

具有近似仿射尺度不变特征的快速图像匹配

岳娟, 高思莉, 李范鸣, 蔡能斌

引用本文:

岳娟, 高思莉, 李范鸣, 等. 具有近似仿射尺度不变特征的快速图像匹配[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(10): 2349–2359.

YUE Juan, GAO Si-li, LI Fan-ming, et al. Fast image matching algorithm with approximate affine and scale invariance[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(10): 2349–2359.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/OPE.20202810.2349>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

改进的视角鲁棒KAZE特征匹配算法

Improved KAZE feature matching algorithm with viewpoint change robustness

光学精密工程. 2016, 24(3): 616–625 <https://doi.org/10.3788/OPE.20162403.0616>

图像椭圆扁度不变性及其在仿射不变量构造中的应用

Invariance of image ellipse oblateness degree and its application to construction of affine invariants

光学精密工程. 2016, 24(8): 2078–2086 <https://doi.org/10.3788/OPE.20162408.2078>

基于区域分块与尺度不变特征变换的图像拼接算法

Image mosaic algorithm based on area blocking and SIFT

光学精密工程. 2016, 24(5): 1197–1205 <https://doi.org/10.3788/OPE.20162405.1197>

基于仿射变换与均匀采样建模的目标跟踪

Object tracking based on affine transform and uniform sampling

光学精密工程. 2015, 23(10z): 776–782 <https://doi.org/10.3788/OPE.20152313.0777>

融合全局-颜色信息的尺度不变特征变换

SIFT matching with color invariant characteristics and global context

光学精密工程. 2015, 23(1): 295–301 <https://doi.org/10.3788/OPE.20152301.0295>

文章编号 1004-924X(2020)10-2349-11

具有近似仿射尺度不变特征的快速图像匹配

岳娟^{1,2}, 高思莉^{1,2*}, 李范鸣¹, 蔡能斌^{2*}

(1. 中国科学院上海技术物理研究所 智能红外感知重点实验室, 上海 200083;
2. 上海市现场物证重点实验室, 上海 200083)

摘要:为了解决大仿射形变场景下, 尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法的局限性以及仿射尺度不变特征变换(Affine-SIFT, ASIFT)算法运算量大的问题, 提出了一种具有近似仿射尺度不变特征的快速图像匹配算法(Fast Approximate-Affine-SIFT, Fast-AASIFT)。该算法具有比 ASIFT 算法更清晰的物理意义, 首先从逆仿射变换出发, 对原图进行仿射形变纠正, 估计出对应的正射图像; 然后在正射图像上进行特征点提取及 SIFT 描述; 最后进行 SIFT 优化匹配。实验结果表明: 大仿射形变场景下, Fast-AASIFT 算法依然能匹配到足够多的特征点, 且峰值匹配误差 <2.5 pixel, 平均匹配误差 <1.2 pixel, 其抗仿射形变能力明显优于 SIFT 算法, 与 ASIFT 算法相当; Fast-AASIFT 算法耗时 <0.3 倍 ASIFT, 有效改善了 ASIFT 算法的耗时问题。可见, Fast-AASIFT 算法既有效保证了算法抗仿射形变鲁棒性, 又大幅提高了算法效率, 对场景重构、场景识别等应用具有重要意义。

关键词:仿射不变性; 图像匹配; 仿射尺度不变特征变换

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20202810.2349

Fast image matching algorithm with approximate affine and scale invariance

YUE Juan^{1,2}, GAO Si-li^{1,2*}, LI Fan-ming¹, CAI Neng-bin^{2*}

(1. *Key Laboratory of Intelligent Infrared Perception, Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;*
2. *Shanghai Key Laboratory of Crime Scene Evidence, Shanghai 200083, China)*
** Corresponding author, E-mail: gauss_gao@sina.com; 13162056906@163.com*

Abstract: To address the limitations of the scale invariant feature transform (SIFT) algorithm and reduce the computational burden of the Affine-SIFT (ASIFT) algorithm in scenes with large affine deformations, a fast image matching algorithm based on approximate-affine-SIFT (Fast-AASIFT) is proposed. Fast-AASIFT has a clearer physical meaning than the ASIFT algorithm. First, Fast-AASIFT recovers original images as rectified images by performing inverse affine transformations. Then, it performs feature point extraction and SIFT description on the rectified images. Finally, it performs SIFT optimization matching. The experimental results demonstrate that, in scenes with a

收稿日期: 2020-03-25; 修订日期: 2020-05-17.

基金项目: 国家十三五预研项目资助(No. HJJ2019-0089/YYAA0089); 上海市现场物证重点实验室开放课题资助项目(No. 2017XCWZK08, No. 2016XCWZK21)

large affine deformation, Fast-AASIFT can still match enough feature points, with a peak matching error of <2.5 pixels and an average matching error of <1.2 pixels. This proves that the anti-affine deformation ability of Fast-AASIFT is equivalent to that of the ASIFT algorithm, which is significantly better than that of the SIFT algorithm. Furthermore, the time consumed by Fast-AASIFT less than 30% of that consumed by the ASIFT algorithm; thus, it effectively addresses the time-consumption problem of the ASIFT algorithm. Obviously, Fast-AASIFT not only maintains good robustness against affine deformations but also greatly improves computational efficiency; consequently, it is of great value for applications such as scene reconstruction and recognition.

