

基于非固定初始面元的无人机影像点云优化算法

杨楠^{1,2} 邵振峰^{1,2} 郭丙轩¹ 彭哲¹ 黄蕾³

1 武汉大学测绘与遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉,430079;

2 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室深圳研发中心,广东 深圳,518057;

3 深圳市地籍测绘大队,广东 深圳,518034

摘要: 获取平台的不稳定性容易导致无人机影像的几何变形增大。如何高精度匹配这类影像是当前摄影测量与遥感领域的研究热点之一。针对这个问题,提出基于非固定初始面元的无人机点云优化算法,采用差分代替微分计算地物表面局部正切平面的近似法向量,以此为初值建立初始物方面元进行匹配计算,并用两组数据进行实验验证。结果表明,基于非固定初始面元的无人机影像点云优化算法改进了基于物方面元的最小二乘匹配方法,优于基于面元的多视立体匹配(patch-based multi-view stereo matching and reconstruction, PMVS)中的点云优化方法,提高了点云优化的效率和精度。

关键词: 非固定面元; 无人机影像; 最小二乘匹配; 点云优化

中图法分类号:P231

文献标志码:A

在传感器技术高速发展的信息化测绘时代,利用无人机低空遥感平台快速地获取地表数据已经成为研究的热点^[1]。近年来,利用激光扫描系统获取地物三维数据得到了摄影测量与遥感领域的广泛关注,但激光扫描系统作为一种新兴的遥感方式,价格较为昂贵,在短期内难以大范围普及使用。采用影像密集匹配来重建三维空间几何模型的方式成本较低,且包含了激光点云数据所欠缺的光谱信息^[2,3]。运用无人机作为平台的低空遥感具有飞行高度低、飞行成本低廉、响应速度快等优势^[4],弥补了卫星遥感和普通航空摄影测量易受天气影响不能实时获取地面影像的缺陷,具有广阔的应用前景。

无人机平台由于体积小,飞行过程中易受到气流的影响,导致飞行姿态不稳定,影像可能出现严重的变形,大大增加了影像匹配的难度。文献[5]提出的基于物方面元的最小二乘匹配方法将物方面元的概念引入到平差模型,从而减少了未知数的个数,在无人机影像的匹配过程中取得了较好的效果。然而,最小二乘匹配结果对初值的要求极高。本文提出的基于非固定面元的无人机点云优化算法是对物方面元最小二乘匹配方法的改进,旨在提高匹配效率,提高点云精度。

1 基于非固定初始面元的点云优化算法

本文先讨论多视立体匹配(PMVS)的点云优化算法,再分析基于物方面元的最小二乘匹配算法,并提出优化算法。

1.1 PMVS 中的点云优化算法

在 Seitz^[6]等人提供的多目立体重构算法的公共测试平台中, Furukawa^[7]等人提出的 PMVS 算法取得了最佳效果。PMVS 算法的核心思想是在物方构建近似于物体表面的局部正切平面(patch)。如图 1(b)所示,蓝色符号表示算法中定义的 patch,其法向量(蓝色箭头符号)指向影像(image)方向。如图 1(a)所示,patch 的定义包括中心 $c(p)$, 法向量 $n(p)$, 参考影像 $R(p)$, 其中, p 表示 patch。patch 的一条边与参考相机(即拍摄参考影像的相机)的 x 轴平行。patch 上有 m 像素 \times m 像素的格网。

patch 中心点就是两张影像上对应特征点前方交会求出的物方模型点。初始 patch 平面的法向量 **norm** 是 patch 中心点坐标指向参考影像摄影机中心的单位向量。patch 优化的过程就是调

