

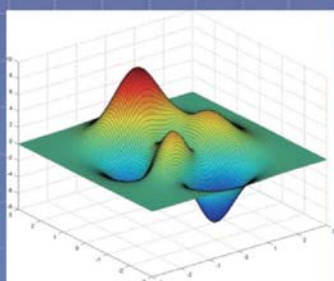


主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

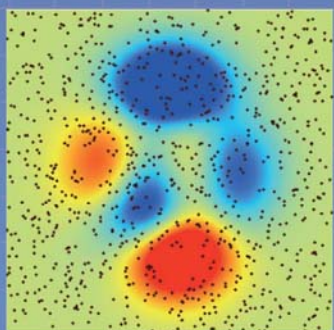
中国图象图形学报

2014
02
VOL.19

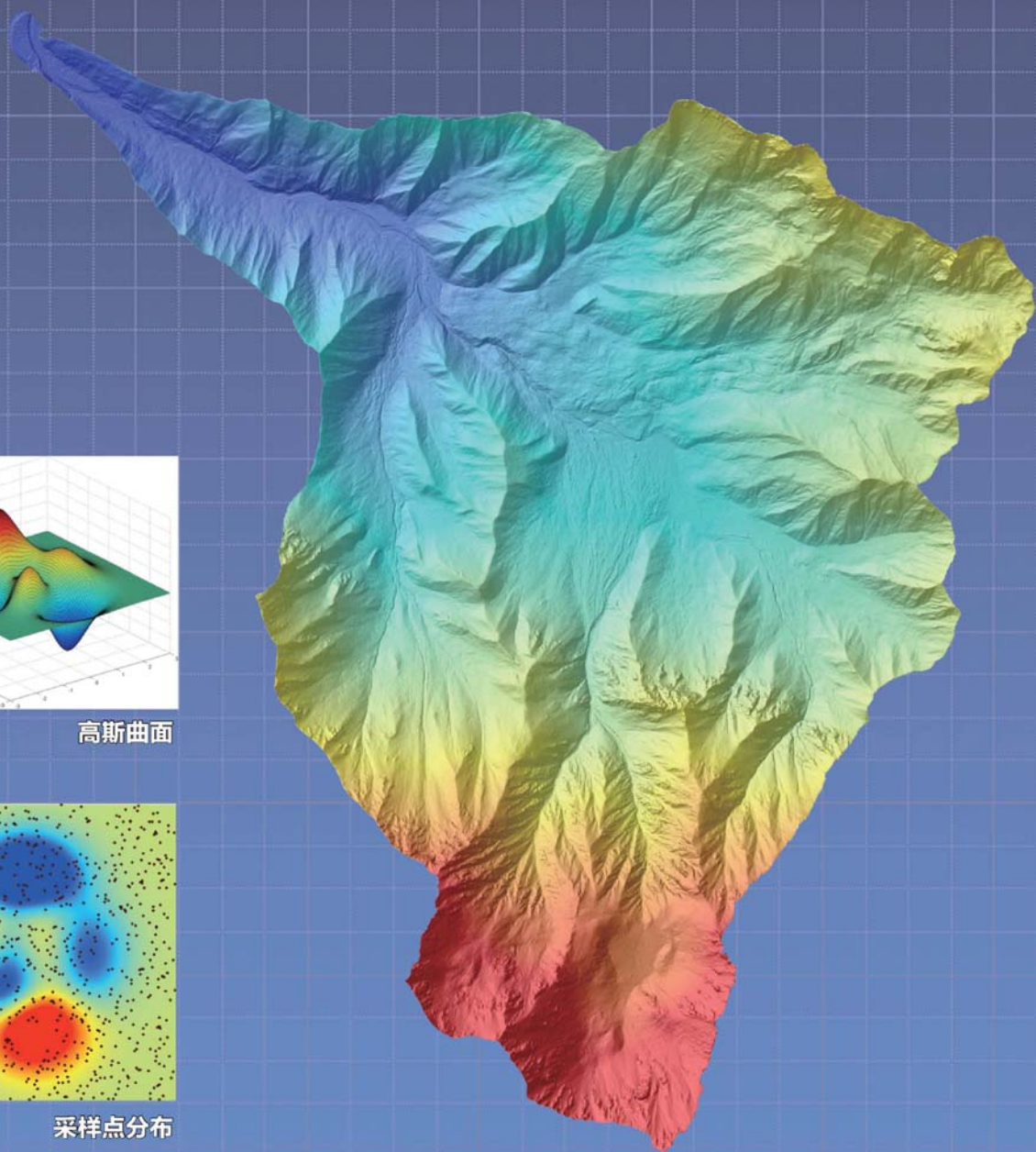
ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



高斯曲面



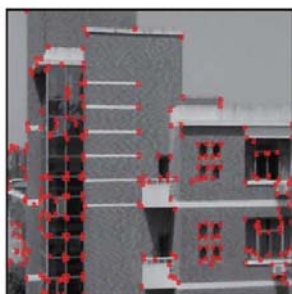
采样点分布



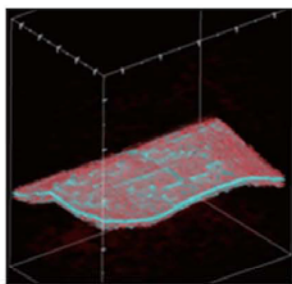
HASM地形模拟 P290



邻域最短距离法寻找最佳拼接缝(第227页)



曲率尺度空间与链码方向统计的角点检测(第234页)



目标特征指导的多分辨率体绘制算法(第283页)

