

文章编号 1004-924X(2017)增-0145-07

空间二维图像与深度图像稀疏场景流恢复

宁明峰*, 张世杰, 谷蔷薇

(哈尔滨工业大学 卫星技术研究所, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要:针对传统的场景流利用全局能量函数计算稠密光流场的方法计算量大且无法在空间目标追踪、三维重建等实际应用中使用的的问题。提出了一种 Lucas-Kanade 框架下的二维图像与深度图像结合的稀疏场景流计算方法。首先,假设目标平面光流仅受平移运动影响,在二维平面上建立稀疏光流平面运动模型;随后,根据深度相机提供的深度信息,结合平面运动方程,在空间三维建立优化函数,采用最小二乘法求解该优化函数得到稀疏场景流;最后,对本文提出的方法性进行数值仿真验证,结果表明采用本文算法能够对目标表面的稀疏特征进行有效地场景恢复。同时,当目标表面特征小于 400 时,该算法平均时间小于 0.2 s;目标表面特征小于 200 时,该算法平均时间小于 0.1 s;目标表面特征小于 50 时,该算法平均时间为 0.05 s。结果表明该算法运算速度快,能够满足实时运算的需求。

关键词:稀疏场景流;深度图像结合;LK 框架;三维优化函数

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20172514.0145

Recovery for sparse scene flow of spatial two-dimensional image and depth image

NING Ming-feng*, ZHANG Shi-jie, GU Qiang-wei

(Research Center of Satellite Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

* Corresponding author, E-mail: ningmingfeng332@163.com

Abstract: Aimed at traditional scene flow, global energy function was utilized to calculate dense optical flow field, which caused large calculation amount and use for practical applications for failure to track in spatial target and 3D reconstruction etc., one calculation method for sparse scene flow combined with 2D image and depth image under LK framework was proposed in the Thesis. Firstly, supposing that plane optical flow of target is only just affected by translation motion, plane motion model for sparse optical flow was established on 2D plane; then, according to depth information provided by depth camera, combined with plane motion equation, optimization function was established on spatial 3D, and least square method was adopted to solve this optimization function to get sparse scene flow. Finally, methodology proposed in the Thesis was provided with numerical simulation verification. The result shows that sparse characteristic on target surface can be provided with effective scene recovery by taking advantage of algorithm in the Thesis. At the same time, when target surface characteristic is within 400, average time of this algorithm is less than 0.2 s; when target surface characteristic is less than 200, average time of the algorithm is within 0.1 s; when target surface characteristic is less

收稿日期:2017-08-29;修订日期:2017-09-06.

基金项目:军委科技委国防科技创新资助项目(No. 17-H863-01-ZT-01-007-01)

than 50, average time of the algorithm is 0.05 s. The result shows that arithmetic speed of the algorithm is rapid which can meet demand of real-time operation.

Key words: sparse scene flow; depth image combination; LK framework; three-dimensional optimization function

1 引言

随着视觉测量跟踪技术的日渐成熟,视觉测量系统被广泛地应用于空间非合作目标在轨服务导航任务中^[1]。视觉测量系统可获取空间目标的表面特征,重建目标三维模型,进而可获取三维运动参数。相对于其他空间测量系统,视觉测量系统具有成本低、精度高、抗干扰能力强及无累积误差等优点^[2-3]。

场景流是光流在空间三维运动的描述,可提供场景中空间点在不同时刻的三维运动,自 1999 年被提出后,已经广泛应用于目标追踪、运动分析、三维重建等采用视觉测量系统的任务中^[4]。通过光流恢复空间场景流也是视觉领域内的一个重要课题。

由于单目相机所获得的图像序列的光流无法直接恢复空间场景流。很多学者提出采用双目视觉系统恢复场景流。Huguet 等^[5]利用双目视觉系统同时计算光流和场景流;Basha^[6]采用全局能量函数将双目视觉连续的图像序列统一建模恢复深度和场景流,建立相机坐标系间映射的同时利用更高的优化过程处理过程;Valgaerts 等^[7]在已知相机的内参数情况下,估计场景流和双目视觉系统参数;Li R^[8]等提出了基于多尺度的双目视觉场景流恢复方法,该方法考虑了连续图像中的确定性,并同时估计了光流和特征深度;Herrera 等^[9]假设场景结构已知,同时估计空间点的三维运动和场景的几何关系。基于双目视觉系统场景流恢复方法在二维图像平面参数化所造成的平滑约束问题会影响其计算精度。

