光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2022041902

基于光学成像模拟的视觉里程计方法

祁　航[1,2]，彭晓东[1,3]*，马晓珊[1]

（1. 中国科学院国家空间科学中心，北京 100190；2. 中国科学院大学 计算机科学与技术学院，北京 100049；
3. 中国科学院大学 杭州高等研究院基础物理与数学科学学院，杭州 310024）

摘　要： 针对视觉同步定位与建图(SLAM)算法前端漂移误差累积问题，提出基于光学成像模拟的视觉里程计方法。该方法利用稠密三维点云数据进行目标表面泊松重建及材质物理特性关联，依据光学物理特性和光线追踪原理构建基于物理模型的成像渲染引擎(PBRT)，生成不同观测条件下的目标特性仿真图像；将目标特性仿真图像与光学相机拍摄图像进行配准与运动偏差恢复，并设计扩展卡尔曼滤波器(EKF)输出位姿状态最优估计值。通过原型系统研制与实验评估表明：该方法有效克服了传统方法漂移误差累积的问题，相较传统 ORB-SLAM2 算法前端定位精度提升了 56%，为视觉里程计的设计提供了一种新的技术思路。

关键词： 光学成像模拟；光线追踪；位姿估计；视觉里程计；扩展卡尔曼滤波

中图分类号： TP242.6　**文章编号：** 1001－5868(2022)04－0816－07

Visual Odometry Method Based on Optical Imaging Simulation

QI Hang[1,2], PENG Xiaodong[1,3], MA Xiaoshan[1]

(1. National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, CHN; 2. School of Computer Science and Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, CHN; 3. Hangzhou Institute for Advanced Study, University of Chinese Academy of Sciences, School of Basic Physics and Mathematical Sciences, Hangzhou 310024, CHN)

Abstract: Aiming at the problem of front-end drift error accumulation of the V-SLAM algorithm, a visual odometry method based on optical imaging simulation was proposed. This method used the dense 3D point cloud data to perform Poisson reconstruction of the target surface and correlation of the physical properties of materials, and then built a physically based rendering engine (PBRT) according to optical physical properties and ray-tracing principle to generate simulated images of the target characteristics under different observation conditions. The simulated images of the target characteristics and the image captured by the optical camera were registered and the motion deviation was recovered, and the extended Kalman filter (EKF) was designed to output the optimal estimation value of the pose state. The prototype system development and experimental evaluation show that this method effectively overcomes the problem of drift error accumulation in the traditional methods and improves the front-end positioning accuracy by 56% compared to the traditional ORB-SLAM2 algorithm, which provides a new technical idea for the design of visual odometry.

Key words: optical imaging simulation; ray tracing; positional estimation; visual odometry; extended Kalman filter

收稿日期：2022－04－19.

基金项目：国防基础科研计划项目(JCKY2020130B007)；
中国科学院国防科技创新基金项目(CXJJ-19S017).

* **通信作者：**彭晓东　**E-mail:** pxd@nssc.ac.cn

0　引言

同步定位与建图(Simultaneous Localization and Mapping,SLAM)技术在军事国防、航空航天等领域拥有广阔的应用前景。其中视觉 SLAM 方法由于信息量丰富、设备简单、应用范围广等优势,在诸多 SLAM 方法中脱颖而出。视觉里程计(Visual Odometry,VO)[1]作为视觉 SLAM 算法的前端部分,其理论基础为基于帧间匹配的增量式位姿估计,故不可避免地存在漂移误差累积等缺陷,往往通过回环检测等后端优化手段予以矫正。但舰载无人机降落、航天器在轨交互对接、火星探测任务等典型应用场景不具备往复运动条件,无法有效进行回环检测与优化。因此,探索视觉里程计的优化机理与方案,成为了视觉 SLAM 领域亟待解决的热点研究问题。

近年来,对于视觉里程计的优化主要集中于特征提取的改进和多源数据融合等方向。在特征提取方面,文献[2-4]探索了若干种基于结合特征的视觉里程计方法,有效改善了相对运动较快所带来的特征跟踪丢失问题;文献[5]对特征表达予以优化,有效避免了特征端点漂移问题。在多源数据融合方面,目前主要包括融合单目视觉与惯导数据的 VINS 系列[6]和融合激光雷达点云数据[7]的方法。上述优化方案可以有效提高视觉定位精度,但也带来局限性,例如增加了算法复杂度,增添辅助设备等,极大限制其应用场景[8]。

