

[文章编号] 1007-7405(2015)01-0060-05

挖掘机器人图像匹配算法研究

陈 宁, 庄章龙, 郑添义

(集美大学机械工程学院, 福建 厦门 361021)

[摘要] 对当前应用于挖掘机器人视觉系统上的图像匹配算法进行分析, 提出了 SIFT 图像匹配算法. 对 SIFT 特征描述子进行改进, 即通过非线性映射函数将原有的 SIFT 特征描述子映射到更高维的特征空间 F 上去, 然后在空间 F 上对其数据进行降维处理. 实验表明: 改进后的 SIFT 图像匹配算法缩短了图像匹配时间, 获得了更高的匹配精度; 将该算法应用于挖掘机器人目标识别与定位中, 其通用性与鲁棒性更强, 能够满足挖掘机器人视觉系统精确性与实时性的要求.

[关键词] 挖掘机器人; 图像匹配算法; SIFT 特征描述子; 降维

[中图分类号] TH 2; TP 242.2

[文献标志码] A

The Research of Excavator Robot's Image Matching Algorithm

CHEN Ning, ZHUANG Zhang-long, ZHENG Tian-yi

(School of Mechanical Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China)

Abstract: The SIFT image matching algorithm was proposed after the current image matching algorithms applied to the excavator robot's visual system had been analyzed. In order to improve the SIFT feature descriptors, the original SIFT feature descriptors were mapped up to a high-dimensional feature space F through the nonlinear mapping function, and then reduced its dimension in space F . Experimental results show that the improved SIFT image matching algorithm can shorten the time of image matching and obtain higher matching accuracy. It is more versatile and robust when applied it to the excavator robot's target recognition and the accuracy and real-time can meet the demands of the excavator robot's vision system.

Key words: excavator robot; image matching algorithm; SIFT feature descriptors; dimension reduction

0 引言

近年来, 为了提高挖掘机器人的自动化水平, 搭建完善的挖掘机器人视觉系统成为了国内外各相关机构的研究热点, 通过这套系统, 挖掘机器人可以对工作环境进行扫描并搜索作业目标, 识别出目标后将图像数据传输给下位机控制系统, 由下位机控制系统利用已经开发好的程序计算各目标物的相对位置, 再根据计算结果自动制定控制参数, 驱动执行单元完成挖掘机器人的视觉避障、寻迹、自身定位以及定点挖掘任务^[1-2].

搭建挖掘机器人视觉系统最关键, 同时也是最困难的一步是图像匹配技术, 它必须能够很好的适应挖掘机器人的工作需求——对目标物发生旋转、比例发生缩放以及光照条件发生变化等都要匹配出目标物. 本文对已应用于挖掘机器人的图像匹配算法进行分析, 提出了一种改进的图像匹配算法.

[收稿日期] 2014-05-16

[修回日期] 2014-06-27

[基金项目] 福建省科技厅资助省属高校专项 (JK2014024)

[作者简介] 陈宁 (1972—), 男, 副教授, 博士, 从事机器视觉、工程机械智能化研究.

1 挖掘机机器人图像匹配算法分析

东北大学王福斌等人^[3]搭建了挖掘机机器人双目立体视觉系统, 利用 OpenCV 自带的角点提取算法对自制的标定模板进行角点提取, 利用提取到的角点来矫正摄像机内外参数, 对摄像机所获取的两幅图像进行角点提取, 利用获取的角点来实现基于极线几何约束的特征点匹配. 陕西科技大学文怀兴等人^[4]为挖掘机机器人搭建了基于平行的双目立体视觉系统, 利用 SUSAN 算法来提取标定模板的方格角点, 借助 e-Vision 中的 EasyMatch 模块获取左右两幅图像的角点来进行特征点匹配. 目前搭建的挖掘机机器人视觉系统, 角点提取算法决定着图像匹配^[5]的精确度.

在计算机视觉和图像处理领域关于角点存在着多种数学描述方法, 主要分为基于边缘特征的角点检测算法、基于模板的角点检测算法及基于亮度变化的角点检测算法. 从分类中可以看出不同的角点的检测算法基于不同的前提条件, 针对性较强. 目前较经典的角点提取算法有 Harris、SUSAN、LOG、Harris-Laplace、Gilles 等. David G. Lowe^[6-7]在总结了基于角点等不变量技术的特征检测方法的基础上, 提出了一种基于尺度空间的, 对图像缩放、旋转甚至仿射变换都保持不变的局部特征描述子^[8]——SIFT 特征描述子. 各经典角点检测算法和 SIFT 算法提取的特征点对比结果如图 1 所示, 通过分析可知, 图 1e 中提取到的特征点不仅包括了角点还包括边缘点、暗区域的亮点以及亮区域的暗点等, 因此, 将经降噪处理后得到的 SIFT 特征点应用于挖掘机机器人视觉系统, 其图像匹配中通用性与鲁棒性更强.

