

采用局域像素匹配的随机抽样一致改进算法*

戴卫华¹, 刘盛春², 赵慎³, 彭华¹, 张昊¹, 黄志刚⁴, 李小林⁵

- (1. 信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001;
2. 哈尔滨工程大学 水声工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150006;
3. 陆军工程大学 石家庄校区, 河北 石家庄 050003;
4. 盲信号处理国防科技重点实验室, 四川 成都 610041;
5. 拉盖尔电子科技有限公司, 湖南 长沙 410073)

摘要:为提高图像拼接的配准精度和稳健性,提出基于局域像素匹配的随机抽样一致改进算法。在完成尺度不变特征变换算子或其他算子图像特征提取、特征匹配之后,利用独立于特征匹配点的局域像素,通过参考图像局域像素与映射的待拼接图像局域像素匹配,优选4对最佳特征匹配点,确定最佳单应矩阵。实验结果表明:与随机抽样一致经典算法相比,该方法未明显增加计算耗时,单应矩阵更准确,图像拼接稳健性更好。

关键词:图像拼接;单应矩阵;随机抽样一致算法;像素匹配

中图分类号:TN75 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2021)04-038-06

Improved random sampling consensus algorithm using local pixel matching

DAI Weihua¹, LIU Shengchun², ZHAO Shen³, PENG Hua¹, ZHANG Hao¹, HUANG Zhigang⁴, LI Xiaolin⁵

- (1. College of Information Systems Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;
2. College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150006, China;
3. Shijiazhuang Campus, Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China;
4. National Key Laboratory on Blind Signal Processing, Chengdu 610041, China;
5. Laguerre Electronic Technology Company, Changsha 410073, China)

Abstract: In order to improve the registration precision and robustness of image splicing, an improved random sampling consensus algorithm based on local pixel matching was proposed. After completing image feature extracting and feature matching with the scale invariant feature transform operator or other operator, using the local pixels that are independent of feature matching points, then the optimal configuration of the four pairs of feature matching points, and the best homography matrix were determined by matching the local pixel of the reference image with the mapped local pixel of the image to be stitched. The experimental results show that, compared with the classical random sampling consensus algorithm, the computation time is close, the homography matrix is more accurate, and the image mosaic is more robust.

Keywords: image splicing; homography matrix; random sampling consensus algorithm; pixel matching

图像拼接技术可以有效解决宽视场图像获取问题,是“全景视频”热点应用的技术基础,在视频会议、监控和遥感测绘等领域有广泛的应用^[1]。现实中可以采用广角相机拍摄得到宽视场图像,但是这样得到的宽视场图像在边缘容易发生严重畸变,校正畸变的过程十分烦琐,且广角相机光学器件价格昂贵。除此之外,广角相机视场一般不超过180°,只采用单个广角相机很难获

取更宽视场图像,尤其是360°全景图像。图像拼接技术恰能解决该问题:采用多个相机,同时获取视场图像,相邻相机的视场图像一般存在30%至50%的重叠区域,所有相机视场能够覆盖360°范围。通过处理,将相邻两个视场图像拼接成更宽的视场图像。经过多次拼接,所有视场图像最终形成一个360°的全景图像。

图像拼接算法众多,大致分为设备标定法和

* 收稿日期:2019-11-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61802430)

作者简介:戴卫华(1989—),男,江西上饶人,讲师,博士,E-mail:13755027628@163.com;

赵慎(通信作者),男,讲师,博士,E-mail:zhaoshen_nudt@163.com

重叠区域检测法^[2]。设备标定法需要精密成像器材,耗费大量人工操作,使用很不方便。重叠区域检测法容易自动化操作,实现灵活,因此成为主流方法^[3],其典型代表是尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法^[4]和加速稳健特征(Speeded-Up Robust Features, SURF)算法^[5]。SIFT算法利用图像特征点360°方向的梯度信息,同时利用高斯核实现尺度空间变换,具有显著的图像变换不变性,在旋转、仿射、尺度变换等场合下性能稳定,唯一不足的是计算量大。SURF算法则被称为加速SIFT算法,即除了采用盒子滤波代替高斯滤波,其他过程基本一样,性能与SIFT算法十分接近,但计算大幅度简化,在视频拼接等实时性要求高的场合具有优势。不过,随着图形处理单元(Graphics Processing Unit, GPU)高性能计算芯片技术的发展,SIFT算法在图像、视频拼接领域应用时机逐渐成熟。

