

文章编号 1004-924X(2012)03-0651-10

结合优化梯度滤波与投影不变的航拍视频配准

易 盟*, 郭宝龙, 严春满

(西安电子科技大学 机电工程学院 智能控制与图像工程研究所, 陕西 西安 710071)

摘要: 考虑航拍视频配准中 Harris 检测的角点位置易发生偏移和产生伪角点以及匹配点精度不一致等问题, 提出一种基于优化梯度滤波和投影不变的航拍视频配准算法。首先, 提出一种基于优化梯度滤波的 Harris 检测器来实现角点的精确定位, 并选择在尺度变化下局部区域最稳定的角点作为待配准点。然后, 利用 Delaunay 三角网对待配准点进行初始匹配。最后, 提出利用交比不变性方法提取精确度最高的少数匹配点, 并对模型参数进行估计, 完成视频帧间的配准。实验结果表明, 利用提出的方法可实现帧间的精确配准, 对分辨率为 320 pixel \times 240 pixel 的 8 组航拍序列的平均几何保真度误差仅为 0.869, 并能有效提取地面运动目标。

关键词: 航拍视频; 图像配准; 优化梯度滤波; Delaunay 三角网; 投影不变性

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20122003.0651

Aerial video registration combining optimal gradient filters and projective invariant

YI Meng*, GUO Bao-long, YAN Chun-man

(*Institute of Intelligent Control and Image Engineering, School of Electromechanical Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China*)

* *Corresponding author, E-mail: yimeng0120@163.com*

Abstract: As the Harris detector can produce false and unstable corners, and obtained matching points have different accuracies in aerial video registration, an aerial video registration algorithm using optimal gradient filters and projective invariant was proposed. Firstly, a Harris detector based on optimal gradient filters was presented to determine the location of corners, and the locally most stable points were selected to be matching points. Then, the Delaunay triangulation was used to perform the initial matching. Finally, the most "useful" matching points that best satisfied the cross-ratio invariant were presented to estimate the geometry transformation and finish the image registration. Experiment results show that the proposed method by the optimal gradient filters and cross-ratio invariant can realize the registration between the frames, and the average geometric fidelity error is 0.869 for 8 sets of the unmanned video sequences with a resolution of 320 pixel \times 240 pixel. The method can capture moving objects effectively.

Key words: aerial video; image registration; optimal gradient filter; Delaunay triangulation; projective invariant

收稿日期: 2011-06-10; 修订日期: 2011-07-19.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 60802077); 国家杰出青年科学基金资助项目(No. 61003196)

1 引言

通过一个移动摄像机获取一组动态地面场景的视频序列时,该视频图像存在两种运动,即移动摄像机的运动和地面运动目标的运动,通过精确的图像配准有效地区分这两种运动是航拍图像运动目标检测和识别的关键技术^[1-2]。Chen Liang-Chien 等人^[3]通过航拍图像精确配准实现了对地面建筑物的变化检测,同时研究了图像配准精度对于变化检测精度的影响。E. Jayabalan 等人^[4]和 Jiang-jian Xiao 等人^[5]研究了航空图像配准精度对于目标跟踪精度的影响。

图像配准方法一般可分为基于区域的方法和基于特征的方法,其中采用最多的是基于特征的配准方法^[6-11]。文献[7]和文献[8]分别采用尺寸不变特征变换(SIFT)和 Zernike 矩方法实现图像配准,但这些算法检测出正确匹配对的同时,也会产生错误的匹配对,并且正确匹配对越多,错误的匹配对也会越多,从而可导致图像配准时变换模型的估计不准确。为了提高配准精度,葛永新等人^[9]在特征检测环节通过拟合一条二次曲线来对 Harris 极值点进行插值,从而得到具有亚像素精度的角点,提高了配准的精度。然而,由于 Harris 检测器获得的角点对噪声较敏感,且角点响应的幅值在其高频部分呈现出较大波动的尖峰状^[11],因此经过拟合插值方法得到的亚像素角点位置容易发生偏移,而这些偏移的角点会影响图像配准精度。Zhi-li Song 等人^[10]在特征匹配环节利用互信息和 Lissajous 图判断特征的相似度,该方法提高了正确匹配率,但图像存在因噪声引起的局部变形时会造成部分正确匹配点定位不精确,这样得到的匹配点具有不同的精度,因此,并不能保证消除所有不精确的匹配点。

针对航拍视频配准在精度方面面临的上述难点问题,本文在对特征检测和特征匹配各个环节进行详细分析的基础上,提出一种基于优化梯度滤波与投影不变的配准算法(ODFOI)。首先,设计了一种基于 5 维一阶优化梯度滤波的 Harris 检测器,从而得到更为精确的亚像素角点,并在 3 个不同分辨率下保留具有相同位置的稳定角点作为检测的特征点。然后,通过计算两幅待配准特征点的 Delaunay 三角网图,利用三角网的边对估