计算机视觉前沿论坛

行为理解的认知推理方法

陶霖密, 杨卓宁, 王国建 0167

深度学习及其在目标和行为识别中的新进展

郑胤, 陈权崎, 章毓晋 0175

图像处理和编码

分布式视频编码中基于改进FCM聚类的相关噪声模型估计

杨春玲, 吴娟 0185

结合一阶自回归滑动平均和压缩感知的视频模型

王教余, 徐小红, 沈仁明, 廖重阳, 杨勋 0194

信息量加权的梯度显著度图像质量评价

徐少平, 杨荣昌, 刘小平 0201

优化加权TV的复合正则化压缩感知图像重建

费选, 韦志辉, 肖亮, 李星秀 0211

消除图像伪轮廓的各向异性自适应滤波

倪婧, 王朔中, 廖纯, 曾兴 0219

邻域最短距离法寻找最佳拼接缝

郑悦, 程红, 孙文邦 0227

图像分析和识别

曲率尺度空间与链码方向统计的角点检测

曾接贤, 李炜烨 0234

基于方向特征的手掌静脉识别

周宇佳, 刘娅琴, 杨丰, 黄靖 0243

复杂环境下高效物体跟踪级联分类器

江伟坚, 郭躬德 0253

图像理解和计算机视觉

均值规范化对比度的局部特征描述符

颜雪军, 赵春霞, 袁夏, 徐丹, 刘凡 0266

计算机图形学

三角域上Said-Ball基的推广渐近迭代逼近

张莉, 李园园, 杨燕, 檀结庆 0275

目标特征指导的多分辨率体绘制算法

郭思奇, 鲁才, 聂小燕 0283

地理信息技术

高精度曲面建模优化方案

赵明伟, 岳天祥, 赵娜 0290

医学图像处理

应用于人体关节缺损修复的建模与可视化

邢慧君, 杨健, 李勤 0297

小邻域统计信息核磁共振医学图像分割模型

张建伟, 方林, 陈允杰, 詹天明 0305

遥感图像处理

结合暗通道原理和双边滤波的遥感图像增强

周雨薇, 陈强, 孙权森, 胡宝鹏 0313

改进NSCT和IHS变换相结合的遥感影像融合

刘慧, 周可法, 王金林, 王珊珊 0322

分段2维主成分分析的超光谱图像波段选择

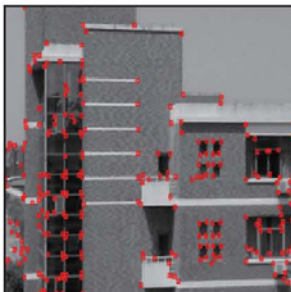
张婧, 孙俊喜, 阮光诗, 刘红喜 0328

CONTENTS

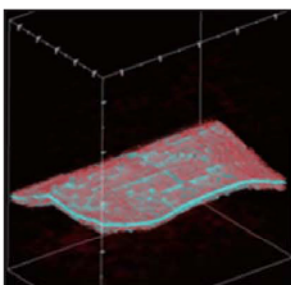
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Finding an optimal seam-line through the shortest distance in the neighborhood(P227)



Corner detection based on curvature scale space and chain code direction statistics(P234)



Target feature based multi-resolution volume rendering(P283)

Forum: Forefront of Computer Vision

Cognitive reasoning method for behavior understanding

Tao Linmi, Yang Zhuoning, Wang Guojian 0167

Deep learning and its new progress in object and behavior recognition

Zheng Yin, Chen Quanqi, Zhang Yujin 0175

Image Processing and Coding

Correlation noise modeling based on improved Fuzzy C-Means clustering in distributed video coding

Yang Chunling, Wu Juan 0185

Compressed sensing video model based on a first-order autoregressive moving average model

Wang Jiaoyu, Xu Xiaohong, Shen Renming, Liao Chongyang, Yang Xun 0194

Information content weighted gradient saliency structural similarity index for image quality assessment

Xu Shaoping, Yang Rongchang, Liu Xiaoping 0201

Compound regularized compressed sensing image reconstruction based on optimal reweighted TV

Fei Xuan, Wei Zhihui, Xiao Liang, Li Xingxiu 0211

False contour suppression with anisotropic adaptive filtering

Ni Jing, Wang Shuozhong, Liao Chun, Zeng Xing 0219

Finding an optimal seam-line through the shortest distance in the neighborhood

Zheng Yue, Cheng Hong, Sun Wenbang 0227

Image Analysis and Recognition

Corner detection based on curvature scale space and chain code direction statistics

Zeng Jiexian, Li Weiye 0234

Palm-vein recognition based on oriented features

Zhou Yujia, Liu Yaqin, Yang Feng, Huang Jing 0243

Efficient cascade classifier for object tracking in complex conditions

Jiang Weijian, Guo Gongde 0253

Image Understanding and Computer Vision

Local feature descriptor based on mean normalized contrast

Yan Xuejun, Zhao Chunxia, Yuan Xia, Xu Dan, Liu Fan 0266

Computer Graphics

Generalized progressive iterative approximation for Said-Ball based on triangular domains

Zhang Li, Li Yuanyuan, Yang Yan, Tan Jieqing 0275

Target feature based multi-resolution volume rendering

Guo Siqi, Lu Cai, Nie Xiaoyan 0283

Geoinformatics

HASM optimization based on the improved difference scheme

Zhao Mingwei, Yue Tianxiang, Zhao Na 0290

Medical Image Processing

Method of modeling and visualization for repairing of osteoarticular defect

Xing Huijun, Yang Jian, Li Qin 0297

Magnetic resonance medical images segmentation based on a local statistical information model

Zhang Jianwei, Fang Lin, Chen Yunjie, Zhan Tianming 0305

Remote Sensing Image Processing

Remote sensing image enhancement based on dark channel prior and bilateral filtering

Zhou Yuwei, Chen Qiang, Sun Quansen, Hu Baopeng 0313

Remote sensing image fusion based on an improved NSCT and IHS transformation

Liu Hui, Zhou Kefa, Wang Jinlin, Wang Shanshan 0322

Segmented 2DPCA algorithm for band selection of hyperspectral image

Zhang Jing, Sun Junxi, Ruan Guangshi, Liu Hongxi 0328

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)2-0266-09

论文引用格式: 颜雪军, 赵春霞, 袁夏, 徐丹, 刘凡. 均值规范化对比度的局部特征描述符[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(2): 266-274.
[DOI:10.11834/jig.20140212]

均值规范化对比度的局部特征描述符

颜雪军, 赵春霞, 袁夏, 徐丹, 刘凡

南京理工大学计算机科学与工程学院, 南京 210094

摘要: 目的 针对 SIFT (scale invariant feature transform) 特征描述方法存在特征维数高, 计算效率低等问题, 提出一种快速的, 低维数的局部特征描述方法, 即 MN-CCH (mean normalized contrast context histogram)。方法 首先对局部特征区域内的像素进行均值规范化处理, 得到局部特征区域的规范化对比度值。然后, 在极坐标下以主方向为基准, 将局部特征区域划分成 32 个子区域, 统计每个子区域的正负对比度直方图。最后, 对统计结果进行归一化消除线性光照的影响, 得到 64 维的 MN-CCH 描述向量。结果 在图像变换数据集和小型图像检索数据库上的实验结果表明, 64 维的 MN-CCH 描述子可以达到与 128 维 SIFT 相当的匹配性能和相同的检索准确率, 在描述子生成和匹配效率上明显优于 SIFT 方法, 而且与同维数的 CCH 相比性能有明显的提高。结论 MN-CCH 描述子在保留与 SIFT 相当性能的前提下, 具有特征维数和计算效率的优势, 更适合在一些对计算和存储资源要求较高的应用 (如机器人导航、视觉 SLAM 等) 中使用。

