

一种鲁棒的基于图像对比度的局部特征描述方法

颜雪军* 赵春霞 袁夏

(南京理工大学计算机科学与工程学院 南京 210094)

摘要: 该文提出一种鲁棒的基于对比度的局部特征描述方法,即独立元素对比度直方图(Independent Elementary Contrast Histogram, IECH)描述子。首先计算特征区域内各像素与被随机采样像素间的对比度值。然后,在极坐标下以特征主方向为基准,将局部特征区域分割成32个子区域,分别统计2维正负对比度直方图。最后,对统计结果进行归一化处理,产生64维的IECH特征描述向量。实验结果表明,该方法在保持与SIFT相当的匹配性能的同时,具有更快的特征生成速度与更低的特征维数。相比于具有相同时间复杂度与特征维数的对比度上下文直方图(CCH)方法,该方法描述子的性能有了明显的提高,更适合在实时应用中使用。

关键词: 图像检索; 图像匹配; 局部特征描述子; 对比度上下文直方图

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)04-0882-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00846

A Robust Local Feature Descriptor Based on Image Contrast

Yan Xue-jun Zhao Chun-xia Yuan Xia

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

Abstract: A robust local feature description method based on image contrast is proposed, which is called Independent Elementary Contrast Histogram (IECH) descriptor. First, the contrast value between each pixel in the local region and the pixel which is chose by random sampling is computed. Second, the local region is divided into 32 sub-regions starting from the dominate orientation in the log-polar coordinate system, and a 2-bins contrast histogram is calculated in every sub-region. Finally, the histogram vector is normalized to create the 64-dimensional IECH descriptor. By comprehensive comparison with other descriptors, the results indicate that the proposed descriptor is competitive with the performance of SIFT descriptor, while getting higher descriptor building speed and lower descriptor dimension. Moreover, the proposed method possesses a superior performance compared to the Contrast Context Histogram (CCH) descriptor with the same time complexity and descriptor dimension, and it is more suitable for real-time applications.

Key words: Image retrieval; Image matching; Local descriptor; Contrast Context Histogram (CCH)

1 引言

图像局部特征描述子是近年来计算机视觉领域的研究热点之一,被广泛地应用于图像匹配,目标跟踪,图像检索等视觉应用中^[1-3]。局部特征描述方法为局部特征点构建鲁棒的邻域信息表示,对尺度、旋转、视角等图像变换,以及噪声、遮挡等因素具有很强的适应性。局部特征描述子研究一个基本问题是:如何在特征点邻域内寻找到相关信息并对其进行有效的编码^[4],本文将着重探讨局部特征描述子的构建方法。

目前,研究者已经提出多种局部特征描述方法来量化描述特征区域的形状和纹理特性。最为典型的特征描述子是Lowe提出的SIFT特征^[1],其在特征点邻域内构建3维梯度方向直方图,产生128维描述向量。SIFT描述子对图像尺度变换与旋转具有不变性,而且对光照变化,噪声等也有较强的适应能力。Mikolajczyk等人^[5]在2005年对各种描述子作了全面的分析后发现,采用梯度信息的SIFT^[1]和GLOH明显优于其它描述子。但同时研究者们发现计算构建梯度信息是特征描述子构建中较为耗时的步骤,而利用灰度信息构建特征描述子也是一个有效途径。文献[6]提出了基于CS-LBP的局部特征区域描述方法,CS-LBP仅考虑了像素间比较的符号差,因此计算速度更快。Gupta等人^[7]提出一种基于三值编码CS-LTP的特征描述子。此外,近年来基

2013-06-14收到,2013-10-31改回

国家自然科学基金(61272220)和江苏省自然科学基金(BK2012399)资助课题

*通信作者: 颜雪军 aimar_yxj@126.com

于灰度强度序列的特征描述子还有 LIOP 描述子^[8], MRRID 描述子^[9]等等。虽然这类局部特征描述方法在计算效率上一般都优于 SIFT 方法, 但特征描述向量维数也都达到 128 维甚至更高。