计模型参数,并提取初始匹配对。最后,通过提取满足投影不变性的具有最高精度的少数匹配点,实现航拍视频的精确配准。

2 算法描述

2.1 基于优化梯度滤波的 Harris 检测器

航拍视频得到的城市场景图像中存在大量的角点特征,因此本文考虑选用角点检测器进行特征点提取。目前存在许多角点检测技术,其中最可靠的是 Harris 角点检测器^[12]。该检测器考虑用一个高斯窗或者矩形窗在图像上移动,模板窗口取得由原图像衍生出的 2×2 的局部结构矩阵,该矩阵定义为:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} G_{xx}^2 & G_{xy}G_{yx} \\ G_{xy}G_{yx} & G_{yy}^2 \end{bmatrix} \times h, \quad (1)$$

其中 h 为高斯窗平滑函数, G 为图像亮度 $I(x, y)$ 在点 (x, y) 处的梯度,定义如下:

$$\begin{bmatrix} G_{xx} \\ G_{xy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \partial I / \partial x \\ \partial I / \partial y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I \otimes [d(k)]_{n=-L}^L \\ I \otimes \{[d(k)]_{n=-L}^L\}^T \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中, $[d(k)]_{n=-L}^L$ 为一阶梯度滤波,可用线性相位有限脉冲响应(FIR)滤波形式表示为:

$$\{d(k)\}_{n=-L}^L = \begin{bmatrix} -d_{-L} \cdots -d_{-2} -d_{-1} & 0 & d_1 & d_2 \cdots d_L \end{bmatrix}, \quad (3)$$

一般取 $L=1$ 或 2 。但是,该滤波器并不能精确地表示梯度,使 Harris 度量的局部极值位置容易发生偏移。因此,本文采用两个一阶滤波器构造梯度滤波器^[11],从而获得更准确的角点定位。

对(3)式进行傅里叶变换得到

$$D(\omega) = \sum_{k=-L}^L d(n) \exp\{-jn\omega\} = 2j \sum_{n=1}^L d_n \sin(\omega n). \quad (4)$$

通过选取合适的滤波系数 $\{d(N)\}_{n=1}^L$ 构造一个一阶梯度滤波函数,并近似满足等式 $D(\omega) = j\omega$ 。本文选择一对滤波器 p 和 d ,将滤波器与信号 $I(x)$ 进行卷积得到 $\{I * p\}(x)$ 和 $\{I * d\}(x)$,并将它们分别作为原信号和该信号的梯度形式。如果将两个一阶滤波器在频域下分别表示为 $p(\omega)$ 和 $D(\omega)$,则在精确度较高时,误差 $[j\omega P(\omega) - D(\omega)]$ 可被最小化。例如,高频部分由滤波器 $D(\omega)$ 产生的误差可以通过滤波器 $P(\omega)$ 减小。

滤波器的最小二乘函数(WLS)为:

$$E^2(p, d) = \frac{\int_{-\pi}^{\pi} [j\omega P(\omega) - D(\omega)]^2 d\omega}{\int_{-\pi}^{\pi} p^2(\omega) d\omega} \quad (5)$$

该误差函数为一种瑞利熵形式,其结果可以

通过奇异值分解(SVD)方法得到一对一阶的滤波器 $p(n)$ 和 $d(n)$, 则 $p(n) * d(n)$ 即为优化的梯度滤波形式。根据误差函数式(5)计算得到优化的 5 维一阶偏导滤波器如表 1 所示。

表 1 5 维一阶平滑滤波 p 和梯度滤波 d

Tab.1 Matched pairs of prefilter p and derivative d kernels for a 5-tap

5-tap	p	0.037 659	0.249 153	0.426 375	0.249 153	0.037 659
	d	0.109 604	0.276 691	0.000 000	-0.276 691	-0.109 604

对一阶梯度滤波优化后根据自相关矩阵得到角点响应函数:

$$R = \det(\mathbf{M}) - k \cdot \text{trace}^2(\mathbf{M}) > T \quad (6)$$

通过对角点响应函数拟合三维二次函数,并对式(7)求导,可将特征点定位到亚像素精度^[13]。

$$\begin{cases} \mathbf{R}(\mathbf{X}) = \mathbf{R} + \frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \mathbf{X}} \mathbf{X} + \frac{1}{2} \mathbf{X}^T \frac{\partial^2 \mathbf{R}}{\partial \mathbf{X}^2} \mathbf{X} \\ \hat{\mathbf{X}} = -\frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \mathbf{X}^2}^{-1} \frac{\partial \mathbf{R}}{\partial \mathbf{X}} \end{cases} \quad (7)$$

图 1(a)所示为一幅分辨率为 250 pixel×250 pixel 的标准原图像,图 1(b)为对图 1(a)缩放得到的分辨率为 126 pixel×126 pixel 的图像,因此,两幅图像对应点的准确坐标是已知的。分别利用文献[9]的标准检测方法和本文提出的方法提取特征点,并选取同样位置的 3 对匹配点,定位结果如表 2 所示。设 (x_i, y_i) 和 (X_i, Y_i) 为两幅图像对应的匹配点,在缩放图像中得到原图像点 (x_i, y_i) 的对应点 (x'_i, y'_i) , 并将 (x'_i, y'_i) 与 (X_i, Y_i) 的欧式距离作为角点的误差值,即表示为:

$$D = \sqrt{[I_1(x'_i, y'_i) - I_1(X_i, Y_i)]^2 + [I_2(x'_i, y'_i) - I_2(X_i, Y_i)]^2} \quad (8)$$

