

SURF 和 RANSAC 在图像拼接中的应用

王凌云 尹海波 王琪

(长春理工大学 仪器科学与技术 长春 130022)

摘要: 图像特征检测在计算机视觉带动下得到了快速发展。SURF 特征描述能够非常稳定快速地对图像特征进行检测和描述。RANSAC 能够在 inliers 大于 50% 的条件下很好地估计出模型参数,在特征点匹配上起到了关键作用。本文利用 SURF 特征描述子对图像特征点进行检测和描述,然后运用交叉匹配的策略有效地消除一些错误匹配点对,然后运用 RANSAC 算法进行模型估计,最后使用线性加权的方式对图像进行融合。该方法利用了 SURF 快速检测和稳定性的特点和 RANSAC 算法时间复杂度小的特点进行特征点快速准确匹配,最终能够实现快速的图像拼接。

关键词: 图像拼接;快速鲁棒描述子(SURF);随机采样一致(RANSAC)

中图分类号: TP2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Application of SURF and RANSAC algorithm on image stitching

Wang Lingyun Yin Haibo Wang Qi

(The ChangChun University of Science and Technology, Department of Instrument Science and Technology, Changchun 130022, China)

Abstract: Image feature detection has been developed rapidly in the computer vision, and the SURF feature description can be very stable and fast. RANSAC can estimate the parameters of the model under the condition that the inliers is more than 50%, and it plays a key role in the feature points matching. The surf descriptor of image feature points of detection and description, and then applying the cross matching strategy effectively eliminate wrong matching points, then the use of RANSAC algorithm to estimate the model. Finally, using the linear weighted method for image fusion. This method can be used to match images in low time complexity with the the SURF feature detector and descriptor and RANSAC algorithm.

Keywords: image stitching; Speed-Up Robust Feature (SURF); Random Sample Consensus(RANSAC)

1 引言

在人们实际生活和工作中,图像信息来自不同的传感器或者视角,或者需要获得高分辨率的图像,因此图像拼接应运而生。图像配准并将其拼接成无缝拼图的算法是计算机视觉领域最古老且应用最广泛的算法之一。图像拼接就是将重叠区域的一系列来自不同角度或者不同位置的图像经过算法步骤拼接成一幅高质量、高分辨率、边缘清晰的图像。图像拼接算法所产生的高分辨率拼接图像可以用来产生数字地图和卫星照片,高精度的融合算法是现代医学检测仪器的基础,该算法还可以内嵌在大多数数码相机里面,用来生成特宽广角的全景图^[1-5]。

经过多年的发展和研究,对问题的研究已经得到了准确的结论。基于特征点的图像匹配算法主要包括图像配准和图像融合两个模块,图像配准主要完成图像预处理、特征点检测、特征点匹配和转换模型估计,图像融合主要完成图

像重采样与转换^[6]。其中图像特征点检测和匹配的正确性决定了结果能否正确实现。问题大多出现在匹配准确性和时间复杂度高的两个方面。在双目系统中,对于测量要求的目的是,这两个问题更是突出。本文针对双目系统双摄像头相对位置固定的特点和需要快速拼接的要求进行了算法流程的改进以求实现快速的图像拼接。

2 SURF 特征

在计算机视觉系统中运用 SURF 描述子对图像中的目标进行识别,这一研究已经取得了很大的进步。SURF 算法是在 SIFT 算法的基础上进行改进得到的,是由 H. bay 等人在此基础上提出的一种加速鲁棒的尺度不变的特征点提取算法。该算法比 SIFT 算法运算速度更快,且提取特征更加稳定。SURF 算法是利用积分图像和 Hessian 矩阵来加速图像卷积,并且利用盒状滤波器仅此代替高斯二阶导数滤波。通过保持图像尺度不变,用不同方向和尺

