

基于多级直线表述和M-估计的三维目标位姿跟踪优化算法

张跃强^{1,2} 苏昂^{1,2} 刘海波^{1,2} 尚洋^{1,2} 于起峰^{1,2}

¹国防科技大学航天科学与工程学院, 湖南长沙 410073

²湖南省图像测量与视觉导航重点实验室, 湖南长沙 410073

摘要 为了实现复杂环境下已知模型目标姿态的快速跟踪和估计,提出了一种结合三维(3D)粒子滤波跟踪和M-估计优化的位姿跟踪估计算法。基于直线的多级向量表示构造了新颖的模型直线和图像直线相似性度量函数;基于粒子滤波跟踪的姿态设计了模型直线和图像直线快速对应方法;利用M-估计实现了目标姿态的优化估计;利用重要性采样方法将优化姿态有效地融合到了粒子滤波框架。另外根据预测的目标位姿定义了图像动态感兴趣区域(ROI),极大地减少了特征检测和搜索的时间。实验表明,所提方法能够实现复杂环境下自由移动目标的快速跟踪和位姿的高精度解算,相比已有方法,所提方法在跟踪精度,计算效率以及稳健性上均有优势。

关键词 机器视觉;三维跟踪;直线表述;M-估计;粒子滤波

中图分类号 TP391.4; TP242.6

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0115003

Three Dimensional Rigid Objects Pose Tracking and Optimization Based on Multilevel Line Representation and M-Estimation

Zhang Yueqiang^{1,2} Su Ang^{1,2} Liu Haibo^{1,2} Shang Yang^{1,2} Yu Qifeng^{1,2}

¹College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China

²Hunan Provincial Key Laboratory of Image Measurement and Vision Navigation, Changsha, Hunan 410073, China

Abstract To track and estimate the pose and position of known rigid objects efficiently in complex environment, a method coupled three dimensional (3D) particle filter (PF) framework with M-estimation optimization in a closed loop is proposed. A novel similarity observation model is constructed based on multilevel line representation; line correspondences between 3D model edges and two dimensional (2D) image line segments are received easily based on the tracking state of PF. After that, line correspondences are provided for M-estimation to optimize the pose and position of objects. The optimized particles are fused into the particle filter framework according to the importance sampling theory. Moreover, to speed up the proposed method, line detection and search space is limited in a local region of interest (ROI) predicted by PF. Experiments show that the proposed method can effectively track and accurately estimate the pose of freely moving objects in unconstrained environment. Comparisons on synthetic and real images demonstrate that proposed method greatly outperforms the state-of-art method in accuracy and efficiency.

Key words machine vision; three dimensional tracking; line representation; M-estimation; particle filter

OCIS codes 150.1135; 330.5000; 150.5758; 110.4153

1 引言

三维(3D)跟踪的目的是连续恢复出相机相对于场景的位置和旋转,或者目标相对于相机的相对运动,可

收稿日期: 2014-06-03; 收到修改稿日期: 2014-08-14

基金项目: 国家973计划(2013CB733100)

作者简介: 张跃强(1987—),男,博士研究生,主要从事图像测量、计算机视觉相关方面的研究。E-mail: zyoungnudi@yahoo.com

导师简介: 于起峰(1958—),男,教授,博士生导师,中国科学院院士,主要从事空天图像测量与视觉导航方面的研究。

E-mail: yuqifeng@vip.163.com

以直观的理解为在三维空间内实现目标的跟随和姿态估计。三维跟踪广泛应用于增强现实、视觉伺服、人机交互等领域。

传统的三维跟踪方法一般需要在目标表面布置合作标志。由于合作标志的成像模式较为显著,利用简单的图像处理手段便能实现它们的高精度提取和快速跟踪,且易于建立二维(2D)图像特征同三维合作标志的对应关系,然后通过 n 点透视(PnP)算法^[1-3]或者 n 直线透视(PnL)算法^[4-7]便能实现目标位姿的线性解算。为了提高位姿解算的精度,通常将线性解算的结果作为初值,然后利用迭代优化方法最小化三维标志投影到二维图像特征的距离求解目标位姿参数^[8-9]。在良好的实验条件下,该类方法拥有较高的稳健性和精度,且实时性较好。然而在实际情况下,合作标志容易被遮挡而不可见,或者因为成像条件的变化而出现定位的偏差,从而导致目标位姿解算的失败或者精度的降低。对于大部分人造目标,尽管无法提供合作标志信息,但是目标自身的模型信息(颜色信息,形状信息,结构信息等)已知,充分利用目标模型的先验信息也可以实现目标位姿的解算。本文研究的对象为自由运动的人造目标,该类目标纹理较为简单,利用点特征或者纹理特征很难实现目标位姿的跟踪。然而,尽管人造目标缺少纹理,却具有大量能够很好反应目标几何信息的边缘,相对于点特征,边缘特征提取更可靠,属性更丰富。因此,利用边缘模型可以实现目标位姿的跟踪和估计。