角点的平均误差统计结果如表 2 所示,可以看出,使用本文方法得到的坐标误差值要明显小于文献[9]方法的误差,这说明本文提出的优化检测方法对图像特征提取的精度有重要影响。



(a)原图像(分辨率 250 pixel×250 pixel)
(a)Original image(250 pixel×250 pixel)



(b)对原图像缩放(分辨率 126 pixel×126 pixel)
(b)Image zoom (126 pixel×126 pixel)

图 1 原图像及其缩放后的图像

Fig.1 Original image and the image after zooming

表 2 本文算法和文献[9]标准算法的亚像素特征点定位结果

Tab.2 Detection results of sub-pixel feature points for proposed algorithm and standard algorithm in Reference[9]

	Standard method		Proposed method	
	Original	Zoom	Original	Zoom
1	(196.240, 135.759)	(99.925, 66.753)	(194.932, 136.067)	(98.931, 68.067)
2	(178.387, 63.500)	(91.314, 32.580)	(177.040, 63.500)	(90.040, 32.500)
3	(146.240, 136.759)	(75.193, 67.774)	(144.932, 138.067)	(73.933, 69.067)
Average error	1.786 52		0.944 68	

2.2 稳定特征点提取

当摄像机发生微小焦距变化时,视频帧之间产生了一定的尺度变化。为了保证不同尺度下获取的图像能够检测得到相同位置的角点,本文将尺度因子分别为 $\sigma, 1.5\sigma, 2\sigma$ 的高斯函数对图像进行平滑,并且保留在 3 个分辨率下具有相同位置的角点,即如果某个角点被保留,则它必须满足如下条件:

$$\begin{cases} \|(x, y) - (x_1, y_1)\| \leq 2\Delta\sigma \\ \|(x, y) - (x_2, y_2)\| \leq 2\Delta\sigma \end{cases} \quad (9)$$

其中 $(x, y), (x_1, y_1)$ 和 (x_2, y_2) 分别为 3 个分辨率下获得的角点位置。 $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离。



(a) 尺度因子为 $\sigma=1.5$ 时, Harris 检测器检测的角点
(a) Corners detected by Harris in $\sigma=1.5$



(b) 尺度因子为 $\sigma=1.5$ 时, 基于优化梯度滤波 Harris 检测器检测的角点
(b) Corners detected by optimal derivative filters based Harris in $\sigma=1.5$



(c) 尺度因子分别为 $\sigma=1, \sigma=1.5$ 和 $\sigma=2$ 时采用基于优化梯度滤波 Harris 检测器提取的稳定角点
(c) Stable corners detected by optimal derivative filters in $\sigma=1, \sigma=1.5$ and $\sigma=2$

图 2 特征点检测结果

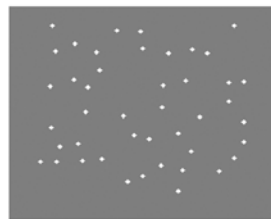
Fig. 2 Detection results of feature points

图 2 分别给出了不同方法对角点提取和分布的影响。图 2(a) 为当高斯尺度因子 $\sigma=1.5$ 时获

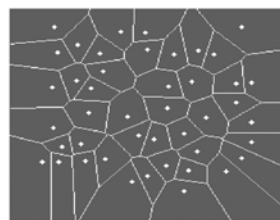
取的 479 个 Harris 角点;图 2(b) 则是使用优化梯度滤波的 Harris 检测器得到的 392 个角点;当尺度因子分别为 $\sigma=1, \sigma=1.5$ 和 $\sigma=2$ 时,通过优化梯度滤波 Harris 检测器得到的 189 个稳定的特征点如图 2(c) 所示。值得注意的是,使用优化梯度滤波方法检测的角点减少了,这是因为排除了那些在迭代过程中位置无法收敛的不稳定角点。

2.3 基于 Delaunay 三角网的特征匹配

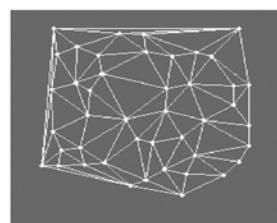
由于两幅待配准图像特征点间的几何相似性, Delaunay 三角网可唯一完全表示其特征,所以可以利用两幅图像的 D-三角网进行特征匹配。对图像中的点集 Delaunay 三角化之前需要先计算该点集的 Voronoi 图。Voronoi 图是由连接两邻点直线的垂直平分线组成的连续多边形结构。Delaunay 三角网是由连接 Voronoi 图中具有公共边相邻多边形的生长中心形成的网络。图 3(a) 为一个点集,该点集的 Voronoi 图如图 3(b) 所示, Delaunay 三角网如图 3(c) 所示。