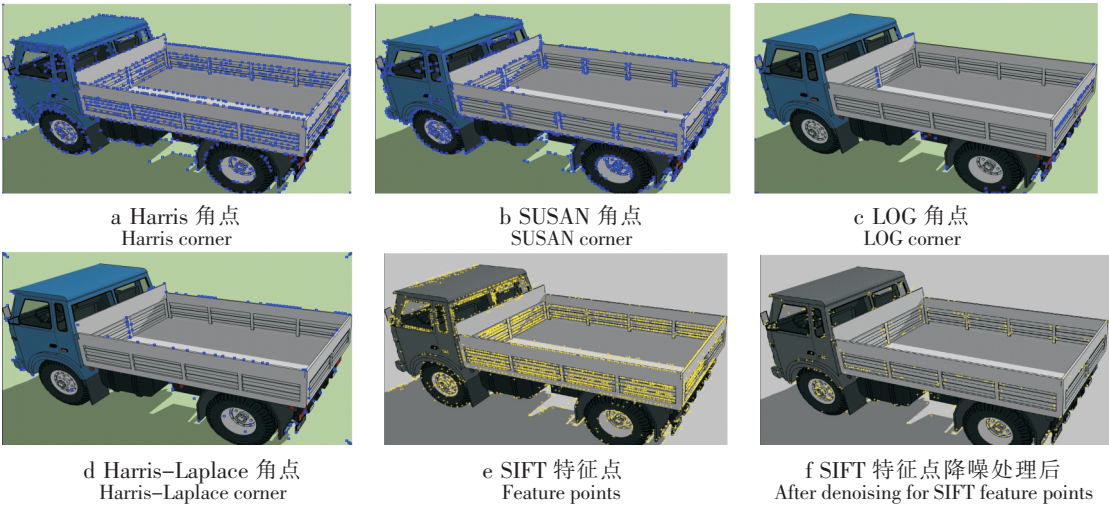


图 1 经典角点检测算法和 SIFT 算法提取的特征点对比图

Fig.1 The contrast feature points of classic corner detection and SIFT algorithm

2 特征描述子的构造

2.1 SIFT 特征描述子的构造

SIFT 特征描述子的构造主要包括:

1) 初步确定关键点的位置和尺度 通过高斯核函数^[9]生成图像的高斯尺度空间, 再通过高斯差分算子 (DoG) 生成一系列不同尺度空间的高斯差分图像. 利用得到的高斯差分图像构造金字塔, 金字塔中的每个像素要和同一尺度的周围领域 8 个像素以及相邻尺度对应位置的 9×2 个像素进行比较, 获得的局部极值点初步确定了关键点的尺度和位置.

2) 精确关键点的位置和尺度 对尺度空间 DoG 函数通过 Taylor 展开进行曲线拟合, 求取关键点所对应高斯差分图像的绝对值, 将绝对值小于 0.03 的关键点舍弃, 原因是这些点对图像噪声很敏感. 构造每个关键点的 2×2 Hessian 矩阵, 根据矩阵的迹与行列式与矩阵较大的特征值与较小特征值的关

系去除边缘结构不稳定的关键点。

3) 为每个关键点指定方向参数 首先计算每个关键点领域中每个像素点的梯度幅度和方向, 再用一个以关键点为中心的高斯圆形窗口函数对梯度幅度进行加权, 然后对每个方向的梯度大小进行统计, 形成梯度直方图, 直方图中对应于最大值和大于最大值 80% 的那个方向作为特征点的方向。

4) 生产特征描述子 将坐标轴旋转为关键点的方向, 以确保旋转不变性。以关键点为中心取 8×8 的邻域窗口, 对每个像素进行高斯加权, 在每 4×4 的小块上计算 8 个方向的梯度方向直方图, 绘制每个梯度方向的累加值, 形成一个种子点, 每个关键点的描述子由 4×4 个种子点组成, 每个种子点由 8 个方向的梯度方向直方图构成, 这样对于每个关键点就可以产生 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 个数据, 构成 128 维的 SIFT 特征描述子。为了去除光照变化的影响, 最后将 128 维特征向量进行长度归一化, 形成最终的特征描述子。

