

利用空间小面元模型重构序列影像密集点云

贾毅^{1,2} 李振³

1 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

2 中国测绘科学研究院,北京,100039

3 扬州大学水利与能源动力工程学院,江苏 扬州,225127

摘要:提出了一种基于空间小面元模型(space-patch model, SPM)的序列影像密集点云重构方法。顾及 SPM 灰度一致性约束和空间几何约束,通过种子点的获取、扩散和滤波,生成密集 SPM 以逼近物体表面。该方法突破了传统核线影像密集匹配条件苛刻的限制。利用狮子影像数据,进行了密集点云模型的重构实验,验证了该算法的有效性。设计了几类对比试验,分析了扩散迭代次数和滤波对模型点云质量的影响。结果表明,对高分辨率影像多次扩散迭代并进行滤波,能够恢复出二维影像所包含的大量三维点云信息。

关键词:空间小面元模型;序列影像;密集匹配;三维建模

中图分类号:P237.3;P231.5 **文献标志码:**A

基于影像的三维重建过程,是由二维影像逆向恢复真实世界模型的过程,无论在近景摄影测量还是低空摄影测量都是重要的研究课题。它的关键技术是密集点云的重构算法,目前具有代表性的算法有基于体素的方法^[1-2],基于多视深度图的方法^[3-4],基于多边形网格变形的方方法^[5]和基于多视图的核线影像匹配的方法^[6-7]等。这些方法都有严格的限制条件,如需要初始包围盒,存在视差范围等。经典的摄影测量密集点云重建使用了核线影像的匹配方法,该方法要求影像间旋转量小且极点位于影像外,否则核线重采样后,影像变形会十分严重或者无法生成核线影像。Pollefeys 等提出使用极坐标变换的方法,直接在极线上重采样得到核线影像^[8]。然而,上述方法均不适用于复杂大场景的普通序列影像三维重建,很多情况下,初始信息不容易得到,且影像间的关系不能严格控制。基于此,本文提出了一种基于 SPM 的序列影像密集点云重构方法。

1 SPM 重构

SPM 由空间小面元 SP 及其关联的信息构成。SP 本质上是朗伯表面局部正方形小切面,近似该点上的小曲面。它的空间状态由中心坐标 c

(p)、单位法矢量 $n(p)$ (方向朝向相机)描述。每一个 SP 都关联着可见影像集和参考影像,定义如下:

$$V(p) = \{I_i \mid I_i \in I_m, n(p) \cdot \vec{cO}_i > \cos(\tau), d(p, I_i, R(p)) \geq \alpha\} \quad (1)$$

$$R(p) = \min_{I \in V(p), J \in VI} d(p, I, J) \quad (2)$$

式中, I_i 为第 i 张影像; I_m 为所有影像; \vec{cO}_i 为 SP 中心到第 i 个相机光心的单位方向矢量,称 SP- i 光心向; τ 为角度阈值,设为 $\pi/3$; $d(p, I, R(p))$ 为灰度一致性函数,即 SP 在影像 I_i 和 $R(p)$ 上的灰度相关系数;阈值 α 设为 0.7。将 SP 法向量与 SP- i 光心向量夹角较小且灰度一致性较高的影像作为 SP 的可见影像集。 $V(p)$ 和 $R(p)$ 的确定是相互包含的关系,一般先由角度限制确定初始 $V(p)$,进而确定 $R(p)$,然后再由灰度一致性阈值剔除错误可见影像,从而最终确定 $R(p)$,当 $V(p)$ 数量小于 $\gamma = 3$ 时,该 SPM 建模失败,即不存在。

定义 SP 的总灰度一致性为:

$$D(p) = \frac{1}{|V(p) \setminus R(p)|} \sum_{I_i \in V(p) \setminus R(p)} d(p, I_i, R(p)) \quad (3)$$

收稿日期:2013-05-08

项目来源:国家自然科学基金资助项目(41201484);江苏省高校自然科学基金资助项目(13KJB420005);江苏省水利动力工程重点实验室开放课题资助项目(K12016);扬州大学高层次人才科研启动基金资助项目(0574870015672)。