度的盒状滤波器与图像卷积,可得到图像的尺度空间。在构造的尺度空间中,任一层的行列式与上下两层及其本层 26 个点进行比较,确定极值,根据阈值筛选出符合条件的特征点,并且利用 64 维特征向量进行描述,以用于图像匹配。运用 SURF 角点描述子生成的图像特征十分稳定,具有快速和对比例、旋转、平移不变的特点。下面对 SURF 原理进行简要介绍。

描述子利用了 Hessian 矩阵的计算时间和准确性的良好表现,并且使用了近似处理使描述能够快速检测。算法使用了很多额外限制用以减少运算时间,如需要图像数据是整数,使用了 64 维向量量数据描述特征点,基于符号拉普拉斯的步骤变换,兴趣点邻域内使用 Haar 小波等手段^[7]。下面对算法进行描述。

在 SURF 算法中,利用了积分图像。积分图的概念最早是由 Paul Viola 等人提出的,并被应用到实时的对象检测框架中。对于一个灰度图像而言,其积分图也是一张图。而积分图虽然也可以理解为一张图,但该图上任意一点 (x,y) 的值是指从灰度图像的左上角与当前点所围成的举行区域内所有像素点灰度值之和。其定义如下:在积分图像中,某点 $p(x,y)$ 的灰度值可以表示为:

$$I_{\Sigma}(x,y) = \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y I(x,y)$$

式中: $I_{\Sigma}(x,y)$ 表示原始图像中原点到该点矩形区域里所有灰度值的和。利用积分图像的机制,计算矩形区域内所有灰度值的和只需要 3 个加法和减法运算。

利用定义和公式可以看出,计算任意一个区域的灰度值积分与区域面积大小无关,与方形滤波器进行配合可以大幅度的提高运算速度。

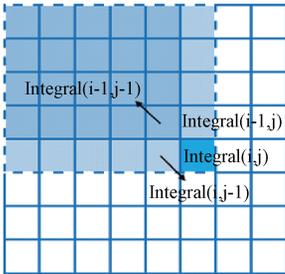


图 1 积分图像

一个点的 Hessian 矩阵表示为:

$$\mathbf{H}(x,\sigma) = \begin{pmatrix} L_{xx}(x,\sigma) & L_{xy}(x,\sigma) \\ L_{xy}(x,\sigma) & L_{yy}(x,\sigma) \end{pmatrix}$$

式中: $L_{xx}(x,\sigma)$ 是高斯函数 $g(\sigma)$ 的关于 x 的二阶导数与图像卷积在 x 处的值, $L_{yy}(x,\sigma)$ 和 $L_{xy}(x,\sigma)$ 与此相同道理。

高斯函数在尺度分析具有很大优点。在实际运用的时候,高斯函数需要进行离散和 cropped(裁剪),甚至需要在输出图像上进行高斯滤波后进行下采样。在算法中,使用 9×9 的盒子滤波器代替 $\sigma = 1.2$ 的高斯滤波器,因此

Hessian 矩阵的计算变为:

$$\det(\mathbf{H}_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2$$

图像的尺度空间通常使用图像金字塔实现。一般,图像使用高斯滤波后,进行下采样以实现高层的金字塔。SIFT 使用相同的核函数进行不同尺度图像进行下采样,以获得不同尺度图像;SURF 使用不同尺度核函数相同尺度的图像进行下采样,获得尺度金字塔,这么做同样是为了加快速度。

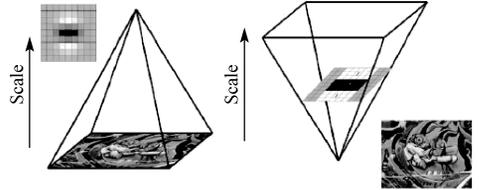


图 2 surf 的尺度空间

粗尺度下使用空间非最大值抑制: $3 \times 3 \times 3$ 模板空间邻域内进行非最大值抑制。

2.1 方向分配

为了旋转不变特点,为每一个兴趣点指定可复制的方向:首先在兴趣点 $6s$ 圆形邻域内计算 x 和 y 方向的 Haar 小波,其中 s 是在兴趣点的尺度,在这个尺度上进行兴趣点的检测。采样步长是 s ,小波尺度为 $4s$ 。



