

文章编号: 1673-3851 (2015) 04-0552-06

一种基于 L-M 算法的 RANSAC 图像拼接算法

姚佳宝, 田秋红, 陈本永

(浙江理工大学精密测量技术实验室, 杭州 310018)

摘要: 针对现有的基于随机取样一致(random sample consensus, RANSAC)算法拼接技术中的准确性问题, 提出一种基于莱文伯-马克特(levenberg-marquardt, L-M)算法的 RANSAC 算法。首先根据提取到的特征点运用 RANSAC 算法得到初始单应矩阵和最优匹配点集, 然后运用 L-M 算法对初始单应矩阵加以改进, 获得了准确性较高的单应矩阵, 从而实现图像的准确配准。以近距离、大视场的典型图像进行了拼接验证, 结果表明: 该算法既克服了传统 L-M 算法所带来的误匹配问题, 又克服了 RANSAC 算法因不确定度所带来的准确性较低的问题。该算法拼接准确度高, 误匹配率低, 同时可消除具有重复纹理图像的不正确拼接。

关键词: 图像配准; 图像拼接; 特征提取; RANSAC 算法; L-M 算法

中图分类号: TP317.4 **文献标志码:** A

0 引言

图像拼接技术随着计算机水平的提高在很多领域有了广泛的应用, 如大型建筑物、宇宙空间探测、海底勘测和医学等方面图像拼接仍是重要研究课题。目前, 关于图像拼接技术的主要方法有基于频域变换法、基于模版匹配法和基于特征法等^[1]。基于频域变化的方法准确率比较高, 但容易受噪声的影响。基于模版匹配的方法较为简单, 但是它计算量大, 容易受光照、变形等因素的影响, 所以并不适合单调景物的拼接^[2-4]。基于特征法的方法是选择某些特殊的点, 对它们进行局部分析, 因此它的区分度很高, 并且具有精确定位的稳定特性^[5-8], 特征点检测器检测精度高, 不受亮度和光照的影响, 然而在参数求解的准确性方面仍然存在不足, 因此对于参数求解尤其是单应矩阵准确性的提高是一个重要研究方向。例如, RANSAC 算法可以从一组包含局外点的观测数据集中, 通过迭代方式估计数学模型的参数, 得到一个优质的匹配点集, 然而它是一种不确定的算法, 因为它是由一定的概率得出一个合理的

结果^[9], 在一些特征点较少或者不均匀的图像中, 普通 RANSAC 算法并不能满足获得高质量拼接图像的要求。

一般图像拼接主要分为 5 个步骤如图 1 所示: 图像采集、特征提取、特征匹配、图像配准、图像融合。

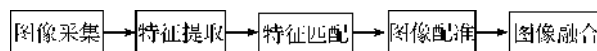


图 1 图像拼接算法流程

图像拼接的关键是图像配准过程中单应矩阵的求解, 其求解过程是先分别从两幅图像寻找特征点, 根据提取到的特征点创建描述子, 基于描述子得到两幅图像间的匹配点完成图像间的匹配。故本文在 RANSAC 算法的基础上引入 L-M 算法^[10], 通过特征点的匹配关系提出了一种新的单应矩阵求解方法, 首先通过 SURF 算子进行特征提取, 接着运用双向匹配的原则剔除误匹配点, 并根据现有的特征点运用 RANSAC 法则得到初始的单应矩阵和内点, 然后根据提取到的内点运用 L-M 法则得到最终的单应矩阵, 最后对其算法进行图像拼接验证。

收稿日期: 2014-10-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(51405448)

作者简介: 姚佳宝(1993-), 女, 河北邢台人, 硕士研究生, 主要从事精密视觉测量技术方面的研究。

通信作者: 田秋红, E-mail: tianqiu hong@zstu.edu.cn

1 图像特征提取与匹配

1.1 特征点提取

本文对于特征点提取采用鲁棒性较好的基于尺度空间理论的 SURF 特征提取法^[11-12],该尺度空间内特征点提取是通过在坐标点 x 处 Hessian 矩阵 $\begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix}$, 利用公式(1)来判断此点是否为极值:

$$h = L_{xx} \times L_{yy} - (\epsilon L_{xy})^2 \quad (1)$$

式中 $L_{xx}(x, \sigma)$ 、 $L_{xy}(x, \sigma)$ 和 $L_{yy}(x, \sigma)$ 分别表示点 x 在不同方向上与 Gaussian 二阶偏导数的卷积, σ 为卷积核, ϵ 为补偿函数, 通常取 $0.9^{[11-12]}$ 。