整法向量 $norm$ 和 patch 中心点的过程。

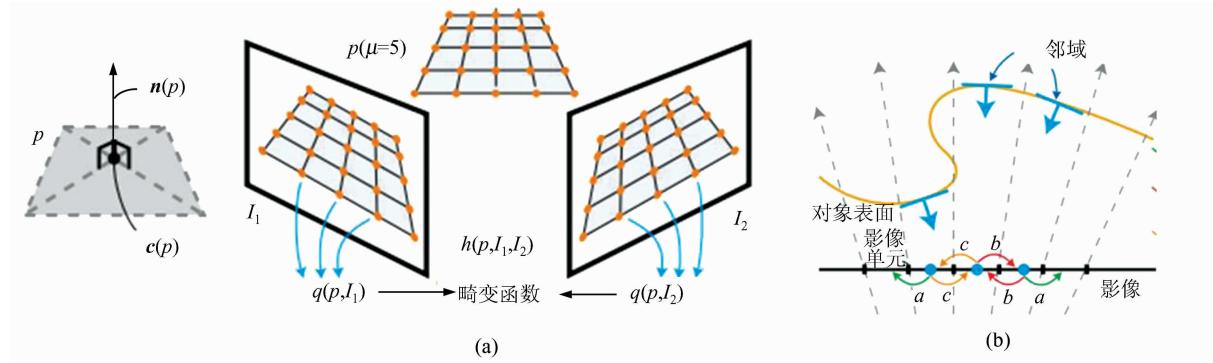


图 1 PMVS 中的局部正切平面

Fig. 1 Patch in PMVS

PMVS 定义的 patch 网格的边平行于参考影像摄影机坐标系的 x 、 y 轴。patch 网格大小为 patch 沿着 x 、 y 轴的两个方向步进的向量 p_{xaxis} 、 p_{yaxis} 。PMVS 在计算的过程中通常取 5×5 或 7×7 的网格。

将求得的初始 patch 分别投影到参考影像和搜索影像上, 根据 patch 投影到每张影像上的投影区域 $q(p, I_1)$ 、 $q(p, I_2)$ 计算相关系数, 进而衡量影像区域间的匹配程度。

PMVS 简化自由度的思想是通过影像与 patch 间的投影关系将 patch 的 6 个自由度(包括中心点坐标 $c(p) = (X, Y, Z)$, 法向量 $n(p) = (a, b, c)$)简化为 3 个, 即物点沿摄影光线移动的距离 PP' 和法向量方向角 α, β 。

设 patch 法向量 $n(p)$ 在摄影坐标系中的坐标为 (a, b, c) , patch 法向量在摄影坐标系中的方向角为 α, β , 则 a, b, c 的计算公式为:

$$\begin{cases} a = \cos\beta \times \cos\alpha \\ b = \cos\beta \times \sin\alpha \\ c = \sin\beta \end{cases} \quad (1)$$

优化 patch 的过程是按照空间几何关系不断调整 patch 的 3 个自由度, 使得 patch 网格表面投影到影像上的影像窗口相关系数最大。PMVS 将 patch 投影到参考影像与搜索影像所得的影像窗口的相关系数定义为 f_i , $i = 1, 2, 3 \dots, i$ 是 patch 搜索影像集合的序号, 不包含参考影像。定义目标函数:

$$f(z, \alpha, \beta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (1 - f_i) \quad (2)$$

式中, 自变量为 patch 的三个自由度, n 为搜索影像个数。优化 patch 的过程由此转化为求取一个极值点使得函数 $f(z, \alpha, \beta)$ 的值最小的过程。在 PMVS 算法中, 使用下山单纯形法 (Nelder-

Mead)^[8] 对函数 $f(z, \alpha, \beta)$ 进行求解。

下山单纯形法是一种无须求解函数导数来寻找函数极值的方法。它的核心思想是, 首先构造一个初始的包含给定点的单纯形, 然后通过映射、收缩和扩展三种方式不断替换函数值最大的点, 直到所掌握的单纯形收缩到一个点为止。

由下山单纯形法的定义可知, 在无法估计近似的“谷底”点(函数最小值)时, 算法的时间复杂度非常大。而文献[9]提出的基于物方面元的最小二乘匹配方法可以加快点云优化过程中的收敛速度, 减少迭代次数。

1.2 基于物方面元的最小二乘匹配算法

最小二乘匹配^[10]方法由于具有灵活、可靠、高精度的特点, 广泛地应用于特征提取、影像匹配、目标定位等方面^[9,11,12], 并很快推广到多点和多片的情形^[13]。直至今日, 最小二乘匹配仍是处理许多重要摄影测量任务的一个强大的解决方案。众多学者针对最小二乘匹配的特点提出改进方法^[14,15]。Baltsavias 将共线方程约束引入最小二乘匹配, 提出了共线条件约束的多片最小二乘匹配算法^[16] (multi-photo geometrically constrained matching, MPG). MPG 算法不但可以在影像匹配的同时直接得到对应匹配点前方交会的三维坐标, 而且可以提高最小二乘匹配的稳定性。文献[5]在传统 MPG 算法的基础上引入物方面元的概念, 利用影像与地面间的几何关系, 重新定义多片最小二乘匹配, 大大简化了 MPG 算法的自由度。文献[17]提出匹配区域内多中心平行投影的方法, 通过构建有理多项式系数 (RPC) 模型下的投影方程, 将基于物方面元的最小二乘匹配算法推广到多中心投影推扫式成像的影像匹配中, 取得了较好的匹配效果。