为了解决现有视觉里程计方法存在的漂移误差累积问题,本文提出了基于光学成像模拟的视觉里程计方法。本文贡献主要体现在如下 3 个方面:(1)设计了基于材质物理特性的光学成像仿真渲染引擎,生成符合物理严谨性的目标特性仿真图像;(2)设计扩展卡尔曼滤波器,融合目标特性仿真图像进行运动误差矫正,克服前端漂移误差累积现象,输出位姿状态最优估计值;(3)研制原型系统并进行了对比实验,对算法的优越性和鲁棒性进行效能评估与分析。

1　基于光学成像模拟的视觉里程计方法

1.1　方法框架

本文提出的基于光学成像模拟的视觉里程计方法框架如图 1 所示,主要分为 4 个典型环节:(1)对光学相机拍摄的图像序列进行特征提取与匹配,并通过帧间位姿估计输出当前帧的位姿状态量估计值;(2)对视觉 SLAM 系统生成的稀疏三维点云进行表面重建与材质配准,得到目标三维模型,并根据视觉传感器的光学成像原理和光线追踪理论,渲染出当前位姿状态的目标特性图像;(3)对目标特性生成图像与实际拍摄图像进行特征提取与匹配,并恢复出位姿偏差信息;(4)设计扩展卡尔曼滤波器,对位姿状态量的估计值和位姿偏差量的观测值进行计算,输出位姿状态量的最优估计值。

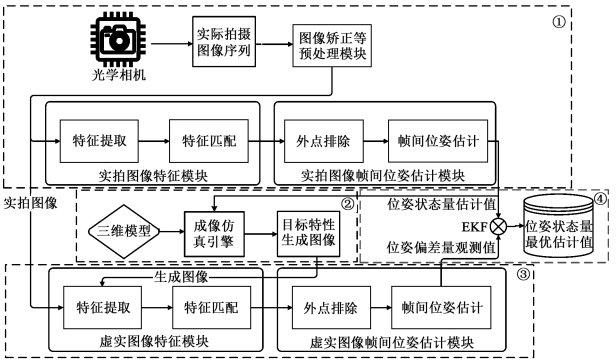


图 1　方法框架

1.2　基于光学成像模拟的目标特性生成方法

1.2.1　稠密点云泊松表面重建

在众多开源 SLAM 算法框架中,ORB-SLAM[9]因其具有流程完善、性能优良等特点,在非弱纹理场景下被广泛采用。本方法使用 ORB-SLAM2[10]算法输出稀疏点云地图,经由离群点处理、基于移动最小二乘(Moving Least Square,MLS)的表面平滑处理[11]和泊松表面重建[12]等流程,获取目标的平滑三维模型,工作流程如图 2 所示。

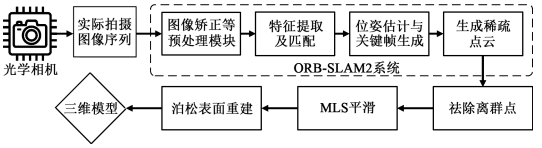


图 2　物体表面重建流程

对稀疏点云中的离群点特性进行分析,可知物体表面点云较为密集,其表示的信息量较大;而由于噪声等因素引起的离群点,其具有在空间位置上分布较为稀疏的特征,包含的信息量较少。因此,采用统计滤波器进行离群点祛除工作,定义当某处点云密度低于设定阈值时,判断点云无效。计算每个数据点与其最近 n 个数据点的平均距离 S_i,可以获取

所有点云数据的高斯分布，进而剔除 i 个标准差之外的离群点数据。遍历每个点到近邻点之间的距离，可以计算出点云分布的平均值 μ 和标准差 σ：

$$\mu=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}S_i \tag{1}$$

$$\sigma=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(S_i-\mu)^2} \tag{2}$$

