

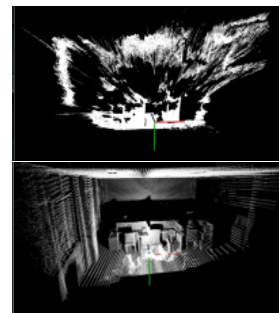


# 激光视觉融合下的运动检测与失配矫正

张强<sup>1</sup>, 赵江海<sup>1,2\*</sup>, 袁雅薇<sup>1</sup>, 方世辉<sup>2</sup>

<sup>1</sup>中国科学技术大学自动化系, 合肥 230026;

<sup>2</sup>中国科学院合肥物质科学研究院先进制造技术研究所, 江苏 常州 213000



**摘要:** 针对单一传感器在动态场景感知问题上的局限性, 设计了一种融合激光与视觉的实现系统, 并对运动检测中的背景显露区误判问题和融合中不同传感器间点云的失配问题分别提出了改进算法。在运动检测上, 首先基于视觉的背景差分算法对激光进行前景点分拣, 再以激光前景点为启发信息进行视觉前景聚类。在融合失配问题上, 首先基于栅格失配度分别对激光和视觉点云进行聚类分割, 再以激光为基准, 逐一将对应的视觉点云与之配准, 滤除噪声后所得到的矫正点云可用于场景重建进行进一步验证。实验结果表明, 改进算法所获得的融合前景对“影子”有更好的鲁棒性; 较之整体配准的矫正, 改进算法在平均失配度上降低了约 75%, 在  $y$  和  $z$  方向上的偏移比收敛了至少 5%。

**关键词:** 激光与视觉融合; 运动检测; 背景显露区; 失配矫正; 场景重建

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

## Motion detection and mismatching correction by fusing laser and vision

Qiang Zhang<sup>1</sup>, Jianghai Zhao<sup>1,2\*</sup>, Yawei Yuan<sup>1</sup> and Shihui Fang<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China; <sup>2</sup>Advanced Manufacturing Technology Institute, Hefei Institute of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Changzhou 213000, China

**Abstract:** Aiming at the limitations of single sensor in dynamic scene perception issue, an implementation system for fusing laser and vision was designed. In addition, two improved algorithms were proposed to solve the problems of the error foreground detection in the motion detection and the mismatching between the point clouds of different sensors. As for motion detection, the laser foreground points were firstly detected based on visual background subtraction algorithm. Then, the visual foreground was clustered regarding laser foreground points as the heuristic information. To solve the mismatching of fusion, the laser and vision point cloud were segmented into clusters based on the cell mismatching degree firstly. Then the corresponding stereo point cloud was registered referring to laser clusters. The corrected point cloud could be used for further verification by reconstructing the scene after filtering. The experimental results showed that the fusion foreground obtained finally had a better robustness to shadow. Compared with the whole registration correction, the average mismatching degree reduced by 75%, and the positive ratio in the direction of  $y$  and  $z$  converged at least 5%.

**Keywords:** fusion of laser and vision; motion detection; uncovered background area; mismatching distortion; scene reconstruction

DOI: 10.3969/j.issn.1003-501X.2017.11.011

Citation: *Opto-Elec Eng*, 2017, 44(11): 1107–1115

收稿日期: 2017-09-04; 收到修改稿日期: 2017-10-15

\*E-mail: jhzhao@iamt.ac.cn

## 1 引言

动态场景下的环境感知更符合现实的任务环境,运动目标检测与场景重建作为环境感知任务的子问题,与机器人、无人机、无人车、体感游戏等领域的发展密不可分,是人类智能生活的一部分。在视频监控中,运动目标检测是十分关键的技术;在移动机器人领域和无人车避障的研究中,动态障碍物检测是其实现的前提条件。三维重建,按所基于的数据类型可分为两类:一是基于视觉,如立体视觉、运动恢复结构(structure from motion, SFM)等。二是基于点云数据,如泊松重建和贪婪投影三角化等。在运动检测上,主流方法是基于视觉的背景差分、帧差和光流法。基于激光的动态检测需要建立环境栅格地图,通过检测栅格状态(占据/空闲)来判定对象的运动情况<sup>[1]</sup>。当针对某个或某类运动对象,如行人<sup>[2,3]</sup>、手势<sup>[4]</sup>时,又有大量基于特征的改进算法<sup>[5]</sup>。

在三维重建上,文献[6]将六台 RGBD 摄像机在感知场景的一侧一字排开,以静态多视角代替 SFM 的动态视角进行实时场景重建,但其存在视差离散化导致的杂点与不平滑问题,且感知设备占据了大量空间。文献[7]使用 2~4 台 Kinect 环绕场景,通过三维点云的配准构建场景网格表面,它与基于激光视觉融合感知的文献[8]均指出:多个传感器间外标定参数的细微误差在进行三维点云逆投影时会被放大,从而引起点云配准后的错位现象,且均在迭代最近点配准算法(iterative closest point, ICP)的基础上进行改进以适应场景要求。但文献[7]中环绕式的传感器设计限制了感知对象的大小;文献[8]中没有考虑不同传感器对不同介质的测距性能的差异性。在运动检测上:基于激光的检测只能获取二维平面信息,存在视场盲区<sup>[1,2]</sup>。文献[9]使用视觉来消除激光的盲区,但其对运动对象的估计只适用于结构化环境中。文献[10]给二维激光一个旋转运动,基于全视角的三维环境信息建立多尺度

