

基于采样点组二值化策略的鲁棒二值描述子研究

刘红敏 李璐 王志衡

(河南理工大学计算机科学与技术学院 焦作 454000)

摘要 鉴于当前基于采样模型的二值描述子的采样信息相关度高且描述子的鲁棒性较低,通过改进视网膜采样模型,提出基于采样点组二值化策略的鲁棒二值描述子。首先,通过减少采样层数并增大采样点间的距离,设计出低采样点密度和低采样区域重叠度的改进视网膜采样模型。然后,在模型中的采样点圆形邻域内获取若干像素点,将其与采样点一起组成采样点组,分别计算两个采样点组对应点的灰度对比结果,并利用投票策略决定最终二值结果。最后,将采样点组的梯度对比信息与灰度对比信息一起编码生成描述子,以提高对相似灰度区域的描述力。通过对比实验可以看出,所提二值描述子对各种图像变化具有较好的鲁棒性且具有较好的匹配效果。

关键词 特征匹配,采样模型,二值描述子,采样点组

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.12.053

Sample Point Group Based Binary Method for Robust Binary Descriptor

LIU Hong-min LI Lu WANG Zhi-heng

(School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract Since a binary descriptor with a sampling pattern usually extracts information with high correlation and behaves less robust, through improving the retina sampling pattern, this paper proposed a novel sampling point group based binaryzation strategy to generate descriptor. Firstly, by reducing the number of sampling layers and enlarging the distance between sample points, an improved retina sampling pattern with low sampling density and low overlapping between sampling fields is designed. Then a sample point group is constructed by extracting some points surrounding a sample point in the pattern. Next, the binary result of a pair of sample point group is determined by voting their corresponding points' intensity tests. Finally, the image gradient information is also computed and added to the final descriptor so as to enhance descriptor's description power. Experiment results reveal that the proposed descriptor is robust to various image transformations and outperforms the four compared descriptors.

Keywords Feature matching, Sampling pattern, Binary descriptor, Sample point team

1 引言

作为计算机视觉的基本研究问题之一,局部图像特征匹配在图像配准^[1]、摄像机标定^[2]、人脸识别^[3]、图像复原^[4]等众多应用中有着重要地位。特征匹配的性能通常与局部特征邻域内的采样方式、特征描述方法密切相关。一般认为,性能较好的特征描述子不仅能将内容不同的局部特征区分开来,同时也能够将内容相同的局部特征关联起来。经典的浮点型描述子算法,如 SIFT^[5] (Scale-Invariant Feature Transform) 和 SURE^[6] (Speeded Up Robust Features),在几何、光学变换较大的图像中仍具有较好的鲁棒性,但其计算复杂且生成过程耗费的存储空间较多。

二值描述子具有匹配计算速度快、内存占用量小的优势,近几年备受研究者关注,并由此产生了许多描述子二值化方法。如 Heikkila 等人^[7]对 LBP(Local Binary Pattern)进行了

中心对称化修改,并利用其来替换 SIFT 方法中的梯度方向直方图,从而得到 CSLBP(Center-Symmetric Local Binary Pattern)特征描述子。Gupta 等人^[8]使用局部三位编码模型(Local Ternary Pattern, LTP)对 CSLBP 进行了推广。虽然这两种二值描述子存储占用量少,但其计算复杂度高且匹配性能较低。Calonder 等人^[9]通过在局部图像块内随机采样若干采样点对来计算灰度差,以得到二值描述子 BRIEF(Binary Robust Independent Elementary Feature)。但这种随机采样方法获取的采样点相关性较大,容易产生过多冗余信息,从而导致描述子的区别能力低,且该算法对旋转敏感。Rublee 等人^[10]在 BRIEF 的基础上,通过计算图像块的质心方向并使用贪婪算法筛选区别度较高的点对,得到旋转不变描述子 ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)。Leutenegger 等人^[11]提出了一种采样区域无重叠的圆形采样模型,利用模型中的远距离点对来计算主方向,实现了具有旋转不变的

到稿日期:2016-12-02 返修日期:2017-03-19 本文受国家自然科学基金(61472119, 61572173, 61472373, 61401150),计算机视觉与图像处理创新团队(T2014-3),河南理工大学杰出青年基金项目:基于二值特征描述子的图像匹配方法研究(J2016-3)资助。

刘红敏(1982-),女,博士,副教授,主要研究方向为计算机视觉, E-mail: hongminliu@hpu.edu.cn;李璐(1990-),男,硕士生,主要研究方向为计算机视觉;王志衡(1983-),男,博士,副教授,主要研究方向为计算机视觉。

BRISK(Binary Robust Invariant Scalable Keypoints)描述子。Alahi 等人^[12]受人眼视网膜模型的启发,提出了采样区域重叠度指数变化的 FREAK(Fast Retina Keypoint)采样模型,通过筛选若干采样点对计算主方向得到了旋转不变的 FREAK 描述子。虽然这两种二值描述子在匹配性能上有了很大的改进,但采样区域无重叠或采样区域过于重叠都将使得采样信息的独特性不足,导致描述子的性能受到限制。另外,采样点邻域内的不同灰度分布往往会得到相同的灰度对比结果。因此,仅编码灰度对比信息同样会影响描述子的区别度。