无论采用SIFT算法,还是SURF算法,在完成特征提取和特征匹配之后,至少需要4对特征匹配点才能计算参考图像和待拼接图像之间的坐标转换参数,即单应矩阵。在大多数场合,会得到多于4对的特征匹配点,用于计算单应矩阵的匹配点组合很多。由于图像多样性、模糊和噪声等干扰,有些匹配点存在误差,甚至错误,不适合用于计算单应矩阵。因此需要从原始匹配点中选出最佳的4对,以尽可能准确地计算单应矩阵。SIFT算法和SURF算法采用随机抽样一致(RANdom SAMpling Consensus, RANSAC)算法^[6]来优选4对特征匹配点,它具有很强的容错能力,本质上是一种离散数据集拟合方法:随机抽取4对匹配点作为一个组合,计算单应矩阵,再计算其余匹配点由单应矩阵映射为内点(即匹配误差在阈值范围内的匹配点)的数目。重复抽样,通过比较各组合得到的内点数目来确定4对最佳匹配点组合以及单应矩阵。然而,RANSAC算法难以适应内点占比低的情形。比如得到12对匹配点,其中,4对内点,8对外点(即匹配误差超出阈值的匹配点),则RANSAC算法优选出错误组合的概率很高。为此,不少学者提出RANSAC改进方法,主要策略是对匹配点提纯,即在执行RANSAC算法之前剔除部分外点。李彬^[2]、刘海洋^[7]和周玉洁^[8]等对匹配点相似程度量化排序,弃用相似程度低的匹配点,或利用图像重叠信息弃用非重叠区域匹配点;汪旌^[9]等用行列式点过程抽样实现抽样点的均匀化和分散化,剔除一些错误匹配点;刘宇^[10]等对匹配点分布进行排序并

剔除稀疏匹配点。这些改进方法降低了外点的干扰,提高了后续RANSAC算法的效率,本质上则优化了RANSAC算法的数据集输入。

本文提出一种新策略:改进特征匹配点优选准则。即给定特征匹配点的数据集输入,独立于特征匹配点,从参考图像重叠区域任选出局域像素点集合。随机抽样,从输入数据集中选出4对匹配点,构成一个组合,计算单应矩阵,再由单应矩阵计算映射的待拼接图像局域像素集合,然后计算两个局域像素集合之间的像素误差。重复抽样,当像素误差最小时实现局域像素粗匹配,将单应矩阵初步确定为最佳图像转换参数。在此基础上,进一步提出局域像素精匹配方法,对粗匹配所得映射局域像素,在其邻域内各方向进行微调,计算像素误差,当像素误差最小时实现局域像素精匹配,记录此时的微调量,与单应矩阵共同用于图像拼接。

1 RANSAC 算法

RANSAC算法最初由Fischler^[7]等提出。其本质是一种数据集拟合方法,即确定一个最佳参数模型,以描述数据集。在SIFT算法或SURF算法中,假设数据集为 N 对匹配点,每对匹配点记为 $s_n = (x_n, y_n; x'_n, y'_n)$,其中 (x_n, y_n) 、 (x'_n, y'_n) 为匹配特征点分别在参考图像和待拼接图像中的坐标。数据集记作 $S_N = \{s_n\}$ 。执行RANSAC算法的基本步骤如下所示。

