

引文格式: XIAO Xiongwu, GUO Bingxuan, LI Deren, et al. A Quick and Affine Invariance Matching Method for Oblique Images[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(4): 414-421. (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.) DOI: 10.11947/j.AGCS.2015.20140048

一种具有仿射不变性的倾斜影像快速匹配方法

肖雄武¹, 郭丙轩¹, 李德仁¹, 赵霞¹, 江万寿¹, 胡翰¹, 张春森²

1. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079; 2. 西安科技大学测绘科学与技术学院, 陕西 西安 710054

A Quick and Affine Invariance Matching Method for Oblique Images

XIAO Xiongwu¹, GUO Bingxuan¹, LI Deren¹, ZHAO Xia¹, JIANG Wanshou¹, HU Han¹, ZHANG Chunsen²

1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China; 2. College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China

Abstract: This paper proposed a quick, affine invariance matching method for oblique images. It calculated the initial affine matrix by making full use of the two estimated camera axis orientation parameters of an oblique image, then recovered the oblique image to a rectified image by doing the inverse affine transform, and left over by the SIFT method. We used the nearest neighbor distance ratio (NNDR), normalized cross correlation (NCC) measure constraints and consistency check to get the coarse matches, then used RANSAC method to calculate the fundamental matrix and the homography matrix. And we got the matches that they were interior points when calculating the homography matrix, then calculated the average value of the matches' principal direction differences. During the matching process, we got the initial matching features by the nearest neighbor (NN) matching strategy, then used the epipolar constrains, homography constrains, NCC measure constrains and consistency check of the initial matches' principal direction differences with the calculated average value of the interior matches' principal direction differences to eliminate false matches. Experiments conducted on three pairs of typical oblique images demonstrate that our method takes about the same time as SIFT to match a pair of oblique images with a plenty of corresponding points distributed evenly and an extremely low mismatching rate.

Key words: oblique images matching; affine invariant feature (AIF); ASIFT; inverse affine transform; matching constrains

Foundation support: The National Basic Research Program of China (973 Program) (No. 2012CB719905); The National Natural Science Foundation of China (No. 61172174); The Open Foundation of State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, mapping and Remote Sensing (No. (13) Key Project)

摘要:提出了一种较为快速且具有仿射不变性的倾斜影像匹配方法。通过估算影像的相机轴定向参数计算出初始仿射矩阵,通过逆仿射变换得到纠正影像,对纠正影像进行 SIFT 匹配。首先利用比值提纯法 (NNDR)、归一化互相关 (NCC) 测度约束和左右一致性检验得到粗匹配点对,由粗匹配点对利用 RANSAC 方法计算出基本矩阵 F 和单应矩阵 H 。匹配时,匹配策略采用最邻近匹配,并利用极线约束、单应矩阵约束、NCC 测度约束和主方向差值一致性约束剔除误匹配。通过对三组典型的倾斜影像数据进行试验,试验表明该方法匹配准确率高,匹配点对较为密集、均匀,且效率较高。

关键词: 倾斜影像匹配; 仿射不变特征 (AIF); ASIFT; 逆仿射变换; 匹配约束

中图分类号: P237

文献标识码: A

文章编号: 1001-1595(2015)04-0414-08

基金项目: 国家 973 计划 (2012CB719905); 国家自然科学基金 (61172174); 测绘遥感信息工程国家重点实验室开放基金 ((13) 重点项目)

1 引言

由于三维重建需要获取侧面纹理信息,倾斜摄影技术应运而生。然而,由于倾斜影像的局部仿射变形大、存在色差等问题,给影像匹配带来了很大困难。

在匹配领域,基于像方搜索和基于物方搜索是两个不同的研究方向。目前针对大倾角倾斜影像匹配,基于像方搜索思路的匹配方法主要有如下 3 种:

(1) 对原始影像提取具有仿射不变性的区域,建立描述子,进行匹配。MSER^[1]、Harris-Affine & Hessian-Affine^[2-3]在这类算法中表现最好^[4],但均不具备完全仿射不变性^[5],对大倾角倾斜影像的匹配效果不好。

(2) 对原始影像先进行粗匹配(一般利用 SIFT^[6]或 MSER 算法及比较严格的匹配策略),得到匹配点对,利用最小二乘法或 RANSAC 算法^[7]计算出两幅影像之间的一个关系矩阵 H 。以影像 B 为参考影像,利用 H 矩阵对影像 A 进行 DLT 变换得到校正影像 A' 。对校正影像 A' 和影像 B 进行 SIFT 匹配,得到匹配点对,再将校正影像 A' 上匹配出的特征点反算到原始影像 A 上。该思路被广泛采用^[8-10],但是由于该方法的粗匹配点对可能会存在数量过少、分布不均匀、正确匹配率不高等问题,计算的 H 矩阵不一定准确,所以难以保证匹配效果。