虽然 SIFT 算法相对于角点检测算法的通用性与鲁棒性要强, 但由于 SIFT 每个关键点的特征描述符由 128 维特征向量构成, 当特征点数较多时将使得 SIFT 特征匹配计算量变得很大, 导致实时性不高, 同时也影响了匹配点数, 导致匹配率不高。针对这个问题本文对 SIFT 算法的特征描述子进行改进。

2.2 SIFT 特征描述子的改进

通过 SIFT 算法获取训练图像的所有关键点特征描述符, 设总共有 n 个特征描述符, 则这 n 个特征描述符可以写成一个 $(n \times 128)$ 维矩阵, 记为: $\mathbf{A} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 。将 \mathbf{A} 带入高斯核函数即 $K(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / (2\sigma^2))$ 中, 可得核矩阵:

$$\mathbf{K}(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / (2\sigma^2)). \quad (1)$$

其中 $\sigma > 0, 2\sigma^2 = 0.4, i = 1 \sim n, j = 1 \sim n$ 。

记 $\mathbf{K}(x_i, x_j) = K_{ij}$, 且对 K_{ij} 进行归一化处理求得 $K1_{ij}$:

$$K1_{ij} = K_{ij} - (\sum_{m=1}^n l_{im} k_{mj} + \sum_{t=1}^n k_{it} l_{tj}) / n + (\sum_{m,t=1}^n l_{im} k_{mt} l_{tj}) / n^2. \quad (2)$$

通过求 $K1_{ij}$ 的均值矩阵 $\bar{\mathbf{K}}1_{ij}$ 与方差矩阵 \mathbf{D}_{ij} , 确定出 $K1_{ij}$ 的协方差矩阵。

$$\mathbf{C}_{ij} = (\sum_{i=1, j=i}^n \mathbf{D}_{ij} \mathbf{D}_{ij}) / n. \quad (3)$$

通过式 (3) 可求得 $K1_{ij}$ 的 128 个特征值, 并按从大到小排列 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{128}$, 相应的特征向量为 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_{128}$ 。接着对 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_{128}$ 进行单位化处理, 得到单位特征向量 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{128}$: $\alpha_1 = \mathbf{v}_1 / |\mathbf{v}_1|, \alpha_2 = \mathbf{v}_2 / |\mathbf{v}_2|, \dots, \alpha_{128} = \mathbf{v}_{128} / |\mathbf{v}_{128}|$ 。根据贡献率 $R = \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i$ 来确定所要选取的核主成分个数 s , 相应的提取 s 个主分量 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s)$ 。

通过 SIFT 算法获取待匹配图像的关键点描述符, 通过式 (1) 和式 (2) 得到这些关键点的核矩阵 $\mathbf{K}2_{ij}, \mathbf{K}3_{ij}, \dots$ 。且计算: $\mathbf{T}1_{ij} = \mathbf{K}2_{ij} \times \alpha, \mathbf{T}2_{ij} = \mathbf{K}3_{ij} \times \alpha \dots \dots, \mathbf{T}1_{ij}, \mathbf{T}2_{ij} \dots \dots$ 即为改进后的 SIFT 特征描述子。

3 特征描述子的匹配

特征描述子的表现形式是特征向量, 将待匹配的两幅图像的关键点的特征向量的欧式距离作为图像中关键点的相似度判定度量。设待匹配的两幅图像为 P 和 Q , 关键点的集合分别为: $F_p = \{f(p)_1, f(p)_2, \dots, f(p)_m\}, F_q = \{f(q)_1, f(q)_2, \dots, f(q)_n\}$ 。其中, m 和 n 分别为图像 P 和 Q 的关键点数目。

当 SIFT 描述子或改进的 SIFT 描述子的维数为 K 时, 则距离式为: $d(F_p, F_q) =$

$$\sqrt{\sum_{i=1}^k (f(p)_i - f(q)_i)^2}.$$

对于一幅图像的某一特征点，设另一图像中与其最近的欧几里德距离为 d_1 ，次近欧几里德距离为 d_2 ，且 d_1 和 d_2 的比率为 $r = d_1/d_2$ ，当 ratio 大于指定的阈值 ε 时，则匹配成功，否则匹配失败。

