

鲁棒且快速的特征点匹配算法

徐正光 陈 宸

(北京科技大学 北京 100083)

摘 要 针对大部分基于特征的立体匹配速度过慢的问题,提出一种在频域下提取特征点坐标、空间域下提取特征描述子的算法。首先,研究了图像的有效编码理论;其次,确定图像的显著性特征点坐标及其尺度;最后,构造适应特征点尺度的模板提取图像的特征,用最近邻法则进行特征点的匹配。实验结果表明,该算法效率高、计算快,同时也具有较强的尺度及仿射变换鲁棒性,在速度与性能上达到了一个很好的平衡点。

关键词 特征点匹配,显著性特征,仿射不变性

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Robust and Fast Feature Points Matching

XU Zheng-guang CHEN Chen

(University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract Aiming at the problem that most stereo matching algorithms cost too much time, an algorithm in which feature points are detected in frequency domain and feature vectors are extracted in spatial domain was proposed. Firstly, effective coding theory was studied. Secondly, the salient features were located in the image and their scales were computed. Finally, patterns whose scales are matched with the feature points' scales were constructed to extract features, and then, features were matched by the nearest neighbor rule. The experiment results show that the proposed method has high computational efficiency, less time consumption, strong robustness to scale and affine transformation and make a balance between speed and performance.

Keywords Feature points matching, Salient feature, Affine invariance

1 引言

立体匹配是计算机视觉领域中的一个基础但重要的问题,在机器人目标识别、三维重构、图像拼接、影像配准^[1]等实际应用中有着重要的作用。以机器人目标识别为例,其算法流程如图1所示,立体匹配的快速准确与否直接影响其性能好坏。由于图像的特征对仿射变换具有很好的鲁棒性^[2],因此基于特征的立体匹配一直是立体匹配研究的热点。David Lowe 提出了基于特征的 SIFT 算法^[3],该算法构建尺度空间并在尺度空间中寻找极值点获得尺度不变性,选择梯度变化最大的方向达到方向不变性,最后用梯度直方图构建特征向量。虽然 SIFT 对平移、旋转、尺度缩放、亮度变化、遮挡和噪声等具有良好的不变性,对仿射变换也保持一定程度的稳定性,但是其计算速度太慢并且占用的内存太大,很难满足机器人这种实时性要求高的应用。Krystian Mikolajczyk 和 Cordelia Schmid 提出了对 SIFT 的改进算法 GLOH^[4],其将构建特征时的模板改进了圆形对称结构,但依然无法解决速度问题。Herbert Bay 等人提出了 SURF 算法^[5],即用快速 Hessian 矩阵来寻找特征点,计算时用不同形状的房子滤波器代替二阶高斯滤波器来加速计算;特征提取时用 Haar 小波寻找特征的主方向,并利用 Haar 小波在不同方向的累加

和来构造特征值的分量,并用积分图像来加速计算以达到提速的效果,其与 SIFT 相比在损失了部分鲁棒性性能的情况下提升了速度。作者在算法后又提出了 U-SURF,其虽然速度大幅提升,但是不具备方向不变性,只能用在特定场合下,使算法的通用性降低。近年来,Edward Rosten 提出的 FAST 探测子^[6,7]由于速度快得到了较广泛的应用,比如 BRIEF^[8]、ORB^[9]、BRISK^[10]等特征都用到了 FAST 作为特征检测子,但由于 FAST 所用的模板形状和大小是固定的,如图2所示,因此,单独使用 FAST 无法实现对尺度等变化的不变性。因此,如何在提高速度的同时保持良好的仿射不变性是基于特征的立体匹配要面临的最大问题。