(3) 模拟法。ASIFT^[5,11]采用近似于穷举法来模拟相机轴定向参数,然后应用 SIFT 模拟尺度、规范化位移和旋转,具备完全的仿射不变性,与 SIFT、MSER、Harris-Affine&Hessian-Affine 相比,在对图像错切、旋转、尺度、光照变化上具有更强的鲁棒性^[5,12],在目标检测与识别、二维图像匹配、立体匹配、三维重建等方面应用广泛^[13-15]。尽管 ASIFT 对倾斜影像的匹配效果较好,但其计算复杂度高、效率比较低下,难以满足实际的应用需求^[16]。在基于物方搜索思路方面,文献[17—18]提出了物方空间引导的多像多基线匹配方法,并较为成功地应用到 PixelGrid 系统中。

针对上述基于像方搜索思路存在的问题,考虑利用纠正影像匹配后再反算到原始影像的思路以确保匹配效果,但是要保证用尽可能少的次数得到合理的纠正影像。因此,本文融合物方和像方方法(假设物方的方向,在像方进行搜索),采取 ASIFT 算法的逆向思路(ASIFT 做仿射变换,本

文作其逆变换),提出了一种较为快速的大倾角倾斜影像匹配方法,先估算影像的相机轴定向参数,计算出初始仿射矩阵,再通过一次逆仿射变换得到纠正影像,对纠正影像进行 SIFT 匹配。为了得到较为密集、均匀的同名点对,通过一定的方法尽量保留最邻近匹配点集中的正确匹配点对,并有效地剔除误匹配。对三组典型的倾斜影像数据进行匹配试验,试验结果表明本文算法得到的匹配点对在数量和分布情况、准确率、尤其是效率上要优于 ASIFT 算法。

2 五倾斜影像获取平台

采用中国测绘科学研究院刘先林院士团队研制的 SWDC-5 倾斜相机平台获取倾斜影像。图 1 是 SWDC-5 相机平台,表 1 是 SWDC-5 的部分平台参数。

图 1 SWDC-5 倾斜相机平台

Fig.1 The camera platform of SWDC-5

表 1 SWDC-5 各相机之间的相对角元素

Tab.1 The relative angular elements between the cameras of SWDC-5

	φ_{E-i}	ω_{E-i}	κ_{E-i}
CamE-A	$-44.826\ 448^{\circ}$	$-0.527\ 889^{\circ}$	$90.178\ 820^{\circ}$
CamE-B	$0.239\ 809^{\circ}$	$-44.549\ 746^{\circ}$	$-179.644\ 876^{\circ}$
CamE-C	$44.913\ 332^{\circ}$	$0.499\ 547^{\circ}$	$-89.844\ 387^{\circ}$
CamE-D	$-0.587\ 146^{\circ}$	$45.457\ 923^{\circ}$	$0.666\ 240^{\circ}$

该平台可通过 IMU 设备获得 E 相机摄取影像(即下视影像)的粗略角元素(φ_E 、 ω_E 、 κ_E)。

3 倾斜影像快速匹配方法

3.1 仿射摄像机模型

由于使用计算机对透视投影进行模拟和处理计算复杂度高、比较复杂,对于地势比较平坦的城市区域,局部透视投影可以使用仿射变化来估计^[5]。

定理^[5]:设某一仿射映射 $A = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$,其行

列式为正,且不存在相似矩阵,则其存在唯一的分解

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

如图2,式(1)可按相机运动解释如下:

平面 u 代表某一平坦的地物表面,右上角平行四边形代表朝向 u 的相机;参数 θ 和 ϕ 为相机轴定向参数,分别称为相机的经度和纬度; $t = \frac{1}{\cos \theta}$ 为斜度; ψ 代表相机绕其自身光轴旋转的角度; λ 代表缩放倍数。

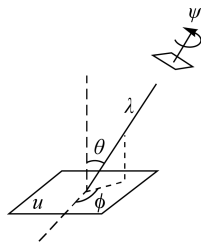


图2 仿射相机模型

Fig.2 The affine camera model

3.2 基于仿射不变的倾斜影像匹配方法

3.2.1 计算初始仿射矩阵

根据每张影像的旋转矩阵 \mathbf{R} 计算相机轴定向参数:纬度角 $\theta \in [0^\circ, 90^\circ)$ 和经度角 $\phi \in [0^\circ, 180^\circ)$,再计算初始仿射矩阵。