4 SIFT 算法改进前后的结果与分析

为验证 SIFT 算法改进后的优越性，在 ε 都为 0.62 的条件下，分别用 SIFT 算法、改进后的 SIFT 算法对卡车在环境中发生 45° 旋转、大小缩小到原来的 0.6、光照变暗三种情况下进行特征匹配，结果如图 2 所示，匹配率与匹配时间实验数据如表 1 所示。

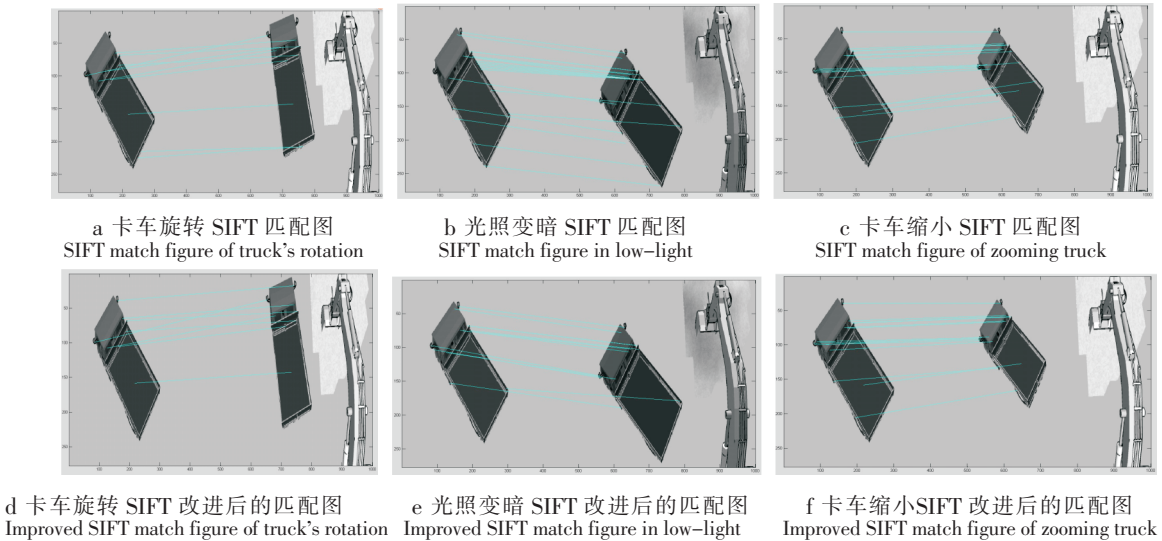


图 2 SIFT 算法改进前后在卡车发生旋转、比例缩放和光照条件发生变化下的匹配图

Fig.2 The match figure of old and improved SIFT algorithm about truck in the condition of rotation、scaling and light condition change

表 1 实验数据
Tab.1 Experiment Data

算法 Algorithm	旋转 Rotation		光照 Illumination		比例缩放 Scaling	
	匹配率/% Matching rate	匹配时间 Matching time/s	匹配率/% Matching rate	匹配时间/s Matching time/s	匹配率/% Matching rate	匹配时间 Matching time/s
SIFT	84.6	0.031	76.2	0.031	100	0.031
改进的 SIFT Improved SIFT	100	0.016	100	0.015	100	0.016

经综合分析：1) 匹配数：SIFT 改进后 < SIFT 改进前；2) 匹配率：SIFT 改进后 > SIFT 改进前；3) 匹配时间：SIFT 改进后 < SIFT 改进前。

结果表明：改进后的 SIFT 算法在实现降维、缩短匹配时间的同时，获得了更高的匹配精度。

5 仿真结果与分析

为进一步验证改进后的 SIFT 算法在挖掘机器人上应用的优越性，对其能否自动框定出视野内的卡车进行验证试验。主要是利用改进后的 SIFT 算法去获得模板图像和待匹配图像的最佳匹配点，根据最佳匹配点之间的关系来确定卡车旋转的角度以及缩放的比例等，结合它们在彼此图像中的位置关系，框定出卡车在图像中的位置，结果如图 3 所示。