基于边缘模型的目标位姿跟踪方法可以分为两类:无需显式提取直线的方法和需要显式提取直线的方法。第一类方法多沿模型采样点法线方向寻找亮度或者梯度极大值点,通过优化法向距离实现位姿的估计,该类方法无需在图像中提取边缘或直线,因而适应性较好,比较典型的为RAPiD方法^[10]。为了提高跟踪稳定性,在基本的跟踪框架下,文献中出现了三类方法:1)将边缘特征同其他特征的融合,如结合边缘与关键点特征的方法^[11-14],结合边缘和纹理特征的方法^[15-17],结合边缘和颜色信息的方法^[18-20];2)使用稳健估计方法[如M-估计、随机抽样一致性(RANSAC)]有效消除误匹配的影响^[21-24],这种方法在图像测量阶段保留多个假设,在模型采样点同图像点配准阶段通过稳健估计方法剔除野值,由于算法只根据对应计算一个姿态,因此错误的边缘匹配仍然可能带来跟踪误差或者导致跟踪的失败;3)使用非线性滤波法,如基于粒子滤波的方法^[25-28],这种方法使用一定数目的加权粒子来逼近系统的后验概率密度,由于该类方法为目标保留了多个可能的位姿假设,因此稳健性更强,其缺点是算法复杂度较高。需要显式提取直线的方法^[29-30]首先在图像上提取边缘或者直线,再将其与模型边缘或者线段进行匹配,最后利用对应关系进行位姿估计和跟踪。该类方法的优点为可以快速计算模型直线同图像直线的距离(角度,位置等)实现快速3D跟踪[不需要复杂的一维(1D)或者2D搜索];建立模型直线同图像直线的对应关系,利用基于直线的位姿解算方法可以实现目标位姿的优化求解,另外通过对同名直线的跟踪,可以利用多视图实现对目标关键结构模型的重建,当目标模型未知时,便可以将重建后的模型作为目标模型进行3D跟踪。该类方法早期受制于直线段提取结果不稳定以及复杂度较大等缺点,然而随着直线段提取算法的发展,特别是最近几年出现的直线分割检测(LSD)^[31],边缘绘画实时直线分割检测(EDLines)^[32]以及国内学者提出的基于相位编组的直线检测算法^[33],这些方法实时性较好,对参数设置不敏感,对噪声、光照、运动模糊等具有较好的稳健性。

提出了一种基于粒子滤波和M-估计的目标位姿跟踪优化方法。首先建立了直线的多级表示,用于衡量模型直线同图像直线的距离,并设计了新的相似性观测模型用于衡量粒子权重,然后基于粒子滤波跟踪结果,快速确定了模型直线同图像直线的对应关系,并利用M-估计方法对目标位姿进行了优化,最后利用重要性采样技术将优化粒子有效地融入到了粒子滤波框架之中。另外根据预测的目标位姿定义图像动态感兴趣区域(ROI),在图像局部区域进行直线提取,极大的减少了特征检测和搜索的时间。

2 基于直线多级向量表示的目标姿态快速跟踪

2.1 问题描述

目标的位置 T 使用目标体坐标系的原点在相机系的三维坐标 (x, y, z) 表示。目标体坐标系相对于相机坐标系的旋转 R 采用Rodrigues参数 r_1, r_2, r_3 进行描述。

需要跟踪的目标的状态包含目标的位置和姿态,状态变量为

$$X = [x, y, z, r_1, r_2, r_3, v_x, v_y, v_z, w_{r_1}, w_{r_2}, w_{r_3}]^T, \quad (1)$$

式中 v_x 、 v_y 、 v_z 分别为 x 、 y 、 z 方向上的速度, w_{r_1} 、 w_{r_2} 、 w_{r_3} 为 r_1 、 r_2 、 r_3 的变化速率。

系统状态方程为:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{M}\mathbf{v}_{k-1}, \quad (2)$$

式中 $\mathbf{v}_i = [U(\ddot{x}) \ U(\ddot{y}) \ U(\ddot{z}) \ U(\ddot{r}_1) \ U(\ddot{r}_2) \ U(\ddot{r}_3)]^T$ 为三个位移和方向向量的加速度噪声项, 其服从均匀分布。由于跟踪的对象为复杂环境下自由移动的目标, 目标的运动是任意的, 也就是说目标下一刻可能出现在一定范围内的任意位置, 因而噪声使用了等概率模型或者说是均匀分布随机游走模型。

\mathbf{F} 为系统的状态转移矩阵, \mathbf{M} 为系统噪声矩阵, 分别具有如下形式:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & (\Delta t)\mathbf{I} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix}_{12 \times 12}, \quad \mathbf{M} = \begin{bmatrix} (\frac{\Delta t^2}{2})\mathbf{I} \\ (\Delta t)\mathbf{I} \end{bmatrix}_{12 \times 6}, \quad (3)$$

式中 Δt 为两帧图像的间隔时间。

观测信息 \mathbf{Y}_k 为 k 时刻图像上检测的直线。到当前帧为止的测量信息记为 $\mathbf{Y}_{1:k} = (\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_k)$ 。由于粒子滤波在处理非高斯非线性系统时具有明显优势, 同时可以方便地模拟目标的运动, 因此使用其进行目标位姿跟踪。粒子滤波的核心思想是使用一组带权粒子 $(\mathbf{X}_k^1, w_k^1), (\mathbf{X}_k^2, w_k^2), \dots, (\mathbf{X}_k^S, w_k^S)$ 逼近系统后验概率密度。

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Y}_{1:k}) \approx \sum_{s=1}^S w_k^s \delta(\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_k^s), \quad \sum_{s=1}^S w_k^s = 1, \quad (4)$$

