

融合自阴影重建的网格模型优化

陈蔓菲, 徐熙平*, 艾治清, 徐仕强

长春理工大学光电工程学院光电检测与图像模拟及识别实验室, 吉林 长春 130013

摘要 针对表面网格重建算法难以得到较好的纹理细节这一问题, 提出一种融合自阴影重建(SFS)的表面网格优化算法。以表面网格模型作为初值。然后将该网格顶点投影至可视影像上获得其对应的SFS深度值。进而使用光度一致性约束算法融合SFS约束算法作为数据项、模型自身的曲率约束算法作为平滑项, 共同组成网格顶点优化能量函数。最后通过梯度下降法最小化能量对网格顶点进行调整, 达到优化网格模型的目的。所提算法在DTU数据集中, 相比输入的表面网格模型精度提高了14.5%, 相比现有主流表面网格优化模型算法精度提高了1.12%。实验结果表明, 所提算法可以有效修正表面网格模型的纹理细节、提高网格模型精度, 从而改善重建模型效果。

关键词 图像处理; 测量; 三维重建; 网格优化; 自阴影重建

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222898

Mesh Refinement Combined with Shape From Shading

Chen Manfei, Xu Xiping*, Ai Zhiqing, Xu Shiqiang

Optoelectronic Detection and Image Simulation & Recognition Lab, School of Electro-Optical Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130013, Jilin, China

Abstract To solve the difficulty in obtaining good texture details using surface mesh reconstruction algorithms, a surface mesh optimization algorithm based on shape from shading (SFS) is proposed. The surface mesh model is chosen as the initial value. Then, the mesh vertex is projected onto a visual image to obtain its corresponding SFS depth value. The photometric consistency constraint algorithm is used to fuse the SFS constraint algorithm as the data item, and the curvature constraint algorithm of the model is used as the smoothing item to form the mesh vertex optimization energy function. Finally, the gradient descent method is used to minimize energy as well as adjust the mesh vertices and optimize its model. In the DTU dataset, the proposed algorithm outperforms the input mesh model by 14.5% and the existing mainstream surface mesh optimization model by 1.12%. The experimental results show that the proposed algorithm can substantially improve the texture details of surface mesh models, the accuracy of mesh models, and the effect of reconstruction models.

Key words image processing; measurement; three-dimensional reconstruction; mesh refinement; shape from shading

1 引言

基于影像的多视图三维重建技术^[1]因其具有低成本、普适性强、纹理色彩真实等特点而被广泛应用于诸多领域。其重建流程主要包括稀疏点云重建^[2]、稠密点云重建^[3-4]、表面网格重建以及纹理贴图^[5]。然而由于重建场景的复杂性及多样性, 如何通过稠密点云生成真实反映物体信息的表面网格模型成为重建核心难点之一。在纹理细节较为丰富的场景重建中, 若三维信息缺失将导致离散点无法准确描述实体, 同时点云

中存在的部分噪声将使得重建所得的三维模型存在空洞、过度平滑等问题。这些问题将导致重建的表面网格模型扭曲变形、纹理缺失、误差增大。因此, 改善表面网格模型重建算法对于表面纹理细节较为丰富的场景重建具有重要意义。

表面网格重建的主流算法包括基于隐式曲面的隐式算法和基于计算几何学的显式算法。前者中, 目前主流的泊松重建算法是Kazhdan等^[6]在2006年提出的一种网格重建算法, 该算法将离散的点云样本信息转化到连续的表面函数上, 从而构造水密的隐式表面。

收稿日期: 2022-10-26; 修回日期: 2022-11-24; 录用日期: 2022-12-12; 网络首发日期: 2023-01-05

基金项目: 汽车仿真与控制国家重点实验室开放基金(20210102)

通信作者: *xyp@cust.edu.cn

后者中, Delaunay 的三角网格重建具有强大的可操作性。Labatut 等^[7]对点云构建 Delaunay 四面体, 通过优化框架有效过滤出密集点云, 并通过整合其可视化约束获得模型表面。在 Labatut 等提出的模型基础上, 文献[8-10]实施了进一步的改进, 保留了更多特定区域中弱支撑表面的结构信息和纹理细节。但是, 无论是采用上述泊松方法还是 Delaunay 方法生成的三角网格模型都存在空洞、凹坑、凸起等问题, 从而使得重建模型和真实场景的几何一致性上存在一定的差异。因此, 文献[11]以 Delaunay 三角网格作为网格模型优化的初值, 通过网格顶点在不同影像之间投影的光度一致性测度构造能量优化函数来进行顶点位置优化, 该算法有效地提高了表面重建的精度。文献[12]保留文献[11]中光度一致性约束的同时, 从影像中提取二维线特征并构造多视线特征约束, 然后结合顶点自身曲率作为平滑项构造新的能量函数来调整顶点位置以获得更好的城市场景网格模型, 但该算法对于纹理复杂的物体具有一定的局限性。

