

基于光流反馈的单目视觉三维重建

李秀智 杨爱林* 秦宝岭 贾松敏 邱欢

北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京 100124

摘要 提出一种基于光流反馈的单目视觉三维(3D)重建方法,实现对场景快速、准确的3D立体化建模。由帧间光流场建立更为稳健的同名像点匹配关系,同时运用五点算法估计摄像机的相对位姿,以构建稀疏点云和初始网格。从运动视觉分析的角度寻求多视重建的求解方法,将重建模型反馈至重建过程,用各视图图像的偏差驱动模型变形。将粗略、不准确的原始网格曲面经过致密的非刚性变形,调整至精确的曲面。在统一计算设备架构下,利用图形处理器对光流算法进行并行加速,显著提高了重构算法运行的实时性。室内真实场景下的重建结果证明了所提算法的可行性与准确性。

关键词 机器视觉; 三维重建; 光流; 场景流; 统一计算设备架构

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0515001

Monocular Camera Three Dimensional Reconstruction Based on Optical Flow Feedback

Li Xiuzhi Yang Ailin Qin Baoling Jia Songmin Qiu Huan

College of Electronic Information & Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China

Abstract A monocular three dimensional(3D) reconstruction technique based on optical flow feedback is proposed to achieve fast and accurate 3D stereoscopic modeling in the real scene. Corresponding pixel pairs are robustly matched by inter-frame optical flow fields and the five-point algorithm is employed to determine relative pose of the moving camera, therefore sparse point cloud is generated and initial crude mesh is built. In the proposed method, multi-view reconstruction is implemented from perspective of vision method on motion analysis. The reconstruction model is fed-back to the reconstruction process and the model is deformed by utilizing the bias-driven of each view. The coarse and inaccurate original mesh surface is adjusted to the exact surface through a dense non-rigid deformation. Under the compute unified device architecture, the optical flow algorithm is optimized in parallel mode by using the graphic processing unit hardware and real-time performance of the reconstruction algorithm is significantly improved. The experimental results obtained in realistic indoor scenario demonstrate the effectiveness and accuracy of the proposed algorithm.

Key words machine vision; three dimensional reconstruction; optical flow; scene flow; compute unified device architecture

OCIS codes 150.4620; 150.1135; 150.1488; 150.6910

1 引言

多视图重建^[1-2]在计算机视觉领域始终处于学术前沿的地位,在机器人导航、虚拟(增强)现实、智慧城市、影视特技上都具有广阔的应用前景。与激光三维(3D)扫描等方法相比,视觉系统硬件成本低廉,且易于与纹理绑定,因此随着底层视觉算法的成熟与完善而愈受瞩目。

然而长期的实践表明,视觉手段对于物体表面的物理特性、环境光照的变化十分敏感,且对纹理的要求异常苛刻。在非合作环境下由于匹配失效带来视差图中大量的离群点、缺失点、甚至是成块的噪点,致使点

收稿日期: 2014-11-04; 收到修改稿日期: 2014-12-09

基金项目: 国家自然科学基金(61105033, 61175087)

作者简介: 李秀智(1979—),男,博士,讲师,主要从事智能机器人导航、机器视觉等方面的研究。

E-mail: xiuzhi.lee@163.com

*通信联系人。E-mail: yanglinligong@sina.com

云和曲面层次上的重构都出现较大的失真^[3],这成为突出的技术性障碍。

在运动视觉分析理论中,序列图像之间的光流场的求解,本质在于揭示致密目标点之间的匹配关系,由此推算空间三维运动场(或称场景流)^[4-6],可以有效跟踪和恢复物体3D运动和结构。由于光照变化的敏感性以及对于纹理的依赖性,为提高立体视觉在复杂环境下的适应能力,将光流场与极线几何等强约束相结合,对场景流和视差图进行同步估计^[7-8]。Hugue等^[9]在立体匹配的指导下求解光流与运动场,通过求解最优化能量函数的欧拉-拉格朗日方程对运动场矢量以及视差进行同时估计。因而,光流-场景流矢量的计算受益于立体视觉的极线强约束;但是反之,从立体匹配的角度分析,深度图得以改善的程度有限。文献[10]、[11]中对光流-场景流与三维重建的结合方法也进行了初步的探索。

