

基于改进 Harris 的低动态载体速度的快速计算方法

方文辉, 陈熙源, 柳笛

东南大学仪器科学与工程学院, 江苏 南京 210096

摘要 针对光照分布不均匀的室内环境下低动态载体速度计算实时性较差的问题, 提出一种基于改进奇异值分解 (SVD)-Harris 的低动态载体速度快速计算的新方法。利用 SVD 对相邻两帧视觉图像分别进行压缩与重构, 并结合改进的 Harris 角点检测算法对两帧图像进行特征点的检测; 利用归一化互相关 (NCC) 模板匹配算法对相邻两帧视觉图像的特征点进行粗匹配; 利用随机抽样一致性算法进行误匹配点对的剔除; 利用特征匹配点对的信息对载体的速度进行计算。实验结果表明: 传统算法的平均计算时间为 3.07 s, 而改进算法的平均计算时间为 0.71 s, 且传统算法的误匹配率远大于改进算法。与传统的 NCC 模板匹配方法相比, 所提算法不仅保证了低动态载体速度计算的精确性, 而且显著提高了载体速度在光照不均匀的室内环境下的计算效率, 该研究为实现室内移动机器人实时视觉导航提供了理论依据。

关键词 机器视觉; 载体速度; 奇异值分解; Harris; 模板匹配; 随机抽样一致性

中图分类号 TP249; TP242.6

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0415001

Fast Calculation Method for Low Dynamic Carrier Velocity Based on Improved Harris

Fang Wenhui, Chen Xiyuan, Liu Di

School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China

Abstract A new method for fast calculation of low dynamic carrier velocity based on improved singular value decomposition (SVD)-Harris is proposed to solve the problem that the poor real-time performance of low dynamic carrier velocity calculation under the indoor environment with uneven illumination. Firstly, we use the SVD to compress and reconstruct the two adjacent visual images and use the improved Harris corner detection algorithm to detect the feature points of the two frames. Secondly, we use the normalized cross correlation (NCC) template matching algorithm to roughly match the feature points of two adjacent visual images. Thirdly, we use random sampling consistency (RANSAC) algorithm to eliminate the false matching point pairs. Finally, we use the information of the feature matching point pairs to calculate the carrier velocity. The experimental results show that the average calculation time of the traditional algorithm is 3.07 s, while that of the improved algorithm is 0.71 s. The error matching rate of the traditional algorithm is much greater than that of the improved algorithm. Compared with the traditional NCC template matching method, the proposed algorithm not only guarantees the accuracy of the velocity calculation of the low dynamic carrier, but also greatly improves the calculation efficiency of the carrier velocity under the indoor environment with uneven illumination. This study provides a theoretical basis for realizing the real-time visual navigation of indoor mobile robot.

Key words machine vision; carrier velocity; singular value decomposition; Harris; template matching; random sampling consistency

OCIS codes 150.1135; 100.2960; 100.3008

收稿日期: 2017-08-23; **收到修改稿日期:** 2017-10-23

基金项目: 国家自然科学基金(51375087)、江苏省科技成果转化专项资金(BA2016139)、国家自然科学基金(51405203)

作者简介: 方文辉(1994—), 女, 硕士研究生, 主要从事视觉与惯性的组合导航技术方面的研究。

E-mail: whfseu@126.com

导师简介: 陈熙源(1962—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事组合导航测量理论及关键技术方面的研究。

E-mail: chxiyuan@seu.edu.cn(通信联系人)

1 引 言

随着科学技术的发展,视觉导航以其成本低、灵活性强且应用范围广等优势,成为室内移动机器人领域的研究热点并取得了迅猛的发展^[1]。低动态载体速度的计算已经广泛应用于室内移动机器人的跟踪与定位,准确快速地计算载体速度有着重要的现实意义,是室内移动机器人准确导航与定位的前提。目前,室内机器人视觉导航的研究仍处于起步阶段,实现实时视觉导航是工程应用的难点,也是学术研究的热点。图像特征点的快速、准确提取与匹配是实现实时视觉导航的关键技术^[2]。