Key words: affine invariance; image matching; affine scale invariant feature transform

1 引言

近些年,随着摄影技术的发展与普及,基于多视角图像匹配的三维数字城市建模、城市规划与安全管理^[1-2]以及各应用背景下的场景重构^[3]、场景识别^[4]正日益发展起来,这对传统图像匹配技术提出了挑战,迫切需要发展大仿射形变图像匹配技术。

目前,大仿射形变图像匹配方法主要可分为三类^[5-6]:(1)采用局部特征稳定区域(Maximally Stable Extremal Regions, MSER), Harris-Affine, Hessian-Affine 等算法提取原图中具有仿射不变性的区域,进行特征描述与匹配,这类方法不具备完全仿射不变性,对仿射形变大的场景匹配效果不够好^[7-8]; (2)首先采用 SIFT, MSER 等算法对原图进行粗匹配,计算出描述原图间几何形变关系的变换矩阵 H ; 然后基于变换矩阵 H , 对原图间的几何形变进行纠正,得到一张原始图像的纠正图像;最后对该纠正图像和另一张原始参考图像再次进行 SIFT 匹配^[9],这类方法匹配效果很大程度上取决于粗匹配结果,但如本文 3.1 节 home 场景 SIFT 匹配结果所示,对于这类大仿射形变场景,往往由于粗匹配点数量过少,不能或不足以准确计算 H 矩阵,则难以保证最终匹配效果; (3)ASIFT 法。ASIFT 算法首先采用近似穷举法的思想模拟相机光轴定向参数,对原图进行正仿射变换,分别模拟出两张原图的斜视仿射图像序列空间;然后在斜视仿射图像序列空间中,进行特征提取与 SIFT 匹配^[8]。该方法以时间换空间,模拟出仿射图像序列进行匹配,来提升算法对图像仿射形变的鲁棒性,具有完全仿射不变性。

但是,ASIFT 穷举法思想带来大量的运算量,且对原始图像进行正仿射变换的物理意义不够明显。另外,在一般的应用场景下,ASIFT 对大角度纬度上进行更多的经度角采样的现实意义并不大:如倾斜度 $t=8$ 时,从 2.1 节仿射成像模型可知,此时纬度 $\theta = \cos^{-1}(1/t) = 82.82^\circ$,相机光轴与物方平面夹角很小,现实应用中一般很少出现这种情况,然而 ASIFT 算法却依然在该纬度上进行 20 次经度采样、仿射变换,造成较大的计算资源浪费。学者们在 ASIFT 算法的基础上,基于倾斜相机各镜头光轴的相对位置关系这一先验知识,进行不同视角影像间的几何畸变纠正^[1,10],以减少仿射变换模拟次数,但仅限于基于倾斜相机的影像匹配这一特殊应用场景。

基于此,本文从逆仿射变换出发,提出一种具有近似仿射尺度不变特征的快速图像匹配算法 Fast-AASIFT,进行仿射变形纠正,估计出原图(相机像平面 v)对应的正射纠正图像(物方平面 u),然后在正射图像上进行特征点提取、SIFT 描述,最后进行 SIFT 优化匹配。与 ASIFT 算法相比,该算法具有更清晰的物理意义,且可基于图像信息大幅减少仿射变化次数,能在保证算法抗仿射形变鲁棒性的同时,又有效提高算法效率,具有应用价值,尤其对基于手机等电子设备拍照的场景重构、场景识别等具有重要意义。

2 Fast-AASIFT 算法

2.1 图像逆仿射纠正

对于地势较为平坦的成像环境,可以采用仿射变换对局部透射变换进行估计,来描述从物方三维空间坐标系到像方二维平面坐标系的投影映

射,以降低计算复杂度。另,对于行列式为正的任一仿射变换 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$,其存在唯一的分解^[8]:

$$\mathbf{A} = \lambda \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$v = \mathbf{A}u. \quad (2)$$

结合图 1 仿射成像模型对式(1),式(2)的参数进行说明: u 代表物方某平面, v 代表相机像平面; $t = \frac{1}{\cos \theta}$,为倾斜度; (θ, φ) 相机光轴定向参数,决定了物方三维空间坐标系中相机位置,分别称为相机的纬度、经度; ψ 为相机绕其光轴旋转的角度; λ 为尺度缩放倍数。

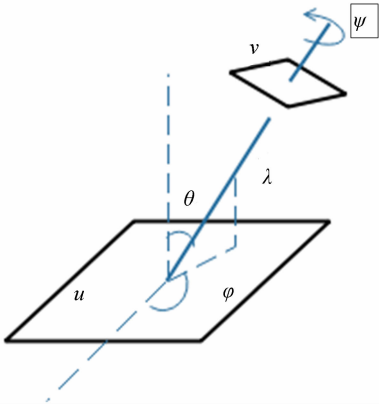


图 1 仿射成像模型

Fig. 1 Affine imaging model

鉴于 SIFT 算法具有尺度和旋转不变性,可取 $\lambda = 1, \psi = 0$,则仿射矩阵 \mathbf{A} 可以简化为:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} t & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix}. \quad (3)$$

其逆变换矩阵 \mathbf{A}^{-1} 如下:

$$\mathbf{A}^{-1} = \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1/t & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

基于式(4),通过如下 2 个步骤实现仿射变形纠正,估计出原图对应的正射图像。

2.1.1 尺度变换/倾斜变换

$$\mathbf{I}_t = \begin{bmatrix} 1/t & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \mathbf{I}_0. \quad (5)$$

基于式(5)进行尺度变换,变换过程如图 2 所示,其中 x_0y_0 表示像平面坐标系, $x_t y_t$ 表示图像坐标系,两者坐标轴单位均为像素(pixel)。记原