针对于此,本文另辟蹊径,从匹配层面转换到重构的层面对光流理论与视觉方法的融合进行分析和探讨,进而将三维重构问题凝炼为非刚体的运动矢量估计问题。在稀疏重构的基础上生成原始网格面片,并反馈至各比较帧视角,由光流场定量评价反馈误差,并用各视图像的偏差驱动模型变形。由于光流矢量场蕴含了空间物体的运动矢量场信息,因而借助光流-场景流分析的方法,能够有效修正原始的多边形网格,得到准确的三维立体化模型。

2 算法整体框架

基于光流反馈的单目视觉三维重建算法主要分为四个部分,算法整体流程如图1所示。首先,在光流估计的基础上生成三维稀疏点云;通过不同位置采集多帧场景图像,进而计算帧间光流矢量,选取光流匹配点重构出空间稀疏点云;继而,将该点云进行插值和曲面重建,通过三角网格化获取原始粗糙网格曲面;然后,执行算法的核心步骤,即基于光流-场景流模型,估算场景流矢量;最后,完成原始网格调整并进行纹理映射,得到最终重建模型。该方法与广泛应用的光束平差法(BA)的区别在于,它在线性最小二乘意义上对空间三维点逐点调整,避免了大量数据,同时优化非线性迭代,因而具有更高的运行效率。

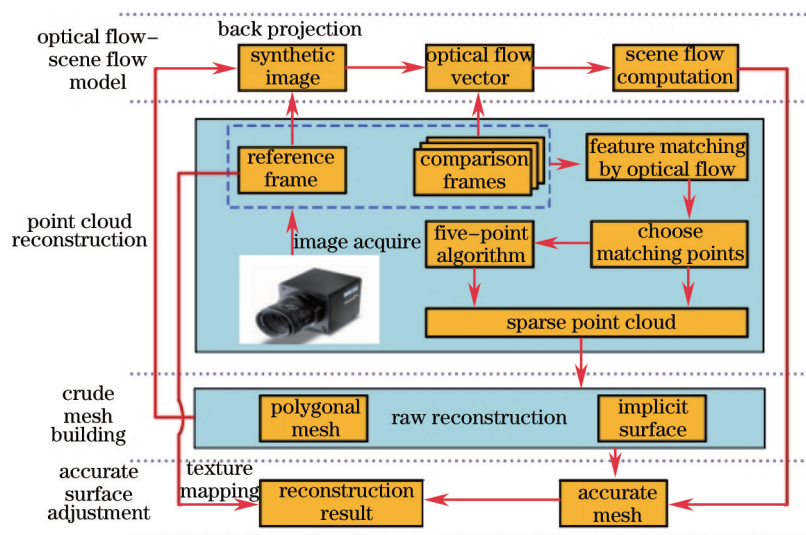


图1 重建算法框架

Fig.1 Block diagram of reconstruction algorithm

综上,若从贝叶斯估计的观点考察,网格调整可看做原始网格经光流反馈后的校正过程。(1)和(2)式中,用 $p(S)$ 表示原始网格曲面, \hat{S} 表示网格调整后的最终结果,则 $p(S|I)$ 表示由图像序列重构的曲面与真实场景的相似度, $p(I|S)$ 表示初始网格曲面反投影至比较帧形成合成图像与原始比较帧图像的差异,即光流矢量。通过 $p(I|S)$ 估算的光流矢量反推出场景流与原始网格 $p(S)$ 相互作用,提高 $p(S|I)$,得到最终网格曲面。其中,

$$\hat{S} = \arg \max_S p(S|I), \quad (1)$$

$$p(S|I) \propto p(I|S) \cdot p(S). \quad (2)$$

3 光流与非刚体场景流

3.1 光流建模及求解

在视觉的运动分析理论中,当摄像机与场景目标间有相对运动时所观察到的图像亮度模式运动称之为光流。由于序列视频图像之间的光流矢量场表达了图像的变化,能够定量地描述帧间同名像点之间的匹配关系,并给出像面偏移量,因此为观察者提供了关于目标的运动及结构信息。