第一作者:贾毅,博士生,现从事地理国情监测和遥感图像处理研究。E-mail:jiayi138479@163.com

该总灰度一致性函数在 SP 优化中极其重要。

1.1 SPM 优化

SPM 优化通过使用总灰度一致性函数,不断精化 SPM 空间状态。在初始 SPM 确定的情况下(见 SPM 种子点获取),由式(1)遍历所有影像得到可见图像集,由式(2)确定准参考图像(SPM 优化完成后,最终确定参考图像), $V(p)$ 和 $R(p)$ 相互确定的具体做法已在前面说明。值得说明的是,当 $c'(p)$ 到 $V(p)$ 中任意两个相机的视角都不满足 $15^\circ < \theta < 60^\circ$ 时,SPM 建模同样失败,这是因为高精度三维重建需要合理长度的基线约束条件。经过以上预处理后,可认为 SPM 的关联信息是准态的,空间状态初值 $c'(p)$ 和 $n'(p)$ 使用准态关联信息来进行精化。

为求得 $d(p, I, R(p))$,需要确定匹配窗口的大小,传统的方法是直接在影像上确定 $n \times n$ 的窗口行进计算,而本方法考虑了 SP 随着 SP- i 光心距不同形成不同大小的影像投影窗口,首先将 SP 的 X 轴边平行于 $R(p)$ 的 X 轴边使其固定,计算 SP-R 光心距 P_s ,SP 乘以 P_s 拓展面积后得到 ESP,将 ESP 投影至 $R(p)$ 上,得到投影 I_{ESP} ,最后使用式(4)确定 SP 的大小:

$$SP_x = \frac{ESP_x}{I_{ESP_x}}, SP_y = \frac{ESP_y}{I_{ESP_y}} \quad (4)$$

式(4)表示参考影像的一个像元所代表的 SP 大小,将该 SP 投影至其他可见图像上,得到 X、Y 方向的投影 dx, dy ,表示为参考影像的一个像元在其他可见图像上的大小,这样建立了参考图像和各可见图像之间的采样率关系。在 $R(p)$ 确定大小为 $m \times m (m=7)$ 的窗口,可由采样率关系并使用双线性内插,依次确定其他可见图像上的 $m \times m$ 个像素值,完成 $d(p, I, R(p))$ 的计算,最终计算得到总灰度一致性 $D(p)$ 。

若 SPM 真实存在且空间状态正确,在各可见影像上灰度一致性将达到最大,即 $D(p)$ 取极大值,因此需要对初值 $c'(p)$ 和 $n'(p)$ 迭代精化,收敛到正确状态。为了进行快速稳定的迭代收敛,将六参数描述的 SPM 三参数化,由世界坐标系转换到参考相机坐标系,如图 1 所示,注意初始法向量与 ρ 方向重合,故 β 角由 ρ 画至 XZ 平面,随着小面元精化, n 与 ρ 方向将不重合。

SPM 中心被限定在 SP- i 光心向上,由 ρ 替代描述 SPM 空间坐标, $n(p)$ 与 XZ 面的夹角 β 及其投影与 X 轴的夹角 α 替换描述 SPM 的法向量。三参数化的 SPM 使用 L-M 算法进行迭代精

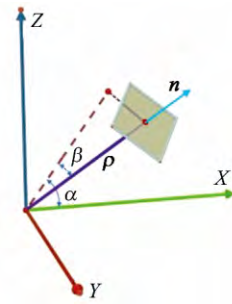


图 1 小面元在参考图像相机坐标系下的描述
Fig. 1 Description of Space Patch Under the Reference Camera Coordinate System

化,其函数模型如下(使用 L-M 算法求总灰度一致性 $D(p)$ 最大时的参数 ρ, α, β)。

SPM 精化函数模型是非线性的,使用 L-M 算法可以取得较好的结果,但需要确定迭代步长。故此,提出根据单像元确定迭代步长的方法,从 SPM 中心出发,在正反 SP-R 光心向延伸半个 SP-R 光心距,得到两点为 SP1 和 SP2,将其投影至所有可见图像上得到平均投影长度,最后计算 SP1-SP2 距离与平均投影长度的比值 $d\rho$,该比值表示了可见图像一个像元长度代表的 SP-R 光心距长度,显然一个像素是最小单位,因此 ρ 的迭代步长取 $d\rho$,而角度迭代步长取 $d\alpha = \text{atan}(1/d\rho)$,迭代次数设为 1 000,最后由 ρ, α, β 解码得到正确的 $c(p)$ 和 $n(p)$ 。