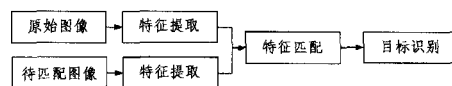


图1 目标识别流程图

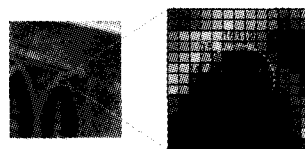


图2 FAST 特征检测子模板

到稿日期:2012-04-04 返修日期:2012-07-15 本文受基于二维图像的三维人耳识别方法(60973064)资助。

徐正光(1959-),男,博士,教授,主要研究领域为图像处理、模式识别、三维重建,E-mail:20597294@qq.com;陈宸(1984-),男,博士生,主要研究领域为立体匹配、三维重建、图像处理。

本文针对传统基于灰度梯度寻找特征点的算法速度慢的特点,提出一种在频域下寻找显著性特征点并在空间域下提取该点特征的算法。实验结论证明,该算法提取的特征点比FAST算法快,而且具有很好的重复性。特征描述子也具有对旋转和仿射变换的鲁棒性。

2 显著性点检测子

2.1 图像的有效编码理论

图像包含的信息可分为先验信息部分和新颖信息部分,如式(1)所示,人们的视觉对新颖信息部分更敏感。视觉系统的一个基本原则就是抑制对频繁出现的特征即先验信息的响应,同时对非常规的特征即新颖信息保持敏感。先验信息部分是被编码系统抑制的冗余部分,而新颖信息部分则被认为是输入图像的显著图。

$$H(\text{图像})=H(\text{先验信息})+H(\text{新颖信息}) \quad (1)$$

前者包含有图像的显著性信息,即本文第一步需要求取的部分;后者是图像的冗余信息,是需要从图像的信息中去除的部分。根据 Hou Xiao-di^[11]的发现:自然图像的对数谱线形状是相似的,于是可以用其估计图像的冗余信息。

2.2 去除先验信息得到显著性特征

将图像 $I(x)$ 求傅里叶变换,假设变换后的振幅谱为 $A(f)$, 相位谱为 $P(f)$, 然后对振幅谱 $A(f)$ 取自然对数得到对数振幅谱 $L(f)$ 。为了反映冗余信息,将 $L(f)$ 按照式(2)取平均,得到冗余信息部分 $L'(f)$ 。由于 n 的大小在本算法中影响较小,为了计算速度的提升, n 取 3。

$$L'(f)=\frac{1}{n^2} \begin{pmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & 1 \end{pmatrix} * L(f) \quad (2)$$

则图像的新颖信息部分 $R(f)$ 可以按照式(3)求出。

$$R(f)=L(f)-L'(f) \quad (3)$$

新颖信息部分 $R(f)$ 也即是本文所要求的显著性特征,得到频域下的显著性特征之后通过式(4)变换到空域下。

$S(x,y)=g(x,y,s) * F^{-1}[\exp(R(f)+i * P(f))]^2$ (4)
式中, i 为虚数单位。 (x,y) 是图像空间坐标, s 为高斯滤波器的尺度,尺度较大时平滑作用较大,去噪效果较好,但会突出边缘移位现象;尺度较小时,在图像上的定位精度较高,但平滑作用较小,去噪能力较差。因此为了增加鲁棒性,本算法将高斯滤波改进为尺度自适应高斯滤波器 $g(x,y,s)$ ^[12]。

得到图像的显著性特征点之后,对特征点的显著性程度 $S(x,y)$ 进行排序,根据实际需求选择合适的数量进行匹配。

3 特征描述子

3.1 模板的构造

不同的算法对特征点提取特征的模板一般是不相同的,SIFT的模板为 4×4 的矩形模板(见图 3(a)),适合提取稀疏点的特征。GLOH 改进了模板形状,将模板改成圆形,更符合高斯滤波器形状,所以定位精度比 SIFT 要高(见图 3(b))。BRISK 将模板种子点的数量增加到 60 且完全对称,并在高斯平滑时令高斯核随着种子点离特征点的远近进行变化,更符合人类视觉的生物学原理(见图 3(c))。本文受到以上算法模板构造的启发,采用中心点加 N 层包围的结构,每层 8