Calonder 等人^[10]通过比较像素对强度来构建 BRIEF(Binary Robust Independent Elementary Features)特征描述子, BRIEF 采用位向量的方式编码, 存储效率明显提高。但位向量编码方式导致 BRIEF 只能用 Hamming 距离来计算特征间距离, 很难对搜索速度进行优化。此外, Takacs 等人^[11]发现采用 BRIEF 描述子的 ORB^[12]在匹配性能明显弱于 SIFT 方法。文献[4]提出了对比度上下文直方图(Contrast Context Histogram, CCH), 该描述子在计算速度以及特征维数方面都明显优于 SIFT 描述子, 但在匹配性能上略弱于 SIFT。本文针对 CCH 存在的性能问题, 提出一种新的基于对比度的局部特征描述方法, 即独立元素对比度直方图(Independent Elementary Contrast Histogram, IECH)描述子。实验结果表明, 本文方法匹配性能较 CCH 有明显的提高, 与 SIFT 性能相当。

2 IECH 描述子设计

本文先介绍与分析 CCH 描述子^[4]和 BRIEF 描述子^[10]的构造方法, 并在此基础上, 提出本文的独立元素对比度直方图(IECH)描述子的构造方法。

2.1 CCH 描述子

CCH 描述子在极坐标下对局部特征的环形区域进行划分。图 1 所示为文献[4]中建议的划分方式, 以中心点 P_c 为中心, 在极径方向将区域划分成 4 个环形(或圆形), 再在极角方向按照 8 个方向进行划分。因此, 区域被划分成 32 个互不相交的子区域。在每个子区域中统计 2 维正负对比度直方图:

$$\left. \begin{aligned} H_{R_{i+}} &= \frac{\sum (I_i^+ - I_{P_c})}{\text{Num}_i^+} \\ H_{R_{i-}} &= \frac{\sum (I_{P_c} - I_i^-)}{\text{Num}_i^-} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中 I_i^+ 与 I_i^- 分别为子区域 R_i 中灰度强度大于和小于中心点 P_c 灰度强度 I_{P_c} 的像素点的灰度值, Num_i^+ 与 Num_i^- 为区域内大于和小于中心点灰度的像素个数。最终的 CCH 描述向量为

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

n 为子区域个数, 最终的向量维数为 $2 \times n$, 按照文献[4]中采用的区域划分方式, CCH 描述子的维数为 64 维。为消除线性光照变化的影响, 需要归一化成单位向量。

2.2 BRIEF 描述子

BRIEF 特征描述子表现为一个特定长度的位向量, 考虑邻域像素块, 则位向量的值可以通过式(3)计算:

$$\tau(\text{patch}; \mathbf{a}, \mathbf{b}) = \begin{cases} 1, & I_a > I_b \\ 0, & I_a \leq I_b \end{cases} \quad (3)$$

式中 I_a, I_b 为像素块中 $\mathbf{a} = (x_a, y_a)^T$ 和 $\mathbf{b} = (x_b, y_b)^T$ 位置对应的灰度强度值。考虑 N 个像素对, 则 BRIEF 描述子可定义为

$$\text{BRIEF}_N(\text{patch}) = \sum_{i=1}^N 2^{i-1} \tau(\text{patch}; a_i, b_i) \quad (4)$$

BRIEF 描述子具有很高的存储效率。测试对 (\mathbf{a}, \mathbf{b}) 集合采用随机采样的方法选取, Calonder 等人^[10]的实验结果表明, 当 \mathbf{a}, \mathbf{b} 的各坐标分量均独立同分布于 $N(0, \sigma^2)$ 且 $\sigma = R/5$ 时, BRIEF 描述子性能最好。

2.3 IECH 描述子构造方法

本文采用 DoG 检测算法获得特征点局部特征像素区域。为使得构建的描述子具有旋转不变性, IECH 描述子需要将区域旋转至特征主方向上。采用本文 2.1 节 CCH 所采用的划分方式(图 1)将像素块分割成 32 个子区域。按照 Huang 的建议, 在采用 4 个环形区域($r=3$)的情况下, 像素块的半径为 20.5 ($r = \ln 20.5 \approx 3$), 即特征区域大小为 41×41 。

在每个子区域中, 统计 IECH 直方图:

$$\left. \begin{aligned} H_{R_{i+}} &= \frac{\sum (I_i^+ - I_b)}{\text{Num}_i^+} \\ H_{R_{i-}} &= \frac{\sum (I_b - I_i^-)}{\text{Num}_i^-} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式(5)采用与式(1)相同的统计方法, 但对比度计算方法不同。在 CCH 中, 计算的是区域 i 内所有像素的灰度强度 I_i 与中心像素 P_c 之间的对比度强度。我们