使用 PCL 点云处理库调整标准差倍率取值 i 和近邻点数量 k 参数，可实现点云数据中的离群点滤波工作，算法流程如图 3 所示。

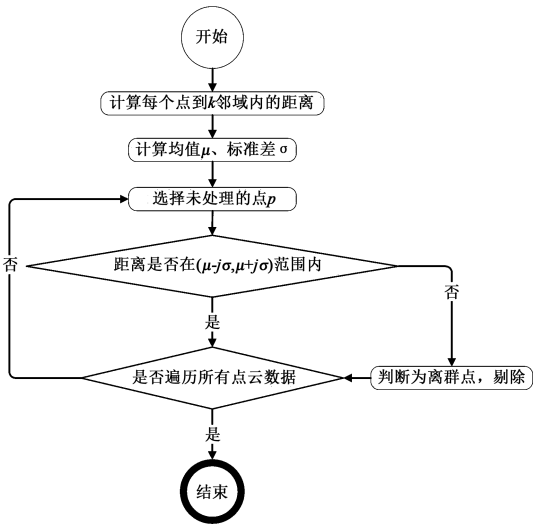


图 3 统计滤波算法流程

将滤波后的点云进行基于 MLS 方法的曲面拟合。MLS 方法的拟合函数通过系数向量 $a(x)$ 和基函数 $p(x)$ 构成，认为点 x 处的数值 y 仅受 x 附近子域内的数据影响，并在此子域内定义权值函数 $w(x)$。设剔除了离群点后的点云中一点 $P_i(x_i,y_i,z_i)\in\mathbb{R}^3$，其中 $i\in\{1,\cdots,N\}$ 为子域内点云数据点。MLS 拟合函数定义为

$$f(x)=\sum_{i=1}^{N}\Phi_i^k(x)y_i=\ddot{O}^k(x)y \tag{3}$$

式中，$\ddot{O}^k(x)$ 称为形函数，k 表示基函数的阶数，即：

$$\ddot{O}^k(x)=[\Phi_1^k,\Phi_2^k,\cdots,\Phi_N^k]=p^{\mathrm{T}}(x)A^{-1}(x)B(x) \tag{4}$$

MLS 拟合算法流程为：(1)确定每个网格点子域大小；(2)确定包含在子域中的节点；(3)计算形函数 $\ddot{O}^k(x)$；(4)计算每个网格点处的节点值。

使用 PCL 点云处理图形库中的泊松方法对上述拟合后的点云数据进行重建，可以获得图 4 所示目标三维模型结果。



图 4 泊松表面重建结果

1.2.2 基于物理模型的光学成像仿真算法

基于物理模型的光学成像仿真算法主要分为场景组织解析和光线追踪渲染两大部分，第一部分主要进行场景描述文件及参数的解析，第二部分主要依据光线追踪原理和物体表面材质特性，实现并行成像渲染。其渲染管线流程如图 5 所示，首先对场景和成像参数进行解析与设置，随后进行渲染流程。采样器由 Sampler 类提供，针对渲染图像生成采样光线序列。相机系统由 Camera 类提供，依据预设的光学系统参数，将光线采样序列转换为从胶片平面发出的相应光线。胶片由 Film 类提供，接收采样序列和对应的辐射率数值，并将其按照贡献存储于图像文件中。积分器由 Integrators 类提供，计算沿着该光线到达胶片平面某像素点的辐射率数值。

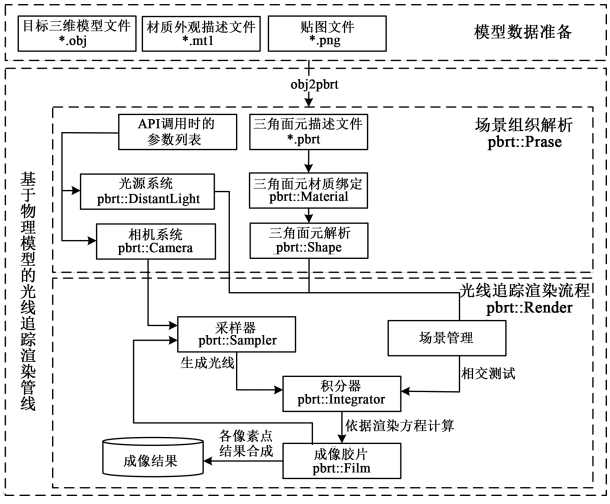


图 5 基于物理模型的光学成像仿真流程

对辐射率(Radiance)的计算主要依据渲染方程所描述的辐射传输过程，如式(5)所示：

$$L_0(p,\omega_0)=\int_{\xi^2}f_{\mathrm{r}}(p,\omega_{\mathrm{i}},\omega_{\mathrm{o}})L_i(p,\omega_{\mathrm{i}})\cos\theta\mathrm{d}\omega_{\mathrm{i}} \tag{5}$$