针对上述问题,本文提出一种基于采样点组的二值化策略,以增强描述子对图像变化的鲁棒性。首先,通过降低 FREAK 采样模型中的采样点密度和采样区域的重叠度,设计一种改进的采样模型。其次,为增强灰度对比结果对噪音、光照等因素的鲁棒性,取采样点圆形邻域内的多个像素点与该采样点构成采样点组结构。然后,对采样点组的灰度对比结果进行投票,将投票结果作为该采样点对的灰度二值化结果。为提高描述子的区别度,使用 ORB^[13]中提出的贪婪算法筛选出低相关度的采样点对。最后,计算采样点邻域的梯度对比信息并加入最终的二值描述子,丰富描述子包含的特征信息,提高描述子的描述力。

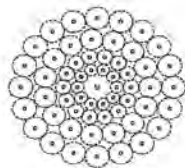
2 本文算法

2.1 采样模型的分析与设计

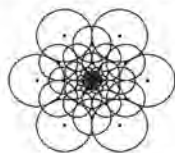
采样模型的设计对于基于采样模型的二值描述子的性能至关重要,性能优良的采样模型不仅可以在局部特征邻域内获得丰富的独特性信息,还能将这些信息编码成低相关度的特征描述子。在介绍构建的采样模型之前,将对当前流行的二值描述子 BRISK 和 FREAK 的采样模型进行分析。

2.1.1 BRISK 采样模型的分析

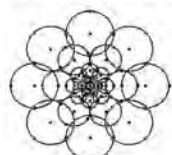
如图 1(a)所示,BRISK 采样模型由中心位置的 1 个单独的采样点和周围 59 个均匀分布在 4 个半径不同的同心圆上的采样点组成。



(a)BRISK 采样模型



(b)FREAK 采样模型



(c)本文采样模型

图 1 BRISK,FREAK 和本文所提采样模型的示意图

模型中同心圆的半径以及采样点邻域的尺寸由内到外逐渐增大且采样邻域无重叠。在以特征点为中心的局部图像块中,既可以在近特征点位置通过较小的采样邻域获取与特征点高度相关的细节信息,又可以在远特征点的位置通过较大的采样邻域获取特征点的轮廓信息。然而无重叠的圆形采样邻域产生了较多的空隙,使得局部图像块中某些位置的图像信息无法被获取。因此,BRISK 采样模型获取的图像信息有限,丢失了部分潜在且有用的图像信息。

2.1.2 FREAK 采样模型的分析

受人眼视网膜中神经节细胞的一些特征的启发(包括分布密度、作用等),Alahi 等人提出了如图 1(b)所示的 FREAK 模型。为近似人眼视网膜的 4 个区域在 FREAK 模型中分布了 43 个采样位置和采样密度由内到外呈指数递减的采样点。通过使用不同尺寸的圆形采样邻域来代替单个采样点,FREAK 模型同样在特征点图像块内获得了细节和轮廓信息。然而,观察 FREAK 采样模型不难发现其缺陷:1)在采样点分布上的问题。由于靠近模型中心位置的采样点分布过于集中,这使得不同采样点之间包含很多相似的图像信息,造成采样信息重复。2)在距离采样模型中心较远的位置,采样点分布过于分散,获取的特征点的轮廓信息较少。除此之外,FREAK 采样模型中采样点邻域重叠区域较大,使得经过高斯平滑后的距离较近的圆形采样邻域包含的灰度信息较为相近。因此,这种采样点内密外疏、采样区域高重叠的采样结构也会降低描述子的独特性。

2.1.3 本文采样模型的构建

图 1(c)给出了本文所提的采样模型。从外形上看,本文提出的采样模型也是多同心圆的圆形结构。采样模型由 28 个分布在 4 个半径不同的同心圆上的采样点组成。从采样模型的中心向外,处在同一个同心圆环上的采样点使用尺寸相同的圆形采样邻域,取圆形点邻域边界上分布的 4 个点与采样点共同组成采样点组。但与前两种采样模型不同的是,本文所提的采样模型有 3 个改进:1)模板内只使用了四层同心圆结构且同心圆半径呈指数级增大。虽然四层同心圆的结构在结构上与 FREAK 网膜模型相似,但是降低了采样点的分布密度。2)本文采样模型在相邻同心圆上均匀分布不同数量的采样点,进一步降低了处于不同层的采样点间的平滑域重叠度。图中每个采样点都有一个实线所围成的圆形邻域,且圆形邻域的大小与采样点的平滑滤波器尺寸相对应。3)为提高采样点对的灰度对比结果对光照、噪音等因素的鲁棒性,在每个采样点的圆形邻域边缘上又加入 4 个像素点作为辅助点来参与二值化过程的灰度对比。计算这 5 个点处的灰度对比结果,然后投票决定一对采样点邻域的灰度对比结果。具体的二值化过程将在 2.3 节中详细地介绍。