Step 1:从数据集 S_N 中随机抽样,选取4对匹配点 s_{i1} 、 s_{i2} 、 s_{i3} 与 s_{i4} ,构成一个组合,计算单应矩阵 H_i 。以参考图像投影变换至待拼接图像的模式参数为例^[3],公式为:

$$\mathbf{h} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (1)$$

式中:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} x_{i1} & y_{i1} & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_{i1}x'_{i1} & -y_{i1}x'_{i1} \\ 0 & 0 & 0 & x_{i1} & y_{i1} & 1 & -x_{i1}y'_{i1} & -y_{i1}y'_{i1} \\ & & & & & & \vdots & \\ x_{i4} & y_{i4} & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_{i4}x'_{i4} & -y_{i4}x'_{i4} \\ 0 & 0 & 0 & x_{i4} & y_{i4} & 1 & -x_{i4}y'_{i4} & -y_{i4}y'_{i4} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{b} = [x'_{i1} \quad y'_{i1} \quad \cdots \quad x'_{i4} \quad y'_{i4}]^T \quad (3)$$

$$\mathbf{h} = [h_1 \quad h_2 \quad \cdots \quad h_7 \quad h_8]^T \quad (4)$$

单应矩阵 H_i 与向量 \mathbf{h} 元素的关系为:

$$H_i = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Step 2: 对于其他匹配点 s_n , 计算 (x_n, y_n) 通过单应矩阵映射的新坐标 (x_n^*, y_n^*) 。计算公式为:

$$\begin{bmatrix} x_n^* & y_n^* & 1 \end{bmatrix}^T = \frac{\mathbf{H}_i \cdot \begin{bmatrix} x_n & y_n & 1 \end{bmatrix}^T}{h_7 x_n + h_8 y_n + 1} \quad (6)$$

再计算 (x_n^*, y_n^*) 与 (x'_n, y'_n) 之间的距离平方, 即 $d_n = (x_n^* - x'_n)^2 + (y_n^* - y'_n)^2$ 。若 d_n 小于阈值, 记为内点; 否则记为外点。累计所有内点数目。

Step 3: 重复 Step 1、Step 2, 重复随机抽样的总次数为 M , 得到 M 个内点统计数, 找出最大值, 将其对应的单应矩阵取出, 作为最佳图像转换参数 \mathbf{H} 。 M 通过如式(7)计算确定。

$$M = \log_{1-p^4} (1-P) \quad (7)$$

式中: p 为 N 对匹配点中内点所占比例; P 为 M 次随机抽样, 至少一次抽样全是内点的概率, 通常取 $P \geq 95\%$ 。显然 M 取值不会超过随机抽样所有可能的排列组合数 C_N^4 。

由此可见, RANSAC 算法的核心是在每次随机抽样时判断内点并比较前后两次随机抽样所得内点数目的大小。该方法在数据集内点占比较高的条件下十分有效和稳健, 但在外点占比高尤其是外点集中分布时表现不佳。其根本原因为 RANSAC 算法自身的局限性: 判断内点仅依赖数据集空间分布属性, 虽然可以保证至少一次抽样的 4 对匹配点全是内点, 但是无法保证该次抽样时计算所得内点总数最大。图 1 为 RANSAC 算法用直线拟合局限性示意图。由于外点数目更多, 且集中分布在虚线附近, 由 RANSAC 算法原理不难推出虚线拟合下计算所得内点更多, 从而错失正确拟合的直线。

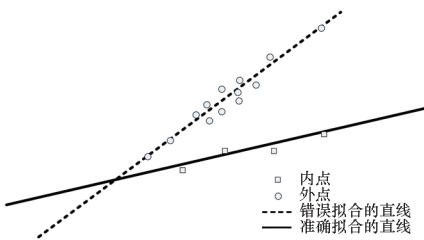


图 1 RANSAC 算法直线拟合局限性示意图

Fig. 1 Limitation schematic of RANSAC algorithm linear fitting

为克服 RANSAC 算法局限性, 常见策略是尽量剔除外点, 正如前文所述; 采用新策略: 引入特征匹配点以外的监督数据, 即图像的局域像素, 通过判断局域像素是否匹配, 优选出 4 对特征匹配点, 计算单应矩阵。

2 改进算法

改进算法分两部分: 局域像素粗匹配和局域

像素精匹配。算法所要求的输入数据集与 RANSAC 算法一致, 可以是特征匹配点原始数据集, 也可以是经过其他改进方法剔除了部分外点的特征匹配点新数据集。数据集仍记为 $s_N = \{s_n\}$, 匹配点数目为 N 对。