的栅格对环境进行感知。但激光的旋转需要一定的时间周期,实时性不能保证。基于视觉的检测中,文献[11]针对背景显露区域误判现象,基于改进的帧差法对混合高斯模型(Gaussian mixture model, GMM)所判定的前景区域进行前景与背景显露区域的再次划分,通过为背景显露区域设定更快的更新速度以获得真实的前景。为提高检测速度,文献[12]通过聚类特征点来避免全局遍历。在运动视角下基于场景中静止物体与运动物体的运动速度差异,基于 Sift 特征通过帧差法对 Sift 特征点进行前景与背景判定,再以 k 均值聚类收集背景集合与前景集合。但文献[11]和文献[12]依旧无法克服视觉对光照敏感而引起的误判。

当前对该问题的研究多基于单一的视觉或激光传感器,受限于其视野范围、数据量、数据丰富度以及实时性和抗干扰性等局限,往往难以满足多任务场景需求。在解决复杂多感知任务时,多传感器互补和相互验证是一种更有效的策略,在 DARPA 机器人挑战赛中表现突出的类人机器人 Atlas,采用激光和立体视觉系统融合进行避障和导航,可以自主实现一些简单的任务<sup>[13]</sup>。这种融合方式还被广泛应用于:多运动目标检测<sup>[14]</sup>、智能车的辅助驾驶,移动机器人导航避障和导航、SLAM、复杂场景重建<sup>[15]</sup>等领域。

本文有机地将旋转的 2D 激光与立体视觉系统进行融合,利用立体视觉的高时效性进行场景的运动检测并对激光数据进行纹理信息的补充;同时,利用对光照高鲁棒性的高精度激光测距信息纠正光线变化对视觉的干扰,并补充因对环境纹理依赖而缺失的视觉深度信息。在运动检测上:以激光前景点为启发信息,提出一种在空间距离约束下的基于二维邻域增长的聚类算法来消除背景显露区域的误判;在背景场景重建上,提出一种基于失配度的点云分割算法,逐一对应激光与视觉点云片进行配准,以矫正因激光与视觉传感器间外标定的微小误差所引起的点云失配问题。感知系统的整体设计如图 1。

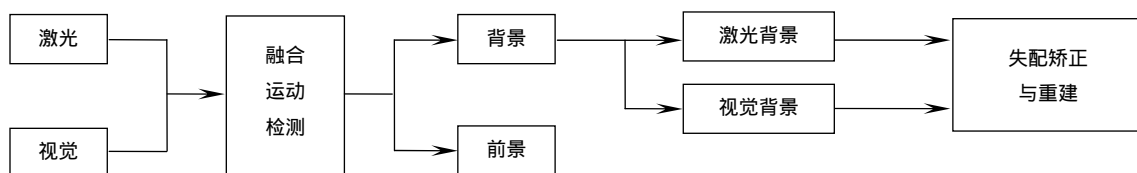


图 1 融合感知系统整体设计框架。

Fig. 1 The overall design framework of fusion perception system.

## 2 融合运动检测算法

通常背景被定义为在感兴趣时间内,保持静止或呈现周期性运动的目标。背景差分作为一种成熟且经典的运动检测方法,通过将当前图像与学习到的背景模型进行比较,差分后得到前景对象。背景显露区域是指由于前景的移动,使得在上一帧图像中原本被前景遮挡的背景暴露在当前帧图像中成为了背景。但因其与前景点均具有与当前所建立的背景模型间明显的像素差异,而在基于背景差分的运动检测中短时间内被误判为前景。

本章就前景误判问题对激光视觉融合感知系统提出了一种基于前景聚类的融合运动检测算法。

### 2.1 激光前景点的检测

本文对激光数据的运动检测是通过关联视觉系统进行的。首先,基于视觉的背景差分算法获得视觉系统下的二维前景图与背景图。再按式(1),通过激光与视觉传感器间的外标定矩阵  $Q$  将原本位于激光坐标系下的三维的激光测距点  $d_L = [x_L, y_L, z_L]^T$  变换成为位于摄像机坐标系下的测距点  $d_c = [x_c, y_c, z_c]^T$ 。最后,通过式(2)~式(4)与摄像机前景/背景图像坐标系下的二维像素  $(v, u)$  对应起来。并将关联到前景像素的激光点判定为激光前景点,关联到背景像素的激光点判定为激光背景点。

$$[x_c, y_c, z_c]^T = Q[x_L, y_L, z_L]^T, \quad (1)$$

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x & 0 \\ 0 & f_y & c_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} = P \cdot \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$u = \frac{f_x x_c + c_x z_c}{z_c}, \quad (3)$$

$$v = \frac{f_y y_c + c_y z_c}{z_c}. \quad (4)$$

### 2.2 视觉前景区域的聚类

#### 2.2.1 前景聚类的理论依据

1) 虽然背景显露区在视觉二维图像中与前景对象和背景对象一样,具有图像邻域连续性,但在三维空间中前景与背景却在深度信息上具有明显的跳跃性。依据该特性对前景对象进行基于三维距离的聚类可以有效避免将背景对象误判为前景对象。

2) 较之移动的前景对象,背景显露对象距离观测视点较远;而通过发射和接收激光束实现距离测量的

激光扫描仪,随着测量距离的增加所发射的激光束也 不断发散而稀疏。因此当测量对象距离激光源较近时,激光点较密集且间距较近。虽然 2.1 中会将背景显露对象误判为前景,但其在点云密度上依旧保持背景的特性。

以所获得的激光前景点为启发信息,在三维空间中基于距离约束对三维视觉前景点云进行聚类,可以有效增加真实的视觉前景区域而抑制背景显露区域的增长。

#### 2.2.2 前景聚类算法的实现

##### 1) 算法步骤

考虑到多维邻域搜索的高额计算代价和前景点间所具有的二维图像邻域连续性,基于图像像素坐标关系使用深度优先的搜索(depth first search, DFS)策略来确定下一个待扩展结点,以加速聚类过程。在聚类约束条件下以激光前景点为启发信息进行融合前景聚类。具体步骤如下:

a) 以激光前景点对应的图像像素作为聚类中心,成为当前扩展像素  $p$ 。

b) 按图 2(a)所示邻域关系,对当前扩展像素  $p$  检索下一个待扩展像素(箭头所指像素)  $p_i$ 。它是邻域像素  $p_1 \sim p_8$  中未被访问的下标最小的像素点。若  $p$  存在