由于低空遥感影像多采用单中心投影, 因此

本文着重介绍基于共线条件方程的物方面元最小二乘匹配。如图 2 所示, 设三维点 $P(X_c, Y_c, Z_c)$ 投影到参考影像上的像点为 $p_{0c}(x_{0c}, y_{0c})$, 则以点 p_{0c} 为圆心的影像窗口是以点 P 为圆心的某个物方面元 $f(X, Y, Z)$ 的投影。将物方面元投影到搜索影像上, 所得到的影像窗口与参考影像窗口中的像素是一一对应的。令物方面元法向量为 (a, b, c) , 则物方面元的方程为:

$$a(X - X_c) + b(Y - Y_c) + c(Z - Z_c) = 0 \quad (3)$$

式中, (a, b, c) 可由方向角 (α, β) 表示(式(2))。

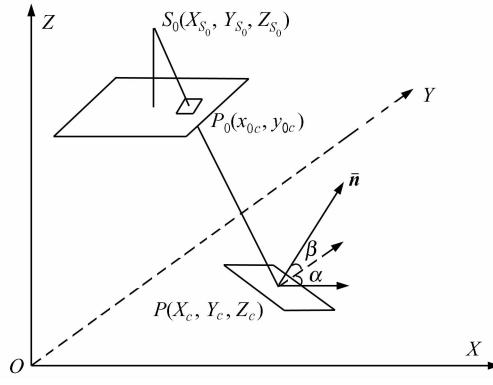


图 2 物方面元与光束交点

Fig. 2 Intersection of the Object Patch and the Beam

令 (u_0, v_0, w_0) 为像点 $p_0(x_0, y_0)$ 在像空间辅助坐标系中的坐标, $(X_{s_0}, Y_{s_0}, Z_{s_0})$ 为投影中心在物空间坐标系中的坐标, λ 为投影系数, 得三维点坐标 (X, Y, Z) :

$$\begin{cases} X = X_{s_0} + \lambda u_0 \\ Y = Y_{s_0} + \lambda v_0 \\ Z = Z_{s_0} + \lambda w_0 \end{cases} \quad (4)$$

联立式(4)、式(5), 有:

$$\lambda = \frac{a(X_c - X_{s_0}) + b(Y_c - Y_{s_0}) + c(Z_c - Z_{s_0})}{au_0 + bv_0 + cw_0} = \frac{Z - Z_{s_0}}{w_0} \quad (5)$$

由于面元中心点 $P(X_c, Y_c, Z_c)$ 也在物方面元上, 令 λ_c 为投影系数, (u_{0c}, v_{0c}, w_{0c}) 为 P 在参考影像中的像点 $p_{0c}(x_{0c}, y_{0c})$ (影像窗口中心点) 在像空间辅助坐标系中的坐标, 则有:

$$\begin{cases} \lambda = \frac{au_{0c} + bv_{0c} + cw_{0c}}{au_0 + bv_0 + cw_0} \\ \lambda_c = \frac{au_{0c} + bv_{0c} + cw_{0c}}{au_0 + bv_0 + cw_0} \cdot \frac{Z_c - Z_{s_0}}{w_{0c}} \end{cases} \quad (6)$$

由共线方程^[18]可求得物方面元上的点投影到搜索影像上的像点坐标 (x_i, y_i) 。根据最小二乘匹配原理建立误差方程:

$$v_{g_0(x_0, y_0)} = dh_{0i} + g_i(x_i, y_i) \cdot dh_{1i} + h_{1i} \left(\frac{\partial g_i}{\partial x_i} dx_i + \frac{\partial g_i}{\partial y_i} dy_i \right) - (g_0(x_0, y_0) - h_{0i} - h_{1i} \cdot g_i(x_i, y_i)) \quad (7)$$

式中, h_{0i}, h_{1i} 为第 i 张搜索影像到参考影像的辐射畸变系数; dh_{0i}, dh_{1i} 为辐射畸变系数的改正值; $g_0(x_0, y_0)$ 为参考影像上影像窗口中点的像素亮度值; $g_i(x_i, y_i)$ 为像点 (x_i, y_i) 的像素亮度值; $(\partial g_i / \partial x_i, \partial g_i / \partial y_i)$ 为亮度值在 x, y 方向的导数值, 由于影像像素间间隔较小, 可用差分代替微分来计算。 (dx_i, dy_i) 为像点坐标的改正值, 联立方程(2)、(5)、(6)、(7), 像点坐标 (x_i, y_i) 可由物方面元中心点高程坐标 Z_c 与物方面元法向量方向角 (α, β) 表示:

$$\begin{cases} dx_i = \frac{\partial x_i}{\partial Z_c} dZ_c + \frac{\partial x_i}{\partial \alpha} d\alpha + \frac{\partial x_i}{\partial \beta} d\beta \\ dy_i = \frac{\partial y_i}{\partial Z_c} dZ_c + \frac{\partial y_i}{\partial \alpha} d\alpha + \frac{\partial y_i}{\partial \beta} d\beta \end{cases} \quad (8)$$