对于 SURF 特征点的确定, 首先要构建多层金字塔图像, 然后使用如图 2 所示 $3 \times 3 \times 3$ 的模板在三维尺度空间进行非最大化抑制, 根据预设的 Hessian 阈值 H , 当 h 大于 H 时, 且比尺度空间内临近的 26 个点(如图 2 所示)的响应值都大的点才被选为特征点, 记为 $X_i (i=0, 1, 2, 3 \dots n)$ 。

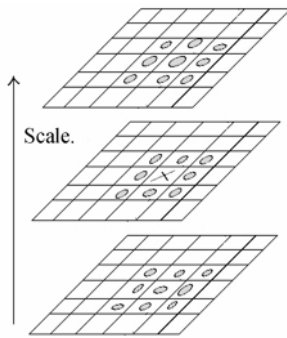


图 2 特征点确定

1.2 特征点描述

对于上述所提取到的 SURF 特征点 X_i 的描述过程如下:

首先是以特征点为中心, 将 $20\sigma \times 20\sigma$ 的矩形区域图像划分成 4×4 子块, 每个子块利用尺寸 2σ 的 Haar 小波模板进行响应计算, 最后对响应值 $\sum d_x$ 、 $\sum |d_x|$ 、 $\sum d_y$ 、 $\sum |d_y|$ 进行统计形成特征矢量 p_i 。

1.3 特征点匹配

对由 SURF 算法提取的特征点 X_i 进行匹配。为得到高精度的图像匹配点, 本文采用基于欧氏距离和双向匹配结合的特征点匹配算法。该算法先用欧氏距离法对参考图和目标图的特征点集进行筛选, 生成 $matches1$ 和 $matches2$, 然后运用双向匹配法对其进行高精度匹配点对的提取。算法如下:

a) 利用所得到的目标图像的特征点 X_i , 计算它到参考图像所有特征点 $X_j (j=0, 1, 2, \dots, n; n$ 为特征点的个数) 的欧氏距离, 如公式(2)所示, 得到一个距离集合 Dis_{ij} 。

$$Dis_{ij} = \sqrt{\left[\sum_{k=0}^n (X_{ik} - X_{jk})^2 \right]} \quad (2)$$

式中, X_{ik} 表示目标图中第 i 个特征矢量 p_i 的第 k 个元素, X_{jk} 是参考图中第 j 个特征矢量 p_j 的第 k 个元素, n 表示特征矢量 p_i 的维数。

b) 对 Dis_{ij} 内的数据进行比较运算得到最小欧氏距离 d_{\min} 和次最小欧氏距离 d'_{\min} 。设定一个阈值 $threshold$ (一般取 $0.8 \sim 0.95$, 本文取 0.8), 当 $(d_{\min}/d'_{\min}) < threshold$ 时, 保留此特征点并生成匹配点集 $matches1$ 。

c) 计算参考图特征点到目标图所有特征点的欧式距离, 并按上述 a)、b) 两步对参考图的特征点进行筛选生成匹配点集 $matches2$ 。

d) 利用双向匹配算法对匹配点集 $matches1$ 和 $matches2$ 进行提取, 生成最终的匹配点集 $matches$ 。

以近距离拍摄的两幅大型客车作为匹配对象, 如图 3 所示。灰点表示初始提取到的特征点, 由直线所连接的白色的点对表示经过优化和双向匹配原则所提取到的最终特征匹配点对。



图 3 匹配点对

2 图像配准

对匹配点集 $matches$ 进行几何变换运算, 如公式(3)所示。

$$\begin{bmatrix} U_i \\ V_i \\ 1 \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} u_j \\ v_j \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \\ m_6 & m_7 & m_8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_j \\ v_j \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: H 表示单应矩阵, (U_i, V_i) 表示 $matches$ 中参考图像点的坐标, (u_i, v_i) 表示 $matches$ 中目标图像点对应的坐标。