式中 $\delta(\cdot)$ 是 Dirac 函数, w_k^s 表示粒子 \mathbf{X}_k^s 的归一化权重。

粒子权重同观测似然概率成正比, 即:

$$w_k^s \propto p(\mathbf{Y}_k | \mathbf{X}_k^s, \mathbf{S}_L), \quad (5)$$

式中 \mathbf{S}_L 为模型先验信息。

2.2 基于直线多级表示的观测模型

假设相机采用针孔模型, 且已经事先标定, 则图像点 \mathbf{p} 跟 3D 模型点 \mathbf{P} 透视投影关系可以表示为

$$p_x = f_x \frac{(\mathbf{R}\mathbf{P} + \mathbf{T})_x}{(\mathbf{R}\mathbf{P} + \mathbf{T})_z} = f_x \frac{P_{Cx}}{P_{Cz}}, \quad p_y = f_y \frac{(\mathbf{R}\mathbf{P} + \mathbf{T})_y}{(\mathbf{R}\mathbf{P} + \mathbf{T})_z} = f_y \frac{P_{Cy}}{P_{Cz}}, \quad (6)$$

式中 $\mathbf{p} = (p_x, p_y)^T$, $\mathbf{P}_C = \mathbf{R}\mathbf{P} + \mathbf{T}$ 为 3D 模型点在相机系坐标, f_x 、 f_y 为相机 x 、 y 方向等效焦距, \mathbf{R} 和 \mathbf{T} 为世界坐标系到相机坐标系的旋转和平移变换。

图像直线方程利用极坐标表示为

$$p_x \cos \theta + p_y \sin \theta - \rho_d = 0. \quad (7)$$

将(6)式代入(7)式, 可以得到:

$$\frac{\mathbf{N} \cdot (\mathbf{R}\mathbf{P} + \mathbf{T})}{(\mathbf{R}\mathbf{P} + \mathbf{T})_z} = 0, \quad (8)$$

式中 $\mathbf{N} = (f_x \cos \theta, f_y \sin \theta, -\rho_d)^T$ 为图像直线确定的投影平面法向量。

令 $\bar{\mathbf{N}} = \mathbf{N}/|\mathbf{N}|$, 则 $\bar{\mathbf{N}}$ 为图像直线确定的投影平面单位法向量, 模型直线在投影平面上约束可以表示为

$$\bar{\mathbf{N}} \cdot (\mathbf{R}\mathbf{P} + \mathbf{T}) = 0. \quad (9)$$

如图 1 所示, 假设 \mathbf{P}_1 、 \mathbf{P}_2 是 3D 直线 L 的两个端点, L 在图像中的投影直线为 l , 其端点分别为 \mathbf{p}_1 、 \mathbf{p}_2 。基于(9)式可以定义如下距离函数:

$$\rho_2(l_i, L_j, \mathbf{X}_k^s) = \begin{cases} 1, & \text{if } \bar{\mathbf{N}}_i \cdot \Gamma(L_j, \mathbf{X}_k^s) < \varepsilon_2, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (10)$$

式中 $\Gamma(L_j, \mathbf{X}_k^s) = \begin{cases} \mathbf{R}_k^s \mathbf{P}_1^j + \mathbf{T}_k^s \\ \mathbf{R}_k^s \mathbf{P}_2^j + \mathbf{T}_k^s \end{cases}$ 为直线端点刚体变换函数。

(10)式确定的度量在文献[29]中使用, 当图像直线检测较为完整时, 利用(10)式确定的距离度量函数能够实现目标的稳定跟踪, 然而在实际情况下, 由于杂散光、复杂背景以及遮挡和自遮挡的影响, 图像直线检测

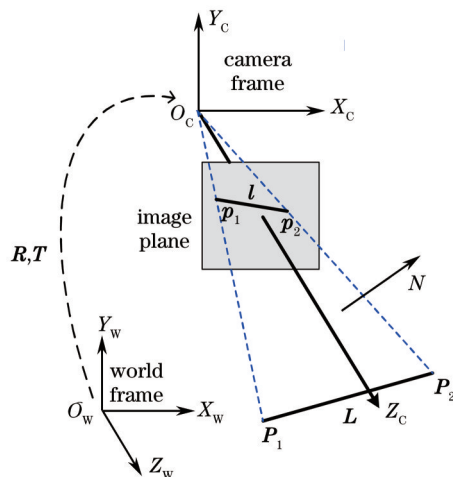


图1 3D直线透视投影

Fig.1 Perspective projection of 3D model line

将不完整同时直线端点定位精度也较差。为此将图像直线段表示为如下形式：

$$\begin{bmatrix} \theta & x_{\text{mid}} & y_{\text{mid}} \\ r_{\theta} & r_p & r_p \end{bmatrix}^T, \quad (11)$$

式中 θ 为直线段方向角, r_{θ} 、 r_p 用来平衡直线段夹角和中点距离的权重, $(x_{\text{mid}}, y_{\text{mid}})$ 为直线段中点坐标。图像直线使用该式进行表示。

为了有效消除目标遮挡的影响,投影直线用一组采样向量表示：

$$\left\{ \begin{bmatrix} \theta & \tilde{x}_i & \tilde{y}_i \\ r_{\theta} & r_p & r_p \end{bmatrix}^T \middle| i = 1, 2, \dots, N_p \right\}, \quad (12)$$

式中

$$N_p = \lceil |p_2 - p_1|/s \rceil + 1, \quad (13)$$

$$\tilde{p}_i = [\tilde{x}_i, \tilde{y}_i]^T = p_1 + (i-1)A, \quad A = (p_2 - p_1)/(N_p - 1), \quad (14)$$

p_1 、 p_2 是 3D 直线 L_i 投影的两个端点, s 为采样间隔, 实验中取为 5。

由上式可知, 通过调整采样间隔, 投影直线可以表示为一系列 3D 向量, 且每个向量对应投影直线的一部分。有了以上的模型直线跟图像直线的表示, 模型直线投影同图像直线之间的相似度, 采用下式进行衡量：

$$\rho_3(l_i, L_j, X_k^s) = \begin{cases} 1, & \text{if } \min_{p \in \{1, N_p\}} d_1(l_i, l_j^p) < \varepsilon_3 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (15)$$

