1/d_x$ 、 $1/d_y$ 都需要计算,因此对相机内部参数标定十分必要。

相机拍摄物体时,物体的坐标一般都是相对于相机的三维坐标,而相机成像平面为二维坐标平面,要通过二维坐标计算出三维坐标,需要借助摄像机小孔成像模型。以摄像机光心为坐标原点建立平行于图像平面坐标系摄像机坐标 $O_c-X_cY_cZ_c$, $P(x_c, y_c, z_c)$ 为该坐标系中的点,摄像机坐标系如图2所示。

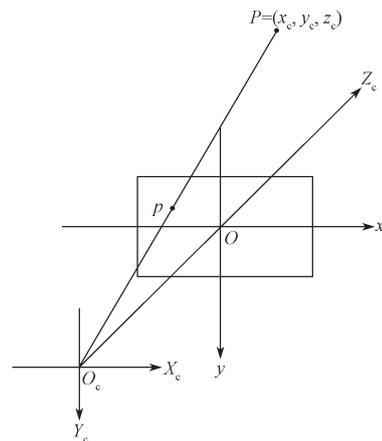


图2 摄像机坐标系

Fig. 2 Camera coordinate system

其中相机焦距 f 为线段 O_cO 的长短, p 点为 P 在图像坐标系中的投影点。根据相似三角形原理可以得到:

$$z_c \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} \quad (2)$$

结合式(1)可以得到如下像素坐标系与摄像机坐标系之间的关系:

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/d_x & 0 & u_0 \\ 0 & 1/d_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} \quad (3)$$

为了更好地描述物体在空间中的位置,需要建立相机坐标系与世界坐标系之间的关系。定义世界坐标系为 $O_w-X_wY_wZ_w$ 。世界坐标系与相机坐标系通过旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{T} 来相互转换, \mathbf{R} 为 3×3

若点 m 、 m' 分别为左右平面的匹配点，则应该满足：

$$m^T F m = 0, \quad (11)$$

且 I_l 、 I_r 满足：

$$\begin{cases} I_l = F m, \\ I_r = F^T m'. \end{cases} \quad (12)$$

式中 F 为一个 3×3 的基础矩阵，秩为 2。

在实际情况下，摄像机往往不能放在同一平面上，且高度也很难做到完全相同，为了尽量避免因此带来的误差，课题组借助激光的直线性固定 2 台相机，效果比较满意。

2.2 SURF 算法分析

一般情况下，SURF 算法比 SIFT 算法处理速度快很多^[9-10]，而且在处理多幅图片时更稳定。SURF 算法具体实现步骤如下：

1) 构建 Hessian 矩阵。Hessian 矩阵的构建是 SURF 算法的核心，从数学的角度来讲，其是一个以向量为自变量的二阶偏导矩阵。假设函数 $f(x, y)$ 的 Hessian 矩阵 H 由函数和偏导数组成，图像中某个像素点 (x, y) 的 Hessian 矩阵如下：

$$H(f(x, y)) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix}. \quad (13)$$

式 (13) 的判别式为

$$\det(H) = \frac{\partial^2 f \partial^2 f}{\partial x^2 \partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2. \quad (14)$$

通过判别式值的正负来判断该点是不是极值点。在计算中，采用图像像素 $I(x, y)$ 作为函数值 $f(x, y)$ ，使用标准二阶高斯函数作为滤波器，通过卷积的方式计算出二阶偏导数，能得到 H 矩阵的 3 个变量： L_{xx} 、 L_{xy} 、 L_{yy} ，它们分别表示对像素点在 x 方向求二阶偏导，在 x 、 y 方向求偏导，在 y 方向求二阶偏导。 H 矩阵表示为