关键词: 局部特征描述子; 对比度上下文直方图; 图像匹配; 图像检索

Local feature descriptor based on mean normalized contrast

Yan Xuejun, Zhao Chunxia, Yuan Xia, Xu Dan, Liu Fan

School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China

Abstract: **Objective** Because the contrast value and the two-bin contrast histogram are used, contrast context histogram (CCH) has the characteristics of low dimension and efficient computation. The CCH contrast value is calculated between every pixel in a local region and the center pixel of the region making the CCH contrast values be sensitive to the intensity changing of the center pixel. Usually, the stability of the center intensity depends on the accuracy of the local feature detector position, which is susceptible to noise, image transformation and distortion, scale space discretization, and other factors. Furthermore contrast values in CCH are not constant illumination invariant because the intensity of the center point is not the mean intensity of the whole local region in most instances. As a result, CCH descriptors cannot get competitive performance when compared to the standard SIFT (scale invariant feature transform) descriptor. In addition, the SIFT descriptor has the characteristics of high dimension and low computational efficiency. In order to solve these problems, a fast and low-dimensional local descriptor is proposed, which is called mean normalized contrast context histogram (MN-CCH). **Method** MN-CCH firstly calculates the Gaussian weighted mean of the whole local region. The core of the Gaussian kernel coincides with the center of the local region. The local region is normalized by its weighted mean to obtain the region's normalized contrast values. Then, the local region is divided into 32 sub-regions in the log-polar coordinate system, and a two-bin positive-negative contrast histogram is built for each sub-region. To overcome the linear light changes, the 64-dimension MN-CCH vector is normalized to a unit vector. As the Gaussian weighted mean is used, MN-CCH contrast values are more

收稿日期: 2013-06-25; 修回日期: 2013-09-02

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61272220); 江苏省自然科学基金项目 (BK2012399)

第一作者简介: 颜雪军 (1987—), 男, 南京理工大学模式识别与智能系统专业博士研究生, 主要研究方向为局部特征描述方法、机器人控制。E-mail: aimar_yxj@126.com

stable for the feature location error when compared to the center point intensity used in CCH. In addition, the normalized contrast values are constant illumination invariant, which helps to improve the MN-CCH's performance. **Result** The image matching experiment in the Mikolajczyk image transformation dataset shows the proposed MN-CCH outperforms the CCH descriptor in most image transformations, especially in natural images and texture images. The image matching result also shows that the MN-CCH overcomes the low Recall in lower 1-Precision and noise-sensitive problems exist in the CCH descriptor. The proposed 64-dimension MN-CCH gets competitive performance when compared to 128-dimension SIFT descriptor in the image matching experiment. The retrieval test on the PCA-SIFT's retrieval dataset shows that MN-CCH gets the same retrieval accuracy as SIFT does, which is higher than the CCH descriptor. MN-CCH's descriptor building and matching time is identical to the CCH as these two methods have the same dimension and complexity, which is more efficient than the SIFT descriptor as SIFT's tangential calculation in descriptor building is time-consuming and SIFT uses a higher descriptor dimension. **Conclusion** MN-CCH outperforms the CCH descriptor in both image matching and retrieval tests as it overcomes CCH's feature location error sensitive and contrast values are not constant illumination invariant, drawbacks. The proposed method has higher descriptor building speed and lower descriptor dimension, but it still gets competitive performance when compared to the SIFT descriptor. As a result, MN-CCH is more suitable in applications requiring high computing and large storages resources, such as mobile robot real-time navigation, visual SLAM and so on.

Key words: local descriptor; contrast context histogram; image matching; image retrieval

0 引言

局部特征对旋转、尺度等图像变换具有不变性,在遮挡、噪声、图像模糊与压缩等因素影响下仍具有较强的鲁棒性,是近年来视觉邻域的研究热点之一,在图像匹配、图像拼接、机器人视觉导航等领域有着广泛的应用^[1-4]。如何在特征邻域内寻找有效信息并对其进行编码是局部特征研究需要解决的一个基本问题,本文将主要讨论局部特征描述子的构造方法。

在利用特征检测算法提取特征区域之后,特征描述方法需要解决的问题是构建特征邻域信息的有效描述。目前,研究者提出了多种典型的局部特征描述方法,其中,最为经典的特征描述子为 SIFT (scale invariant feature transform) 特征^[1]。SIFT 特征采用 3 维梯度方向直方图来对特征区域进行编码,产生 128 维的特征描述向量。Mikolajczyk 等人^[5]在 2005 年对各种描述子的对比研究表明,SIFT 和同样采用梯度方向直方图的 GLOH (gradient location and orientation histogram) 在多种图像变换中优于其他特征描述方法。虽然梯度直方图作为一种有效的信息编码方式在后续的一些特征描述方法(如文献[6])中得到应用,但研究人员发现梯度方向估计中的反切计算是描述子生成过程中较为耗时的步骤。近年来,研究者主要研究基于灰度强度序编码的局部特征描述方法。由于灰度通常是特征区域的直接表现

形式,因此灰度强度序计算比梯度估计是更为直接快速。Heikkila 等人^[7]提出了一种采用 CS-LBP (center symmetric local binary pattern) 编码的局部特征描述方法,由于 CS-LBP 编码只比较像素间的灰度强度,因此速度较快,最后对 CS-LBP 编码采用直方图统计的方法得到最后的局部特征描述。为提高 CS-LBP 编码的局部特征的性能,文献[8]提出了一种基于三值 CS-LTP (center symmetric local ternary pattern) 编码的局部特征描述方法,由于采用三值编码,因此 CS-LTP 在计算效率上不如 CS-LBP。文献[9]对像素周围 4 个像素的灰度强度序进行编码,提出了 LIOP (local intensity order pattern) 描述子。Fan 等人^[10]采用旋转不变的方式对像素进行 CS-LBP 编码,提出了 MRRID (multi-support region rotation and intensity monotonic invariant descriptor) 描述子。此外,灰度强度序描述子还包括 IWCS-LTP^[11]等。这类基于灰度强度序的描述子在计算效率和性能上一般都优于 SIFT 描述子,但通常在特征维数上也大于或等于 SIFT 的 128 维。以 CS-LBP 为例,8 邻域的 CS-LBP 编码长度为 4 比特,需要 $4^2 = 16$ 维的直方图才能对 CS-LBP 进行统计,考虑将特征区域分割成 16 个子区域进行直方图统计,特征描述子的维数将达到 256 维。