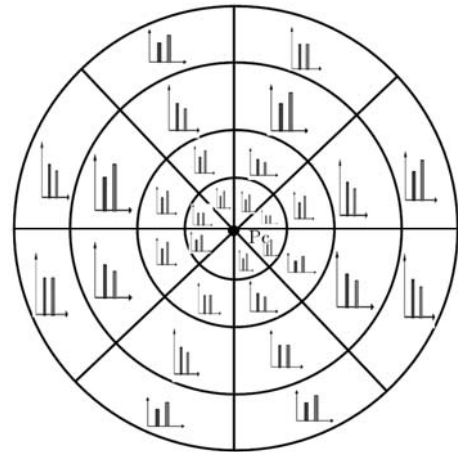


图 1 以 P_c 为中心的 64 维 CCH 描述子局部区域划分方式

认为, CCH 的对比度计算依赖 Pc 像素的灰度稳定性, Pc 的细微变化都会造成最终 CCH 描述向量的数值变化。而在图像变换以及噪声的影响下, 特征检测算法无法保障 Pc 的稳定性。此外, 为了获取更多的像素块空间信息, 计算区域 i 内所有像素与随机选择的像素点集合 \mathbf{b} 的灰度强度 I_b 之间的对比度强度, 并进行直方图统计。

最后, 将直方图统计结果构建成如式(6)所示 IECH 描述向量:

$$\text{IECH} = (H_{R_{1+}}, H_{R_{1-}}, H_{R_{2+}}, H_{R_{2-}}, \dots, H_{R_{n+}}, H_{R_{n-}}) \quad (6)$$

然后将式(6)归一化成单位向量来消除线性光照变换的影响。

IECH 描述子在构建过程中引入了 BRIEF 描述子中相似的像素对选择方法, 但两者之间存在明显的差异。按照 2.2 节关于像素点对集合 (\mathbf{a}, \mathbf{b}) 的定义, 在 IECH 中, 点集 \mathbf{a} 为区域内像素点的遍历, 点集 \mathbf{b} 采用 BRIEF 算法采用的随机采样策略在区域内采样产生。在半径为 20.5 的像素区域内, IECH 实际需要的点对数为 $1321 \left(\lfloor 20.5^2 \cdot \pi \rfloor \right)$ 。当集合 \mathbf{b} 中的元素全部为邻域中心点 Pc 时, IECH 描述子退化成 CCH 描述子。

3 实验结果与分析

为验证本文算法的性能, 本节在 VS2008 环境下实现对 SIFT, SURF, CCH 和 IECH 的对比实验。实验采用 Mikolajczyk 数据集^[5]和一个小型图像数数据库。匹配结果采用查全率-查错率 (Recall vs. 1-Precision, RP) 曲线来评价算法性能, 特征相似性采用欧式距离来度量, 采用最近邻准则 (Nearest Neighbor) 来决定特征之间的匹配结果。

3.1 IECH 中的测试点集的选择

如第 2.3 节所述, 在 IECH 中使用的像素点对集合 (\mathbf{a}, \mathbf{b}) 中, 点集 \mathbf{b} 通过采样选取。参考 BRIEF 算法, 本文采用如下的采样策略:

(1) \mathbf{b} 的各坐标分量独立同分布于 $(-R/2, R/2)$ 上的均匀分布;

(2) \mathbf{b} 的各坐标分量独立同分布于 $N(0, \sigma^2)$ 。

此外, 在策略(2)中, 采用多个 σ 值来评价其对 IECH 描述子性能的影响。选取旋转变换和视角变换两组图像来做测试, 结果如图 2 所示。在采用高斯采样的方法中, 除 $\sigma = 0.5R/5$ 时性能略差外, 其它基本相当。采用均匀分布采样的 IECH 在两组图像测试中呈现完全不同的结果, 在旋转变换中效果最好, 在视角变换中弱于采用高斯采样的方法。如图 2(a)在图像旋转变换中, 特征区域经主方向旋转之后几乎完全相同, 点集 \mathbf{b} 对的覆盖范围越大,