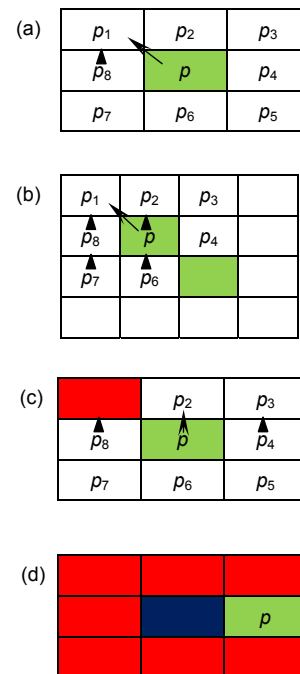


图 2 基于图像邻域的 DFS 聚类过程。

Fig. 2 DFS clustering process based on the image neighborhood.

待扩展像素,则将  $p$  压入活像素栈并转入步骤 c); 否则,将  $p$  标记为死像素(蓝色),并弹出活像素栈中最新压入的像素成为当前扩展像素,图 2(d)展示了其中的一种情况。重复步骤 b)直到活像素栈为空,结束聚类过程。

c) 若所选待扩展像素满足下述聚类条件,则将该像素作为新的扩展像素  $p$ ,如图 2(b); 否则,将该像素标记为无效像素(红色),如图 2(c)。重复步骤 b)。

最后,图中的所有死像素集合(蓝色)就是该帧图像对应的融合前景;融合前景像素对应的深度信息集合就是该时刻对应的空间运动点云。

### 2) 聚类条件

前景聚类算法必须同时满足以下四个条件时,才能由待扩展像素聚类成为新的扩展像素:

- 该像素未越过图像最大边界;
- 该像素为视觉运动检测下的前景像素;
- 该像素具有视觉深度信息;
- 该像素对应的深度信息与当前扩展像素对应的深度信息在三维空间中欧式距离小于所设定阈值  $\varepsilon$  (单位: m)。

因激光传感器与视觉传感器的采集频率与计算速度不同,同一帧前景图可能对应着多根激光数据。故每一帧图像的前景聚类需要对对应的全部激光前景点重复上述三个步骤。同时,为了获得更多的启发信息,也可以以降低实时性为代价增加用于积累激光前景点的激光根数( $NumAcc$ )。

## 3 融合场景重建中的失配矫正

本章针对文献[7-8]指出的微小标定误差导致的三维点云片直接拼接时的失配现象,考虑了不同测距原理的传感器在面对不同测距对象时所表现出的性能差异,提出了一种基于栅格失配度聚类的点云分片配准矫正算法。

### 3.1 激光视觉的融合

如 2.1 节所述,通过激光传感器与视觉传感器间的外标定矩阵可以将两传感器基于不同原理的测距信息进行关联。本文以二维图像像素坐标为关联媒介,将视觉深度数据和激光的测距信息转换到同一张像素存储矩阵上实现关联。但因激光测距的稀疏特性和视觉测距度对环境纹理的依赖,关联像素矩阵中并非每个栅格空间(cell)都能匹配到独立测距的视觉信息和激光信息。因而本文基于各栅格具备的深度信息来源将

其分为三类,并分别在深度上进行均值融合。

对于第  $i$  个栅格  $c_i$ ,对应的来自于视觉的深度信息个数有  $k_1$  个,记为  $S_{ir}(r=1,2,\dots,k_1)$ ; 来自激光的深度信息有  $k_2$  个,记为  $L_{ir}(i=1,2,\dots,k_2)$ ,则可以定义:

$$S_{\text{avg}}(i) = \frac{1}{k_1} \sum_{r=1}^{k_1} S_{ir}, \quad (5)$$

$$L_{\text{avg}}(i) = \frac{1}{k_2} \sum_{r=1}^{k_2} L_{ir}, \quad (6)$$

$C_{\text{category1}}$ :

$$P_f(i) = S_{\text{avg}}(i) \quad (k_1 \neq 0, k_2 = 0), \quad (7)$$

$C_{\text{category2}}$ :

$$P_f(i) = L_{\text{avg}}(i) \quad (k_1 = 0, k_2 \neq 0), \quad (8)$$

$C_{\text{category3}}$ :

$$P_f(i) = \frac{1}{2} [S_{\text{avg}}(i) + L_{\text{avg}}(i)] \quad (k_1 \neq 0, k_2 \neq 0), \quad (9)$$

其中:  $C_{\text{category1}}$ 、 $C_{\text{category2}}$  和  $C_{\text{category3}}$  分别代表深度信息只来自于视觉传感器、激光传感器和同时来自于两传感器的栅格集合;  $P_f(i)$  是栅格  $c_i$  对应的融合深度信息。

### 3.2 失配矫正算法的实现

#### 3.2.1 失配度的定义

为定量描述点云间的失配程度,本文在第三类栅格上定义了栅格失配度  $\eta_i$  和平均失配度  $\eta$ ,如式(10)、式(11)。 $\eta_i$  和  $\eta$  均具有空间三个方向的维度  $x, y, z$  单位: m。其值越大表明点云间的匹配程度越低。

$$\eta_i = S_{\text{avg}}(i) - L_{\text{avg}}(i), \quad (10)$$

$$\eta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\eta_i|. \quad (11)$$

#### 3.2.2 失配矫正算法的理论依据

1) 基于 DBSCAN 聚类点云的依据: 栅格失配度作为一种可以表征各个栅格失配特性的指标在空间中的分布并不总是球状簇,簇的个数不确定且含有一定的噪音。主流的几种聚类算法,满足以上条件的数据型空间聚类中基于密度的算法最合适。