(1) 计算每张影像的旋转矩阵 \mathbf{R}

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ b_1 & b_2 & b_3 \\ c_1 & c_2 & c_3 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $a_1 = \cos \varphi \cos \kappa - \sin \varphi \sin \omega \sin \kappa$; $a_2 = -\cos \varphi \sin \kappa - \sin \varphi \sin \omega \cos \kappa$; $a_3 = -\sin \varphi \cos \omega$; $b_1 = \cos \omega \sin \kappa$; $b_2 = \cos \omega \cos \kappa$; $b_3 = -\sin \omega$; $c_1 = \sin \varphi \cos \kappa + \cos \varphi \sin \omega \sin \kappa$; $c_2 = -\sin \varphi \sin \kappa + \cos \varphi \sin \omega \cos \kappa$; $c_3 = \cos \varphi \cos \omega$ 。

由式(2),利用下视影像的粗略角元素(φ_E , ω_E , κ_E)计算下视影像的旋转矩阵 \mathbf{R}_E 。利用下视相机与各侧视相机之间的相对姿态(φ_{E-i} , ω_{E-i} , κ_{E-i})计算同一摄站下视影像与侧视影像的相对旋转矩阵 \mathbf{R}_{E-i} 。

由下视影像的旋转矩阵 \mathbf{R}_E 、同一摄站下视影像与侧视影像的相对旋转矩阵 \mathbf{R}_{E-i} 计算该摄站各张侧视影像的旋转矩阵 \mathbf{R}_i 。

$$\mathbf{R}_i = \mathbf{R}_E \times \mathbf{R}_{E-i} \quad (3)$$

(2) 利用每张影像的旋转矩阵 \mathbf{R} 计算 tilt-swing-azimuth($t-s-\alpha$)坐标系统的3个角度^[19]

$$\left. \begin{aligned} t &= \arccos(c_3) \\ s &= \arctan\left(\frac{-a_3}{-b_3}\right) \\ \alpha &= \arctan\left(\frac{-c_1}{-c_2}\right) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中, $s, \alpha \in [-180^\circ, 180^\circ]$ 。

(3) 计算相机轴定向参数

$$\left. \begin{aligned} \theta &= t \\ \phi &= |\alpha| \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

(4) 计算初始仿射矩阵

$$\mathbf{A}_f = [\mathbf{A} \quad \mathbf{T}_f] = \begin{bmatrix} a & b & e \\ c & d & f \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中

$$\mathbf{T}_f = \begin{bmatrix} e \\ f \end{bmatrix}$$

由于 SIFT 算法具有尺度和旋转不变性,因此,本文将尺度参数 λ 设为 1,旋转参数 Ψ 设为 0。在此,将 (e, f) 的坐标设为 $(0, 0)$,后面通过计算平移矩阵 \mathbf{T}_m 将纠正影像移动到适当位置。

3.2.2 计算纠正影像

在计算出仿射矩阵后,对原始影像进行逆仿射变换,得到纠正影像(近视正射影像)。

仿射变换 $\mathbf{A}_f = \begin{bmatrix} a & b & e \\ c & d & f \end{bmatrix}$ 可以表示为 $\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} =$

$\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e \\ f \end{bmatrix}$, 其中 (x_0, y_0) 为正射影像(或者说,物方平面)上的坐标, (x, y) 为相机拍摄获取到的原始影像上的坐标。可得

$$\left. \begin{aligned} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \frac{d}{ad-bc} & \frac{-b}{ad-bc} \\ \frac{-c}{ad-bc} & \frac{a}{ad-bc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{bf-de}{ad-bc} \\ \frac{ce-af}{ad-bc} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ 1 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \frac{d}{ad-bc} & \frac{-b}{ad-bc} & \frac{bf-de}{ad-bc} \\ \frac{-c}{ad-bc} & \frac{a}{ad-bc} & \frac{ce-af}{ad-bc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

由式(7)可得

$$\mathbf{I}' = \mathbf{A}_f^{-1} \times \mathbf{I} \quad (8)$$

式中

$$\mathbf{A}_f^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{d}{a \cdot d - b \cdot c} & \frac{-b}{a \cdot d - b \cdot c} & \frac{b \cdot f - d \cdot e}{a \cdot d - b \cdot c} \\ \frac{-c}{a \cdot d - b \cdot c} & \frac{a}{a \cdot d - b \cdot c} & \frac{c \cdot e - a \cdot f}{a \cdot d - b \cdot c} \end{bmatrix}$$

在式(8)中, I 表示原始影像; I' 表示得到的纠正影像(近视正射影像)。

为了不浪费存储空间,需要计算纠正影像的适当大小和平移矩阵 \mathbf{T}_m , 将纠正影像移动到恰当位置,如图3。

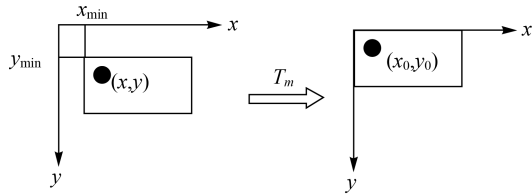


图3 对纠正影像做适当的平移

Fig.3 To make a appropriate translation to the rectified image

利用影像 I (宽度为 W_0 、高度为 H_0 , 单位: 像素) 的4个角点和矩阵 \mathbf{A}_f^{-1} 计算纠正影像 I' 的4个角点。

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \end{bmatrix} = \mathbf{A}_f^{-1} \times \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad i=0,1,2,3 \quad (9)$$