现阶段,在图像特征点检测与匹配中,较常用的算法分别是 Harris 角点检测算法与归一化互相关(NCC)算法。其中,Harris 角点检测算法具有仿射不变性和旋转不变性等优点^[3];NCC 算法具有结构简单和易于理解等优点,其缺点在于运算量偏大、程序运行时间偏长^[4],为实现实时视觉导航增加了难度。因此,研究一种能够实现快速、准确地计算低动态载体速度的新方法具有重要的意义。近年来,视觉导航相关技术发展迅速,已被广泛应用于机器人导航与定位领域。张聪聪等^[5]利用室内地磁场的空间波动提出了一种即时定位方法,通过改进的粒子滤波对机器人位置进行估计,结果表明该方法具有较好的定位效果。李永坚^[6]利用异质传感器的信息融合技术建立了视觉传感器和激光测距仪的感知模型,从而实现机器人的自主定位,结果表明该模型的收敛速度较快、自定位精度较高。单宝华等^[7]提出一种新的基于极线约束修正原理的数字图像相关匹配的立体视觉测量算法,结果表明该方法可以在一定程度上提高视觉测量的精度。王珊等^[8]提出一种基于双目单视面的三维重建方法,结果表明该方法可以提高目标物位置检测的精度并降低算法的计算复杂度。

针对基于机器视觉的低动态载体的速度计算易受光照分布不均匀的影响和实时性较差等问题,本文提出一种基于改进奇异值分解(SVD)-Harris 的快速计算低动态载体速度的方法,该方法能够实现快速且准确的图像配准,为实现低动态载体实时视觉导航提供了理论依据。通过 SVD 对相邻两帧视觉图像进行压缩与重构后,结合 Harris 算法与 NCC 算法进行特征点的检测与匹配,利用随机抽样一致性(RANSAC)算法建立剔除误匹配点对的数学模型,然后根据模型得到的变换矩阵,计算低动态

载体的速度,从而提高了低动态载体速度计算的实时性和准确性。

2 实验数据采集

采用海龙 Z30A 工业摄像机实现对低动态载体进行视觉图像信息的采集,人工设定视频采集帧率、图像分辨率和图像格式等参数。图像分辨率越高,检测的角点数量越多,则角点冗余性越高,计算时间越长,因此设定帧率为 30 frame/s,图像分辨率为 320 pixel×240 pixel,图像格式为 JPEG 格式。

视频采集采用近距离、垂直拍摄地面的方法。将海龙 Z30A 工业相机镜头朝地面垂直放置在载体的前端(距离地面 50 cm 处),以实现地面的垂直拍摄。待调整好摄像机的参数后,启动载体,进行视频采集。图 1 为视频采集的实验装置图。

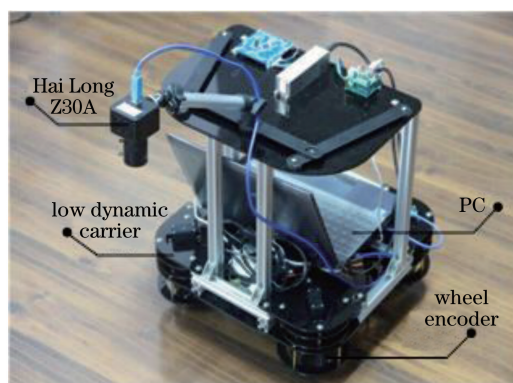


图 1 视频采集的实验装置图

Fig. 1 Experimental setup diagram of video capture

3 低动态载体速度计算方法

3.1 传统 Harris 算法特征点检测

Harris 算子最早由 Harris 等^[9]提出,具有较高的稳定性和稳健性。Harris 算法主要通过计算图像的自相关函数来确定图像像素点的位置,然后构造图像相关矩阵 \mathbf{M} ,通过比较相关矩阵的特征值,最后确定特征角点^[10]。

