

# 一种快速的两步骤图像匹配新算法

邱丽君<sup>1</sup>, 唐加山<sup>2</sup>

(1. 南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003;  
2. 南京邮电大学 理学院, 江苏 南京 210023)

**摘要:** 图像匹配时间包括特征提取时间和特征点匹配时间, 减少特征提取时间, 能够大大提高图像匹配效率。目前, 普遍的匹配算法对整幅图像进行特征提取, 当图像较大时, 特征提取时间长, 影响匹配效率。文中提出一种由粗到细的两步骤快速图像匹配新算法, 这种算法在特征提取时间上作了改进。粗匹配阶段, 用双直方图 (TCH) 哈希算法进行模板匹配, 找到与模板最相似的图像区域, 缩小 ORB 特征提取的范围。细匹配阶段, 在找到的最相似区域, 用高速的 ORB 算子提取和描述特征点。最后, 用欧氏距离法进行特征向量的匹配。由于特征提取的范围被缩小到一个很小的区域, 总匹配时间大大减少。实验结果表明, 文中提出的图像匹配算法, 在保持高匹配鲁棒性的前提下, 与 SIFT、SURF 和 ORB 算法相比, 匹配速度有了很大提高。

**关键词:** 由粗到细; 快速图像匹配; 双直方图哈希算法; ORB 算子

**中图分类号:** TP391.41

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2015)08-0067-04

**doi:** 10.3969/j.issn.1673-629X.2015.08.014

## A New Fast Two-step Image Matching Algorithm

QIU Li-jun<sup>1</sup>, TANG Jia-shan<sup>2</sup>

(1. College of Communication and Information Engineering, Nanjing Univ. of Posts and Tele.,  
Nanjing 210003, China;  
2. College of Science, Nanjing Univ. of Posts and Tele., Nanjing 210023, China)

**Abstract:** Image matching time includes feature extraction time and feature points matching time, reduction of image matching time can enormously enhance the efficiency of image matching. Presently, common matching algorithm extract features in the whole picture. Time of feature extraction can be very long when the image be processed is big, which depresses matching efficiency. A fast image matching method using a novel two-step searching strategy (coarse-to-fine) is proposed in this paper. At coarse matching stage, a novel two-column histogram hashing is used to find approximate location where target object may appear, narrowing the scope of the ORB feature extraction. In the refining stage, key points are detected and described in the coarser scales using ORB. The Euclidean distance strategy is then employed to implement matching. Narrowing the feature extraction scale to a small area, so the whole image matching time is decreased largely. Experimental results show that the proposed approach outperforms the state-of-the-art algorithms in the speed of image matching on the premise of maintaining the high matching robustness.

**Key words:** coarse-to-fine; fast image matching; two-column histogram hashing algorithm; ORB operator

## 0 引言

图像匹配, 是通过对比分析图像的灰度、位置、纹理等特征, 搜索并识别出两幅或多幅图像间的匹配点对的过程。图像匹配是计算机视觉的关键技术, 被广泛应用于目标跟踪识别、遥感图像处理和医学图像分析等领域。

图像匹配的主要步骤是提取每幅图像的特征点和寻找图像间的匹配点对, 一般分为基于灰度相关和基于特征的两类匹配算法。目前基于特征匹配算法逐渐成为主流研究方向, 其相关研究发展迅速。2004 年, 加拿大学者 Lowe 提出尺度不变特征变换 SIFT 算法<sup>[1]</sup>, 通过构建 128 维的特征描述子, 准确地提取出特

收稿日期: 2014-09-18

修回日期: 2014-12-24

网络出版时间: 2015-07-21

基金项目: 江苏省自然科学基金 (BK2011789)

作者简介: 邱丽君 (1990-), 女, 硕士研究生, 研究方向为智能信号处理、数字图像处理; 唐加山, 研究生导师, 教授, 博士, 研究方向为随机数学、现代通信中的智能信号处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150721.1439.034.html>

征点,但是计算量大。Calonder 和 Rosten 相继提出 BRIEF<sup>[2]</sup> 和 FAST<sup>[3]</sup> 算子,用 Hessian 矩阵和 Haar 小波提取描述子,将维度降到 64 维,算法速度有了很大提高。随后, Rublee 等提出 ORB 算子<sup>[4]</sup>,为 FAST 特征点引入方向,用积分图法提取 BRIEF 特征描述子,提高了匹配速度并且降低了噪声干扰。