式中, $(x_0, y_0) = (0, 0)$; $(x_1, y_1) = (W_0, 0)$; $(x_2, y_2) = (0, H_0)$; $(x_3, y_3) = (W_0, H_0)$ 。

计算 x'_i 和 y'_i ($i=0,1,2,3$) 的最值。 x'_i 的最大值为 X_{\max} 、最小值为 X_{\min} , y'_i 的最大值 Y_{\max} 、最小值为 Y_{\min} 。

计算纠正影像 I' 的大小(宽度为 $X_{\max} - X_{\min}$ 、高度为 $Y_{\max} - Y_{\min}$)和平移矩阵 \mathbf{T}_m

$$\mathbf{T}_m = \begin{bmatrix} 1 & 0 & X_{\min} \\ 0 & 1 & Y_{\min} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

计算经过适当平移后的仿射矩阵 \mathbf{A}_{ft}

$$\mathbf{A}_{ft} = \mathbf{A}_f \times \mathbf{T}_m = \begin{bmatrix} a & b & aX_{\min} + bY_{\min} + e \\ c & d & cX_{\min} + dY_{\min} + f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & e' \\ c & d & f' \end{bmatrix} \quad (11)$$

\mathbf{A}_{ft} 的伪逆矩阵可以表示为

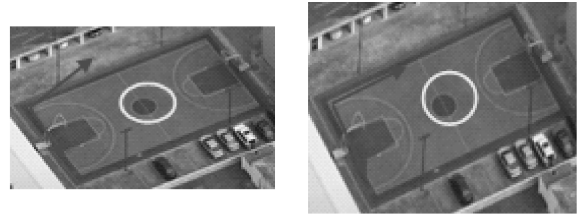
$$\mathbf{A}_{ft}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{d}{a \cdot d - b \cdot c} & \frac{-b}{a \cdot d - b \cdot c} & \frac{b \cdot f' - d \cdot e'}{a \cdot d - b \cdot c} \\ \frac{-c}{a \cdot d - b \cdot c} & \frac{a}{a \cdot d - b \cdot c} & \frac{c \cdot e' - a \cdot f'}{a \cdot d - b \cdot c} \end{bmatrix} \quad (12)$$

因此

$$I'_0 = \mathbf{A}_{ft}^{-1} \times I \quad (13)$$

在式(13)中, I 表示原始影像, I'_0 表示经过适当平移后的纠正影像。也就是说,纠正影像 I' 中的坐标 (X_{\min}, Y_{\min}) 对应纠正影像 I'_0 中的坐标 $(0, 0)$ 。

文中仅需对原始影像作一次逆仿射变换。原始影像与纠正影像的局部效果对比,如图4。



(a) 原始影像中的操场

(b) 纠正影像中的操场

图4 影像纠正前、后的局部效果对比

Fig.4 The comparison of the same local area to the original image and the rectified image

3.2.3 在纠正影像上进行匹配

为了得到较为密集、均匀的正确匹配点对,考虑对最邻近匹配点集剔除误匹配。然而,利用RANSAC算法剔除误匹配时,要保证粗匹配点对中包含至少近50%的正确同名点对^[6]。因此,本文采用如下匹配策略作为替代办法,解决上述问题。

(1) 特征提取及描述。对两张纠正影像分别提取 DoG 特征点并建立 SIFT 描述子。

(2) 粗匹配。匹配时,采用比值提纯法(NNDR,次邻近距离与最邻近距离的比值小于0.85)^[6]、归一化互相关(NCC)测度约束^[20] ($\gamma(a, b) =$

$$\frac{\sum_{i=1}^{128} (a_i - \bar{a})(b_i - \bar{b})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{128} (a_i - \bar{a})^2 \sum_{i=1}^{128} (b_i - \bar{b})^2}}, a_i \text{ 和 } b_i \text{ 分别为匹}$$

配点对两个描述向量的元素, \bar{a} 和 \bar{b} 分别为两个描述向量各元素的平均值, $\gamma(a, b) > 0.6$) 和左右一致性检验(先由左片中特征点搜索右片中满足条件的同名点,得到匹配点集 S_1 ;再由右片中特征点搜索左片中满足条件的同名点,得到匹配点集 S_2 ;最终的匹配点集是 S_1 和 S_2 的交集。该方法可在近乎不减少正确匹配点对的同时,有效剔除一些误匹配)得到粗匹配点对。