式中，p 表示当前光线与场景中物体某一面元的交点位置；ω_{i} 和 ω_{o} 分别表示光线入射及出射方向，其在球坐标系下通过天顶角 θ(Zenith Angle)和方位角 ϕ(Azimuthal Angle)进行描述；L 为辐射率，表示从一个微小面积表面出发，射向某个微小方向的

光通量；$f_r(p,\omega_i,\omega_o)$表示 p 点处的 BRDF 函数，即指 ω_i 方向的入射光线经过 p 点后，有多少光线在 ω_o 方向进行反射；ξ^2 表示对 p 点上半球面立体角内的所有方向进行积分。

在基于光线追踪的成像仿真渲染计算时，考虑来自 ω_i 方向上的入射光线辐射率 $L_i(p,\omega_i)$，由辐射率和辐照度的定义可知：

$$L_i(\omega_i)=\frac{\mathrm{d}\Phi}{\mathrm{d}\omega_i\mathrm{d}A^{\perp}}=\frac{\mathrm{d}\Phi}{\mathrm{d}\omega_i\mathrm{d}A\cos\theta_i}=\frac{\mathrm{d}E(\omega_i)}{\mathrm{d}\omega_i\cos\theta_i} \tag{6}$$

由此可知，物体表面上一点 p 反射到 ω_o 方向的、来自于 ω_i 方向的所有波长 λ 范围内的入射光线贡献的辐射率为

$$\mathrm{d}L_o(\omega_o)=\int_{\lambda}f_r(p,\omega_i,\omega_o,\lambda)\cdot\mathrm{d}E(\omega_i)=\int_{\lambda}f_r(p,\omega_i,\omega_o,\lambda)\cdot\mathrm{d}L_i(\omega_i)\mathrm{d}\omega_i\cos\theta_i \tag{7}$$

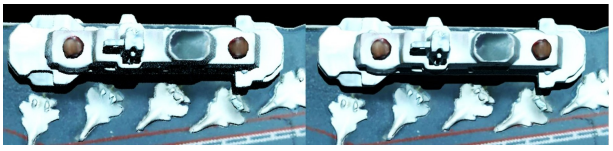
所以，物体表面上反射到 ω_o 方向的来自物体上半球的所有入射光线的辐射率为

$$L_o(\omega_o)=\int_{\xi^2}\left(\int_{\lambda}f(p,\omega_i,\omega_o,\lambda)\cdot L_i(\omega_i)\right)\cos\theta_i\mathrm{d}\omega_i \tag{8}$$

按照式(8)对所有光线相交点进行辐射率计算，即可合成含有全局照明信息的目标特性仿真生成图像[13]。图 6(a)展示了不同光照角度下的成像结果，图 6(b)展示了不同采样精度下的成像结果。



(a)　不同光照角度成像结果



(b)　不同采样精度成像结果

图 6　目标特性仿真生成结果

1.3　融合目标特性仿真的位姿状态最优估计

位姿估计环节主要通过匹配良好的特征点对恢复出相邻两帧图像之间的位姿变换信息，即旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 及平移矩阵 $\boldsymbol{t}$。通过设计扩展卡尔曼滤波算法，融合不包含背景信息的目标特性仿真生成图像，可以有效缓解背景光度变化引入的噪声，并抑制漂移误差的累积现象。本方法所设计的位姿估计算法流程如图 7 所示。

