

移动机器人动态环境下目标跟踪异构传感器一致性观测方法

伍 明 李琳琳 魏振华 汪洪桥

中国人民解放军第二炮兵工程学院, 陕西 西安 710025

摘要 为了解决机器人同时定位、地图构建与目标跟踪(SLAMOT)过程中的多源、异构传感器空间一致性观测问题,提出了基于信息融合的摄像机与激光测距传感器联合标定优化方法。完成基于误差传播公式的激光扫描点图像平面投影不确定范围判定,并利用协方差交集算法实现基于运动物体检验方法和基于Camshift方法的图像坐标系下目标状态融合。在此基础上,利用目标图像平面投影方向误差构造目标函数,通过非线性优化方法实现摄像机与激光测距仪标定参数优化。实验验证了设计方法能有效提高目标跟踪以及多传感器参数标定的准确性。相关成果能够为基于多传感器信息融合的机器人同时定位、地图构建与目标跟踪滤波方法研究提供观测值支持。

关键词 机器视觉; 摄像机与激光测距仪联合标定; 多传感器信息融合; 机器人同时定位, 地图构建与目标跟踪

中图分类号 TP2342.6

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0615002

Observation Consistency for Moving Object Tracking with Mobile Robot in Dynamic Environments

Wu Ming Li Linlin Wei Zhenhua Wang Hongqiao

The Second Artillery Engineering College, Xi'an, Shaanxi 710025, China

Abstract In order to solve the problem of spatial observation consistency from heterogeneous multi-sensor in the process of simultaneous localization, mapping and object tracking (SLAMOT), a calibration optimization method of camera and laser range measuring sensor based on information fusion is proposed. Uncertain arera of laser scanning point image plane projection is determined based on error propagation formula, and a covariance intersection based method which fuses informations come from moving object detection and Camshift method to object state estimation is designed. On this basis, the objective function is constructed with bearing error of object image projection, and calibration parameters of camera and laser range finder are optimized using nonlinear optimization method. Experiments show that the designed method improves accuracy of both object tracking and multi-sensors calibration. The method offers measurements which support further research of SLAMOT filter based on multi-sensor information fusion.

Key words machine vision; calibration of camera and laser range finder; multi-sensor information fusion; simultaneous localization, mapping and object tracking of robot

OCIS codes 150.1488; 150.4232; 150.5758; 140.7300.

1 引 言

环境感知是移动机器人技术的重点研究方向。机器人同时定位、地图构建与目标跟踪(SLAMOT)^[1]能够完成机器人对自身状态、环境状态和目标状态的在线估计,实现机器人对外界环境和自身状态的实时感知,在智能交通系统^[2]、服务机器人系统^[3]等领域中具有广泛的应用前景。国内外学者针对SLAMOT相关问题进行了研究^[4],分别就问题概率框架描述^[1]、联合滤波^[4]提出了可行的解决方法。这些方法主要基于主动式平

收稿日期: 2014-12-23; 收到修改稿日期: 2015-02-04

基金项目: 国家自然科学基金(61202332)、陕西省自然科学基金(2013JQ8030)

作者简介: 伍 明(1981—),男,博士,讲师,主要从事机器视觉,智能机器人技术等方面研究。E-mail: hyacinth531@163.com

面激光测距传感器,由于观测信息类型单一,上述方法的实际应用能力较弱。单目摄像机凭借其体积小、耗能少、造价低廉、细节呈现度高及呈现直观性好等特点,得到了研究者的重视^[5]。Leibe等^[6]利用单目摄像机完成移动平台对动态目标的识别与跟踪,由于摄像机观测模型的局限性,其设计方法需要利用场景结构(SFM)实现平台定位,影响了该方法的实时处理性能。利用激光测距仪和单目摄像机多传感器观测信息解决SLAMOT问题能够发挥不同传感器各自的优点,提高成果的实际应用能力。Ess等^[7-8],在Leibe研究基础上,利用多种传感器实现移动平台对目标的跟踪任务,将移动平台定位、目标识别和跟踪作为独立问题进行处理,并利用不同传感器解决不同问题,该方法侧重于利用不同传感器实现不同功能,并未将信息融合技术用于解决SLAMOT问题,因此相关对象状态估计准确性并未实质提高。

基于信息融合的SLAMOT需要解决异构传感器时间、空间一致性观测问题,时间一致性指的是不同传感器观测数据在时间序列上的同步,空间一致性指的是不同传感器在空间维度及尺度上的对准。针对单平台多传感器时间一致性问题已经出现了较为成熟的研究成果^[9],本文主要针对空间一致性问题展开研究。异构传感器空间一致性观测需要解决不同传感器坐标系之间转化与投影参数优化估计问题,即多传感器联合标定。解决该问题的基本思路是基于特定空间标定物上特征间的几何约束关系,利用摄像机与激光测距仪观测值产生优化函数并进行参数优化,进而得到坐标系间的旋转和平移参数。这些对象特征包括角点^[10]和直线特征^[11-12]或人为设置的激光反射条带^[13],而选用的空间标定物通常为人工制作的立体物体(标定方块)^[14]或平面物体(标定板)^[15]。这些方法存在的主要问题是:1)无论是空间标定物还是标定物上的特征均为人工设计制造,标定物和特征本身的构造准确性直接影响标定结果^[16];2)标定过程中标定物的位姿需要人工放置,费时费力,并且位姿分布有限^[17],造成优化数据信息覆盖不全面问题,影响标定准确性。