假设视觉图像 I 中的一点 (x, y) 平移 $(\Delta x, \Delta y)$,通过计算图像自相关函数可得

$$\mathbf{E}_{x,y} = \sum_{(u,v) \in W(x,y)} \omega(u,v) [\mathbf{I}(x,y) - \mathbf{I}(u + \Delta x, v + \Delta y)]^2 = [\Delta x \Delta y] \mathbf{M} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中 $\omega(u, v)$ 为以 (u, v) 为中心点的窗口函数, $\mathbf{I}(x, y)$ 为图像函数。实验采用的高斯加权窗口函数为

$$\omega(x, y) = \exp[-(x^2 + y^2)/(2\delta^2)], \quad (2)$$

式中 δ 为高斯函数参数。将(2)式代入(1)式可得 \mathbf{M} 的表达式为

$$\mathbf{M} = \sum_{\omega} \begin{bmatrix} \mathbf{I}_x(u, v)^2 & \mathbf{I}_x(u, v)\mathbf{I}_y(u, v) \\ \mathbf{I}_x(u, v)\mathbf{I}_y(u, v) & \mathbf{I}_y(u, v)^2 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中 $\mathbf{I}_x(u, v)$ 、 $\mathbf{I}_y(u, v)$ 分别为 $\mathbf{I}(x, y)$ 对 x, y 求偏导。

\mathbf{M} 的特征值表征像素点的突出程度,其中特征点的响应公式为

$$R = \det(\mathbf{M}) - k[\text{trace}(\mathbf{M})]^2, \quad (4)$$

式中 $\det(\mathbf{M})$ 为 \mathbf{M} 的行列式, $\text{trace}(\mathbf{M})$ 为 \mathbf{M} 的迹, k 一般为远小于 1 的系数。如果响应值大于算法设定的阈值,则该像素点被视为特征角点。

3.2 改进 Harris 算法特征点检测

3.2.1 SVD 图像压缩算法

采集的视觉图像存在占用存储空间大、图像信息冗余的问题,为了缩短图像处理的时间并减小存储占用的空间,利用 SVD 算法对采集的视觉图像进行处理,以快速、高效地处理视觉图像。视觉图像包含颜色、纹理等丰富的视觉信息,不同实验系统对视觉信息的选取有不同的要求,因此选择合适的视觉信息进行实验是实现高效、快速处理的基础。实验中利用奇异值分解对图像进行压缩与重构,以减小图像的存储空间并去除冗余的视觉信息,从而提高图像处理效率。

从视频中提取的每一帧视觉图像均可以表示成像素构成的多维矩阵, SVD 是将像素矩阵进行对角化的算法。设一帧图像满足 $\mathbf{I} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 根据 SVD 数学原理^[11] 得到 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \mathbf{u}_2 \mathbf{u}_3 \cdots \mathbf{u}_n] \in \mathbf{R}^{m \times n}$, $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_3 \cdots \mathbf{v}_n] \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 其中 \mathbf{U} 、 \mathbf{V} 均为正交矩阵, 满足 $\mathbf{I} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T$, $\mathbf{\Sigma} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \cdots, \sigma_r)$, 则 $\mathbf{I} = \sum_{i=1}^r \mathbf{u}_i \sigma_i \mathbf{v}_i^T$, 其中 σ_i 为 \mathbf{I} 的奇异值, $r = \min(m, n) = \text{rank}(\mathbf{I})$ 为 \mathbf{I} 的秩, 表示图像压缩后的数据量。

假设视觉图像的原始尺寸为 $m \times n$, 利用 SVD 对图像进行分解, 选择分解后的 r 个奇异值进行重构, 重构后的图像即压缩图像, 图像大小为 $(m+n+1)r$, 压缩率为 $(m+n+1)r/mn$ 。将 σ_i 对图像的贡献^[12] α_i 定义为

$$\alpha_i = \frac{\sigma_i^2}{\sum_j \sigma_j^2}. \quad (5)$$

奇异值越大, 表示对视觉图像的贡献越大, 奇异值越小则对应的贡献越小。因此, 利用 SVD 进行压缩时, 需要根据图像视觉信息的要求选择合适的奇异值数量。

3.2.2 改进 Harris 算法

传统 Harris 算法在进行特征点检测的过程中存在特征角点分布不均匀的情况, 从而影响两帧图像的特征点匹配精度, 针对该问题, 提出一种改进的 Harris 算法。在传统 Harris 算法的基础上, 将利用 SVD 进行压缩和重构后的视觉图像作为特征点检测模型的输入, 然后通过响应值 R 判断视觉图像的特征角点。将 Harris 检测到的特征角点进行处理, 计算角点位置分布在同一水平线的多个特征角点与其相邻的 8 个像素点之间的像素差值, 选择差值较大的特征点作为特征匹配的对象, 差值较小的则被认为是特征不明显的角点, 并将其剔除。改进的 Harris 算法不仅可保留质量高的特征点, 而且特征点的分布均匀, 可提高 NCC 算法特征匹配的精度和效率。