结合上述方法, 本文针对纹理细节较为丰富的场景重建中三维模型纹理信息缺失的问题, 提出一种基于多视立体几何技术融合自阴影重建(SFS)^[13]的表面网格重建优化算法。由于复杂度低、纹理细节丰富、鲁棒性高等特点, SFS 算法被广泛应用于诸多领域。2012 年, Liao 等^[14]提出一种 SFS 和 local morphable

model(LMM)相结合的人脸建模算法, 使用 SFS 算法快速获取人脸轮廓后用 LMM 恢复局部细节, 从而重构人脸模型。2018 年, Yang 等^[15]使用 SFS 算法重建焊缝的三维形状, 提取曲率信息作为焊缝的特征向量, 并采取支持向量机分类的方法进行焊接质量评价。上述重建方式对于重建的完整度具有一定的局限性。文献[16-17]在主动视觉技术方面融合了 SFS 算法并有效优化了重建精度, 在原有的深度数据上融合了 SFS 算法来优化深度值, 使得生成的点云模型更为丰富准确。但点云模型相比网格模型而言无法更加直观地描述现实客观世界。

因此, 对于多视立体几何技术中纹理细节较为丰富的场景重建时模型纹理缺失的问题, 本文提出一种融合 SFS 的表面网格优化算法。以 Delaunay 三角网格作为初始输入网格, 保留光度一致性约束的同时, 根据多视立体技术中影像数量对其重建精度影响程度不同的特性, 构造具有一定自适应性的 SFS 约束项, 然后通过光度一致性融合 SFS 项构建能量函数优化顶点位置。所提算法在保留更多结构信息和纹理细节的同时, 不增加额外的噪声, 有效兼顾整体形状和细节信息。

2 算法整体框架

融合 SFS 的表面网格重建优化算法的工作原理如图 1 所示。在进行稀疏点云重建时, 首先对采集到

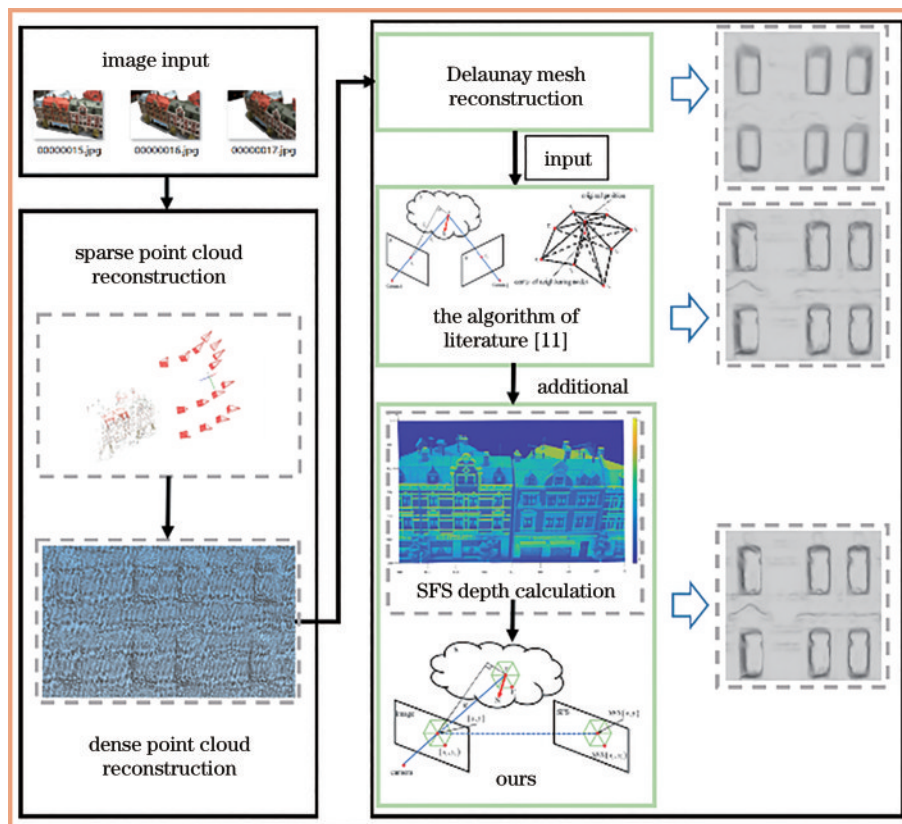


图 1 所提算法整体框架图

Fig. 1 Overall framework diagram of proposed algorithm

的图像进行特征点检测与匹配,然后通过对应的 2D 点信息解算出位姿、相机内参等信息,并获取稀疏点云,最后使用捆绑调整对相机位姿参数等信息进行优化。匹配到的点云过于稀疏导致重建效果并不理想,因此以稀疏点云和位姿等信息作为输入进行稠密点云重建,使用 PatchMatch 算法对不同图像上的同一个点进行匹配,以此来增强重建场景的稠密性。为了更加直观地描述客观世界,将得到的稠密点云使用 Delaunay 算法进行表面网格重建,由于使用 Delaunay 重建后的网格模型缺失细节,因此,将其作为网格模型优化的初值,使用文献[11]中提出的能量函数融合 SFS 约束项构造新的能量优化函数对网格模型中的每一个顶点进行优化,从而实现网格模型优化,改善重建模型的视觉效果。