利用摄像机和激光测距仪分别完成对运动目标图像投影区域的确定,提出了基于误差传播公式的激光扫描点图像平面投影误差区域确定方法。利用协方差交集方法完成多传感器目标图像平面投影方向分量数据融合。设计了基于多源信息融合的目标图像平面投影方向分量误差目标函数,并通过非线性优化方法实现了摄像机与激光测距仪标定参数的优化,该优化过程不需要人工设置标定物,移动机器人在运行过程中,利用多传感器信息源实现了对目标状态的融合并利用融合结果在线优化初始标定参数。

2 问题描述及系统处理流程

假设激光扫描仪坐标系下的某扫描点状态为 $P_L = [X_L, Y_L, Z_L]^T$, 该点在摄像机坐标系下的状态为 $P_C = [X_C, Y_C, Z_C]^T$, 则存在变换关系

$$P_C = \Phi \cdot (P_L - \Delta), \quad (1)$$

式中 Φ 为摄像机坐标系相对于扫描仪坐标系的标准3×3正交旋转矩阵, Δ 为摄像机坐标系相对于扫描仪坐标系的3×1位移向量。

摄像机与激光扫描仪参数标定的目的是确定 Φ 和 Δ , 使得多传感器的观测值之间建立起一致性关系。已有方法通过求解标定物特征几何约束算式, 能够实现对 Φ 和 Δ 参数的初步估计, 但是由于标定物本身结构误差和位姿覆盖不全问题使得 Φ 和 Δ 存在估计误差。利用目标图像投影方向分量误差构造目标函数, 以优化参数 Φ 和 Δ 中相关分量的估计误差。系统总体处理流程如图1所示。

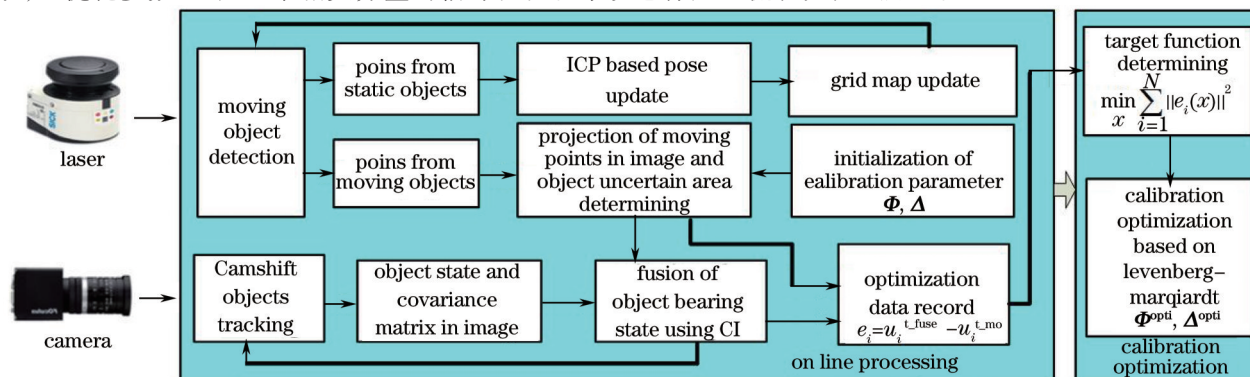


图1 系统处理流程图

Fig.1 Flow diagram of system processing

该处理过程主要分为实时处理部分和标定参数批优化处理部分。实时处理部分:在 i 时刻,利用运动物体检测方法区分运动和静止物体扫描点,并根据初始标定参数 Φ, Δ 和误差传播公式计算两类扫描点在图像平面上的投影状态和误差,并完成运动目标状态和误差范围确定。利用 Camshift 跟踪算法同时在图像平面上进行目标状态和误差范围估计。利用协方差交集方法(CI)对以上两种途径得到的目标状态在方向分量上进行融合得到 u_i^{fuse} , 并为标定参数批优化处理部分提供该时刻的误差值 $e_i = (du_i^{\text{fuse}} + du_i)^{-1} \cdot |u_i^{\text{fuse}} - u_i|^2$ (u_i 为运动物体检测得到的目标图像投影方向分量)。标定参数批优化处理部分:利用一段时间内获得的所有优化数据组成目标函数,通过非线性优化方法,求解优化值 $\Phi^{\text{opti}}, \Delta^{\text{opti}}$ 。

3 不同传感器的目标观测值获取

3.1 基于栅格地图同一性检验的运动物体侦测

该部分的处理目的是得到激光测距仪对目标的观测值,采用文献[18]提出的基于同一性原则的移动物体扫描点检验方法获取移动目标产生的激光反射点。

3.2 运动物体扫描点图像投影及误差范围判定

多传感器目标状态融合需要在图像像素平面坐标系中完成,因此,需要将得到的激光测距仪坐标系下的运动物体扫描点转换并投影至图像像素平面坐标系中,同时,利用误差传播公式计算不同点在像素平面坐标系中的不确定范围。

