

倾斜立体影像自动准稠密匹配与三维重建算法

姚国标^{1,2} 邓喀中¹ 艾海滨² 杜全叶²

1 中国矿业大学国土环境与灾害监测国家测绘局重点实验室,江苏 徐州,221116

2 中国测绘科学研究院,北京,100830

摘要:倾斜影像之间因存在较大几何畸变,已有算法尚难取得可靠准稠密匹配,严重阻碍后续的三维重建。本文提出一种基于仿射不变特征的自动准稠密匹配与三维重建算法。算法分三个阶段:1)种子匹配。先利用仿射不变特征获取初始匹配,在此基础上进行最小二乘匹配(least square matching, LSM),并自适应迭代求取 LSM 最大收敛区域(maximum convergence region, MCR);2)准稠密匹配。对位于 MCR 内部的格网点采用透视变换模型的归一化互相关(normalized cross correlation, NCC)测度进行匹配,其余格网点则采用对极几何改正模型的加权差值平方和测度进行匹配,对于匹配结果中可能存在的外点根据几何一致性关系剔除;3)三维表面重建。利用影像定向与共线方程对2)步结果重建三维点云,然后根据三维点云生成三维网格并贴上纹理,得到最后的重建结果。实际的倾斜立体影像实验验证了算法的优越性。

关键词:倾斜影像;仿射不变特征;最小二乘匹配;准稠密匹配;三维重建

中图法分类号:P237.3 **文献标志码:**A

基于倾斜影像的三维重建^[1]主要包括倾斜影像匹配和物方三维表面重建,其中前者既为三维重建的基础和核心,又是目前的研究热点与难点^[2-5]。如 Lowe 和 Mikolajczyk 分别提出尺度不变特征变换(scale invariant feature transformation, SIFT)^[6]和多尺度 Harris 算法^[7]。在此基础上,杨涛等^[8]将多尺度 Harris 特征点和 SIFT 描述子相结合,提出一种面向航拍视频图像的配准算法;为实现准稠密匹配,杨化超等^[5]、徐振辉等^[9]分别提出了基于 SIFT 和 Harris-Affine 种子点的准稠密匹配扩散算法。对于存在较大几何变形的影像,实现准稠密匹配的关键是如何获得局部映射变换模型。文献^[5]利用 SIFT 的最小二乘匹配(least square matching, LSM)求取局部映射变换模型;而文献^[9]则是在仿射参数的量化空间内采用穷举搜索的方法来获得变换模型;为实现倾斜影像的精确、鲁棒自动准稠密匹配,上述方法存在如下缺陷:①当影像间存在较大的几何变形时,难以获得可靠种子点;②局部映射变换模型求取过程较为复杂且不准确。

本文提出一种基于仿射不变特征的自动准稠密匹配与三维重建算法。该算法的核心可归纳为:① LSM 最大收敛区域(maximum convergence region, MCR)的准确获取;②针对 MCR 内部与外部的格网点分别引入适当的匹配策略,并根据几何一致性关系剔除误匹配。最后,通过实际地面倾斜影像的三维重建结果验证了算法的良好性能。

1 算 法

1.1 种子匹配

1) 仿射不变特征匹配。

左右影像分别记为 I 和 I' ,仿射不变特征^[10-11]用 $f=(x,c)$ 表示,其中 $x=(x,y)^T$ 表示特征坐标, c 为 2 阶协方差矩阵,包含仿射变换信息。特征集分别用 $\eta=\{f_i|i=1,\dots,n(I)\}$ 和 $\eta'=\{f'_j|j=1,\dots,n(I')\}$ 表示,其中 $n(I)$ 和 $n(I')$ 表示特征数目。特征匹配按特征检测、特征描述符提取及匹配依次进行,得到特征匹配集 c 和 c' ,

收稿日期:2013-08-28

项目来源:国家“十二五”科技支撑计划资助项目(2012BAC10B03);国家自然科学基金资助项目(41272389,41371438);江苏省普通高校研究生科研创新计划资助项目(CXZZ13_0937);江苏省高校优势学科建设工程测绘科学与技术学科基金资助项目(SZBF2011-6-B35)。