2.1 局域像素粗匹配

粗匹配基本步骤如下所示。

Step 1: 在参考图像的重叠区域(避免单一纹理或重复纹理区域), 任选出 N 个局域像素, 构成集合 $T_N = \{t_n\}$, 作为监督数据集, 其中 $t_n = (a_n, b_n)$ 。

Step 2: 与 RANSAC 算法 Step 1 相同。

Step 3: 与 RANSAC 算法 Step 2 不同。此时, 对于集合 T_N , 采用每一个 (a_n, b_n) 代替 (x_n, y_n) , 计算由单应矩阵映射的待拼接图像的像素坐标, 记为 (a_n^*, b_n^*) 。得到映射集合 T_N^* 。进行像素匹配, 即计算像素误差。

$$d_n = \sum_{n=1}^N |I_1(a_n, b_n) - I_2(a_n^*, b_n^*) \cdot \bar{I}_1 / \bar{I}_2|^2 \quad (8)$$

式中, $I_1(a_n, b_n)$ 表示参考图像在 (a_n, b_n) 位置的灰度值, \bar{I}_1 表示参考图像局域像素的平均灰度值。 $I_2(a_n^*, b_n^*)$ 表示待拼接图像在 (a_n^*, b_n^*) 位置的灰度值, \bar{I}_2 表示待拼接图像局域像素的平均灰度值。采用归一化灰度值可以避免图像亮度差异带来的干扰。

参考图像像素坐标 (a_n, b_n) 是整数, 而通过单应矩阵映射的待拼接图像像素坐标 (a_n^*, b_n^*) 可能不是整数, 无法直接引用像素灰度值信息, 但可以通过插值间接获取。常用插值方法有最邻近像素插值和双线性插值等, 前者计算简单、精度略低, 后者精度高、计算稍复杂。

Step 4: 重复 Step 2、Step 3, 重复随机抽样的总次数仍为 M , 由式(7)确定。得到 M 个像素误差, 找出最小值, 将其对应的单应矩阵取出, 作为最佳图像转换参数 \mathbf{H} 。

由于局域像素集合 T_N 与匹配对数据集 S_N 点数相同, 经单应矩阵映射局域像素、计算像素误差所需计算量与 RANSAC 方法基本相同。

局域像素匹配本质上也是像素相关算法, 但与传统像素相关图像配准方法不同。本算法在 SIFT 或 SURF 算法完成特征匹配之后使用, 不受图像旋转、尺度变换和仿射变换等影响, 像素点未缺失遗漏, 避免了传统相关算法的不足。图 2 以矩形局域像素为例, 对粗匹配进行示意。