2) 基于分片的 ICP 配准依据: ICP 配准在点云配准中因其稳定和鲁棒性应用广泛,而其对点云初始位置的要求和重叠点云的假设在以上分割中正好满足。且配准前的聚类有效地分辨出了噪声点,能够避免算法进入局部最优。

综上,基于栅格失配度密度的点云分割下的逐一配准算法可以更有效地矫正激光与视觉点云的失配问题。

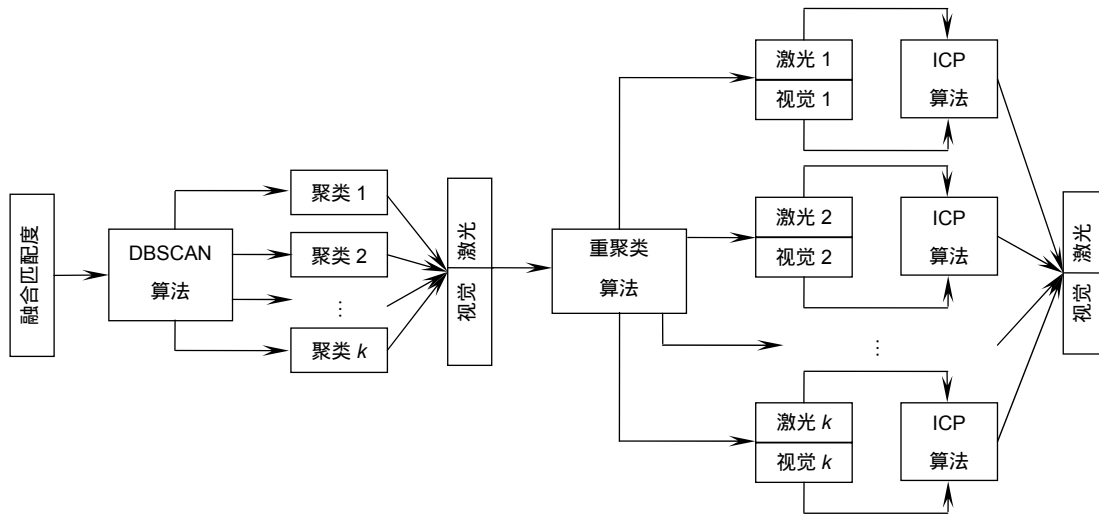


图 3 失配矫正算法示意图。

Fig. 3 The flow diagram of mismatching correction algorithm.

### 3.2.3 失配矫正算法的步骤实现

整体对激光点云和视觉点云进行配准虽然能在全局上得到一个最优的失配积累，但不同测距介质对不同测距传感器的影响差异无法普适。本文基于可以表征局部失配情况的栅格失配度首先对点云进行分割，再逐一进行配准，进而获得更优的配准结果。整体算法流程如图 3，它的实现分为三个阶段。

**阶段一：第一次聚类。**以待融合场景的栅格失配度  $\eta_i$  作为具有噪声的基于密度的标准的空间聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)的输入，获得一系列可以表征介质特性的栅格聚类：聚类 1，聚类 2，……，聚类  $k$ 。该算法是一种基于密度的空间聚类算法，在无需提供聚类数目的情况下可以将输入数据分割成任意形状的簇，且能够自动滤除离群点。

**阶段二：第二次聚类。**重聚类算法是本文提出的一种基于距离的区域增长算法，它以第一次聚类的聚

类数为聚类个数，以带有聚类标签的栅格中的视觉/激光深度信息作为初始的聚类种子，迭代遍历所有非聚类种子的视觉/激光深度点，若在所设定的距离阈值  $\delta_1$  范围内存在聚类种子，则将其标记上该聚类种子所带的聚类标签，并成为新的聚类种子。反复迭代该过程，直到待聚类集合中非聚类种子在整个集合中所占的比例小于阈值  $\delta_2$  停止迭代，并将剩余的非聚类种子均标记为噪声点。

经重聚类后，得到了  $2 \times k$  个聚类集：激光 1，视觉 1，激光 2，视觉 2，……，激光  $k$ ，视觉  $k$ 。对应的激光与视觉聚类带有相同的聚类标签。

**阶段三：基于聚类的矫正。**考虑到激光在距离测量上具有比视觉更精确且稳定的特性，本文以激光数据为基准，滤除噪声后，逐一将视觉聚类点云(视觉 1，视觉 2，……，视觉  $k$ )通过 ICP 算法配准到对应的激光聚类点云(激光 1，激光 2，……，激光  $k$ )视角下，获得最终的矫正结果。

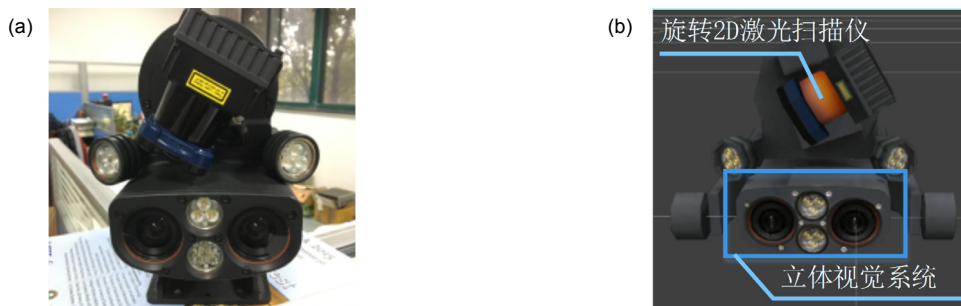


图 4 实验平台。(a) 实物图。(b) 模型图。

Fig. 4 Experimental platform. (a) Multisense-SL. (b) Multisense-SL model.