第一作者:姚国标,博士生,研究方向为数字倾斜摄影测量、多源遥感图像处理。E-mail:yao7837005@163.com

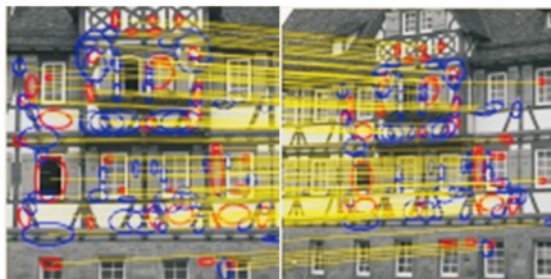
通讯作者:邓喀中,博士,教授,博士生导师。E-mail:cumtdkz@sina.com

并利用式(1)估计基本矩阵 F , 然后根据对极几何关系剔除误匹配。

$$[\mu, 1] F \begin{bmatrix} \mu' \\ 1 \end{bmatrix} = 0 \quad (1)$$

图 1(a) 为融合了 MSER 和 Harris-Affine

(H-A) 特征的匹配结果, 它们分别用红色和蓝色椭圆表示, 同名特征用黄线连接, 可以看出两种特征空间互补性好且分布均匀, 即有利于下文的准稠密匹配, 图 1(b) 给出用式(1)估计的对极几何关系。



(a) 特征匹配结果



(b) 对极几何关系

图 1 仿射不变特征匹配测试结果

Fig. 1 Matching Result of Affine Invariant Features

2) LSM 匹配。种子点是求取 MCR 的基础, 因此, 本节要进一步通过 LSM 提高种子匹配的可靠性。以特征点 x 为中心取大小为 $(2s+1) \times (2s+1)$ 的邻域 (s 取值为 20, 单位为像素)。利用透视变换矩阵 H 近似 x 邻域与 x' 邻域窗口之间的几何变换关系, 用式(2)表示:

$$\begin{cases} u' = \frac{b_1 u + b_2 v + b_3}{b_7 u + b_8 v + 1} \\ v' = \frac{b_4 u + b_5 v + b_6}{b_7 u + b_8 v + 1} \end{cases} \quad (2)$$

$$\text{令 } B = \begin{bmatrix} b_1 & b_2 \\ b_4 & b_5 \end{bmatrix}, T = \begin{bmatrix} b_3 \\ b_6 \end{bmatrix}, P = \begin{bmatrix} b_7 \\ b_8 \end{bmatrix}, \text{ 则 } H = \begin{bmatrix} B & T \\ P^T & 1 \end{bmatrix}.$$

至此, 对应邻域窗口的仿射、平移及透视变形参数可分别用 B, T, P 表示。再令 $c = [c, v]^T \in [-s, s], c' = [c', v']^T$ 为 c 按式(2)进行透视变换后的坐标。则以 x 和 x' 为中心的相关窗口 W 和 W' 可表达为:

$$W = I(x + c), W' = I'(x' + Hc) \quad (3)$$

W 和 W' 间的 NCC 系数利用下式计算:

$$\rho = \frac{\sum_{m=-w}^{w} \sum_{n=-w}^{w} (W_{mn} - \mu(W)) (W'_{mn} - \mu(W'))}{\sqrt{\sum_{m=-w}^{w} \sum_{n=-w}^{w} (W_{mn} - \mu(W))^2 \sum_{m=-w}^{w} \sum_{n=-w}^{w} (W'_{mn} - \mu(W'))^2}} \quad (4)$$

式中, W'_{mn} 通过双线性插值得到; $\mu(W), \mu(W')$ 为相关窗口的灰度均值。

基于式(3)再引入辐射补偿参数 h_0 与 h_1 , 建立基于辐射补偿与透视变换模型的最小二乘匹配方程, 线性化后可得 LSM 的误差方程式^[5], 误差改正矩阵 $\Delta X = [\Delta h_0, \Delta h_1, \Delta b_1, \dots, \Delta b_8]^T$ 包含了需要估计的参数改正值。