单应矩阵 H 表示两幅图像之间的位置变换关系, 它的准确性直接影响拼接质量的好坏。本文提出了改进的 RANSAC 算法, 该算法先采用 RANSAC

算法获得高精度内点集 S_i 和初始矩阵 H'_i ,再引入 L-M 算法利用内点集 S'_i 对初始单应矩阵 H'_i 进行优化。

2.1 RANSAC 算法

对两幅大型客车图像的拼接过程中,本文采用 RANSAC 算法保留内点剔除外点,反复从上述特征匹配点集 *matches* 中选取一个最基本的子集,计算出单应矩阵,再由所求出的单应矩阵判断所选取的子集是否能够达到给定置信概率及误差范围,其主要过程如下:

a) 根据实验需要,首先确定置信概率(本文取 0.96),它决定了迭代的次数 k ,然后确定阈值 $thre_0$ (本文取 2)。

b) 从匹配点对中随机选取 4 个样本点对,利用 8 个点求取图像间的临时单应矩阵 H_i 。

c) 根据临时单应矩阵 H_i 计算剩余样本点对到极线的距离 $d_i(X_i H_i X'_i)$,若 $d_i < thre_0$,则将此样本点加入点集 S_i ,其与极线的距离加入 D_i 。

d) $i=i+1$,若 $i < k$,则返回 b),否则执行第五步。

e) 在完成一定的抽样次数后,选取点集 S_i 中点数最多的点集为内点集 S'_i ,并记录此时 H_i 记为初始单应矩阵 H'_i ,对应的距离集合 D_i 记为 D'_i 。

2.2 L-M 算法

采用 RANSAC 算法得到的 H'_i 是随机选取匹配点产生的,并不是满足匹配点集 S'_i 的最优解。因此本文利用 L-M 算法对初始单应矩阵 H'_i 进一步优化,得到满足匹配点集 S'_i 的最优解 H_i 。具体算法如下:

a) 首先利用上一步 RANSAC 算法得到的单应矩阵 H'_i 变换成列向量作为初始迭代矩阵 H_0 ,即 $H_0 = (m_0, m_1 \dots m_7)^T$,然后选取 D'_i 中距离最小的八点对记为 $(U_0, V_0)(U_1, V_1) \dots (U_7, V_7)$ 和 $(u_0, v_0)(u_1, v_1) \dots (u_7, v_7)$;

b) 给出误差允许值 ϵ (本文取 3 个像素),试探性常数 μ 和 β (本文分别取 0.005 和 10),令 $k=0$;

c) 根据 H_k 生成新的目标图像, e_i^2 并求取误差指标函数 $E(H_k)$;

$$E(H_k) = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^N [(U'_i - U_i)^2 + (V'_i - V_i)^2]$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2(H) = \frac{1}{2} e(H)^T (e)(H)$$

式中: (U_i, V_i) 为参考图像的坐标, (U'_i, V'_i) 为经过矩阵 H_k 所构成的单应矩阵和目标图像点 (u_i, v_i) 坐标由公式(3)计算得到参考图像的坐标, N 为所选

取的点的个数。

d) 根据公式(4)、(5)计算 H_{k+1} ;

$$H_{k+1} = H_k + \Delta H \tag{4}$$

$$\Delta H = [J^T(H)J(H) + \mu I]^{-1} J^T(H)e(H) \tag{5}$$

式中, $e(H)$ 为误差指标函数中 $e_i(H)$ 形成的列向量,即: $(e_1(H), e_2(H), \dots, e_N(H))^T$; I 为单位矩阵; $J(H)$ 为 $e(H)$ 的 Jacobian 矩阵,即:

$$J(H) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(H)}{\partial m_0} & \dots & \frac{\partial e_1(H)}{\partial m_N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_N(H)}{\partial m_0} & \dots & \frac{\partial e_N(H)}{\partial m_N} \end{bmatrix}$$

e) 若 $E(H_k) < \epsilon$,则停止输出 H_k ,否则继续下一步;

f) 计算 $E(H_{k+1})$,若误差指标函数逐渐降低,即 $E(H_{k+1}) < E(H_k)$,则使 μ 降低,即 $\mu = \mu/\beta, k=k+1$,返回 c),否则增加 μ ,即 $\mu = \mu \times \beta, k=k+1$ 返回 c)。