3 算法详细描述

3.1 SFS 算法基本原理

SFS 算法利用单幅图像中的明暗变化恢复其相对应的高度或表面法向。本实验使用 SFS 算法来恢复物体表面形状,该算法存在如下假设:光源为无限远处点光源,物体表面反射模型为朗伯体表面反射模型,成像几何关系为正交投影。当假设成立时,图像上每个像素点的灰度值仅与光源和物体表面相对位置以及方向有关。因此依据每个像素点的灰度恢复被测物体的表面方向,进而获得重建的三维模型。SFS 算法使用线性化方法通过对朗伯表面反射函数的线性化,将原 SFS 的非线性问题转化为线性问题并求解。朗伯表面反射函数^[18-20]的表达式为

$$E(x, y) = R(p, q) = \frac{1 + pp_s + qq_s}{\sqrt{1 + p^2 + q^2} \sqrt{1 + p_s^2 + q_s^2}}, \quad (1)$$

式中: $E(x, y)$ 表示归一化图像亮度; $R(p, q)$ 表示反射强度; $(-p_s, -q_s, 1)$ 表示光源方向; (p, q) 表示表面灰度梯度。 (p, q) 使用以下离散近似: $p = z(x, y) - z(x - 1, y)$, $q = z(x, y) - z(x, y - 1)$, $z(x, y)$ 为物体表面高度。因此,亮度方程可以写为

$$f[z(x, y)] = 0 \approx E(x, y) - R(p, q), \quad (2)$$

对其进行泰勒展开,可得到:

$$f[z(x, y)] = 0 \approx f[z^{n-1}(x, y)] + [z(x, y) - z^{n-1}(x, y)] \frac{\partial f[z^{n-1}(x, y)]}{\partial z(x, y)}. \quad (3)$$

对于 $z(x, y) = z^n(x, y)$, 第 n 次迭代的高度值可以写为

$$z^n(x, y) = z^{n-1}(x, y) + \frac{-f[z^{n-1}(x, y)]}{\frac{d}{dz(x, y)} f[z^{n-1}(x, y)]}, \quad (4)$$

$$\frac{d}{dz(x, y)} f[z^{n-1}(x, y)] = -1 \cdot \left[\frac{p_s + q_s}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1} \sqrt{p_s^2 + q_s^2 + 1}} - \frac{(p + q)(pp_s + qq_s + 1)}{\sqrt{(p^2 + q^2 + 1)^3} \sqrt{p_s^2 + q_s^2 + 1}} \right], \quad (5)$$

此时,只要给定初值 $z(x, y) = 0$, 即可迭代计算得到最终的表面高度结果。

3.2 能量函数构造与求解

获得完整的光照模型后,为了改善物体表面纹理细节,利用能量函数驱动三角网格顶点优化。能量函数由光度一致性约束项、SFS 项、平滑项等 3 部分构成:

$$E(V) = E_p(V) + E_s(V) + E_{sm}(V), \quad (6)$$

式中: $E_p(V)$ 和 $E_s(V)$ 为数据项; $E_{sm}(V)$ 为平滑项; $E_p(V)$ 为光度一致性约束; $E_s(V)$ 为 SFS 约束。

3.3 光度一致性约束

光度一致性从可见性一致角度出发,利用多视图图像计算视角间初始网格模型中顶点坐标的最小化多重视投影误差来优化网格模型。能量项的表达式为

$$E_p(S) = \sum_{i,j} \int_{\Omega_{ij}^s} h(I_i, I_j^s)(x_i) dx_i, \quad (7)$$

式中: S 表示曲面; Ω_{ij}^s 表示重投影的有效域; $h(I, J)(x)$ 表示通过图像 I 投影到图像 J 在点 x 处的光度一致性的单调递减函数; $I_{ij}^s = I_j \circ \Pi_i \circ \Pi_i^{-1}$, 表示图像 I 通过曲面 S 重投影到图像 I_j 上, Π_i 和 Π_i^{-1} 分别表示第 i 帧图像的投影和逆投影。

令 $M_{ij}(S) = M(I_i, I_j^s) = \int_{\Omega_{ij}^s} h(I_i, I_j^s)(x_i) dx_i$, 能量项梯度的表达式为

$$\nabla E_p(S) = \sum_{i,j} \nabla M_{ij}(S), \quad (8)$$

$$\nabla M_{ij}(x) = - \left[\partial_2 M(x_i) DI_j(x_i) D\Pi_j(x) \frac{d_i}{z_i^3} \right] \mathbf{N} = -f_{ij}(x_i) \mathbf{N} / z_i^3, \quad (9)$$