图 \mathbf{I}_0 宽为 W_0 、高为 H_0 ,尺度变换图 \mathbf{I}_t 宽为 W_t 、高为 H_t ,则:

$$W_t = \frac{W_0}{t}, H_t = H_0. \quad (6)$$

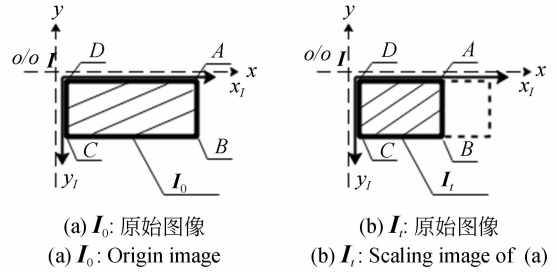


图 2 尺度变换

Fig. 2 Scale transformation

2.1.2 旋转变换

逆仿射纠正的旋转变换分为以下两步:像平面坐标系下图像逆旋转变换与基于图像坐标系的图像变换。

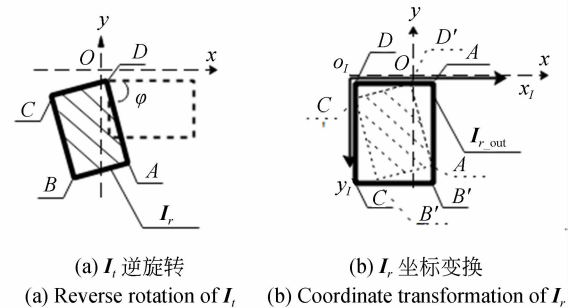


图 3 旋转变换

Fig. 3 Rotation transformation

(1) 像平面坐标系下图像逆旋转

如图 3(a)所示,基于变换矩阵 \mathbf{A}^{-1} ,尺度图像 \mathbf{I}_t 绕像平面坐标系 x_0y_0 的原点,顺时针旋转角度 φ ,实现逆转换。旋转后图像对应像平面坐标系下的纹理区域 \mathbf{I}_r 。

记图像的 4 个角点分别为 A, B, C, D ,则像平面坐标系上,旋转前 \mathbf{I}_t 的 4 个角点坐标分别为: $A(x_{t1}, y_{t1}) = (W_t, 0), B(x_{t2}, y_{t2}) = (W_t, -H_t), C(x_{t3}, y_{t3}) = (0, -H_t), D(x_{t4}, y_{t4}) = (0, 0)$ 。

旋转后 \mathbf{I}_r 的 4 个角点的坐标计算如下:

$$\begin{bmatrix} x_{ri} \\ y_{ri} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{ti} \\ y_{ti} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

即:

$$\begin{cases} A: x_{r1} = W_t \cos \varphi, y_{r1} = W_t \sin \varphi \\ B: x_{r2} = x_{r1} + x_{r3}, y_{r2} = y_{r1} + y_{r3} \\ C: x_{r3} = -H_t \sin \varphi, y_{r3} = H_t \cos \varphi \\ D: x_{r4} = 0, y_{r4} = 0 \end{cases} \quad (8)$$

(2) 图像坐标系下图像变换

像平面坐标系下的纹理区域 I_r 最终转换至图像坐标系下, 输出图像 I_{r_out} 。如图 3(b) 所示, 图像坐标系 $x_I O_I y_I$ 以左上角为坐标原点, 水平向右为 x 轴正, 垂直向下为 y 轴正, 故 I_r 须经 R 翻转、 T 平移才变换至最终纠正图像:

$$I_{r_out} = R \times I_r + T, \quad (9)$$

其中: $R = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$, $T = \begin{bmatrix} -x_{min} \\ -y_{min} \end{bmatrix}$, (x_{min}, y_{min}) 表示 I_r 经 R 翻转后最小外接矩形的左上角在像平面坐标系下的位置, 由变换后 4 个角点的位置决定, 如下图 4 所示, 有:

$$\begin{aligned} x_{min} &= \begin{cases} x_{r3} = -H_t \sin \varphi, \varphi < \pi/2; \\ x_{r2} = W_t \cos \varphi - H_t \sin \varphi, \text{otherwise} \end{cases} \\ y_{min} &= \begin{cases} y_{r4} = 0, \varphi < \pi/2; \\ y_{r3} = H_t \cos \varphi, \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

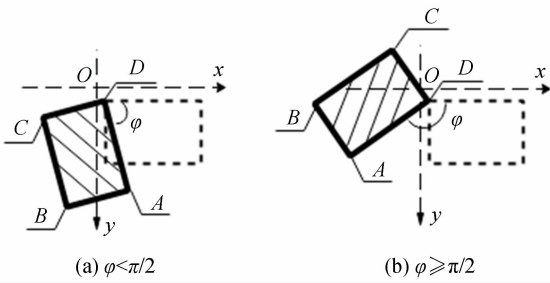


图 4 逆旋转示意图

Fig. 4 Reverse rotation diagram

记原图 I_0 上像素点 $P(x, y)$, 对应纠正图像 I_{r_out} 上像素点 $P'(x', y')$, P 在像平面坐标系下的坐标为 $(x, -y)$, 综上有:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1/t & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ -y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_{min} \\ y_{min} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} x_{min} \\ y_{min} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1/t & 0 \\ 0 & t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_{min} \\ y_{min} \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (11)$$

根据式(11)可推导出:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' + x_{min} \\ y' + y_{min} \end{bmatrix}. \quad (12)$$

综合式(10)~式(12), 本文基于相机仿射形变参数 (φ, t) 对原图进行逆仿射变换, 即可估算其正射图像。在缺少相机先验参数的前提下, 虽无法准确获取图像拍摄时的仿射形变参数, 但可以结合图 1 所示仿射成像模型与图像本身信息估计参数 (φ, t) 取值范围, 通过多次模拟变换实现仿射形变纠正。常规拍摄时, 相机光轴与物方平面法向量一般会存在一定夹角, 即相机纬度, 但该纬度不会太大, 故可取倾斜度 $t = [1.1, 1.4, 1.7, 2]$, 对应相机纬度分别为 $\theta = \cos^{-1}(1/t) = [24.6^\circ, 44.4^\circ, 53.9^\circ, 60^\circ]$; 常规拍摄时, 各拍摄位置不会相差太远, 结合图 1, 在各纬度上可取 $\varphi = [-20^\circ, -10^\circ, 0^\circ, 10^\circ]$, 对相机拍摄位置经纬度参数进行采样模拟, 即可实现较好的仿射纠正。