2.2 采样点对的筛选

虽然本文采样模型只有 29 个采样点,但组合任意两个采样点可产生 406 个采样点对。这些两两组合生成的点对中一些距离较近的采样点对以及公用一个采样点的两个点对容易在图像灰度变化平缓的区域获取相似的灰度对比信息,导致描述子的冗余信息增加。因此,若得到的所有点对都参与描述子的构建,则不仅会使描述子的维度增加还会使描述子间

的相似度过高而影响匹配性能。因此,为降低维度并获取低相关度的采样点对,本文将利用 ORB^[13]中提到的筛选策略,以当前待匹配图像中的特征点为训练集来获取与场景相适应的采样点对。筛选算法的具体步骤如下:

(1)在每个特征点处使用本文采样模型并测试所有的采样点对的灰度对比结果,灰度对比方法为:

$$\tau(p_i, p_j) = \begin{cases} 1, & I(p_i) > I(p_j) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

(2)构建一个数据记录表 D ,表格的每一行记录一个特征点处所有采样点对的灰度对比结果,每一列表示一个采样点对在该点处的灰度对比结果。

(3)计算表格每一列的均值以及均值与 0.5 的绝对差值(二值比特串均值越靠近 0.5,其方差越大)。然后根据每一列的绝对差值从小到大对所有采样点对进行排序。

(4)将排序后的第一个采样点对放入最终筛选的集合中,然后迭代地计算待筛选的点对与已筛选的点对之间的相关度,将相关度低于预设阈值的采样点对加入筛选集合中,直到完成点对筛选。

2.3 二值描述子的构建

2.3.1 主方向估计

为保证二值描述子具有旋转不变性,在构建描述子之前需要对每个特征点的主方向进行估计。本文通过使用采样模型计算特征点局部区域内的所有像素的水平梯度值 g_x 和垂直梯度值 g_y ,然后使用式(2)计算特征点的主方向 θ :

$$\theta = \text{atan2}(g_y, g_x), g_x = \sum dx, g_y = \sum dy \quad (2)$$

2.3.2 采样点组的结构

考虑到光照、噪音等因素对灰度对比结果准确性的影响,本文设计出如图 2 所示的采样点组结构:在每个采样点的圆域边界上按顺时针方向选取若干个像素点,第一个像素点位于采样模型与采样点连线的正方向上。为避免出现灰度对比结果中 0 或 1 的数目相同的情况,采样点邻域边界上的像素点数目必须为偶数。同时,记录二值化结果。最后,将采样点组的二值结果中占比较大的值(0 或 1)作为最终灰度对比结果。

例如,对图 2 中一对采样点做灰度对比时,采样点周围围绕的 8 个像素点也依次参与灰度对比测试。图中 $I(x_i, P)$ 和 $I(x'_i, P')$ 分别表示采样点组 $X_1 = \{p, x_1, x_2, \dots, x_8\}$ 和 $X_2 = \{p', x'_1, x'_2, \dots, x'_8\}$ 的灰度值。灰度对比规则是:如果 $I(x_i, P)$ 点组的灰度值大于 $I(x'_i, P')$, 则二值结果为 1, 否则为 0。从图 2 给出的灰度值示意图可以看出, P 点所在邻域的灰度总体上低于 P' , 因此该点对的灰度二值化结果为 0。

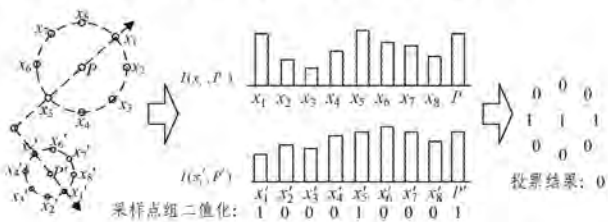


图 2 基于投票策略的采样点组的二值化过程示意图

2.3.3 二值描述子的构建

通常,二值描述子的构建方法是在特征点邻域内计算若

干采样点对的灰度二值化结果,然后按顺序串联二值结果形成一个多维矢量。但只使用图像灰度对比信息会限制描述子的区别力。为进一步清楚地说明问题,图 3 给出了采样模型中一组采样点对在 3 种不同灰度采样下的灰度与梯度二值化的结果。图中 p 和 p' 为采样点对,不同程度的灰色表示采样点邻域内的灰度分布情况, $t(I)$, $t(G_x)$ 和 $t(G_y)$ 分别表示灰度、水平梯度和垂直梯度的对比结果。虽然 3 种采样情况的灰度分布不同,由于采样点 P 的圆形采样区域的灰度均值大于 P' 相应的值,因此 3 种不同情况的灰度二值化结果相同但梯度二值结果不同。例如,图 3(a)中采样点 P 和 P' 的邻域内只有垂直方向发生了灰度变化,即 $t(G_x) = 0, t(G_y) = 1$;图 3(b)中采样点 P 和 P' 的邻域内垂直、水平方向都发生了灰度变化,即 $t(G_x) = 1, t(G_y) = 1$;图 3(c)中采样点 P 和 P' 的邻域内只有水平方向发生了灰度变化,即 $t(G_x) = 1, t(G_y) = 0$ 。由此可知,如果把采样点对的梯度对比信息也编码进描述子,那么不同的特征点就可以被尽可能地区分开。

