



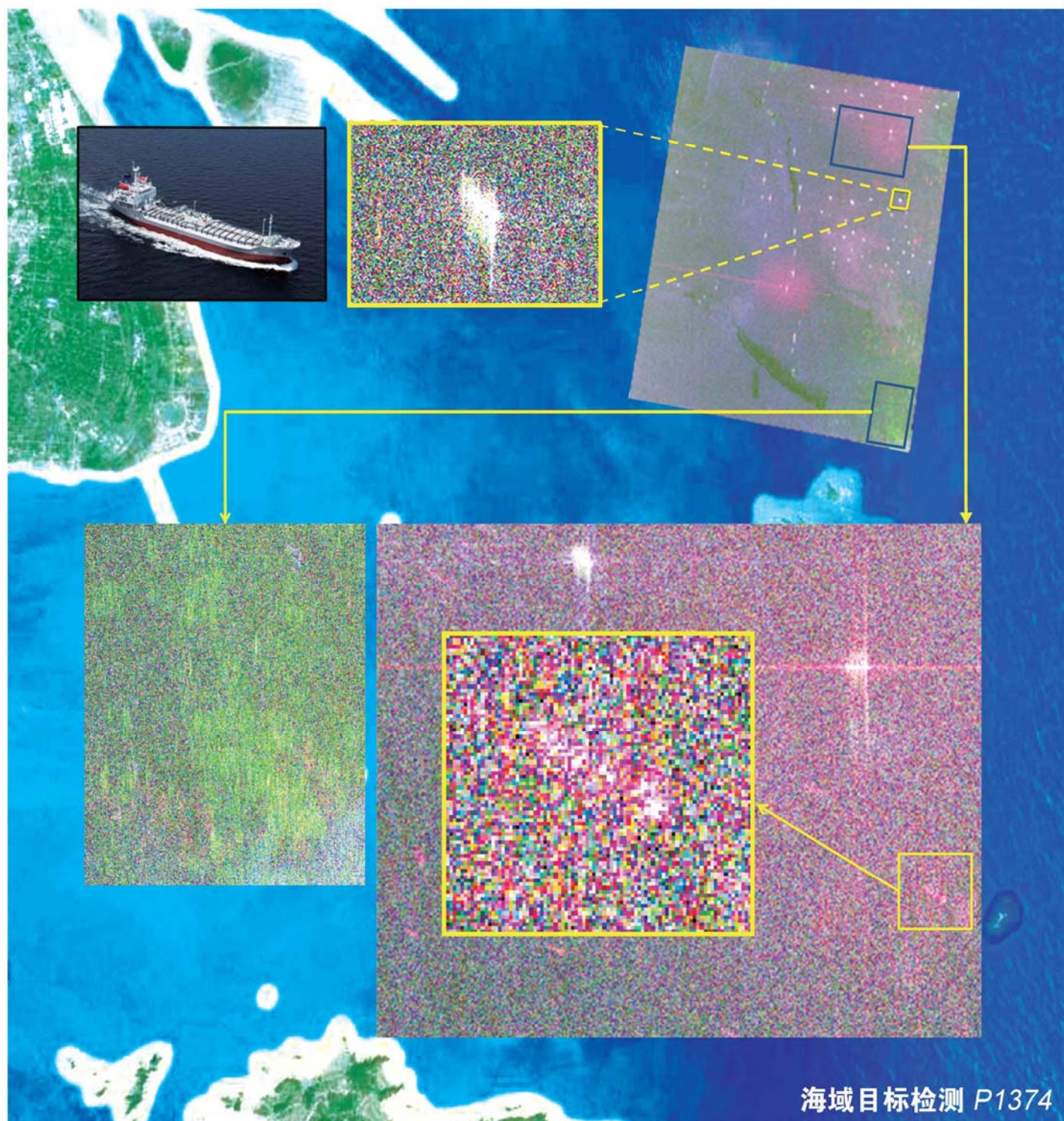
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

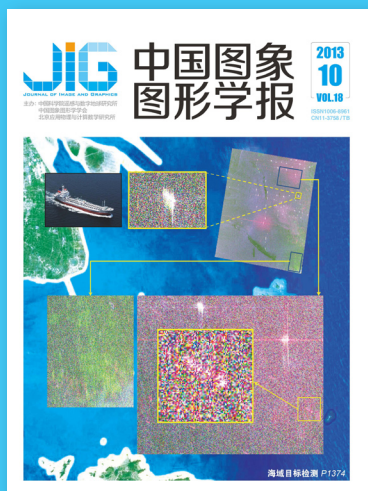
中国图象图形学报

2013
10
VOL.18

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



海域目标检测 P1374



第18卷第10期（总第210期）

2013年10月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

2013 all rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995 010-82614429

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995 010-82614429

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

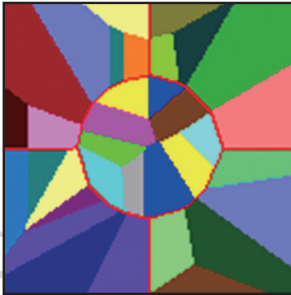
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

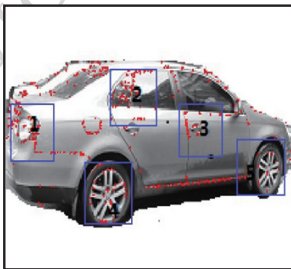
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

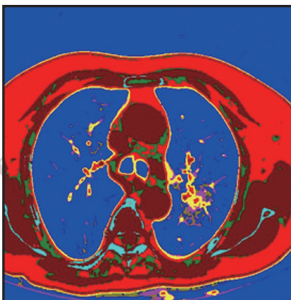
国内定价 50.00元



结合几何划分技术和最大期望值/最大边缘概率算法的彩色图像分割(第1270页)