文献[5]中, Z_c 的初值由初始匹配点前方交会求得, 初始方向角 (α, β) 固定为 $(0^\circ, 90^\circ)$, 即水平面元。相比 PMVS 的点云优化算法, 基于物方面元的最小二乘匹配方法同样将几何变形未知数化简为三个, 并且基于物方面元的最小二乘匹配方法将改正值作为未知数, 可以提高迭代的收敛速度。同时, 基于物方面元的最小二乘匹配方法将辐射畸变系数引入误差方程, 提高了匹配精度。

1.3 基于非固定初始面元的点云优化算法

最小二乘匹配方法的结果很大程度上取决于给定的初值是否接近真值, 接近真值的初值可以减少迭代次数, 提高匹配精度; 否则, 初值则很可能造成迭代算法不收敛。基于物方面元的最小二乘匹配方法中, 初始面元由三维点坐标 (X_c, Y_c, Z_c) 、法向量 (a, b, c) 以及面元尺寸 μ 确定。通过物方面元与影像间的几何关系, 算法将人为设定的参数减少到 4 个, 即初始面元中心点高程坐标 Z_c 、面元法向量方向角 (α, β) 与影像窗口尺寸 μ 。其中, 初始物方面元的中心点为匹配点前方交会所求得的三维坐标, 其高程坐标 Z_c 与真实坐标相近。物方面元的几何意义是地物表面的局部切平面, 其法向量方向角 (α, β) 给定的初值是垂直于水平面的单位向量。但在实际匹配计算过程中, 由于地形起伏是不定的, 不同位置三维点的局部最小切平面的方向也不是固定的。如果能获得每个物点近似的局部正切平面法向量并以此作为初值, 与垂直于水平面的单位向量相比更接近真实

地形。将所得到的面元投影到匹配影像上,所得的匹配窗口相对于固定面元变形更小,可以减少迭代次数,提高匹配的效率和精度。

在单点最小二乘匹配中,每个三维点被视为独立的个体,然而在物空间坐标系中,立体匹配所生成的点云数据可以被拟合成一个近似连续的曲面,即被拍摄地物的表面。因此,地物表面在物空间直角坐标系中可以近似地用一个曲面方程表示^[19]:

$$Z = f(x, y) \quad (9)$$

过曲面上一点处所有曲线的切线组成一个平面,即曲面在该点处的切平面,其法向量表示为:

$$\mathbf{n} = \left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial f(x, y)}{\partial y}, 1 \right) \quad (10)$$

由于点云数据存在一定密度,可用差分代替微分来计算偏导数的近似值。则点云数据中任意一点 $P(X_i, Y_j, Z_{i,j})$ 切面元的法向量 $\mathbf{n} = (n_1, n_2, 1)$ 可近似表示为:

$$\begin{cases} n_1 = \frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial x_i} = \\ \frac{f(X_{i+1}, Y_j) - f(X_{i-1}, Y_j)}{X_{i+1} - X_{i-1}} = \frac{Z_{i+1,j} - Z_{i-1,j}}{X_{i+1} - X_{i-1}} \\ n_2 = \frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial y_j} = \\ \frac{f(X_i, Y_{j+1}) - f(X_i, Y_{j-1})}{Y_{j+1} - Y_{j-1}} = \frac{Z_{i,j+1} - Z_{i,j-1}}{Y_{j+1} - Y_{j-1}} \\ \|\mathbf{n}\| = \sqrt{n_1^2 + n_2^2 + 1} \end{cases} \quad (11)$$

式中, $(X_{i-1}, Y_j, Z_{i-1,j})$ 、 $(X_{i+1}, Y_j, Z_{i+1,j})$ 和 $(X_i, Y_{j-1}, Z_{i,j-1})$ 、 $(X_i, Y_{j+1}, Z_{i,j+1})$ 分别表示点 $P(X_i, Y_j, Z_{i,j})$ 在物空间坐标 x, y 方向上相邻两点的坐标。

将所求得的向量 $\mathbf{n}(n_1, n_2, 1)$ 归一化,得到的单位向量 $\mathbf{n}(n_1/\|\mathbf{n}\|, n_2/\|\mathbf{n}\|, 1/\|\mathbf{n}\|)$ 即为式(3)中的物方面元法向量 (a, b, c) ,由式(1)得法向量的方向角为:

$$\begin{cases} \beta = \arcsinc = \arcsin\left(\frac{1}{\|\mathbf{n}\|}\right) \\ \alpha = \arcsin\left(\frac{b}{\cos\beta}\right) = \\ \arcsin\left(\left(\frac{n_2}{\|\mathbf{n}\|}\right) / \cos\left(\arcsin\left(\frac{1}{\|\mathbf{n}\|}\right)\right)\right) \end{cases} \quad (12)$$