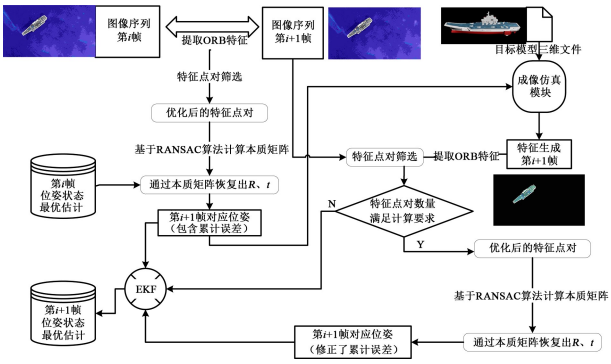


图 7　基于目标特性仿真生成的位姿估计流程

首先构建系统状态方程为 $x_{i+1}=f(x_i)+w_i$，观测方程为 $z_{i+1}=h(x_{i+1})+v_{i+1}$，其中 $f(\cdot)$为状态转移函数，由实拍图像相邻帧运动恢复得出，参数化为变换矩阵 $\boldsymbol{T}_{i\to i+1}$；$h(\cdot)$为观测函数，由当前时刻目标特性仿真图像与当前时刻的实拍图像进行帧间运动恢复完成，参数化为变换矩阵 $\boldsymbol{T}_{\overset{\wedge}{i+1}\to i+1}$；状态变量 x_i 表示位姿估计值，参数化为 $x_i=[\alpha_i,q_i]$；观测变量 z_i 表示位姿偏差的矫正值，参数化为 $z_i=[\dot{\alpha}_i,\dot{q}_i]$；$w_i$ 和 v_i 为过程噪声和观测噪声，且均为独立高斯噪声，即 $w_i\sim N(0,R_i)$，$v_i\sim N(0,Q_i)$。设在第 i 帧图像 I_i 中提取到特征点 x_i^m，$m=1,2,3,\cdots,M$，在第 $i+1$ 帧图像 I_{i+1} 中提取到特征点 x_{i+1}^n，$n=1,2,3,\cdots,N$。并设第 i 帧图像 I_i 对应的位置和姿态表示为

$$\alpha_i=\begin{bmatrix}x\\y\\z\\1\end{bmatrix},q_i=\begin{bmatrix}q_0\\q_1\\q_2\\q_3\end{bmatrix} \tag{9}$$

其中姿态信息用形如 $q_i=q_0+q_1i+q_2j+q_3k$ 的四元数形式进行表示。根据参考文献[14]相关理论叙述，对极几何约束表达形式如式(10)所示。

$$\begin{aligned}x_2^{\mathrm{T}}Ex_1&=0\\E&=t\times R\end{aligned} \tag{10}$$

采用八点法(Eight-Point-Algorithm)对本质矩阵(Essential Matrix，EM)进行线性代数框架下的求解，并通过奇异值分解(SVD)即可获得两帧之间的平移矩阵 $\boldsymbol{t}_{i\to i+1}$ 和旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_{i\to i+1}$。因此，未经过任何优化的第 $i+1$ 帧图像的位姿可由式(11)计算取得。

$$\begin{cases}\alpha_{i+1}=\boldsymbol{T}_{i\to i+1}\alpha_i\\R_{i+1}=\boldsymbol{R}_{i\to i+1}R_i\end{cases} \tag{11}$$

其中 $\boldsymbol{T}_{i\to i+1}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{R}_{i\to i+1} & \boldsymbol{t}_{i\to i+1}\\ 0^{\mathrm{T}} & 1\end{bmatrix}$ 为变换矩阵。

将第 $i+1$ 帧图像的 I_{i+1} 位姿状态变量 $[\alpha_{i+1},q_{i+1}]$ 作为成像仿真引擎的输入参数，生成与第 $i+1$ 帧图像 I_{i+1} 对应的实时仿真图像 $\hat{I}_{i+1}$。显然，图像 $\hat{I}_{i+1}$ 才是在位姿为 $x_{i+1}=[\alpha_{i+1},q_{i+1}]$ 处所应当呈现的场景图像。若位姿信息 x_{i+1} 是准确的，则图像 I_{i+1} 和图像 $\hat{I}_{i+1}$ 应该一致；上述两幅图像间的偏差，即为帧间匹配误差的度量。若在关键帧依据上述误差进行矫正，则可以避免视觉里程计漂移误差累计现象的产生。