3.3 特征匹配模型的建立

利用改进的 SVD-Harris 算法对相邻两帧视觉图像的特征角点进行检测之后, 采用 NCC 算法对两幅图像的特征角点进行粗匹配。NCC^[13-14] 算法是一种比较经典的模板匹配算法, 其基本思想是计算模板图像与搜索图像之间的相关值, 当互相关值最大时, 模板图像所在的位置即为匹配点的位置。将实验模板图像设为 \mathbf{T} , 将搜索图像设为 \mathbf{S} , \mathbf{T} 的大小为 $N \times N$, \mathbf{S} 的大小为 $M \times M$, M, N 均代表图像的像素, 且满足关系式 $M > N$, $\mathbf{S}^{i,j}$ 为 \mathbf{T} 在 \mathbf{S} 上平移时的覆盖子图, 则互相关值定义为

$$R(i, j) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \mathbf{S}^{i,j}(m, n) \mathbf{T}}{\left\{ \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [\mathbf{S}^{i,j}(m, n) - \bar{\mathbf{S}}^{i,j}]^2} \times \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [\mathbf{T}(m, n) - \bar{\mathbf{T}}]^2} \right\}}, \quad (6)$$

式中 $\bar{\mathbf{S}}^{i,j}$ 为 (i, j) 处子图的平均灰度值, $\bar{\mathbf{T}}$ 为模板的平均灰度值。接着利用 RANSAC 算法对粗匹配的匹配结果进行处理, 剔除错误匹配的特征点对, 保留正确匹配的特征点对, 建立特征匹配模型, 得到单应性矩阵 \mathbf{H} 。图像匹配过程中存在透视变换^[15], 满足

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

式中 (x', y') 表示基准图像的像素坐标, (x, y) 表示实时图像的像素坐标, $[h_{11} \ h_{12}]$ 、 $[h_{21} \ h_{22}]$ 分别表示尺度缩放和旋转的线性变换矩阵, $[h_{31} \ h_{32}]$ 表示透

视变换矩阵, $[h_{13} h_{23}]^T$ 表示平移变换矩阵, 实验中取 $h_{33}=1$, 使变换矩阵归一化。

RANSAC 算法^[16] 的优势在于能够利用相对较少的数据集进行建模, 且能够对所有输入数据集进行筛选。根据 RANSAC 的建模思想^[17-19], 求解最佳 H , 可使满足模型条件的特征点对的数目最多。由 H 中的 8 个未知变量可知, 求解 H 至少需要建立 8 个线性方程, 而 8 个方程又对应 4 组特征匹配点对, 因此首先从粗匹配点对集中随机抽取 4 组特征匹配点对, 计算 H 并将模型记为 M' ; 然后计算所有特征匹配点和 M' 的投影误差, 根据经验设定一个阈值 ϵ , 若投影误差小于设定的阈值, 则定义该特征点为内点, 计算过程为

$$\sum_{i=1}^n \left(x_i' - \frac{h_{11}x_i + h_{12}y_i + h_{13}}{h_{31}x_i + h_{32}y_i + h_{33}} \right)^2 + \left(y_i' - \frac{h_{21}x_i + h_{22}y_i + h_{23}}{h_{31}x_i + h_{32}y_i + h_{33}} \right)^2 \leq \epsilon. \quad (8)$$

选取另外 4 组特征匹配点对, 重复上面的求解步骤, 计算投影误差; 若当前的内点集元素多于最优的内点集元素, 则将当前的内点集更新为新的最优内点集, 重复该过程, 直到迭代次数大于设定的值时, 退出计算程序。此时, 不满足该模型的特征匹配点对将被视为误匹配, 其对应的匹配点将会被剔除, 从而提高了匹配算法的准确性。