图 3 Haar 小波模板

分别是用来计算 x,y 方向上响应的 haar 小波滤波器。

小波响应过后,使用高斯($\sigma = 2.5s$)函数进行加权处理,得到响应结果,结果以向量形式存储 (x,y) , x 方向是 x 的响应, y 是有 y 方向的响应。主方向:通过角度为 $\pi/3$ 的滑动窗口内全部响应的总和(窗口大小是个参数, $\pi/3$ 是个经验值),这两个和放入新向量中作为局部方向,最长的方向作为兴趣点的方向。

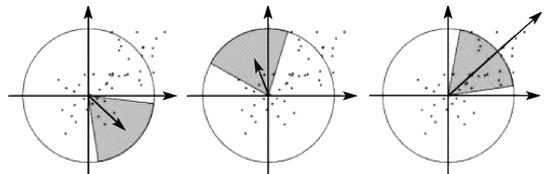


图 4 主方向确认

2.2 兴趣点描述

第一步就是围绕兴趣点的一个方形区域,并且以主方向为方向。区域长度是 $20s$ 。

区域被分割为 4×4 的子区域,对每个子区域,以 $25 (5 \times 5)$ 个点进行计算空间归一化的采样点的 Haar 小波响应。假定用 dx 表示水平方向上的 Haar 小波响应, dy 表示垂直方向上的(滤波器的窗口为 $2s$),这里的水平和竖直都是相对于主方向的,然后为了鲁棒性,对 dx, dy 进行 $\sigma = 3s$ 的高斯滤波。

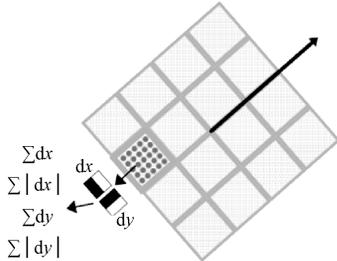


图5 64维向量的生成

对每个子区域计算 $\Sigma dx, \Sigma |dx|, \Sigma dy, \Sigma |dy|$ 组成四维向量,一个方向区域一共 16 个子区域,也就是 16×4 维向量,比 SIFT 少了一半。

3 特征点匹配

能够正确匹配特征点对,是得到精确结果的必要基础。由上述章节的叙述可以看出 SURF 的特征点由 64 维的向量进行描述,所以可以充分地描述一个特征点信息。只要充分地利用好特征点的描述向量,就能够选取出正确的匹配点对。采用匹配方法和对匹配后的点对进行再次剔除的两级方式处理匹配方案。

匹配中通常存在误匹配,为最大程度找出准确的匹配对,常用 RANSAC 法、最小均方法、Hough 聚类法、几何约束关系(如极线几何约束)等消除误匹配。由于匹配数据是单模模型,并且能够正确匹配的点对总是在 50% 以上,所以应用 RANSAC 算法最适合不过。

RANSAC 算法经常用于计算机视觉,例如同时求解相关问题与估计立体摄像机的基础矩阵,在图像拼接时求变换矩阵的时候。RANSAC 的优点是它能鲁棒的估计模型参数,从包含大量局外点的数据集中估计出高精度的参数。算法的核心步骤包括:STEP1,在原始数据随机抽取能够估计模型的最少个数的数据,通过这个子集计算模型和模型参数和 STEP2,利用 STEP1 获得的模型验证全集中其他的数据哪些可以适应这个模型,如果元素与模型的误差在阈值之内,则可以被认为是 inlier。

RANSAC 算法具体步骤如下^[8-12]:

STEP1:在原始数据随机抽取能够估计模型的最少个数的数据,称为假设 inliers;