如图 5 所示为同一手机在不同位置对同一场景 (Building) 拍摄的两幅原始图像, 如前文所述, 场景原图不包含相机及拍摄位置等先验参数, 但从图像本身可知, 两幅场景原图存在较大的仿射形变, 但两个拍摄位置相差不远, 可以参考前文设置 θ 与 φ , 对两幅原图分别进行仿射纠正, 得到如图 6、图 7 所示的纠正图像序列。可见在不同的纠正图像中, 不同位置处的倾斜的建筑物相继得以纠正; 通过不同倾斜度模拟, 还原出不同尺度上的场景; 通过 10° 经度模拟, 场景中右侧建筑物旋转仿射形变得较好纠正; 通过 -10° 与 -20° 的



图 5 场景原图

Fig. 5 Origin images

经度模拟,场景中左侧建筑物旋转仿射形变得到较好纠正。

综上,本文通过 16 次模拟变换估计出 16 幅

正射图像,用估计出来的正射图像序列模拟出原始图像正射图像的所有特征,实现对原图的仿射形变纠正。

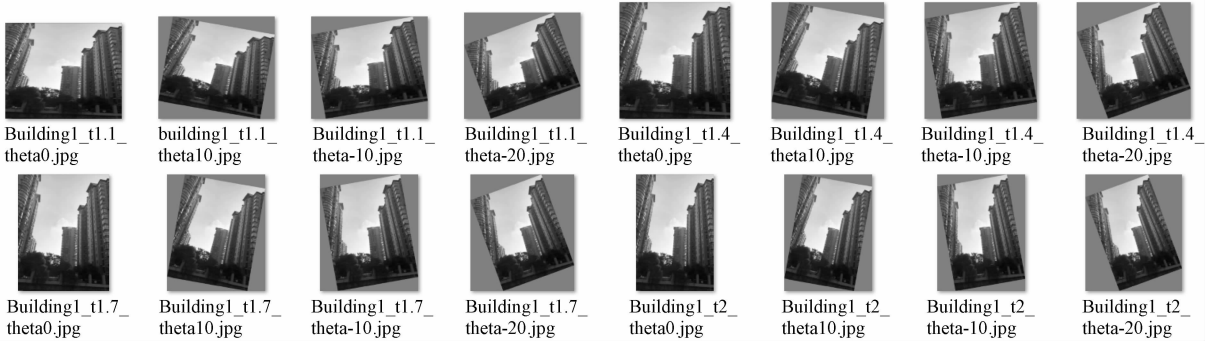


图 6 Building1 的纠正图像序列

Fig. 6 Block diagram of image measuring system



图 7 Building2 的纠正图像序列

Fig. 7 Block diagram of image measuring system

2.2 纠正图像特征提取与匹配

本文按照如下步骤在纠正图像序列上进行 SIFT 特征提取与匹配^[11-16],该内容相对成熟,不作详细阐述。

(1)在纠正图像上,提取高斯差分(Difference of Gaussian, DoG)特征点并建立 SIFT 描述子^[15];

(2)进行 SIFT 特征匹配;

(3)进行基于单应约束及随机抽取一致性约束(Random Sample Consensus, RANSAC)^[16]的匹配优化,参照式(12)将特征点位置反算至原图进行匹配结果输出。本文在对比核线约束+RANSAC 优化与单应约束+RANSAC 优化两种匹配优化效果的基础上,最终选用后者进行匹配优化,下文将两种优化方法分别简称为核线优化法、

单应优化法,并分别用字母 F, H 进行简易标识。

3 实验与分析

系统环境为 Windows10, i5 CPU, 8 GB RAM。

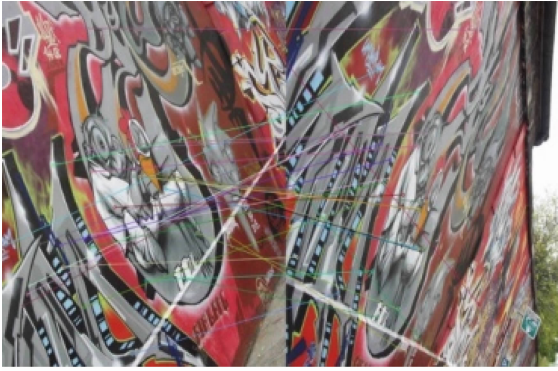
3.1 SIFT 匹配优化及其局限性分析

3.1.1 SIFT 匹配优化

本文在牛津大学计算机视觉实验室图像数据^[17]的基础上开展匹配优化研究,并展示其中经典彩色 Graf 场景与灰色 Boat 场景的匹配效果图与匹配误差如图 8~图 9 所示。从匹配效果图可见,该场景下两种方法都能匹配一定数量正确同名点。从误差图直观可见,两种方法匹配点数相当,但 H 法无误匹配点,且匹配精度更高:Graf 场景下, F 与 H 法匹配点数分别为 31 和 25, boat 场

景下,F 与 H 法匹配点数均为 21 个;若将匹配误差 >5 pixel 的匹配点定义为误匹配点,则实验场景下,F 法优化后仍存在 2~3 个误匹配点,而 H

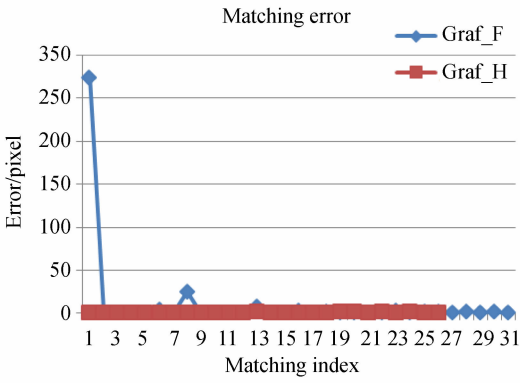
法优化后无误匹配点;且从局部匹配误差图可见,在其他正确匹配位置上,H 法匹配精度整体上优于 F 法匹配精度。