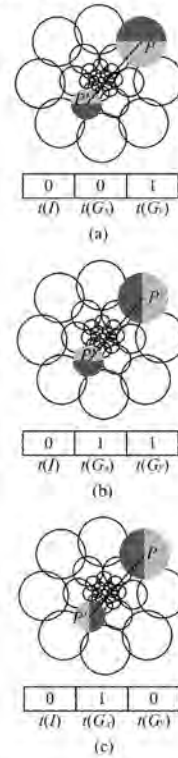


图 3 采样点对的灰度与梯度二值化示意图

如图 2 的假设所示,采样点组的二值化结果为一个多维的二值串。如果将所有采样点组的二值化结果直接串联来构建描述子,则会导致描述子冗余度和维度过大进而影响匹配性能。因此,通过投票方式对采样点组对比结果进行选择,生成一个一维的二值字节。这种投票策略不仅降低了描述子的维度和冗余度,还提高了对噪音等干扰因素的鲁棒性。为具体描述采样点组投票策略及描述子生成方法,利用公式进行表达。假设 m 为筛选的点对的个数, X_1 和 X_2 表示任意两个采样点组,每个采样点包含了 n 个邻域像素点。采样点组的投票策略和二值描述子 des 可分别由式(3)和式(4)表示:

$$t(X_1, X_2) = \begin{cases} 1, & \sum \tau(X_{1i}, X_{2i}) \geq \frac{n}{2} + 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$des = \sum_i (X_i, X_j) * 2^m, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq m \quad (4)$$

2.4 算法伪代码

筛选低相关度的采样点对如算法 1 所示。

算法 1 筛选低相关度的采样点对

输入:在待匹配图像中检测到的 FAST 特征点集合 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_i\}$ 和 $F' = \{F'_1, F'_2, \dots, F'_j\}$, 并记初始化的采样模型为 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$, 集合中 p_i 为任意两个采样点的组合 $\{p_i, p_j\}$

输出:经过筛选后的采样点对集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}, m=1, 2, 3, \dots$

1. 初始化 2. 3 节中提到的表格 $D = \emptyset$ 和输出集合 $C = \emptyset$

2. for (每个 FAST 特征点 $F_i \in F$ 和 $F'_j \in F'$)

3. {

4. 使用本文采样模型并旋转到特征点主方向 θ

5. for (采样模型 P 中的每个采样点对 p_i)

6. {

7. 灰度对比结果 $D(i, j) = \begin{cases} 1, & I(p_i) > I(p_j) \\ 0, & \text{others} \end{cases}$

8. }

9. }

10. 计算表格 D 中每一列的均值与 0.5 的绝对差值:

11. $Mean = |\text{mean}(D) - 0.5|$

12. 根据每列的 $Mean$ 值大小非递减排序相应的点对 p_i

13. 将排序后的 P 中第一个点对放入 C 中

14. for(采样点对集合 P 中剩余的点对 p_i)

15. {

16. 计算与 C 中已选点对的方差

17. if 方差大于 T_s

18. 将当前采样点对 p_i 放入集合 C 中

19. }

2.5 算法流程图

图 4 给出了所提算法的流程图,算法大致分为 3 部分:1) 获取 FAST 特征点并构建所提采样模型;2) 对采样模型中任意两采样点组进行组合,生成采样点对,并使用最小相关度为标准进行采样点对筛选;3) 使用得到的点对和采样点组二值化策略构建描述子。

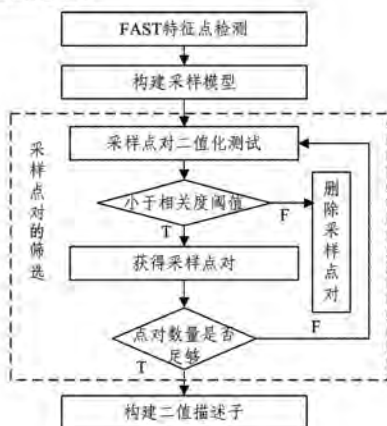


图 4 算法流程图

3 实验设计与评估

为充分展示所提描述子的性能,将其与 SURF^[6], BRIEF^[9], BRISK^[11] 以及 FREAK^[12] 在 Oxford 图像数据集下做匹配测试。图 5 给出了本文所使用的 6 组图像,其涉及到