STEP2:根据假设 inliers 估计模型参数;

STEP3:对原始集中所有其他数据对估计的模型参数进行验证,根据损失函数与阈值比较,以确定是否点被认为

是连续集合内的点;

STEP4:如果连续集合内有足够多的点,模型认为是足够好的;

STEP5:再根据连续集合内的点进行模型优化。

需要重复以上步骤多次,每一次都会根据连续集合中点的数量和上一次产生的结果进行比较,如果数量比上一次获得结果大,就接受这次的结果,进行到下一遍的循环。最终,就可以估计出最优模型。在特征点匹配中,为了增加程序鲁棒性和准确性,需要对 RANSAC 返回结果进行剔除。

3.1 错误匹配剔除

特征点的剔除分成 3 个步骤进行。

首先,根据特征点本身进行交叉匹配剔除,首先根据左视图图像特征点匹配右视图图像,右视图图像特征点匹配左视图图像,在进行筛选,如果两次匹配都能够成功,就把进行匹配点对存入新的数组,以进行 RANSAC 的模型估计。

其次,使用 RANSAC 算法进行模型估计。在针对双目系统中,一般不会出现旋转变换,都是平移和仿射变换,因此在匹配中明显错误的匹配是匹配线存在交叉的匹配点对,因此点对存在的模型是单模,使用 RANSAC 可以估计出模型参数,判断出正确匹配点对。

RANSAC 算法计算出最优 inliers,根据 inliers 计算出单应变换矩阵。根据计算出的变换矩阵剔除 outliers。由于变换矩阵是根据 inliers 计算得到的,所以 outlier 不能适应模型,在进行转换后必定与原来匹配点的距离很大,根据此特点进行剔除。

最后,进行 n 次迭代计算,以得到最终的匹配点和单应变换矩阵。

3.2 图像融合

由于在不同条件和时刻下获得的图像,所以在不同光照、设备参数等环境条件影响下,图像灰度值不可能保持不变,所以在合成一幅图像的时候就会出现明显的缝合裂痕,影响观看效果。因此需要采用融合算法进行重叠区域的融合。

图像融合是把来自不同图片的数据采用某种方式组合成一个新图片数据的处理方法。为了获得较小时间复杂度,本文使用了简单的线性加权融合。加权融合是对重叠区域的图像采用不同的权值,并且对权值进行动态调整的方法。

缝合公式为:

$$R(x, y) = \begin{cases} I_1(x, y), (x, y) \in I_1 \\ I_1(x, y) * v + I_2(x, y) * (1 - v), \\ (x, y) \in (I_1 \cap I_2) \\ I_2(x, y), (x, y) \in I_2 \end{cases}$$

式中: v 就是加权系数,使用渐变的过程, v 的变化是从 $(0, 1)$ 区间单调递增,步长设为参数进行调节,实现了均匀过度,减小了明显的灰度级跳跃。

4 结 果

本实验环境参数如下:CPU 为 Intel Core i5-3320 2.60GHz,内存 6GM,显示卡为集成显示显卡 HD4000,操作系统为 Windows7 X64,实验平台为 Visual Studio 2010。