式中 $d_1(\cdot, \cdot)$ 为向量间的欧氏距离, ε_3 为常值系数,

粒子状态的相似度观测模型为：

$$p(Y_k | X_k^s, S_L) = \exp \left\{ \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \rho(l_i, L_j, X_k^s) \right\}. \quad (16)$$

粒子 X_k^s 的权重 w_k^s 使用下式进行计算

$$w_k^s = \frac{p(Y_k | X_k^s, S_L)}{\sum_{s=1}^S p(Y_k | X_k^s, S_L)}. \quad (17)$$

粒子滤波最终输出使用下式进行计算：

$$\bar{X}_k = \sum_{s=1}^S w_k^s X_k^s. \quad (18)$$

2.3 M-估计位姿优化

由于模型直线投影同对应的图像直线在几何结构上具有更大的相似性,因此利用几何约束便能快速确定 2D 模型直线跟 2D 图像直线的对应关系。假设得到的模型直线同图像直线对应序列为 $\{(l_1, L_1), (l_1, L_1), \dots, (l_N, L_N)\}$, 其中 N 为匹配直线对数。由于测量数据(模型直线图像直线对应)中可能存在野值(误匹配),为了消除误匹配的影响,采用 M-估计进行对位姿参数进行稳健估计。

$$E = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^2 \rho[s_j^i(\mathbf{r}) - \bar{s}_j^i], \quad (19)$$

式中 $\rho(\cdot)$ 为稳健估计算子,选为 Tukey 函数。

$s(\mathbf{r})$ 取做(8)式定义的距离的约束:

$$s_j^i(\mathbf{r}) = \frac{(f_x \cos \theta, f_y \sin \theta, -\rho_d) \cdot (R\mathbf{P} + \mathbf{T})}{(R\mathbf{P} + \mathbf{T})_z}. \quad (20)$$

给定目标 t 时刻的位姿 E_t , 目标 $t+1$ 时刻的位姿 E_{t+1} , 目标的帧间刚体运动为 M , 它们之间的关系为

$$E_{t+1} = M E_t. \quad (21)$$

刚体运动 M 使用李群可以表示为:

$$M = \exp\left(\sum_{j=1}^6 \mu_j G_j\right), \quad (22)$$

式中 $\mu = (\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4, \mu_5, \mu_6)$ 为刚体运动参数。

因此,(20)式可以变换为

$$s_j^i(\mathbf{r}) = \frac{(f_x \cos \theta, f_y \sin \theta, -\rho_d, 0) \cdot (M E_t P_j^i)}{(M E_t P_j^i)_z}, \quad (23)$$

令 $N_i = (f_x \cos \theta, f_y \sin \theta, -\rho_d, 0)^T$

$$\frac{\partial s_j^i(\mathbf{r})}{\partial \mu_k} = N_i^T \frac{\partial}{\partial \mu_k} \left(\frac{M E_t P_j^i}{(M E_t P_j^i)_z} \right) = N_i^T \frac{\partial Q_j^i}{\partial \tilde{P}_j^i} \frac{\partial \tilde{P}_j^i}{\partial \mu_k}, \quad (24)$$

式中: $Q_j^i = \frac{\tilde{P}_j^i}{(\tilde{P}_j^i)_z}$, $\tilde{P}_j^i = M E_t P_j^i$

$$\frac{\partial \tilde{P}_j^i}{\partial \mu_k} \approx G_k E_t P_j^i, \quad \frac{\partial Q_j^i}{\partial \tilde{P}_j^i} = \begin{pmatrix} L_j^i & \mathbf{0}_{2 \times 1} \\ \mathbf{0}_{2 \times 3} & \mathbf{0}_{2 \times 1} \end{pmatrix}_{4 \times 4}, \quad L_j^i = \begin{pmatrix} \frac{1}{z_i^c} & 0 & \frac{-x_i^c}{(z_i^c)^2} \\ 0 & \frac{1}{z_i^c} & \frac{-y_i^c}{(z_i^c)^2} \end{pmatrix}.$$

(19)式所示优化函数可以使用加权最小二乘方法进行求解:

$$D L_s v = e = D s, \quad (25)$$

式中 s 为测量误差, L_s 为雅克比矩阵, D 为权重矩阵,(25)式的最小二乘解为:

$$v = (D L_s)^+ D s, \quad (D L_s)^+ = [(D L_s)^T (D L_s)]^{-1} (D L_s)^T. \quad (26)$$

求解得到相邻帧的运动后,可以根据(21)式得到目标当前帧姿态:

$$E_{t+1} = \exp\left(\sum_{j=1}^6 \mu_j G_j\right) E_t \approx \left(I + \sum_{j=1}^6 \mu_j G_j\right) E_t. \quad (27)$$