深度相机与二维相机的结合为场景流恢复提供了一个新的思路^[10]。深度相机可以提供场景的结构信息,因此系统无需知道物体表面的先验信息即可恢复空间场景流;Spies 等^[11]通过同时约束二维图像和深度图像信息求解场景流;Lettouzey 等^[12]直接采用全局正则项和几何约束方程计算三维场景流。Hadfield 等^[10]用粒子滤波

对三维空间中的运动点进行建模,以抑制在求解场景流时全局正则项的过度平滑问题。这些方法多采用全局能量函数对稠密场景流进行估计,导致其运算量大,无法在实际中应用。

本文采用文献[13]中的平移运动假设,提出一种 Lucas-Kanade 框架下二维图像与深度图像结合的稀疏场景流方法。与传统的 LK 在二维平面建立估计误差函数不同,本文所采用的方法在三维空间建立误差函数,提高场景流恢复效率。

2 相机模型及坐标系定义

2.1 坐标系定义

在二维图像和深度图像结合的成像系统中,二维图像坐标系中像素表示的是空间物体在像平面的投影;深度图像素表示的是空间物体到相机的距离。不失一般性,本文假设该成像系统内部参数已知,以下仅介绍二维成像系统坐标系,深度相机坐标系与二维成像系统类似。

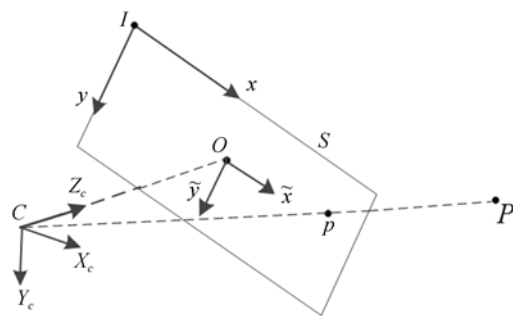


图 1 二维成像系统各坐标系关系

Fig. 1 Relationship among coordinate systems

建立如图 1 所示的像平面坐标系坐标系 $I(x, y)$ 、图像坐标系 $O(\tilde{x}, \tilde{y})$ 和相机坐标系 $C(X_c, Y_c, Z_c)$ ^[14]。像平面坐标系 $I(x, y)$ 的原点在图像左上角, x 轴、 y 轴分别与图像行和列平行。像平面点在该坐标系下表示为 $p(x, y)$ 。图像坐标系 $O(\tilde{x}, \tilde{y})$ 以相机光轴与像平面交点为原点 O 。 \tilde{x} 轴和 \tilde{y} 轴分别与 x 轴和 y 轴平行。相机投影中心 C 到像平面的距离为焦距, 记为 f 。相

机坐标系 $C(X_c, Y_c, Z_c)$ 是三维坐标系, 原点位于相机投影中心 C , Z_c 轴沿光轴指向像平面, X_c 轴、 Y_c 轴分别与 \tilde{x} 轴和 \tilde{y} 轴平行。空间点在该坐标系下表示为 $P(x_c, y_c, z_c)$ 。

2.2 相机共线方程

本文采用小孔投影模型, 该投影模型像平面坐标系下的像点 $p(x, y)$ 和相机坐标系物点 $P(x_c, y_c, z_c)$ 的关系为:

$$\begin{cases} \frac{x-x_0}{f_x} = \frac{x_c}{z_c} \\ \frac{y-y_0}{f_y} = \frac{y_c}{z_c} \end{cases}, \quad (1)$$

其中: $f_x = f/dx$, $f_y = f/dy$, dx, dy 分别表示相机单个像素的物理尺寸, x_0, y_0 分别表示图像坐标系原点在像平面坐标系中的位置。

设 $\mathbf{P}(X, Y, Z)$ 是物点在目标坐标系下的表示, $\mathbf{P}(x_c, y_c, z_c)$ 为该点在相机坐标系下的表示, 则两者的关系可如下:

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中: $r_1 \sim r_9$ 表示两坐标系方向余弦矩阵的各项, $[T_x, T_y, T_z]^T$ 表示两坐标系的平移量。

由成像原理可知, 物点总处于光心正前方, 即物点在像机坐标下的 z_c 恒为正, 则由式(1)和式(2)可得:

$$\begin{cases} \frac{x-x_0}{f/dx} = \frac{r_1 X + r_2 Y + r_3 Z + T_x}{r_7 X + r_8 Y + r_9 Z + T_z} \\ \frac{y-y_0}{f/dy} = \frac{r_4 X + r_5 Y + r_6 Z + T_y}{r_7 X + r_8 Y + r_9 Z + T_z} \end{cases}, \quad (3)$$

式(3)为小孔成像模型的共线方程, 该式表明物点、像点与光心共线。

3 稀疏场景流解算

3.1 运动模型

为在 LK 框架下计算场景流, 需要先提取空间场景中的运动目标特征, 建立其目标运动模型。目标与相机的瞬时相对运动可分解为瞬时平移速度和瞬时角速度。在相机坐标系中, 设目标瞬时平移速度矢量表示为 $\mathbf{V} = [V_x, V_y, V_z]^T$, 瞬时角速度为 $\mathbf{W} = [\Omega_x, \Omega_y, \Omega_z]^T$ 。 $t-1$ 时刻目标表面点坐标为 $\mathbf{P}(x_c, y_c, z_c)$, t 时刻对应点坐标为 \mathbf{P}'

(x'_c, y'_c, z'_c) 。则由坐标变换原理可知对应点在不同坐标系下的关系方程为:

$$\mathbf{P}' = \mathbf{R}\mathbf{P} + \mathbf{V}, \quad (4)$$

其中: \mathbf{R} 表示两时刻相机坐标系间的姿态矩阵, \mathbf{V} 表示两时刻相机坐标系间的平移量。由于帧间运动较小, \mathbf{R} 可用瞬时角速度近似表示为:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & -\Omega_z & \Omega_y \\ \Omega_z & 1 & -\Omega_x \\ -\Omega_y & \Omega_x & 1 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

由于 2D 平面光流是 3D 场景流的投影, 由式(3)可知, 目标表面特征在像平面的光流 (u, v) 可表示为:

$$\begin{aligned} u &= x' - x = f_x \left[\frac{x_c - y_c \Omega_z + z_c \Omega_y + V_x}{z_c - x_c \Omega_y + y_c \Omega_x + V_z} - \frac{x_c}{z_c} \right], \\ v &= y' - y = f_y \left[\frac{y_c - x_c \Omega_z + z_c \Omega_x + V_y}{z_c - x_c \Omega_y + y_c \Omega_x + V_z} - \frac{y_c}{z_c} \right]. \end{aligned} \quad (6)$$

在本文中, 仅考虑平移运动所引起的光流计算模型, 即假设由旋转造成的帧间光流变化很小, 忽略不计且 Z 轴方向平移运动速度较小即 $|V_z/z_c| \ll 1$ 。

由假设可知, 忽略旋转造成的光流影响, 式(6)可简化为:

$$\begin{aligned} u &= \frac{1}{z_c} \left[\frac{f_x V_x - (x-x_0)V_z}{1 + V_z/z_c} \right] \\ v &= \frac{1}{z_c} \left[\frac{f_y V_y - (y-y_0)V_z}{1 + V_z/z_c} \right]. \end{aligned} \quad (7)$$

由于 Z 轴方向平移运动速度小的假设可将式(7)简化为:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \frac{1}{z_c} \begin{bmatrix} f_x & 0 & x_0 - x \\ 0 & f_y & y_0 - y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ V_z \end{bmatrix}. \quad (8)$$

3.2 Lucas-Kanade 法

Lucas-Kanade 法^[15-16] 主要处理二维图像平面光流的不适定问题, 与全部约束算法全局平滑约束不同, Lucas-Kanade 法假设在很小的邻域 w 内(假设邻域大小 $m \geq 2$) 亮度恒定且光流速度矢量相同。在很小的邻域空间中的像素点的光流速度都可以使用光流基本约束方程, 组成求解光流的一个超定方程组, 通过最小二乘法可求解平面光流。