$$H(x, y) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix}. \quad (15)$$

在离散数字图像中，二阶导数表示为

$$D_{xx} = [f(x+1, y) - f(x, y)] - [f(x, y) - f(x-1, y)], \quad (16)$$

则 H 矩阵的判别式可以表示为

$$\det(H) = D_{xx} * D_{yy} - D_{xy} * D_{xy}. \quad (17)$$

式中 D_{xx} 、 D_{xy} 、 D_{yy} 分别表示 x 方向二阶离散偏导、 xy 方向离散二阶偏导、 y 方向二阶离散偏导。

SURF 用盒式滤波器代替高斯滤波器，如图 4、5 所示。为了削弱因此带来的误差，在 D_{xy} 上乘权值 0.9。

则 H 矩阵为：

$$\det(H) = D_{xx} * D_{yy} - (0.9 D_{xy})^2. \quad (18)$$

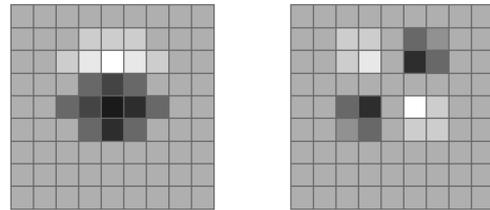


图 4 高斯滤波示意图

Fig. 4 Gaussian filtering schematic diagram

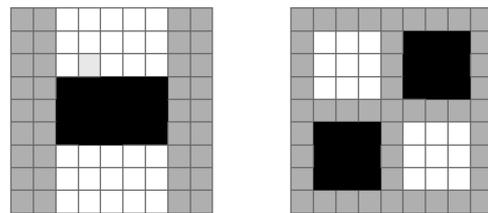


图 5 盒式滤波示意图

Fig. 5 Box-type filtering schematic diagram

2) 构建尺度空间。把一幅图像在不同解析度下进行解析，便得到了这幅图像的尺度空间，通常用卷积实现。SURF 算法与 SIFT 算法的不同之处在于，它不是通过改变图像的大小来逐层处理，而是改变卷积核的大小，同时还能实现多层图像并行处理，避免了采样降维过程，从而改善了算法效率。

3) 精确定位特征点。在尺度空间内初步寻找特征点的具体做法：用一个 4×4 滤波器在本层以及其上下层进行检测，若该层中心点特征值大于其它所有点，则认为该点为特征点。检测完成后，再对特征点进行筛选。采用三维线性插值进行筛选，去掉一些小于阈值的点，保留那些大于阈值的特征点。

4) 特征点主方向选取。SURF 算法主方向的选取通过统计 Harr 小波特征实现。具体而言，是在特征点区域内（本实验区域为半径等于 $10s$ 的圆内， s 为特征点的尺寸），统计 60° 扇形区域内所有点水平和垂直 Harr 小波特征总和，记录下这个值。然后再沿着顺时针方向，依次间隔 0.4° 统计扇形内 Harr 小波特征总和。特征方向选取示意图如图 6 所示。

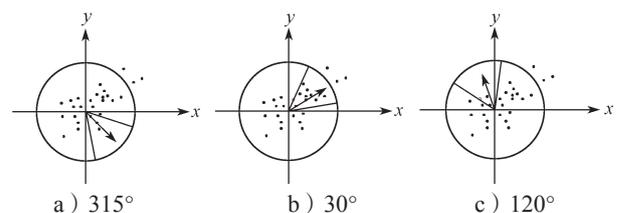


图 6 特征方向选取

Fig. 6 Characteristic direction selection

5) 构造特征点描述算子。在特征点周围取一个

边长为 20s 的正方形框, 方向为上一步所选取的方向。然后把方框分为 4 × 4 的方形子区间, 每个区间边长为 5s。统计每个区间内像素点的水平方向和垂直方向 Harr 小波特征。特征点描述为 4 个部分: 水平值之和、垂直值之和、水平绝对值之和、垂直绝对值之和。这里的方向都是相对于特征点的主方向。

6) 特征点匹配。SURF 和 SIFT 算法匹配类似, SURF 的不同之处在于它还加了一个 H 矩阵迹: 若 2 个特征点矩阵迹同号, 则说明二者匹配; 若 2 个特征点矩阵迹异号, 则说明二者不匹配, 即使这 2 点之间的欧式距离为 0, 也将直接被排除。