2.4 模型更新及粒子重新分配

为了在不破坏原始分布的前提下将优化粒子融入粒子滤波框架,采用重要性采样技术对粒子进行融合。假设存在一个重要性函数 $g_k(\mathbf{X}_k)$ 描述了状态空间的哪个区域包含了后验概率 $p(\mathbf{X}_k|Y_{1:k})$ 的峰,则优化粒子 $\{(\mathbf{X}_k^s, w_k^s)\}_{s=S+1}^{S+S'}$ 可以看作从 $g_k(\mathbf{X}_k)$ 采样得到的,根据重要性采样理论,对粒子权值添加新的修正项 $f_k(\mathbf{X}_k)/g_k(\mathbf{X}_k)$ 。函数 $f_k(\mathbf{X}_k)$ 和 $g_k(\mathbf{X}_k)$ 没有显式的表达式,用混合高斯函数来近似:

$$f_k(\mathbf{X}_k) = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S N(\mathbf{X}_k^s, \Sigma)(\mathbf{X}_k), \quad (28)$$

$$g_k(\mathbf{X}_k) = \frac{S}{S+S'} \left[\frac{1}{S} \sum_{s=1}^S N(\mathbf{X}_k^s, \Sigma)(\mathbf{X}_k) + \frac{1}{S'} \sum_{s=S+1}^{S+S'} N(\mathbf{X}_k^s, \Sigma)(\mathbf{X}_k) \right], \quad (29)$$

式中 $N(\mathbf{X}, \Sigma)$ 是中心位于位姿 \mathbf{X} , 协方差为 Σ 的 6-维正态分布。

粒子权重可以使用下式进行更新:

$$w_k^s = \frac{f_k(\mathbf{X}_k^s)}{g_k(\mathbf{X}_k^s)} p(Y_k | \mathbf{X}_k = \mathbf{X}_k^s). \quad (30)$$

3 实验测试

为了对提出的算法进行验证,分别设计了数字仿真实验和半实物仿真实验,测试算法的有效性和估计的准确性,同时将所提算法同文献^[29]方法(后文简称 Ababsa 方法)进行精度、稳健性、实时性等综合比较。实验过程中,所提方法同 Ababsa 方法粒子数 S 设置为 200, S' 设置为 5, r_θ 设置为 $\pi/6$, r_p 设置为 5, 直线段特征向量间距离阈值 ε_3 设置为 1.4, Ababsa 方法距离阈值 ε_2 按照作者推荐的设置为 0.1。另外首帧粒子状态模型参数设置为: $U(\ddot{x})$ 、 $U(\ddot{y})$ 、 $U(\ddot{z})$ 服从 $-0.1 \sim 0.1$ m 的均匀分布, $U(\ddot{r}_x)$ 、 $U(\ddot{r}_y)$ 、 $U(\ddot{r}_z)$ 服从 $-1^\circ \sim 1^\circ$ 的均匀分布;在后续帧,粒子状态模型参数通过前后帧对应分量差分估计得到。

3.1 数字仿真实验

仿真目标的外形如图 2 所示。使用 OpenGL 构建远场相机场景视场角为 $20^\circ \times 20^\circ$, 从场景中获取的图像分辨率为 $640 \text{ pixel} \times 640 \text{ pixel}$, OpenGL 虚拟相机的外参数为 $(R=I, T=0)$, 内参数 $(C_x=320.0, C_y=320.0, F_x=F_y=1814.8)$, 无像差。目标沿光轴方向的运动距离为 50~20 m, 时间间隔为 0.1 s, 图像序列总时长为 30 s。

图 2 中第一行为 Ababsa 方法跟踪结果,第二行为基于直线多级表述的粒子滤波跟踪结果,蓝绿色轮廓线为目标模型在图像上的投影(利用跟踪的目标位姿),蓝绿色矩形框为预测的目标区域,图 2 中第三行为模型直线同图像直线的配准结果,对应的匹配直线段使用相同的数字在直线段中点上方标识(红色直线为图像直线,蓝色直线为模型直线投影直线),图 2 第四行为融合 M-估计优化的位姿跟踪结果。从实验结果可以看到,在整个运动过程,所提出的方法都能很好的实现目标的位姿跟踪和优化,且从图 2 可以明显看出,所提方法投影轮廓同目标的真实轮廓边缘更为接近,因而跟踪精度更高。

在整个运动过程中,所提出的方法和 Ababsa 方法在各个图像帧时刻误差定量分析如图 3 所示,统计图 3 中三种方法的均方根误差可以得到表 1。由表 1 可以看出:在目标姿态的跟踪上,所提出的方法明显优于 Ababsa 方法,跟踪精度高近一个量级,同时基于多级直线表达的粒子滤波算法跟踪的姿态在光轴方向略差于 Ababsa 方法,其他两轴明显优于 Ababsa 方法;在位置跟踪方面,所提出的方法明显优于 Ababsa 方法,在垂直光轴方法的跟踪精度在 1 cm 以内,沿着光轴方向在 6 cm 左右。

表 1 仿真图像序列误差协方差分析

Table 1 Standard deviation of pose errors over simulation sequence

Error / 1σ	$A_x / (^\circ)$	$A_y / (^\circ)$	$A_z / (^\circ)$	T_x / mm	T_y / mm	T_z / mm
Ababsa's method	4.56	2.27	0.24	22.96	41.87	301.43
Tracking	2.37	1.57	0.61	9.01	15.87	176.74
Proposed method	0.33	0.43	0.06	6.34	4.75	60.22