LSM 为非线性系统, 需要进行迭代, 其收敛性取决于初值的准确性。因辐射、平移和透视变形相对于仿射变形较小, 初值可设置为 $h_0^0 = 0, h_1^0 = 1, b_3^0 = b_6^0 = b_7^0 = b_8^0 = 0, B = c'^{1/2} r'^T r c^{-1/2}$, 其中 $c^{-1/2}, c'^{1/2}$ 分别代表 I 和 I' 中特征协方差矩阵的平方根及其逆矩阵, r, r'^T 分别表示 I 和 I' 中的特征的方位矩阵及其转置。

已知一对特征匹配, 便可按上文初值设置方

法为 LSM 迭代提供良好的参数初值。迭代求取最优的透视变换模型 H 、辐射畸变参数 h_0, h_1 以及匹配点位。迭代终止条件可设 W, W' 间相关系数 ρ 达到预定的最大的迭代次数。表 1 给出两组 LSM 匹配的测试结果, 可以看出对取自不同影像区域的匹配点, LSM 均能鲁棒、快速收敛, 说明采

表 1 LSM 匹配测试结果

Tab. 1 Test Result Based on LSM

待匹配窗口	初相关窗口	1 次迭代	2 次迭代	3 次迭代
	$\rho=0.706$	$\rho=0.850$	$\rho=0.921$	$\rho=0.953$
	$\rho=0.742$	$\rho=0.844$	$\rho=0.946$	$\rho=0.960$









用本文初值设置方法具有可靠性。表 1 中的待匹配窗口是在 I 中以特征匹配点为中心直接取的矩形邻域,而相关窗口则通过式(2)于 I' 中插值重采样得到。

3) 求取 MCR。求取 MCR 的目的是最大限度地增加 H 的作用范围,提高后续准稠密匹配效率。为直观表达,在给出本文完整的 MCR 算法之前,先说明单对点 MCR 算法:① 已知一对 LSM 匹配结果 $\omega = ((x, x'), s, H, h_0, h_1, \rho)$, 对 s

增加 d (d 取值为 8), 得到新 s , 此时以 x 为中心的邻域增长为新的 $(2s+1) \times (2s+1)$, 并判断其是否超出影像边界, 如越界, 则 s 减去 d , 并退出程序, 否则, 以 LSM 的 H, h_0, h_1 作为初值, 执行 LSM 算法; ② 判断 LSM 的 NCC 系数是否大于阈值 ρ_T (ρ_T 取为 0.85), 如成立, 则重复步骤①, 否则, s 减去 d , 输出结果 ω , 并退出程序。表 2 示意了 MCR 的求取过程, 可以看出, 随着 s 递增, NCC 系数 ρ 递降, 直至 ρ_T 不满足阈值, 程序自动退出。

表 2 MCR 求取过程测试

Tab. 2 Test Result in the Process of Calculating MCR

邻域 1 次增长		邻域 2 次增长		邻域 3 次增长		邻域 4 次增长	
							
$s=28, \rho=0.925$		$s=36, \rho=0.918$		$s=44, \rho=0.906$		$s=52, \rho=0.853$	

至此, 完整的 MCR 算法总结如下: ① LSM 匹配集 $\omega = \{\omega_i | i=1, \dots, n\}$ 按 NCC 系数 ρ 进行降序排列, 其中 n 为 LSM 匹配点数量; ② 从 ω 中取出 ρ 值最大的 ω_i 并从 ω 中删除, 执行上文单对点 MCR 算法, 得到 $\hat{\omega}_i$, 并放入集合 $\hat{\omega}$ 中; ③ 遍历 ω , 从中取出属于 $\hat{\omega}_i$ 邻域的其他 ω , 并从 ω 中删除(注意: 本步删除 ω 是为避免求取 MCR, 以节省时间), 然后利用 $\hat{\omega}_i$ 的 H 并基于式(3)、式(4)计算的 ω 相关系数, 若 ρ 大于 ρ_T , 说明再次匹配成功, 否则作为误匹配排除; ④ 重复步骤①、②、③, 直至 ω 为空集, 程序结束。可见, ω 中并非所有 ω 都要迭代求取 MCR, 从而节省了时间开销。虽然对属于 $\hat{\omega}_i$ 邻域的 ω 无需再求取 MCR, 但仍