SPM 精化完成后,对关联信息重新计算,得到终态下的参考图像和可见图像集。整个准态-精化-终态过程迭代两次,可得到正确的 SPM。

1.2 SPM 种子点获取

SPM 种子点获取主要是为了获取正确的种子点,作为 SPM 扩散的基础。基于 SPM 的密集匹配,最终将在每个 $\eta \times \eta (\eta=2)$ 大小的元胞中进行一次 SPM 的生成过程,需要大量分布均匀的初始影像匹配点,每个元胞关联着 SPM 集 $\phi(i, j), i, j$ 为元胞坐标。将影像划分为大元胞($\lambda \times \lambda, \lambda=2\eta$)影像,每个大元胞中做 Harris 算子和 DoG 算子检测,各取 4 个兴趣值最大的点(最多 8 个)作为特征点,对于每一幅影像上的每一个特征点,仅使用极几何约束条件寻找所有的匹配点,无论匹配点是否正确,一律生成初始 SPM,初始 SPM 由同名点前交得到初始中心坐标 $c'(p)$,初始 $n'(p)$ 取 $c'(p)$ 到第一张影像相机光心的连线方向,当前可见影像集为两张影像。对所有初始 SPM 进行小面元优化处理,其中匹配错误的初始 SPM 将在优化中建模失败,自动剔除。优化以后,每个大元胞有可能关联多个 SPM,为了增加

种子点的鲁棒性,取 $D(p)$ 最大的 SPM 为该大元胞的最终种子点,作为扩散的基础。

1.3 SPM 扩散

SPM 扩散试图从每一个种子点周围寻找 SPM,直到所有图像元胞都进行 SPM 的生成过程为止。基于物体表面连续光滑的假设,这种基于物方的操作显得简单合理。设当前 SPM 种子点为 p_{seed} ,以 p_{seed} 中点为中心,将 p_{seed} 所在平面分割成 6 个方向区域。如果当前方向上没有 SPM,那么该方向需要生成一个 SPM。 p_{seed} 关联了图像上的一个元胞,从该元胞和周围元胞(相邻的上下左右)中寻找关联的 SPM。将这些 SPM 和 p_{seed} 做邻域平缓性检测。

$$\begin{aligned} & |(c(p) - c(p')) \cdot n(p)| + \\ & |(c(p) - c(p')) \cdot n(p')| < 2\rho \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $\rho = \eta \times d_{scale}$, η 为元胞大小; d_{scale} 为 $R(p)$ 上的一个像素代表的 SPM 大小。式(5)是为了控制物体表面平缓区生成小面元的个数。

若某个方向区内不存在 SPM 满足式(5),或其位于 p_{seed} 领域半径 ρ 范围内,那么该方向区需要扩散生成一个新的初始 P_{new} ,其中心按式(6)计算:

$$P_{new} = p_{seed} + \cos\gamma \cdot \rho \cdot x_{dir} + \sin\gamma \cdot \rho \cdot y_{dir} \quad (6)$$

式中, P_{new} 为新生成的 SPM 的三维坐标; p_{seed} 为 SPM 种子的三维坐标; γ 是方向区域所示的方向值; x_{dir} 、 y_{dir} 是 p_{seed} 的 X 和 Y 轴方向矢量。

另外, P_{new} 法向量定为其中心和到 p_{seed} 参考图像相机光心的连线方向。生成完整的初始 SPM 后,使用 SPM 优化使其最终成为一个正确的 SPM,并加入 SPM 种子集,继续下一次扩散,直到所有元胞都进行了 SPM 扩散操作或者所有 SPM 种子点扩散次数超过 n 次为止。

1.4 SPM 滤波

SPM 扩散后已形成密集点云,但在扩散中没有考虑更多的约束条件,这是由于扩散期间,SPM 仍然是稀疏的,可用的错误 SPM 滤波信息缺乏。在扩散完成后,滤波信息达到最大,可以对扩散中出现的错误 SPM 进行滤波处理。事实上,扩散中会出现很多错误的 SPM,如果不及时进行滤波操作,点云的质量会很差。SPM 滤波主要基于邻域内 SPM 间的联系,分为可见性约束滤波、邻域曲面拟合滤波和集群检测滤波三步。