(3) 计算 \mathbf{F} 、 \mathbf{H} 矩阵和主方向的平均差值 δ_θ 。

由粗匹配点对,利用 RANSAC 算法(容差为 3 个像素)分别计算出两幅影像之间的基本矩阵 \mathbf{F} 和单应矩阵 $\mathbf{H}^{[7]}$ 。由利用 RANSAC 算法对粗匹配点计算 \mathbf{H} 矩阵的内点来计算匹配点对主方向差

值的平均值 $\delta_\theta = \frac{\sum_{i=1}^n (\theta_i - \theta'_i)}{n}$, θ_i 和 θ'_i 为匹配点对的主方向角度值, n 为内点个数。

(4) 重新匹配。对 SIFT 描述子重新进行最邻近匹配,利用极线约束^[7] ($\epsilon_f = \frac{|\mathbf{I}'_i \cdot \mathbf{x}'_i|}{\sqrt{(a')^2 + (b')^2}}$, 其中 $\mathbf{I}'_i = \mathbf{F} \times \mathbf{x}_i$, a' 和 b' 为 \mathbf{I}'_i 的前两个元素, \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}'_i 为匹配点对, $\epsilon_f < 4$)、单应矩阵约束^[7] ($\epsilon_h = \|\mathbf{x}'_i - \mathbf{H} \times \mathbf{x}_i\|$, $\epsilon_h < 7$)、NCC 测度约束^[20] ($\gamma(\mathbf{a}, \mathbf{b}) > 0.75$)和主方向差值一致性约束(即待匹配点与其最邻近特征点的主方向差值应与 δ_θ 较接近, $\epsilon_\theta = |\theta - \theta'| - \delta_\theta$, ϵ_θ 不超过 10°)剔除误匹配,得到匹配点对。

3.2.4 反算匹配点对

将纠正影像上的匹配点对反算到原始影像上

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \mathbf{A}_{ft} \times \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中, (x_0, y_0) 表示纠正影像上的点; (x, y) 为原始影像上的对应点。

由于在纠正影像有纹理信息区域的边界上可能产生少量的误匹配点对,因此剔除落在原始影像边界 20 像素以内的匹配点对。

4 试验与分析

系统环境: Windows 7, 8 GB RAM, i7 CPU。
试验数据: 广东阳江地区的一组倾斜影像数据(如图 5), 侧视影像(4092 像素 \times 3057 像素)的倾角约为 45° , 下视影像(4103 像素 \times 3039 像素)的倾角约为 5° 。这一组影像的粗略角元素 $(\varphi, \omega, \kappa)$, 如表 2。

表 2 4 张倾斜影像数据的粗略角元素

Tab.2 The rough angular elements of the oblique images

影像	φ	ω	κ
下视影像	-4.303°	-1.335°	75.458°
后视影像	41.302°	-2.427°	-92.335°
左视影像	-14.575°	41.692°	27.019°
右视影像	-14.857°	43.868°	15.482°

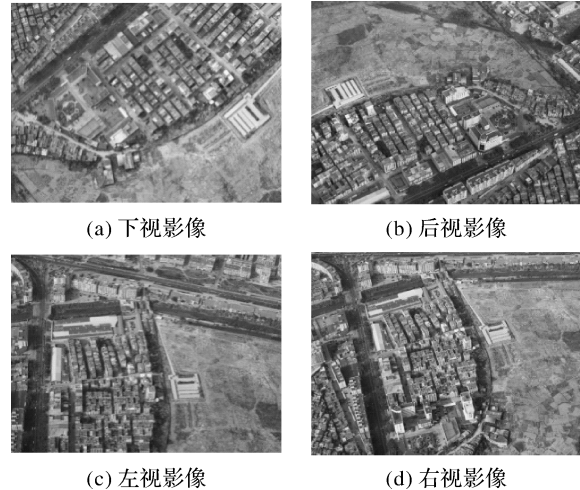


图 5 试验数据: 4 张典型的倾斜影像

Fig.5 The experimental data: four typical oblique images

4.1 AIF 算法的匹配效果

分别用 SIFT、ASIFT、AIF 算法对下视相机与侧视相机获取的影像(如将下视影像与后视影像记为第 1 组)、两个相邻相机获取的侧视影像(如将后视影像与右视影像记为第 2 组)、两个相邻相机获取的侧视影像(如将左视影像与右视影像记为第 3 组)这 3 组有代表性的数据进行匹配, 对比和分析试验结果。

SIFT 算法采用常规、有效的匹配策略: 比值提纯法(阈值 0.7), 并利用 RANSAC 算法剔除误匹配^[6,21]。由于 ASIFT 算法在图像重复纹理区域会产生一些误匹配, 故本文先利用 ASIFT 算法获得粗匹配点对, 再利用 RANSAC 算法提纯匹配点对。

对试验结果的评价标准:

(1) 正确匹配点对的数量及分布。由于 3 种匹配方法得到的匹配结果都采用 RANSAC 算法进行提纯(SIFT 和 ASIFT 直接采用 RANSAC 算法, AIF 相当于间接采用 RANSAC 算法), 故 3 种方法得到的匹配点对均满足单应矩阵约束。对于每组数据, 在影像重叠区人工选取 12 对均匀分布的检测点, 并利用最小二乘法计算出两幅影像之间的单应矩阵 \mathbf{H}_0 。匹配点对是否为正确匹配点对, 由重叠误差^[4,22] ($\epsilon_s = 1 - \frac{A \cap \mathbf{H}_0^T \mathbf{B} \mathbf{H}_0}{A \cup \mathbf{H}_0^T \mathbf{B} \mathbf{H}_0}$, A 、 B 是特征点对的描述区域的面积或像素个数。若 $\epsilon_s < 0.5$, 则为正确匹配点对)来判定。

(2) 匹配点对的正确率, 即正确匹配点对数量与匹配点对总量的比值。

3 种匹配方法对这 3 组数据的匹配效果如图 6,对 3 组数据的匹配结果统计如表 3。由图 6 和表 3 可知:对于第一组数据,在正确匹配点对数量及分布上,本文算法要明显优于 SIFT 和 ASIFT 算法;在匹配正确率上,3 种方法的正确率都比较高,本文方法略优于 SIFT 和 ASIFT 算法。对于第 2 组数据,SIFT 算法匹配失败,本文算法在正确匹配点对数量上要优于 ASIFT 算法;在点对分布和正确率上,要略优于 ASIFT 算法。对第 3 组数据,3 种方法的匹配效果都比较好;在匹配点对数量、准确率、尤其是分布上,本文方法和 ASIFT 算法均要优于 SIFT 算法;虽然 ASIFT 算法的正确匹配点对数量要略高于本文方法,不过,本文方

法的点对已经够密集了,重要的是其分布情况要优于 ASIFT 算法(见图 6 中用椭圆圈出的 6 个局部对比区域)。

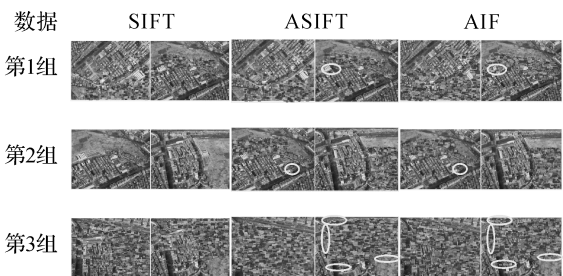


图 6 3 种方法分别对 3 组数据的匹配效果
Fig.6 The matching result of three algorithms

表 3 3 种方法分别对 3 组数据的匹配总数和匹配准确率
Tab.3 The experimental result of three algorithms

数据	SIFT		ASIFT		AIF	
	误匹配数/ 总匹配数	正确率/(%)	误匹配数/ 总匹配数	正确率/(%)	误匹配数/ 总匹配数	正确率/(%)
第 1 组	6/449	98.664	7/603	98.839	12/1428	99.160
第 2 组	4/4	—	5/767	99.348	6/1046	99.426
第 3 组	28/4457	99.372	28/4631	99.395	27/4626	99.416

试验结果表明,本文算法比 ASIFT 算法具有更强的抗视点变化能力,其主要原因是:①通过影像粗略的角元素计算出的相机轴定向参数比 ASIFT 粗略模拟的相机轴定向参数要准确;②本文的匹配策略要优于 ASIFT 算法的匹配策略(由于 ASIFT 提取的特征点数量庞大,为了得到正确率高的匹配点对,其采用了极其严格的匹配策略:比值提纯法,阈值 0.36),而 SIFT 在某些情况下,不具备抗视点变化能力。

4.2 AIF 算法的计算复杂度

若平面上任意区域 D ,经仿射变换($D'=\mathbf{A}_f \times D$,仿射矩阵为 \mathbf{A})后为 D' ,则两区域面积之比为 $|\det(\mathbf{A})|$,即 $S_{D'} = |\det(\mathbf{A})| \cdot S_D^{[23]}$ 。本文中通过对原始影像作逆仿射变换得到纠正影像($I_0' = \mathbf{A}_f^{-1} \times I$,仿射矩阵为 \mathbf{A}^{-1}),所以,纠正影像(有纹理区域)的面积 S' 与原始影像面积 S 之间应满足如下关系: $S' = \frac{1}{|\det(\mathbf{A})|} \cdot S$ 。而 $|\det(\mathbf{A})| = \begin{vmatrix} a & b \\ c & d \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} t & 0 \\ 0 & 1 \end{vmatrix} \times \begin{vmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{vmatrix} = t$, 故 $S' = \frac{1}{t} \cdot S = \cos \theta \cdot S$,其中 θ 为倾斜影像的倾角。