令 $f_{ij}(x_i) = \partial_2 M(x_i) DI_j(x_i) D\Pi_j(x) d_i$, 为了将连续的梯度公式转化为一个离散梯度,顶点调整量表示为

$$E_p(V) = \frac{dE_p(S)}{dX} = \int_S \phi(x) \sum_{i,j} \nabla M_{ij}(x) dx = \sum_{i,j} \int_{\Omega_{ij}} \phi(x) f_{ij}(x_i) / (\mathbf{N}^T d_i) \mathbf{N} dx_i, \quad (10)$$

式中: d_i 为光心与顶点的距离; z_i 为顶点所在平面与光心的距离; \mathbf{N} 为法向量; $\phi_i(x)$ 表示当前点 x 所在面片中第 i 顶点影响到该点的权重。因此,只有在该点一周的三角形面片内部的点不为 0,且越靠近面片边界的地方值越小。

3.4 SFS 约束

光度一致性的约束对于一些锐利平直的高频信息

会被平滑,因此面对一些纹理丰富的场景或物体,为了更精确地恢复细节纹理信息,需要对多纹理细节区域增加额外的 SFS 项约束对顶点进行调整。梯度公式如下:

$$\nabla E_s(V) = \frac{W_{sfs} \sum_i \omega_i (V_i^{(sfs)} - V^{(sfs)}) \cdot d_i}{(N^T d_i)} \cdot N, \quad (11)$$

式中: W_{sfs} 为权重值; ω_i 为顶点 V 的一阶环邻域顶点 V_i 的在投影图像上的有效个数; $V^{(sfs)}$ 为当前顶点 V 对应的 $SFS(x, y)$ 的值。

图 2 中, $V^{(sfs)}$ 为当前顶点 V 对应的 $SFS(x, y)$ 的值。具体步骤是将三维物体表面 S 上的某一顶点 V 投影到图像上,得到其对应的二维像素坐标 (x, y) ,然后通过 (x, y) 找到对应的 $SFS(x, y)$ 。其中, $SFS(x, y)$ 为图像使用 SFS 算法得到的深度图矩阵在像素坐标 (x, y) 上对应的深度值。同理, $V_i^{(sfs)}$ 为当前顶点 V 的一阶环邻域顶点 V_i 投影到图像上后得到的像素坐标 (x_i, y_i) 对应的深度值 $SFS(x_i, y_i)$ 。因此,式(11)中 $\sum_i \omega_i (V_i^{(sfs)} - V^{(sfs)})$ 表示顶点 V 与其一阶环邻域的 V_i 深度差的均值,作为偏移量沿法向量 N 方向进行投影,得到最终顶点调整量。

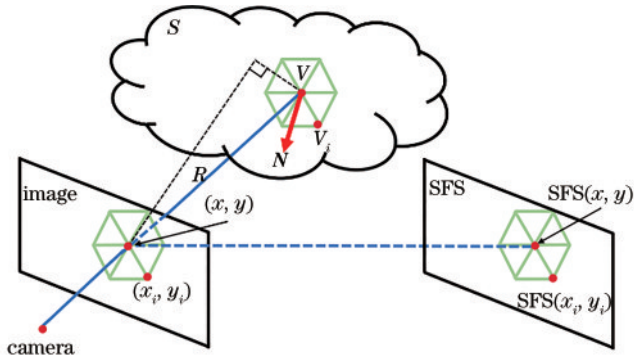


图 2 SFS 深度值计算

Fig. 2 SFS depth calculation

由于通过 SFS 计算出的光照模型会存在一定的噪声点,同时考虑多视立体技术中影像个数和质量对重建效果的影响,添加权重项 W_{sfs} 对顶点调整量进行约束以提高算法的普适性和自适应性, W_{sfs} 的具体计算公式为

$$W_{sfs} = \frac{A}{N_p}, \quad (12)$$

式中: N_p 为参与重建的视图数量; A 为分段式权重。多视立体技术重建中影像数量很大程度上影响着重建精度。影像数量较多时,网格模型重建的时间复杂度与空间复杂度随之增大,对运算设备的要求更高的同时精度也更高,此时 W_{sfs} 通过增大对顶点调整量的约束减小顶点的调节量。相反,影像数量较少时,重建效

果较差且表面纹理细节大量缺失, W_{sfs} 通过减小对顶点调整量的约束有效提高表面模型的精度,可更好表现其纹理细节。

由于 SFS 计算得到的光照模型具有一定的噪声,当 $\sum_i \omega_i (V_i^{(sfs)} - V^{(sfs)})$ 过大时顶点受到噪声影响的概率较高,即大于 A_{max} 时,使用较小的权重值 0.01 来减小调整量。当 $\sum_i \omega_i (V_i^{(sfs)} - V^{(sfs)})$ 较小时,即小于 A_{min} 时,说明顶点周围没有明显梯度关系,表明此处应处于平滑面。此时将 A 设置为 0,不进行该约束项调整。其中, A_{max} 、 A_{min} 分别设置为 0.5 和 0.001。

具体权重取值设置如下:

$$A = \begin{cases} 0.01, & |A| > A_{max} \\ 0.1, & A_{min} < |A| < A_{max} \\ 0, & |A| < A_{min} \end{cases} \quad (13)$$