3 图像融合

为了有效地消除拼接图像的拼接痕迹,本文采用高斯金字塔和拉普拉斯金字塔进行图像融合,利用重叠区域内图像构造高斯金字塔作为加权系数,并对 2 幅图像在拉普拉斯尺度空间内进行融合,从而得到无拼接痕迹的拼接图像。

综上所述,改进的 RANSAC 图像拼接算法流程如图 4 所示,首先通过 SURF 算子提取 2 幅图像的特征点,基于欧式距离筛选得到初始匹配点 *matches1* 和 *matches2*,将符合双向匹配原则的点对

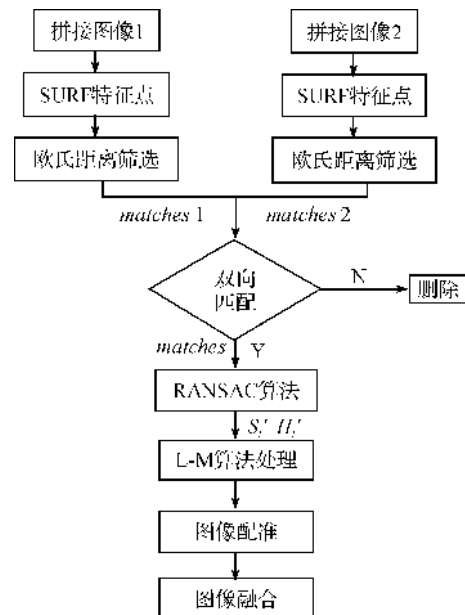


图 4 改进的图像拼接算法流程

记为匹配点集 $matches$, 否则, 此点对被删除; 然后利用 RANSAC 算法得到单应矩阵 H'_i 和最优点集 S'_i , 基于点集 S'_i 用 L-M 算法对 H'_i 进行优化, 得到最终单应矩阵以此用来对图像进行配准, 最后利用金字塔法对图像进行融合, 得到完整的拼接图像。

4 实验结果与分析

为了验证本文提出的拼接算法, 利用数码相机 (Canon: EOS-600D) 近距离拍摄大型客车图像为目标对象, 在拍摄过程中焦距保持不变, 图像尺寸 776×934 像素, 采用 Microsoft Visual Studio 2010 开发工具编写算法程序, 图 5 为参考图, 图 6 为目标图像, 图 7 为未改进的 RANSAC 算法得到拼接图像, 图 8 为本文提出算法得到的拼接图像。在视觉效果



图 5 平移参考图



图 6 平移目标图



图 7 未改进算法拼接图像

上由图 7、图 8 可知: 利用未改进算法得到的拼接图像存在明显的拼接痕迹, 而本文提出的算法得到的拼接图像无拼接痕迹, 而且在背景重复纹理处并没有伪拼接现象, 拼接效果好, 拼接准确性高。



图 8 改进算法拼接图

为了验证本文算法对于旋转图像拼接的有效性, 对于将 2 幅大型客车图像进行旋转拍摄, 如图 9、图 10 所示, 图 11 为传统 RANSAC 算法进行拼接之后的图像, 图 12 为改进算法之后的图像, 由图 11 可知, 未改进的算法对于旋转图像的拼接造成了较大的失真, 而图 12 并不存在明显的拼接痕迹, 且重叠区域过渡平滑。由此可知, 经过改进之后的算法无论是对于相机平移拍摄的图像, 还是对于相机旋转的图像都具有良好的拼接效果。



图 9 旋转参考图



图 10 旋转目标图



图 11 未改进算法拼接图像



图 12 改进算法拼接图

为了验证本文算法在拼接大视场图像方面的有效性,将相机旋转近距离拍摄了 11 层高的浙江理工大学图书馆两幅图像,如图 13、图 14 所示,图像尺寸为 648×432 像素,经本文提出的拼接算法处理后,拼接形成的浙江理工大学图书馆全景图如图 15 所示,该拼接图像既没有明显的拼接痕迹也没有图像失真现象。实验证明,本文所采用的拼接算法无论是在近距离小范围的平移图像拼接还是对于较大视场旋转图像都具有良好拼接效果。