3.4 低动态载体速度计算公式

利用随机抽样一致性算法建立模型, 计算相邻两帧视觉图像之间的 H , 由 H 可知 x 、 y 方向的像素位移, 将其分别记为 Δs_x 和 Δs_y , 则相邻两帧图像的像素位移^[20] s 满足

$$s = \sqrt{\Delta s_x^2 + \Delta s_y^2}, \quad (9)$$

式中 $\Delta s_x = h_{13} \times d$, $\Delta s_y = h_{23} \times d$, d 为海龙相机与地面的垂直距离。根据相机参数可以求出像元参数 α , 将 SVD 算法的压缩率记为 c , 则利用已知的视频帧率 f_p 可计算出低动态载体的速度 v 。速度的表

达式为

$$v = \alpha f_p / c, \quad (10)$$

式中 c 为光速。

4 结果与讨论

为了对提出的新方法进行验证, 提取连续的 50 帧视觉图像作为载体测速模型的输入, 利用传统的测速模型与所提出的模型进行实验结果对比。其中任意两组相邻两帧视觉原始图像如图 2 所示, 图像大小均为 320 pixel \times 240 pixel, 其中图 2(a)~(d) 分别为第 8, 9, 33, 34 帧图像。

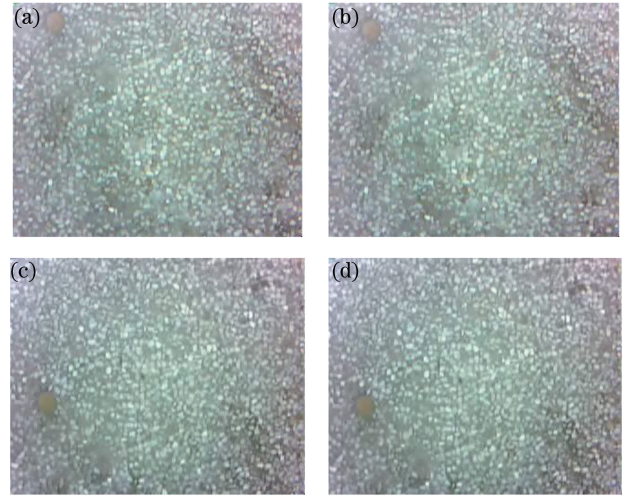


图 2 两组相邻两帧视觉原始图像。(a) 第 8 帧图像; (b) 第 9 帧图像; (c) 第 33 帧图像; (d) 第 34 帧图像

Fig. 2 Two sets of two adjacent frames of visual original image. (a) Eighth frame image; (b) ninth frame image; (c) thirty-third frame image; (d) thirty-fourth frame image

分别采用传统的 Harris 特征点检测算法和本文提出的改进 SVD-Harris 算法对相邻两帧视觉图像进行特征角点的检测与匹配, 运行程序的实验软件为 Matlab R2016b。其中第 8, 9 帧和第 33, 34 帧两组实验的特征点数量、算法运行时间和误匹配率的结果如表 1 所示。

表 1 角点检测与匹配结果比较

Table 1 Comparison of corner detection and matching results

Figure No.	Time /s		False matching rate /%		Number of feature points	
	Traditional model	Improved model	Traditional model	Improved model	Traditional model	Improved model
Fig. 2 (a), Fig. 2 (b)	373,386	216,212	3.129	0.732	17.44	2.35
Fig. 2 (c), Fig. 2 (d)	361,358	172,170	3.010	0.690	14.84	1.52

从表 1 可以看出, 传统的测速模型在计算视觉图像第 8、9 帧时, 算法运行所需时间为 3.129 s, 在计算视觉图像第 33、34 帧时, 算法运行所需时间为

3.010 s, 而基于改进 SVD-Harris 算法的测速模型在计算相邻两帧图像时, 所需时间分别为 0.732 s 和 0.690 s。传统模型的误匹配率较大, 分别高达

17.44%与14.84%，而改进模型的误匹配率明显降低，分别为2.35%和1.52%。实验结果表明：利用传统的Harris算法结合NCC算法与RANSAC算法进行建模时，存在精度低、误匹配率高和运算速度慢等缺点，改进SVD-Harris算法能够有效提高匹配精度和速率。