(a) 点集
(a) A set of points



(b) Voronoi 图
(b) Voronoi diagram



(c) Delaunay 三角网
(c) Delaunay triangulation

图 3 点集的 Delaunay 图

Fig. 3 Delaunay diagram of a set of points

本文利用 D-三角网进行特征匹配的基本思想是:首先在两个点集中构造 D-三角网图,在每幅图像的 D-三角网图中寻找 Delaunay 边集,然后对边集抽样并对样本进行参数估计,利用估计出来的参数将点集分为内点(满足估计参数的点)和外点(不满足估计参数的点),最后采用内点对模型参数重新估计。Delaunay 三角网匹配方法与 RANSAC 匹配方法^[14]相似,但是 D-三角网方法不是从两组点集中随机选择点,而是以一种结构模式下选择样本,因此减少了抽样的次数,提高了运算效率。(如果两个点集分别包含 M 和 N 个点,RANSAC 的抽样次数为 $M^4 N^4$,D-三角网的抽样次数为 $M^2 N^2$ 。)

使用 Delaunay 三角网方法估计图像间的变换模型的过程如下:

(1)在参考图像中寻找 Delaunay 边集;

(2)在参考图像 Delaunay 边集中选择不连接或不重叠的两条边所对应的 4 个点,并在输入图像中选取与参考图像对应的 4 个初始匹配点,求取变换模型 M 的 8 个未知参数;

(3)计算全部匹配点符合变换模型 M 的匹配点对(即内点) K_i ;

(4)选择所有 K_i 中最大的数,采用对应的内点集合重新计算图像的变换矩阵。

在步骤(3)中,参考图像中的点 (X, Y) 与输入图像中的点 (x, y) 的距离表示为:

$$D = \| (X, Y) - (f_x(x, y), f_y(x, y)) \| \quad (10)$$

则为匹配点,其中, $(f_x(x, y), f_y(x, y))$ 为将输入图像的坐标通过变换模型投影到参考图像后的坐标。 ϵ 为像素的最小误差距离,这里取 $\epsilon=1$,这样经过配准后的图像,所有的匹配点距离都在一个像素以内。

图 4 分别给出了对两幅待配准图像的 100 个稳定角点构造的 Delaunay 三角网图,可以看出两幅图像拥有很多相同的 D-三角网边对。

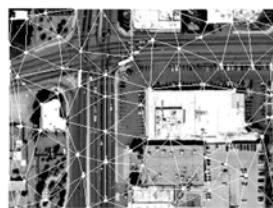
2.4 基于投影不变的精准匹配对提取

通过基于优化梯度滤波的 Harris 检测算法得到了具有亚像素精度的角点,但是由于噪声和畸变的影响,一些特征点的位置会发生偏移,所以,初始匹配对中一些匹配点比其他的匹配点具有更高的精度,本文利用投影不变方法从初始匹配对中提取出最精确的匹配对。

对图像进行投影变换时,一些图像性质不会



(a)



(b)

图 4 两幅航拍图像分别由 100 个稳定角点生成的 Delaunay 三角网

Fig. 4 Two aerial frames show 100 stable corner points along with the Delaunay triangulation

发生改变^[15],例如,直线的投影仍为直线,4 个共线点或 4 条共点线的交比不变,5 个共面点,2 个点和 2 条边在投影变换下具有不变性等。在二维平面上的 Delaunay 三角网中,三角形之间是互不相交、互不包含的,所以,在 D-三角网中一个三角形的共线相邻三角形最多有 3 个,即过每个点有 4 条直线束。由不变量理论可知,这 4 条线束的交比值在投影变换下是不变量。因此,我们可以利用四条线束的交比不变性来提取出匹配对中最精确的 4 对匹配点。

对于给定一幅图像上 4 条线束上的 4 个点 $\{(x_i, y_i) : i=1, 2, 3, 4\}$, 4 条线束交于一点 O , 则 4 条共点线的交比定义为:

$$I_1(x, y) = \frac{\sin(\angle OA, OC) \sin(\angle OB, OD)}{\sin(\angle OA, OD) \sin(\angle OB, OC)}. \quad (11)$$

由于正弦的计算复杂度较高,本文采用一种简化的形式计算 4 线的交比值。

令 $|OA_i A_j|$ 为 3×3 矩阵的行列式值,令 $(a, b, 1)$ $(x, y, 1)$ 和 $(u, v, 1)$ 分别为点 O , A_i 和 A_j 的归一化仿射向量。则有

$$|OA_i A_j| = \begin{vmatrix} a & x & u \\ b & y & v \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} a & x-a & u-a \\ b & y-b & v-b \\ 1 & 0 & 0 \end{vmatrix} =$$

$$\mathbf{OA}_i \times \mathbf{OA}_j = |\mathbf{OA}_i| |\mathbf{OA}_j| \cdot \sin(\angle OA_i, \angle OA_j), \quad (12)$$

将(12)式带入(11)式并化简,得到

$$I_1(x, y) = \frac{|OA_1 A_3| |OA_2 A_4|}{|OA_1 A_4| |OA_2 A_3|}. \quad (13)$$

设 (x_i, y_i) 和 (X_i, Y_i) 为两幅待配准图像对应的匹配点对,其中 $i=1, \dots, 4$,由交比不变性,通过式(13)可以得到 $I_1(x, y) = I_1(X, Y)$,如果两个交比值 $I_1(x, y)$ 和 $I_1(X, Y)$ 不能精确的一致,则通过距离公式(8)计算它们之间的欧式距离。