要再次计算 NCC 系数以检核其匹配的正确性。

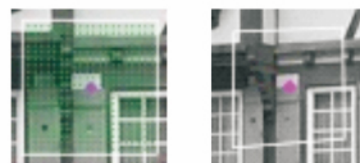
1.2 准稠密匹配

1) MCR 内格网点密匹配

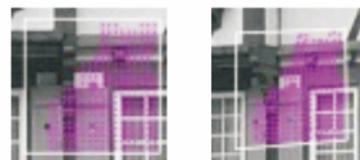
对左影像 I 划分稠密格网, 然后逐个格网提取 Förstner 点^[1], 图 2(a) 示意了提取结果。图 2(b) 和图 2(c) 分别示意了 MCR 密匹配前后效果。本文 MCR 内格网点密匹配算法按下述步骤进行: (1) 设 $\hat{\omega}_i$ 已求取 MCR, 查找位于 $\hat{\omega}_i$ 最大收敛域内的 Förstner 点, 如图 2(b) 左图示意了查找结果, 以其作为待匹配点通过透视变换、NCC 测度的邻域搜索 (ρ_T 取 0.75) 以及二次曲面拟合方法, 在右影像 I' 中定位出同名像点; (2) 遍历所有的 $\hat{\omega}_i$, 逐一重复步骤①, 匹配结果如图 2(c)。



(a) Förstner点提取



(b) MCR密匹配前



(c) MCR密匹配后

图 2 MCR 密匹配测试结果

Fig. 2 Dense Matches in MCR

2) 其余格网点匹配

本节利用对极几何邻域改正模型与加权差值平方和 (weighted sum of squared difference, WSSD) 测度对剩余 Förstner 点进行匹配, 其中对

极几何的基本矩阵 F 根据式(1)求取。

设 x 为 I 中任意待匹配点, 根据 F 可列同名极线 l 与 l' 方程

$$l: y = kx + b \quad l': y' = k'x' + b'$$

式中, (x, y) 、 (x', y') 分别为同名极线上的坐标点, (k, b) 、 (k', b') 对应 l 与 l' 斜率与截距, 易得 l 与 l' 倾角分别为:

$$\alpha = \arctan(k); \alpha' = \arctan(k')$$

进一步得沿极线邻域改正矩阵: $R =$

$$\begin{bmatrix} \cos\alpha & \sin\alpha \\ -\sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix}; R' = \begin{bmatrix} \cos\alpha' & \sin\alpha' \\ -\sin\alpha' & \cos\alpha' \end{bmatrix}.$$

对极几何邻域经过纠正, 以 x, x' 为中心的相关窗口 W 和 W' 用式(5)表示, 其中 $c = [c, v]^T \in [-s, s]^2$, $c' = [c', v']^T \in [-s, s]^2$ 。WSSD 测度定义为式(6), 式中 $P_i = e^{-d_i^2}$, $i = 1, \dots, (2s+1) \times (2s+1)$, d_i 为当前像素到窗口中心的距离, 通过反距离加权, 使特征点临近像素值占较大权重, 以增强匹配可靠性。

$$W = I(x + Rc), W' = I'(x' + R'c') \quad (5)$$

$$C_{WSSD}(x, y, d) = \sum_{(x, y) \in W} P_i (I(x, y) - I'(x, y))^2 \quad (6)$$

利用上述对极改正模型以 x 为中心的 W 作为待匹配窗口, 相关窗口 W' 沿同名极线 l' 逐像素移动, 并按式(6)求取一系列相关系数, 接着通过最小二乘抛物线拟合法得到在横轴方向的最佳位置 t , 继而根据 l' 方程确定最佳匹配点 x' 。