变分法是求解光流的主流方法,具有模型通用性好、求解的精确度高且光流场致密等优势。传统变分法^[12]能量泛函模型包括基于亮度一致性假设的数据项和基于全局平滑性的正则项。但传统变分法不能有效地处理灰度间断及分段平滑,针对上述问题,采用TV- L^1 ^[13-14]模型求解光流,能量函数可表示为

$$E(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} [\lambda |I_0(\mathbf{x}) - I_1(\mathbf{x} + \mathbf{u}(\mathbf{x}))| + |\nabla \mathbf{u}|] dx, \quad (3)$$

式中 $I(\mathbf{x})$ 表示图像上一点 $\mathbf{x} = (x, y)^T$ 的灰度值, $\mathbf{u} = (u, v)^T$ 表示帧间光流矢量, $\nabla = (\partial_x, \partial_y)$ 表示空间梯度。然后采用原始对偶算法^[15]进行光流求解,通过引入一个辅助变量 \mathbf{v} ,将其作为光流矢量 \mathbf{u} 的近似量,从而将上述模型转化为

$$E(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} [\lambda |\rho(\mathbf{v})| + \frac{1}{2\theta} (\mathbf{u} - \mathbf{v})^2 + |\nabla \mathbf{u}|] dx, \quad (4)$$

式中函数 ρ 为 $|I_0(\mathbf{x}) - I_1(\mathbf{x} + \mathbf{u}(\mathbf{x}))|$ 的缩写, θ 表示一个微小常数。通过原始对偶算法,可将能量最小化问题转换为两个交替进行的迭代优化过程。该方法克服了传统固定点迭代计算需要引入小规则参数的问题,避免了人为误差。但是该方法要求交替迭代求解,导致运算复杂度增加,难以满足实时性和实用化要求。因此,利用图形处理器(GPU)高效的通用并行计算能力,在统一计算设备架构(CUDA)的体系框架下并行计算光流,提高了算法实时性。图2为TV- L^1 光流估计结果。

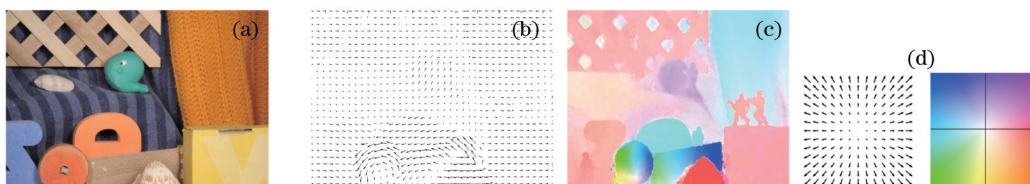


图2 TV- L^1 光流估计结果。(a) RubberWhale 测试图像; (b) 光流矢量图; (c) 彩色光流图; (d) 彩色编码图

Fig.2 TV- L^1 optical flow estimation result. (a) RubberWhale test image; (b) optical flow vector; (c) color optical flow; (d) color-coded map

3.2 光流算法并行加速

CUDA是由NVIDIA推出的通用并行计算架构,特点是将作为主机的中央处理器(CPU)与作为设备的GPU在其调度下协同工作。CPU处理逻辑性强的任务和串行计算任务,而高度并行化且逻辑相对简单的任务可交予GPU负责处理。

表1显示了光流加速使用的策略,循环迭代之前已将计算数据发送至GPU端,通过调节block和grid的大小,合理利用显卡各种内存资源,实现加速比最大化。

3.3 场景流

与光流相对应,空间点的三维瞬时速度场称为场景流^[4-6]。若 $\mathbf{X} = (x, y, z)^T$ 表示空间点三维坐标, $\mathbf{U}_i = (u_i, v_i)^T$ 表示其在第 i 个摄像机中成像后对应的二维图像坐标,则 $d\mathbf{U}_i/dt$ 表示光流, $d\mathbf{X}_j/dt$ 表示场景流。光流与场景流的关系如图3所示,联系二者的是 2×3 的雅克比矩阵 $\mathbf{J}_{x_j}^i$, 即

$$\frac{d\mathbf{U}_i}{dt} = \frac{\partial \mathbf{U}_i}{\partial \mathbf{X}_j} \cdot \frac{d\mathbf{X}_j}{dt} = \mathbf{J}_{x_j}^i \cdot \frac{d\mathbf{X}_j}{dt}. \quad (5)$$