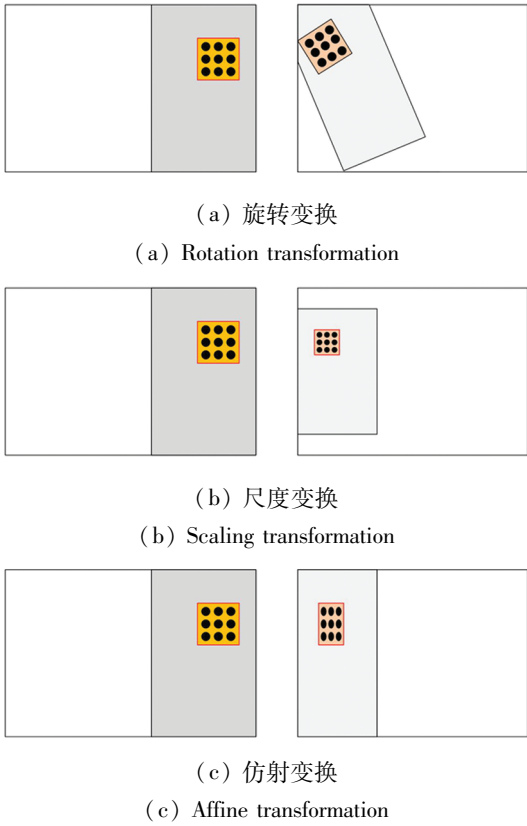


图2 局域像素粗匹配

Fig. 2 Local pixel rough matching

图2(a)、(b)和(c)分别表示图像旋转变换、尺度变换和仿射变换时的局域像素匹配。左图为参考图像,右图为待拼接图像。各图像中的阴影表示重叠区域,阴影中小矩形块内的圆点表示局域像素。从图2看到,无论图像发生旋转、尺度变换还是仿射变换,在参考图像中给定9个局域像素点,在待拼接图像中都会映射出9个局域像素点。只要Step 2随机抽样的4对特征匹配点均为内点,那么局域像素达成匹配,单应矩阵大概率确定为最佳转换参数,而不受其他外点影响,比RANSAC算法更加稳健。

2.2 局域像素精匹配

在粗匹配基础上,进一步,通过精匹配提高本算法图像配准精度。精匹配基本步骤如下所示。

Step 1: 在待拼接图像中,以粗匹配得到的映射局域像素为参考中心,在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 范围以 45° 间隔取8个方向,如图3所示。

Step 2: 映射局域像素全体沿各个方向作整数单元像素的移位。例如在水平和垂直4个方向均移位3次,即分别移位1个、3个和5个像素,共取得12组新的局域像素;在 45° 、 135° 、 225° 和 315° 的4个方向均移位2次,即分别移位1个和3个像素,共取得8组新的局域像素。总共得到20

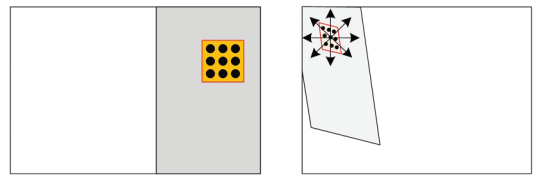


图3 局域像素精匹配

Fig. 3 Local pixel fine matching

组局域像素,依次记为 T_{N1}^* 、 T_{N2}^* 、 \dots 、 T_{N20}^* 。

Step 3: 对每一组 T_{Nk}^* ,与局域像素集合 T_N 进行像素匹配,得到像素误差,像素误差计算公式见式(8)。

Step 4: 新得20个像素误差,取最小值,与粗匹配得到的最小像素误差比较。若小于后者,记录其移位方向及移位量,用于图像配准微调,提高配准精度。为避免只匹配到局域极小值,可以适度扩大精匹配范围,例如增加8个移位方向,尽可能搜索得到最佳移位量。

与RANSAC算法相比,本文算法将使图像配准更加稳健和精确。算法计算量略有增加,来自局域像素精匹配,不过只有简单的加减、乘法,而且可根据指标要求灵活加减。

3 算法仿真验证

基于LENOVO小新系列笔记本(inter(R) i5-7300HQ CPU@2.5GHz)硬件和MATLAB R2014b软件,对算法进行验证仿真。

3.1 特征匹配点内点占比高的情景

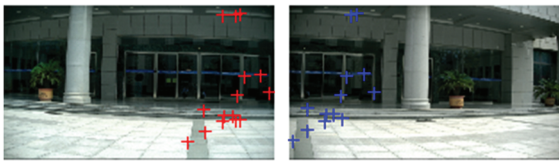
验证本文改进方法在SIFT算法或SURF算法所得特征匹配点内点占比高情景下的有效性,并与RANSAC经典算法进行比较。在良好光照条件下通过摄像头采集了图4所示的两幅数字图像(来自武汉理工大学某实验室),左图为参考图像,右图为待拼接图像,均为png格式,像素大小为 216×384 ,重叠区域约占33%。

图4(a)左、右图中重叠区域用符号“+”标记SIFT算法搜索的有效特征匹配点(描述符欧式距离最小值与次最小值之比不大于0.5),共15对,内点13对,内点占比达86.7%。在参考图像重叠区域任选9个局域像素点,用符号“·”表示,呈矩形,如图4(b)左图所示。右图用蓝色和黄色符号标记的点分别为通过本文改进算法和RANSAC经典算法在待拼接图像中映射的局域像素。图4(c)是图4(b)在局域像素附近局部放大的效果图。而从放大效果图可以看出,改进算法与RANSAC算法搜索的映射局域像素点接近,但