激光扫描点在图像上的投影过程符合摄像机小孔成像模型^[19],设投影函数为

$$Y = f(X), \quad (2)$$

式中 $Y = [u \ v]^T$ 表示激光点在图像上的像素坐标值,自变量 X 为

$$X = [P_{2 \times 1, L}^T \ \Delta_{3 \times 1}^T \ R_{3 \times 1}^T \ f_{2 \times 1} \ c_{2 \times 1}^T \ k_{5 \times 1}^T], \quad (3)$$

式中 $P_{2 \times 1, L} = [r_L \ \theta_L]^T$ 为扫描点在激光测距仪局部坐标系中的距离和角度状态, $\Delta_{3 \times 1}$ 为由初始标定过程确定的激光扫描仪至摄像机坐标系的位移向量, $f_{2 \times 1}$ 为摄像机的像素焦距向量, $k_{5 \times 1}$ 为摄像机的镜头畸变参数, $c_{2 \times 1}$ 为像平面中心坐标, $R_{3 \times 1} = [\phi_x \ \phi_y \ \phi_z]^T$ 是与 $\Phi_{3 \times 3}$ 对应的激光扫描仪至摄像机坐标系的旋转向量,设 ϕ_x, ϕ_y, ϕ_z 分别为旋转过程中绕 X, Y, Z 轴的旋转角度,则 $R_{3 \times 1}$ 与 $\Phi_{3 \times 3}$ 的转换关系为

$$\Phi_{3 \times 3} = f^{R \rightarrow \Phi}(R_{3 \times 1}) = \begin{bmatrix} c_y c_z & c_x s_z + s_x c_z s_y & s_x s_z - c_x s_y c_z \\ -c_y s_z & c_x c_z - s_x s_y s_z & s_x c_z + c_x s_y s_z \\ s_y & -s_x c_y & c_x c_y \end{bmatrix}. \quad (4)$$

(4)式又可变换为 ϕ_x, ϕ_y, ϕ_z 分量矩阵连乘形式,即

$$\begin{cases} \Phi_{3 \times 3} = f^{R \rightarrow \Phi}(R_{3 \times 1}) = \Phi_{\phi_z} \cdot \Phi_{\phi_y} \cdot \Phi_{\phi_x} \\ \Phi_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c_x & s_x \\ 0 & -s_x & c_x \end{bmatrix}, \Phi_y = \begin{bmatrix} c_y & 0 & -s_y \\ 0 & 1 & 0 \\ s_y & 0 & c_y \end{bmatrix}, \Phi_z = \begin{bmatrix} c_z & s_z & 0 \\ -s_z & c_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \end{cases} \quad (5)$$

式中 c_i, s_i 分别代表 $\cos \phi_i, \sin \phi_i$ 。

设 X 的误差阵形式为

$$\Sigma_X = \text{diag}[\Sigma_{P_L}, \Sigma_{\Delta}, \Sigma_R, \Sigma_f, \Sigma_c, \Sigma_k]_{17 \times 17}, \quad (6)$$

式中 Σ 为相关子分量的误差阵。根据误差传播公式可得,由映射函数 $Y = f(X)$ 确定的图像投影点不确定性范围为

$$\Sigma_Y = J_f \cdot \Sigma_X \cdot J_f^T, \quad (7)$$

式中 J_f 为 $Y = f(X)$ 对不同变量的雅克比阵。

3.3 运动目标图像投影区域确定

利用 3.1 节和 3.2 节介绍的方法分别得到运动物体扫描点及其图像投影点的不确定范围后,假设目标 t 对应的投影扫描点群为 $\{P_1, P_2, \dots, P_{n-1}, P_n\}$, $P_i = [u_i \ v_i]^T$, 误差阵为 $\{\Sigma_{P_1}, \Sigma_{P_2}, \dots, \Sigma_{P_{n-1}}, \Sigma_{P_n}\}$, $\Sigma_{P_i} = \text{diag}[du_i^2 \ dv_i^2]$, 则

目标 t 在图像上的投影点 $P^{L_{mo}} = [u^{L_{mo}} \ v^{L_{mo}}]^T$ 与误差阵 $\Sigma_{p^{L_{mo}}} = \text{diag}[du^{L_{mo}} \ dv^{L_{mo}}]$ 可表示为

$$P^{L_{mo}} = [u^{L_{mo}} \ v^{L_{mo}}]^T = \sum_{i=1}^n P_i / n, \quad (8)$$

$$\Sigma_{p^{L_{mo}}} = \text{diag}(P_n - P_1) + (\Sigma_{p_n} + \Sigma_{p_1}). \quad (9)$$