设 t 时刻空间点 $\mathbf{P}(x_c, y_c, z_c)$ 在二维像平面为投影亮度为 $I'(M(\mathbf{P}))$; $t-1$ 时刻该点在空间

表示为 $\mathbf{P}'((x', y', z'))$, 在二维像平面投影亮度为 $I^{-1}(M(\mathbf{P}'))$, 其中 M 表示空间点在像平面的投影。则根据局部亮度恒定假设, 点 \mathbf{P} 与对应点 \mathbf{P}' 满足:

$$I'(M(\mathbf{P})) = I^{-1}(M(\mathbf{P}')). \quad (9)$$

根据局部速度矢量恒定假设, 可定义 Lucas-Kanade 优化函数为:

$$\epsilon(u, v) = \sum_{p \in \omega} (I'(M(\mathbf{P})) - I^{-1}(M(\mathbf{P}')))^2. \quad (10)$$

式中 $p \in \omega$ 表示邻域 ω 取像素点 p 。将式(10)对 $[u \ v]^T$ 求导并令其等于零, 即可利用最小二乘法求解二维平面的光流。

3.3 三维空间优化函数

Lucas-Kanade 法在像平面求得平面光流, 其与场景流相比相差 Z 轴方向的运动速度 V_z 。而深度图像测量的是每个像元对应的深度数据, 若测量时间间隔短, 该深度数据差可作为其 Z 轴速度。

令 $Z'(M(\mathbf{P}))$ 表示空间某一点 \mathbf{P} 在 t 时刻对应的深度值, $Z^{-1}(M(\mathbf{P}'))$ 表示 $t-1$ 时刻其对应点 \mathbf{P}' 的深度值。则结合上述速度定义可得:

$$Z(M(\mathbf{P})) = Z^{-1}(M(\mathbf{P}')) + V_z. \quad (11)$$

根据上述局部光流计算优化函数式(10)及帧间深度变换式(11), 参考 Lucas-Kanade 的优化函数, 可得到场景流计算优化函数如式(12):

$$\begin{cases} \epsilon_z = \sum_{p \in \omega} (Z'(M(\mathbf{P})) - Z^{-1}(M(\mathbf{P} + \mathbf{V})) - V_z)^2 \\ \epsilon_l = \sum_{p \in \omega} (I'(M(\mathbf{P})) - I^{-1}(M(\mathbf{P} + \mathbf{V})))^2 \end{cases}. \quad (12)$$

由上文中的刚性光流模型可知, 忽略旋转造

$$\mathbf{H} = \sum_{p \in \omega} \frac{1}{Z^2(x)} \begin{bmatrix} I_x^2 + \lambda Z_x^2 & I_x I_y + \lambda Z_x Z_y & I_x I_z + \lambda Z_x (Z_z - 1) \\ I_x I_y + \lambda Z_x Z_y & I_y^2 + \lambda Z_y^2 & I_y I_z + \lambda Z_y (Z_z - 1) \\ I_x I_z + \lambda Z_x (Z_z - 1) & I_y I_z + \lambda Z_y (Z_z - 1) & I_z^2 + \lambda (Z_z - 1)^2 \end{bmatrix}. \quad (15)$$

4 仿真与结果分析

本文所提出的基于 Lucas-Kanade 框架下稀疏场景流恢复方法, 能够在复杂环境下恢复特定特征的场流, 为验证本文所提出算法的有效性

成的瞬时速度影响, 旋转矩阵可近似为单位阵, 因此 $\mathbf{P}' = \mathbf{P} + \mathbf{V}$ 。

式(12)在平面光流的基础上利用深度信息建立了稀疏场景流优化函数。由于二维图像和深度图像具有不同的噪声, 其对优化函数的影响也不同, 将图像方差比值作为权重因子, 加权式(12)的优化函数式可得(13):

$$\epsilon = \operatorname{argmin} \sum_{p \in \omega} \lambda \epsilon_z + \epsilon_l. \quad (13)$$