## 4 实验与分析

本文基于 Carnegie Robotics LLC 公司生产的多传感器平台 Multisense-SL 对算法进行验证。该平台同时集成了 2D 激光扫描仪和双目立体视觉系统,其实物图与模型图如图 4(a)和 4(b)。并通过滑环将 2D 激光与电机轴相连,给其一个滚向扫描(rolling scan)的旋转,便可在完成半周旋转后获一次环境整体的 3D 信息。PC 配置为 Intel(R)Core(TM)i3-4160 CPU @3.60 GHz 处理器,安装内存为 4.00 GB;系统环境为 Ubuntu12.04 LTS (Trusty),使用机器人次级操作系统 hydro,并基于视觉开源库 OpenCV-2.4.9 和点云开源库 PCL-1.7.2 进行视觉与点云处理。

### 4.1 运动检测实验

为验证前景聚类算法的有效性与其对背景显露区的鲁棒性,在室内场景下进行了多组实验。图 5 和图 6 分别就移动的笔记本和放花盆的人进行算法验证,并与仅基于视觉混合高斯模型下的背景差分算法<sup>[11]</sup>进行比较。

激光转速设定为 0.53 r/min,  $NumAcc=60$ ,  $\varepsilon=0.2$ , 图 5 和图 6 中,(a)和(b)是摄像机拍摄到的间隔 10 帧的两幅彩色图像,(a)在时间上先于(b);(c)和(e)分别是仅基于视觉的 2D 图像前景和 3D 前景;(d)和(f)是融合后的 2D 前景和 3D 前景。

对比两场景下不同算法所检测出的前景图(c)、(d)与(e)、(f),可以发现,对比算法在图 5 中将因笔记本移动后显露的人误检为了前景,在图 6 中将因下蹲状态而显露的背景墙面误检为了前景。本文所提出的融合前景聚类运动目标检测算法与之相比,不仅能够完整检测出移动的前景对象,还能很好地抑制背景显露部分的误检。

因二维激光在单位时间内获得的信息量远低于视觉,存在漏检问题;且由于单根激光的视野局限,该运动目标检测算法仅适用于具有一定大小的目标对象,且无大面积遮挡。其中,漏检问题可以通过增加激光转速或  $NumAcc$  值缓解,但需要以降低实时性为代价。图 7 对比了不同前景对象下平均前景采集时间、平均前景聚类时间和平均前景检测周期与  $NumAcc$  设

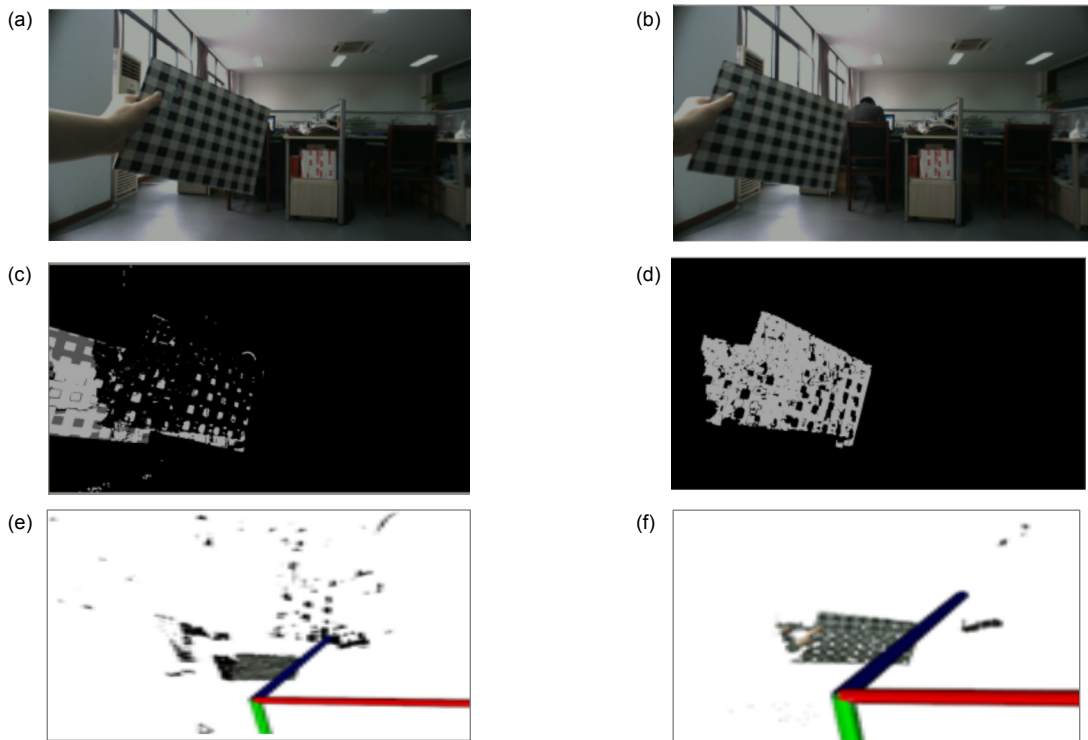


图 5 移动的笔记本。(a) 第  $k$  帧彩色图片。(b) 第  $k+10$  帧彩色图片。(c) 对比算法下的 2D 前景。(d) 本文算法下的 2D 前景。(e) 对比算法下的 3D 前景。(f) 本文算法下的 3D 前景。

Fig. 5 The moving notebook. (a) The  $k$ -th frame colour picture. (b) The  $k+10$ -th frame colour picture. (c) 2D foreground of alignment algorithm. (d) 2D foreground of text algorithm. (e) 3D foreground of alignment algorithm. (f) 3D foreground of text algorithm.