选取 D 值最小的4对匹配点作为最精确的匹配结果,并采用该4对匹配对重新计算图像间的变换模型。

图5展示了投影不变方法对配准结果的影响。图5(a)为一幅标准图像,图5(b)为对图5(a)进行投影变换后得到的图像。利用Harris检测器检测角点并通过D-三角网匹配方法得到正确的匹配对20个,如图5(a)、(b)所示;利用全部20个匹配点和最优的4对匹配点得到的配准差分图像分别如图5(c)、(d)所示,可以看出,使用投影不变方法的图5(d)的配准效果要明显优于

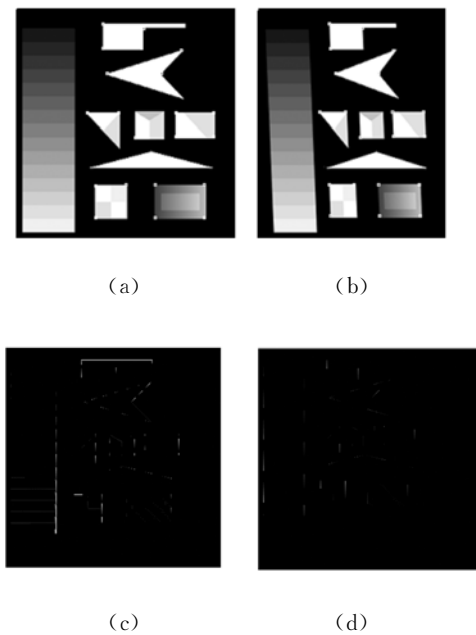


图5 利用投影不变方法进行图像配准的实例。(a)(b)存在仿射变化的标准图像匹配结果。(c)利用所有匹配点得到的配准差分图。(d)利用最精确的4对匹配点得到的配准差分图。

Fig. 5 An image registration example using projective constraint. (a), (b) Images showing the corresponding feature points. (c) Registration result using all feature points. (d) Registration result using best four matching points.

图5(c),这说明本文提出的算法中投影不变方法对图像配准的精度有重要影响。利用投影不变法提取的最优匹配点对配准算法精度的改进会在实验部分得到验证。

3 实验结果与分析

为了检验本文提出的优化梯度滤波方法和投影不变方法为配准算法带来的精度优势,本文将2种配准方法进行比较。方法一为没有使用优化梯度滤波方法和投影不变方法的配准算法,即采用文献[9]的特征检测方法并用全部匹配点配准图像的方法(HDAC配准方法)。方法二为缺少了投影不变方法的配准算法,即利用基于优化梯度滤波的Harris特征检测方法并用全部匹配点配准图像的方法(ODFAC配准方法)。试验中我们选用图6所示的8组航拍视频序列作为测试

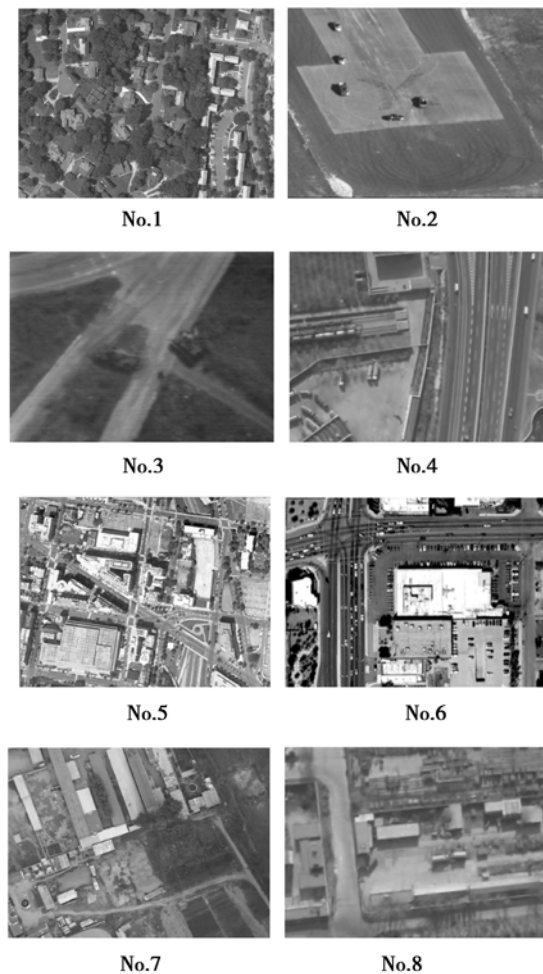


图6 航拍视频序列
Fig. 6 UAV video sequences

库,测试数据分别来自 DARPA 航拍视频、卡耐基梅隆大学 VSAM 无人机数据库和自建航拍视频数据库,每组序列各取 50 帧,分辨率为 $320 \text{ pixel} \times 240 \text{ pixel}$ 。

图 7 为对两幅具有平坦背景的视频图像采用不同算法的配准结果。图 7(a),7(b)分别为待配准的两幅图像,图 7(c)为本文算法得到的两幅图像间的初始匹配点对,其中匹配点对用相同的数字标注,匹配对数为 24 个,利用投影不变方法得到的最精确的 4 对匹配点用图中连线表示。使用