左右匹配图中的点分别对应左右 2 个坐标系, 因此需要利用相机标定部分实现坐标之间的转换。

3 实验结果与分析

利用 Matlab 实验平台实现了双目相机的标定, 实验中, 标定板平面与相机平面平行, 旋转标定板进行图像采集, 采集了 6 幅标定板图像, 如图 7 所示。

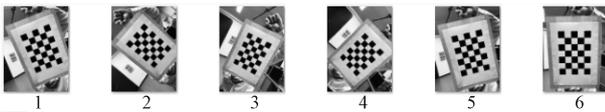


图 7 不同角度标定板图片

Fig. 7 Calibration plate images from different angles

通过 Matlab 实验平台, 计算出内部参数矩阵 M_1 ; 径向畸变系数 k_1 、 k_2 ; 第一幅标定板的旋转矩阵 R_1 , 平移向量 T_1 。

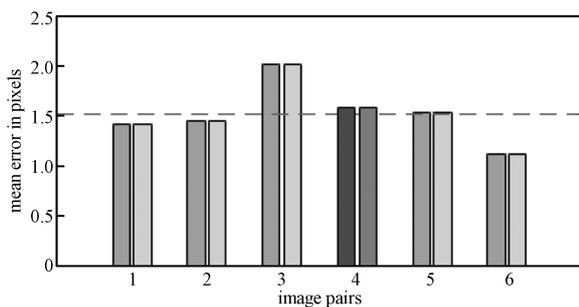
$$M_1 = \begin{bmatrix} 2.7764 & 0 & 1.2881 \\ 0 & 2.7774 & 1.6432 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$[k_1 \ k_2] = [0.006 \ 0 \ 0.030 \ 7],$$

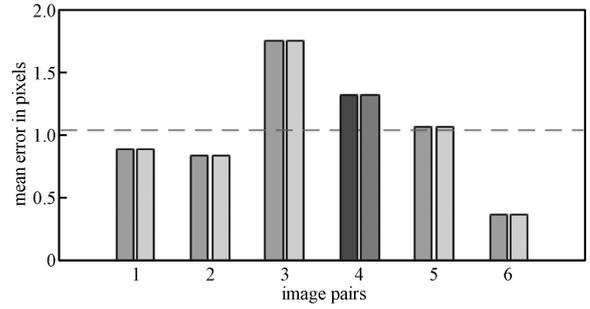
$$R_1 = \begin{bmatrix} 0.0246 & -0.9974 & -0.0676 \\ 0.9982 & 0.0283 & -0.0533 \\ 0.0551 & 0.0662 & 0.9963 \end{bmatrix},$$

$$T_1 = [-107.075 \ 2 \ 36.919 \ 2 \ 438.275 \ 8].$$

同时, 能得到各图像角点误差等信息, 如图 8 所示为标定误差对比图。



a) 张正友标定法误差图



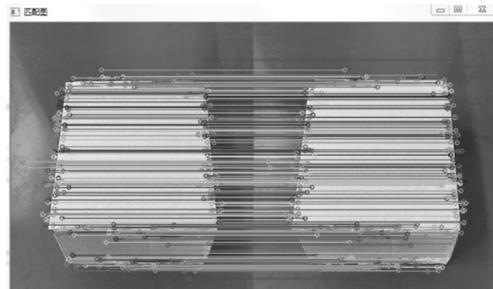
b) 改进后标定误差图

图 8 标定误差比较

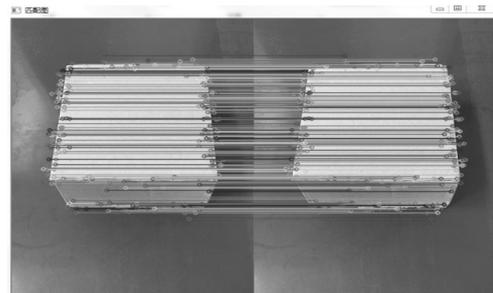
Fig. 8 Calibration errors comparison

由图 8 所示的 2 幅图可以得知, 张正友标定法的平均误差是 1.52 个像素, 畸变校准之后的平均误差是 1.04 个像素, 由此可知, 校准进一步提高了标定的精度。