本文图像拼接框架图如图 6 所示。

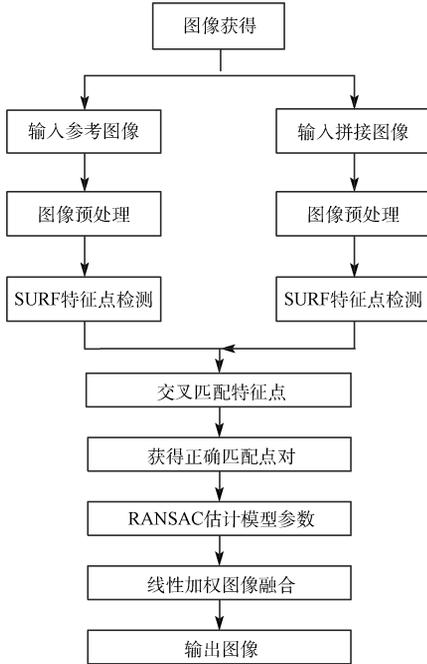
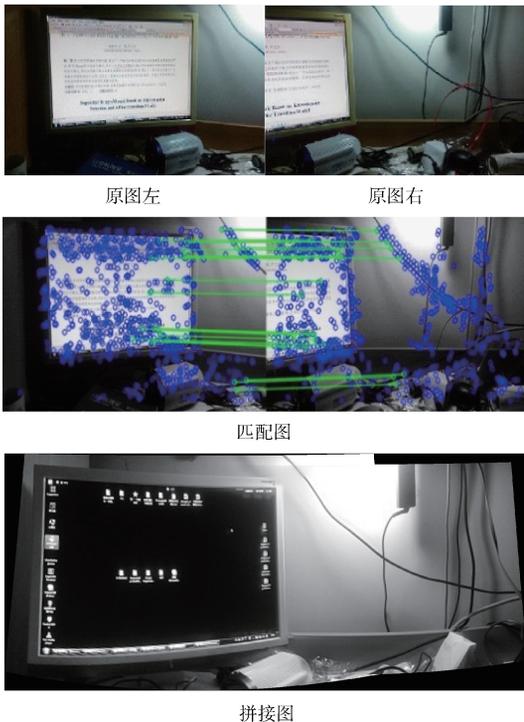


图 6 图像拼接框架图

选取了 10 对不同的图片,进行实验测试,其中部分运行效果如图 7 所示。

近距离图像匹配:



远距离图像匹配:



图 7 图像拼接效果

本文利用 SURF 特征描述进行特征点的寻找,SURF 特征描述子有非常高的稳定性和通用型。虽然在每组图片中,重叠部分比较小,也能够稳定的找到图片中的特征点,以进行匹配。在匹配的过程中,原始 RANSAC 算法匹配中出现了一些错误匹配。采用经过优化的交叉匹配和 RANSAC 算法,并且在能够保证足够多的点进行转换矩阵计算的同时,进行错误匹配点的剔除。剔除后的匹配点能够正确计算出转换矩阵,最终结果是获得配准准确的拼接图像。

本文采用的 SURF 特征描述子和 RANSAC 匹配算法算法时间复杂度小,匹配时间的增大与图片的分辨率有直接的关系,在实时匹配中有些许借鉴之处。

5 结 论

本文采用原始 SURF 特征描述子,使用了原始算法的 64 维特征向量进行特征点的描述,能够稳定和快速的寻找到特征点。本文采用的交叉匹配和 RANSAC 算法能够很好地剔除错误匹配对,计算出的转换矩阵精确,最终能够实现图像的快速拼接。