方向均匀分布 8 个种子点,共 $1+8N$ 个种子点。考虑算法的速度,本文 N 取 3,将种子点降低到 25 个,如图 3(d)所示。

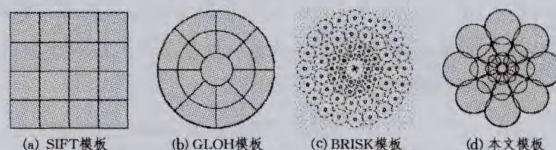


图 3 SIFT、GLOH、BRISK、本文的模板

3.2 特征的提取

为了实现特征描述子的尺度不变性,本算法在构造特征时将考虑本文第 2 节求出的尺度 s 。将图像 I 进行尺度为 $s, \sqrt{2}s, 2s$ 的高斯滤波得到种子点所在位置对应尺度的滤波结果 I_1, I_2, I_3 , 如图 4 所示。并按照图 4 所示放置模板,每个圆的圆心表示种子点位置,圆的半径表示高斯滤波的尺度。然后对种子点从内到外顺时针进行标号: $1, 2, \dots, 9, 10, \dots, 17, 18, \dots, 25$ 。对每个种子点,求其 8 个方向的非负梯度,如式(5)一式(7)所示, o 为 8 个梯度方向。

$$g_o^i = \max\left(\frac{\partial I_1}{\partial o}, 0\right), i=1, 2, \dots, 9 \quad (5)$$

$$g_o^i = \max\left(\frac{\partial I_2}{\partial o}, 0\right), i=10, \dots, 17 \quad (6)$$

$$g_o^i = \max\left(\frac{\partial I_3}{\partial o}, 0\right), i=18, \dots, 25 \quad (7)$$

每个种子点对应的特征分量 d_i 为:

$$d_i = [g_1^i, g_2^i, \dots, g_8^i]^T, i=1, \dots, 25$$

为了实现对光照的鲁棒性,对 d_i 进行归一化得到模值为 1 的 \tilde{d}_i 。

特征点 (x,y) 的特征向量按如下法则进行构造,得到 200 维的特征向量。

$$D_{(x,y)} = [\tilde{d}_1^T, \tilde{d}_2^T, \dots, \tilde{d}_{25}^T]^T$$



图 4 特征提取的模板构造

4 实验和结果分析

4.1 提取显著性特征点的速度比较

为了验证算法的速度,本文用 Middlebury 网站的 Teddy 和 Cones 两组图作为实验图像,其分辨率均为 450×375 , 分别用鲁棒性较好的 SIFT 算法与速度较快的 FAST 算法提取 300 个特征点。

从表 1 可以看出,SIFT 算法由于是求取图像的梯度再取局部极大值,因此虽然鲁棒性较好但是计算时间较慢,用于实时性的应用如机器人目标识别还有一定的困难。FAST 由于是基于像素间灰度比较并没有进行梯度的量化,因此速度较 SIFT 有很大的提升,但是 FAST 的模板大小和形状较为固定,故不能用于仿射变化较为明显的图像对。本文算法利用了频域下计算速度较快的优势,同时考虑了图像的尺度变化等因素,在保留了一定的仿射不变性的基础上,较明显地提升了速度。对于越复杂的场景速度提升越明显,其中对 Teddy

图像对的计算速度达到了 SIFT 算法的 7.6 倍,是 FAST 算法的 1.7 倍;对 Cones 图像对的计算速度为 SIFT 算法的 6.2 倍,是 FAST 算法的 1.4 倍。对于机器人目标识别等实时性较强的应用来说,其已经能达到每秒处理 5 到 8 帧的速度,可以实现隔帧处理。

表 1 SIFT、FAST、本文算法的特征检测子速度比较(毫秒)