令 \mathbf{P}_i 表示第 i 个摄像机 3×4 的投影矩阵, 即

$$\mathbf{P}_i = \mathbf{A}_i \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{R}_i & \mathbf{T}_i \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

则空间某点与其相对应的投影点之间的关系表示为

$$u_i = P_u^i = \frac{[\mathbf{P}_i]_1(x, y, z, 1)}{[\mathbf{P}_i]_3(x, y, z, 1)} = \frac{g(X)}{f(X)}, \quad v_i = P_v^i = \frac{[\mathbf{P}_i]_2(x, y, z, 1)}{[\mathbf{P}_i]_3(x, y, z, 1)} = \frac{h(X)}{f(X)}. \quad (7)$$

Table 1 TV- L^1 optical flow accelerate strategies

Parallel acceleration for optical flow algorithm based on CUDA

Alternative calculation of optical flow field

1) Assign host and device memory, source image data is sent to GPU device

2) for iter \leftarrow 0 to 50

Thread distribution: the block size which is set as 32×16

Grid distribution: the grid size is determined by the picture size

$gridx = nx/32 + [(nx\%32) ? 1 : 0]$

$gridy = ny/16 + [(ny\%16) ? 1 : 0]$

nx, ny stand for the image's width and height

Begin acceleration: start a~f kernel function in turn

Each thread completes assigned tasks by the kernel function

syncthread

a) x direction's preceding paragraph differential function

b) y direction's preceding paragraph differential function

c) for v being fixed, optimize u

d) x direction's backward differential function

e) y direction's backward differential function

f) for u being fixed, optimize v

end

end

3) Copy results to host

4) Free memory

以 $[P_i]_k$ 表示矩阵 P_i 的第 k 行,则通过微分运算,可得

$$J_{x_j}^i \equiv \frac{\partial P_i^i}{\partial X} \Big|_{x_j} \equiv \begin{bmatrix} \frac{\partial P_u^i}{\partial x} & \frac{\partial P_u^i}{\partial y} & \frac{\partial P_u^i}{\partial z} \\ \frac{\partial P_v^i}{\partial x} & \frac{\partial P_v^i}{\partial y} & \frac{\partial P_v^i}{\partial z} \end{bmatrix} \Big|_{x_j}. \quad (8)$$

以(8)式第一列元素为例,雅克比矩阵的各个分量可以按照下式求得:

$$\frac{\partial P_u^i}{\partial x} = \frac{\partial g(X)/\partial x \cdot f(X) - g(X) \cdot \partial f(X)/\partial x}{f^2(X)}, \quad \frac{\partial P_v^i}{\partial x} = \frac{\partial h(X)/\partial x \cdot f(X) - g(X) \cdot \partial h(X)/\partial x}{f^2(X)}. \quad (9)$$

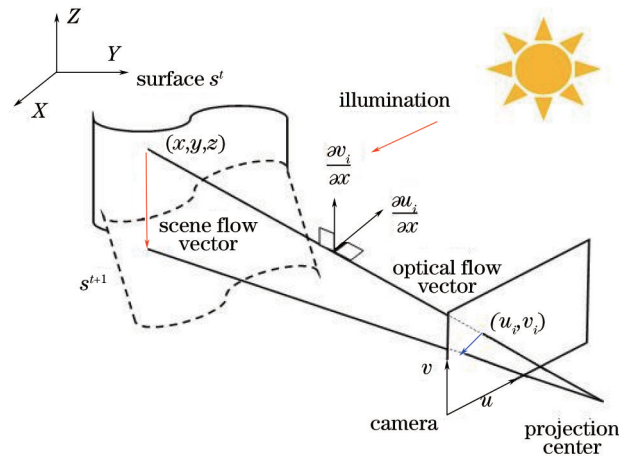


图 3 光流与场景流的关系

Fig.3 Relationship between optical flow and scene flow

4 稀疏重建与初始网格生成

4.1 像点匹配与摄像机运动估计

手持自由移动式摄像机采集目标场景的多视图图像,由相邻帧间光流场建立贯穿多视的像素匹配关系。与传统尺度不变特征转换加速稳健特征(SIFT)或SURF角点特征提取、匹配的方法相比,该方法的优势在于,光流估计是一种扩散式算法,充分利用了图像的全局信息,因而在局部纹理较弱的区域也能建立较为准确的同名像点匹配关系。继而利用五点算法^[6]求解多视间的欧氏空间转换关系。选取中央视图为参考帧,建立世界坐标系($O_w-X_wY_wZ_w$),求解相应像点对应的稀疏空间三维坐标。参考坐标系如图4所示。