3.5 拉普拉斯平滑项

由于数据项不具有自正则的性质,因此优化中增加拉普拉斯平滑项将曲面上非常小的变化或噪声扩散到它的邻域,从而对模型进行平滑。

$$\nabla E_{sm}(V) = \alpha \Delta(V) - \beta \Delta^2 \pi(V), \quad (14)$$

$$\Delta(V) = \frac{\sum (V_i)}{|N|} - V, \quad (15)$$

$$\Delta^2(V) = \frac{\sum \Delta(V_i)}{|N|} - \Delta(V), \quad (16)$$

式中: α 、 β 为平滑项中的柔性权值和刚性权值,分别为 0.18 和 0.02; N 表示顶点 V 的所有一阶环邻域顶点; $\Delta(V)$ 为一阶形式的拉普拉斯,如图 3 所示。一阶形式的拉普拉斯可以表示为一阶环邻域顶点的加权和,这种基于伞状结构的操作又称伞算子,它的作用是使三角网格中某一个顶点 V 向一阶环邻域 V_i 重心位置 O 平滑。 $\Delta^2(V)$ 为二阶拉普拉斯算子, $\sum \Delta(V_i)$ 表示顶

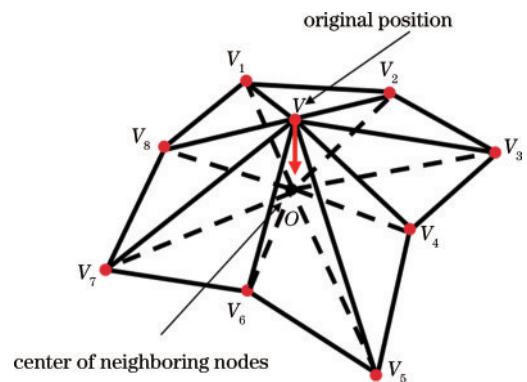


图 3 伞算子

Fig. 3 Umbrella operator

点 V 的邻域点 V_i 的一阶拉普拉斯算子。最终得到平滑梯度 $\nabla E_{sm}(V)$ 。

4 分析与讨论

4.1 标准数据集实验分析

使用 DTU 标准数据集进行实验和对比分析, DTU 数据集包含 124 种不同小型场景模型, 每个场景中包含 49 张或 64 张 $1200 \text{ pixel} \times 1600 \text{ pixel}$ 的影像集, 每个位置由多组不同光源照度组成, 并提供结构光点云作为参考点云。本实验选取 SCAN 15 中的场景进行重建。该组数据中一共有 49 张影像。场景原始影像示例如图 4 所示。为验证所提算法对表面纹理细节的优化效果, 首先选取影像集中 6 张影像进行表面网格重建以及网格模型优化。模型前后对比结果如图 5 和图 6 所示。



图 4 数据集原始影像示例

Fig. 4 An example of the original image of the dataset

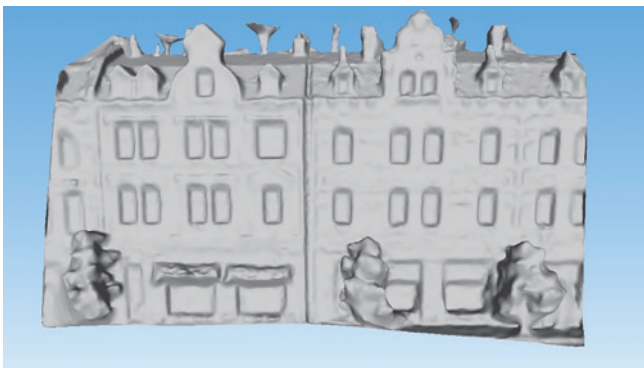


图 5 6 张影像表面重建初始模型

Fig. 5 Initial model for reconstruction of 6 image surfaces

在这种极少影像集的极端条件下, 匹配点数量较少导致纹理的大量缺失。此时使用各算法表面重建的可视性效果细节图如图 7 所示。可以看到, 优化后的模型比其他模型重建结果的纹理细节更加丰富。图 7(a) 是用八叉树深度为 10 的泊松重建算法得到的表面模型, 网格表面纹理由于算法过度平滑基本缺失。图 7(b) 是用 Delaunay 算法重建获得的表面模型, 与泊