但如果把本论文方法直接应用在双目立体视觉中,仍有需要改进的地方,比如其双目系统相对位置固定的特点

可以减少特征点描述向量维数以节省时间,提高 FPS;可以使用主成份分析 PCA 的方法对 64 维特征描述向量进行降维可以加快运算速度。

参考文献

- [1] SZELISKI R. Image alignment and stitching: A tutorial[J]. Foundations and Trends? in Computer Graphics and Vision, 2006, 2(1): 1-104.
- [2] 尹英杰,徐德,张正涛,等. 基于单目视觉的平面测量[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(4): 347-352.
- [3] 李红岩,毛征,袁建建,等. 一种基于算法融合的运动目标跟踪算法[J]. 国外电子测量技术, 2013(12): 36-40.
- [4] 周前飞,刘晶红,李刚. 面阵 CCD 航空相机斜视图图像几何畸变校正误差分析[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(6): 1-8.
- [5] 兰海滨,王平,龙腾. 图像拼接中相机镜头非线性畸变的校正[J]. 光学精密工程, 2009, 17(5): 1197-1201.
- [6] KORDELAS G, DARAS P. Robust SIFT-based feature matching using Kendall's rank correlation measure [C]//2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2009: 325-328.
- [7] LOWE DAVID G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Interest Points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 5(12): 331-352.
- [8] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey[J]. Image and vision computing, 2003, 21(11): 977-1000.
- [9] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features (SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [10] 张谦,贾永红,吴晓良,等. 一种带几何约束的大幅面遥感影像自动快速配准方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(1): 17-21.
- [11] 曹娟,李兴玮,林伟延. SIFT 特征匹配算法改进研究[J]. 系统仿真学报, 2010, 12(11): 2760-2763.
- [12] 尚倩,阮秋琦,李小利. 双目立体视觉的目标识别与定位[J]. 智能系统学报, 2011, 6(4): 303-311.

作者简介

尹海波,工学硕士,主要研究方向为图像处理与计算机视觉。

E-mail: yin694843276@163.com

王凌云,副教授,硕士研究生导师,主要从事星球模拟器方面的研究。

罗德与施瓦茨公司在 R&S SMW200A 矢量信号源上实现独一无二的 2 GHz 内调制带宽

为了实现诸如 5G 或 802.11ad 这些现代通信标准,现代雷达系统的测试要求,设备研发设计工程师们需要能够产生极宽信号带宽的仪器。R&S SMW200A 是第一台在高达 40 GHz 的频率范围内提供 2 GHz 内部调制带宽的矢量信号发生器,它操作界面友好,单台仪表就可实现 2 GHz 带宽的微波矢量信号。

2016 年 4 月 19 日,北京—罗德与施瓦茨公司推出新的 R&S SMW-B9 宽带基带生成选件,展示了其在 R&S SMW200A 高端矢量信号发生器上领先的基带功能。R&S SMW-B9 选件将射频调制带宽扩展至 2 GHz,可使研发工程师到微波频段都可产生高带宽信号。

市场上还没有其它的矢量信号发生器能够在单台设备中提供高达 40 GHz 的完全校准的宽带解决方案。新的 R&S SMW-B9 选项可以在单台仪表中集成两次,这使得使用单台仪表可以生成具有任何调制方式的两路独立宽带信号,频率都可高达 20 GHz。

这些测试设置功能可支持在航空航天、国防、无线通信领域具有挑战性的应用。先进的雷达系统和新兴的通信标准,如 5G 蜂窝和 IEEE 802.11ad 的开发人员将成为第一批受益者。

雷达模块和接收机测试

在雷达和航空航天设计中,R&S SMW200A 的

40 GHz 版本,使用户能够完全覆盖 K 和 Ka 波段。2 GHz 的射频调制带宽使得能够生成高达 2 GHz 带宽下具有最小脉冲宽度和上升时间的特定脉冲或线性调制信号。

5 G 设计测试设置

对于研究潜在的 5 G 无线接入技术的开发团队,R&S SMW200A 配备选件 R&S SMW-K114(5 G 候选)可在—台仪器上提供了强大功能。潜在的 5 G 候选波形如 FBMC、UFMC、GFDM 或 f-OFDM 都可以直接在仪器上生成,使用户分析和理解设计挑战。典型的测试场景,如在微波频段 LTE 或宽带 5 G 信号的共存测试,单台仪表可以完成。

IEEE 802.11ad 测试设置

R&S SMW200A 的性能也符合最新的 WLAN 标准 IEEE 802.11ad,非常适合该标准开发人员使用。新的选件 R&S SMW-K141 在单载波模式下可产生 1.76 Gsample/s 符号速率的信号,这个信号需要 2 GHz 的带宽。

罗德与施瓦茨公司新的 R&S SMW-B9、R&S SMW-K515(存储深度扩展到 2Gsample)和 R&S SMW-K526 选件(带宽扩展至 2 GHz)已经正式发布,可以从罗德与施瓦茨公司购买。