利用 H 可计算低动态载体的速度，而特征点对正确匹配的精度决定 H 的可靠性，因此降低图像匹配的误匹配率并缩短模型所需运行时间是提高整个模型实用性的基础。任意两组视觉图像的

匹配结果如图3所示，蓝色线条代表错误匹配点对，绿色线条代表正确匹配点对。从图3(a)、(c)和图3(e)、(g)可以看出，改进模型的错误匹配点对比传统模型少，其中传统模型的错误匹配点对数分别达到15对和23对，而改进模型的误匹配点对数均减少为1对。从图3(b)、(d)和图3(f)、(h)可以看出，改进模型和传统模型均能高效地剔除错误匹配点对。实验结果表明：改进模型的误匹配点对数相比传统模型明显减少，所以改进模型的匹配效果优于传统模型。

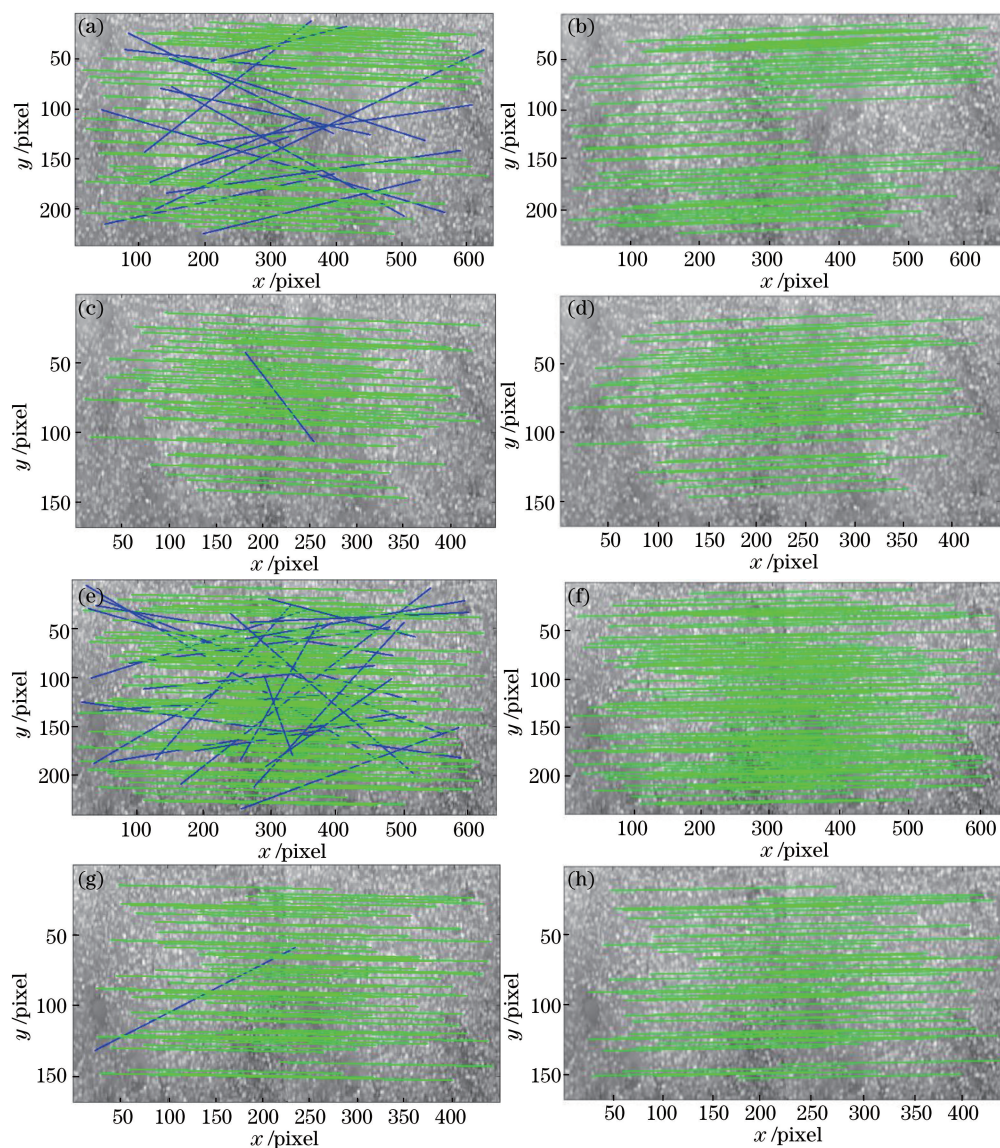


图3 相邻两帧图像的匹配结果对比图。传统模型第8、9帧(a)粗匹配和(b)精匹配结果；改进模型第8、9帧(c)粗匹配和(d)精匹配结果；传统模型第33、34帧(e)粗匹配和(f)精匹配结果；改进模型第33、34帧(g)粗匹配和(h)精匹配结果
Fig. 3 Comparison of matching results of two adjacent images. (a) Rough and (b) exact matching results of eighth and ninth frames using traditional model; (c) rough and (d) exact matching results of eighth and ninth frames using improved model; (e) rough and (f) exact matching results of thirty-third and thirty-fourth frames using traditional model; (g) rough and (h) exact matching results of thirty-third and thirty-fourth frame using improved model