图 13 图书馆参考图



图 14 图书馆目标图



图 15 图书馆全景图

图像的梯度反映了图像的纹理变化特征,拼接处的图像梯度越小则拼接效果越好。故本文以拼接位置的像素点为中心,采用 3×3 像素的图像区域计算拼接位置像素点的水平方向平均梯度大小,如式(6)所示:

$$G(i, j) = \frac{\sum_{x=i-M/2}^{i+M/2} \sum_{y=j-N/2}^{j+N/2} |f(x, y) - f(x+1, y)|}{M \times N} \quad (6)$$

式中: M, N 表示窗口的大小,本文取 3, $f(x, y)$ 表示图像像素值的大小。

据式(6)分别计算了传统 RANSAC 算法与本文算法拼接后的图像在拼接位置的横向平均梯度值,如表 1 所示。从表 1 中可得:本文所采用的算法在拼接位置的横向平均梯度明显小于 RANSAC 算法的横向平均梯度,故拼接效果好,拼接准确性高。

表 1 不同算法横向梯度平均值

算法	平移客车 图像	旋转客车 图像	图书馆 图像
RANSAC 算法	0.33	1.78	1.56
本文算法	0.12	0.23	0.21

5 结 语

本文提出一种基于 L-M 算法的 RANSAC 算法,较好地解决了基于特征法的图像拼接算法中存在的参数求解准确性较低的问题,描述了本文提出的拼接算法的特征点提取、图像匹配和融合,以两种不同的近距离、大视场目标图像对象为实例进行了验证,实验结果表明本文算法拼接精度高,可消除重复纹理特征图像的伪拼接,提高了图像的拼接质量,为大型图像拼接技术提供了一种有效的新方法。

参考文献:

- [1] 王雷斌. 基于计算机视觉的图像拼接技术研究[D]. 北京:首都师范大学, 2008.
- [2] 江 铁, 朱桂斌, 孙 奥. 全景图像拼接技术研究现状综述[J]. 重庆工商大学学报:自然科学版, 2012, 29

- (12): 60-65.
- [3] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000.
- [4] Reddy B S, Chatterji B N. An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, 5(8): 1266-1271.
- [5] 仵建宁, 郭宝龙, 冯宗哲. 一种基于兴趣点匹配的图像拼接方法[J]. *计算机应用*, 2006, 26(3): 610-612.
- [6] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(1): 63-86.
- [7] Nixon M, Nixon M S, Aguado A S. *Feature Extraction & Image Processing for Computer Vision*[M]. 3rd Ed. New York: Academic Press, 2012: 152-167.
- [8] Rosten E, Drummond T. *Machine Learning for High-Speed Corner Detection* [M]. *Computer Vision-ECCV 2006*. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2006: 430-443.
- [9] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [10] 伏燕军, 杨坤涛, 邹文栋, 等. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的图像拼接[J]. *激光杂志*, 2007, 28(5): 46-48.
- [11] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. Surf: Speeded up Robust Features[M]. *Computer Vision-ECCV 2006*. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2006: 404-417.
- [12] Laganière R. *OpenCV 2 Computer Vision Application Programming Cookbook: Over 50 Recipes to Master This Library of Programming Functions for Real-time Computer Vision*[M]. Birmingham: Packt Publishing Ltd, 2011: 211-236.

RANSAC Image Stitching Algorithm Based on L-M Algorithm

YAO Jia-bao, TIAN Qiu-hong, CHEN Ben-yong

(Precision Measurement Laboratory, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: To solve the accuracy problem of random sample consensus (RANSAC) algorithm in image stitching, an improved RANSAC algorithm based on Levenberg-Marquardt (L-M) algorithm is proposed. Firstly, the initial homography and optimal matching points set were gained through applying RANSAC algorithm for extracted feature points. Then, L-M algorithm was applied to improve initial homography so as to gain homography with higher accuracy and achieve accurate image registration. Stitching verification was conducted for near-distance and wide-filed typical images. The results indicate that this algorithm overcomes mismatching problem of traditional L-M algorithm and low accuracy of RANSAC algorithm due to uncertainty. This algorithm has a high accuracy and low mismatching rate for image stitching, and can eliminate the false stitching of the images with repetitive textures.

Key words: image registration; image stitching; feature extraction; RANSAC algorithm; L-M algorithm

(责任编辑: 陈和榜)