上述研究大多数是通过给特征描述子降维的方式来提高图像匹配算法的速度。近年来有学者开始研究图像区域分块匹配,匹配速度又有了提升。杜京义等将图像二分化处理后采取投票机制选取可信匹配子块进行 SIFT 匹配<sup>[5]</sup>,有效提高了匹配实时性。周岳平等将图像分块提取 SIFT 特征点,并用 PCA 法对特征向量降维再匹配<sup>[6]</sup>,有效地缩短了匹配时间,但是匹配精度不高。文中拟对图像匹配算法进行研究,针对上述情况,提出截取待匹配图像上的目标区域,在基准图像上用鲁棒的感知哈希算法<sup>[7]</sup>分块进行匹配。

感知哈希算法,是指在图像的视觉特性基础上提取图像哈希值,图像的特征被用来生成一组指纹,通过比较指纹,搜索相似图片。Yang 等提出一种均值哈希算法<sup>[8]</sup>,能快速地搜索出相似图片。Fridrich 和 Goljan 提出一种随机模式下鲁棒的 DCT 哈希算法<sup>[9]</sup>,该算法通过离散余弦变换(DCT)系数的投影生成哈希向量。Xiang 等利用图像特征直方图的不变性来防止几何畸变<sup>[10]</sup>,提高图像哈希算法的鲁棒性。Li 等对直方图哈希算法进行改进,提出双直方图哈希算法<sup>[11]</sup>,有效地提高了鲁棒性。均值哈希算法和 DCT 哈希算法都能准确地描述图像的纹理信息,但是它们的鲁棒性低,容易受噪声影响<sup>[12]</sup>。考虑到图像的噪声和检测图像灰度差异的简便性和准确性,文中选用能有效抑制噪声的双直方图哈希算法。

综上所述,文中结合特征匹配的鲁棒性和区域分块哈希算法的高速性,提出一种新的由粗到细的快速图像匹配方法。该方法基于双直方图哈希算法和 ORB 算子。在粗匹配阶段,截取目标模板,在基准图像上搜索哈希匹配子块;在精匹配阶段,在检索出的子块中,提取 ORB 特征描述子,进行欧氏距离特征向量匹配。

## 1 TCH 哈希算法、ORB 算子及文中新算法

### 1.1 TCH 哈希算法

得到 TCH 哈希值的关键是生成双直方图,TCH 是满足特定映射关系的所有子像素块的统计直方图。首先,将图像分成多个子像素块。如图 1 所示,图像被分成  $N_H \times N_H$  个子块,每个子块的大小为  $N_{Chei} \times N_{Cwid}$  像素。其中,  $N_{Chei} = \left\lceil \frac{Hei_1}{N_H} \right\rceil$ ,  $Hei_1$  代表图像高度;  $N_{Cwid} =$

$\left\lceil \frac{Wid_1}{N_H} \right\rceil$ ,  $Wid_1$  代表图像宽度,  $\lceil \cdot \rceil$  表示取整。

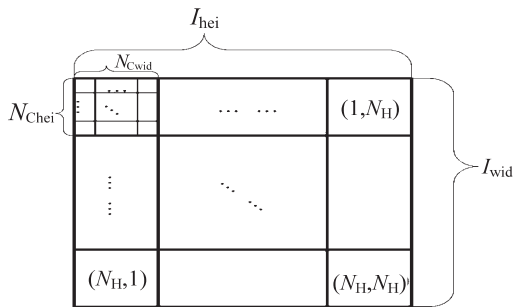


图 1 图像子块结构

然后,根据文献[11]中的方法计算出每个子块的灰度平均值  $\bar{I}_{m,n}$  和方差  $\sigma_{m,n}$  ( $m=0,1,\dots,N_H; n=0,1,\dots,N_H$ )。将均值  $\bar{I}_{m,n}$  和方差  $\sigma_{m,n}$  作为投影方程的参数,对比每个像素的灰度差异。最后,将每个子块中的像素值转换成三值模式,用  $C_{m,n,i,j}$  ( $m=0,1,\dots,N_H; n=0,1,\dots,N_H; i=0,1,\dots,N_{Chei}; j=0,1,\dots,N_{Cwid}$ ) 表示这些值。三值模式的投影公式如下:

$$\begin{cases} C_{m,n,i,j} = 1, I > \bar{I}_{m,n} + K \times \sigma_{m,n} \\ C_{m,n,i,j} = -1, I < \bar{I}_{m,n} - K \times \sigma_{m,n} \\ C_{m,n,i,j} = 0, \bar{I}_{m,n} - K \times \sigma_{m,n} < I < \bar{I}_{m,n} + K \times \sigma_{m,n} \end{cases}$$