五点算法核心是通过RANSAC算法选取五对匹配良好的像素点估计本质矩阵 E ,然后再对本质矩阵进行奇异值分解获得摄像机外参。奇异值分解解的非唯一性,旋转矩阵 R 与平移向量 T 将会出现四种组合,本文采用Snavely等^[17-18]开发的Bundler系统中的五点算法从其中选出正确的 R 与 T 。

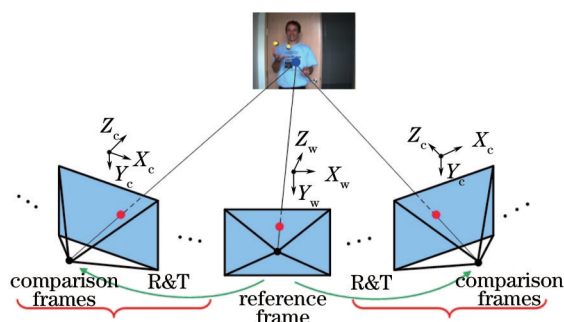


图4 参考坐标系

Fig.4 Reference coordinate systems

4.2 初始网格生成

选用紧致支撑径向基函数(RBF)隐式曲面重建算法,生成目标的三角面片表面模型。由于三角面片的数量规模取决于点云的规模,而面片网络的规模对于后续网格调整过程的时间复杂度和空间复杂度都有显著的影响,因而采取对致密的光流场隔点采样,得到稀疏的匹配像点。实验表明,该方法在显著提高运算效率的同时,并未对后续网格调整效果产生不利影响。

RBF具有描述复杂形状、方便判定点与曲面的相对位置、对轻微噪声不敏感的优点,它不需要任何散乱数据点之间的连接信息,仅通过每个数据点为中心计算的权值和散乱数据构造的RBF隐式函数的零水平集来描述曲面模型。对于三维空间中任意曲面拟合问题可以表述为^[19]

$$f(p) = \pi(p) + \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot \Phi \|p - p_i\|, \quad (10)$$

式中 p 表示曲面上的任意数据点, p_i 表示用来定义(10)式的散乱点,称为采样点。 $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离, w_i 表示对应于每个径向基的权值, $\Phi: \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{R}$ 表示径向基函数。 $\pi(p)$ 是一阶多项式,对任意三维点 $p(x, y, z)$, $\pi(p)$ 定义为

$$\pi(p) = c_0 + c_1 \cdot p^x + c_2 \cdot p^y + c_3 \cdot p^z. \quad (11)$$

上述待求线性系统包含 $n+4$ 个未知数(w_i 和 c_0, c_1, c_2, c_3),但是仅有 n 个方程。为了使能量方程最小化还需要满足正交条件,即

$$\sum_{i=1}^n \omega_i = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot p_i^x = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot p_i^y = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot p_i^z = 0. \quad (12)$$

由(10)~(12)式可以建立线性方程组,按照散乱点法矢方向计算附加约束点,将插值约束点和附加约束点的对应值代入方程组,求出唯一解。将求得的权值 w_i 和多项式系数 c_k 代入(10)式,就可以得到重构的隐式曲面方程。选取Bloomenthal^[20]方法实现实体表面的多边形化。

5 网格调整

基于原始重构网格和参考帧图像,利用已标定的几何参数,首先将参考帧图像点反投影至初始网格曲

面,然后再将三维投影点重投影至各个比较帧图像,得到浮点型的非整数像点坐标。因此,必须通过双线性插值,得到重投影合成图像,并作为原始网格面的反馈。计算反馈图像与实测比较帧图像的光流场,利用非刚体的光流-运动场理论对已建网格模型进行修正,建立求解曲面修正量的最小二乘解数学模型,重构出逼近真实的空间自由曲面。