联合生成与判别模型的目标检测与跟踪(第1293页)



聚类核值相似区特征点的医学影像分类(第1322页)

综述

手掌静脉图像识别技术综述

吴微, 苑玮琦 1215

视频检测烟雾的研究现状

罗胜, Jiang Yuzheng 1225

图像处理和编码

自适应分数阶微分的复合双边滤波算法

胡伏原, 姒绍辉, 张艳宁, 孙瑾秋 1237

曲波域高斯混合尺度模型的图像压缩重构

纪建, 李晓, 许双星 1247

结合图像信号显著性的自适应分块压缩采样

王瑞, 余宗鑫, 杜林峰, 万旺根 1255

四阶各向异性扩散方程在图像放大中的应用

李鹏, 邹杨, 姚正安 1261

图像分析和识别

结合几何划分技术和最大期望值/最大边缘概率算法的彩色图像分割

赵泉华, 李玉, 何晓军 1270

自适应加权完全局部二值模式的表情识别

胡敏, 许艳侠, 王晓华, 黄忠, 朱弘 1279

面向局部光照突变的时间和空间中心对称局部二值模式算子

卞紫涵, 房胜, 徐田帅 1285

联合生成与判别模型的目标检测与跟踪

刘倩, 侯建华, 牟海军, 赵巍, 笪邦友 1293

目标不同视角下观察信息的迁移和再利用

张索非, 吴海洋, 吴镇扬 1302

图像理解和计算机视觉

张量分析在视差图生成中的应用

赵戈, 蔺兰, 唐延东, 王耀南 1307

采用旋转匹配的二进制局部描述子

卢鸿波, 孙愿, 张志敏 1315

医学图像处理

聚类核值相似区特征点的医学影像分类

李博, 曹鹏, 栗伟, 赵大哲 1322

异常宫颈细胞核的自适应局部分割

张灵, 李静立, 陈思平, 汪天富, 江少锋, 刘少雄 1329

地理信息技术

Hilbert填充曲线与空间分布模式探测的点数据集空间划分方法

吴明光 1336

采用案例归纳推理进行道路网智能选取

郭敏, 钱海忠, 黄智深, 刘海龙, 王骁 1343

遥感图像处理

红外目标抗干扰跟踪算法

褚桐, 马惠敏 1354

MSTAR图像的矩特征分析与多阈值分割

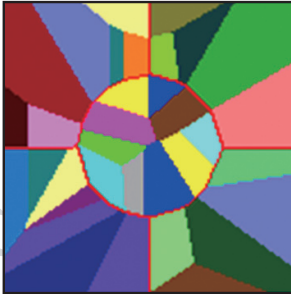
倪维平, 严卫东, 吴俊政, 郑刚, 芦颖 1364

改进Notch滤波的全极化SAR数据船舶检测方法

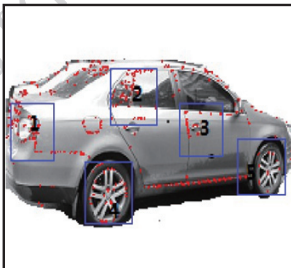
孙渊, 王超, 张红, 张波, 吴樊 1374

CONTENTS

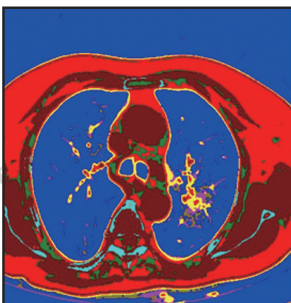
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Color image segmentation using geometry tessellation technique and EM/MPM algorithm(P1270)



Object detection and tracking combining generative and discriminative model(P1293)



Medical image classification based on cluster univalue segment assimilating nucleus feature point(P1322)

Review

- A survey of palm-vein image recognition
Wu Wei, Yuan Weiqi 1215
- State-of-art of video based smoke detection algorithms
Luo Sheng, Jiang Yuzheng 1225

Image Processing and Coding

- Multi-bilateral filtering algorithm based on adaptive fractional order differentiation
Hu Fuyuan, Si Shaohui, Zhang Yanning, Sun Jinqiu 1237
- Image reconstruction algorithm based on the curvelet gaussian scale mixture model
Ji Jian, Li Xiao, Xu Shuangxing 1247
- Saliency-based adaptive block compressive sampling for image signals
Wang Rui, Yu Zongxin, Du Linfeng, Wan Wanggen 1255
- Fourth-order anisotropic diffusion equations for image zooming
Li Peng, Zou Yang, Yao Zheng'an 1261

Image Analysis and Recognition

- Color image segmentation using geometry tessellation technique and EM/MPM algorithm
Zhao Quanhua, Li Yu, He Xiaojun 1270
- Facial expression recognition based on AWCLBP
Hu Min, Xu Yanxia, Wang Xiaohua, Huang Zhong, Zhu Hong 1279
- TSCS-LBP operator oriented to the local illumination mutation
Bian Zihan, Fang Sheng, Xu Tianshuai 1285
- Object detection and tracking combining generative and discriminative model
Liu Qian, Hou Jianhua, Mou Haijun, Zhao Wei, Da Bangyou 1293
- Transfer and reusing of object view information
Zhang Suofei, Wu Haiyang, Wu Zhenyang 1302

Image Understanding and Computer Vision

- Disparity map generation with tensor analysis
Zhao Ge, Lin Lan, Tang Yandong, Wang Yaonan 1307
- Binary local descriptor based on rotative matching
Lu Hongbo, Sun Yuan, Zhang Zhimin 1315