Huang 等人^[12-13]提出了一种快速,低维数的基于灰度对比度的描述子——对比度上下文直方图 (CCH)。CCH 描述子对正负对比度进行统计,具有计算快速的特点,而且由于正负对比度直方图只有

2 维,能有效控制特征描述向量的最终维数。在分割成 32 个子区域的前提下,CCH 描述子的特征维数也只有 64 维。CCH 描述子在存储和计算资源受限的平台(如移动机器人)下具有较高的实用价值。本文结合 CCH 描述子的优点,针对 CCH 描述方法存在匹配性能不足的问题,提出一种均值规范化的对比度上下文直方图(MN-CCH)。MN-CCH 保留了 CCH 计算快速,低维数的特点,匹配性能较 CCH 有明显的提高,达到与 128 维 SIFT 特征相当的性能。

1 MN-CCH 描述子设计

首先简要介绍 CCH 描述子^[12-13]的构造原理,在此基础上分析 CCH 描述子存在的不足,并提出本文的 MN-CCH 局部特征描述方法。

1.1 CCH 描述子

构建局部特征描述子首先需要对特征区域进行划分,CCH 采用极坐标下的环形区域划分方式。将特征区域旋转至特征主方向后,CCH 描述子在极经和极角方向上对特征区域进行分割。图 1 所示为在 Huang 在文献[11-12]中所建议的区域划分方式,将特征局域划分成 32 个互不相交的子区域。

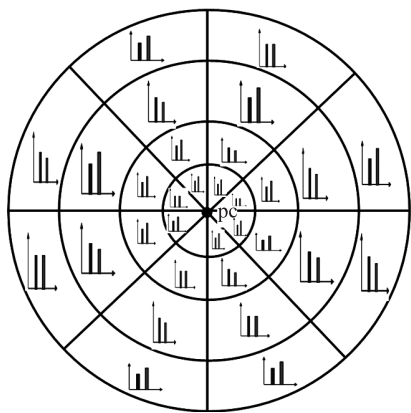


图 1 CCH 描述子区域划分方式

Fig. 1 Local area partition of CCH descriptor

CCH 描述子在每个子区域中采用式(1)统计 2 维正负对比直方图。

$$\begin{cases} H_{R_{i+}} = \frac{\sum (I_i^+ - I_{P_c})}{N_i^+} \\ H_{R_{i-}} = \frac{\sum (I_{P_c} - I_i^-)}{N_i^-} \end{cases} \quad (1)$$

式中, I_i^+ 与 I_i^- 分别表示子区域 R_i 中大于和小于中

心像素灰度值 I_{P_c} 像素点对应的灰度值, N_i^+ 与 N_i^- 为区域内大于和小于中心像素灰度的点的个数。

最终将各个子区域的统计直方图组合成 CCH 描述向量

$$\mathbf{H}_{CCH} = (H_{R_{1+}}, H_{R_{1-}}, H_{R_{2+}}, H_{R_{2-}}, \dots, H_{R_{n+}}, H_{R_{n-}}) \quad (2)$$

文献[12]中采用 32 个子区域的分割方式的情况下,最终的 CCH 描述向量为 64 维。为消除线性光照影响,需要将式(2)的 CCH 描述向量归一化到单位向量。

由于 CCH 计算的是区域内像素与中心像素之间的对比度,避免了梯度方向估计,而且,环形区域覆盖的像素在特征主方向的变化中保持不变,避免了区域旋转操作,因此计算速度更快。同时,低维直方图统计方式也保证了 CCH 描述子在存储方面的优势。

1.2 MN-CCH 描述子设计

MN-CCH 首先计算局部特征点邻域的灰度均值,计算方法为

$$I_{mm} = \sum I_d \cdot w_d \quad (3)$$

式中, I_d 为特征点区域内像素点对应的灰度值, d 为像素点到中心像素点 P_c 的像素距离,为每个像素点赋予与 d 对应的权值 w_d , $\sum w_d = 1$,因此可以得到加权的灰度规范化均值 I_{mm} 。

MN-CCH 采用与 CCH 相同的区域划分方式,在极角方向按 8 个方向($\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$),在极经方向按照 4 个环形($r=0, 1, 2, 3$),将特征点区域划分成 32 个子区域(如图 1 所示)。按照 Huang 的建议,在 $r=3$ 时,特征区域的半径为 20.5 ($r = \ln 20.5 \approx 3$)。因此,像素块的大小为 41×41 。

进行均值计算和区域划分之后,在每个子区域中统计灰度直方图

$$\begin{cases} H_{R_{i+}} = \frac{\sum (I_i^+ - I_{mm})}{N_i^+} \\ H_{R_{i-}} = \frac{\sum (I_{mm} - I_i^-)}{N_i^-} \end{cases} \quad (4)$$

式(4)的直方图统计方式与式(1)的差别在于其采用子区域内像素点与区域灰度均值 I_{mm} 作对比度计算,而不是 CCH 中所采用的 I_{P_c} 。采用规范化灰度均值主要基于以下两点考虑:

1) 由于噪声、图像变换等因素的影响, 局部不变特征检测方法对特征点的定位会存在误差。Mikolajczyk 等人^[14]的研究表明在实际仿射变换中, 尺度变化并不一定是各向同性的, 随着尺度变化下, 特征点位置会发生偏移。在实际的应用中, 特征检索算法离散化尺度空间造成的精度限制, 噪声、图像变换等因素造成的灰度变化都会造成定位误差进而影响特征点灰度强度的变化。因此, 中心像素的灰度值 I_{p_c} 在图像变换中并不能保证是稳定的, 而特征点邻域灰度均值 I_{mn} 相比与 I_{p_c} 受定位误差的影响相对较小。

2) 由于局部特征检测算法通常检测的是斑点或角点响应极值, 并不是灰度均值点, 因此局部特征点的灰度强度基本上不可能是特征局域灰度均值。CCH 描述子所采用的像素灰度强度减中心像素灰度的对比度计算方式实际上并不具有常量光照不变性。为使进行统计的灰度对比度具有常量光照不变性, 在计算对比度时需要减去均值 I_{mn} 将对比度和归一化到 0。

最后, MN-CCH 描述向量可表示为

$$\mathbf{H}_{\text{MN-CCH}} = (H_{R_{1+}}, H_{R_{1-}}, H_{R_{2+}}, H_{R_{2-}}, \dots, H_{R_{n+}}, H_{R_{n-}}) \quad (5)$$