的图像变化分别为:光照、模糊、视角、视角与旋转组合、旋转与尺度组合以及 JPEG 压缩。在此之前,将对特征点的获取和算法中所提到的几个参数的取值做分析。为准确评估参数取值,所有的参数实验都将基于 Mikolajczyk 等^[13] 提出的查全率-查错率准则来进行,且测试结果为多组不同图像匹配结果的平均值,描述子匹配策略为 NNDR (Nearest Neighborhood Distance Ratio)。

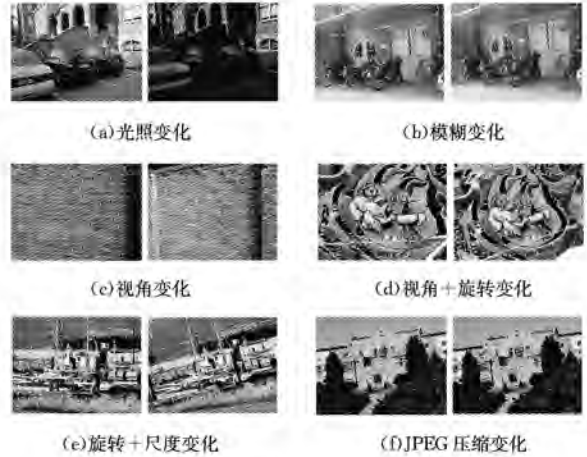


图 5 Oxford 数据集中包含不同图像变化的实验图像

3.1 特征点检测器

特征点检测是图像匹配的一个重要组成部分,也是基于模板匹配的第一步。目前,较为流行的特征点检测器根据其判定准则可以分为两种:1) 以角点作为特征点,这类特征点利用图像中某方面属性较为突出的点作为特征点,具有较高的鲁棒性,例如 Harris^[14] 以及改进之后尺度不变的 Harris-laplacian^[15]; 2) 将特定的滤波器的局部极值作为特征点,例如 SIFT 描述子中使用的高斯差分算子以及 SURF 中使用的快速海塞检测器。为了简化响应计算, Rosten 和 Drummond 等^[16] 提出了快速、高效的 FAST 准则并得到了 FAST 角点。为了展示所提描述子的性能,实验部分使用 FAST 角点检测器来获取特征点。

3.2 参数分析

采样模型中采样点的分布密度是影响描述子性能的重要因素,相邻同心圆上采样点的个数则是采样点密度的直观体现。因此,分析相邻圆环上采样点的数目是很有必要的。在表 1 中,将采样模型中的 4 组同心圆环由外到内按顺序划分为奇数层圆环和偶数层圆环,并分别设定采样点个数。由于算法中使用采样点组的投票策略来决定二值化结果,因此也要分析每个采样点的圆形邻域上像素点的个数。为避免投票结果出现均等而无法决策的现象,圆形邻域上像素点的数目必须为偶数。同时,像素点过少或过多都会使投票结果变得不准确,因此实验中设定邻域点个数 N 的取值为 $\{4, 6, 8\}$ 。

表 1 算法中参数的描述与取值设定

算法参数	参数值设定	参数定义
m	6, 8, 10	奇数层圆环上采样点的个数
M	6, 8	偶数层圆环上采样点的个数
N	4, 6, 8	采样点邻域像素点的个数

图 6 给出了表 1 中的参数在不同取值下描述子的平均查

全率与查错率曲线。图 6(a)给出了采样点组方式固定而采样点数目变化的测试结果。从实验结果可以看出,当 $m=8, M=6, N=4$ 时,二值描述子的匹配效果最好;当 $m=6, M=6, N=4$ 时,其匹配效果最差。其他情况中,当偶数层的采样点总数大于相邻的奇数层的采样点数目时,描述子的性能较好。这说明增加视网膜模型的外部采样点数量,可以进一步有效地获取更多有用的图像信息,从而提高描述子的匹配性能。图 6(b)是基于图 6(a)得到的采样点分布方式的邻域像素点分布情况的实验结果。从中可以看出,随着采样点组中邻域像素点的增加,描述子的匹配性能逐渐降低。这是因为过多的像素点会增大采样模型整体的采样密度,采样点组结构越复杂,获取的相近灰度信息就越多,参与投票的相似二进制比特占的比例就越大,从而使投票结果产生的二进制串相似度得到了提升。

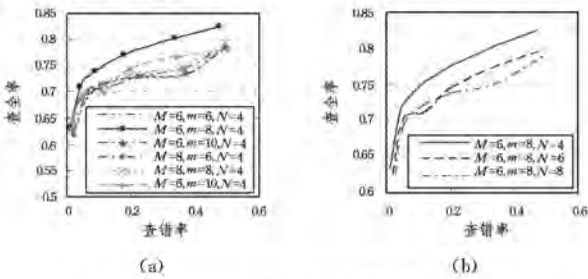


图 6 不同参数取值下描述子的匹配性能示意图

3.3 Oxford 图像集实验

图 7(a)给出了图 5(a)对应的实验结果,从统计结果可以看出,在相同的查错率下本文算法的查全率最高,而 BRIEF 算法的查全率最低。这是因为处于图像较暗区域的特征点具有相似的灰度邻域,致使 BRIEF 中的采样点对获得的灰度对比结果相似,所以无法区分相似特征点,从而产生大量误匹配。本文描述子通过筛选步骤去除了灰度对比结果相似度较高的点对,并利用采样点组的投票以及梯度二值化信息丰富了对图像中较暗区域特征点的描述,提高了相似特征点间的区别度,进而减少了特征点误匹配数量。