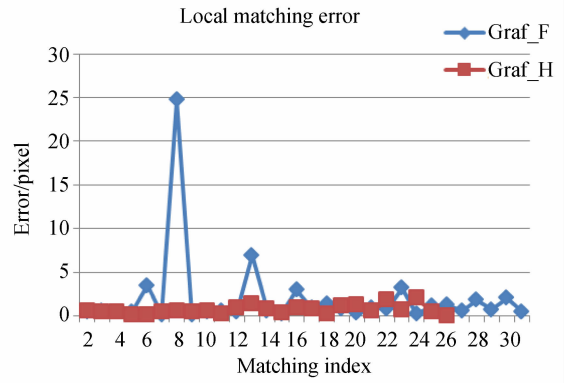
(a) F 法匹配图
(a) Matching image of F



(b) H 法匹配图
(b) Matching image of H



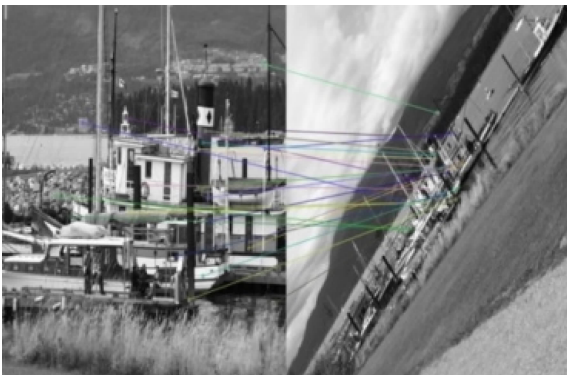
(c) F 与 H 的整体匹配误差
(c) Matching error of F and H



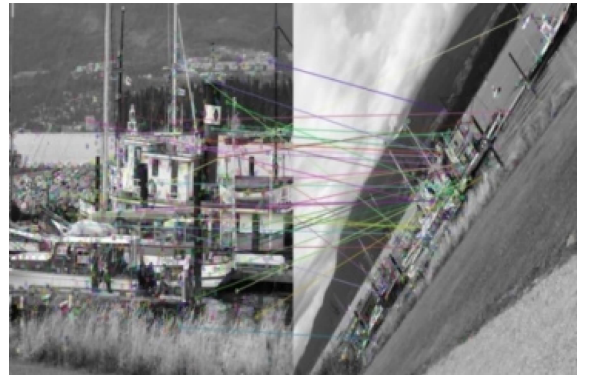
(d) 局部匹配误差对比
(d) Contrast of local matching error

图 8 graf 优化匹配结果

Fig. 8 Matching result of Graf



(a) F 法匹配图
(a) Matching image of F



(b) H 法匹配图
(b) Matching image of H

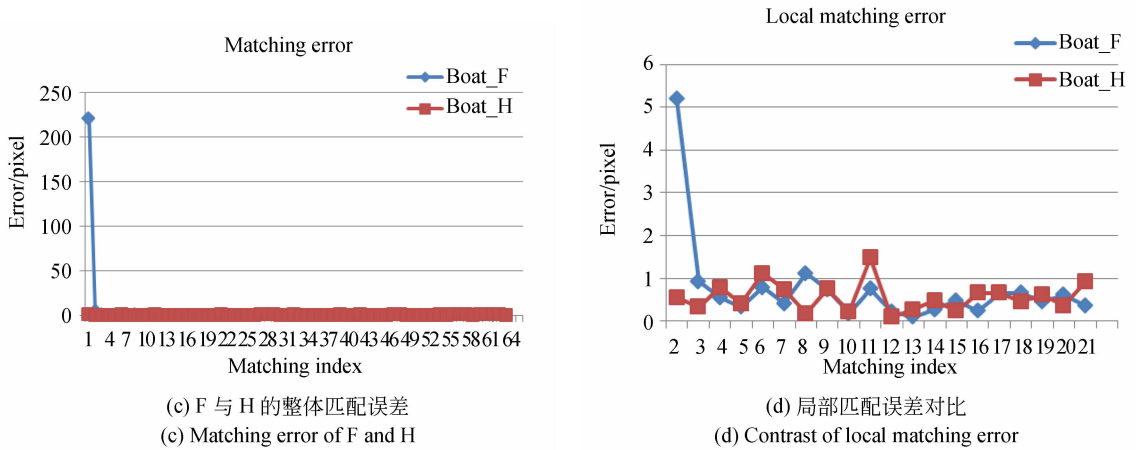


图 9 Boat 优化匹配结果
Fig. 9 Matching result of Boat

如式(12),本文定义优化度 C 进一步对比两种优化算法效果:

$$C = 1 - \frac{U_2}{U_1}, \quad (13)$$

其中: U_1, U_2 为优化前、后误匹配率,由优化前、后匹配点数 N_1, N_2 ,以及优化后误匹配点数 N_3 计算而来:

$$U_1 = \frac{N_1 - N_2 + N_3}{N_1}, U_2 = \frac{N_3}{N_2}. \quad (14)$$

统计上述实验的优化度如表 1 所示,可见 SIFT 匹配算法下, H 法优化度 > F 法优化度。因此,本文在图像匹配阶段采用 H 法对进行匹配优化。

表 1 匹配优化结果对比

Tab. 1 Match optimization results comparison

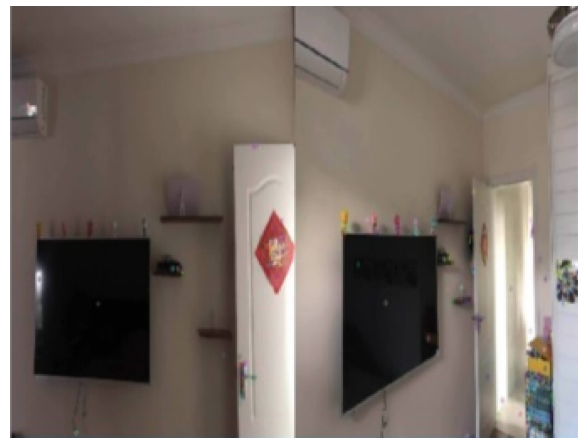
方法	场景	N_3	N_2	N_1	U_2	U_1	C
F	Graf	1	61	68	0.02	0.12	0.83
	Home	1	31	37	0.03	0.19	0.84
H	Graf	0	63	68	0.00	0.07	1.00
	Home	0	25	37	0.00	0.32	1.00

3.1.2 SIFT 匹配算法局限性分析

采用 SIFT 匹配+单应优化算法对如下仿射形变较大的场景图像进行匹配,其中图 10(a)为 Building 图像匹配优化后结果,优化前后匹配点数分别为 11 和 8;图 10(b)为 Home 图像匹配优化前结果,匹配点数为 0。



(a) Building 匹配结果
(a) Matching result of building



(b) Home 匹配结果
(b) Matching result of home

图 10 SIFT 匹配结果
Fig. 10 Matching result of SIFT

可见,在这种仿射变换较大的场景下,SIFT 匹配算法正确匹配点数极速下降,尤其当场景特征较少时,正确匹配点数甚至会减少为 0,因此,SIFT 匹配及其优化算法对大仿射形变场景存在应用局限性,而 ASIFT 算法以及本文提出的 Fast-AASIFT 算法正是对其应用局限性进行弥补的算法。

3.2 Fast-AASIF 匹配算法实验

在 3.1.2 节基础上,本节对传统 ASIFT 算法与本文 Fast-AASIFT 算法的抗仿射形变性进行对比验证实验。

3.2.1 匹配效果分析

如 2.1.2 节所述,针对这类常规拍摄场景,本文 Fast-AASIFT 算法的参数设置为 $t=[1.1, 1.4, 7.2]$, $\varphi=[-20^\circ, -10^\circ, 0^\circ, 10^\circ]$ 。如图 11 和图 12 所示,分别为两个场景匹配优化的效果图和匹配误差,综合两个场景下 SIFT,ASIFT 与 Fast-AASIFT 的匹配结果如表 2 所示。可见,大仿射形变场景下,相比于单纯的 SIFT 算

法,ASIFT 与 Fast-AASIFT 两种算法匹配点数增加,且匹配误差低:对于 Building 场景,单纯的 SIFT 优化匹配算法只能成功匹配到 8 对优质特征点,然而 ASIFT 与 Fast-AASIFT 两种算法能成功匹配到不低于 16 对的优质特征点;尤其对特征较少的 Home 场景,SIFT 匹配算法已无法正确匹配到特征点对,但 ASIFT 与 Fast-AASIFT 算法依然能优质匹配到 10 对以上特征点。另外,综合两种大仿射形变场景的匹配效果图和匹配误差可见,Fast-AASIFT 算法具有与 ASIFT 算法相当的仿射匹配能力,其峰值匹配误差 < 2.5 pixel,平均匹配误差 < 1.2 pixel。

综上,由于算法对场景图仿射形变进行了有效的模拟补偿,对于实验中仿射形变较大的场景,Fast-AASIFT 算法可突破 SIFT 算法的局限性,实现与 ASIFT 算法相当的匹配效果,正确匹配到足够数量的匹配点,以服务于后续基于图像匹配的场景重构、识别等应用。

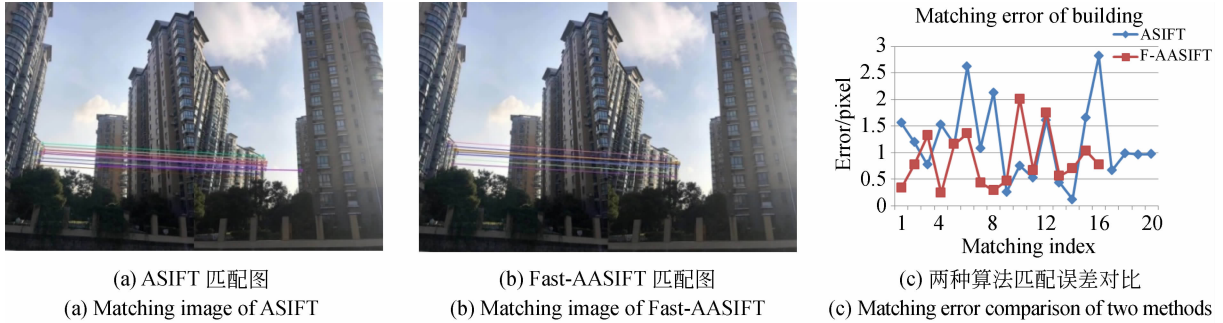


图 11 Building 匹配结果
Fig.11 Matching results of Building

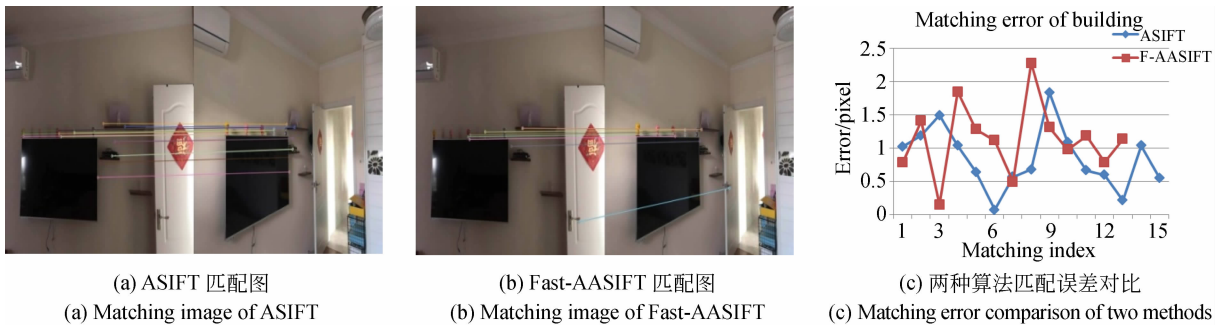


图 12 Home 匹配结果
Fig.12 Matching results of Home

表 2 算法匹配误差对比

Tab. 2 Comparison of matching error for different algorithms

(pixel)