其中,  $K$  表示灰度差异系数。

得到三值模式之后,分别计算  $C_{m,n,i,j} = 1$  和  $C_{m,n,i,j} = -1$  的个数  $\text{Num}_{m,n,C}^+$  和  $\text{Num}_{m,n,C}^-$ ,建立每个子块的双直方图。至此,每个子块都包含一个表示灰度差异的 2 维统计直方图特征:

$$\begin{cases} \text{Num}_{m,n,C}^+ = \sum_{i=1}^{N_{Chei}} \sum_{j=1}^{N_{Cwid}} 1_{C_{m,n,i,j}=1} \\ \text{Num}_{m,n,C}^- = \sum_{i=1}^{N_{Chei}} \sum_{j=1}^{N_{Cwid}} 1_{C_{m,n,i,j}=-1} \end{cases}$$

由每个子块的 TCH 特征,可以得到整个图像的特征向量,根据文献[11]中的方法计算所有子块的 TCH 均值  $\overline{\text{Num}}_C$  和方差  $\sigma_C$ 。进一步,由公式(1)求出待搜索图像的三元哈希值  $H_{i,C}$  ( $i=0,1,\dots,N_H \times N_H; C=1,-1$ )。

$$\begin{cases} H_{i,C} = 1, \text{Num}_{m,n,C} > \overline{\text{Num}}_C + K_{\text{Num}} \times \sigma_C \\ H_{i,C} = 0, \overline{\text{Num}}_C - K_{\text{Num}} \times \sigma_C < \text{Num}_{m,n,C} < \overline{\text{Num}}_C + K_{\text{Num}} \times \sigma_C \\ H_{i,C} = -1, \text{Num}_{m,n,C} < \overline{\text{Num}}_C - K_{\text{Num}} \times \sigma_C \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $K_{\text{Num}}$  代表 TCH 的差异系数。

### 1.2 ORB 算子

ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) 特征描述

子是在 FAST (Features from Accelerated Segment Test) 特征检测和 BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features) 描述子的基础上提出的二进制特征提取算法,由 Rublee 等提出<sup>[4]</sup>。

FAST 和 BRIEF 算法提取特征点的速度很快,适用于实时处理图像。但是,BRIEF 没有旋转不变性,且很容易受噪声影响;FAST 算法在实现过程中,没有方向性<sup>[13]</sup>。ORB 在保持高速性的基础上,改进了这些算法的不足之处。

ORB 算法的实现步骤如下:

(1) 关键点检测。

利用 FAST 角点检测来确定关键点。检测候选特征点圆周领域内的特征点灰度值,如果有足够多的灰度值与该候选点的像素灰度值之差大于阈值,则认为该候选点是一个关键点<sup>[3]</sup>,计算公式如下:

$$N = \sum_{x \in \text{circle}(p)} |I(x) - I(p)| > \varepsilon_d$$

其中,  $I(p)$  表示候选点  $P$  的灰度值;  $I(x)$  表示领域某像素点的灰度值;  $\varepsilon_d$  为设定的阈值;如果  $N$  大于邻域内像素点数的  $3/4$ ,则认为  $P$  是一个关键点。

(2) 主方向分配。

ORB 算法通过获取特征点领域的重心确定方向参数<sup>[13]</sup>。文献[13]中定义领域矩如式(2):

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in [-r,r]} x^p y^q I(x,y) \quad (2)$$

其中,  $x, y$  是相对 FAST 特征点的坐标;  $r$  为圆形领域半径。

圆形领域重心计算公式为:

$$C = \left( \frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right)$$

以圆心  $O$  和重心  $C$  为起始点,作方向向量  $\overrightarrow{OC}$ ,则该特征点的方向定义为:

$$\theta = \arctan\left(\frac{m_{01}}{m_{10}}\right) = \arctan\left(\frac{\sum_{x,y} yI(x,y)}{\sum_{x,y} xI(x,y)}\right) \quad (3)$$

(3) 构建特征描述子。

ORB 算法采用块比较的方法来构建特征描述子。随机点对产生的描述子对噪声很敏感,因此,ORB 算法在 FAST 特征点  $31 \times 31$  的像素领域内,随机选取  $5 \times 5$  的像素块对,用积分图法快速计算像素和,得到二进制串<sup>[2]</sup>。这种块比较的方法有效降低了随机噪声的干扰。像素块比较及特征描述子计算公式如下:

$$\tau(p; x, y) = \begin{cases} 1: p(x) < p(y) \\ 0: p(x) \geq p(y) \end{cases}$$

$$f_n(p) : \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \tau(p; x_i, y_i)$$