图 7(b)给出了图像模糊变化下各算法的匹配结果。当 NNDR 取最大值时,本文描述子的查全率超过了 0.8, FREAK, SURF 和 BRISK 算法的查全率都接近 0.8, 而 BRIEF 算法最高只达到 0.6。由此可见,当图像发生模糊变化时,本文描述子依然可以较好地识别特征点,且正确匹配率较高。这是因为图像模糊使得特征点邻域内灰度相近处的灰度差异被弱化,仅仅使用两极化的灰度对比方式无法精确地描述灰度差异程度,大量采样点对的二值化结果为相同的值。另外, FREAK 采样模型的重叠度过高导致描述子相似度较大,进而产生较多错误匹配, BRISK 和 SURF 算法的匹配性能也达到了预期,而本文描述子因加入的梯度对比信息使描述子在模糊图像中获取了更多的细节信息,进而获得了更好的匹配效果。

图 7(c)给出了如图 5(c)中视角变化情况下各算法的匹配结果。虽然大尺度的视角变化使得所有描述子的查全率较低,但从结果可以看出本文描述子的匹配性能略优于另外 3 种算法,远超 BRIEF 算法。这是因为在较大的视角变化下,

图像局部区域会发生明显形变,采样重叠度过高或均匀采样都会减少对两幅待匹配图像中匹配特征点的局部图像信息的获取。另外,图 5(c)中存在很多灰度相似的纹理细节,因此加入梯度信息会明显提高描述子的描述力,且采样点组投票策略增强了二值化的稳定性,进而减少了相似特征点的误匹配。

图 7(d)和 7(e)分别给出了旋转与视角、尺度复合变化下的图像匹配结果。在相同的查错率下,本文描述子和 FREAK 描述子的查全率都高于其他对比描述子。图 5(d)和图 5(e)均存在旋转变化,同时,图像中存在灰度及纹理相似的区域,正如 FREAK^[12]和 Field^[17]中所提到的,视网膜模型的重叠区域可以额外获取一些冗余信息,提高描述子的区别力。另外,FAST 角点检测器在这两幅图中提取了大量距离较近的特征点,这些点具有灰度变化范围较小且相似的局部邻域。由于本文描述子增加了对灰度分布敏感的梯度信息,因此描述子对灰度相似的特征点有较好的区别度。

图 7(f)给出了图像发生 JPEG 压缩时的匹配结果。本文描述子的匹配性能最好,当 NNDR 取最大值 1 时,其查全率几乎接近 1,而查错率接近 0.1;匹配性能由高到低排序为 FREAK, BRISK, SURF 和 BRIEF。首先,这说明即使灰度级被压缩,二值描述子同样可以具有较高的匹配准确度。其次,压缩后的图像中产生了大量的类似噪音的局部灰度块,特别是在大片的绿色植物区域。本文描述子基于采样点组投票消除噪音对二值化的干扰,而且通过加入梯度信息,增强了对相似区域的描述力。此外,相比于 FREAK 和 BRIEF 的匹配结果,本文描述子的低查错率也体现了改进的采样模型对降低描述子相关度的作用比较明显。