Medical Image Processing

- Medical image classification based on cluster univalue segment assimilating nucleus feature points
Li Bo, Cao Peng, Li Wei, Zhao Dazhe 1322
- Segmentation of abnormal cervical nuclei using an adaptive and local approach
Zhang Ling, Li Jingli, Chen Siping, Wang Tianfu, Jiang Shaofeng, Liu Shaoxiang 1329

Geoinformatics

- Hilbert space-filling curve and spatial pattern detection-based spatial partitioning approach to point geospatial data
Wu Mingguang 1336
- Intelligent road network selection method based on cases inductive reasoning
Guo Min, Qian Haizhong, Huang Zhishen, Liu Hailong, Wang Xiao 1343

Remote Sensing Image Processing

- Study of infrared anti-jamming tracking algorithm
Chu Tong, Ma Huimin 1354
- Moment feature analysis of MSTAR image and multiple thresholds based segmentation
Ni Weiping, Yan Weidong, Wu Junzheng, Zheng Gang, Lu Ying 1364
- Polarimetric SAR ship detection using improved notch filter
Sun Yuan, Wang Chao, Zhang hong, Zhang bo, Wu Fan 1374

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)10-1315-07

论文引用格式: 卢鸿波, 孙愿, 张志敏. 采用旋转匹配的二进制局部描述子[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(10): 1315-1321. [DOI:10.11834/jig.20131013]

采用旋转匹配的二进制局部描述子

卢鸿波^{1,2}, 孙愿^{1,2}, 张志敏¹

1. 中国科学院计算技术研究所计算机体系结构国家重点实验室, 北京 100190; 2. 中国科学院大学, 北京 100049

摘要: 针对二进制描述子主方向计算误差影响图像匹配正确性的问题, 提出了一种旋转不变的二进制描述子构造和匹配方法。在以特征点为中心的同心圆周上等间隔选取采样点, 按照旋转不变的模式选取采样点进行灰度值比较, 将比较结果连接成二进制串, 作为区域的描述子。匹配时比较描述子在所有旋转模式中的汉明距离, 取最小值作为描述子的距离, 实现不依赖于主方向的旋转不变性。配合多尺度特征检测方法, 将采样模式进行缩放, 并对图像进行亚像素插值, 实现尺度不变性。描述子匹配的实验结果表明, 本文方法在旋转、尺度和光照变换下的匹配效果比当前依赖主方向的二进制描述子方法具有更高的鲁棒性。

关键词: 图像匹配; 局部特征; 二进制描述子; 旋转不变

Binary local descriptor based on rotative matching

Lu Hongbo^{1,2}, Sun Yuan^{1,2}, Zhang Zhimin¹

1. State Key Laboratory of Computer Architecture, Institute of computing technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. University of Chinese Academic of Science, Beijing 100049, China

Abstract: Rotation invariance of existing binary local descriptors is achieved by constructing the descriptor relative to a dominant orientation, which is a major source of matching errors. A novel rotation-invariant binary local descriptor is proposed together with its matching method. Sampling points are equally spaced on circles concentric to the keypoint. The intensity comparison results of these sampling point pairs are concatenated into binary descriptor in a rotation-invariant manner. By matching for all rotations, the descriptor is rotation-invariant. Combined with a multi-scale feature detector, scale invariance can also be achieved by sub-pixel sampling. Experimental results on standard evaluation datasets show that the proposed descriptor outperforms other state-of-the-art binary descriptors under rotation, scale or illumination transformation, as the error-prone dominant orientation calculation is avoided.

Key words: image matching; local feature; binary descriptor; rotation invariance

0 引言

在图像处理与计算机视觉领域, 特征点匹配是图像拼接、图像匹配和物体识别等多种应用的基础。

特征点匹配通常包括特征点检测、描述和匹配 3 个步骤。图像局部描述子用于表征特征点邻域内的图像信息, 使不同图像里的同一个特征点能够被识别, 而不同特征点能够被区分。

随着图像、视觉应用在手机等移动平台上的兴

收稿日期: 2012-12-27; 修回日期: 2013-03-27

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973) 基金项目(2011CB302501); 国家自然科学基金创新研究群体科学基金项目(60921002); 国家杰出青年科学基金项目(60925009); 北京市教委科技计划面上项目(KM201210028004)

第一作者简介: 卢鸿波(1986—), 男, 中国科学院计算技术研究所计算机系统结构专业在读博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、嵌入式应用、图像处理。E-mail: luhongbo@ict.ac.cn

起,占用更少存储空间并且能被快速构造的描述子成为研究热点。基于直方图统计的描述子由于其良好的性能在近几年得到广泛应用,如 Lowe^[1]提出的尺度不变特征变换(SIFT)方法与 Bay 等人^[2]提出的加速鲁棒特征(SURF)方法。但是这类方法的计算复杂度较高,描述子的构造速度偏慢,而且生成的描述子体积较大。

二进制描述子的运算复杂度和存储开销都低于直方图描述子,而性能损失不大。Calonder 等人^[3]的二进制鲁棒独立基础特征(BRIEF)按照高斯分布随机选取一些点对,将点对的比较结果连接成二进制串作为描述子,其构造方法简单有效,在较小旋转下性能良好。Rublee 等人^[4]结合了加速的片段测试检测子(FAST)和 BRIEF,增加了特征主方向,并用大量区域样本重新训练了点对的选取,提出旋转不变描述子(ORB)。Leutenegger 等人^[5]的鲁棒二进制尺度不变特征点(BRISK)是另一个旋转不变的二进制描述子。BRISK 在一系列同心圆上等间距地选取一些采样点,按照点对的空间距离将其分为两个集合,其中长距离集合用于计算区域的主方向,短距离集合用于构造描述子。ORB 和 BRISK 都通过为区域指定主方向来实现旋转不变的二进制描述子,但是依赖于主方向的旋转不变方法不够稳定,主方向计算误差常常造成描述子的误匹配。