其中,  $p(x)$  为  $x$  块的像素灰度值之和。

ORB 根据公式(3)中的方向提取 BRIEF 特征描述子,但是由于环境因素和噪声的引入,特征点的方向会发生改变,随机像素块的相关性比较大,降低了描述子的判别性。因此,ORB 引入了贪婪算法<sup>[4]</sup>,寻找相关性最低的 256 个随机像素块对,构成 256 bit 特征描述子。

### 1.3 快速的两步骤图像匹配新算法

文中结合 TCH 哈希算法的高速性和 ORB 算子的鲁棒性,提出一种新的由粗到细的两步骤图像匹配算法,步骤如下:

步骤 1:在待匹配图像上截取目标所在的区域作为模板;

步骤 2:不断地从基准图像中提取大小与目标模板相同的子块;

步骤 3:分别提取目标模板和子块的 TCH 哈希特征,标记汉明距离<sup>[10]</sup>最小的子块为匹配子块,粗匹配结束;

步骤 4:开始进行细匹配,分别提取目标模板和匹配子块的 ORB 特征,生产 ORB 特征描述子;

步骤 5:用欧氏距离最短法则标记匹配点对,输出匹配结果。

## 2 仿真实验和结果分析

本实验图像是在自然光环境下拍摄完成的,在拍摄时进行了相机平移、旋转和变焦操作。图像匹配算法利用 Matlab2010b 编程,运行在配置为 Intel (R) Core(TM)2 Duo CPU T6600 2.2 GHz 和 2 GB RAM 的计算机平台上。

首先在待匹配图像上截取目标模板,然后在基准图像上搜索匹配子图,分别提取模板和子图的 TCH 哈希特征,特征向量的汉明距离最短的子图即为匹配子图。接下来进行细匹配,分别提取目标模板和匹配子图的 ORB 特征,特征向量的欧氏距离最短的标记为匹配点对。

算法流程及匹配结果示意图如图 2 所示。

为验证算法的性能,分别用 ORB、SURF<sup>[14]</sup> 和 SIFT 匹配算法直接对待匹配图像和基准图像进行匹配,结果如图 3 至图 5 所示。

从图中可以看出,文中提出的 TCH 哈希和 ORB 结合算法的鲁棒性与 ORB 算法及 SIFT 算法不相上下,只有 SURF 算法出现少量的误匹配点对。

另外,由于粗匹配阶段定位出目标的大概位置,文中算法有效避免了目标以外特征点的处理,节省了匹配开销。该方法还具有旋转不变性,在目标旋转一定角度的情况下,也能准确匹配。具体匹配数据对比见表 1。