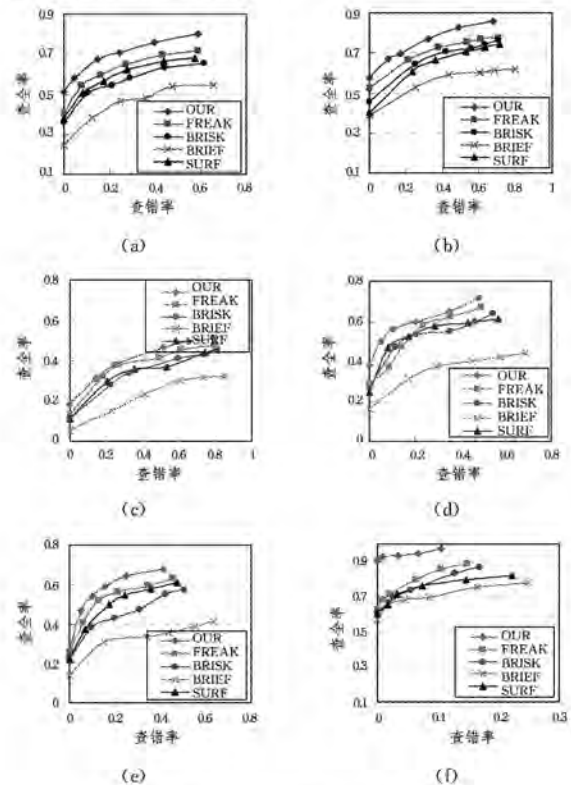


图 7 描述子匹配性能对比结果示意图

3.4 噪音与非线性光照下的匹配分析

为进一步说明本文描述子在高斯噪音和非线性光照变化

下具有较好的匹配性能,选取两组加有不同强度高斯噪声的图像以及两组非线性光照变化的图像在相同条件下与 FREAK 和 BRISK 进行对比实验,并在 $NNDR=0.8$ 时统计噪声图像下描述子的匹配正确率(正确匹配数目/匹配总数)以进行性能评估,使用查全率-查错率标准评估非线性光照变化下各描述子的性能。如图 8(a1)~(a4)以及图 8(b1)~(b4)所示,在这两组图中均分别添加了 $\mu=0.5, \sigma=0.03, 0.05, 0.07, 0.1$ 的高斯噪声。图 8(c)和图 8(d)为两组发生非线性光照变化的图片。

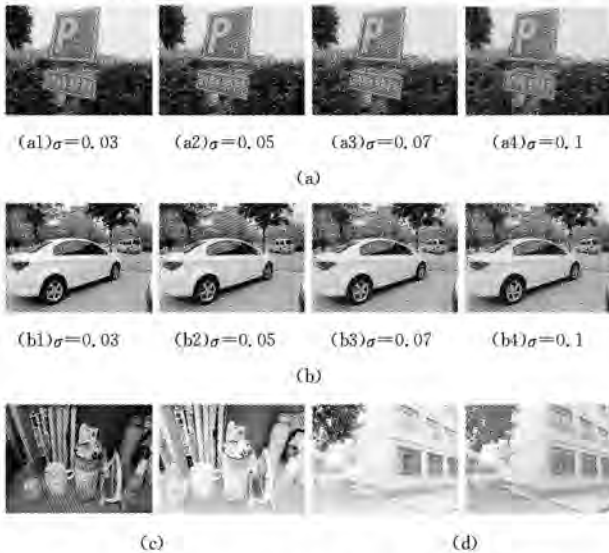


图 8 描述子在噪声和非线性光照下的匹配效果示意图

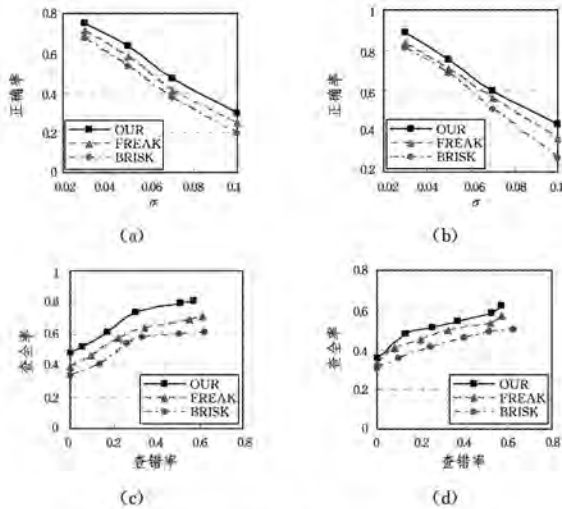


图 9 高斯噪声和非线性光照下的对比实验结果

图 9(a)和图 9(b)分别给出了图 8 中两组高斯噪声图像下对比算法的匹配结果,图中横坐标为高斯噪声的强度,纵坐标为匹配正确率。从实验结果可以看出,当 $\sigma=0.03$ 时,图像噪声强度最弱,本文描述子的匹配正确率最高。随着噪声强度 σ 值的增加,图像中出现了大量的高斯噪声点。FAST 检测器在噪声图像中检测到了大量的噪声特征点,提高了误匹配的概率,即所有描述子的匹配查全率均逐渐下降。然而从匹配曲线的走势可以看出,本文描述子在不同高斯强度的噪声下的匹配正确率都是最高的,FREAK 的匹配性能与本文描述子的差别不大。这是因为重叠的采样区域提高了局部有

效信息的获取比例,从而降低了噪声干扰强度。另外,本文提出的采样点组灰度对比方法比单一采样点灰度对比方法对噪声更加鲁棒。

图 9(c)和图 9(d)给出了非线性光照变化下各描述子的匹配查全率与查错率的关系。图 8(d)中包含了大量重复的纹理,且很多 FAST 特征点之间的距离较远,采样模型在不同特征点间获取的相似信息较少,因此重叠度较高的 FREAK 描述子的匹配性能略有提高。但是,实验结果证明在相同查错率的情况下,本文描述子的查全率都是最高的,即得到的正确匹配的数目最大。因此,本文描述子在线性和非线性光照变化下都具有较好的匹配性能。