由此确定的目标图像投影区域如图2所示。其中红色圆点和其对应的椭圆为运动物体扫描点图像投影不确定区域,蓝色方块和其对应的椭圆为目标图像投影不确定区域。

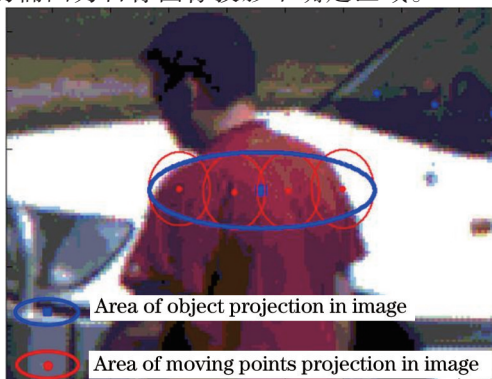


图2 目标图像投影区域判定

Fig.2 Area estimation of object image projection

3.4 Camshift 目标跟踪

Camshift^[20]是基于Meanshift^[21]的目标跟踪方法,利用目标颜色直方图为模板构建图像像素目标概率分布图,并通过均值漂移原理实现对目标状态和目标误差范围的估计。系统利用文献[20]提出的Camshift方法计算目标状态 $X^{L_{cam\ shift}} = [u^{L_{cam\ shift}} \ v^{L_{cam\ shift}}]^T$ 及其误差阵 $\Sigma_{X^{L_{cam\ shift}}} = \text{diag}[du^{L_{cam\ shift}^2} \ dv^{L_{cam\ shift}^2}]$ 。

4 基于协方差交集的目标状态融合

目标状态融合需要针对不同传感器观测值描述的同性质状态分量进行,对于摄像机和激光扫描仪而言,它们所描述的状态分量为目标方向状态,因此,在图像像素坐标系中,只对 u 分量值进行融合处理。

利用协方差交集状态融合公式^[22],可知 u 分量的CI融合过程为

$$u^{L_{fuse}} = du^{L_{fuse}} \cdot \left[\omega \cdot (du^{L_{cam\ shift}})^{-1} \cdot u^{L_{cam\ shift}} + (1 - \omega) \cdot (du^{L_{mo}})^{-1} \cdot u^{L_{mo}} \right], \quad (10)$$

$$du^{L_{fuse}} = \left[\omega \cdot (du^{L_{cam\ shift}})^{-1} + (1 - \omega) \cdot (du^{L_{mo}})^{-1} \right]^{-1}, \quad (11)$$

式中 $\omega \in [0, 1]$ 为融合系数, $u^{L_{fuse}}, du^{L_{fuse}}$ 为融合后目标在图像像素坐标系中的 u 分量值和误差范围, $u^{L_{cam\ shift}}$ 和 $du^{L_{cam\ shift}}$ 为利用Camshift跟踪方法得到的目标状态的 u 分量值和误差范围, $u^{L_{mo}}$ 和 $du^{L_{mo}}$ 为利用(8)式和(9)式得到的动点检测目标状态的 u 分量值和误差范围。图3显示了不同 ω 值下CI的融合结果。

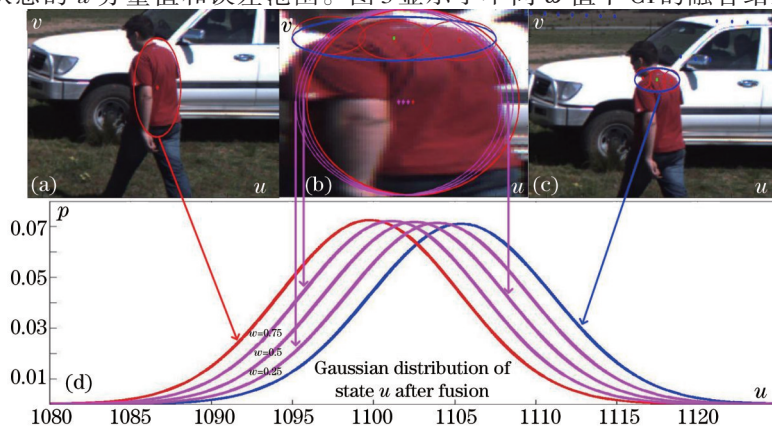


图3 方向信息融合结果图

Fig.3 Results of bearing information fusion

当 ω 为 0.75, 0.5, 0.25 时, 经过协方差交集进行方向分量 u 值融合后的结果, 图 3(a) 红色椭圆为利用 Camshift 方法得到的目标图像平面不确定范围, 图 3(c) 蓝色椭圆为利用 (8) 式和 (9) 式得到的目标状态投影不确定范围, 图 3(b) 洋红色椭圆分别为 ω 为 0.75, 0.5, 0.25 时, 对应的融合结果。由图 3(d) 可见, 随着 ω 的减少, 融合值逐步靠近动点检测得到的结果, 相反, 随着 ω 的增大, 融合值逐步靠近 Camshift 的结果, 在实际应用中取 $\omega = 0.5$ 同等利用两种方法得到方向信息。另外, 从图 3(b) 中还可以看出, 由于摄像机传感器在投影过程中丢失了深度信息, 因此融合方法只针对 u 值展开, 导致融合后的洋红色椭圆长轴 v 值并未发生变化。