在点云数据优化过程中,每个三维点均采用以上方法计算其近似的法向量方向角 (α_i, β_i) ,代替 $(0^\circ, 90^\circ)$ 作为法向量方向角的初值建立初始物

方面元,这样计算得到的初始物方面元更接近该三维点真实的局部切平面,以此作为初值可以有效地减少迭代次数,降低因面元投影变形过大而造成的误匹配,提高影像匹配的效率和精度。算法具体流程如图 3。

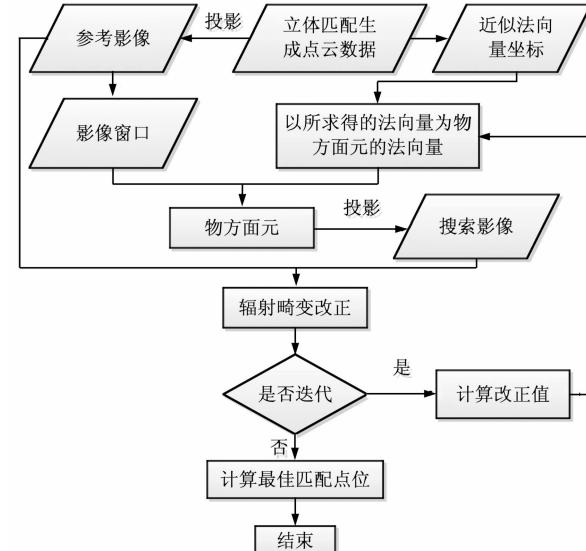


图 3 基于非固定初始面元的无人机影像点云优化算法流程

Fig. 3 Process of UAV Point Cloud Optimization Based on Non-fixed Initial Patch algorithm

本文的主要改进思路如下。

(1) 最小二乘匹配及其相关算法的匹配精度可以达到子像素级别,但由于其计算的复杂性,这类算法多用于局部特征的定位与优化,且算法的精度和匹配效率依赖于自定义的初值。本文采用差分代替微分计算三维点局部正切平面的近似法向量,以其作为初始法向量建立的初始物方面元更接近实际真值,可以减少最小二乘匹配的迭代次数,降低因投影变形过大造成的误匹配,从而加快收敛速度,提高匹配精度。同时将基于物方面元的最小二乘匹配算法从卫星影像单点匹配推广到无人机点云优化,拓宽了物方面元最小二乘匹配的适用范围。

(2) 影像窗口尺寸 μ 也是人为定义的参数之一,文献[5,18]中并没有对影像窗口尺寸的选择做详细的说明。在实际应用中,影像窗口尺寸过大将增加算法的复杂度,同时会降低影像窗口中心点的权重;而尺寸过小导致参与匹配的像素过少,可能无法真实反映影像的纹理,得不到理想的匹配结果。本文通过实验验证影像窗口大小对匹配精度的影响,讨论可以兼顾匹配效率与匹配精度的影像窗口尺寸选择。

2 实验与分析

为了验证算法的可行性, 实验从迭代次数和匹配精度两方面对实验结果进行分析。实验数据采用阳江地区与西北大学校区两组低空遥感影像数据, 影像重叠度大于 70%。影像的内、外方位元素已知。影像大小分别为 8 206 像素 \times 6 078 像素、3 888 像素 \times 2 592 像素。实验采用立体匹配方法生成点云数据, 点云数目分别为 170 203, 55 715。实验中当给定的辐射畸变改正值 dh_{0i} , dh_{1i} , 高程坐标的改正值 Z_c 与法向量方向角的改正值 $d\alpha$ 、 $d\beta$ 均小于 10^{-5} 时认为改正值收敛, 迭代成功。而当迭代次数超过 1 000 次改正值仍没有收敛时认为优化失败并停止迭代。实验数据如图 4 所示。

2.1 匹配精度与匹配效率比较实验

由于最小二乘匹配相关算法的匹配精度受影像方位参数精度的影响极大, 两组数据无论在匹配成功率和匹配精度上均有较大不同, 因此在匹配效率比较实验中, 可将影像窗口设为一定大小



(a) 影像1 (西北大学)



(b) 影像2 (阳江地区)

图 4 实验数据

Fig. 4 Experimental Data

(如设定为 11 像素 \times 11 像素), 分别比较两组数据采用本文方法与基于物方面元的最小二乘匹配方法, 当初始法向量方向角 (a , b) 分别为 $(0^\circ, 90^\circ)$ 、 $(5^\circ, 85^\circ)$ 、 $(25^\circ, 65^\circ)$ 、 $(35^\circ, 55^\circ)$ 、 $(45^\circ, 45^\circ)$ 、 $(65^\circ, 25^\circ)$ 、 $(85^\circ, 5^\circ)$ 、 $(90^\circ, 0^\circ)$ 时匹配优化结果的差异。具体见表 1。