为消除线性光照不变性, 需要将式(5)中的向量归一化到单位向量。

值得注意的是, 刘萍萍等人^[15]提出的规范化强度对比描述子 (NICD) 采用与本文方法相似的规范化处理。NICD 描述子首先计算特征点周围 7×7 邻域像素的灰度均值和标准差, 然后利用计算得到的灰度均值和标准差对特征区域内的像素灰度强度进行规范化处理, 规范化处理后的灰度像素块具有常量和线性光照不变性。之后, NICD 采用 CCH 描述子所采用的构造方式, 即采用减中心像素灰度的方式获取对比度值, 并统计直方图。

NICD 描述子与本文方法的不同在于, NICD 采用规范化处理的目的是为了获得像素块的线性光照不变性。虽然规范化处理使得像素块具有常量和线性光照不变性, 但由于 NICD 计算对比度时依然减去中心点像素的灰度值, 因此实际计算得到的对比度值并不具有常量光照不变性。同时, NICD 的规范化处理并没有解决中心点灰度不稳定的问题。

2 实验结果与分析

为验证本文 MN-CCH 描述子的性能, 采用 VS2008 编程实现 MN-CCH、SIFT 以及与本文方法相

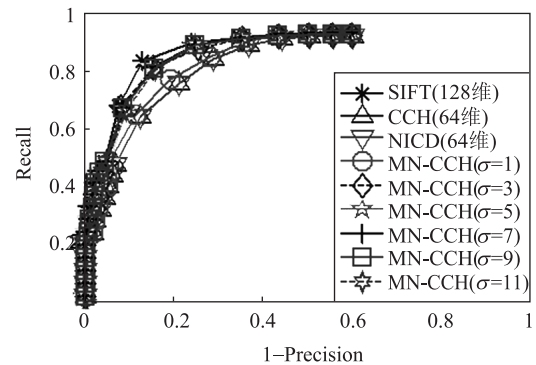
近的 CCH 和 NICD 特征描述方法。为了避免特征检测算法的差异对最终描述子性能的影响, 统一采用 SIFT 方法所使用的 DoG (difference of gaussians) 检测算法。因此, 除了 SIFT 描述子所采用的特征点区域略小于其他 3 种方法这点差异之外, 其他实验条件均相同。

在实验中, SIFT 描述子的维数为 128 维, CCH、NICD 和本文方法的维数均为 64 维。评价准则包括查全率—查错率 (Recall vs. 1 - Precision) 曲线, 运行与匹配时间和图像检索准确率等。

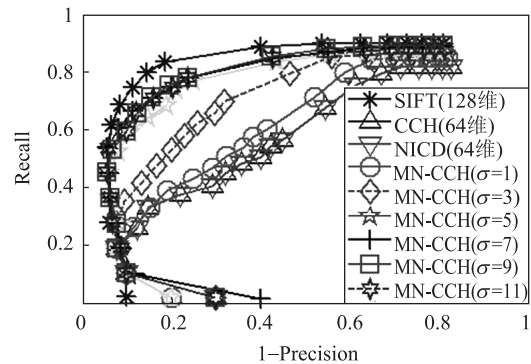
2.1 MN-CCH 权重选择对描述子性能的影响

由式(3)可知, 权重 w_d 的选择将影响最终描述子的性能。这里采用高斯权重策略, 考虑不同的 σ 选择对描述子性能的影响。

使用旋转和视角两组变换图像来评价描述子的性能, 特征描述的匹配采用最近邻匹配策略。旋转变换中图像只包含纯旋转, 因此特征检测算法提取的特征区域覆盖的像素可以认为是一致的, 而在视角变换中, 特征区域覆盖的像素范围会发生变化。两种图像变换的查全率—查错率曲线如图 2 所示。



(a) 旋转变换(New York 图像)



(b) 视角变换(Walls 图像)

图 2 权值选择对 MN-CCH 描述子性能的影响

Fig. 2 Evaluation for different selection of weighting

从图2的结果可知,在两种变换中,CCH描述子和NICD描述子的曲线基本是吻合的,这是由于NICD描述子虽然进行了规范化预处理获得线性光照不变性,但由于其采用CCH描述子相同的减中心像素灰度的方式计算对比度,因此,其并未克服CCH存在的不足。同时,CCH描述子最后将描述向量归一化到单位向量可以达到与NICD相同的线性光照不变性。由于两者曲线基本相同,在后续的实验中将只把CCH和SIFT描述子列入与本文方法的对比中。

在MN-CCH的权重选择中,当 σ 较小时($\sigma = 1$),MN-CCH描述子性能只略优于CCH描述子。这是由于当高斯核较小时,计算均值的像素只集中在中心点附近,其只是提供了一个比中心像素灰度更为稳定的参考值,并未得到常量光照不变的对比度。随着高斯核的增大,MN-CCH性能有明显的提高,并逐渐接近128维的SIFT描述子的性能。结合图2的实验结果和基于计算效率的考虑,在后续实验中,采用 $\sigma = 9$ 的高斯权重策略来计算局部特征区域规范化均值。

2.2 图像匹配实验

Mikolajczyk 图像数据集^[5]包含旋转变换、尺度变换、模糊变换、光照变换、视角变换和JPEG压缩等6种图像变换,能全面地评价特征描述子在各种图像变换下的性能。本实验中选取的对比方法为128维SIFT描述子和64维的CCH描述子,本文MN-CCH描述子也为64维。

在尺度和旋转变换中,New York图像对包含近100°的纯旋转,Bark图像对包含90°旋转,4倍因子的尺度变换。图3给出了3种描述子在旋转和尺度变换中的性能。本文MN-CCH都表现出与SIFT描述子更为接近的性能,而CCH描述子性能曲线都低于其他两种描述子。

图像模糊变换会弱化图像边缘信息并影响图像的灰度分布。图4给出了人工场景(Bikes)和自然场景(Trees)两组模糊变换下各描述子的性能曲线。在人工场景(图4(a))中,CCH描述子在低查错率下的响应率低于本文方法和SIFT描述子,总体曲线也略低于其他两种方法。在自然场景中(图4(b)),CCH描述子性能处于明显的劣势,这是由于Trees图像本身对比度变化幅度较小,CCH在统计对比度直方图时得到的对比度值都比较小,此时中心像素灰度值的细微变化都会影响对比度值的符号和大小变化,而在最后归一化到单位向量会放大这