3) 误匹配排除

本文利用随机采样一致性算法估计基本矩阵 F , 通过式(7)计算各匹配点到对应极线距离 D (单位: 像素), 并给定阈值 D_T (取值为 1.5), 如 D 大于 D_T , 则视为误匹配给予剔除。表 3 给出基于本文试验数据的误匹配排除前后对比结果, 其中 n 表示匹配点数; D_{\max} 为匹配点到对应极线的最大距离; ϵ_F 表示匹配点到对应极线距离的均方差, 通过式(8)计算, 式中 D_i 表示任意点到对应极线的距离。由表 3 可以看出, 利用对极几何一致性关系排除误匹配后, 匹配精度得到显著提高。

$$D = \sqrt{(x'^T F x)^2 / ((F x)_1^2 + (F x)_2^2)} \quad (7)$$

$$\epsilon_F = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n D_i^2} \quad (8)$$

表 3 误匹配排除前后的匹配点数及匹配精度对比

Tab. 3 Comparison of Matching Number and Accuracy Between Error Matching Rejection Pre and Post

测试数据	误匹配排除前			误匹配排除后		
	n	D_{\max}	ϵ_F	n	D_{\max}	ϵ_F
Florence	26 538	15.09	2.70	26 319	1.49	0.71
Oldbuild	15 657	11.30	1.59	15 536	1.49	0.67

1.3 三维表面重建

基于准稠密匹配结果与相对定向法^[12]求取 I 和 I' 的外方位参数。具体实现时, 根据 n 对同名像点可列出关于视差 q 的 n 个误差方程式^[13], 并采用最小二乘方法求解。然后, 再利用外方位参数与已知准稠密匹配, 通过共线条件交会物方三维坐标。以一对同名像点为例, 列共线方程并整理后为:

$$\left. \begin{aligned} l_1 X + l_2 Y + l_3 Z - l_x &= 0 \\ l_4 X + l_5 Y + l_6 Z - l_y &= 0 \\ l'_1 X + l'_2 Y + l'_3 Z - l'_x &= 0 \\ l'_4 X + l'_5 Y + l'_6 Z - l'_y &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

令 $l_1 = [l_1, l_4, l'_1, l'_4]^T$, $l_2 = [l_2, l_5, l'_2, l'_5]^T$, $l_3 = [l_3, l_6, l'_3, l'_6]^T$, 则 $A = [l_1, l_2, l_3]$, 且令 $L = [l_x, l_y, l'_x, l'_y]^T$, A 和 L 可视为已知, 它们由内外方位参数及同名像点共同确定。式(9)包含 4 个线性方程, 而待求量为 X, Y, Z , 故亦可根据最小二乘法求取。同理, 计算所有同名像点的三维坐标, 然后根据三维点云生成三维网格并贴上纹理, 得到最后的重建结果。

2 试验与分析

2.1 测试数据及评价指标

选取如图 3 所示的 Florence 和 Oldbuild 两组倾斜影像数据进行算法测试。数据来源于 <http://www.isprs.org/data/default.aspx>, 数据相关描述见表 4。基于准稠密匹配结果进行影像定向, 以视差 q 的中误差 ϵ (像素) 来评价三维模型重建精度, 其计算式为 $\epsilon = \sqrt{v^T v / (n-5)}$, 式中: n 为

表 4 倾斜影像数据描述

Tab. 4 Test Data Description

测试数据	立体像对大小/像素×像素		像元大小/ μm	内方位元素/mm		数据描述
	左	右		像主点	焦距	
Florence	1 536 × 2 048	1 536 × 2 048	3.40	(2.49, 3.43)	6.45	拍摄视点变化约 40°, 存在显著的透视和辐射变形, 背景杂乱
Oldbuild	1 536 × 1 024	1 536 × 1 024	4.85	(3.90, 2.56)	8.42	拍摄视点变化约 30°, 存在显著透视和尺度变形以及景深变化

匹配点数; v 为 n 对同名像点的视差 q 组成的 $n \times 1$ 矩阵。

2.2 实验结果与分析

基于 VS2010 C++ 及 OpenGL 集成开发环境编写了算法程序,实验环境为:Windows7 操作系统,CPU 的主频为 2.93GHz。有 3 种算法被用于对比试验:① 本文算法;② 文献[5]算法;③ 文