表 1 影像数据匹配结果

Tab. 1 Matching Results of Image 1 and Image 2

影像	面元初始角度	模型范围内概率/%	相关系数 大于 0.6/%	平均相关系数 (优化前/优化后)	高程差 ΔZ /m	平均迭代次数/次
影 像 1	$(0^\circ, 90^\circ)$	83.95	67.51	0.70/0.77	1.792	36.46
	$(5^\circ, 85^\circ)$	84.27	67.88	0.71/0.78	1.482	35.74
	$(25^\circ, 65^\circ)$	84.30	67.99	0.71/0.78	1.470	35.71
	$(35^\circ, 55^\circ)$	84.50	68.50	0.70/0.78	1.462	35.26
	$(45^\circ, 45^\circ)$	84.77	68.95	0.70/0.78	1.446	35.05
	$(65^\circ, 25^\circ)$	85.55	70.52	0.69/0.79	1.424	34.53
	$(85^\circ, 5^\circ)$	75.31	54.84	0.51/0.74	1.763	37.63
	$(90^\circ, 0^\circ)$	72.77	50.31	0.44/0.70	1.941	37.03
影 像 2	本文方法	88.61	72.11	0.76/0.86	1.360	25.90
	$(0^\circ, 90^\circ)$	95.45	81.58	0.76/0.83	0.517	27.92
	$(5^\circ, 85^\circ)$	95.47	75.08	0.76/0.83	0.526	27.68
	$(25^\circ, 65^\circ)$	95.62	81.86	0.75/0.83	0.512	27.22
	$(35^\circ, 55^\circ)$	95.65	81.88	0.75/0.83	0.506	27.04
	$(45^\circ, 45^\circ)$	95.65	82.01	0.74/0.83	0.506	27.08
	$(65^\circ, 25^\circ)$	95.70	82.06	0.70/0.83	0.493	26.95
	$(85^\circ, 5^\circ)$	85.52	58.21	0.44/0.74	0.779	33.91
	$(90^\circ, 0^\circ)$	85.96	59.60	0.43/0.74	0.770	33.21
	本文方法	98.92	93.05	0.82/0.87	0.426	21.85

表 1 中模型范围内概率表示匹配结束后计算出的三维点坐标在三维模型正确范围内的点占全部点数的百分比。从两组实验的匹配结果来看, 基于物方面元的最小二乘匹配方法中, 当初始物方面元近似垂直于水平面时, 迭代的效率与匹配精度明显降低, 这是因为近似垂直于水平面的面

元在投影过程中会造成较大的变形, 进而影响匹配精度。然而无论固定哪一个初始面元方向, 匹配效率和精度均不如本文提出的方法。

由于影像窗口间的相关系数在一定程度上会反映窗口中心点的相关程度, 相关系数越接近 1, 表示影像窗口中心点是匹配点的可能性越大。所

以我们选择面元投影到参考影像与搜索影像得到的影像窗口间相关系数大于一定阈值的点作为验证匹配精度的有效数据。在本文实验中,该阈值取值为0.6(同PMVS算法)。在无人机影像三维建模中,三维点的高程坐标误差是最大的,所以本文采用高程精度作为评价匹配精度的标准。精度验证的方法与文献[18]的方法相同,采用空间前方交会所得的高程坐标 Z 和匹配实验中所得的物方面元中心点高程坐标 Z_c 作比较,以高程差 $\Delta Z = |Z_c - Z|$ 作为验证算法精度的指标。从表1~2中可以看出,在有效数据范围内,本文方法可以显著提高匹配效率和匹配精度。这是因为初始物方面元越接近地物的真实局部切平面,物方面元投影到影像上的影像窗口变形越小,影像窗口中的像素相关性越高,误差方程收敛所需迭代次数越少,匹配失败与误匹配的可能性也就越小。

2.2 影像窗口尺寸对优化结果影像实验

最小二乘匹配及其相关算法中,影像窗口尺寸 μ 代表了参与匹配计算的像素点个数。 μ 越

大,则参与匹配的像素越多,列出的误差方程($\mu \times \mu$ 个)也越多,计算量也越大。而影像窗口过小,参与匹配计算的像素过少,可能无法真实反映影像的纹理,会导致匹配精度的下降甚至匹配失败。实验分别比较影像窗口尺寸为 7×7 、 11×11 、 15×15 、 21×21 、 31×31 、 51×51 时的匹配精度,实验结果见表2。从表2的结果可以看到,随着影像窗口尺寸的逐渐变大,得到的有效数据越多,影像窗口间的相关系数越大。然而,当影像窗口的尺寸从 21×21 增加到 31×31 时,虽然相关系数有所增长但 Z 坐标的精度反而有所下降。这是因为参与匹配像素的增加会削弱影像畸变与重采样等因素的影响,并降低噪声点在匹配计算中的权重,提高影像窗口间的相关程度。而当参与匹配计算的像素过多时,影像窗口中心点的权重也会逐渐变小,反而降低了匹配的精确度。因此,从匹配获得的坐标精度考虑,在已选取的实验尺寸中,影像窗口像素个数为 21×21 时,得到的三维点 Z 坐标的精度最高,可以同时兼顾匹配精度与匹配效率。