越能提高生成特征的独特性。如图 2(b)在视角变换中, 特征点邻域包含的灰度信息并不一致, 均匀采样的 IECH 虽然具有较好的独特性, 但会加大一致特征间的距离, 增加误匹配的风险。结合图 2 的结果, 在后续的实验, 采用策略(2)且取 $\sigma = R/5 \approx 4$ 的高斯采样来产生点集 \mathbf{b} 。

3.2 图像匹配实验

Mikolajczyk 数据集^[5]中的测试图像包含尺度, 旋转, 视角, 模糊, 光照和 JPEG 压缩共 6 种图像变换, 能较为全面地评价描述子在各种图像变换下的性能。对比算法采用标准的 SIFT, SURF^[13]和 CCH。实验中, SIFT 特征维数为 128 维, SURF, CCH 和 IECH 均为 64 维。

在尺度和旋转变换中, New Nork 图像只包含纯旋转, Bark 图像包含 4 倍因子左右的尺度变换。如图 3 所示, 在纯旋转的 New Nork 图像中, 低查错率的情况下, CCH 和 SURF 方法的响应率明显低于 SIFT 方法和 IECH 方法。在尺度变换中, 4 种方法的性能较为接近。

图 4 给出自然场景 Trees 和人工场景 Bikes 两组模糊变换图像的特征描述方法匹配结果。如图 4(a)和图 4(b)所示, CCH 方法在两组测试图像中均弱于 IECH 和 SIFT 方法, 而在 Trees 数据集上, SIFT 也要明显好于本文提出的 IECH。模糊变换会将图像本身的边缘纹理信息弱化, 这种弱化在自然场景中更为明显, 造成像素点区域的灰度强度在很小的范围内变化。较远像素间的对比度值不能较好地表现这种信息, 而 SIFT 采用的梯度统计方法考虑的相邻像素间的灰度值变化。SURF 在模糊变换中优于 CCH 描述子, 这与 SURF 采用的 Haar 小波分量与梯度一样考虑的是相邻像素间灰度变换有关。

在图 5(a)的光照变换和图 5(b)的 JPEG 压缩变换实验中, 4 种方法都显示了较好的匹配性能。

在视角变换中, 我们测试 4 种描述子在大约 50 度视角变换下的结构图像 (Graffies) 和纹理图像 (Walls) 中的性能。由于在结构图像中, 最近邻匹配策略产生的 RP 曲线不存在水平曲线, 所以本文在 Graffies 数据集中采用最近邻-拒绝域的匹配策略, 结果如图 6(a)所示, SIFT 和 IECH 的结果优于 CCH 和 SURF。在图 6(b)的纹理图像中, IECH 比 CCH 方法的性能有明显改进, 但也低于 SIFT。SURF 描述子在纹理图像中与本文方法较为接近。正负对比度在获取纹理信息方面存在一定的不足, 而梯度和 Haar 小波响应能更好地表现纹理信息。