种差异性。本文方法采用的加权均值规范化对比度和SIFT采用的相邻像素间灰度变化(梯度)方式对较小对比度图像的影响相对较小。

图5给出了3种描述子在光照变换和JPEG压缩变换中的性能。在这两种变换中,3种描述子的性能基本是一致的。

视角变换由相机位置移动造成的,会伴随着一定的尺度和光照变化。本文测试3种描述子在大约50°视角变换情况下在涂鸦图像(Graffiti)和纹理图像(Walls)中的性能。其中,涂鸦图像由于不存在交叉纹理,因此受较大的定位误差影响,采用最近邻匹配策略的查全率—查错率曲线只存在垂直曲线部分,较难评价3种描述子的性能,因此在涂鸦图像中,采用最近邻拒绝域的匹配准则。图6(a)为3种描述子在涂鸦图像中的性能曲线图,CCH描述子的性能明显弱于SIFT和本文方法MN-CCH,MN-CCH与SIFT性能曲线基本相同。在图6(b)的纹理图像中,CCH描述子曲线较低,这是由于纹理图像的灰度变化具有周期性,定位误差引起的中心像素灰度变化对描述子的性能影响较大,容易引入误匹配。SIFT描述子由于其实际统计的是相邻像素间的灰度变化(梯度),因此表现出较好的性能。MN-CCH较CCH描述子有明显的性能提升,与SIFT描述子性能较为接近。

总的来说,本文MN-CCH方法较原本的CCH描述子性能有明显的提高,这主要是由于MN-CCH描述子所统计的对比度具有常量光照不变性。CCH描述子受到中心像素灰度稳定性的影响以及不具有常量光照不变性的原因,容易引入误匹配,因此性能弱于本文方法。值得注意的是,CCH描述子虽然存在这些不足,但其在JPEG压缩、尺度变换中还是表现出不错的性能。CCH描述子计算的对比度值虽然不具有常量光照不变性,但实际上一致的特征点之间是受相同数量常量光照的影响,并且特征点周围像素灰度变换不大,所以在一些图像变换中表现出不错的性能。与此同时,相同数量的常量光照估计依赖于特征检测算法的定位精度以及特征区域的灰度变化,这也是为什么CCH描述子在自然场景图像(Trees)和纹理图像(Walls)中会引入较多误匹配的原因。本文MN-CCH描述子克服了CCH描述子存在的不足,在多种图像变换中表现优于CCH描述子的性能。64维的MN-CCH描述子在与128维的SIFT描述子对比中,均表现出与SIFT描述子相当的性能。

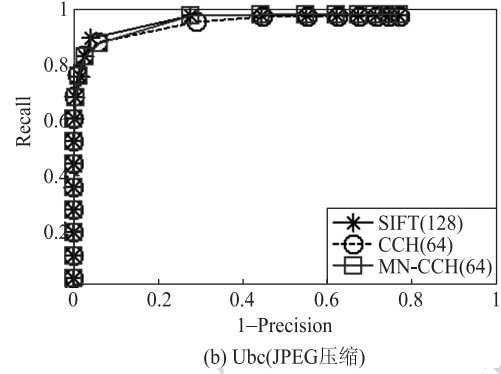
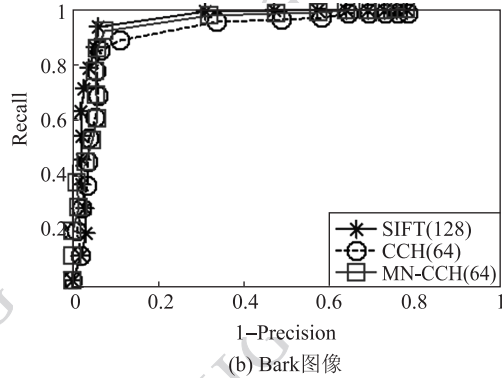
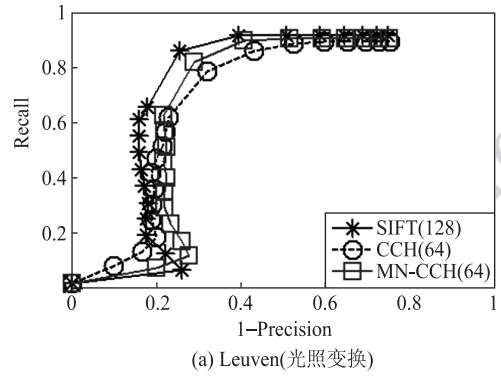
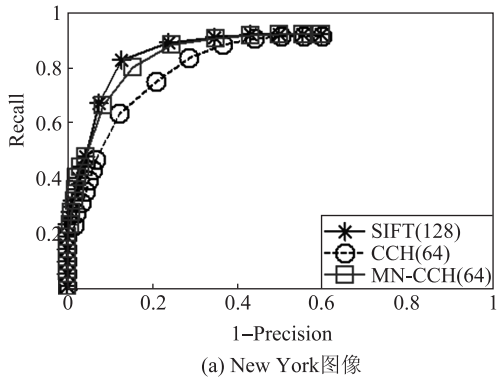


图 3 尺度和旋转变换性能曲线

Fig. 3 Performance of rotation and scale changes

图 5 光照和 JPEG 压缩变换曲线

Fig. 5 Performance of illumination and JPEG images

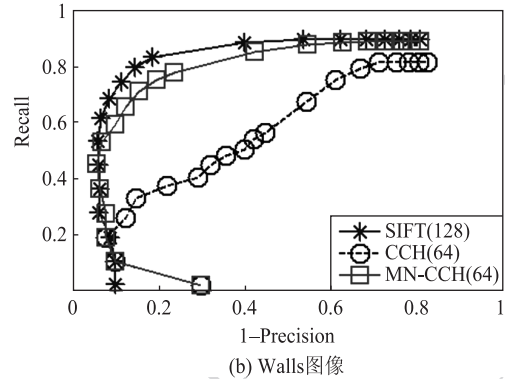
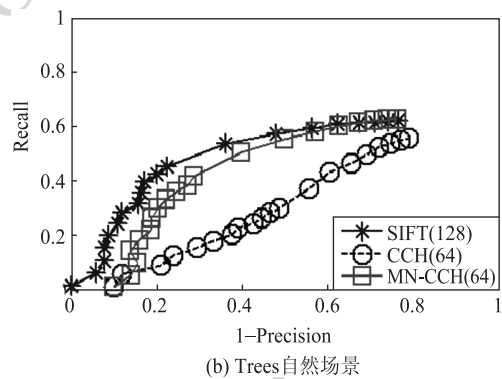
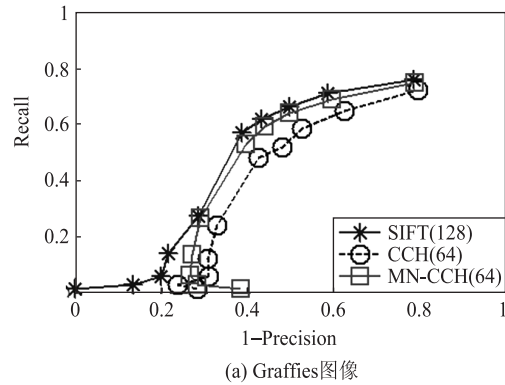
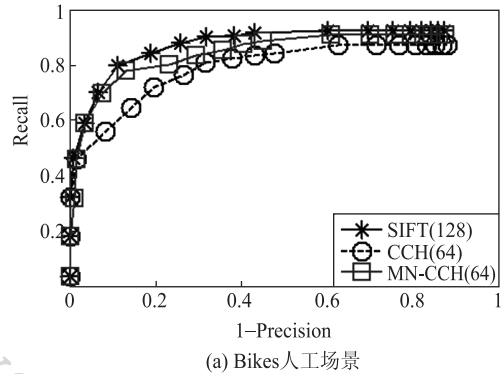