表2 影像窗口尺寸对优化结果影响实验

Tab. 2 Experiments of Image 1 and Image 2 Window Size Effect on Optimization Results

影像	影像窗口尺寸	模型范围内概率/%		相关系数大于0.6/%		平均相关系数		高程差 ΔZ /m	
		固定方向物方面元	本文方法	固定方向物方面元	本文方法	固定方向物方面元	本文方法	固定方向物方面元	本文方法
影像1	7×7	72.23	71.91	49.36	49.46	0.627	0.630	1.812	1.697
	11×11	84.24	88.61	67.78	72.11	0.784	0.863	1.481	1.360
	15×15	88.75	89.11	74.62	74.83	0.807	0.837	1.363	1.261
	21×21	91.90	92.20	81.71	82.10	0.840	0.841	1.348	1.240
	31×31	93.74	94.29	87.32	87.92	0.870	0.870	1.375	1.273
	51×51	94.56	95.83	91.44	92.45	0.899	0.898	1.481	1.376
影像2	7×7	87.16	87.47	66.74	67.00	0.719	0.752	0.810	0.705
	11×11	95.51	98.92	81.64	93.05	0.831	0.867	0.526	0.426
	15×15	97.64	98.92	87.75	93.41	0.835	0.855	0.458	0.344
	21×21	98.70	98.92	92.33	94.05	0.865	0.877	0.439	0.325
	31×31	99.32	99.47	95.81	96.37	0.892	0.898	0.441	0.328
	51×51	99.50	99.61	97.10	97.21	0.902	0.905	0.492	0.386

3 结语

本文提出基于非固定初始面元的无人机影像点云优化算法,利用密集点云数据在物方空间坐标系中的几何关系,采用差分代替微分计算地物表面局部正切平面的近似法向量,以此作为初始法向量建立初始物方面元,对面元为不同初值时的匹配效率和匹配精度进行实验验证,并通过实验讨论了匹配计算中影像窗口的尺寸选择。

从匹配精度与匹配效率对比实验中可以看

参 考 文 献

- [1] Lin Zongjian, Li Deren, Xu Yanying. General Review on the New Progress of Earth Observations [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2011, 36