总的来说, 本文的 IECH 描述子在多种图像变换中较 CCH 描述子有明显的提高, 尤其克服了 CCH 描述子在低查错率下响应率低, 纹理和模糊图

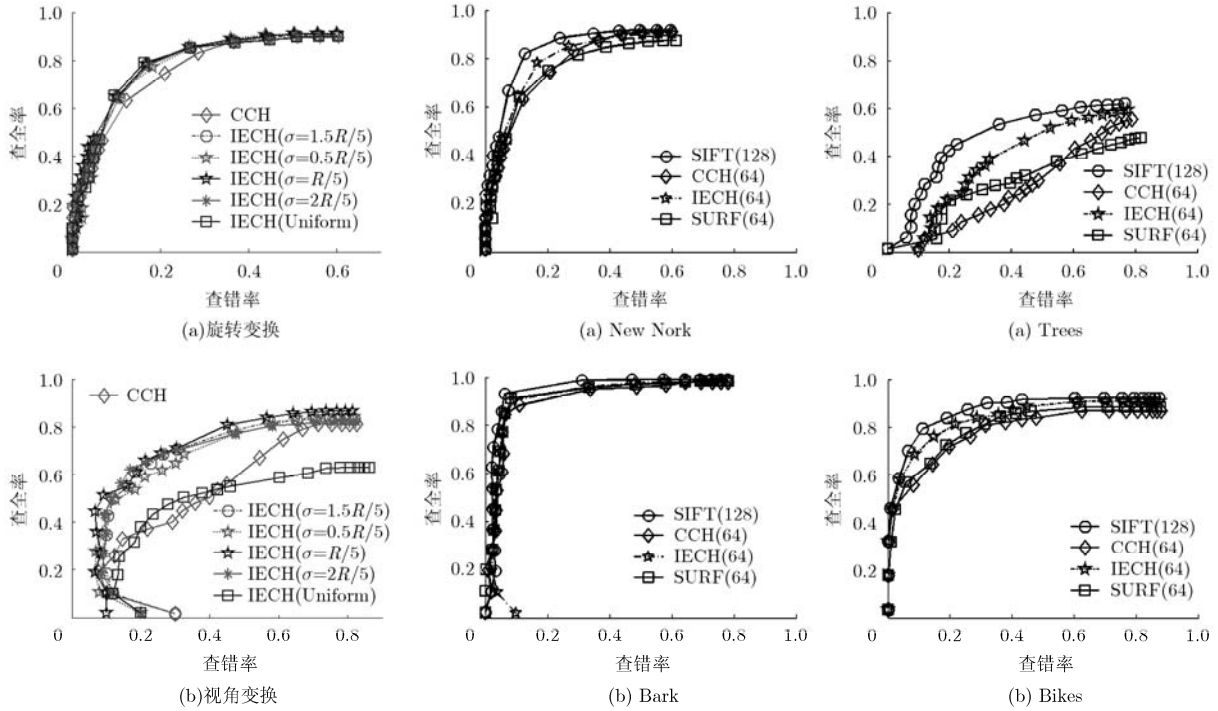


图 2 点集 b 的选择对特征描述方法性能的影响

图 3 旋转与尺度变换效果图

图 4 模糊变换效果图

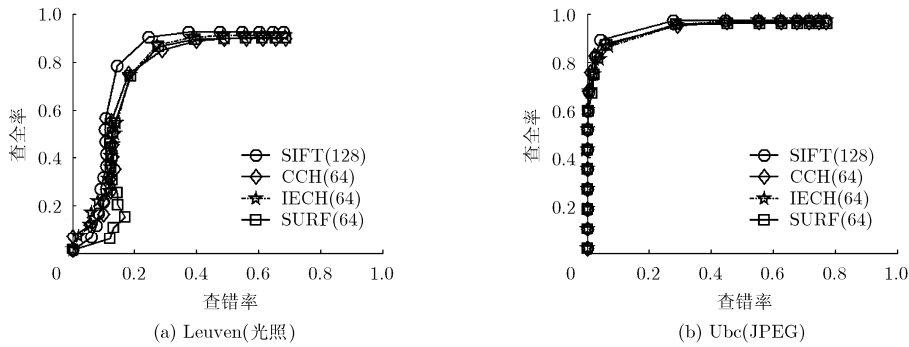


图 5 光照变换和 JPEG 压缩效果图

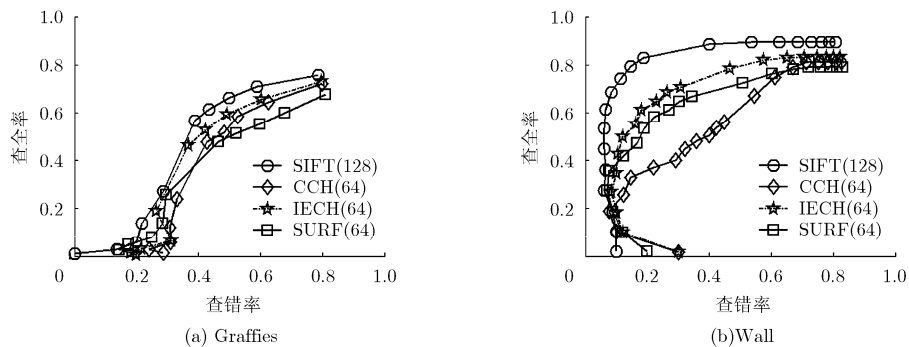


图 6 视角变换效果图

像性能较差的问题。在与 SURF 描述子的对比中，IECH 描述子的表现优于 SURF 或相当的匹配性能。IECH 描述子性能跟 SIFT 方法较为接近，虽然在各种图像变换中 IECH 性能都无法优于 SIFT 方法，

但考虑到 SIFT 的高维特征能保留更多的区域信息以提高其性能，IECH 描述子在采用 64 维特征时能获得较好的匹配性能，在存储受限的应用中具有较高的实用价值。