提出一种旋转不变的二进制描述子(RMBD)构造与匹配方法。主要贡献如下:1)通过旋转对称的模式选取采样点与灰度值比较点对,将比较结果连接成区域描述子,快速有效地描述区域信息;2)通过计算描述子对在各种旋转角度下的汉明距离,取最小值作为描述子间的距离,使描述子的距离计算旋转不变;3)将采样模式按照特征尺度进行缩放,并对亚像素位置进行双线性插值,使描述子具备尺度不变特性。实验结果表明,本文方法在旋转缩放、图像模糊、亮度变化等常见图像变换下,比其他二进制描述子具有更高的匹配率。

1 二进制描述子基本原理

基于直方图的描述子将采样点特征按照一定的聚集方式(空间位置,亮度)进行统计,最后将各个直方图连接起来作为区域描述信息。基于直方图的描述子的每一维是一个浮点数,或者经过量化成为整数。而二进制描述子是一个二进制串,其中的每

一维就是二进制串的一位,每一位代表了特征区域中一对采样点的亮度大小关系,从而整个二进制串就反映了该区域的特征信息。二进制描述子定义为

$$D_n(\mathbf{p}) = \sum_{i=0}^{n-1} 2^i \tau(\mathbf{p}, \mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) \quad (1)$$

$$\tau(\mathbf{p}, \mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{cases} 1 & p(\mathbf{x}) > p(\mathbf{y}) \\ 0 & p(\mathbf{x}) \leq p(\mathbf{y}) \end{cases} \quad (2)$$

式中, n 为描述子的维度, $\mathbf{p}$ 是特征区域的灰度图像, $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 分别是一对采样点的坐标, $p(\mathbf{x})$ 为坐标 $\mathbf{x}$ 处的图像灰度值。

描述子的维度决定了描述子的性能与所需的存储空间及匹配时间。描述子越长,所描述的区域内容也就越丰富,而构造和匹配时间也变长。此外,由于描述子的区分性与适应性是相互矛盾的,为了让描述子能够对各种图像噪声具备不变性,描述子包含的信息也不是越多越好。

采样点对的选取是二进制描述子构造的关键,它决定了描述子所包含的信息。由于采用单个点的像素值进行比较容易受到图像噪声的影响,在进行式(2)的点对比较时通常需要对图像 $\mathbf{p}$ 进行平滑滤波,使描述子更为稳定。

为了使描述子能够适应旋转变换,现有方法大多先为区域计算一个主方向,然后或者将区域旋转到主方向,或者将采样点的坐标按主方向旋转后再进行采样。Fan 等人^[6]指出 SIFT 的主方向计算错误是造成 SIFT 匹配错误的一个重要原因,而从理论上分析,这也是其他依赖主方向计算的描述子所共有的问题。

2 基于旋转匹配的描述子方法

提出一种基于旋转匹配的二进制描述子通过在特征区域内均匀密集的采样,充分提取了区域的图像信息。通过缩放采样模式,对采样点进行平滑滤波和亚像素插值,使描述子具备尺度不变性。旋转对称的采样模式和灰度比较结果聚集方式使图像旋转表现为描述子的旋转,结合计算经过旋转的描述子距离的匹配方法,使描述子具备旋转不变性,而不必计算主方向。该方法不但加速了描述子的构造速度,还使得描述子不受主方向计算误差的影响。

2.1 采样模式

Winder 等人^[7]比较了描述子构造的各种采样方法,指出极坐标式的圆形网格的效果比 SIFT 的矩

形网格更好。采用类似于 DAISY^[8] 和 BRISK 的同心圆采样方法, 以特征区域的中心为圆心, 在半径为 $3t$ 、 $6t$ 、 $10t$ 、 $16t$ 的同心圆上分别均匀地选取若干个采样点, t 为特征点的尺度。图 1 给出了尺度为 1 ($t=1$) 时的采样模式。采样点均匀地覆盖了特征区域, 保存了区域的大部分信息。

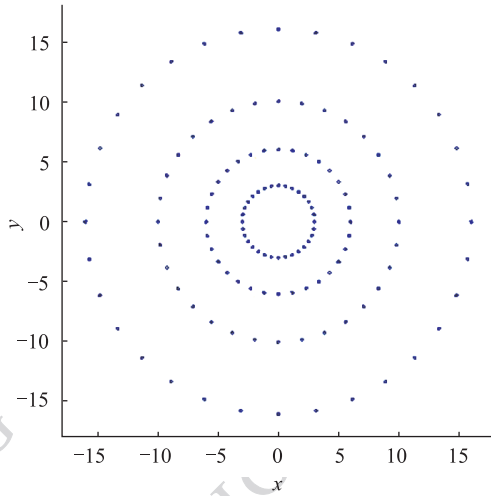


图1 描述子采样点分布模式

Fig. 1 Sampling pattern of descriptor (scale = 1)

为了减少图像噪声的影响, 并使描述子能够容忍一定程度的特征点检测位置偏差, 采样点在比较前需要进行平滑滤波。内圈采样点空间距离较近, 因此其滤波窗口也相应较小。采用矩形窗口的均值滤波, 4 个同心圆上的滤波窗口分别为 $3t$ 、 $3t$ 、 $5t$ 和 $7t$ 。利用积分图^[9]可以用很少的运算对图像进行矩形均值滤波。

根据特征检测子提供的特征尺度 t , 将采样模式进行缩放, 就可以实现同一特征区域在不同尺度下的不变性。此外, 滤波窗口边缘上亚像素位置的采样点灰度值采用双线性插值来计算, 以减少图像离散采样而引入的误差。