当前 SPM 在每张影像上关联一个元胞,元胞关联着 SPM 集,所有这些 SPM 与当前 SPM 构成邻域关系, P 与 P_i 关联于同一个元胞,但该

元胞可视范围为 Γ , P 不在该元胞的可见范围内。 P 满足下式时,将被滤波:

$$|V(P)| \bar{d}(P) < \sum_{P_i \in \Gamma} \bar{d}(P_i) \quad (7)$$

式中, \bar{d} 是平均灰度一致性,当 P 不在元胞可视范围内,即 P 为错误点的,其灰度一致性较低。

另外,物体表面局部范围内形成光滑曲面,以 SPM 为中心,其邻域可拟合成一个局部曲面,考虑到 SPM 与其邻域位于同一曲面上,略去常数项,使用曲面方程(8)来拟合:

$$z = a_1 x^2 + a_2 y^2 + a_3 xy + a_4 x + a_5 y \quad (8)$$

若平均拟合残差 Δz 满足式(9),则 SPM 被滤波:

$$\Delta z > q \cdot (n - 5) \cdot dp \quad (9)$$

式中, q 取经验值 2.5; n 为参与拟合的 SPM 个数。

考虑到物体表面的连续性,密集 SPM 往往具有集群现象。当 P 拥有 $(n+k)$ 个集群子时, P' 只有 n 个集群子, P 的集群半径大被保留, P' 则被滤波。集群半径可解释为 P 具有持续传播能力的最大范围,若两个 SPM 满足式(5),表明具有传播性。对 P 以及当前已存在的集群子扩散寻找下一个集群子,直到不能找到为止,最后的集群子个数 count 满足式(10)时, P 被保留:

$$\text{count} > \max(20, P_n/10\ 000) \quad (10)$$

式中, P_n 为当前已存在的 SPM 总数,该式可由重构点云数量级另行设定。

2 试验与讨论

2.1 数据准备

对武汉大学某广场的石狮子拍摄了一组序列影像,相机为 Panasonic DMC-FZ50,拍摄过程中焦距不变,为 7 mm。共拍摄了 10 张影像。为了消除背景影响,使用 Photoshop 软件去除背景。影像的相机矩阵采用传统摄影测量中的相对定向方法得到。

2.2 算法有效性检验

基于 SPM 的序列影像密集点云重构中,为了获得更密集的点云,其中扩散-滤波过程中进行可多迭代次,本文选取迭代次数为两次(迭代次数影响将在 § 2.3 中讨论)。使用 10 张序列影像,建模后的结果如图 2 所示。

10 张序列影像重构后,点云数量为 50 336,石狮子的整体部分已经能够很好地表达,与真实模型相一致,表明该算法是有效的。另外,重构后

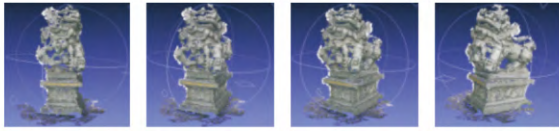


图 2 石狮子密集点云重构

Fig. 2 Reconstructing Dense Point Cloud of Stone Lion Images

在局部区域存在空洞,是因为该区域的影像信息不充分,SPM 无法扩散至此。若对这些区域补充更多的影像信息,是否可以修复空洞,将是本文进一步的研究方向。

2.3 扩散迭代次数的影响

使用 SPM 重构点云过程中需要扩散,受影像信息总量的限制,扩散迭代次数应设有上限,本文分析了扩散迭代次数对点云数量和建模结果的影响。设计了迭代次数 1~6 共 6 组试验,统计了各次迭代所生成的点云数以及相应的增量,如图 3 所示。

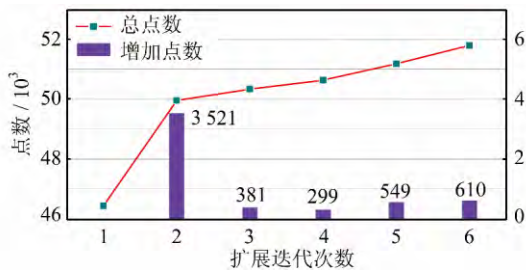


图 3 迭代次数对点云数量的影响

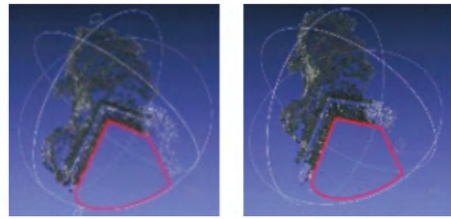
Fig. 3 Effect of Iterations on Quantity of Point Cloud

从增量直方图上可以看到,第二次迭代的点云数量增加最多,为 3 521 个,以后每次迭代,虽然点云数量仍有增加,但增量不大,对物体模型的整体部分不构成影响,对于局部区域的修复有一定作用。为了满足实际应用中建模的快速性,建议迭代次数选取 2 次即可;在一般情况下,3 次迭代比较可靠。