5 摄像机与激光测距仪传感器联合标定优化

5.1 问题描述

由于观测误差和数据量不充沛等原因利用原始方法^[12]得到的摄像机与激光扫描仪联合标定参数存在估计误差, 如图 4 所示。图 4 红色点群是利用动点检测得到的运动物体扫描点经过转换投影后在像素平面上的分布, 红色扫描点并没有很好的和运动物体(人体)的轮廓相契合, 这正是由转换投影参数估计误差造成的。



图 4 摄像机与激光测距仪联合标定参数误差作用效果图

Fig.4 Calibration parameters error effect of laser range finder and camera

基于 CI 的目标状态估计精度优于单传感器目标跟踪的结果, 因此, 利用动点检测和 CI 融合所得到的目标状态构造优化函数对多传感器标定结果进行优化。设计优化函数的基本思想为: 对于 CI 得到的目标状态方向分量和动点检测经过转换投影后的目标状态方向分量进行不同时刻误差累积, 利用累积误差构成目标函数并通过非线性优化方法求解初始标定参数的优化值。假设共跟踪了 N 帧图像, 系统优化目标函数为

$$\min_x \|f(x)\|_2^2 = \sum_{i=1}^N \|e_i(x)\|^2. \quad (12)$$

5.2 优化目标函数构成

参数优化目标函数源于运动物体在像素平面中的方向分量误差, 因此, 具体优化对象为摄像机与激光扫描仪联合标定参量 Φ, Δ 中同投影点方向分量生成相关的源分量。为了计算方便, 重写(1)式为

$$P_c = f^{P_L \rightarrow P_c}(P_L, \Delta, \Phi) = \Phi \cdot (P_L - \Delta) = \Phi \cdot P_L - \Phi \cdot \Delta. \quad (13)$$

设 $\Delta' = -\Phi \cdot \Delta$, 则(13)式表示为

$$P_c = \Phi \cdot P_L + \Delta'. \quad (14)$$

根据摄像机小孔成像模型^[19]可知, 与目标图像投影状态方向分量 u 相关的 Φ, Δ' 分量为 Φ_{11} 、 Φ_{13} 和 Δ'_1 , 在构造误差函数时, 将对这些分量进行优化, 其余分量不变。

那么, i 时刻的马氏距离误差 e_i 为

$$e_i = (du_i^{L_{fuse}} + du_i)^{-1} \cdot \left| u_i^{L_{fuse}} - u_i \right|^2, \quad (15)$$

式中 $u_i^{L_{fuse}}$ 为利用(10)式得到的目标方向分量融合值, u_i 为利用(8)式得到的运动物体图像像素状态中的方向分量值, $du_i^{L_{fuse}}$ 和 du_i 为其对应的方差值。

结合摄像机小孔成像模型及(14)式可知系统的最终目标函数为

$$\min_{\Phi_{11}, \Phi_{13}, \Delta_1} \|f(\Phi_{11}, \Phi_{13}, \Delta_1)\|_2^2 = \sum_{i=1}^N \|e_i(\Phi_{11}, \Phi_{13}, \Delta_1)\|_2^2 = \sum_{i=1}^N (du_i^{L_{fuse}} + du_i)^{-1} \cdot |u_i^{L_{fuse}} - u_i(\Phi_{11}, \Phi_{13}, \Delta_1)|^2 \quad (16)$$

利用 Levenberg-Marquardt 方法求解(16)式,得到优化值 Φ_{11}^{opti} 、 Φ_{13}^{opti} 、 Δ_1^{opti} ,则最终优化标定参数为

$$\Phi^{opti} = \begin{bmatrix} \Phi_{11}^{opti} & \Phi_{12} & \Phi_{13}^{opti} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} & \Phi_{23} \\ \Phi_{31} & \Phi_{32} & \Phi_{33} \end{bmatrix}, \Delta^{opti} = \begin{bmatrix} \Delta_1^{opti} \\ \Delta_2 \\ \Delta_3 \end{bmatrix} \quad (17)$$

6 实验方法与结果分析

6.1 实验方法

为了验证移动机器人在未知环境下目标跟踪异构传感器一致性观测方法的有效性,分别从基于CI的图像目标状态融合、摄像机与激光测距传感器联合标定优化两方面展开实验。实验在 Matlab R2011a 平台下进行,并采用 Peynot 提供的数据集^[23]完成验证。机器人运行在室外环境,在实验过程中,行人以运动方式保持在机器人的传感器感知范围内,实验采用右舷激光测距仪以及中部单目摄像机所采集的数据为观测值,运行过程中机器人自身定位利用里程表数据加近邻点迭代方法完成,机器人一共运行 1 min,采集 517 帧图像并同步进行 517 次环境扫描。

6.2 实验结果分析

6.2.1 基于 CI 的目标状态融合结果

基于 CI 的目标状态融合优势主要体现在两方面:

1) 分析对 Camshift 目标跟踪误差的矫正作用,尽管 Camshift 利用颜色特征为线索能够有效克服光照等因素对目标跟踪的影响。但是,受目标颜色模板采集噪声和跟踪数据噪声的影响,在实际运行中,随着环境条件的变化,Camshift 对目标区域估计将出现误差。图 5 显示了第 200, 217, 229, 231, 238, 240 帧时,利用本文方法进行目标区域融合的前后效果图。