其中: λ 为权重因子, 取 $\lambda = \sigma_l^2 / \sigma_z^2$, σ_l^2 表示灰度图像的噪声方差, σ_z^2 表示深度图像的噪声方差, 与使用 2D 相机与 3D 相机有关。

3.4 最小二乘法求解

为求得稀疏场景流 \mathbf{V} , 可利用最小二乘法对(13)进行求解。一阶泰勒展开式(13)可得:

$$\Delta \mathbf{V} = \sum_{p \in \omega} (E_l(p, \mathbf{V}) + (\nabla_l \mathbf{J}) \Delta \mathbf{V})^2 + \sum_{p \in \omega} \lambda (E_z(p, \mathbf{V}) + (\nabla_z \mathbf{J} - \mathbf{D}^T) \Delta \mathbf{V})^2. \quad (14)$$

式中: $\mathbf{V} = \Delta \mathbf{V} + \mathbf{V}_0$, \mathbf{V}_0 为初值; $E_l(p, \mathbf{V}) = I^{-1}(M(\mathbf{P})) - I'(M(\mathbf{P} + \mathbf{V}))$; $E_z(p, \mathbf{V}) = Z^{-1}(M(\mathbf{P})) + V_z - Z'(M(\mathbf{P} + \mathbf{V}))$; $\nabla_l = [\partial I / \partial x \ \partial I / \partial y]^T$, $\nabla_z = [\partial Z / \partial x \ \partial Z / \partial y]^T$; $\mathbf{J} = \frac{1}{z_c} \begin{bmatrix} f_x & 0 & x_c - x_0 \\ 0 & f_y & y_c - y_0 \end{bmatrix}$; $\mathbf{D} = [0 \ 0 \ 1]^T$ 。

为求得 \mathbf{V} 最优解, 令式(14)对 \mathbf{V} 求导等于零, 整理后可得:

$$\Delta \mathbf{V} = -\mathbf{H}^{-1} \sum_{p \in \omega} ((\nabla_l \mathbf{J})^T E_l(p, \mathbf{V}) + \lambda (\nabla_z \mathbf{J} - \mathbf{D}^T)^T E_z(p, \mathbf{V})),$$

式中 \mathbf{H} 是 Hessian 矩阵, 令 $I_x = -(x I_x + y I_y)$, $I_z = -(x Z_x + y Z_y)$, 则 \mathbf{H} 表达式为:

和运算速度, 本文进行稀疏场景流恢复仿真和算法时间验证仿真。

4.1 稀疏场景流恢复仿真

本文采用 Middlebury 数据集中分辨率为 370×463 的 Art 二维图与其对应的深度图进行实验, 其原图如图 2 所示。

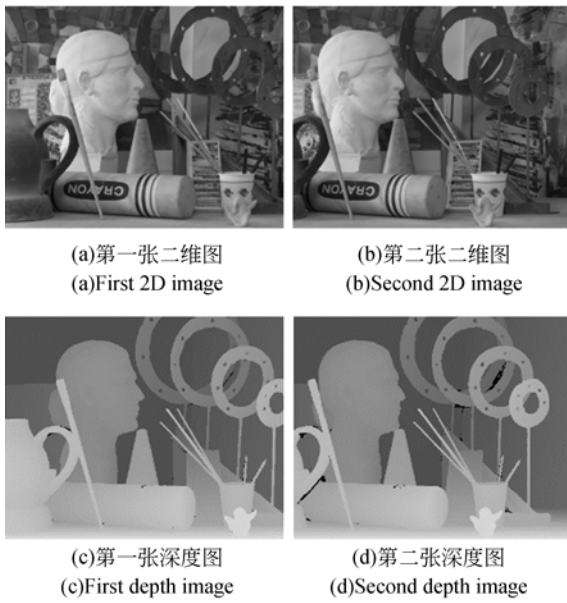


图 2 Art 二维图与其对应的深度图
Fig. 2 2D and depth image of Art

采用本文所提出的稀疏场景流恢复法计算稀疏像素点三维场景流矢量,本仿真在像平面随机选择 200 个特征计算场景流,绘制场景流场如图 3 所示,表示是不同速度场景流的三维分布图,结果表明该算法能够有效恢复特定空间特征的场景流。