HDAC 方法、ODFAC 方法和 ODFOI 方法得到的差值配准结果分别如图 7(d)、(e)和(f)所示。3 幅图(d)、(e)和(f)的 RMSI(Root-Mean-Squared Intensity)值分别为 12.856、11.964、11.018,可以看到 3 幅差值图像的差别很小,这是由于两幅航拍图像的背景比较平坦,且强度变化不明显。不过,利用本文方法获得的配准结果要稍好于其它两幅。这说明由于采用了优化梯度滤波方法和投影不变方法,本文提出的算法具有更高的配准精度。

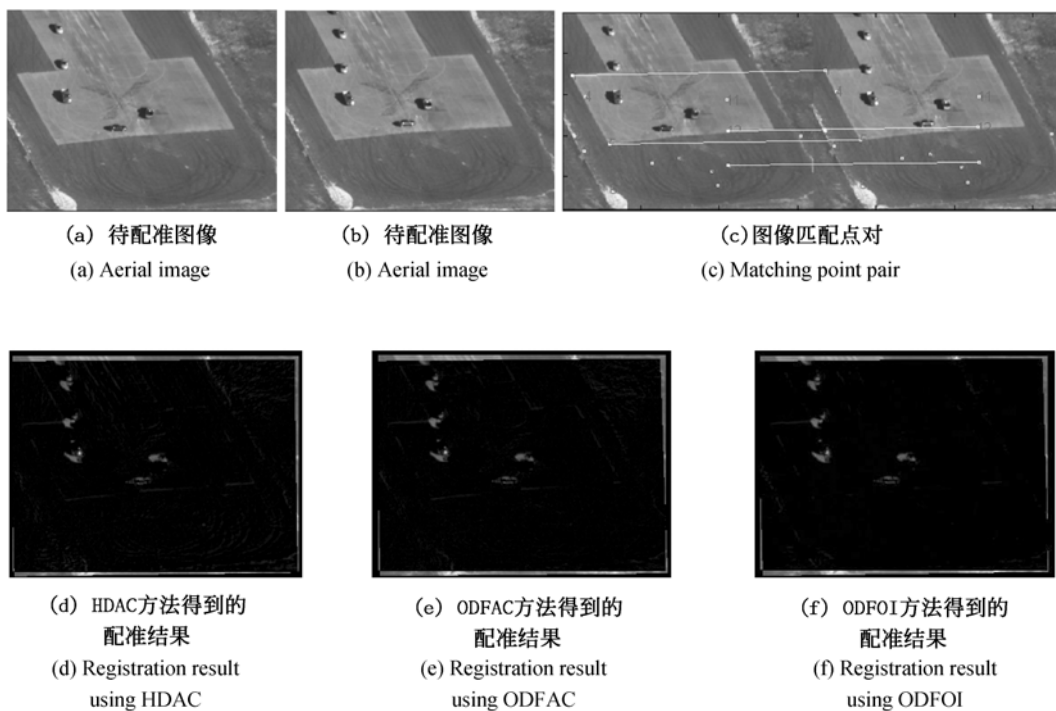


图 7 平坦背景配准

Fig. 7 Registration of planar background

图 8 为对两幅具有复杂背景的视频图像的配准结果。图 8(a),8(b)分别为待配准的两幅图像,匹配结果如图 8(c)所示,正确的匹配对数为 35 个。使用 HDAC 方法、ODFAC 方法和 ODFOI 方法得到的绝对强度差值配准图像的 RMSI 值分别为 15.031、13.426、10.995。配准图像的绝对强度差值图像分别如图 8(d)、(e)和(f)所示。由图 8(f)可以看到,使用本文算法得到的差值图像,仅有移动的汽车具有最高强度值;然而由于不精确匹配点带来的误差,在图 8(d)和 8(e)

中,可以看到白色方形区域内的一些矩形建筑物和停车场的汽车也有高强度值,这样的配准结果会干扰到后续的移动目标检测和跟踪。

为进一步评估配准算法的几何保真度,利用图像上 4 个共线点的交比不变性来评估配准的几何误差。对于给定的原图像 4 个共线点 p_1, p_2, p_3 和 p_4 ,首先计算交比值 C_r :

$$C_r = \frac{\Delta_{13} \Delta_{24}}{\Delta_{14} \Delta_{23}}, \quad (14)$$

其中 Δ_{ij} 表示两个点 p_i 和 p_j 的欧氏距离。

对原图像进行配准后,利用变换模型对 p_1 , p_2 , p_3 和 p_4 进行投影变换,得到配准图像上的 4 个点 p_1 , p_2 , p_3 和 p_4 ;由原图像所得到的 C_r 值,利用公式(14)求取配准图像上第四个点的估计值 p'_4 ,将 p_4 与 p'_4 的差值作为几何保真度误差(Geometric Fidelity Error, GFE)。表 3 详细给出图 6

所示 8 组视频序列的平均特征点检测数(Feature Point)和平均几何保真度误差(Average GFE),每组图像序列取 50 帧,分辨率为 $320 \text{ pixel} \times 240 \text{ pixel}$ 。误差值越小,表明配准的精度越高。可以看出,本文算法在各种场景下误差值最小,因此可以得到更为精确地配准结果。