图 5 Camshift 目标跟踪误差矫正融合前后效果图

Fig.5 Effect pictures of Camshift object tracking error correction before and after fusion

图 5 红色带十字椭圆为融合前利用 Camshift 方法得到的目标区域,蓝色带方块椭圆为融合前利用运动物体检测方法得到的运动目标投影区域,洋红色带十字椭圆为利用 CI 融合方法得到的目标区域。由图 5(a)~(c)可知,由于跟踪模板采集和当前帧的目标区域光照强度不同(颜色直方图跟踪模板采集时,整个人体处于向光区),使得 Camshift 跟踪结果偏前(该部分当前帧处于向光区),而利用 CI 进行融合后的目标区域和人体更加契合。另外,由图 5(d)~(f)可知,利用 Camshift 跟踪得到的目标范围横向区域过大,而融合后的目标横向

区域更加准确。上述实验结果说明对比 Camshift 跟踪,采用融合方法得到的目标区域估计更加准确。

2) 分析对基于运动物体检测的目标投影区域误差矫正作用,图 6 分别显示了第 187, 190, 195, 201, 204, 208 帧时,利用本文设计的方法进行目标区域融合前后效果图。

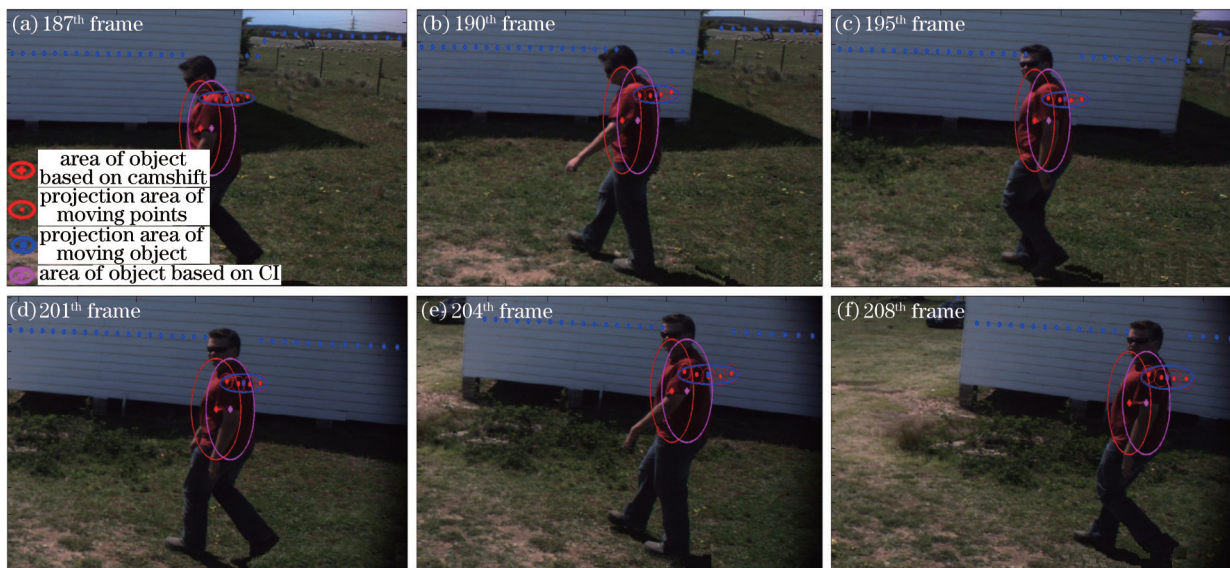


图 6 基于运动物体检测的目标投影区域误差矫正融合前后效果图

Fig.6 Effect pictures of fusion method compared to moving object detection

图 6 红色带圆点椭圆为运动物体扫描点在图像平面上的投影及不确定范围,蓝色带方块椭圆为对应的运动目标投影范围。其他标识同图 5 内容。由于原始优化数据有限,摄像机与激光测距仪联合标定得到的初始转换和投影参数存在误差,表现在运动物体扫描点在图像中的投影点(红色圆点)与物体轮廓未能很好重合,使得运动物体检测投影区域(蓝色带方块椭圆)和真实目标区域存在误差。由图 6 可知,经过融合后得到的目标区域(洋红色带十字椭圆)已经能够较好的和目标契合,说明对比基于运动物体检测的目标投影区域确定方法,采用融合方法得到的目标状态更加准确。

另外,上述实验中不同传感器目标跟踪误差方向不同,而实验中还还存在不同传感器目标跟踪误差方向相同的情况,此时利用融合方法得到的跟踪结果在优于一种传感器跟踪结果的同时劣于另一种传感器跟踪结果,但从跟踪总体时间平均度上看,融合方法是优于任何一种单一传感器跟踪结果的。

6.2.2 摄像机与激光测距传感器联合标定优化结果

旋转与位移参量初始值分别为

$$\Phi = \begin{bmatrix} 0.9999 & -0.0092 & -0.0042 \\ 0.0081 & 0.9756 & -0.2193 \\ 0.0061 & 0.2192 & 0.9757 \end{bmatrix}, \Delta' = \begin{bmatrix} 0.1343 \\ 0.4976 \\ 0.0532 \end{bmatrix}. \quad (18)$$