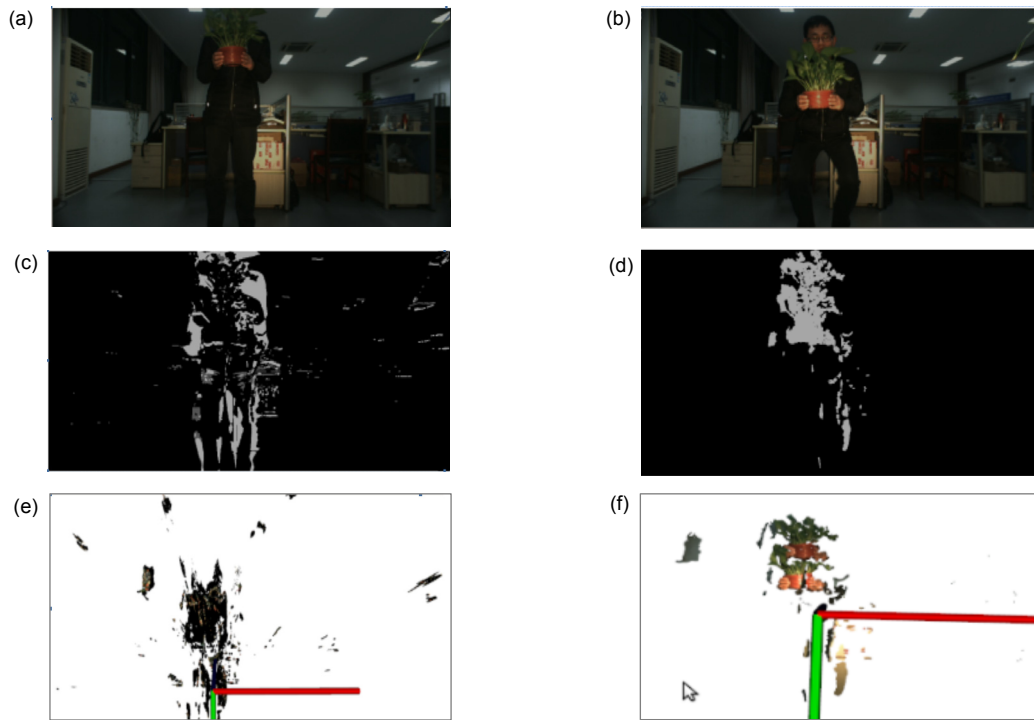


图6 放花盆的人。(a) 第  $k$  帧彩色图片。(b) 第  $k+10$  帧彩色图片。(c) 对比算法下的 2D 前景。(d) 本文算法下的 2D 前景。(e) 对比算法下的 3D 前景。(f) 本文算法下的 3D 前景。

Fig. 6 A person who putting down a flower pot. (a) The  $k$ -th frame colour picture. (b) The  $k+10$ -th frame colour picture. (c) 2D foreground of alignment algorithm. (d) 2D foreground of text algorithm. (e) 3D foreground of alignment algorithm. (f) 3D foreground of text algorithm.

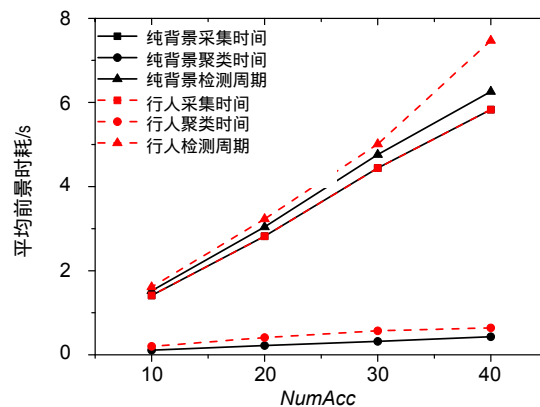


图7 融合运动目标检测算法时耗与  $NumAcc$  值间关系。

Fig. 7 Relationship between the value of  $NumAcc$  and time cost of motion detection algorithm.

定值之间的关系。可以发现融合运动目标检测算法的主要时耗是启发信息(激光前景点)的积累过程。一定程度上可以说  $NumAcc$  的参数选择决定了算法的最终效果。只有充分考虑应用场景,选择合适的传感器安装位置与参数设置才能获得最好的检测效果。

#### 4.2 失配矫正实验

激光视觉场景融合的失配矫正实验是基于运动检

测所分离的背景数据进行的。融合运动检测可以很好地从场景数据中滤除激光数据采集周期中的移动干扰对象,保证重建场景是处于静止状态的背景。其数据采集周期由激光扫描仪的转速决定,每完成半周旋转,执行一次融合重建。

图8为激光与视觉融合的输入,图8(a)是彩色图像,图8(b)和8(c)分别是视觉点云和激光点云。图9对比了整体配准和分片配准的结果。其中图9(a)和9(d)

是未进行矫正的点云; 图 9(b)和 9(e)是进行整体 ICP 配准矫正后的点云; 图 9(c)和 9(f)是基于本文所提出的聚类分割下的分片 ICP 配准矫正后点云。其中, 绿色点云来自立体视觉, 红色点云来自激光扫描仪, 根据实验场景选取参数  $k=5$ ,  $\sigma_1^2=0.5$ ,  $\sigma_2=0.1$ ,  $NumofHold$  为 25。对比各图可以看出, 使用基于聚类