献[9]算法。相关实验结果如下:图 3 与图 4 分别给出本文算法的准稠密匹配结果和三维重建结果,为节省篇幅,其余算法的匹配与重建结果图不再给出,表 5 给出基于本文测试数据的不同算法的实验对比结果,其中 n 表示匹配点数, ϵ 表示三维模型重建精度, t 表示算法时间开销(s)。

表 5 两组数据不同算法的实验结果对比

Tab. 5 Comparison of Experiment Results Based on Different Algorithm by using Two Sets of Data

测试数据	本文算法			文献[5]算法			文献[9]算法		
	n	ϵ	t	n	ϵ	t	n	ϵ	t
Florence	26 319	0.13	521	12 337	0.71	983	27 862	2.44	1 072
Oldbuild	15 536	0.11	304	9 972	0.64	541	23 741	1.96	725

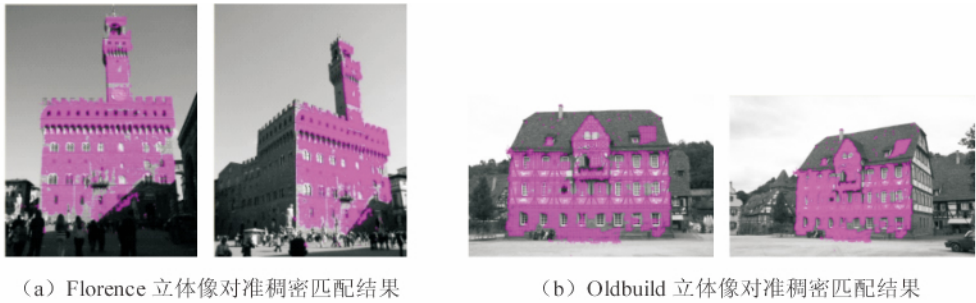


图 3 本文算法准稠密匹配结果

Fig. 3 Quasi-dense Matching Result Based on the Proposed Algorithm

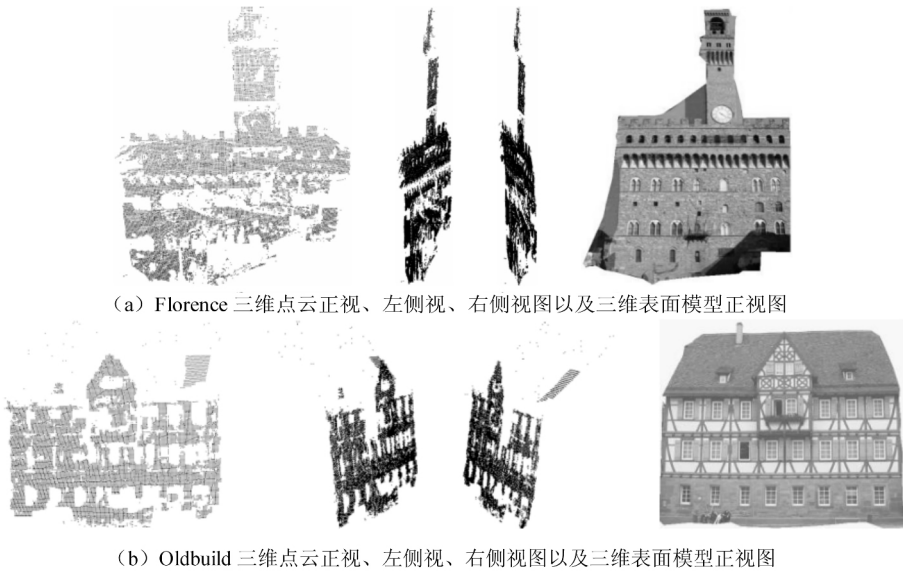


图 4 本文算法的三维模型重建结果

Fig. 4 3D Reconstruction Result Based on the Proposed Algorithm

综合上述实验结果,分析如下。
1) 对存在较大仿射畸变、较多重复纹理以及较明显的景深变化的影像数据,本文算法亦能取得满意准稠密匹配与三维重建结果。由图3(a)与3(b)可见,本文算法的匹配点在建筑物立面上整体分布均匀且实现了准稠密匹配效果,由图3(b)