图 6 6 张影像表面重建优化后模型

Fig. 6 Optimized model after 6 image surface reconstruction

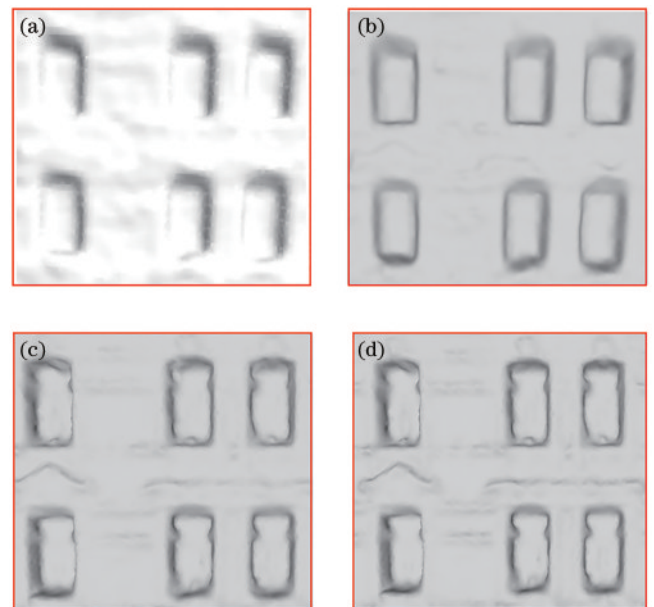


图 7 模型细节对比。(a)泊松表面重建;(b)Delaunay 算法重建;(c)文献[11]的算法;(d)所提算法

Fig. 7 Comparison of model details. (a) Poisson surface reconstruction; (b) Delaunay mesh reconstruction; (c) algorithm of literature [11]; (d) proposed algorithm

松重建算法相比 Delaunay 算法保留了少量的细节纹理。因此, 将 Delaunay 算法获得的网格模型作为输入, 使用文献[11]算法对其进行优化, 结果如图 7(c) 所示, 即仅使用光度一致性能量优化后得到的表面模型, 可以看出, 窗框等区域的细节丰富程度得到大幅提升, 但由于影像数量限制, 光度一致性算法受限。而所提算法重建结果如图 7(d) 所示, 在极少影像集下, 有效提高纹理细节显现, 改善了表面过度平滑等问题, 使得模型质量得到进一步提升。

除了可视性的效果对比外, 还使用定量的精度分析来验证所提算法的准确性。分别取 49 张影像集中的 6 张、12 张、18 张、24 张、30 张、49 张影像进行重建, 并与结构光参考点云进行对比, 结果如表 1 所示。可以看出, 所提算法的平均误差 (mean distance) 以及标准误差 (std deviation) 在不同组影像数据的情况下均

表 1 各算法不同影像集精度计算

Table 1 Accuracy calculation of different image sets for each algorithm

unit: mm

Number of images	Proposed algorithm		Algorithm of literature[11]		Delaunay mesh reconstruction		Poisson surface reconstruction	
	mean distance	std deviation	mean distance	std deviation	mean distance	std deviation	mean distance	std deviation
6	1.3185	2.4977	1.3589	2.5219	1.4138	2.5039	1.3215	2.2676
12	0.5454	0.9852	0.5993	1.0104	0.6561	1.0161	0.8769	1.1587
18	0.4937	0.7771	0.5233	0.7837	0.6049	0.8114	0.7032	0.8858
24	0.4788	0.7641	0.4991	0.7774	0.5801	0.7979	0.7671	0.9598
30	0.4768	0.7230	0.4923	0.7392	0.5781	0.7588	0.7025	0.8498
49	0.4693	0.6348	0.4745	0.6454	0.5375	0.6709	0.6971	0.7793

减小。在 6 张、12 张、18 张、24 张、30 张、49 张影像集下,所提算法相比较文献[11]算法的平均误差分别降低了 2.97%、9.00%、5.66%、4.07%、3.17%、1.10%。即所提算法精度在不同组影像集下均有提升。不论是影像集极少的 6 张影像网格重建,还是影像集丰富的 49 张影像的网格重建,所提算法都有效提高了重建的表面网格模型精度,且未增加过多噪声负担,具有一定的自适应性。

为了更加直观地展示所提算法在影像集丰富的条件下重建精度的提高,使用 49 张影像进行 3 种算法的表面网格重建。并将 DTU 数据集提供的结构光点云作为标准模型,将不同算法提出的重建网格模型分别与结构光点云进行配准,然后计算出与结构光点云上最近点的距离,最后用伪彩色图来表示该距离,结果如图 8 所示。可以看出,使用所提算法得到的伪彩色图相比图 8(b)、(c)误差更小。

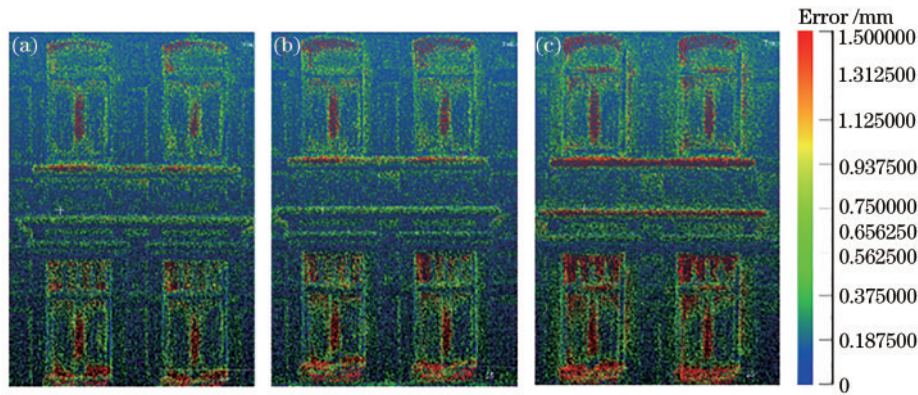


图 8 伪彩色图。(a)所提算法;(b)文献[11]算法;(c)Delaunay算法

Fig. 8 Pseudo-color maps. (a) Proposed algorithm; (b) algorithm of literature [11]; (c) Delaunay algorithm