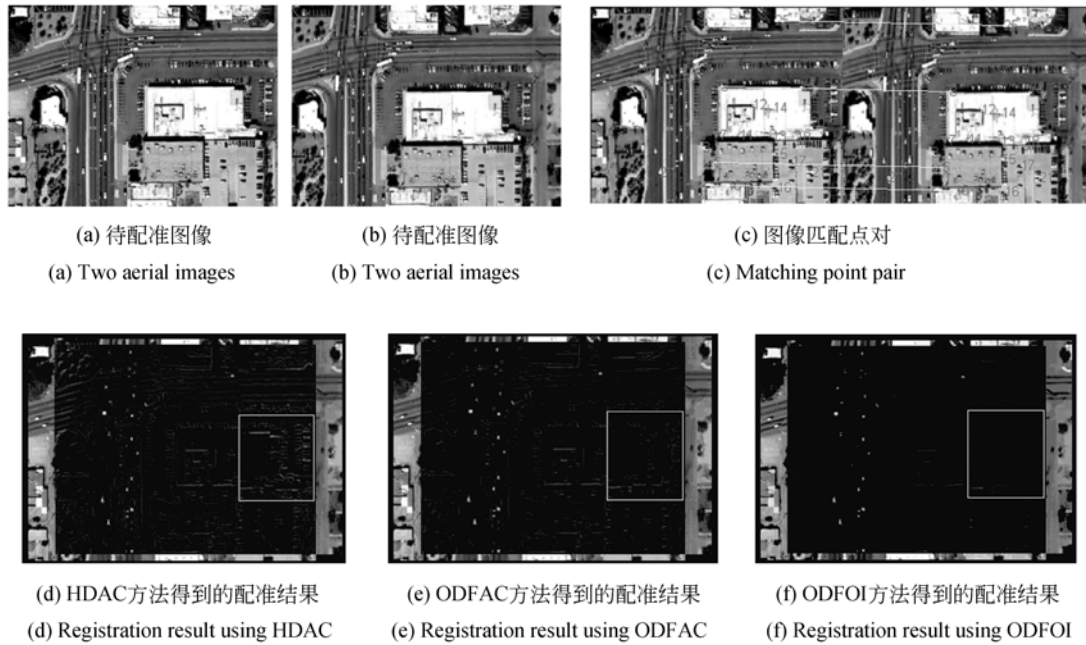


图 8 复杂背景配准

Fig. 8 Registration of complex urban scene

表 3 HDAC、ODFAC 和 ODFOI 算法比较结果

Tab. 3 Comparison of HDAC、ODFAC and ODFOI algorithms

Number	HDAC		ODFAC		ODFOI	
	Feature point	Average GFE	Feature point	Average GFE	Feature point	Average GFE
No. 1	560	1.735 7	190	1.348	190	0.549
No. 2	384	1.157	168	0.965	168	0.354
No. 3	269	2.254	124	1.962	124	1.571
No. 4	358	1.264	135	1.154	135	1.064
No. 5	758	1.554	283	1.021	283	0.465
No. 6	644	2.258	205	2.064	205	1.587
No. 7	587	0.825	193	0.621	193	0.605
No. 8	361	1.364	157	1.091	157	0.757
平均	490	1.551	181	1.278	181	0.869

为了分析检测的特征点数对于图像配准的影响,选用图 6, No. 5 所示的相邻两帧航拍序列作

为测试,选择特征点数在 $100 \sim 300$, 配准后的误差结果如图 9 所示。由误差曲线可以看出,当特

征点增加时,ODFOI方法的配准误差基本没有变化,也就是说从100个特征点中选择的4个最优匹配点和从100到300个特征点之间选择的4个最优匹配点产生几乎相同的配准效果;而当利用全部匹配点进行配准时,由于检测得到更多的特征点后,不精确的匹配对也会增多,而过多的不精确的匹配对可能会导致图像配准时变换模型的估计不准确。

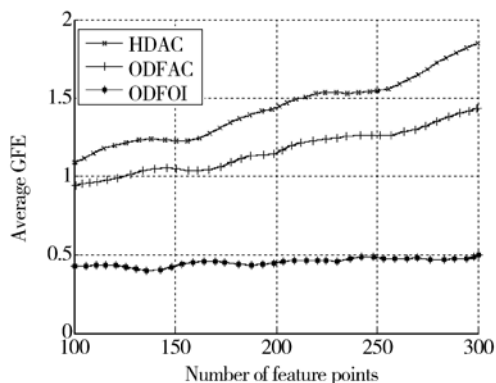


图9 特征点选取100到300时的配准误差曲线图
Fig. 9 Average GFE when 100-300 feature points are used in each frame

本文提出配准算法的计算复杂度由图像分辨率、每幅图像检测的特征点数以及得到的一致匹配点数量共同决定。对于具有相同特征点数的图像,分辨率越大,计算角点所需的时间越长。对于一幅由 $M \times N$ 个像素构成的图像,角点检测的计算复杂度为 $O(MN)$;如果两帧图像分别检测的特征点数为 A 和 B ,则D-三角网匹配算法的计算复杂度为 $O(A^2 B^2)$;如果得到 p 对一致匹配对,则找到最优4对匹配点的投影不变算法的计算复杂度为 $O(p^4)$;最后利用最优的4对匹配点计算