实验过程中,随机选择小车的起始位置,以保证小车运行轨迹的随机性。实验小车的速度控制精度较高,可保证小车为匀速前进,速度约为 $15 \text{ cm} \cdot \text{s}^{-1}$,经过特征点的精匹配求得 \mathbf{H} 。根据测速公式可以求得低动态载体的速度,其中连续 50 帧视觉图像的测速结果如图 4 所示。从图 4 可以看出,载体速度在 $14.9 \sim 15.15 \text{ cm} \cdot \text{s}^{-1}$ 范围内,误差在 $\pm 0.25 \text{ cm} \cdot \text{s}^{-1}$ 范围内,误差较小。实验结果表明,该实验模型能够较好地低动态载体进行测速,且速度快,精度较高。

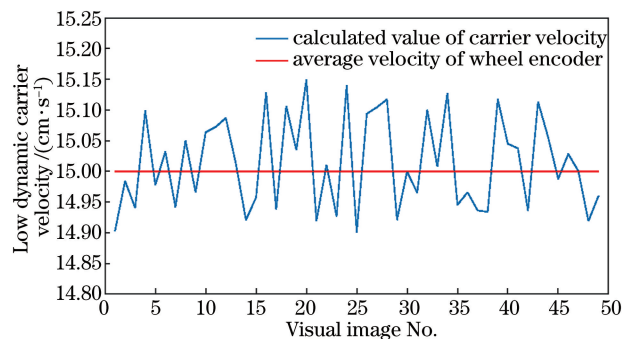


图 4 低动态载体的速度

Fig. 4 Low dynamic carrier velocity

5 结 论

针对传统的低动态载体速度的测量算法存在的程序运算时间较长和精度较差的问题,提出了一种改进 SVD-Harris 的快速计算低动态载体速度的新方法,利用 SVD-Harris 算法适当减少特征点的数量,可提高特征点的质量和 NCC 算法进行图像匹配的速度和精度,降低误匹配点对的数目,从而可建立快速、高精度的测速模型。实验结果表明:传统模型的误匹配率高达 17.44%,而改进模型的误匹配率则低至 1.52%。从程序运行时间的角度对两种模型进行分析,得到传统模型的平均运算时间大于 3 s,而改进模型的平均运算时间为 0.71 s,其运算时间明显少于传统模型。研究表明,改进模型能够达到较高的匹配精度和较快的匹配速度,其匹配速度约为传统模型的 4 倍,误匹配率降低至 1.52%。该研究结果为实现室内移动机器人实时视觉导航提供了理论依据。