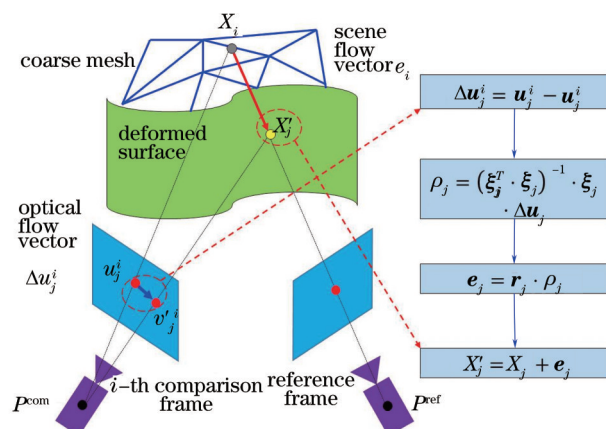


图5 基于场景流的网格调整

Fig.5 Mesh adjustment based on scene flow

图5展示了基于光流-场景流的网格调整过程。点 X_j 表示连接参考帧摄像机光心与参考帧上一点的射线与原始粗糙网格的交点, u_j^i 表示 X_j 在第 i 个比较帧上的投影点,而 u_j^i 表示真实场景的投影点。通过计算场景流,更新初始网格。

$$X_j' = X_j + e_j . \quad (13)$$

场景流可表示为

$$e_j = r_j \cdot \rho_j , \quad (14)$$

式中 r_j 表示场景流的方向,为单位向量。 ρ_j 表示场景流的幅值。

将(14)式带入(5)式,化简可得:

$$\Delta u_j^i = J_{X_j}^i \cdot r_j \cdot \rho_j = \xi_j^i \cdot \rho_j , \quad (15)$$

式中 ξ_j^i 为雅克比矩阵与其相关联的参考射线向量的乘积所得, Δu_j^i 表示在第 i 帧比较图像与对应合成图像所计算的光流矢量。如果比较帧个数为 n , (15)式即为 $2 \times n$ 个方程所构成的超定方程组。因此,这两个列向量可表为

$$\Delta u_j = \begin{pmatrix} u_j^1 \\ v_j^1 \\ \vdots \\ u_j^n \\ v_j^n \end{pmatrix} , \quad \xi_j = \begin{bmatrix} \xi(u_j^1) \\ \xi(v_j^1) \\ \vdots \\ \xi(u_j^n) \\ \xi(v_j^n) \end{bmatrix} . \quad (16)$$

利用最小二乘法求解超定方程组,可得各场景流矢量的幅值,最小二乘解析解如下:

$$\rho_j = (\xi_j^T \cdot \xi_j)^{-1} \cdot \xi_j \cdot \Delta u_j . \quad (17)$$

6 实验结果及分析

采用的摄像机为Point Grey Flea2,分辨率为800 pixel×600 pixel,最高帧频为30 frame/s。所使用的PC机配置有GT740 GPU和Intel Core i3处理器,程序编译环境为VC++ 2010。为验证本文算法的有效性和准确性,在室内真实场景下进行了多组三维重建实验。