从图 3 可以看到，卡车在发生 45° 旋转、大小缩小到原来的 0.6、光照变暗时，都能自动定位出卡车在图像中的位置，满足挖掘机器人工作环境的要求。

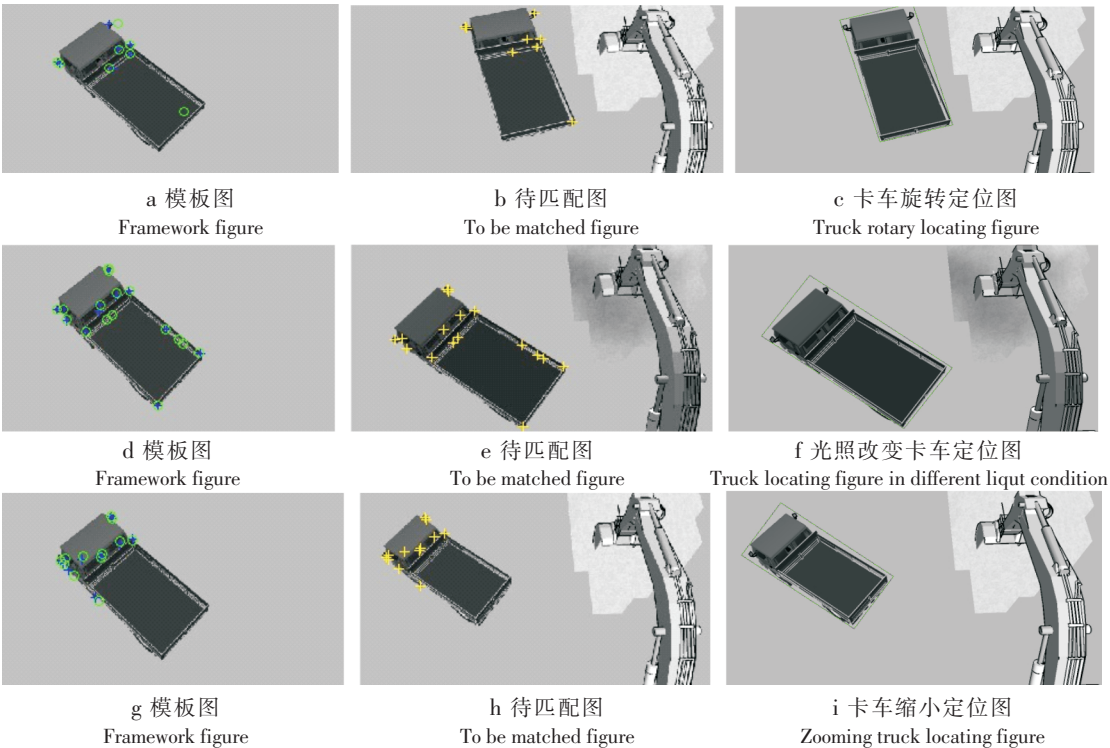


图 3 卡车在发生旋转、比例缩放或者光照条件发生变化下的定位图

Fig.3 The location figure of truck in the condition of rotation, scaling and light condition change

6 结语

通过对挖掘机机器人图像匹配算法进行分析，结果表明：1）SIFT 及其改进算法应用于挖掘机机器人视觉系统中通用性与鲁棒性更高；2）改进后的 SIFT 算法缩短了图像的匹配时间，提高了其匹配精度，满足挖掘机机器人工作环境要求。

[参 考 文 献]

[1] 马颂德, 张正友. 计算机视觉计算理论与算法基础 [M]. 北京: 科学出版社, 2003.

[2] 戴兴建. 挖掘机器人化技术研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2010.

[3] 王福斌, 刘杰, 等. 挖掘机器人双目视觉系统标定方法与立体匹配 [J]. 电气技术与自动化, 2012, 3(1): 156-158.

[4] 文怀兴, 刘晓红. 智能挖掘机器人控制系统的研究 [J]. 机械设计与制造, 2010, 10(1): 157-159.

[5] 何卫华, 李平, 文玉梅, 等. 复杂背景下基于图像融合的运动目标轮廓提取算法 [J]. 计算机应用, 2006, 26(1): 123-126.

[6] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C] //Proceedings of the 7thIEEEInternational Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece; IEEE, 1999, 2: 1150-1157.

[7] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

[8] 余道丽. 基于局部不变特征的图像匹配算法研究 [D]. 安徽: 安徽大学, 2012.

[9] 裴聪, 戴立玲, 卢章平. 基于 SIFT 的简化算法下图像快速匹配 [J]. 制造业自动化, 2010, 32(1): 132-135.

(责任编辑 陈 敏 英文审校 陈 武)