同理，我们将图像 I_{i+1} 和图像 $\hat{I}_{i+1}$ 进行一次特征提取与匹配，并得到这两帧图像之间的变换矩阵 $\boldsymbol{T}_{\hat{i+1}\to i+1}$。根据观测方程 $h(\cdot)=\boldsymbol{T}_{\hat{i+1}\to i+1}$，可获得用于矫正的观测变量 $z_{i+1}=[\dot{\alpha}_{i+1},\dot{q}_{i+1}]$：

$$\begin{cases}\dot{\alpha}_{i+1}=\boldsymbol{T}_{\hat{i+1}\to i+1}\boldsymbol{T}_{i\to i+1}\alpha_i\\ \dot{q}_{i+1}=\boldsymbol{R}_{\hat{i+1}\to i+1}\boldsymbol{R}_{i\to i+1}q_i\end{cases}\tag{12}$$

接下来基于扩展卡尔曼滤波器进行最优状态估计。首先根据状态方程进行状态量的时序更新，如式(13)所示。

$$x_{i+1}=f(x_i)+w_i\tag{13}$$

式中，x_i 为图像 I_i 的位姿状态估计值，x_{i+1} 为图像 I_{i+1} 的位姿状态估计值。

然后，根据状态转移函数和系统噪声方差进行方差预测，如式(14)所示。

$$P_{i+1}=F\boldsymbol{P}_iF^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_i\tag{14}$$

式中，$F=\left.\dfrac{\partial f}{\partial x_i}\right|_{\hat{x}_i}$ 为状态转移函数 $f(\cdot)$ 在此处的偏导数，$\boldsymbol{P}_i$ 为误差协方差矩阵，$\boldsymbol{Q}_i$ 为噪声方差矩阵。

而后进行滤波器增益计算，如式(15)所示。

$$\boldsymbol{K}_{i+1}=P_{i+1}H^{\mathrm{T}}[HP_{i+1}H^{\mathrm{T}}+R_{i+1}]\tag{15}$$

式中，$H=\left.\dfrac{\partial h}{\partial x_{i+1}}\right|_{\hat{x}_i+1}$ 为观测函数在 $h(\cdot)$ 此处的偏导数，$\boldsymbol{K}_{i+1}$ 为当前时刻的滤波增益矩阵，表征了矫正观测变量在滤波修正时所占据的比重。

最后对位姿观测变量进行更新，并更新误差协方差矩阵，输出位姿状态量的最优估计，如式(16)所示。

$$\hat{x}_{i+1}=x_{i+1}+K_{i+1}[z_{i+1}-h(x_{i+1})]\tag{16}$$

$$\hat{P}_{i+1}=(I-K_{i+1}H)P_{i+1}\tag{17}$$

至此，完成基于仿真图像的位姿优化流程。视觉里程计长距离运行的主要误差影响因素，便由漂移现象这种累计误差，转为因匹配误差、成像质量等系统过程因素带来的非累积误差。

2 实验与结果

2.1 实验设置

为验证本文算法的可行性，搭建如图 8 所示实验测试平台，通过模拟无人机向海面平台垂直降落、低空盘旋、高空盘旋等场景，构建了符合 TUM 数据集格式的 5 组测试数据，各组测试数据指标如表 1 所示。

表 1 测试数据集指标参数

序列	序列时间/s	轨迹里程/m	模拟场景
fr1	13.05	3.980	垂直降落
fr2	26.25	8.813	低空绕飞单圈
fr3	24.34	8.682	高空绕飞单圈
fr4	60.78	60.433	低空盘旋多圈
fr5	62.09	55.803	高空盘旋多圈

选用如图 8 所示 DJI M210 V2 旋翼无人机进行原型系统开发，并搭载配置了英特尔酷睿 i7-8550U 处理器的 DJI Manifold 2-C 机载运算单元进行算法验证。



(a) 实验场景 (b) 测试平台实物

图 8 实验场景搭建

原型系统基于 ROS Kinetic Kame 版本进行开发，采用标准 C++语言进行代码编写，主要分为图像采集与预处理、成像仿真引擎调用、位姿估计与可视化等模块，并通过 DJI SDK 所提供的应用程序编程接口(Application Programming Interface，API)与无人机平台进行通信，其软件系统架构如图 9 所示。