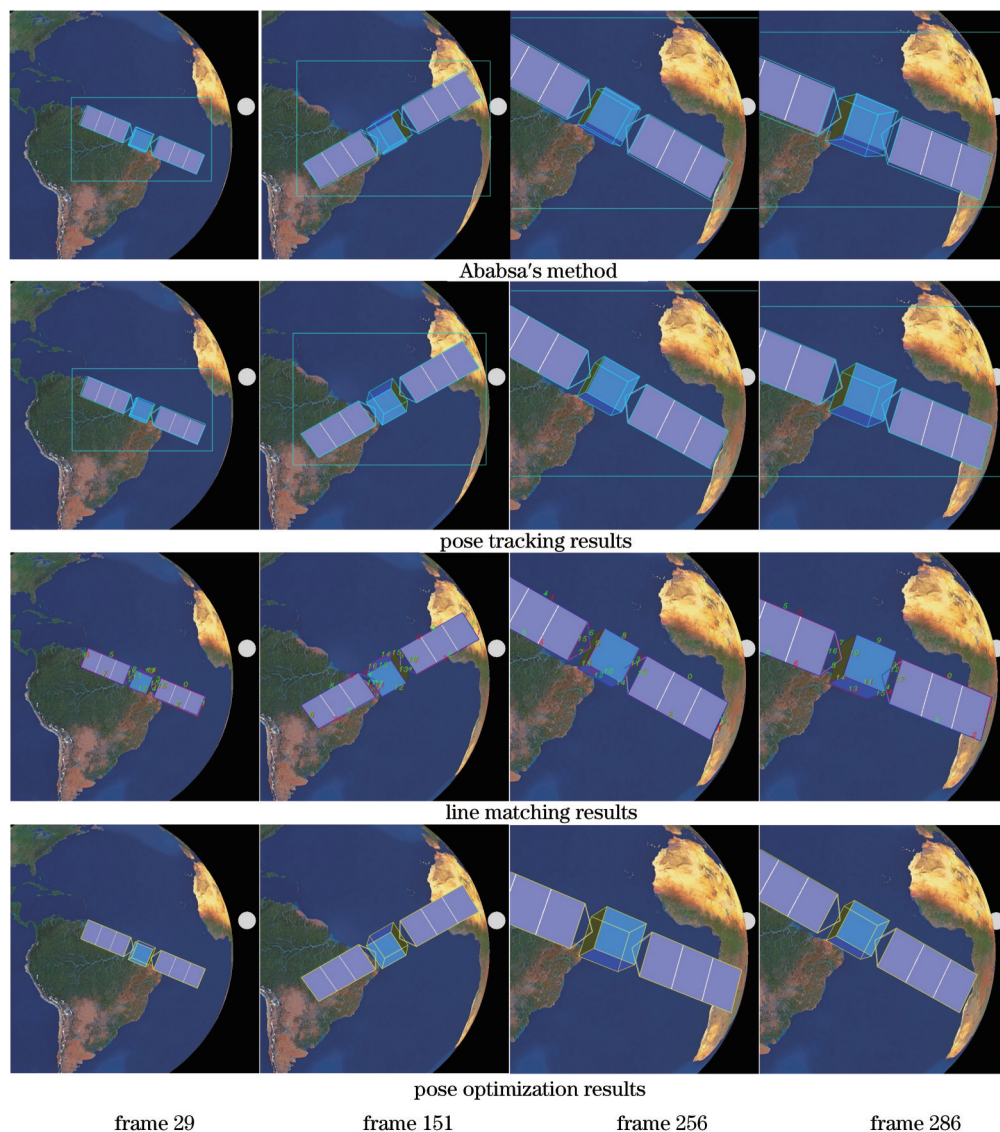


图2 仿真图像序列跟踪优化结果

Fig.2 Pose tracking and optimization for simulation sequence

表2描述和对比了算法的时效性。由表2可以看出,结合了使用的预测ROI后,Ababsa方法的时间效率有了成倍的提高,且基于直线多级表达的跟踪算法的时间效率明显优于Ababsa方法。同时提出的动态ROI图像检测方法,大大提高了算法的执行效率,使得融合粒子优化的算法能每秒处理超过8帧左右的图像,且算法的时间效率受图像大小的影响较小,相比之下Ababsa方法的执行效率受图像大小影响较大。

表2 不同尺寸图像计算效率对比分析

Table 2 Dissection of the running times in increasing order of image size

Image resolution /pixel	Frame rate /(frame/s)			
	Ababsa's method	Ababsa's method +ROI	Our tracking method	Our method
320×320	22.8	34.9	35.2	9.6
640×640	10.1	27.3	28.0	9.5
800×800	6.9	22.4	23.4	8.5
1024×1024	4.5	17.5	18.5	8.0