利用 OpenCV 实验平台对生产线上包装盒进行了立体匹配实验, 对 SURF 算法与本文算法进行了对比实验, 实验效果如图 9 所示。



a) 传统 SURF 算法匹配



b) 本文算法匹配

图 9 算法结果比较

Fig. 9 comparison of algorithm results

实验证明: 结合了极线约束的 SURF 算法匹配时间更短、效率更高。实验的比较数据见表 1。

表 1 SURF 算法与其它算法比较

Table 1 SURF algorithm compared with other algorithms

算法	特征点 检测总数	伪特征 点数	匹配时间 / s	成功匹配 点对
传统 SURF	189	11	2.30	151
本文算法	198	13	1.10	167

对表1的数据进行综合评价,可知本实验所采用的算法效率较好。

4 结语

结合极线约束条件的SURF立体匹配算法,极大地提高了算法的匹配速度和效率。但是,由于本实验在较为理想的环境下进行,实验数据较为理想,而在实际情况下会有很多干扰,需要利用相关技术排除干扰,与此同时,算法的匹配效率也会下降。今后还需要进一步完善SURF匹配算法。

参考文献:

- [1] WANG G C, YU J W, HOU Y. An Image Registration Algorithm Based on Features Point and Cluster[C]//2012 5th International Congress on Image and Signal Processing. Chongqing: IEEE, 2012: 836-840.
- [2] JUNG I K, LACROIX S. Simultaneous Localization and Mapping with Stereovision[C]//The Eleventh International Symposium on Robotics Research. Berlin: Springer, 2005: 315-324.
- [3] 李慧, 蔺启忠, 刘庆杰, 等. 基于FAST和SURF的遥感图像自动配准方法[J]. 国土资源遥感, 2012, 24(2): 28-33.
LI Hui, LIN Qizhong, LIU Qingjie, et al. An Automatic Registration Method of Remote Sensing Imagery Based on FAST Corner and SURF Descriptor[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2012, 24(2): 28-33.
- [4] LI J Y, WANG Y L, WANG Y J. Visual Tracking and Learning Using Speeded up Robust Features[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(16): 2094-2101.
- [5] ZHAO Z J, LIU Y C, ZHANG Z Y. Camera Calibration with Three Noncollinear Points Under Special Motions[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(12): 2393-2402.
- [6] FROSIO I, TURRINI C, ALZATI A. Camera Re-Calibration After Zooming Based on Sets of Conics[J]. The Visual Computer, 2016, 32(5): 663-674.
- [7] MOMIN B F, KUMBHARE S M. Vehicle Detection in Video Surveillance System Using Symmetrical SURF[C]//2015 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT). Coimbatore: IEEE, 2015: 1-4.
- [8] ZENG Y D, DAI H D, ZHENG M H, et al. A 3D Passive Optical Localization System Based on Binocular Infrared Cameras[C]//2016 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA). Ningbo: IEEE, 2016: 368-373.
- [9] 廖飞, 叶玮琼, 王鹏程, 等. 基于SIFT特征匹配的图像拼接算法[J]. 湖南工业大学学报, 2014, 28(1): 71-75.
LIAO Fei, YE Weiqiong, WANG Pengcheng, et al. Image Mosaic Algorithm Based on SIFT Feature Matching[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2014, 28(1): 71-75.
- [10] 李海滨, 张强. 一种新的基于子线段的立体匹配算法[J]. 光学学报, 2007, 27(5): 907-912.
LI Haibin, ZHANG Qiang. A New Stereo Matching Algorithm Based on Sub-Line Segment[J]. Acta Optica Sinica, 2007, 27(5): 907-912.

(责任编辑: 申剑)