- (4): 5-8(林宗坚, 李德仁, 胥燕婴. 对地观测技术最新进展评述[J]. 测绘科学, 2011, 36(4): 5-8)
- [2] Scharstein D, Szeliski R. A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-frame Stereo Correspondence Algorithms[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 47(1-3): 7-42
- [3] Liang T, Heipke C. Automatic Relative Orientation of Aerial Images[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1996, 62(1): 47-55
- [4] Lin Zongjian. UAV Borne Low Altitude Photogrammetry System[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2011, 36(1): 5-9(林宗坚. UAV 低空航测技术研究[J]. 测绘科学, 2011, 36(1): 5-9)
- [5] Jiang Wanshou. Multiple Aerial Image Matching and Automatic Building Detection [D]. Wuhan: Wuhan University, 2004 (江万寿. 航空影像多视匹配与规则建筑物自动提取方法与研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2004)
- [6] Seitz S M, Curless B, Diebel J, et al. A Comparison and Evaluation of Multi-view Stereo Reconstruction Algorithms[C]. 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York, USA, 2006
- [7] Furukawa Y, Ponce J. Accurate, Dense, and Robust Multiview Stereopsis [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2010, 32(8): 1 362-1 376
- [8] Nelder J A, Mead R. A Simplex Method for Function Minimization [J]. *The Computer Journal*, 1965, 7(4): 308-313
- [9] Lin Zongjian, Xuan Wenling, Wang Yan. A Novel Method for High Resolution Image Positioning[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2004, 29(4): 363-366 (林宗坚, 宣文玲, 王艳. 高分辨率影像定位的一种新方法[J]. 武汉大学学报. 信息科学版, 2004, 29(4): 363-366)
- [10] Ackermann F. High Precision Digital Image Correlation[C]. 39th Photogrammetry Week, Stuttgart, Germany, 1983
- [11] Zhang Zuxun, Zhang Jianqing, Hu Xiangyun. Semi-automatic Building Extraction by Least Squares Matching Based on GeoMetrical Constraints in Object Space [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2001, 26(4): 290-295(张祖勋, 张剑清, 胡翔云. 基于物方空间几何约束最小二乘匹配的建筑物半自动提取方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2001, 26(4): 290-295)
- [12] Lin Xiangguo, Zhang Jixian, Li Haitao, et al. Semi-automatic Extraction of Ribbon Road from High Resolution Remotely Sensed Imagery by a T-shaped Template Matching[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(3): 293-296 (林祥国, 张继贤, 李海涛, 等. 基于T型模板匹配半自动提取高分辨率遥感影像带状道路[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009, 34(3): 293-296)
- [13] Rosenholm D. Multi-point Matching Using the Least Squares Technique for Evaluation of Three-dimensional Models[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1987, 53(6): 621-626
- [14] Wu J, Chang C, Wang C. Least Squares Image Matching and Its Accuracy Improvements [J]. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2007, 12(3): 217-224
- [15] Gruen A, Akca D. Least Squares 3D Surface and Curve Matching [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2005, 59(3): 151-174
- [16] Baltsavias E P. Multiphoto Geometrically Constrained Matching[D]. Zurich: Institute of Geodesy and Photogrammetry, ETH, 1991
- [17] Zhang Guo, Chen Tan, Pan Hongbo, et al. Patch-based Least Squares Image Matching Based on Rational Polynomial Coefficients Model[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2010, 39(3): 592-597(张过, 陈坦, 潘红播, 等. 基于有理多项式系数模型的物方面元最小二乘匹配[J]. 测绘学报, 2011, 40(5): 592-597)
- [18] Zhang Jianqing, Pan Li, Wang Shugen. *The Photogrammetry*[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2003 (张剑清, 潘励, 王树根. 摄影测量学[M]. 武汉大学出版社, 2003)
- [19] Mathematics Department of Tongji University. *Higher Mathematics*[M]. 6th ed. Beijing: Higher Education Press, 2007(同济大学数学系. 高等数学[M]. 6版. 北京: 高等教育出版社, 2007)

Point Cloud Optimization for UAV Image Based on Non-fixed Initial Patch

YANG Nan^{1,2} SHAO Zhenfeng^{1,2} GUO Bingxuan¹ PENG Zhe¹ HUANG Lei³

1 State Key Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote
Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Shenzhen Research and Development Center of State Key Laboratory for Information Engineering in Surveying,
Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Shenzhen 518057, China

3 Shenzhen Cadastral Surveying & Mapping Office, Shenzhen 518034, China

Abstract: UAV platform instability causes large geometric deformation in UAV images and unsatisfactory matching accuracy. To address this problem, Point Cloud Optimization for UAV images based on a non-fixed initial patch algorithm is proposed in this paper. By using the difference to calculate approximate normal vector of local tangent plane instead of the differential, and by using this approximate normal vector to establish the initial patch. Two groups of images in campus of Northwestern University and Yangjiang Area were used to test this method. Experimental results show that the Point Cloud Optimization for UAV Image based on a non-fixed initial patch algorithm improved the Patch-based Least Squares Image Matching method, and was superior to the optimization method in PMVS. This method increased the efficiency and the accuracy of point cloud optimization.

Key words: non-fixed initial patch; UAV images; least squares image matching; point cloud optimization

First author: YANG Nan, PhD candidate, specializes in dense matching, multi-view stereo matching and 3D reconstruction. E-mail: candyyanghot@126.com

Foundation support: National Key Foundation for Exploring Scientific Instrument, No. 2012YQ16018505; the National Key Technology Support Program, No. 2013BAH42F03; the New Century Excellent Talents in University, No. NCET-12-0426; Special Project on the Integration of Industry, Education and Research of Guangdong Province, No. 2012B090500016.

(上接第 1012 页)

and accuracy of measurement results. A whole scene atmospheric correction method using the PS atmospheric correction network is proposed, and applied in a experiment monitoring a high-risk slope under construction. The effectiveness of the meteorological correction method proposed in this paper was verified by a comparison with the results of conventional atmospheric correction method and surveying robot.

Key words: atmospheric disturbance; ground-based SAR; accuracy; slope monitoring; permanent scatterers

First author: XU Yaming, PhD, professor, specializes in precision engineering survey. E-mail: ymxu@sgg.whu.edu.cn

Corresponding author: ZHOU Xiao, PhD. E-mail: zhouxiao9988@126.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, Nos. 41274021, 41301434; 2014 Basic Surveying and Mapping Project of National Administration of Surveying; the Open Foundation of Key Laboratory of Precise Engineering and Industry Surveying of National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation, No. PF2015-1.