图像对	SIFT	FAST	本文算法
Teddy	920	214	121
Cones	1043	235	167

4.2 特征点的重复性

评价特征检测子性能好坏的一个重要指标是不同视角、光照等条件下特征点的重复性,特征点重复性的优劣直接影响特征点匹配的准确度。为了验证本算法特征检测子在不同视角下的重复性,分别用 Middlebury 网站和 K. Mikolajczyk 拍摄的 Graffiti 图片进行测试。

图 5 为 Middlebury 网站的 Teddy 图片对,其特点是两幅图片经过视差最大为 64 的平移变换。由图 5 可以直观看出,其纹理明显的区域比如 Teddy 熊下方以及画布可以提取大量的特征点而且具有很好的重复性。图 6 的 4 幅图片除了有旋转变换外,还有逐渐显著的仿射变换,从图 6 可以看出,本算法在仿射变化下依然具有较好的重复性。



图 5 Teddy 图像对的特征点重复性测试



图 6 Graffiti 图像的特征点重复性测试

4.3 特征点匹配结果

为了测试特征描述子对仿射变换的鲁棒性,将从图像对中的一幅图像提取显著性特征并按照显著性进行排序,取排名前 N 的特征点提取特征,然后在另一幅图像中进行全局搜索,按照最近邻法则进行特征匹配。



图 7 Teddy 图像对特征点匹配($N=300$)

在 Teddy 图像对的左视图中提取显著性特征后按显著性程度取前 300 个特征点并在右视图中进行搜索,如图 7 所示,去除 6 个位于图像左侧、未在右视图中出现的点,共有 294 个有效点,其中有 16 个因为纹理或者遮挡原因未匹配上,匹配率达到 94.6%。图 8 用 Graffiti 图像进行实验,取显著性程度前 100 个点进行匹配,图 8(a)的两幅图片存在约 30°的旋转变换,匹配率为 91.7%,图 8(b)的两幅图片有较明

显的仿射变换,匹配率为 90.4%。



图 8 Graffiti 图像对特征点匹配($N=100$)

结束语 为了改进基于特征的立体匹配速度慢的问题,本文在研究图像的特征以及频域下图像的剩余谱理论的基础上,提出一种在频域下提取特征点坐标、在空间域下提取特征描述子的算法。首先,将图像转换到频域下去除图像的先验信息,得到显著性特征点并确定其尺度,然后构造适应特征点尺度的模板来提取图像的特征并进行匹配。实验结果表明,该算法结构较简单,计算速度快,同时具有较强的尺度及仿射变换鲁棒性,能在速度与性能上达到平衡。

参考文献

- [1] 王万同,韩志刚,刘鹏飞.基于 SIFT 点特征和 Canny 边缘特征匹配的多源遥感影像配准研究[J].计算机学报,2011,38(7):287-289
- [2] Tuytelaars T, Mikolajczyk K. Local Invariant Feature Detectors: A Survey [J]. Computer Graphics and Vision, 2008, 3: 177-280
- [3] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C] // International Conference on Computer Vision, Greece, 1999: 1150-1157
- [4] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 10(27): 1615-1630
- [5] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. SURF: Speeded Up Robust Features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359
- [6] Rosten E, Drummond T. Fusing points and lines for high performance tracking [C] // IEEE International Conference on Computer Vision, Beijing, China, 2005: 1508-1511
- [7] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection [C] // European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, 2006: 430-443
- [8] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features [C] // European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, 2010
- [9] Ethan R, Vincent R, Kurt K, et al. ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF [C] // International Conference on Computer Vision, Barcelona, 2011
- [10] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R. BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints [C] // International Conference on Computer Vision, Barcelona, 2011
- [11] Hou Xiao-di, Zhang Li-qing. Saliency Detection: A Spectral Residual Approach [C] // Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, Minnesota, USA, 2007: 1-8
- [12] 王振华, 窦丽华, 陈杰. 一种尺度自适应调整的高斯滤波器设计方法 [J]. 光学技术, 2007, 33(3)