2.2 实验结果与分析

实验采用绝对位姿误差(Absolute Pose Error，APE)对本文方法及对照方法进行评价。表 2 中展示了本文方法与ORB-SLAM2[10]方法前端视觉里

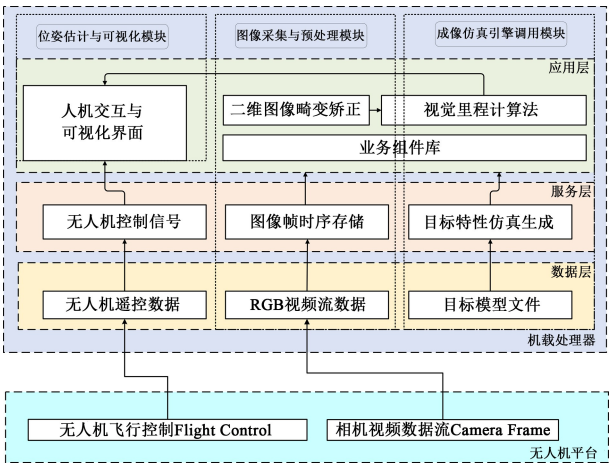


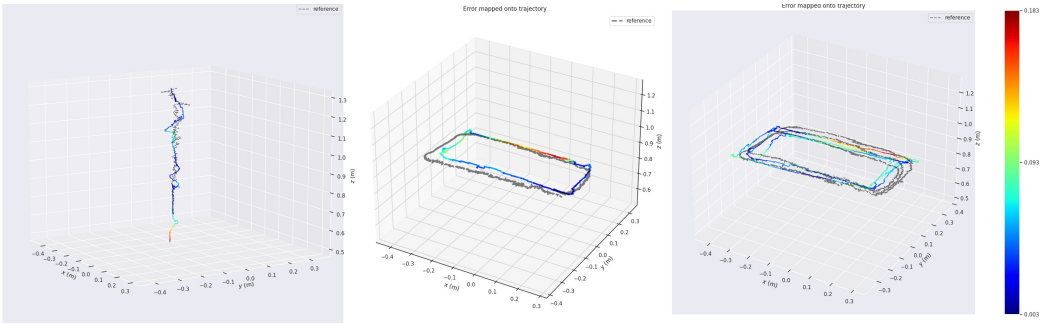
图 9　原型系统软件架构

程计在 5 个序列上的平移 APE 对比情况，可视化展示如图 10 所示，典型测试场景下的前端定位精度提升约为 56%。

其中 fr1 序列模拟无人机垂直降落场景，这种单向运动场景往往不利于回环检测算法的有效运行。图 11 展示了本文方法与 ORB-SLAM2 算法前端漂移误差对比结果，可见 ORB-SLAM2 等传统算法的视觉里程计计算的轨迹误差会跟随运行距离的增加而进行累积，但本文所提方法则可以通过目标特性生成图像与当前帧实际拍摄图像之间的偏差关系予以修正，使得轨迹误差降低到良好水平，提高了视觉里程计算法在该种运动场景下的精度指标。

表 2　本文方法与 ORB-SLAM2 算法平移 APE 结果对比

序列	最大值/m		平均值/m		均方根误差/m	
	本文方法	ORB-SLAM2	本文方法	ORB-SLAM2	本文方法	ORB-SLAM2
fr1	0.173 149	0.253 356	0.062 266	0.139 473	0.074 543	0.167 306
fr2	0.138 646	0.192 503	0.059 314	0.078 489	0.070 750	0.102 268
fr3	0.238 967	0.305 147	0.104 116	0.172 494	0.098 294	0.193 607
fr4	0.183 291	0.247 323	0.061 992	0.094 604	0.067 495	0.128 328
fr5	0.257 220	0.317 424	0.136 056	0.212 173	0.166 539	0.305 092