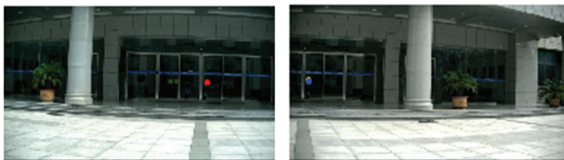
前者更加精确。

图 5(a)、图 5(b) 分别是采用 RANSAC 与改进算法获得的拼接图像, 拼接缝两侧均保留原始像素, 未做像素融合, 以便于显示拼接位置。可以发现, 前者在拼接缝位置存在一点垂直方向的错位, 而后者在拼接缝位置对接良好。

改进算法执行局域像素粗匹配阶段用时 $[1\ 365 \times (132 + 198.4 + 58.6)] \mu s$, 共 $0.531\ 0\ s$ 。其中: $1\ 365$ 为从 15 对特征匹配点中任选 4 对的组合数, 即循环控制数; $132\ \mu s$ 为单次循环需要计算的映射局域像素坐标耗时; $198.4\ \mu s$ 为单次循环插值计算映射局域像素灰度值耗时, $58.6\ \mu s$ 为单次循环计算像素误差耗时。在图像局域像素精匹配阶段耗时 $0.011\ 7\ s$, 像素匹配总耗时 $0.542\ 7\ s$ 。与之相比, RANSAC 经典算法耗时 $(1\ 365 \times 242.3)\ \mu s$, 共 $0.330\ 7\ s$ 。故改进算法与 RANSAC 经典算法计算耗时大致相同。



(a) 特征点匹配
(a) Feature point matching



(b) 局域像素匹配
(b) Local pixel matching



(c) 局域像素匹配放大
(c) Amplified local pixel matching

图 4 特征点匹配和局域像素匹配效果
Fig. 4 Feature point matching and local pixel matching effect

3.2 特征匹配点内点占比低的情景

进一步验证改进算法在 SIFT 算法或 SURF 算法特征匹配点内点占比较低的情景下的有效性, 并与 RANSAC 经典算法进行比较。在轻度雾霾天气和逆光条件下用相同摄像头采集图 6



(a) RANSAC 算法效果
(a) RANSAC algorithm effect



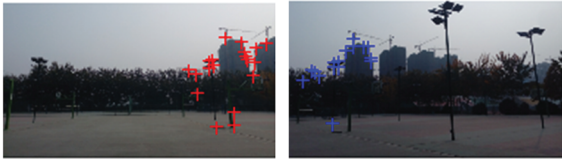
(b) RANSAC 改进算法效果
(b) Improved RANSAC algorithm effect

图 5 图像拼接效果
Fig. 5 Image splicing effect

所示两幅图像(来自郑州某高校实验室)。左图为参考图像, 右图为待拼接图像。两幅图质量不高, 颜色对比度低, 细节不够清晰, 仅能分辨建筑、树林和路灯的基本轮廓。两幅图重叠区域约占 36%, 但仍在 33% 左右区域搜索特征匹配点。

图 6(a) 展示了 SIFT 算法搜索的有效特征匹配点(描述符欧式距离最小值与次最小值之比不大于 0.5), 共 19 对, 内点 10 对, 内点占比 52.6%。图 6(b)、图 6(c) 依次是局域像素匹配效果的全图和局部放大图。在左侧参考图像中选了 16 个局域像素, 分别通过本文改进算法和 RANSAC 算法得到映射局域像素; 在右图中仍然分别用蓝色和黄色符号标记。由图 6(c) 可见, 两种算法的待拼接图像相对参考图像发生了小角度的旋转。