2.4 滤波对点云质量的影响

滤波是对噪声点进行过滤的过程,受到拍摄条件和相机性能的影响,影像中存在噪声像素点,直接影响重构点云的质量,多表现为离群点。仍采用以上数据,进行 2 次迭代扩散,第一组进行滤波操作,第二组不进行滤波操作,结果对比如图 4 所示。

实验只截取了部分点云,其中图 4(a)为滤波后的点云,图 4(b)为未滤波的点云。可以明显看出,深色区域内,图 4(b)存在很多噪声点,而且这些点在狮子模型内部。但实际摄像中只获取了狮



(a) 滤波后点云 (b) 未滤波点云

图 4 滤波对点云质量的影响

Fig. 4 Effect of Filter on Quality of Point Cloud

子外部影像信息,因此显然这些点是错误的,必须进行剔除;而滤波后的模型,如图 4(a)所示,在此区域内没有点云,即噪声点被正确过滤,表明滤波是有效的。另外,图 4(b)的噪声点不多,是因为对影像进行了 PS 处理,去掉了杂乱的背景信息,在一定意义上,提高了影像本身的质量。而主体影像部分光照均匀,纹理变化缓慢,质量较好,因此噪声水平较小。这说明影像本身的质量对点云质量有很大的影响,因此,选择较好的外部条件,使用高质量的数码相机,对原始影像进行预处理,可以大大提高后续重构点云的质量。

3 结 语

本文详细介绍了利用空间小面元模型重构序列影像密集点云的理论与方法,应用该方法只需求得准确的序列影像的相对位置关系,就能自动重构物体点云。该技术可应用于许多实际领域,如三维实体建模及文物保护领域等;可应用于近景摄影测量,如土方量测定等;也可应用于低空遥感测量,如无人区测图等,对摄影测量具有一定的实际意义。

参 考 文 献

[1] Pons J P, Keriven R, Faugeras O. Multi-view Stereo Reconstruction and Scene Flow Estimation with a Global Image-based Matching Score [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 72(2): 179-193

[2] Paris S, Sillion F X, Quan L. A Surface Reconstruction Method Using Global Graph Cut Optimization [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 66(2): 141-161

[3] Bradley D, Boubekeur T, Heidrich W. Accurate Multi-view Reconstruction Using Robust Binocular Stereo and Surface Meshing [C]. *CVPR*, San Francisco, 2008

[4] Campbell N, Vogiatzis G, Hern A N C, et al.

- Using Multiple Hypotheses to Improve Depth-maps for Multi-view Stereo[C]. ECCV, France, 2008
- [5] Zaharescu A, Boyer E, Horaud R. Transformesh: a Topology-adaptive Mesh-based Approach to Surface Evolution[C]. ACCV, Tokyo, Japan, 2007
- [6] Hiep V H, Keriven R, Labatut P, et al. Towards High-resolution Large-scale Multi-view Stereo[C]. CVPR, Miami, FL, 2009
- [7] Lhuillier M, Quan L. A Quasi-dense Approach to Surface Reconstruction from Uncalibrated Images [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2005, 27(3): 418-433
- [8] Pollefeys M. Visual 3D Modeling from Images[D]. NC: University of North Carolina, 2004

Reconstruction of Dense Point Cloud Using Space-patch Model from Sequence Images

JIA Yi^{1,2} LI Zhen³

1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100039, China

3 School of Hydraulic, Energy and Power Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225127, China

Abstract: Reconstruction method of dense point cloud using space-patch model (SPM) from sequence images is proposed. Considering gray consistency constraints and space geometric constraints of SPM, dense SPM are generated to approximating surface by selecting, expanding and filtering of seed points. This method is beyond the constraints of rigorous conditions of traditional dense matching of epipolar images. Experimental results show the validity of the algorithm and moreover. Kind of comparative experiments are applied to analyzing that how iterations of expansion and filter influencing the quality of point cloud. The results show that massive 3D point cloud can be reconstructed by using repeatedly iterations of expansion and filter from high resolution images.

Key words: SPM; sequence images; dense matching; 3D construction

First author: JIA Yi, PhD candidate, specializes in national geographical state monitoring and remote sensing image processing. E-mail: jjayi138479@163.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, No. 41201484; the Jiangsu University Scientific Research Program, No. 13KJB420005; the Water Conservancy in Key Laboratory of Power Engineering Program, Jiangsu Province, No. K12016; High-level Talents of Yangzhou University Scientific Research Foundation, No. 0574870015672.