ASIFT 算法需要用 61 次来粗略模拟相机轴定向参数,通过仿射变换得到一组图像序列(共 61 张影像),其总面积约为原始影像的 13.5 倍^[11,16]。AIF 算法先通过估算影像的旋转矩阵直接计算出相机轴定向参数,再通过 1 次逆仿射变换得到 1 张纠正影像,其面积约为原始影像的 $\cos \theta$ 倍。

由于图像局部特征的计算量与输入图像面积基本成比例^[5],对于下视影像与侧视影像的匹配:AIF 算法用于 SIFT 特征提取和描述的影像面积约为原始影像的 $\frac{1 \times \cos 45^\circ + 1 \times \cos 5^\circ}{1+1} \approx 0.85$ 倍(由于各视影像大小几乎相等,看作等大),即 AIF 在特征提取阶段的时间复杂度约为 SIFT 算法的 0.85 倍,而 ASIFT 在特征提取阶段的时间复杂度约为 SIFT 算法的 13.5 倍。AIF 算法在匹配阶段的时间复杂度约为 SIFT 算法的 $\frac{(1 \times \cos 45^\circ) \times (1 \times \cos 5^\circ)}{1 \times 1} \approx 0.70$ 倍,而 ASIFT 算法在匹配阶段的时间复杂度约为 SIFT 算法的 $\frac{13.5 \times 13.5}{1 \times 1} \approx 182.25$ 倍。对于侧视影像与侧视影

像的匹配: AIF 用于 SIFT 特征提取和描述的影像面积约为原始影像的 $\frac{1 \times \cos 45^\circ + 1 \times \cos 45^\circ}{1+1} \approx 0.71$

倍,即 AIF 在特征提取阶段的时间复杂度约为 SIFT 的 0.71 倍,而 ASIFT 在特征提取阶段的时间复杂度约为 SIFT 的 13.5 倍。AIF 在匹配阶段的时间复杂度约为 SIFT 的 $\frac{(1 \times \cos 45^\circ) \times (1 \times \cos 45^\circ)}{1 \times 1} = 0.50$

倍,而 ASIFT 在匹配阶段的时间复杂度约为 SIFT 的 $\frac{13.5 \times 13.5}{1 \times 1} \approx 182.25$ 倍。因此,AIF 算法在特征检测和匹配阶段的计算复杂度要远低于 ASIFT 算法,且低于 SIFT 算法。3 种匹配算法的匹配耗时,如表 4。

表 4 3 种方法的效率对比

Tab.4 The time cost of three algorithms			
数据	算法耗时		
	SIFT	ASIFT	AIF
第 1 组	17	3001	23
第 2 组	18	2946	19
第 3 组	18	2885	20

由表 4 可知,对于 3 组数据,AIF 算法匹配耗时分别为 ASIFT 算法的 0.77%、0.64%、0.69% 倍,分别为 SIFT 算法的 1.35、1.06、1.11 倍。结果表明,AIF 算法的匹配效率要远远高于 ASIFT 算法,但比 SIFT 算法的匹配效率略低,其主要原因是由于本文算法的匹配策略要比 SIFT 算法的匹配策略复杂且计算量大。

5 结 论

本文针对 ASIFT 算法计算复杂度高的问题,提出了一种较为快速的倾斜影像匹配方法,该方法先恢复倾斜影像出现的仿射变形问题,再对纠正影像利用 SIFT 算法和一定的匹配策略进行匹配,最后将匹配出来的同名点对反算到原始影像上。下一步的研究重点是:①融合多种互补不变特征,有效保证匹配点的多量性和空间分布均匀性^[8,24],设计一种重现率高、抗视点变化能力强、且具有尺度和旋转不变性的角点^[3];②优化算法的匹配策略,探索在由 F 、 H 矩阵引导的局部范围内进行匹配(在同名点的局部潜在范围内找到满足比值提纯法、NCC 测度、主方向差异一致性的匹配点),使得匹配点对在重叠区分布更均匀、密集,并进一步减少误匹配率;③进一步增强

匹配点对的可靠性,例如,在本文方法基础上,进行物方验证以增加匹配的稳定可靠性。在完成上述工作后,将该成果推广应用于倾斜影像空三软件和具体的项目实践中。

参考文献:

- [1] MATAS J, CHUM O, URBAN M, et al. Robust Wide-baseline Stereo from Maximally Stable Extremal Regions [J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(10): 761-767.
- [2] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. An Affine Invariant Interest Point Detector [C] // Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision (ECCV). Copenhagen: Springer, 2002: 128-142.
- [3] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & Affine Invariant Interest Point Detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86.
- [4] MIKOLAJCZYK K, TUYTELAARS T, SCHMID C, et al. A Comparison of Affine Region Detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 65(1-2): 43-72.
- [5] MOREL J M, YU G S. ASIFT: A New Framework for Fully Affine Invariant Image Comparison [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 438-469.
- [6] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Key Points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] RICHARD H, ANDREW Z. Multiple View Geometry in Computer Vision [M]. 2nd ed. United Kingdom: Cambridge University Press, 2003: 117-123.
- [8] YANG H C, ZHANG S B, WANG Y B. 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.
- [9] WANG C Y, ZHANG Y, WU Y, et al. Highly Accurate Geometric Correction for Serious Oblique Aero Remote Sensing Image Based on the Piecewise Polynomial Model [J]. Journal of Computational Information Systems, 2011, 7(2): 342-349.
- [10] YU Y N, HUANG K Q, CHEN W, et al. A Novel Algorithm for View and Illumination Invariant Image Matching [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2012, 21(1): 229-240.
- [11] YU G, MOREL J M. ASIFT: An Algorithm for Fully Affine Invariant Comparison [J/OL]. Image Processing On Line, 2011. [2013-11-29]. <http://dx.doi.org/10.5201/ipol.2011.my-asift>.
- [12] YU G, MOREL J M. A Fully Affine Invariant Image Comparison Method [C] // Proceedings of IEEE Interna-

- tional Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Taipei: IEEE, 2009: 1597-1600.
- [13] OJI R. An Automatic Algorithm for Object Recognition and Detection Based on ASIFT Key Points[J]. Signal & Image Processing: An International Journal, 2012, 3(5): 29-39.
- [14] ISHII J, SAKAI S, ITO K, et al. Wide-baseline Stereo Matching Using ASIFT and POC[C] // Proceedings of 19th IEEE 2012 International Conference on Image Processing. Orlando, Florida: IEEE, 2012: 2977-2980.
- [15] ANCIKIEWICZ D, SIDERIS K, RICKETT A. 3D Reconstruction from RGB and Depth Video[EB/OL]. [2014-01-10]. http://cs.ucla.edu/~costas/kinect_reconstruction.html.
- [16] OHTA M, IWAMOTO K, SATO Y, et al. Perspective Robust Object Identification Using Depth and Color Image Sensor for Real-world Annotation[C/OL] // The 5th International Conference on 3D Systems and Applications, 2013. <http://www.3dsa.kr/3DSA2013/contents/program.html>.
- [17] ZHANG Li, GRUEN A. Multi-image Matching for DSM Generation from IKONOS Imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2006, 60(3): 195-211.
- [18] ZHANG Li, ZHANG Jixian. Multi-image Matching for DEM Generation from Satellite Imagery[J]. Science of Surveying and Mapping, 2008, 33(Suppl): 35-39. (张力, 张继贤. 基于多基线影像匹配的高分辨率遥感影像 DEM 自动生成[J]. 测绘科学, 2008, 33(专刊): 35-39.)
- [19] BON A D. Initial Approximations for the Three-dimensional Conformal Coordinate Transform[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1996, 62(1): 79-83.
- [20] KLIPPENSTEIN J, ZHANG H. Quantitative Evaluation of Feature Extractors for Visual SLAM[C] // Proceedings of the 4th Canadian Conference on Computer and Robot Vision. Quebec: IEEE, 2007: 157-164.
- [21] LEŠKOVSKÝ P, ALEKSEYCHUK A, STANSKI A, et al. Point-based Registration of High-resolution Histological Slices for Navigation Purposes in Virtual Microscopy[J]. Annals of the BMVA, 2012, 2012(10): 1-18.
- [22] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A Performance Evaluation of Local Descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [23] LEI Lin, CHEN Tao, LI Zhiyong, et al. A New Approach to Image Invariant Extraction under Global Affine Transformation[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2008, 30(4): 64-70. (雷琳, 陈涛, 李智勇, 等. 全局仿射变换条件下图像不变量提取新方法[J]. 国防科技大学学报, 2008, 30(4): 64-70.)
- [24] YAO Guobiao, DENG Kazhong, ZHANG Li, et al. An Automated Registration Method with High Accuracy for Oblique Stereo Images Based on Complementary Affine Invariant Features[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42(6): 869-876, 883. (姚国标, 邓喀中, 张力, 等. 融合互补仿射不变特征的倾斜立体影像高精度自动配准方法[J]. 测绘学报, 2013, 42(6): 869-876, 883.)

(责任编辑:宋启凡)

收稿日期: 2014-01-21

修回日期: 2014-12-11

第一作者简介: 肖雄武(1988—),男,博士生,研究方向为倾斜影像匹配、空三和三维重建。

First author: XIAO Xiongwu (1988—), male, PhD candidate, majors in oblique images matching, aerotriangulation and 3D reconstruction.

E-mail: xiao_xiongwu@sina.com

通信作者: 郭丙轩

Corresponding author: GUO Bingxuan

E-mail: mobilemap@163.com