2.2 描述子构造

RMBD 方法用两种类型的点对来表示区域的特征, 分别是层内点对和层间点对。层内点对的两个点处于同一半径的采样圆上, 而层间点对的两个点处于不同半径的采样圆上。

首先沿顺时针方向依次给圆上的采样点进行编号, 用 $p_{r,i}$ 表示第 r 个同心圆上的第 i 个采样点。为了使特征本身旋转不变, 在确定点对时选取圆上编号相隔 s 的两个点 $p_{r,i}$ 和 $p_{r+k,i+s}$ (圆与采样点的编号都是循环使用的)。当 k 等于 0 且 s 不等于 0 时,

定义层内点对关系 $t(r,i,s) = p_{r,i} > p_{r,i+s}$, 表示第 r 个同心圆上第 i 个采样点和第 $i+s$ 个采样点的亮度大小关系。当 k 不为 0 时, 定义层间点对关系 $q(r,k,i,s) = p_{r,i} > p_{r+k,i+s}$, 表示第 r 个同心圆上的第 i 个采样点和第 $r+k$ 个同心圆上的第 $i+s$ 个采样点的亮度大小关系。

根据式(1), 将第 r 个同心圆上的每个采样点的层内点对关系测试结果连接成一个二进制串 $T_{r,s} = \sum_{i=0}^{N-1} 2^i t(r,i,s)$, 称为该层的层内描述子。将第 r 个同心圆上每个采样点的层间点对关系测试结果连接成一个二进制串 $Q_{r,k,s} = \sum_{i=0}^{N-1} 2^i q(r,k,i,s)$, 称为该层的层间描述子。

进一步将各个同心圆的层内与层间描述子连接起来, 得到区域的总描述子为

$$D_{R,N} = \sum_{r=0}^{R-1} (2^{rN} T_{r,s_1} + 2^{rN+RN} Q_{r,k,s_2}) \quad (3)$$

式中, R 为采样圆个数, N 为每个圆上的采样点个数, K 为层间描述子的间隔层数, s_1 为层内描述子点对间隔, s_2 为层间描述子点对间隔。描述子总长度为 $2RN$ 。

2.3 描述子匹配

由于在将采样点对比较结果聚集成二进制串时是沿着圆周依次选取各个点, 因此在经过旋转的图像上提取的描述子相当于将在原图上提取的描述子进行旋转。

为了使描述子具备旋转不变性, 匹配时首先将描述子进行各种旋转, 然后计算描述子对在各个旋转位置下的汉明距离, 取最小值作为描述子对的距离, 即 $RH(D_1, D_2) = \min_{0 \leq i < N} \{H(D_1, Rotate(D_2, i))\}$, $H(b_1, b_2)$ 代表二进制串 b_1 和 b_2 的汉明距离, $Rotate(d, i)$ 指将描述子 d 旋转 i 个采样点。

对描述子的旋转可以通过对各层描述子分别进行旋转实现。在计算汉明距离时, 首先对两个描述子进行异或运算, 然后利用 popcnt 汇编指令可以直接求出异或运算结果中 1 的个数, 即为两个描述子的汉明距离。

3 实验与分析

为了评估 RMBD 方法的性能, 与当前性能最好的二进制描述子 BRIEF、ORB 和 BRISK 进行实

验对比。在构造描述子之前需要先在图像中提取特征点,而不同的特征检测子会影响描述子的性能,为了实现公平的比较,在实验中采用 ORB 和 BRISK 文中用到的多尺度 FAST 特征检测子来提取特征点,然后在这些特征区域上分别构造描述子。

Mikolajczyk 等人^[10]采用的复现率—精度评估方法和测试图像集已成为描述子评估的一个标准。其测试数据集包含了对纹理与结构化内容的图像分别进行旋转缩放、模糊和视角变换,以及对图像的亮度调整、JPEG 压缩,一共 8 个测试子集。每个子集包含 6 幅图像,其中第 1 幅为基准图像,后面 5 幅对第 1 幅进行不同程度的图像变换,编号越大匹配难度也越大。

RMBD 方法使用 C++ 编程实现。实验比较对象为 BRIEF(长度为 32 字节)、ORB(32 字节)和 BRISK(64 字节),采用计算机视觉库 OpenCV 中对应的算法实现。多尺度 FAST 检测子采用 ORB 中的特征检测算法。实验内容包括:1)选取最佳的描述子构造参数;2)评估描述子的旋转不变性能;3)评估描述子的综合匹配性能;4)比较描述子的运行时间。

3.1 描述子构造参数配置

在式(3)中,一共需要为描述子确定 5 个参数,即 R 、 N 、 K 、 s_1 、 s_2 。

采样圆个数 R 与圆上采样点数 N 决定了对特征区域的描述精度。太少的采样点不足以表征区域信息,使不同区域难以区分;而太多的采样点则会增加计算复杂度与存储开销,却不能带来对应的性能提升。实验中对 $R=3$ 或 4 、 $N=24$ 或 32 进行实验对比。

在点对选取方面,对于层内描述子,由于内层的采样圆较小,其采样点对应该选取距离相隔较远的点;而外层采样点对则不存在这个问题。因此采用动态变化的 s_1 ,即 $s_1(r) = R - r (0 \leq r \leq R - 1)$,其中 r 为从内向外的层索引编号。对于层间描述子,当 $k > 1$ 时,由于 $R=3$ 或 4 ,层间描述子会出现冗余信息;只有 $k=1$ 时,每个层间描述子才不同。此外,采用 $s_2 = 0$ 来表示区域在径向上的特征。