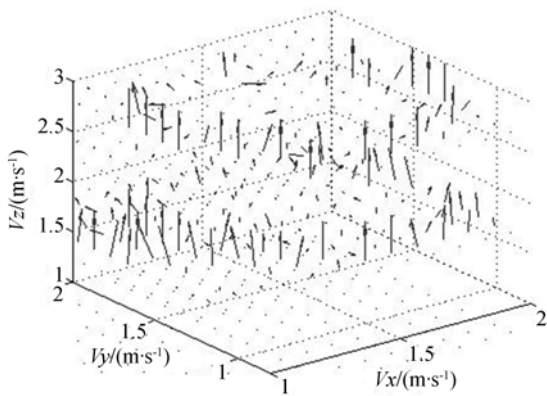


图 3 稀疏场景流恢复图
Fig. 3 Sparse scene flow recovery map

4.2 算法时间统计仿真

本文所采用的 L-K 法稀疏场景流恢复方法能计算特定特征的场景流,而不计算其他部分的场景流,因此能够加快运算速度大大加快运算速度。为统计本算法所需时间,此次仿真将数目为 5 到 400 的不同特征场景流计算时间依次统计,

采用的是 32 位 win7 操作系统,计算机主频为 2.5G 的 Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU, Matlab 版本为 2012b。在恢复场景流前,需要对图像进行灰度转换、特征提取和特征匹配等处理,为了不影响本算法时间统计,仿真在所有的预处理之后再行时间统计,计算结果如图 4 所示。

图 4 可以看出,由于受计算机任务切换等因素的影响,场景流解算时间波动较大。为此设计时间加权平均值 t_{avg} 作为解算时间参考,其计算公式如下:

$$t_{avg} = 0.3 \times t_{cur} + 0.7 \times (t_{cur-1} + t_{cur-2} + t_{cur-3} + t_{cur-4}) / 4,$$

其中: t_{cur} 表示当前数目特征对应的解算时间, t_{cur-1} 表示当前数目上一组数据对应的解算时间。同理, $t_{cur-2}, t_{cur-3}, t_{cur-4}$ 分别表示往前 2 组, 3 组和 4 组数据的解算时间。

仿真结果表明,最高解算时间为 0.25 s, 平均最高解算时间为 0.2 s; 在 200 点以内平均计算时间在 0.1 s 以内; 在 50 点以内计算时间为 0.05 s。对于相机输出频率为 1 Hz 到 5 Hz 的相机输出频率, 此时解算所需时间仅为图像更新周期的 1/10 到 1/2, 表明其解算速度可以在实际中应用。

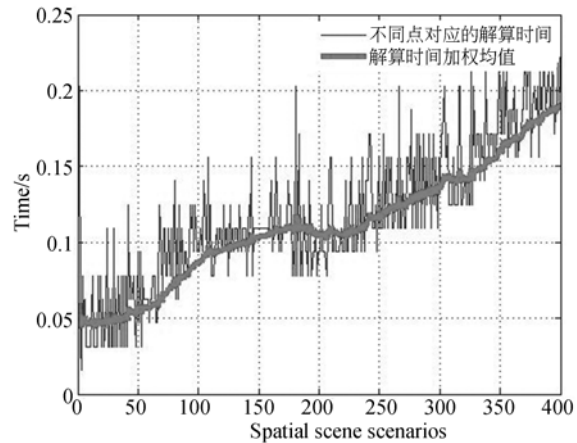


图 4 不同空间点场景流恢复所需时间
Fig. 4 Time required for different spatial scene scenarios

5 结 论

本文提出一种 Lucas-Kanade 框架下的目标表面稀疏场景流恢复方法,该方法在二维平面上

建立稀疏光流平面运动模型,根据深度相机提供的深度信息,结合运动方程,建立光流和场景流的优化函数,并利用权重建立空间三维优化函数,采用最小二乘法求解该优化函数获得稀疏光流场。该方法充分利用二维图像高分辨率与深度图像提供深度信息的特点,将二者结合,对特定区域或空间特征进行空间场景流恢复。