场景	SIFT			ASIFT			Fast-AASIFT		
	N2	平均误差	峰值误差	N2	平均误差	峰值误差	N2	平均误差	峰值误差
Building	8	0.71	1.26	20	1.19	2.82	16	0.86	2.01
Home	0	—	—	15	0.84	1.83	13	1.13	2.27

3.2.2 匹配效率分析

匹配算法效率主要体现在特征提取与特征匹配两个阶段上。特征提取、特征匹配的计算量与图像面积、图像面积平方近似成正比^[8]。

ASIFT 算法通过多次正仿射变换模拟,得到仿射图像序列,在图像序列上进行特征提取与匹配,其算法正仿射变换实现时采用的归一化变换矩阵为 $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1/t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix}$,且模拟仿射变换时 t 进行等比采样取值,一般取 $t = [1, \sqrt{2}, 2, 2\sqrt{2}, 4, 4\sqrt{2}, 8]$,每个倾斜度 $t(t \neq 1)$ 上纬度 φ 进行等差采样,采样数一般对应为 $k = [1, 4, 5, 7, 10, 14, 20]$,共进行 61 次正仿射变换,生成的图像序列总面积约为原始图像的 16.3 倍,ASIFT 特征提取耗时约为 SIFT 的 16.3 倍,ASIFT 特征匹配耗时约为 SIFT 的 16.3^2 倍。

Fast-AASIFT 算法采用逆仿射变换进行仿射纠正,在估计的正射图像上进行特征提取与特征匹配,如式(11)所示,其实现时最终采用的归一

化变换矩阵为 $\begin{bmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1/t & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 。理想情况下,若知道图像仿射变形参数,仅需一次逆仿射变换即可实现仿射纠正;一般情况下,根据图像信息,我们可以大致估计出仿射变形参数范围,在范围内进行参数采样、逆仿射变换,其图像变换次数也远小于 ASIFT 算法。以本文较为宽松的实验条件为例,取 $t = [1.1, 1.4, 1.7, 2.1]$,每个斜度上纬度 φ 等差采样数均为 $k = 4$,仅进行 16 次逆仿射变换,算法效率大幅提高。统计本文 3.2 节实验条件下,Fast-AASIFT 与 SIFT,ASIFT 算法耗时情况如下表 3 所示,表中字母 F,S,A 分别表示上述三种算法,A/S,F/A 分别表示 ASIFT 与 SIFT 耗时比值、Fast-AASIFT 与 ASIFT 耗时比值。由表可知,特征提取阶段,ASIFT 算法耗时不低于 13 倍 SIFT 耗时,Fast-AASIFT 算法耗时约为 0.27 倍 ASIFT 耗时;特征匹配阶段,ASIFT 算法耗时不低于 260 倍 SIFT 耗时,Fast-AASIFT 算法耗时 < 0.3 倍 ASIFT; Fast-AASIFT 算法总耗时 < 0.3 倍 ASIFT,大幅提高算法效率。

表 3 算法耗时对比

Tab. 3 Comparison of time-consuming for different algorithms

(s)

场景	特征提取耗时					特征匹配耗时					算法总耗时				
	S	A	F	A/S	F/A	S	A	F	A/S	F/A	S	A	F	A/S	F/A
Building	4.60	63.00	17.00	13.70	0.27	0.90	235.00	54.00	261.11	0.23	5.50	298.00	71.00	54.18	0.24
Home	3.40	55.00	15.00	16.18	0.27	0.10	27.00	8.00	270.00	0.30	3.50	82.00	23.00	23.43	0.28

4 结 论

针对 SIFT 等传统匹配算法抗仿射形变能力有限的问题,ASIFT 算法以时间换空间,模拟出仿射图像序列进行匹配,来提升算法对图

像仿射形变的鲁棒性,但运算量大,且物理意义不够明显。基于此,本文提出了具有近似仿射尺度不变特征的快速图像匹配算法 Fast-AASIFT。实验结果证明:大仿射形变场景下,该算法能匹配足够多特征点,且峰值匹配误差 < 2.5 pixel,平均匹配误差 < 1.2 pixel,其抗仿

射形变能力明显优于 SIFT 算法,与 ASIFT 算法相当;该算法耗时 < 0.3 倍 ASIFT,大幅改善了 ASIFT 算法的耗时问题,可见,本文算法

既有效保证了算法抗仿射形变鲁棒性,又大幅提高了算法效率,在场景重构、场景识别等领域中具有应用前景。

参考文献:

- [1] 张振超. 多视角倾斜航空影像匹配技术研究[D]. 武汉:解放军信息工程大学,2015.
ZHANG ZH CH. Research on Multi-view Oblique Aerial Image Matching[D]. Wuhan:Graduate PLA Information Engineering University. (in Chinese)
- [2] 潘九宝,王玮,黄明伟,等. 采用倾斜摄影测量和几何造型方法的实景三维建模[J]. 测绘通报, 2020(6):121-124.
PAN J B, WANG W, HUANG M W, et al.. Urban reality 3D model construction using inclined photogrammetry and geometric modeling[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2020(6): 121-124. (in Chinese)
- [3] 李在林. 基于多视图几何的三维重建技术研究[D]. 北京:中国科学院大学,2020.
LI Z L. A Research of 3D Reconstruction Technology Based on Multiple View Geometry[D]. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of Sciences. (in Chinese)
- [4] 张玉珍,侯守明,连盼盼,等. 基于主方向重建的 SURF 多角度识别匹配算法优化[J]. 信息与控制, 2019,48(1):42-49.
ZHANG Y ZH, HOU SH M, LIAN P P, et al.. Multi-angle recognition and matching of SURF algorithm optimization based on principal direction reconstruction [J]. *Information and Control*, 2019, 48(1):42-49. (in Chinese).
- [5] 肖雄武,李德仁,郭丙轩,等. 一种具有视点不变性的倾斜影像快速匹配方法[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2016,41(9):1151-1159.
XIAO X W, LI D R, GUO B X, et al.. A robust and rapid viewpoint-invariant matching method for oblique images[J]. *Journal of Wuhan University: Geomatics and Information Science Edition*, 2016, 41(9):1151-1159. (in Chinese)
- [6] 詹总谦,李一挥,王陈东,等. 顾及局部相对几何变形改正的影像匹配和空三逐步精化方法[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2018,43(11):1620-1627.
ZHAN Z Q, LI Y H, WANG CH D, et al.. A stepwise refinement method for image matching and aerotriangulation using correction of local relative geometric distortions[J]. *Journal of Wuhan University: Geomatics and Information Science Edition*, 2018, 43(11):1620-1627. (in Chinese)
- [7] 马国宝,俞友. 多特征结合的倾斜无人机影像匹配方法[J]. 地理信息世界,2019,26(2):116-119.
MA G B, YU Y. UAV tilted image matching algorithm with multi-feature combination[J]. *Geomatics World*, 2019, 26(2):116-119. (in Chinese)
- [8] MOREL J M, YU G. ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison[J]. *SIAM journal on imaging sciences*, 2009, 2(2): 438-469.
- [9] HUACHAO Y, SHUBI Z, YONGBO W. Robust and precise registration of oblique images based on scale-invariant feature transformation algorithm[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(4): 783-787.
- [10] 肖雄武,郭丙轩,李德仁,等. 一种具有仿射不变性的倾斜影像快速匹配方法[J]. 测绘学报,2015,44(4):414-421.
XIAO X W, GUO B X, LI D R, et al.. A quick and affine invariance matching method for oblique images[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(4):414-421. (in Chinese)
- [11] 杨晓敏,吴炜,卿粼波,等. 图像特征点提取及匹配技术[J]. 光学精密工程,2009,17(9):2276-2282.
YANG X M, WU W, QIN L B, et al.. Image feature extraction and matching technology [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(9):2276-2282. (in Chinese)
- [12] 丁国绅,乔延利,易维宁,等. 基于高光谱图像的改进 SIFT 特征提取与匹配[J]. 光学精密工程, 2020,28(4):954-962.
DING G SH, QIAO Y L, YI W N, et al.. Improved SIFT feature extraction and matching technology based on hyperspectral image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(4):954-962. (in Chinese)
- [13] 耿庆田,赵浩宇,王宇婷,等. 基于改进 SIFT 特征提取的车标识别[J]. 光学精密工程,2018,26(5): 1267-1274.
GENG Q T, ZHAO H Y, WANG Y T, et al.. A vehicle logo recognition algorithm based on the im-

proved SIFT feature[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(5):1267-1274. (in Chinese)

- [14] 张昊骜,朱晓龙,胡新洲,等. 基于 SURF 和 SIFT 特征的视频镜头分割算法[J]. *液晶与显示*, 2019, 34(5):521-529.

ZHANG H S, ZHU X L, HU X ZH, *et al.*. Shot segmentation technology based on SURF features and SIFT features[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2019, 34(5): 521-529. (in Chinese)

- [15] 刘凯,汪侃,杨晓梅,等. 基于 DoG 检测图像特征点的快速二进制描述子[J]. *光学精密工程*, 2020, 28

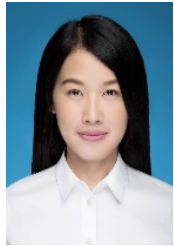
(2):485-496.

LIU K, WANG K, YANG X M, *et al.*. DoG key-point detection based fast binary descriptor[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(2):485-496. (in Chinese)

- [16] 樊彦国,柴江龙,许明明,等. 基于 ORB 与 RANSAC 融合改进的图像配准[J]. *光学精密工程*, 2019, 27(3):702-717.

FAN Y G, CHAI J L, XU M M, *et al.*. Improved fast Image registration algorithm based on ORB and RANSAC fusion[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(3):702-717. (in Chinese)

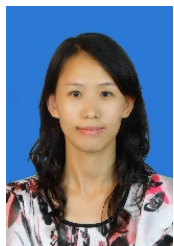
作者简介:



岳娟(1990—),女,湖南邵阳人,博士,助理研究员,2008年于中国海洋大学获得学士学位,2017年于中国科学院大学获得博士学位,主要从事光电成像、图像算法研究。E-mail: yuejuan207@126.com



蔡能斌(1967—),男,上海青浦人,硕士,正高级工程师,1989年于中国刑事警察学院获得学士学位,主要从事光学取证、物证图像处理技术研究。E-mail:13162056906@163.com



高思莉(1978—),女,河南新乡人,博士,研究员,2003年于东北师范大学获得硕士学位,2006年于中国科学院获得博士学位,主要研究方向为红外成像探测、图像融合及红外动态场景仿真技术。Email: gauss_gao@sina.com