跟踪一共进行了 520 帧,优化数据只利用动点个数大于 2 的图像帧进行,即利用了 520 帧中的 258 帧对应的 u_i^{fuse} 和 u_i 进行优化,设 Levenberg- Marquardt 的精度门限为 10^{-4} ,本次优化循环次数为 49 次,得到的旋转与位移参量优化值为

$$\Phi^{opti} = \begin{bmatrix} 0.9788 & -0.0092 & 0.0053 \\ 0.0081 & 0.9756 & -0.2193 \\ 0.0061 & 0.2192 & 0.9757 \end{bmatrix}, \Delta'^{opti} = \begin{bmatrix} 0.0556 \\ 0.4976 \\ 0.0532 \end{bmatrix}. \quad (19)$$

利用优化前后的 Φ , Δ' 和 Φ^{opti} , Δ'^{opti} 分别对激光扫描点进行图像投影得到的第 180、189、203、219 帧结果对比如图 7 所示。

图 7 红色圆点为运动物体扫描点在图像平面上的投影,蓝色圆点为静止物体扫描点在图像上的投影,由图 7 可知,利用优化标定参数得到的红色圆点更贴近人体,说明参数估计更准确并且观测一致性更好。

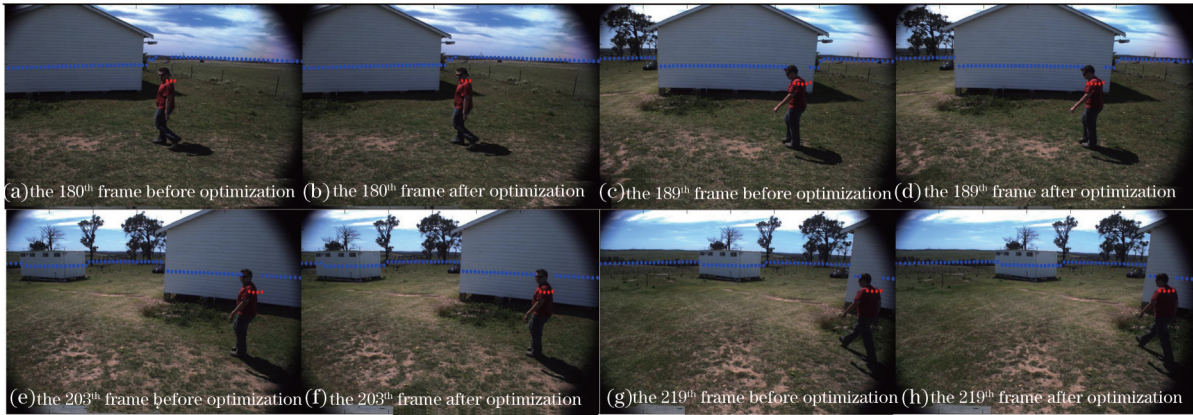


图 7 摄像机与激光测距仪联合标定优化结果对比图

Fig.7 Results comparison chart of joint calibration optimization of camera and laser range finder
优化前后不同时刻 $\|e_i\|_2$ 的变化曲线如图 8 所示。

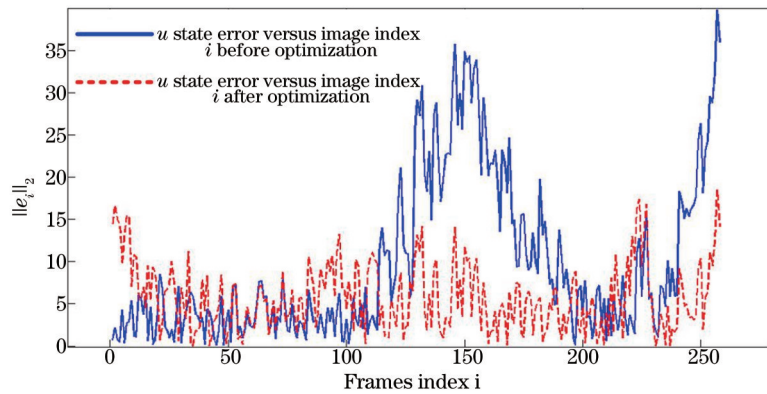


图 8 优化前后目标投影方向分量误差变化曲线图

Fig.8 Curves of state error changes of object projection before and after optimization

图 8 蓝色实线和红色虚线分别为优化前后不同图像帧对应的目标投影方向分量像素误差变化曲线,由图可知,优化后的误差曲线明显低于优化前的误差曲线,说明经过优化后的标定参数产生的目标投影方向分量更接近实际目标状态。