三维重建的结果如图6所示,其中图6(a)表示原始粗糙网格,图6(b)表示未进行纹理映射的多边形网格曲面,图6(c)为添加纹理映射的结果。

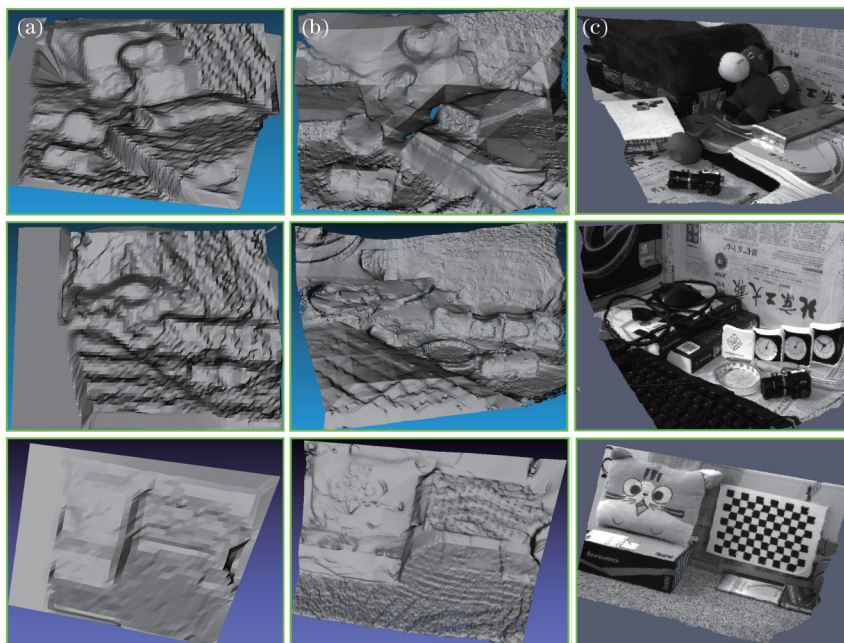


图6 三维重建结果

Fig.6 3D reconstruction results

所提重建算法的主体分为两个部分,即初始网格形成和基于光流-场景流的网格调整。实验过程中,通过手持 Point Grey Flea2 摄像机在五个位置依次采集图像。通过计算相邻帧间光流,选取足够多的匹配像素点,运用五点算法,估计并分解本质矩阵求取摄像机相对位姿关系。传统 CPU 采用 TV- L^1 光流算法,计算 $800 \text{ pixel} \times 600 \text{ pixel}$ 的图像所需时间为 15 s 左右,通过 GPU 加速后,时间缩短至 0.5 s 左右,加速比为 30,这说明光流算法的实时性显著提升。

然后通过选取的光流匹配点求取初始三维点云,进而通过多尺度支撑径向基函数和 Bloomenthal 提出的多边形化方法形成初始网格面。如图 6(a)所示,考虑到算法效率,实验中每隔 20 pixel 取一对光流匹配点,运用三角测量原理重建出有序的三维点云,能在一定程度上大致粗略地反映空间三维形状。

通过第 5 节所提方法进行网格调整,如图 6(b)所示,网格调整后三维重建效果得以明显改善,能够较为细致地反映物体的真实形状,细节较为丰富。三维表面基本完整、连续。最终,通过纹理映射得到三维场景的重建结果如图 6(c)所示。

从相机的相对运动估计三维结构,主流的方法是通过奇异值分解本质矩阵,以获取相机外部参数,其结果是,获取相机的位移矢量与真实空间位移量相差一个尺度因子,导致重建的三维点坐标与真实值相差一个尺度因子。采用文献[21]所提方法,在重建场景中放置了平面标定靶标,由于靶标上的各个点的坐标精确已知,因此能够恢复出相机的位移矢量的尺度因子,继而得到真实尺度的三维点坐标。

为进一步定量地评价三维重建的精度,在图 7 所示的场景中选取若干易于测量的直线段,将系统重建结

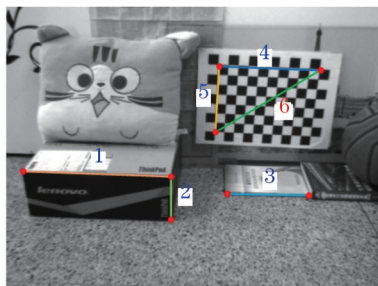


图7 重建精度测试图像

Fig.7 Test image for reconstructive accuracy

果与工具测量值进行比较,选取的线段均用数字进行了编号。

测量结果如表2所示,真实值为用高精度直尺所测的实际距离,测量值为三维重建所得两点之间的空间距离。由表2可知,测量数据的相对误差均小于5%,这表明重建精度较为理想。

表2 实验结果分析

Table 2 Analysis of experimental results

| Serial number | Ground truth /mm | Measured value /mm | Absolute error /mm | Relative tolerance /% |
|---------------|------------------|--------------------|--------------------|-----------------------|
| 1 | 385 | 381.425 | 3.575 | 0.92 |
| 2 | 132 | 127.936 | 4.064 | 3.07 |
| 3 | 240 | 238.277 | 1.723 | 0.71 |
| 4 | 300 | 303.593 | 3.593 | 1.19 |
| 5 | 210 | 210.062 | 0.062 | 0.03 |
| 6 | 366 | 370.135 | 4.135 | 1.12 |