参 考 文 献

- [1] Guan X J, Wang X L. Review of vision-based navigation technique[J]. Aero Weaponry, 2014, 5: 2-8.
管叙军, 王新龙. 视觉导航技术发展综述[J]. 航空兵器, 2014, 5: 2-8.
- [2] Pan G T, Li W W, Yang X H. Review of image acquisition and processing technology in visual navigation system[J]. Science & Technology Vision, 2016 (24): 97-98.
潘广堂, 李文文, 杨先海. 视觉导航系统中图像采集及处理技术综述[J]. 科技视界, 2016 (24): 97-98.
- [3] Vasco V, Glover A, Bartolozzi C. Fast event-based Harris corner detection exploiting the advantages of event-driven cameras[C]. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2016: 16503968.
- [4] Hisham M B, Yaakob S N, Raof R A A, et al. Template matching using sum of squared difference and normalized cross correlation[C]. IEEE Research and Development, 2015: 15905215.
- [5] Zhang C C, Wang X H, Dong Y N, et al. Simultaneous localization and mapping based on indoor magnetic anomalies [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(1): 181-186.
张聪聪, 王新珩, 董育宁, 等. 基于地磁场的室内定位和地图构建[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(1): 181-186.
- [6] Li Y J. Robot Monte Carlo self-localization method based on combination of vision sensors and laser range finder[J]. Journal of Agricultural Mechanization, 2012, 43(1): 170-174.
李永坚. 融合视觉和激光测距的机器人 Monte Carlo 自定位方法[J]. 农业机械学报, 2012, 43(1): 170-174.
- [7] Shan B H, Huo X Y, Liu Y. A stereovision measurement method using epipolar constraint to correct digital image correlation matching[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(8): 0804003.
单宝华, 霍晓洋, 刘洋. 一种极线约束修正数字图像相关匹配的立体视觉测量方法[J]. 中国激光, 2017, 44(8): 0804003.
- [8] Wang S, Xu X. 3D reconstruction based on horopter [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(5): 0515004.
王珊, 徐晓. 基于双目单视面的三维重建[J]. 光学学报, 2017, 37(5): 0515004.
- [9] Kumar M, Vaish A. An efficient encryption-then-compression technique for encrypted images using SVD[J]. Digital Signal Processing, 2017, 60: 81-89.
- [10] Shnayderman A, Gusev A, Eskicioglu A M. An SVD-based grayscale image quality measure for local and global assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(2): 422-429.
- [11] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [C]. Alvey Vision Conference. 1988, 15 (50): 147-151.

- [12] Ram P, Padmavathi S. Analysis of Harris corner detection for color images[C]. IEEE on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System, 2016: 16980589.
- [13] Zhang Q, Liu T T, Li H B, *et al.* Research on region matching for underwater images based on optimum searching area[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(6): 0615001.
张强, 刘婷婷, 李海滨, 等. 基于最佳搜索域的水下图像区域匹配算法研究[J]. 光学学报, 2014, 34(6): 0615001.
- [14] Nakhmani A, Tannenbaum A. A new distance measure based on generalized image normalized cross-correlation for robust video tracking and image recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(3): 315-321.
- [15] Zhang W Y, Li Z, Wang Y J. UAV scene matching algorithm based on CenSurE-star feature[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(2): 462-470.
张闻宇, 李智, 王勇军. 基于 CenSurE-star 特征的无人机景象匹配算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(2): 462-470.
- [16] Niedfeldt P C, Beard R W. Convergence and complexity analysis of recursive-RANSAC: A new multiple target tracking algorithm[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2016, 61(2): 15752720.
- [17] Lei Y Z, Li Z W, Zhong K, *et al.* Mismatching marked points correction method based on random sample consensus algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(3): 0315002.
雷玉珍, 李中伟, 钟凯, 等. 基于随机抽样一致算法的误匹配标志点校正方法[J]. 光学学报, 2013, 33(3): 0315002.
- [18] Niedfeldt P C, Beard R W. Multiple target tracking using recursive RANSAC[C]. IEEE American Control Conference, 2014: 14468332.
- [19] Chum O, Werner T, Matas J. Epipolar geometry estimation via RANSAC benefits from the oriented epipolar constraint[C]. IEEE Pattern Recognition, 2004, 1: 8206267.
- [20] Zhao L M, Chen N. Design of monocular visual odometry algorithm based on homography[J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(17): 243-246.
赵黎明, 陈宁. 基于平面单应性的单目视觉里程计设计[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(17): 243-246.