同时,将 49 张影像的 Delaunay 模型重建结果作为输入网格,经文献[11]算法以及所提算法对精度、完整度以及时间进行计算。其中,精度与完整度是一对互补的衡量指标,完整度是衡量重建完整性的指标,通过计算已知的结构光参考点云上的每个点到网格模型中最近面片的绝对距离来反映重建完整性,完整度越小重建结果越完整。精度是网格模型中每个顶点到结构光参考点云模型中最近面片的距离,精度越小重建准确度越高。因此比较表 2 分析结果可知:所提算法相比文献[11]算法精度提高 1.12%,完整度提高了 4.11%;相比输入原始网格算法精度提高 14.50%,完整度提高了 20.58%。结合图 8 可以看出,所提算法能进一步提高模型精度,恢复模型正确细节,使得模型得到进一步的优化。但是所提算法耗时较多,需要在后续研究中提升计算效率,降低算法时间复杂度。

表 2 DTU SCAN 15 完整数据集实验结果比较

Table 2 Comparison of experimental results on DTU SCAN 15 dataset

Algorithm	Accuracy / Completeness / Time /		
	mm	mm	s
Proposed algorithm	0.4693	0.4656	6132
Algorithm of literature [11]	0.4745	0.4847	3775
Delaunay algorithm	0.5375	0.5614	37

4.2 现实场景数据实验分析

选择两组现实场景数据进行网格重建分析,首先使用一组博物馆西周晚期的青铜器单五父壶,如图 9 所示,采集 12 张分辨率为 600 pixel×1024 pixel 的影像。采用所提算法及文献[11]算法、Delaunay 算法在此数据上进行重建,效果如图 10 所示。可以直观看出,在较少数据集的情况下,所提算法在现实场景中仍能有效恢复部分纹理细节。



图 9 采集数据集

Fig. 9 Acquisition dataset

第一组数据由于物体的特殊性,除了肉眼观测外无法进行实际精度测量,因此另选一组小型摆件进行表面网格重建,并通过高精度光栅扫描仪获得高精度

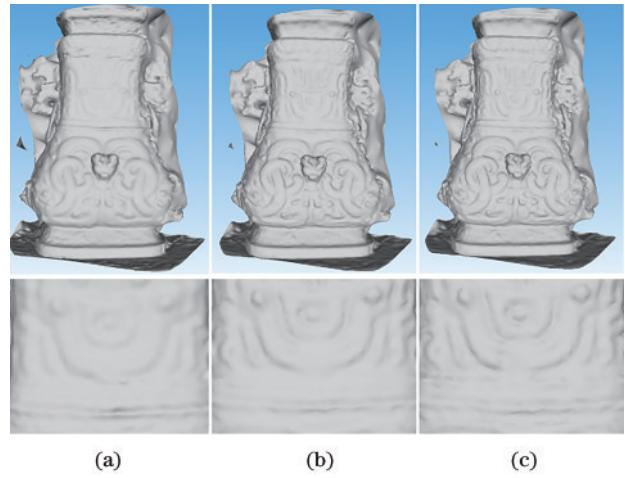


图 10 效果对比。(a)Delaunay 算法;(b)文献[11]的算法;(c)所提算法

Fig. 10 Effect comparison. (a) Delaunay algorithm; (b) algorithm of literature [11]; (c) proposed algorithm

原始表面模型作为参考模型,如图 11 所示,使用 125 张分辨率为 600 pixel×800 pixel 的影像进行实验。



图 11 采集数据集

Fig. 11 Acquisition dataset

图 12 为相机位姿示意图,图 13 为效果对比图,所提算法与参考模型配准的误差为 0.6566 mm,文献[11]算法与参考模型配准的误差为 0.6855 mm。所提算法比文献[11]的优化算法精度提高了 4.40%。即对于纹理细节较为丰富的物体,所提算法能生成更加精确的模型,在三维重建领域具有一定实用性。

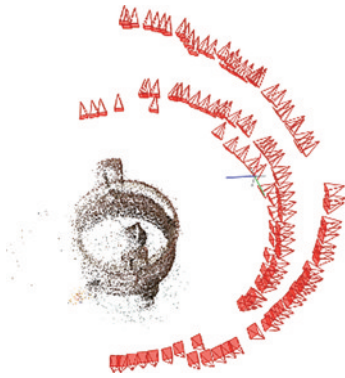


图 12 位姿示意图

Fig. 12 Position and posture diagram



图 13 效果对比。(a)参考模型;(b)所提算法;(c)伪彩色图
Fig. 13 Effect comparison. (a) Reference model; (b) proposed algorithm; (c) pseudo color map