3.3 图像检索实验

本文在一个小型的图像检索数据库^[14]中测试 SIFT, SURF, CCH 以及 IECH 的检索性能。该数据库包含 10 个场景 30 幅图像。检索性能采用统计得分的方法计算, 依次将每张图像作为被检索图像, 其余作为测试图像。查找与被检索图像最相似的两张图像, 如果检索到的两张图像与被检索图像为同一组图像, 则得 2 分; 只有一张图像与被检索图像在同一组则得 1 分; 否则, 不得分。描述子的检索性能可以用其得分除以总分(60)得到。

采用阈值来决定特征之间的匹配, 当两个特征之间距离小于阈值的时候, 认为是一对匹配。阈值匹配有利于提高特征匹配速度, 当特征距离小于阈值时直接返回其匹配, 不需要遍历该图像所有的特征。表 1 给出了 SIFT, SURF, CCH 和本文方法 IECH 在图像检索实验中的检索准确率, 本文方法在图像检索实验中可以达到与 SIFT 相同的检索准确率, 这是因为 IECH 本身与 SIFT 性能较为接近。CCH 和 SURF 在图像变换实验中明显弱于 SIFT 和 IECH 方法, 在图像检索中容易引入更多的误匹配, 因此在检索准确率上要低于其它两种方法。

表 1 图像检索准确率

特征描述方法(特征维数)	准确率(%)
SIFT(128)	58.3
CCH(64)	53.3
IECH(64)	58.3
SURF(64)	55.0

3.4 算法运行时间测试

对检索实验中所有图像进行描述子生成与匹配来估算特征描述方法的计算效率。将特征生成次数归一化到 1000 次, 特征匹配次数归一化到 1000000 次后的各算法运行时间如表 2 所示。IECH 和 CCH 的特征生成速度要明显快于 SIFT 和 SURF 方法, 这是由于 SIFT 包含反切计算, 而 IECH 和 CCH 只需进行像素间的对比度计算。SURF 描述子生成单位像素两个方向的 Haar 响应需要 14 次加减运算。IECH 和 CCH 在单位像素上计算对比度值只需要 1 次减法运算。这也是 IECH 和 CCH 生成速度快于 SURF 的原因。IECH 在计算速度上略慢于 CCH(每 1000 个特征慢 15 ms)。CCH 与 IECH 的差别在于计算对比度的方法不同, 时间复杂度完全相同。这是由于在 IECH 中, 计算对比度所需的查找表很难整个装入 CPU 的 Cache 中, 计算过程中容易产生

表 2 特征描述生成与匹配时间

特征描述方法 (特征维数)	特征生成时间(s)	匹配时间(s)
SIFT(128)	1.010	1.335
CCH(64)	0.617	0.816
IECH(64)	0.632	0.816
SURF(64)	0.870	0.816

Cache 命中失败需要访问内存的问题, 因此速度上会慢于 CCH 描述子, 而且单位特征 0.015 ms 的时间差距在大多数应用中可以忽略。在特征匹配速度的对比中, 64 维的 SURF, CCH 和 IECH 方法在匹配速度上明显快于 128 维的 SIFT。

3.5 IECH 性能分析

以上实验表明, IECH 相比于 CCH 具有明显的性能优势。本文认为这是由于 CCH 的对比度计算过度依赖 Pc 像素的灰度值, Pc 的细微变化都会造成 CCH 描述向量的数值变化。在 IECH 中, 计算对比度的像素点由 Pc 换成一个像素点集合, 因此单一像素点的灰度变化对 IECH 影响相对较小。

本实验在描述子生成过程中添加噪声, 评估 CCH 和 IECH 描述子在不同噪声水平下的性能。图 7(a)的实验中, 直接对图像添加高斯白噪声, 噪声不仅对描述子生成有影响, 也会影响特征点的定位精度。图 7(a)给出了 IECH(深色虚线)和 CCH(浅色实线)在不同噪声水平下的匹配性能, 相同的噪声水平采用相同颜色的曲线表示, 如图 7(a)所示在同等噪声水平下, IECH 均优于 CCH 描述子。