实验采用的评估标准是复现率—精度曲线^[10],为了量化实验结果以便于比较,将曲线与 x 轴间的面积作为评判标准;面积越大,说明描述子的匹配效

果越好。实验将 Bikes 数据集中的图像 1 进行各种缩放与旋转变换,然后进行匹配,求出不同配置在各种图像变换下的复现率—精度曲线与 x 轴间的面积之和,结果如表 1 所示。

表 1 不同参数配置下的 RMBD 匹配结果

Table 1 Matching results for RMBD with different parameters configuration

参数配置	匹配结果
$R=3, N=24$	13.76
$R=3, N=32$	14.37
$R=4, N=24$	17.48
$R=4, N=32$	17.86

从表 1 可以看出, $R=4$ 时的描述子匹配结果要远远好于 $R=3$,而 $N=32$ 则比 $N=24$ 略好。由于在 $N=32$ 时,每个层级描述子可以用一个 32 位的整型数来表示,从而描述子的旋转可以简单地通过旋转移位指令实现,使匹配运算比 $N=24$ 时更加简单。

综上,在后续实验中采用的参数配置为 $R=4$ 、 $N=32$ 、 $k=1$ 、 $s_1(r) = R - r$ 与 $s_2 = 0$ 。

3.2 描述子的旋转不变性能

BRIEF 没有针对图像旋转进行设计,而 ORB 和 BRISK 的旋转不变性都依赖于主方向。ORB 首先计算出特征区域的灰度重心,然后以区域中心指向灰度重心的方向作为区域主方向。BRISK 则选取采样点对中距离较远的所有点对,按梯度方向累加它们的幅值,取幅值最大的方向为区域主方向。为了评估这些旋转不变方法和本文方法的性能,实验比较各种描述子在经过旋转的图像上的匹配率。以亮度变化图像集 Leuven 的图像 1 与图像 6(见图 2)为基础,将图像 1 与经过各种角度旋转的图像 6 进行匹配。

实验采用双向验证的最近邻匹配准则作为描述



(a) 图像1 (b) 图像6

图 2 Leuven 数据集中的图像

Fig. 2 Images from Leuven dataset

子是否匹配的判据,即认为图像 1 中的描述子 d_1 和图像 6 中的描述子 d_2 匹配,当且仅当 d_2 是 d_1 在图像 6 所有描述子中的最近邻,而 d_1 也是 d_2 在图像 1 所有描述子中的最近邻。两幅图像实际上的特征匹配数通过两幅图像的变换单应矩阵计算得到。通过比较各个描述子在各个角度的旋转下的正确匹配数,可以评估它们的抗旋转性能。

图 3 给出了 4 个描述子在光照变化加上不同角度的旋转下的正确匹配数,图像横轴代表图像 6 旋转的角度,纵轴代表各个描述子得到的正确匹配数占实际总匹配数的比值,其中每个旋转角度下约有 700 到 1 100 个不等的总匹配数。从图 3 中可以看出,由于 BRIEF 没有实现旋转不变,旋转大于 20° 后无法正确匹配;ORB 与 BRISK 的抗旋转匹配性能较稳定;本文方法 RMBD 的曲线完全处于其他曲线上方,在各个旋转角度下的匹配数都高于其他描述子。

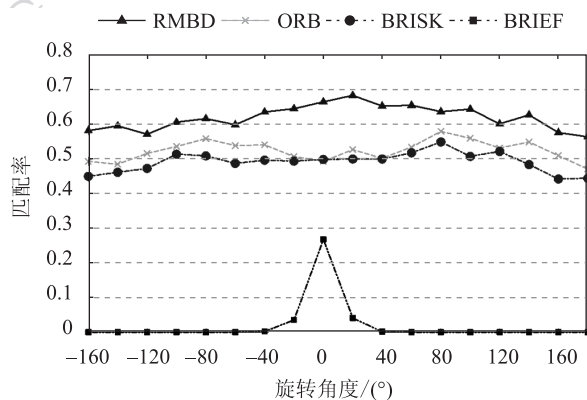


图 3 在光照变化和不同旋转角度下的描述子匹配结果

Fig. 3 Descriptor matching results under illumination change and image rotation

通过进一步分析 BRISK 和 ORB 匹配出错的描述子,发现其中有近 80% 的描述子存在大于 10° 的主方向计算错误。这是由于图像 6 的亮度较低,区域的梯度信息不够显著,给主方向计算造成困难。实验结果表明,主方向计算错误是造成描述子误匹配的一个重要原因。而 RMBD 的抗旋转能力虽然受圆周采样点数所限,但是由于其不依赖于主方向,在旋转变换下取得比 ORB 和 BRISK 高约 20% 的匹配率。

3.3 描述子的综合匹配性能

实验采用复现率—精度曲线^[10],逐一分析 Mikolajczyk 图像数据子集的实验结果,进一步评估各种常见图像变换下描述子的匹配性能。

首先在两幅待匹配图像中分别提取 2 000 个特

征点并构造描述子,然后对描述子进行匹配,算出图像间所有描述子对的距离,最后根据描述子间的距离绘制复现率—精度曲线。曲线生成方法为:设定匹配距离阈值,描述子对的距离小于该阈值的被认为是一个匹配,计算在该阈值下的匹配精度与匹配复现率;通过改变匹配阈值,可以计算出描述子在不同匹配精度下的匹配复现率,进而得到复现率—精度曲线。匹配复现率定义为正确匹配的区域数与实际的匹配区域数的比值,而匹配精度则是正确匹配数与描述子得到的总匹配数的比值,两幅图中的特征区域的真实匹配数通过数据集提供的图像变换单应矩阵来计算。