还可以看出,包含深度变化的房顶上也能获得一定数量的匹配点。由图4可见,本文算法重建的三维表面模型较为精细、逼真,且图4中的三维点云空间分布与图3中的准稠密匹配具有良好一致性。
2) 本文准稠密匹配具有较高的准确性和可

靠性。表5表明,本文算法的重建精度接近1/10像素,而其余算法的重建精度则不及本文,原因在于:①本文先引入互补仿射不变特征匹配(图1),利用同名特征区域固有信息易于准确地求取对应邻域的映射变换模型 H ,然后为LSM迭代提供良好初值(表1),而文献[5]根据SIFT特征尺度与方位信息求取 H 并作为LSM匹配初值,而由于SIFT特征本身不具有仿射不变性,致使LSM匹配往往发散,而文献[9]是在仿射参数量化空间内采用穷举方式搜索对应区域变换参数,计算复杂度高且可靠性不足;②为最大限度地增加 H 的作用范围,本文提出自适应求取LSM最大收敛区域算法,而针对每次邻域增长结果均要重复执行LSM方法,不断优化 H ,从而保证后续准稠密匹配的精度,而文献[5]与[9]是采用边扩散边邻域更新的方式求取 H ,这会使得后面的匹配精度严格依赖于前面的匹配,造成误差积累。

3) 本文计算效率相对较高。表5表明本文算法的耗时约为其余算法的1/2,主要原因分析如下:为求取较为准确的 H ,本文与文献[5]均采用LSM优化方法,但两者为LSM迭代提供初值的方式存在区别:一方面,本文算法是根据仿射不变特征匹配的邻域信息直接求取,效率高,而文献[5]是基于SIFT特征尺度与方位采用自适应NCC方法搜索 H ,效率较低;另一方面,本文直接求取的 H 准确度要高于文献[5]搜索得到的 H ,则本文LSM收敛速度较文献[5]快。文献[9]则采用穷举搜索方法得到 H ,更为耗时。

4) 观察图3,准稠密匹配结果中存在许多“空洞”部分(图3(a)、3(b)中窗户区域),且重复纹理区域匹配稀疏(图3(b)),原因分析:利用以灰度为基础的NCC或WSSD测度在纹理较丰富区域能够得到准确匹配,而在无纹理或纹理单一区域则容易产生粗差点,继而可能被作为误匹配排除。然而,“空洞”与“稀疏匹配”并不影响三维重建,这由图4给出的三维表面重建效果可以证明。

3 结 语

本文基于倾斜影像的三维重建,提出一种鲁棒准稠密匹配算法,引入互补不变特征匹配为LSM迭代提供良好初值,继而求取邻域范围较大、精度较高的映射变换模型,接着对LSM最大收敛域(MCR)内部与外部的格网点分别采用NCC测度与WSSD测度进行匹配,并根据几何一致性关系剔除误匹配。实际的倾斜影像试验表

明,本文算法具有精确、高效优势,因此本文为高畸变倾斜影像的三维建模提供了一种思路。下一步研究将采用更多类型的倾斜影像数据验证本文算法,并与三维激光点云精度进行比较。