综上所述,本文方法所得的三维重建结果,能够反映真实场景的三维结构与形状,且具有良好的测量精度,验证了该三维重建方案的有效性和准确性。

7 结 论

提出了一种基于光流反馈的单目三维重建方法。在稀疏重构的基础上生成原始网格面片,并反馈至各比较帧视角,由光流场定量评价反馈误差,利用非刚体的光流-运动场理论对已建网格模型进行修正。在统一计算设备架构下,利用图形处理器对光流算法进行并行加速,显著提高了算法的实时性。室内场景下的重建结果证明了所提算法的可行性与有效性。

由于光流在低纹理场景中估计存在较大偏差,重建效果有待进一步提升。在未来的工作中,当前算法的改进、三维场景拼接及室外场景重建将作为主要的研究方向。

参 考 文 献

- 1 Yang Yufeng, Wu Zhensen, Cao Yunhua. Research on the spectral scattering of target based on three-dimensional reconstruction theory[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(9): 0929001.
- 2 Jia Songmin, Wang Ke, Li Xiuzhi, *et al.*. Monocular camera three dimensional reconstruction based on variation model[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(4): 0415002.
- 3 X Li, S Jia, W Cui, *et al.*. Consistent map building by a mobile robot equipped with stereo sensor and LRF[C]. *IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering*, 2011, 3: 100-104.
- 4 T Brox, J Malik. Large displacement optical flow: descriptor matching in variational motion estimation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(03): 500-513.
- 5 S Vedula, S Baker, P Rander, *et al.*. Three-dimensional scene flow[C]. *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*, Corfu, 1999: 722-729.
- 6 S Vedula, P pomder, R collins, *et al.*. Three-dimensional scene flow[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(3): 475-480.
- 7 Y Zhang, C Kambhamettu. On 3D scene flow and structure recovery from multi-view image sequences[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics (Part B)*, 2003, 33(4): 592-606.
- 8 R Li, S Sclaroff. Multi-scale 3D scene flow from binocular stereo sequences[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(1): 75-90.
- 9 F Huguet, F Devernay. A variational method for scene flow estimation from stereo sequences[C]. *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*, Los Alamitos, 2007: 1-7.
- 10 Richard A. Newcombe, A J Davison. Live dense reconstruction with a single moving camera[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2010: 1498-1505.

- 11 X Li, S Jia, K Wang, *et al.*. Scene flow-based environment 3D digitalization for mobile robot navigation[C]. *Advanced Robotics*, 2012, 26(3): 1521-1536.
- 12 B Horn, B Schunck. Determining optical flow[C]. *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1981: 319-331.
- 13 Li Xiuzhi, Yin Xiaolin, Jia Songmin, *et al.*. Improved TV-L1 algorithm for smooth optical flow[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(10): 1015002.
李秀智, 尹晓琳, 贾松敏, 等. 改进的TV-L1平滑光流估计[J]. *光学学报*, 2013, 33(10): 1015002.
- 14 C Zach, T Pock, H Bischof. A Duality Based Approach for Real-Time TV-L1 Optical Flow[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 214-223.
- 15 T Pock, M Urschler, C Zack, *et al.*. A duality based algorithm for TV-L1-optical-flow image registration[C]. *International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, 2007: 511-518.
- 16 D Nister. An efficient solution to the five-point relative pose problem[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(6): 756-770.
- 17 N Snavely, S M Seitz, R Szeliski. Photo tourism: exploring image collections in 3D[C]. *ACM Transactions on Graphics*, 2006, 25(3): 835-846.
- 18 N Snavely, S M Seitz, R Szeliski. Modeling the world from internet photo collections[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 80(2): 189-210.
- 19 I Tobor, P Reuter, C Schlick. Efficient reconstruction of large scattered geometric datasets using the partition of unity and radial basis functions[J]. *WSCG*, 2004, 12(1-3): 467-474.
- 20 J Bloomenthal. An Implicit Surface Polygonizer, *Graphics Gems IV*[M]. San Diego: Academic Press, 1994: 324-349.
- 21 Zhang Feng, Shi Limin, Sun Fengmei, *et al.*. An Image Based 3D reconstruction system for large indoor scenes[J]. *Acta Automation Sinica*, 2010, 36(5): 625-633.
张 峰, 史利民, 孙凤梅, 等. 一种基于图像的室内场景自动三维重建系统[J]. *自动化学报*, 2010, 36(5): 625-633.

栏目编辑: 苏 岑