（a）　fr1 轨迹误差结果　　（b）　fr2 轨迹误差结果　　（c）　fr4 轨迹误差结果

图 10　测试数据序列轨迹误差结果图

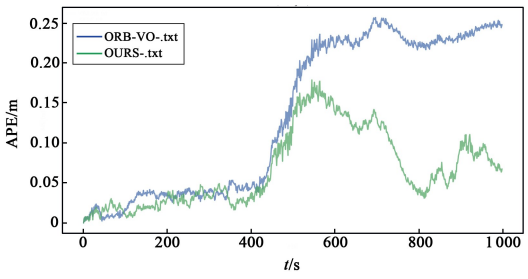


图 11　本文方法与 ORB-SLAM2 轨迹误差对照图

3　结论

通过上述方法设计与实验验证，本文提出的基于光学成像模拟的视觉里程计方法，充分利用场景中目标物体的三维点云数据，依据光学物理特性和光线追踪原理，生成具有物理严谨性的特性仿真图像作为动态匹配模板，可有效缓解视觉里程计漂移误差累积问题，使整个系统保持良好的轨迹误差，减轻了后端优化的压力和不确定性。本方法的提出为视觉定位导航技术的发展提供了一种新的设计思路，并可以与目标检测、物体表面重建等任务相结合，探索更广泛的应用领域。

参考文献：

[1]　Fraundorfer F，Scaramuzza D. Visual odometry：Part Ⅱ：Matching，robustness，optimization，and applications[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine，2012，19(2)：78-

90.

[2] Pumarola A, Vakhitov A, Agudo A, et al. PL-SLAM: Real-time monocular visual SLAM with points and lines[C]// 2017 IEEE Inter. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), 2017: 4503-4508.

[3] Zhou H, Zou D, Pei L, et al. StructSLAM: Visual SLAM with building structure lines[J]. IEEE Trans. on Vehicular Technology, 2015, 64(4): 1364-1375.

[4] 胡章芳，张 杰，程 亮. 融合特征法与直接法的RGB-D稠密视觉SLAM算法[J]. 半导体光电，2020，41(4)：548-554，559.

Hu Zhangfang, Zhang Jie, Cheng Liang. RGB-D dense vision SLAM algorithm combining feature method and direct method [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2020, 41(4): 548-554, 559.

[5] Sola J, Vidal-Calleja T, Civera J, et al. Impact of landmark parametrization on monocular EKF-SLAM with points and lines[J]. Inter. J. of Computer Vision, 2012, 97(3): 339-368.

[6] Qin T, Li P, Shen S. Vins-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Trans. on Robotics, 2018, 34(4): 1004-1020.

[7] Wang Z, Zhan J, Chen S, et al. Robust high accuracy visual-inertial-laser SLAM system [C]// 2019 IEEE/RSJ Inter. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2019: 6636-6641.

[8] 刘 冲，张月霞. 融合神经网络和指纹的可见光定位算法研究[J]. 半导体光电，2019，40(6)：891-895.

Liu Chong, Zhang Yuexia. Research on visible light localization algorithm integrating neural network and fingerprint [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2019, 40(6): 891-895.

[9] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardos J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE Trans. on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.

[10] Mur-Artal R, Tardós J D. ORB-SLAM2: An open-source slam system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. IEEE Trans. on Robotics, 2017, 33(5): 1255-1262.

[11] Shao W, Ma Y, Gu T. 3D reconstruction of non-cooperative target based on line correspondences[C]// IEEE 2017 6th Data Driven Control and Learning Systems (DDCLS), 2017: 506-511.

[12] Kazhdan M, Hoppe H. Screened poisson surface reconstruction[J]. ACM Trans. on Graphics (ToG), 2013, 32(3): 1-13.

[13] 马晓珊，杨 震，李立钢，等. 基于光场理论的场景仿真[J]. 红外与激光工程，2018，47(8)：225-232.

Ma Xiaoshan, Yang Zhen, Li Ligang, et al. Scene simulation based on light field theory[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(8): 225-232.

[14] 高 翔. 视觉SLAM十四讲：从理论到实践[M]. 北京：电子工业出版社，2017：153-170.

Gao Xiang. Fourteen Lectures on Visual SLAM: From Theory to Practice[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2017: 153-170.

作者简介：

祁 航(1996－)，男，山东省德州市人，硕士，中国光学工程学会会员，CCF会员，主要研究方向为光学成像仿真、视觉定位等；

彭晓东(1981－)，男，博士，研究员，博士生导师，从事复杂系统仿真、空间大数据组织管理、智能场景感知、空间科学任务概念设计等研究。