3.2 半实物仿真实验

为了进一步验证方法的有效性,在非均匀强光照、杂乱背景和部分遮挡以及各种姿态变换条件下对算

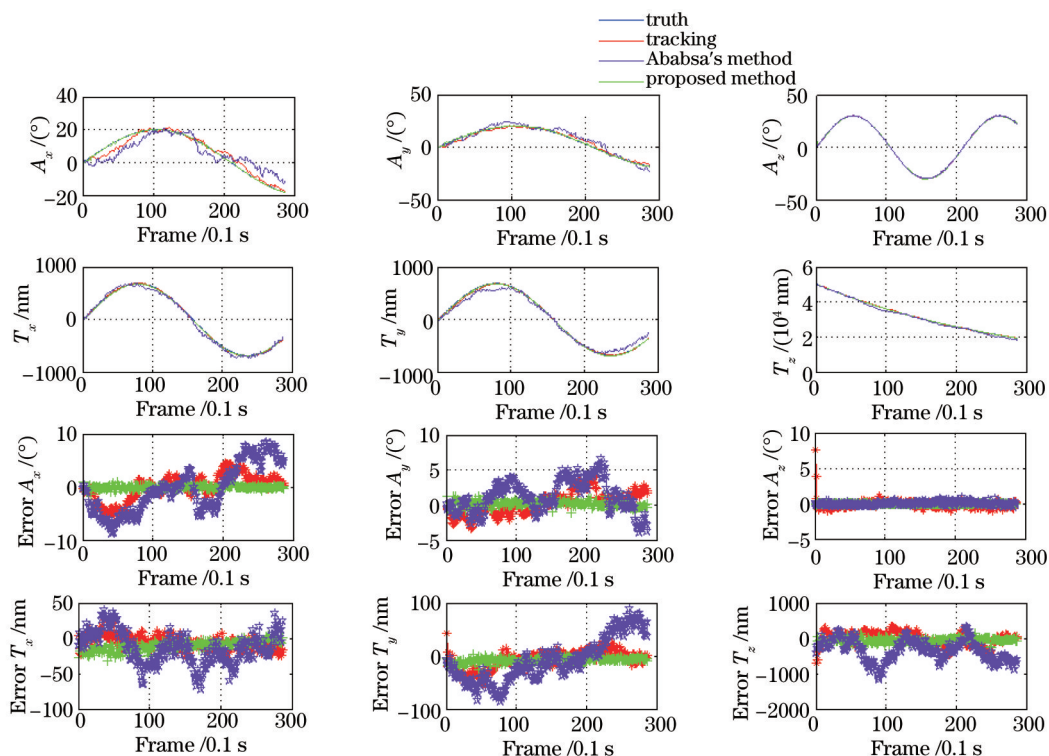


图3 仿真图像序列误差分析图

Fig.3 Errors on the tracking and optimization pose over simulation sequence

法进行了稳健性测试,结果如图4所示。所提方法对瞬间强光干扰(如图4第一行)、遮挡和杂乱背景(如图4第二行)以及旋转运动(如图4第三行)都具有很强的稳健性。

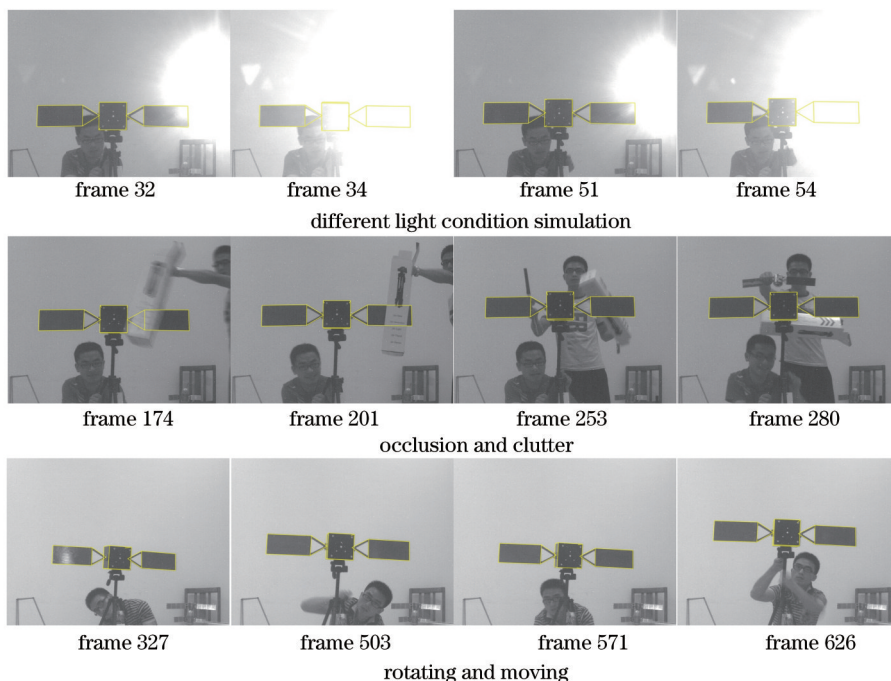


图4 半实物图像序列跟踪结果

Fig.4 Pose tracking and optimization pose for real sequence

4 结 论

提出了基于直线段多级表示和M-估计的3D目标位姿跟踪优化算法。针对无法提供合作标志信息弱纹

理目标的位姿跟踪问题,选择能够很好反映目标结构特征的线特征作为跟踪特征。针对运动不规律问题,选择能有效处理非线性动态模型的粒子滤波方法作为跟踪的框架,在观测模型中,从提高粒子滤波似然评价的区分性和精确性出发,提出了基于直线段多级向量表示的相似度测量函数,很好地解决了远距离3D直线到投影平面距离对直线检测误差敏感问题。在进行图像特征检测时,设计了跟随目标的图像位置的动态滑动窗口,极大地减少了计算量。在跟踪目标位姿基础上,快速建立了模型直线图像直线对应,并利用M-估计对粒子进行了优化。

由于对每个待优化粒子都需要利用加权迭代最小二乘方法将其迁移到后验概率密度的局部极值,因而当待优化粒子数目较大时,算法的执行效率将降低。未来工作重点将集中在利用并行计算技术对算法进行加速,以满足实时性需要。