分片配准的矫正算法可以在一定程度上消除失配问题, 且较之整体配准有着更好的效果。

为更直接客观地比较矫正结果, 本文将重建场景中具有正值栅格失配度的栅格比例定义为偏离比 (PR), 其值越接近 0.5 时, 点云的匹配程度越好。图 10 和图 11 分别给出了对图 9 中实验结果进行平均失

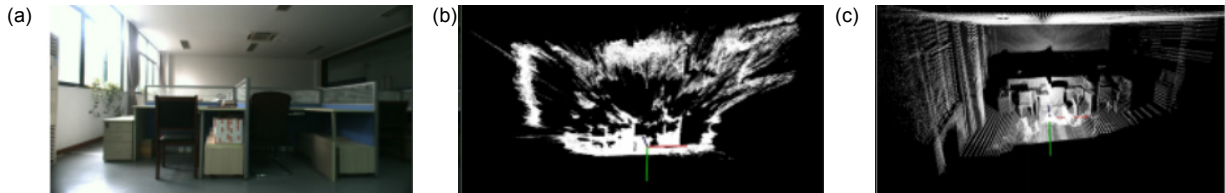


图 8 融合重建的输入. (a) 视觉彩色图像. (b) 视觉点云. (c) 激光点云.

Fig. 8 The input of fusion reconstruction. (a) Colour picture from vision. (b) Vision point cloud. (c) Laser vision point cloud.

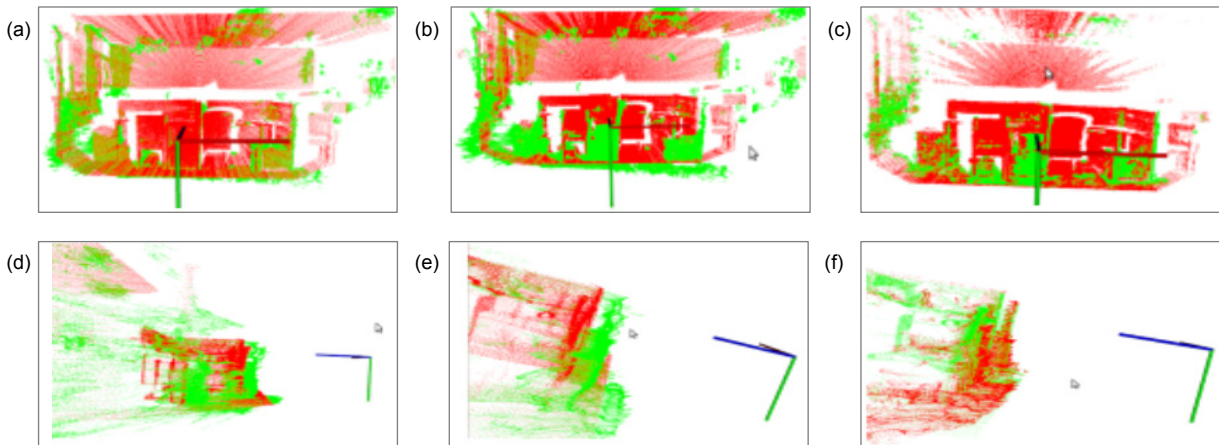


图 9 不同算法下点云的失配矫正结果对比. (a) 未矫正点云. (b) 整体矫正点云. (c) 聚类矫正点云.

(d) 未矫正点云细节. (e) 整体矫正点云细节. (f) 聚类矫正点云细节.

Fig. 9 The comparison of the results of point cloud mismatching correction under different algorithms. (a) Point cloud before correction. (b) Point cloud after whole correction. (c) Point cloud after clustering correction. (d) Point cloud details before correction. (e) Point cloud details after whole correction. (f) Point cloud details after clustering correction.

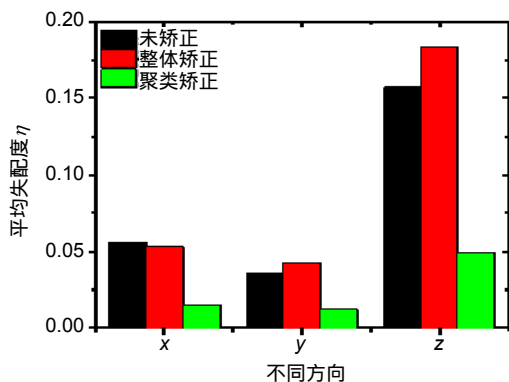


图 10 各矫正算法的平均失配度对比.

Fig. 10 Comparison of average mismatching degree for each correction algorithm.

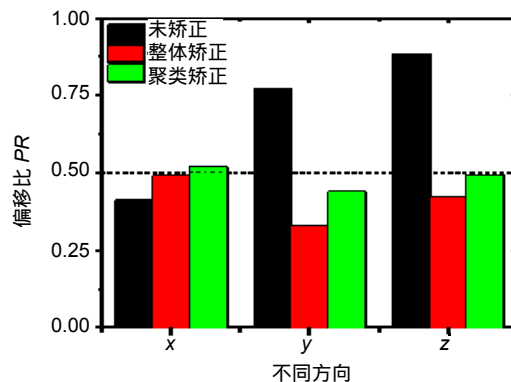


图 11 各矫正算法的偏移比对比.

Fig. 11 Comparison of positive ratio for each correction algorithm.