为进一步验证灰度强度变化对描述子性能的影响, 对原始图像来产生局部特征点, 对像素块添加均匀分布的随机噪声, 然后分别产生 IECH 和 CCH 描述子, 结果如图 7(b)所示。结果表明, IECH 的优势更为明显, 在添加了在 $[-8, 8]$ 范围内随机采样的白噪声情况下, IECH 性能都略优于未添加噪声的 CCH。

以上实验表明, IECH 对噪声以及像素块灰度变化的影响更为鲁棒, 而 CCH 由于对比度计算依赖中心像素灰度, 使得特征点定位误差和噪声等因素都容易造成 CCH 性能的下降。

4 结束语

本文借鉴 BRIEF 描述子中随机采用像素对的思想, 和 CCH 描述子低维数, 计算快速的特点, 提出了一种鲁棒的低维数局部特征描述方法, 即 IECH 描述子。实验结果表明, IECH 采用低维数(64 维), 具有更快的生成速度, 且能够达到与 SIFT 相当的

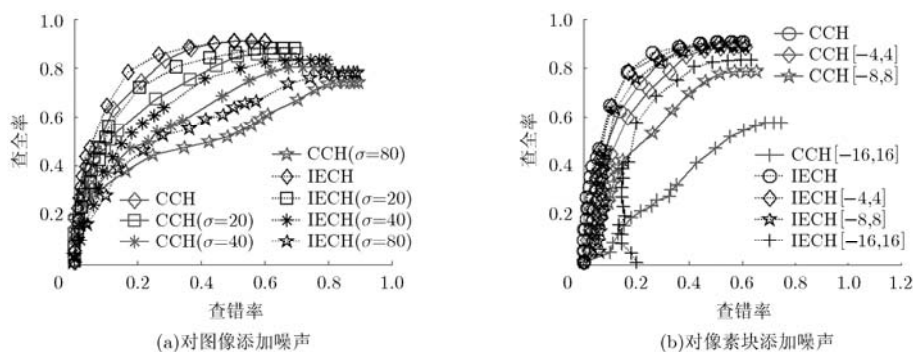


图7 IECH 性能分析

匹配性能。与 SURF 和 CCH 描述子相比, IECH 描述子在各种图像变换中均表现出优于或相当的匹配性能, IECH 描述子在低查错率下具有更高的响应率, 并且在噪声, 模糊变换, 纹理图像等图像变换中的表现更为鲁棒。图像检索实验也验证了本文算法的有效性。在未来的工作中, 我们将把 IECH 算法应用到移动机器人平台上, 实现机器人的实时视觉导航和视觉定位与地图创建(SLAM)等视觉应用的特征匹配中。

参考文献

- [1] Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] Barreto J P and Vasconcelos F. sRD-SIFT: keypoint detection and matching in images with radial distortion[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2012, 28(3): 752-760.
- [3] Tian Qi, Zhang Shi-liang, Zhou Wen-gang, et al. Building descriptive and discriminative visual codebook for large-scale image applications[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2011, 51(2): 441-477.
- [4] Huang C R, Chen C R and 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.
- [5] Mikolajczyk K and Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [6] Heikkila M, Pietikainen M, and Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(3): 425-436.
- [7] Gupta R, Patil H, and 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, 2010: 334-341.
- [8] Wang Z, Fan B, and Wu F. Local intensity order pattern for feature description[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Barcelona, 2011: 603-610.
- [9] Fan B, Wu F, and Hu Z. Rotationally invariant descriptors using intensity order pooling[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(10): 2031-2045.
- [10] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. Brief: binary robust independent elementary features[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Heidelberg, 2010: 778-792.
- [11] Takacs G, Chandrasekhar V, Tsai S, et al. Rotation invariant fast features for large-scale recognition[C]. SPIE Optical Engineering Applications. International Society for Optics and Photonics, 2012: 84991D-84991D-10.
- [12] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Barcelona, 2011: 2564-2571.
- [13] Bay H, Tuytelaars T, and Van Gool L. Surf: speeded up robust features[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Heidelberg, 2006: 404-417.
- [14] Ke Y and Sukthankar R. Test image dataset. <http://www.cs.cmu.edu/~yke/pcasift/>, 2004, 4.

颜雪军: 男, 1987年生, 博士生, 研究方向为局部特征描述、机器人控制。

赵春霞: 女, 1964年生, 教授, 研究方向为智能机器人技术、图像处理等。

袁夏: 男, 1981年生, 讲师, 研究方向为机器人导航、复杂环境建模。