参 考 文 献

- 1 S Q Li, C Xu, M Xie. A robust $o(n)$ solution to the perspective- n -point problem[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1444-1450.
- 2 V Lepetit, F M Noguier, P Fua. Eppnp: An accurate $o(n)$ solution to the pnp problem [J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 81(2): 155-166.
- 3 L Ferraz, X Binefa, F M Noguier. Very fast solution to the PnP problem with algebraic outlier rejection [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014. 501-508.
- 4 J B Liu, X H Zhang, H B Liu, *et al.*. New method for camera pose estimation based on line correspondence [J]. Science China Technological Sciences, 2013, 56(11): 2787-2797.
- 5 L L Zhang, C Xu, K M Lee, *et al.*. Robust and Efficient Pose Estimation from Line Correspondences [M]. Computer Vision-ACCV 2012, Lecture Notes in Computer Science, 2013, 7726: 217-230.
- 6 F M Mirzaei, S I Roumeliotis. Globally optimal pose estimation from line correspondences [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2011. 5581-5588.
- 7 A Adnan. Linear pose estimation from points or lines [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 578-589.
- 8 R Kumar, A R Hanson. Robust methods for estimating pose and a sensitivity analysis [J]. CVGIP: Image Understanding, 1994, 60(3): 313-342.
- 9 Xu Yunxi, Jiang Yunliang, Chen Fang. An extended orthogonal iteration algorithm for pose estimation from point and line segment correspondences [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(11): 3129-3135.
许允喜, 蒋云良, 陈方. 基于点和直线段对应的扩展正交迭代位姿估计算法[J]. 光学学报, 2009, 29(11): 3129-3135.
- 10 C Harris, C Stennett. RAPID—a video rate object tracker [C]. British Machine Vision Conference, 1990. 73-78.
- 11 A Petit, E Marchand, K Kanani. Combining complementary edge, point and color cues in model-based tracking for highly dynamic scenes [C]. IEEE Int Conf on Robotics and Automation, ICRA'14, 2014. 4115-4120.
- 12 C Choi, H I Christensen. Real-time 3D model-based tracking using edge and keypoint features for robotic manipulation [C]. IEEE Int Conf on Robotics and Automation, 2010. 4048-4055.
- 13 L Vacchetti, V Lepetit, P Fua. Stable real-time 3d tracking using online and offline information [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(10): 1385-1391.
- 14 C Choi, H I Christensen. Robust 3D visual tracking using particle filtering on the special Euclidean group: A combined approach of keypoint and edge features [J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(4): 498-519.
- 15 L Vacchetti, V Lepetit, P Fua. Combining edge and texture information for real-time accurate 3d camera tracking [C]. Third IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality, 2004. 48-57.
- 16 M Pressigout, E Marchand. Real-time hybrid tracking using edge and texture information [J]. International Journal of Robotics Research, 2007, 26(7): 1-46.
- 17 M Pressigout, E Marchand. Real-time 3D model-based tracking: Combining edge and texture information [C]. IEEE Int Conf on Robotics and Automation, 2006. 2726-2731.
- 18 A Petit, E Marchand, K Kanani. A robust model-based tracker combining geometrical and color edge information [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2013. 3719-3724.
- 19 A Petit, E Marchand, K Kanani. Augmenting markerless complex 3D objects by combining geometrical and color edge information

- [C]. IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality, 2013. 287–288.
- 20 G Panin, E Roth, A Knoll. Robust contour-based object tracking integrating color and edge likelihoods [C]. Proceedings of the Vision, Modeling, and Visualization Conference, 2008. 227–234.
- 21 A A Moughlbay, E A Cervera, P S Martinet. Model based visual servoing tasks with an autonomous humanoid robot [J]. Frontiers of Intelligent Autonomous Systems, 2013, 466: 149–162.
- 22 A A Moughlbay, E Cervera, P Martinet. Real-Time Model Based Visual Servoing Tasks on a Humanoid Robot [M]. Intelligent Autonomous Systems 12, Advances in Intelligent Systems and computing Volume, 2013. 321–333.
- 23 C Teuliere, E Marchand, L Eck. Using multiple hypothesis in model-based tracking [C]. IEEE Int Conf on Robotics and Automation, 2010. 4559– 4565.
- 24 L Vacchetti, V Lepetit, P Fua. Fusing online and offline information for stable 3d tracking in real-time [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. 241–248.
- 25 J A Brown, D W Capson. A framework for 3D model-based visual tracking using a GPU-accelerated particle filter [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2012, 18(1): 68–80.
- 26 T Mörwald, M Zillich, M Vincze. Edge tracking of textured objects with a recursive particle filter [C]. 19th International Conference on Computer Graphics and Vision (Graphicon), 2009. 96–103.
- 27 M Pupilli, A Calway. Real-time camera tracking using known 3d models and a particle filter [C]. 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06), 2006. 199–203.
- 28 P Barrera, J M Cañas, V Matellán. Visual object tracking in 3D with color based particle filter [C]. International Journal of Information Technology, 2005, 2(1): 1123–1126.
- 29 F Ababsa, M Malle. Robust camera pose tracking for augmented reality using particle filtering framework [J]. Machine Vision and applications, 2011, 22(1): 181–195.
- 30 G Klein, D W Murray. Full-3D Edge Tracking with a Particle Filter [C]. Proc British Machine Vision Conf (BMVC), 2006. 1119–1128.
- 31 G R G Von, J Jakubowicz, J M Morel, *et al.*. LSD: A fast line segment detector with a false detection control [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(4): 722–732.
- 32 C Akinlar, C Topal. EDLines: A real-time line segment detector with a false detection control [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(13): 1633–1642.
- 33 Dong Jing, Yang Xia, Yu Qifeng. Fast line segment detection based on edge connecting [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(3): 0315003.

董 晶, 杨 夏, 于起峰. 基于边缘连接的快速直线段检测算法[J]. 光学学报, 2013, 33(3): 0315003.

栏目编辑: 张浩佳