图 7(a)、(b) 分别是根据 RANSAC 算法和改进算法结果进一步拼接的图像, 图中参考图像在拼接图中均做了旋转映射。但是, 在图 7(a) 中拼接缝左侧下方存在无法映射的像素区域(用右侧像素填充), 参考图像与待拼接图像在垂直方向未配准, 且缩放有明显误差。原因主要是 RANSAC 算法优选的 4 对特征匹配点只保证了计算所得“内点”数目最大, 而无法有效降低该 4 对内点自有误差的干扰。相比之下, 图 7(b) 拼接更加精确, 验证了改进算法在优选最佳特征匹配点组合和准确计算单应矩阵时的稳健性能。



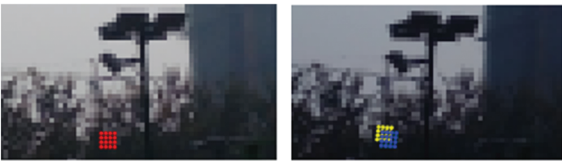
(a) 特征点匹配

(a) Feature point matching



(b) 局域像素匹配

(b) Local pixel matching



(c) 局域像素匹配放大

(c) Amplified local pixel matching

图6 特征点匹配和局域像素匹配效果

Fig.6 Feature point matching and local pixel matching effects



(a) RANSAC 算法效果

(a) RANSAC algorithm effect



(b) RANSAC 改进算法效果

(b) Improved RANSAC algorithm effect

图7 拼接效果图

Fig.7 Image splicing effect

4 结论

提出一种基于局域像素匹配的 RANSAN 改进算法。仿真结果表明:改进算法未明显增加计算耗时,在特征匹配点内点占比较高与较低的条

件下,均具有优于 RANSAC 经典算法的稳健性能,求解的单一矩阵使得图像拼接更加精确。

参考文献 (References)

- [1] 雷飞,王文学,王雪丽,等. 基于改进 SURF 的实时视频拼接方法[J]. 计算机技术与发展, 2015, 25(3): 32-35.
LEI Fei, WANG Wenxue, WANG Xueli, et al. Real-time video stitching method based on improved SURF [J]. Computer Technology and Development, 2015, 25(3): 32-35. (in Chinese)
- [2] 李彬. 全景视频实时拼接技术研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2016.
LI Bin. Technology research of panoramic video real-time splicing [D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2016. (in Chinese)
- [3] 张敏. 基于多视域广角相机视频图像拼接技术研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2016.
ZHANG Min. Research of video stitching technology based on multiply wide-angle cameras [D]. Changchun: Chinese Academy of Sciences. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, 2016. (in Chinese)
- [4] BROWN M, LOWE D G. Recognising panoramas [C]// Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision, 2003: 1218-1225.
- [5] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [6] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [M]// Readings in Computer Vision. Amsterdam: Elsevier, 1987: 726-740.
- [7] 刘海洋, 李春明, 王萌萌, 等. 基于 SURF 和改进 RANSAC 算法的图像自适应匹配[J]. 机械与电子, 2017, 35(3): 73-76.
LIU Haiyang, LI Chunming, WANG Mengmeng, et al. Image adaptive matching based on SURF and improved RANSAC algorithm [J]. Machinery & Electronics, 2017, 35(3): 73-76. (in Chinese)
- [8] 周玉洁. 实时视频图像拼接技术与系统实现[D]. 武汉: 华中科技大学, 2015.
ZHOU Yujie. Real-time video image mosaic research and technical implementation [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2015. (in Chinese)
- [9] 汪旌, 张赞, 陈爽. 基于 DPP 改进 RANSAC 算法的图像拼接[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(5): 112-118.
WANG Jing, ZHANG Yun, CHEN Shuang. Image stitching based on DPP improved RANSAC algorithm [J]. Computer Systems & Applications, 2018, 27(5): 112-118. (in Chinese)
- [10] 刘宇, 崔建军, 李雪. FREAK 和改进的 RANSAC 算法在影像匹配中的应用[J]. 北京测绘, 2018, 32(7): 835-841.
LIU Yu, CUI Jianjun, LI Xue. FREAK and improved RANSAC algorithm in photography matching [J]. Beijing Surveying and Mapping, 2018, 32(7): 835-841. (in Chinese)