7 结 论

基于多传感器信息融合的机器人感知方法研究需要解决多传感器观测一致性问题。围绕单目摄像机和激光测距仪传感器空间一致性观测展开研究,研究了运动物体扫描点图像投影误差范围判定问题,得出了基于误差传播公式的解决方法。提出了基于协方差交集的运动目标图像投影状态融合方法。在此基础上,利用目标图像平面投影方向误差构造目标函数,通过非线性优化方法实现摄像机与激光测距仪标定参数的优化。实验结果分析表明:扫描点投影误差受摄像机内参,外参,目标距离,激光测距仪观测误差等多个因素影响,并且作用效果与不同传感器的观测模型特性相关。实验结果证明该融合方法能够提高目标跟踪精度,而优化方法能够得到观测一致性更好的传感器坐标系转换参数。后续研究将在此基础上,针对环境特征的一致性观测进行扩展,另外,本文方法在深度视觉传感器和激光测距传感器联合标定方面的扩展运用也将是进一步研究的内容。

参 考 文 献

- 1 Wang C C, Thorpe C. Simultaneous localization and mapping with detection and tracking of moving objects[J]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002, 3: 2918-2924.
- 2 Kang Y, Yamaguchi K, Naito T, et al.. Multiband image segmentation and object recognition for understanding road scenes[C]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(4): 1423-1433.

- 3 Vu T D, Aycard O, Appenrodt N. Online localization and mapping with moving object tracking in dynamic outdoor environments[C]. IEEE Intelligent Vehicules symposium, 2007: 190–195.
- 4 Wu Ming, Sun Jiying. Extend kalman filter based moving object tracking by mobile robot in unknown environment[J]. Robot, 2010, 32(3): 334–343.
伍 明, 孙继银. 基于扩展式卡尔曼滤波的机器人未知环境下动态目标跟踪[J]. 机器人, 2010, 32(3): 334–343.
- 5 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.
贾松敏, 王 可, 李秀智, 等. 基于变分模型的单目视觉三维重建方法[J]. 光学学报, 2014, 34(4): 0415002.
- 6 Leibe B, Schindler K, Cornelis N, *et al.*. Coupled object detection and tracking from static cameras and moving vehicles[C]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(10): 1683–1697.
- 7 Ess A, Leibe B, Schindler K, *et al.*. Moving obstacle detection in highly dynamic scenes[C]. ICRA, 2009: 56–63.
- 8 Ess A, Leibe B, Schindler K, *et al.*. Robust multiperson tracking from a mobile platform[C]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(10):1831–1846.
- 9 Han Chongzhao, Zhu Hongyan, Duan Zhansheng. Multi-Source Information Fusion[M]. Beijing: TsingHua University Press, 2006.
韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- 10 Li Lulu, Zhao Wenchuan, Wu Fan, *et al.*. Analysis and improvement of characteristic points extraction algorithms in camera calibration[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(5): 0515002.
李璐璐, 赵文川, 伍 凡, 等. 摄像机标定中的特征点提取算法研究与改进[J]. 光学学报, 2014, 34(5): 0515002.
- 11 Xu Song, Sun Xiuxia, Liu Shuguang, *et al.*. Model reference approaching method of camera distortion calibration[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(7): 0715001.
徐 嵩, 孙秀霞, 刘树光, 等. 摄像机畸变标定的模型参考逼近方法[J]. 光学学报, 2013, 33(7): 0715001.
- 12 Pless R, Zhang Q. Extrinsic calibration of a camera and laser range finder[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2004, 13: 150–154.
- 13 Cobzas D, Zhang H, Jagersand M. A comparative analysis of geometric and image-based volumetric and intensity data registration algorithms[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2002, 3: 2506–2511.
- 14 Chen Z, Zhuo L, Sun K, *et al.*. Extrinsic calibration of a camera and a laser range finder using point to line constraint[J]. Procedia Engineering, 2012, 29(3): 4348–4352.
- 15 Mei C, Rives P. Calibration between a central catadioptric camera and a laser range finder for robotic applications[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2006: 532–537.
- 16 Xu Yong, Guo Pengyu, Yuan Yun, *et al.*. Calibration method of installation error of camera sensor plane[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 33(4): 0412008.
许 勇, 郭鹏宇, 苑 云, 等. 相机靶面安装误差标定方法[J]. 光学学报, 2014, 33(4): 0412008.
- 17 Liu Chang. Two parallel planes calibration for two-dimensional object vision measurement[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(11): 1115004.
刘 昶. 二维目标视觉测量的双平行平面标定[J]. 光学学报, 2013, 33(11): 1115004.
- 18 Wu Ming, Li Linlin, Ying Zongrun. Robot localization and detection of moving objects in unknown environment[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology, 2012, 31(3): 66–73.
伍 明, 李琳琳, 尹宗润. 未知环境下机器人定位与运动目标侦测[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2012, 31(3): 66–73.
- 19 Hartley R, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- 20 Bradski G, Kaebler A. Learning OpenCV[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2009.
- 21 Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking[C]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564–577.
- 22 Chen L, Arambel P O, Mehra R K. Fusion under unknown correlation-covariance intersection as a special case[C]. Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion, 2002, 2: 905–912.
- 23 Peynot T, Scheduling S, Terho S. The marulan data sets: Multi-sensor perception in natural environment with challenging conditions[J]. International Journal of Robotics Research, 2010, 29(13): 1602–1607.