5 结 论

针对基于多视立体几何的三维重建技术中,重建效果容易受到影像数量以及噪声影响,导致表面重建的模型无法显示正确的纹理细节,并缺乏部分纹理的平直锐利性这一问题,提出一种融合 SFS 算法的三角网格模型优化方法。通过 SFS 算法与光度一致性算法以及模型自身的曲率约束共同组成模型顶点优化的能量函数,并通过梯度下降法逐步得出顶点满足约束的最优位置。实验结果表明,不论影像数量多少,所提算法都能有效改善纹理细节、提高重建精度,在影像集较少时,该算法效果更显著。但所提算法计算时间较长这一问题需要在进一步的研究工作中解决。

参 考 文 献

- [1] Furukawa Y, Hernández C. Multi-view stereo: a tutorial [J]. Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision, 2015, 9(1/2): 1-148.
- [2] Schönberger J L, Frahm J M. Structure-from-motion revisited[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 26-July 1, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 4104-4113.
- [3] Shen S H. Accurate multiple view 3D reconstruction using patch-based stereo for large-scale scenes[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5): 1901-1914.
- [4] Hirschmuller H. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30 (2): 328-341.
- [5] Waechter M, Moehrle N, Goesele M. Let there be color! large-scale texturing of 3D reconstructions[M]// Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. Computer vision-ECCV 2014. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2014, 8693: 836-850.
- [6] Kazhdan M, Bolitho M, Hoppe H. Poisson surface reconstruction[C]//SGP '06: Proceedings of the Fourth Eurographics Symposium on Geometry Processing, June 26-28, 2006, Cagliari, Sardinia, Italy. New York: ACM Press, 2006: 61-70.
- [7] Labatut P, Pons J P, Keriven R. Efficient multi-view reconstruction of large-scale scenes using interest points, delaunay triangulation and graph cuts[C]//2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision, October 14-21, 2007, Rio de Janeiro, Brazil. New York: IEEE Press, 2007.
- [8] Boykov Y Y, Jolly M P. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images[C]//Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, July 7-14, 2001, Vancouver, BC, Canada. New York: IEEE Press, 2001: 105-112.
- [9] Jancosek M, Pajdla T. Multi-view reconstruction

- preserving weakly-supported surfaces[C]//CVPR, June 20-25, 2011, Colorado Springs, CO, USA. New York: IEEE Press, 2011: 3121-3128.
- [10] Jancosek M, Pajdla T. Exploiting visibility information in surface reconstruction to preserve weakly supported surfaces[J]. International Scholarly Research Notices, 2014, 2014: 798595.
- [11] Vu H H, Labatut P, Pons J P, et al. High accuracy and visibility-consistent dense multiview stereo[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(5): 889-901.
- [12] 俞思帆, 闫利, 谢洪, 等. 附加多视线特征约束的城市场景网格模型优化[J]. 测绘科学, 2022, 47(2): 102-109. Yu S F, Yan L, Xie H, et al. Refinement of urban mesh model with multi-view line feature constraints[J]. Science of Surveying and Mapping, 2022, 47(2): 102-109.
- [13] Ping-Sing T, Shah M. Shape from shading using linear approximation[J]. Image and Vision Computing, 1994, 12(8): 487-498.
- [14] Liao H B, Chen Q, Zhou Q, et al. Rapid 3D face reconstruction by fusion of SFS and Local Morphable Model[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2012, 23(6): 924-931.
- [15] Yang L, Li E, Long T, et al. A welding quality detection method for arc welding robot based on 3D reconstruction with SFS algorithm[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94(1): 1209-1220.
- [16] 李健, 杨苏, 刘富强, 等. RGBD 融合明暗恢复形状的全视角三维重建技术研究[J]. 数据采集与处理, 2020, 35(1): 53-64.
- Li J, Yang S, Liu F Q, et al. Full view 3D reconstruction by fusing RGBD and shape from shading [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2020, 35(1): 53-64.
- [17] 李健, 李丰, 何斌, 等. 基于 RGBD 信息和 SFS 融合的三维数字化方法[J]. 系统仿真技术, 2018, 14(4): 231-235.
- Li J, Li F, He B, et al. Three-dimensional digitization method based on integration of RGBD information and SFS[J]. System Simulation Technology, 2018, 14(4): 231-235.
- [18] 廖熠, 赵荣椿. 从明暗恢复形状(SFS)的几类典型算法分析与评价[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(10): 953-961.
- Liao Y, Zhao R C. Analysis and evaluation of several typical SFS algorithms[J]. Journal of Image and Graphics, 2001, 6(10): 953-961.
- [19] Oren M, Nayar S K. Generalization of lambert's reflectance model[C]//SIGGRAPH '94: Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, July 24-29, 1994, Orlando, USA. New York: ACM Press, 1994: 239-246.
- [20] 闵莉, 李典, 董帅. 基于 SFS 的三维粗糙度特征提取[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2017(7): 82-85.
- Min L, Li D, Dong S. 3D surface roughness feature extract based on SFS method[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2017(7): 82-85.