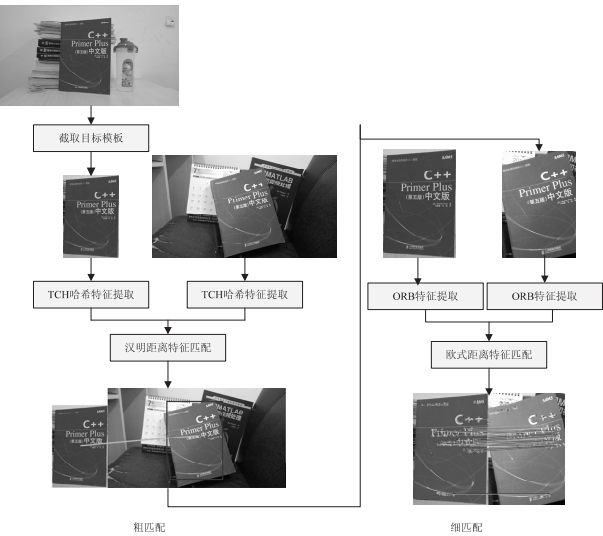


图 2 算法流程及结果图



图 3 ORB 匹配结果

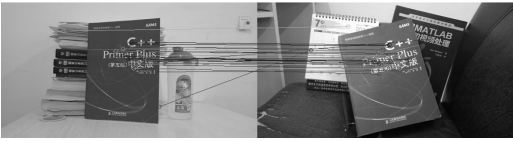


图 4 SURF 匹配结果

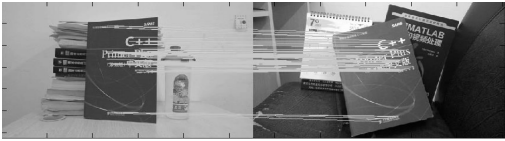


图 5 SIFT 匹配结果

表 1 不同算法匹配效果对比

匹配算法	图 1 特征点/个	图 2 特征点/个	匹配点对/对	匹配时间/s	匹配率/%
SIFT	534	806	98	40.85	89.6
SURF	498	779	59	4.98	85.2
ORB	1 807	2 016	107	0.93	79.5
文中算法	482	419	74	0.059	87.3

从表中可以看出,上述四种方法在图像匹配率上基本接近,但是匹配时间有明显区别。文中算法的匹配时间最短,它的匹配速度分别是 ORB、SURF 和 SIFT 算法的 10 倍、100 倍和 1 000 倍左右,可以满足实时性要求。此外,由于提取特征点的范围缩小了,文中算法的特征点误匹配率比 SURF 和 ORB 算法都小。文中算法在基本保持匹配鲁棒性的前提下,有效地提高了计算效率。

3 结束语

文中结合双直方图哈希算法和 ORB 算法的优势,

用从模糊到精确的两步匹配方法,缩小特征提取和匹配的范围,从而缩短图像匹配的时间。实验结果表明,该方法在保持了传统 SIFT 算法的图像匹配鲁棒性的同时,很大程度地缩短了总匹配时间,提高了图像匹配效率。在今后的研究中,希望利用这种由粗到细的匹配思想来实现图像匹配的实时性并进一步提高特征匹配的准确性。

参考文献:

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

[2] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. Brief: binary robust independent elementary features[C]//Proc of European conference on computer vision. Greece: IEEE, 2010: 778-792.

[3] Rosten E, Drummond T. Machine learning for highspeed corner detection[C]//Proc of European conference on computer vision. Austria: IEEE, 2006: 430-443.

[4] Rublee E, Rabaud V, Konolige K. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//Proc of IEEE international conference on computer vision. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 2564 - 2571.

[5] 杜京义, 胡益民, 刘宇程. 基于区域分块的 SIFT 图像匹配技术研究[ J ]. 光电工程, 2013, 40 (8) : 52-58.

[6] 周岳平, 傅志中, 张 磊. 基于 PCA-SIFT 算法人脸识别[ J ]. 江南大学学报: 自然科学版, 2014, 13 (2) : 156-161.

[7] Zauner C. Implementation and benchmarking of perceptual image hash functions[D]. Upper Austria, Austria: Upper Austria University, 2010.

[8] Yang B, Gu F, Niu X. Block mean value based image perceptual hashing[C]//Proc of IEEE international conference on IH-MSP. USA: IEEE, 2006: 167-172.

[9] Fridrich J, Goljan M. Robust hash functions for digital watermarking[C]//Proc of IEEE international conference on ITCC. Las Vegas, Nevada, USA: IEEE, 2000: 178-183.

[10] Xiang S, Kim H J, Huang J. Histogram-based image hashing scheme robust against geometric deformations[C]//Proc of the 9th ACM workshop on multimedia and security. Texas, USA: ACM, 2007: 121-128.

[11] Li B, Ming D L, Yan W, et al. Image matching based on two-column histogram hashing and improved RANSAC[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11 (8) : 1433-1437.

[12] 王阿川, 陈海涛. 基于离散余弦变换的鲁棒感知图像哈希技术[J]. 中国安全科学学报, 2009, 19 (4) : 91-96.

[13] Rosin P L. Measuring corner properties[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 73 (2) : 291-307.

[14] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110 (3) : 346-389.

# 一种快速的两步骤图像匹配新算法

作者：[邱丽君](#)，[唐加山](#)，[QIU Li-jun](#)，[TANG Jia-shan](#)  
作者单位：[邱丽君, QIU Li-jun\(南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京, 210003\)](#)，[唐加山, TANG Jia-shan\(南京邮电大学 理学院, 江苏 南京, 210023\)](#)  
刊名：[计算机技术与发展](#)[ISTIC](#)  
英文刊名：[Computer Technology and Development](#)  
年，卷(期)：2015(8)

引用本文格式：[邱丽君](#).[唐加山](#).[QIU Li-jun](#).[TANG Jia-shan](#) [一种快速的两步骤图像匹配新算法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(8)