参考文献:

- [1] UNDERWOOD C I, RICHARDSON G, SAVIGNOL J. In-orbit results from the SNAP-1 nanosatellite and its future potential[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2003, 361 (1802): 199-203.
- [2] 杜小平, 赵继广, 崔占忠, 等. 基于计算机视觉的航天器间相对状态测量系统[J]. *光学技术*, 2003, 29(6): 664-666.
DU X P, ZHAO J G, CUI ZH ZH, *et al.*. Optical method for position-attitude determination between spacecrafts based on computer vision[J]. *Optical Technique*, 2003, 29(6): 664-666. (in Chinese)
- [3] 林来兴, 李灿. 交会对接最后逼近阶段 CCD 相机的测量方法[J]. *宇航学报*, 1994, 15(2): 24-34.
LIN L X, LI C. Method of measurement in the stage of final approaching for rendezvous and docking in space[J]. *Journal of Aeronautics*, 1994, 15 (2): 24-34. (in Chinese)
- [4] VEDULA S, BAKER S, RANDEP P, *et al.*. Three-dimensional scene flow[C]. *Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision*, IEEE, 1999: 722-729.
- [5] HUGUET F, DEVERNAY F. A variational method for scene flow estimation from stereo sequences [C]. *Proceedings of the IEEE 11th International Conference on Computer Vision*, IEEE, 2007: 1-7.
- [6] BASHA T, MOSES Y, KIRYATI N. Multi-view scene flow estimation: a view centered variational approach[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2013, 101(1): 6-21.
- [7] VALGAERTS L, BRUHN A, ZIMMER H, *et al.*. Joint estimation of motion, structure and geometry from stereo sequences[M]. *Computer Vision-ECCV 2010*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010: 568-581.
- [8] LI R, SCLAROFF S. Multi-scale 3D scene flow from binocular stereo sequences[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(1): 75-90.
- [9] HERRERA C D, KANNALA J, HEIKKIL J. Accurate and practical calibration of a depth and color camera pair[C]. *Proceedings of the 14th International Conference*, Springer, 2011: 437-445.
- [10] HADFIELD S, BOWDEN R. Kinecting the dots: particle based scene flow from depth sensors[C]. *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, IEEE, 2011: 2290-2295.
- [11] SPIES H, JAHNE B, BARRON J L. Dense range flow from depth and intensity data[C]. *Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition*, IEEE, 2000: 131-134.
- [12] LETOUZEY A, PETIT B, BOYER E. Scene flow from depth and color images[C]. *BMVC 2011 - British Machine Vision Conference*, BMVA Press, 2011: 1-11.
- [13] VOGEL C, SCHINDLER K, ROTH S. 3D scene flow estimation with a rigid motion prior[C]. *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision*, IEEE, 2011: 1291-1298.
- [14] 于起峰, 尚洋. 摄像测量学原理与应用研究[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
YU Q F, SHANG Y. *Videometrics: Principles and Researches*[M]. Beijing: Science Press, 2009. (in Chinese)
- [15] BRUHN A, WEICKERT J, SCHNORR C. Lucas/Kanade meets Horn/Schunck: combining local and global optic flow methods[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 61(3): 211-231.
- [16] ANTONAKOS E, ALABORT-I-MEDINA J, TZIMIROPOULOS G, *et al.*. Feature-based Lucas-Kanade and active appearance models[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(9): 2617-2632.

作者简介:



宁明峰(1989—),男,山西运城人,博士研究生。2011年和2013年于哈尔滨工业大学获得学士学位和硕士学位,主要从事空间视觉导航等方面的研究。E-mail: ningmingfeng332@163.com



谷蔷薇(1992—),女,辽宁鞍山人,工程师,2014年和2016年于哈尔滨工业大学获得学士学位和硕士学位,主要从事空间视觉导航等方面的研究。E-mail: guqiangwei001@126.com



张世杰(1979—),男,河南上蔡人,博士,教授。2000年、2002年和2005年分别于哈尔滨工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位,主要从事航天任务分析及微小卫星总体设计,以及卫星轨道与姿态控制等。E-mail: sjzhang@hit.edu.cn