图 4 模糊变换性能曲线

Fig. 4 Performance of blur images

图 6 视角变换性能曲线

Fig. 6 Performance of viewpoint images

2.3 图像检索实验

在一个小型数据库(<http://www.cs.cmu.edu/~yke/pcasift>)中测试 MN-CCH 在图像检索中的性能。该数据库共有 30 幅图像,包含 10 个场景,每个场景包含同一物体的 3 组不同变换的图像。对所有图像分别提取 SIFT、CCH 和 MN-CCH 特征描述,然后进行图像间的局部特征匹配。特征匹配数作为图像间相似性的度量准则。特征匹配采用阈值匹配的方式,当特征间距离小于阈值时,则认为是一对匹配。基于阈值的匹配能提高检索速率,当找到一对匹配时可以直接返回结果,不需要遍历后续的图像特征。最后,图像检索准确率采用文献[16]的统计规则,取 1 幅图像作为被检索图像,其余图像作为测试图像,若匹配结果返回的最相似的 2 幅图像与被检索图像在同一场景中,则得 2 分;若只有 1 幅图像与被检索图像在同一场景中,则得 1 分;否则,不得分。整个系统的总分为 60 分,检索准确率为实际得分除以总分得到。

描述子性能越好越能减小误匹配的风险,提高图像检索准确率。表 1 给出了 SIFT、CCH、MN-CCH 3 种描述子在图像检索中的性能。128 维 SIFT 描述子和本文 64 维的 MN-CCH 描述子均达到了 58.3% 的检索准确率。CCH 描述子准确率较其他两种方法低 5%。这个结果与图像检索实验的结果是一致的,MN-CCH 描述子本身性能与 SIFT 较为接近,而 CCH 在一些图像变换中性能明显弱于其他两种方法,在图像检索中容易引入错误的匹配特征,进而产生错误的检索结果。

表 1 图像检索准确率

Table 1 Percentage of images correctly retrieved in retrieval application

特征描述方法(特征维数)	检索准确率/%
SIFT(128)	58.3
CCH(64)	53.3
MN-CCH(64)	58.3

2.4 运行时间测试

采用对图像检索实验中所有图像连续提取特征并匹配的方式来估计 3 种描述子的运行时间,以减少计算机 I/O 等因素对算法执行时间造成的影响。表 2 给出了归一化到 1 000 次特征生成和 1 000 000 次特征匹配后 3 种描述子的运行时间。在生成速度上,CCH 和 MN-CCH 明显快于 SIFT 描述子,这是由

于 CCH 和 MN-CCH 描述子避免了 SIFT 中的梯度方向估计操作,采用更为快速的对比度计算方式。MN-CCH 每生成 1 000 个特征比 CCH 慢约 13 ms,这是由于 MN-CCH 需要额外计算规范化均值。以本实验中采用 $\sigma=9$ 权重策略的 MN-CCH 为例,生成一个 MN-CCH 描述子要比 CCH 描述多进行大概 1 000 次加法和 600 次乘法运算。加速 MN-CCH 的方法是采用等权重的规范化均值策略,可以减少乘法运算,采用半径为 11 的圆形区域计算等权重均值的 MN-CCH 略低于采用的高斯权重策略的 MN-CCH,但较 CCH 描述子仍有较大的改进。同时,每 1 000 个特征 13 ms 的时间差距在大多数应用中可以忽略。

在特征匹配中,64 维的 CCH 和 MN-CCH 描述子的匹配速度明显快于 128 维的 SIFT 描述子。

表 2 特征描述生成与匹配时间

Table 2 Performance of descriptors representation and matching

特征描述方法(特征维数)	生成时间/s	匹配时间/s
SIFT(128)	1.014	1.335
CCH(64)	0.585	0.813
MN-CCH(64)	0.598	0.813

2.5 MN-CCH 鲁棒性测试

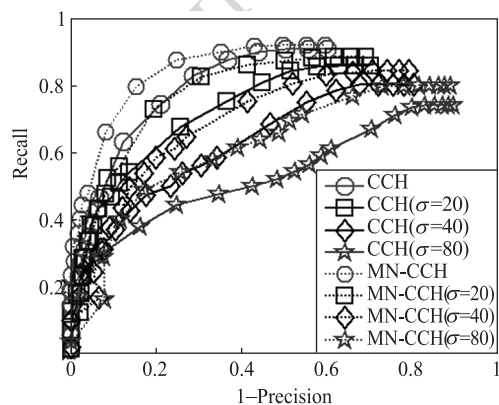
前面的实验结果表明,本文 MN-CCH 描述子匹配性能明显优于相同维数的 CCH 描述子。这是由于 CCH 描述子中的对比度计算过度依赖中心像素灰度的稳定性,并且,CCH 所采用的对比度计算方式得到的并不具有常量光照不变性。在 MN-CCH 描述子中,对比度计算更为稳定,并且由于均值规范化操作使得计算得到的对比度具有常量光照不变性,低维数的 MN-CCH 描述子能到达与 SIFT 描述子相当的性能。为验证 MN-CCH 描述子的鲁棒性,对图像本身和生成描述子的局部特征人为添加噪声,测试 MN-CCH 描述子在不同噪声水平下的匹配性能。

在图 7(a) 的实验中,对测试图像(灰度范围 $[0,255]$)添加不同层次的高斯白噪声($\sigma=20,40,80$),然后分别对图像提取 CCH 和 MN-CCH 特征。在这个实验中,噪声不仅影响最终特征区域的灰度变化,还影响特征检测算法的定位精度和特征主方向的估计精度。图 7(a) 的实验结果表明,在同等噪声水平下(用相同的节点形状标识),MN-CCH 描述子(虚线)均优于 CCH 描述子(实线)。同时发现,在采用添加了 $\sigma=20$ 高斯白噪声图像的 MN-CCH