图 4 给出了各个描述子在 8 个图像集上的匹配复现率—精度曲线,图中纵轴代表描述子的正确匹配复现率,横轴代表了 1 减去匹配精度(即坐标 0 处的精度为 100%)。每幅图像的小标题代表了曲线所对应的图像集以及用于匹配的图像编号,括号里的是实际匹配数。例如,图 4(a)“旋转尺度纹理 Bark 1-5(94)”代表该曲线是在纹理型图像内容的 Bark 数据集的图像 1 与图像 5 上进行匹配的结果,两图的真实匹配数为 94,图像 5 相对于图像 1 进行了旋转与尺度变换。图 4(g)(h)两种变换只对应一个图像集,因此不考虑图像内容类型(纹理或结构)对匹配效果的影响。曲线代表了描述子在各个匹配精度下能够复现的正确匹配数,曲线越靠近左上角越好。实验对图像集中的所有图像对都进行了匹配实验,图 4 列出的是各个图像集中在保证一定数量的实际匹配点的情况下匹配难度最大的例子。由于 FAST 特征检测子在视角变换下的效果比较差,对应视角变换的两个实验用了图像 1 和图像 4 进行比较,其他 6 个实验采用了图像 1 和图像 5 进行比较。从图 4 的曲线可以看出,在大部分图像集上 RMBD 的曲线处于其他的描述子上方,在其他的图像集上则与其他描述子相近。

图 4(a)(b)是尺度和旋转变换,由于变换后的图像在原图中是很小的一部分,因此其实际匹配数也比较少。BRIEF 没有针对尺度和旋转进行设计,因此基本没有正确匹配。在其他 3 个有旋转不变特性的描述子中,RMBD 的曲线基本都在 ORB 和 BRISK 之上,表明 RMBD 在同样的匹配精度下能够正确匹配上更多的描述子。

图 4(c)(d)是视角变换,各个描述子的效果在 Wall 数据集上的性能要好于 Graffiti,这是由于

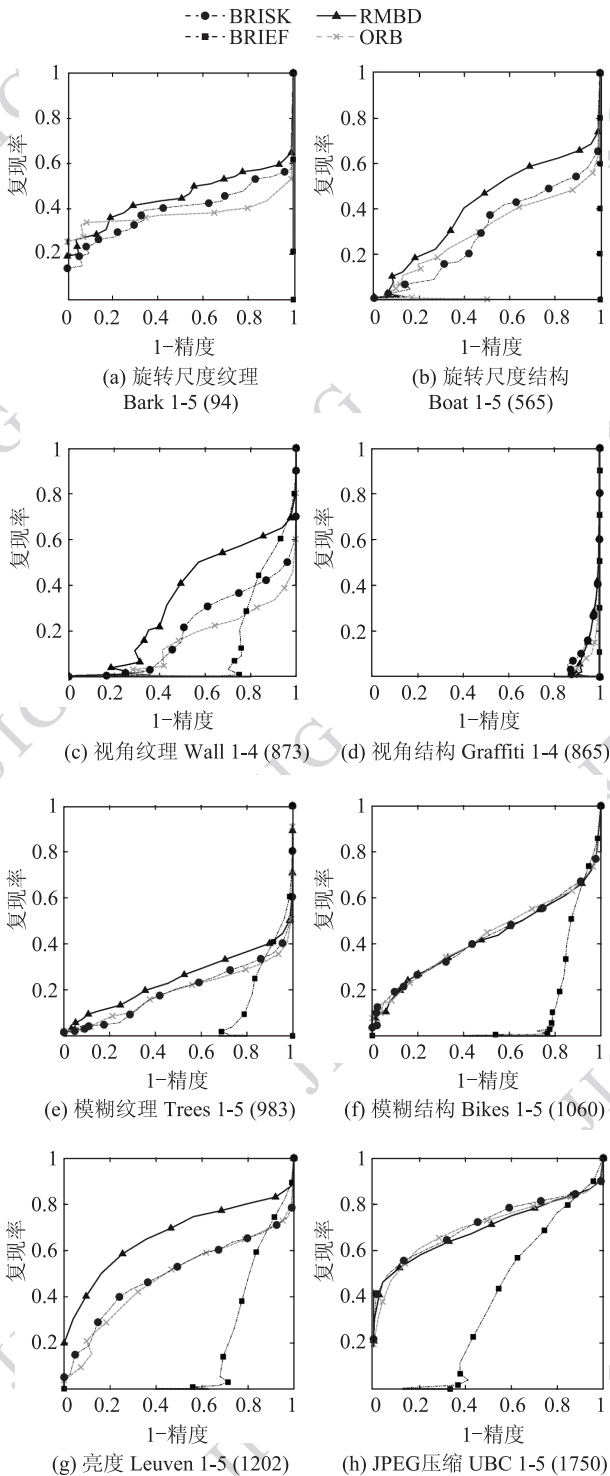


图4 各描述子在各种图像变换下的匹配性能评估

Fig. 4 Performance evaluation of descriptors under various image transform

Graffiti 不仅包括视角变换,还有一定程度的旋转,因此匹配更加困难。RMBD 在 Wall 数据集上匹配结果最好;BRISK 的描述子长度为 64 字节,包含的信息比其他描述子多一倍,在 Graffiti 上要略好于其他方法。

图 4(e)(f) 是图像模糊, RMBD 在 Bikes 数据集上的结果和 ORB 与 BRISK 差不多,而在 Trees 数据集上略胜一筹。结合图 4(a) — (f) 的曲线,可以看到 RMBD 在纹理特征的图像上的复现率比其他方法更高,这是由于在纹理图像上,特征区域内的图像内容比较相似,不容易确定稳定的主方向。