变换模型对图像进行配准。因此,提出算法的计算复杂度为 $O(MN) + O(A^2 B^2) + O(p^4)$ 。

本文测试选取的图像 $M=320, N=240$ 。每幅图像平均选取180个特征点,误差距离阈值 $\epsilon=1$ 。试验硬件配置为IBM Core 2 duo 3.2-GHz,在VC++6.0的环境下,拼接两帧图像的时间在300 ms到1 s之间。

为了获得更快的运算速度,可以选择更少数量的稳定的特征点,并且选择更小的误差距离阈值 ϵ 来减少一致匹配对的数量。在匹配环节,为了减少运算量,可以在D-三角网边集中选择最长的若干条边对变换模型进行估计,当符合变换模型 M 的匹配对数占总匹配对数的一半时可停止计算。

4 结 论

精确、鲁棒的航拍视频配准是航空电子侦察系统的核心和关键技术。本文在对航拍视频配准算法改进的基础上,提出一种基于优化梯度滤波与投影不变的配准算法。该方法采用一种基于5维一阶优化梯度滤波的Harris检测器,能够精确定位角点位置,并在3个不同分辨率下检测得到稳定的角点。另外,利用Delaunay三角网图的边对估计模型参数,并提取初始匹配对,通过提取满足投影不变性的少数具有最高精度的匹配点,产生一个精确的配准结果。实验结果表明,该算法具有较好的检测和匹配精度以及鲁棒性。但是,该算法目前只适用于具有微小形变和光度差异不大的图像配准,在以后的工作中将试图探寻一种更为鲁棒的配准方法。

参考文献:

- [1] ALI S, REILLY V, SNEDDON S. Motion and appearance contexts for tracking and reacquiring targets in aerial videos[C]. *IEEE CVPR*, 2007: 1-6.
- [2] 王梅,屠大维,周许超. SIFT特征匹配和差分相乘融合的运动目标检测[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(4): 892-899.
WANG M, TU D W, ZHOU X CH. Moving object detection by combining SIFT and differential multi-
- [3] CHEN L CH, LIN L J. Detection of building changes from aerial images and light detection and ranging (LIDAR) data[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2010, 4(1): 1-19.
- [4] JAYABALAN E, KRISHNAN A. Target tracking in aerial videos using image registration techniques [J]. *Communications in Computer and Information Science*, 2011, 142(3): 475-477.
- [5] XAOO J J, YANG CH J, HAN F, et al.. Vehicle

- and person tracking in aerial videos[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2008, 4625(1):203-124.
- [6] 王会峰,刘上乾,汪大宝,等. 基于序列图像特征配准的摄像机旋转补偿算法[J]. *光学精密工程*, 2008,16(7):1330-1334.
WANG H F, LIU SH Q, WANG D B, *et al.*. Video camera rotation compensation algorithm based on feature matching of sequence image frames [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,16(7):1330-1334. (in Chinese)
- [7] CLARK F O, ADNAN I A, CURTIS W. Robust registration of aerial image sequences[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2009, 5(4): 325-334.
- [8] 凌志刚,梁彦,程咏梅,等. 一种稳健的多源遥感图像特征配准方法[J]. *电子学报*, 2010, 38(12): 2892-2897.
LING ZH G, LIANG Y, CHENG Y M, *et al.*. A robust multi-source remote-sensing Image registration method based on feature matching[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(12):2892-2897. (in Chinese)
- [9] 葛永新,杨丹,雷明. 基于良分布的亚像素定位角点的图像配准[J]. *电子与信息学报*, 2010,32(2): 427-432.
GE Y X, YANG D, LEI M. Image registration based on well-distributed corners with sub-pixel localization[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(2): 427-432. (in Chinese)
- [10] SONG ZH L, LI SH, THOMAS F. Remote sensing image registration approach based on a retrofitted SIFT algorithm and Lissajous-curve trajectories [J]. *Optics Express*, 2010, 18(2): 513-522.
- [11] HANY F, EERO P. Differentiation of discrete multi-dimensional signals[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004,13(4):496-508.
- [12] HARRIS C, STEPHENS M J. A combined corner and edge detector[C]. *Proc. Fourth Alvey Vision Conference*, 1988: 147-152.
- [13] BROWN M, SZELISKI R, WINDER S. Multi-image matching using multi-scale oriented patches[C]. *Proceeding of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego*, 2005: 510-517.
- [14] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[C]. *Communications of ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [15] MUNDY J L, HELLER A. *Geometric Invariance in Computer Vision*[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1992.

作者简介:



易盟(1982—),男,陕西西安人,博士研究生,2004年于西安理工大学获得学士学位,2008年于西北工业大学获得硕士学位,主要从事模式识别、图像处理、虚拟现实等方面的研究。E-mail: yimeng0120@163.com



严春满(1970—),男,甘肃华亭县人,博士研究生,西北师范大学物理与电子工程学院教师,现为西安电子科技大学智能控制与图像工程研究所博士研究生,主要研究方向为图像处理、人工神经网络等。E-mail: yanचा02@163.com



郭宝龙(1962—),男,陕西西安人,教授,博士生导师,1988年、1995年于西安电子科技大学分别获得硕士、博士学位,主要研究领域为模式识别与智能系统、图像处理和图像通信。E-mail: blguo1199@126.com