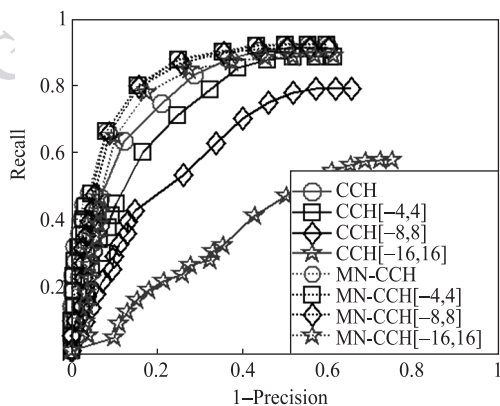
特征仍能达到与采用原始图像提取特征的 CCH 描述子相当的性能。

图 7(b) 的实验中, 采用原始图像提取局部特征区域, 由于采用相同的特征检测算法以及相同的图像, 因此 CCH 和 MN-CCH 描述方法的像素块输入是完全一致的。对特征区域像素块 (灰度范围 $[0, 255]$) 添加不同水平的均匀分布随机噪声, 然后分别提取 CCH 和 MN-CCH 特征。如图 7(b) 所示, 在对像素块添加了 $[-16, 16]$ 随机噪声之后的 MN-CCH 性能仍优于未添加噪声的 CCH 描述子。CCH 描述子性能对噪声的影响很敏感, 而 MN-CCH 描述子对噪声的影响下性能较为稳定。

从图 7 的实验可以看出, CCH 描述子性能易受噪声的影响, 这与中心像素受噪声造成的定位误差或噪声直接引起的灰度变化直接相关。MN-CCH 描述子在两组测试中都较为鲁棒, 甚至在较大的噪声干扰下仍能达到未添加噪声的 CCH 描述子相当的匹配性能。



(a) 对图像添加噪声



(b) 对特征区域像素块添加噪声

图 7 MN-CCH 性能分析 (New York 图像)

Fig. 7 Performance analysis of MN-CCH (New York image)

3 结 论

本文提出一种鲁棒的, 快速的低维数局部特征描述方法——MN-CCH。该方法针对 CCH 描述子存在的对比度不具有常量光照不变性和依赖中心像素灰度稳定性的问题, 采用加权的规范化均值来计算特征区域对比度, 计算得到的灰度对比度具有常量光照不变性, 提高最终描述子的匹配性能。实验结果表明, 本文 MN-CCH 描述子较原 CCH 描述子匹配性能有明显的提高, 尤其克服了 CCH 描述子在低查错率下响应率低, 自然场景图像和纹理图像性能不足, 对噪声影响敏感等问题。64 维的 MN-CCH 描述子在图像变换和图像检索实验中表现出与 128 维 SIFT 描述子相当的性能, 而且相比于 SIFT 描述子, MN-CCH 具有维数和计算效率的优势。在对计算和存储资源要求较高的应用中, MN-CCH 是 SIFT 描述子的有效替代方法。在未来的工作中, 希望结合 MN-CCH 描述子存储和计算效率上的优势, 将 MN-CCH 应用到机器人视觉导航, 视觉 SLAM 等实时应用中。

参考文献 (References)

- [1] Lowe D. 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] Barreto J P, Vasconcelos F. sRD-SIFT: keypoint detection and matching in images with radial distortion [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(3): 752-760. [DOI: 10.1109/TRO.2012.2184952]
- [3] Du Z L, Yang F, Li X L, et al. Foggy image blind detection by asymmetric search based on SIFT [J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(4): 442-449. [杜振龙, 杨凡, 李晓丽, 等. 利用 SIFT 特征的非对称匹配图像拼接盲检 [J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(4): 442-449.] [DOI: 10.11834/jig.20130412]
- [4] Zhang Z M, Zhi L J, Zhao D Z, et al. Entropic graph estimation integrated with SIFT features for medical image non-rigid registration [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(3): 412-418 [张少敏, 支力佳, 赵大哲, 等. 融合 SIFT 特征的熵图估计医学图像非刚性配准 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(3): 412-418.] [DOI: 10.11834/jig.20120316]
- [5] 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]
- [6] Yang H, Wang Q. A novel local invariant feature detection and description algorithm [J]. Chinese Journal of Computers, 2010, 33(5): 935-944. [杨恒, 王庆. 一种新的局部不变特征检测和描述算法[J]. 计算机学报, 2010, 33(5): 935-944.] [DOI: 10.3724/SP.J.1016.2011.009]
- [7] Heikkila M, Pietikainen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3): 425-436. [DOI: 10.1016/j.patcog.2008.08.014]
- [8] Gupta R, Patil H, Mittal A. Robust order-based methods for feature description [C]// Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, USA; IEEE Press, 2010: 334-341. [DOI: 10.1109/CVPR.2010.5540195]
- [9] Wang Z H, Fan B, Wu F C. Local intensity order pattern for feature description [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain; IEEE Press, 2011: 603-610. [DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126294]
- [10] Fan B, Wu F C, Hu Z Y. Rotationally invariant descriptors using intensity order pooling [J]. IEEE Transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(10): 2031-2045. [DOI: 10.1109/TPAMI.2011.277]
- [11] Zeng H, Mu Z C, Wang X Q. A robust method for local image feature region description [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(6): 658-664. [曾慧, 穆志纯, 王秀青. 一种鲁棒的图像局部特征区域的描述方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(6): 658-664.] [DOI: 10.3724/SP.J.1004.2011.00658]
- [12] Huang C R, Chen C S, Chung P C. Contrast context histogram-a discriminating local descriptor for image matching [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong, China; IEEE Press, 2006: 53-56. [DOI: 10.1109/ICPR.2006.415]
- [13] Huang C R, Chen C S, Chung P C. Contrast context histogram: an efficient discriminating local descriptor for object recognition and image matching [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(10): 3071-3077. [DOI: 10.1016/j.patcog.2008.03.013]
- [14] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, et al. A comparison of affine region detectors [J]. International journal of computer vision, 2005, 65(1-2): 43-72. [DOI: 10.1007/s11263-005-3848-x]
- [15] Liu P P, Zhao H W, Zang X B, et al. A fast local feature description algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(1): 40-45. [刘萍萍, 赵宏伟, 臧雪柏, 等. 一种快速局部特征描述算法[J]. 自动化学报, 2010, 36(1): 40-45.] [DOI: 10.3724/SP.J.1004.2010.00040]
- [16] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors [C]// Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA; IEEE Press, 2004: 506-513. [DOI: 10.1109/CVPR.2004.1315206]