配率  $\eta$  与偏离比 PR 的对比。

分析上述两图,与未矫正之前相比整体 ICP 矫正虽然在偏移比上有大幅度优化,但在平均失配度的降低上并没有显著优势;而基于聚类的分片 ICP 矫正较之整体 ICP 矫正,不但在平均失配度上降低了约 75%;而且在  $y$  和  $z$  方向上的偏移比也收敛了至少 5%。通过以上对融合效果从定性和定量两个方面进行比较与分析,均表现出了聚类矫正算法的优越性。

## 5 结论

本文融合视觉在纹理与实时性上的优越性和激光在测距精确度与对环境鲁棒性上的优势,设计了一种用于对动态场景感知的融合系统。针对基于视觉背景差分原理进行的运动检测算法中的背景显露问题,和不同传感器间因微小标定误差引起的点云失配问题,分别提出了以激光前景点为启发信息的融合前景聚类算法和基于栅格失配度聚类的点云分片配准矫正算法。

融合的运动检测算法可以有效抑制前景的误判和光照的影响。但是存在一定程度的漏检问题,降低漏检率,必然会损失一定程度的实时性。失配矫正算法的提出充分考虑了多变的非结构化环境中不同测距原理中对不同测距对象的差异。算法提高了检测的准确性,但聚类的迭代过程耗时过长,不适用于动态对象的重建。本文将两者统一在一个多传感器感知系统中,相互补充与验证,实现了对动态环境的感知。它对于移动机器人、体感游戏等领域具有很好的应用价值,也是本文下一阶段的研究方向。

## 基金项目

国家科技支撑项目(2015BAK06B02);江苏省科技支撑项目(BE2013003);国家自然科学基金(61401437)。

## 参考文献

- 1 Yu Jinxia, Cai Zixing, Duan Zhuohua. Detection and tracking of moving object with a mobile robot using laser scanner[J]. *Chinese Journal of Electron Devices*, 2007, **30**(6): 2301-2306.  
于金霞,蔡自兴,段琢华.基于激光雷达的机器人运动目标检测与跟踪[J]. *电子器件*, 2007, **30**(6): 2301-2306.
- 2 Huang Chengdu, Huang Wenguang, Yan Bin. Pedestrian detection based on Codebook background modeling in video[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2017, **36**(3): 144-146.  
黄成都,黄文广,闫斌.基于 Codebook 背景建模的视频行人检测[J]. *传感器与微系统*, 2017, **36**(3): 144-146.
- 3 Meng Ming, Yang Fangbo, She Qingshan, et al. Human motion

detection based on the depth image of Kinect[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, **36**(2): 386-393.

孟明,杨方波,余青山,等.基于 Kinect 深度图像信息的人体运动检测[J]. *仪器仪表学报*, 2015, **36**(2): 386-393.

- 4 Liu Weihua, Fan Yangyu, Lei Tao. Human fingertip detection and tracking algorithm based on depth image[J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, **34**(5): 1442-1448.  
刘伟华,樊养余,雷涛.基于深度图像的运动手检测与指尖点跟踪算法[J]. *计算机应用*, 2014, **34**(5): 1442-1448.
- 5 Wang Siming, Lu Yongjie. Moving object detection combining PCA and adaptive threshold[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2015, **42**(10): 1-6.  
王思明,鲁永杰.PCA 与自适应阈值相结合的运动目标检测[J]. *光电工程*, 2015, **42**(10): 1-6.
- 6 Duan Yong, Pei Mingtao. A real-time system for 3D recovery of dynamic scenes based on multiple RGBD imagers[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2014, **34**(11): 1157-1162.  
段勇,裴明涛.基于多 RGBD 摄像机的动态场景实时三维重建系统[J]. *北京理工大学学报*, 2014, **34**(11): 1157-1162.
- 7 Deng Nianchen, Yang Xubo. Real-time dynamic indoor scene 3D reconstruction using multiple Kinect[J]. *Journal of Donghua University (Natural Science)*, 2015, **41**(4): 448-454.  
邓念晨,杨旭波.多 Kinect 实时室内动态场景三维重建[J]. *东华大学学报(自然科学版)*, 2015, **41**(4): 448-454.
- 8 Muhlbauer Q, Kühnlenz K, Buss M. Fusing laser and vision data with a genetic ICP algorithm[C]//Proceedings of the 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, Hanoi, Vietnam, 2008: 1844-1849.
- 9 Baltzakis H, Argyros A, Trahanias P. Fusion of laser and visual data for robot motion planning and collision avoidance[J]. *Machine Vision and Applications*, 2003, **15**(2): 92-100.
- 10 Droschel D, Stückler J, Behnke S. Local multi-resolution representation for 6D motion estimation and mapping with a continuously rotating 3D laser scanner[C]//Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Hong Kong, China, 2014: 5221-5226.
- 11 Hua Yuanlei, Liu Wanjuan. Moving object detection algorithm of improved Gaussian mixture model[J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, **34**(2): 580-584.  
华媛蕾,刘万军.改进混合高斯模型的运动目标检测算法[J]. *计算机应用*, 2014, **34**(2): 580-584.
- 12 Li Guang, Feng Yan. Moving object detection based on SIFT features matching and K-means clustering[J]. *Journal of Computer Applications*, 2012, **32**(10): 2824-2826.  
李广,冯燕.基于 SIFT 特征匹配与 K-均值聚类的运动目标检测[J]. *计算机应用*, 2012, **32**(10): 2824-2826.
- 13 Będkowski J, Majek K, Masłowski A, et al. Recognition of 3D objects for walking robot equipped with multisense-sl sensor head[M]//Waldron K J, Tokhi M O, Virk G S. *Nature-Inspired Mobile Robotics*. New Jersey: World Scientific Publishing Company, 2013: 797-804.
- 14 Song Xuan, Zhao Huijing, Cui Jinshi, et al. Fusion of laser and vision for multiple targets tracking via on-line learning[C]//Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Anchorage, AK, USA, 2010: 406-411.
- 15 Zhao Cilang. Laser and vision data fusion for 3D scene reconstruction and surveillance[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2014.  
赵次郎.基于激光视觉数据融合的三维场景重构与监控[D].大连:大连理工大学, 2014.