参 考 文 献

- [1] Zhao Peng, Ni Guoqiang. Simultaneous Perimeter Measurement for 3D Object with a Binocular Stereo Vision Measurement System[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2010, 48(4): 505-511
- [2] Zhang Qian, Jia Yonghong, Hu Zhongwen. An Improved SIFT Algorithm for Multi-source Remote Sensing Image Registration[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(4): 455-459(张谦, 贾永红, 胡忠文. 多源遥感影像配准中的SIFT特征匹配改进[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2013, 38(4): 455-459)
- [3] Scharstein D, Szeliski R. A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-frame Stereo Correspondence Algorithms[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 47(3): 7-42
- [4] Zhu Qing, Zhao Jie, Lin Hui, et al. Triangulation of Well-defined Points as a Constraint for Reliable Image Matching [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry*, 2005, 71(9): 1 063-1 069
- [5] Yang Huachao, Zhang Lei, Yao Guobiao, et al. An Automatic Image Registration Method with High Accuracy Based on Local Homography Constraint [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2012, 41(3): 401-408(杨化超, 张磊, 姚国标, 等. 局部单应约束的高精度图像自动配准方法[J]. 测绘学报, 2012, 41(3): 401-408)
- [6] Lowe D. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110
- [7] Mikolajczyk K, Schmid C. Indexing Based on Scale Invariant Interest Points[C]. *Proceeding of the 8th International Conference on Computer Vision*, Vancouver, Canada, 2001, 525-531
- [8] Yang Tao, Zhang Yanning, Zhang Xiuwei, et al. Scene Complexity and Invariant Feature Based Real-Time Aerial Video Registration Algorithm[J]. *Acta Electronic Sinica*, 2010, 38(5): 1 069-1 076(杨涛, 张艳宁, 张秀伟, 等. 基于场景复杂度与不变特征的航拍视频实时配准算法[J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1 069-1 076)
- [9] Xu Zhenhui, Zhang Feng, Sun Fengmei, et al. Quasi-dense Matching by Neighborhood Transfer for Fish-eye Images[J]. *Acta Automatic Sinica*, 2009, 35(9): 1159-1167(许振辉, 张峰, 孙凤梅,

- 等. 基于邻域传递的鱼眼图像的准稠密匹配[J]. 自动化学报, 2009, 35(9): 1159-1167
- [10] Matas J, Chum O, Urban M, et al. Robust Wide-baseline Stereo from Maximally Stable Extremal Regions[J]. *Image Vision Computing*, 2004, 22(10): 761-767
- [11] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & Affine Invariant Interest Point Detector[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(1): 63-86
- [12] Li S F, Suter R M. Adaptive Reconstruction Method for Three-dimensional Orientation Imaging[J]. *Journal of Applied Crystallography*, 2013, 46(2): 512-524
- [13] Christian J A. Optical Attitude Determination from Horizon Orientation Using Image Segmentation[J]. *Journal of Guidance Control and Dynamics*, 2013, 36(1): 113-123

An Algorithm of Automatic Quasi-dense Matching and Three-dimensional Reconstruction for Oblique Stereo Images

YAO Guobiao^{1,2} DENG Kazhong¹ AI Haibin² DU Quanyue²

1 Key Laboratory for Land Environment & Disaster Monitoring of SBSM, China University of Mining & Technology, Xuzhou 221116, China

2 China Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100830, China

Abstract: Since there are severe geometric distortions between oblique images, it is difficult for the available algorithms to obtain satisfactory quasi-dense matching; thus a serious obstacle to subsequent three-dimensional reconstruction. This paper proposes an algorithm of automatic quasi-dense matching and three-dimensional reconstruction based on affine invariant features. The proposed method can be divided into three stages: ① Seed region matching. The affine invariant features are first extracted and matched; based on matched features least square matching (LSM) is implemented. Subsequently, the maximum convergence region (MCR) of LSM can be calculated by adaptive iteration. ② Quasi-dense matching. To detect correspondences, the normalized cross correlation (NCC) for a perspective transformation model was adopted to the grid points in MCR, and the weighted sum of a squared difference metric for a epipolar geometry correction model was applied to the rest of grid points. Afterwards, outliers will be eliminated based on the geometrical consistency check. ③ Three-dimensional surface reconstruction of the 3D point cloud commenced with the application of a image orientation and collinearity equation. Then, a 3D surface model was generated based on the 3D point cloud. Experiments with oblique stereo images demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: oblique images; affine invariant feature; least square matching; quasi-dense matching; 3D reconstruction

First author: YAO Guobiao, PhD candidate, specializes in digital oblique photogrammetry, multi-sensors remote sensing image processing. E-mail: yao7837005@163.com

Corresponding author: DENG Kazhong, PhD, professor. E-mail: cumtdkz@sina.com

Foundation support: The National Five Year Science and Technology Support Program of China, No. 2012BAC10B03; the National Natural Science Foundation of China, Nos. 41272389, 41371438; the Jiangsu Province Ordinary University Graduate Research Innovation Projects of China, No. CXZZ13_0937; the Priority Academic Program Development of Jiangsu Higher Education Institution, No. SZBF2011-6-B35.