图 4(g) 是光照变化, RMBD 曲线明显高于 ORB 和 BRISK,原因已在实验 2 中叙述。但是对于图 4(h) 的 JPEG 图像压缩, RMBD 曲线略低于 ORB 和 BRISK,这是因为 RMBD 的点选用到空间位置比较接近的点,而在严重的 JPEG 压缩下,图像成块状马赛克,会影响邻近像素值的比较结果。

总体而言,本文提出的 RMBD 描述子与其他二进制描述子相比,在相同精度下能够匹配数量更多或相当的描述子,实验结果表明了本文方法的有效性。

3.4 描述子构造与匹配时间

RMBD 需要在多个旋转位置计算汉明距离,为了评估其引入的计算开销,比较各描述子的构造和匹配时间。实验运行在 Intel Xeon 处理器 E5520 的一个核上,主频为 2.27 GHz,编译器为 GCC 4.7.1;其他描述子的构造匹配均采用 OpenCV 库 2.4.2 中的算法。表 2 列出了各种算法在匹配 2 000 对描述子时,平均构造 1 个描述子,以及匹配 1 对描述子所需的时间。

从表 2 中可以看出,描述子的构造与匹配时间随着维度的增加而增加。由于 RMBD 比 BRIEF 多了插值计算而比 ORB 少了主方向计算,其构造时间介于二者之间。

表 2 描述子的构造与匹配时间比较
Table 2 Comparison of construction and matching time of descriptors

	RMBD	ORB	BRISK	BRIEF
构造时间	7.5	10	15	5
匹配时间	0.44	0.22	0.25	0.22

在匹配时间方面, RMBD 的匹配时间是 ORB 方法的两倍,这与理论上的分析不太一致。由于 RMBD 需要在 32 个旋转位置下进行距离计算,其匹配时间应该约为 ORB 的 32 倍。另一方面,虽然 BRISK 的描述子长度是 ORB 的两倍,但是其匹配时间也只比 ORB 略高,而不是理论上的两倍。

通过查看 OpenCV 库中的代码, 可以发现其调用的匹配函数包含了描述子的距离计算以及对汉明距离的排序操作。为了分析各部分运算所需要的时间, 表3统计了 RMBD 和 ORB 汉明距离计算部分的时间。从表3可以看到, RMBD 的汉明距离计算时间为 ORB 的 5 倍多, 也比理论值的 32 倍要小。通过进一步查看代码, 发现这是由于计算汉明距离时还要进行异或等纯运算以外的其他操作(如保存结果、循环遍历所有描述子对等), 而这些公用的运算时间比单纯计算汉明距离要多, 从而拉低了二者的时间比。

表3 RMBD 和 ORB 的汉明距离计算时间
Table 3 Calculating time of Hamming distance for RMBD and ORB

	/ns	
	RMBD	ORB
汉明距离计算时间	0.358	0.063

通过上面的分析可以看出, 虽然理论上 RMBD 的匹配复杂度要远高于其他方法, 但是在实际应用中, 由于存在其他更耗时的必要运算, 这些额外的匹配开销不会增加很多的运算时间。因此, 多次的汉明距离计算虽然使 RMBD 略慢于其他方法, 但是还处于同一时间量级, 仍能满足大多数应用对时间的要求。

4 结 论

提出了一种基于旋转匹配的图像局部二进制描述子的构造与匹配方法, 通过在特征区域内若干同心圆上选取采样点并进行平滑滤波, 按照旋转对称的方式选取点对进行比较作为描述特征; 匹配时计算描述子在各种旋转下的最小汉明距离, 实现了不依赖于主方向计算的旋转不变特性。另一方面, 结合多尺度的特征检测方法, 并进行采样模式缩放和亚像素插值, 实现了尺度不变特性。通过实验证实, 依赖主方向来实现旋转不变特性的方法不够稳定, 容易造成误匹配。本文提出的描述子方法避免了主方向的计算, 在 Mikolajczyk 测试集上取得比 ORB 和 BRISK 更好的匹配结果, 而运行时间仅略有增加。实验结果表明, 本文方法在常见图像变换下能够有

效地进行匹配, 具备良好的旋转、尺度和光照不变特性。后续的研究将考虑进一步提高描述子匹配速度, 并将描述子用于图像识别与检索。

参考文献(References)

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110. [DOI: 10.1023/B: VISI. 0000029664. 99615. 94]
- [2] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. Surf: speeded up robust features[C]//Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria: Springer Berlin Heidelberg, 2006: 404-417. [DOI: 10.1007/11744023_32]
- [3] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. Brief: binary robust independent elementary features[C]//Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Heraklion, Crete, Greece: Springer Berlin Heidelberg, 2010: 778-792. [DOI: 10.1007/978-3-642-15561-1_56]
- [4] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]// Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE, 2011: 2564-2571. [DOI: 10.1109/ICCV. 2011. 6126544]
- [5] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R Y. Brisk: binary robust invariant scalable keypoints[C]// Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE, 2011: 2548-2555. [DOI: 10.1109/ICCV. 2011. 6126542]
- [6] Fan B, Wu F C, Hu Z Y. Aggregating gradient distributions into intensity orders: a novel local image descriptor[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI: IEEE, 2011: 2377-2384. [DOI: 10.1109/CVPR. 2011. 5995385]
- [7] Winder S A J, Brown M. Learning local image descriptors[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, MN: IEEE, 2007: 1-8. [DOI: 10.1109/CVPR. 2007. 382971]
- [8] Tola E, Lepetit V, Fua P. DAISY: an efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 815-830. [DOI: 10.1109/TPAMI. 2009. 77]
- [9] Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2): 137-154. [DOI: 10.1023/B: VISI. 0000013087. 49260. fb]
- [10] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630. [DOI: 10.1109/TPAMI. 2005. 188]