3.5 复杂度分析

为筛选出能够自适应当前匹配图像内容的低相关性采样点对,本文在对新的图像进行匹配时重新运行筛选策略。2.4 节的伪代码展示了本算法中计算量较大的部分。从伪代码可以看出,本算法的数据计算量集中在灰度二值化过程。这部分采样点对共有 406 个,特征点大约为 1000 个。虽然相乘后数目较大,但是由于二值化方式简单,因此该部分的时间复杂度约为 $O(n \log_2 n)$ 。由于二值描述子生成部分的灰度对比以及投票方式的计算过程简单,时间复杂度约为 $O(n)$,因此总的复杂度为 $O(n \log_2 n)$ 。当从匹配图像中检测到的特征点较少时,本文描述子具有实时性匹配的能力。

结束语 本文提出一种基于改进的视网膜采样模型和采样点组二值化的描述子方法。相比于当前流行的匹配方法,本文算法具有如下优势:1)通过降低采样密度和采样区域重叠度,降低了采样信息的相关性;2)使用改进的采样模型中的采样点组结构进行灰度二值化,并投票决定二值化结果,提高了灰度二值化的准确性以及对高斯噪声、非线性光照变化的鲁棒性;3)本文描述子中加入了梯度对比信息,弥补了灰度对比的区别度较低的缺陷。实验结果证明本文所提描述子具有良好的匹配性能。虽然本文算法取得了一定的成功,但描述子对尺度变化较为敏感。因此,下一阶段将继续对尺度不变性做进一步的研究。

参考文献

- [1] XIAO X, WANG X B, WANG S J. Algorithm Based on Edge Point Feature for Image Matching [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2012, 33(11): 2535-2537. (in Chinese)
肖潇,王宪保,王守觉.一种边缘点特征图像配准算法[J].小型微型计算机系统,2012,33(11):2535-2537.
- [2] YANG X F, HUANG Y M, GAO F, et al. New corner detection algorithm of chess board image for camera calibration [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(5): 1109-1113. (in Chinese)
杨幸芳,黄玉美,高峰,等.用于摄像机标定的棋盘图像角点检测新算法[J].仪器仪表学报,2011,32(5):1109-1113.
- [3] DENG J X, XIONG Z Y, ZENG D M. Face Recognition Based on Improved Fast EMD-MIL Framework and Information Fusion [J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2012, 44(2): 99-104. (in Chinese)
邓剑勋,熊忠阳,曾代敏.基于 EMD 的融合特征快速多示例人

- gait recognition with incomplete silhouettes [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(11): 977-984.
- [6] DOLL R P, ZITNICK C L. Fast Edge Detection Using Structured Forests [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(8): 1558-1570.
- [7] CANNY J. A Computational Approach to Edge Detection-Readings in Computer Vision [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [8] LIU X, ZHAO G, YAO J, et al. Background Subtraction Based on Low-rank and Structured Sparse Decomposition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(8): 2502-2514.
- [9] EBADI S E, ONES V G, IZQUIERDO E. Approximated Robust Principal Component Analysis for Improved General Scene Background Subtraction [J]. arXiv:1603.05875.
- [10] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive Background Mixture Models for Real-Time Tracking [C]//*IEEE Computer Society*. 1999; 22-46.
- [11] HUANG W L, FAN Y, LI H Z, et al. Improved mixture Gaussian algorithm [J]. *Computer Engineering and Design*, 2011, 32(2): 592-595. (in Chinese)
- [12] LIU W J, LI L. Moving objects detection algorithm of improved mixture Gaussian model based on entropy theory [J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(7): 2226-2229. (in Chinese)
- [13] WANG B Z, HU Y, GUO Z T, et al. New method for mixture Gaussian background model and moving object detection based on wronskian function [J]. *Application Research of Computers*, 2016, 33(12): 1-5. (in Chinese)
- [14] LI Y, FAN X P. A new image threshold segmentation algorithm [J]. *Computer Simulation*, 2008, 25(1): 229-232. (in Chinese)
- [15] PAL N R, PAL S K. Object-background segmentation using new definitions of entropy [J]. *Computers & Digital Techniques IEE Proceedings E*, 1989, 136(4): 284-295.
- [16] 黄文丽, 范勇, 李绘卓, 等. 改进的混合高斯算法 [J]. *计算机工程与设计*, 2011, 32(2): 592-595.
- [17] 刘万军, 李琳. 基于熵理论改进混合高斯模型的运动目标检测算法 [J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(7): 2226-2229.
- [18] 王宝珠, 胡洋, 郭志涛, 等. 基于朗斯基函数的混合高斯模型运动目标检测 [J]. *计算机应用研究*, 2016, 33(12): 1-5.
- [19] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [20] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [21] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [22] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [23] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [24] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [25] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [26] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [27] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [28] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [29] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [30] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [31] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [32] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [33] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [34] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [35] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [36] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [37] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [38] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [39] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [40] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [41] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [42] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [43] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [44] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [45] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [46] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [47] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [48] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [49] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [50] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [51] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [52] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [53] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [54] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [55] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [56] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [57] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [58] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [59] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [60] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [61] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [62] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [63] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [64] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [65] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [66] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [67] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [68] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [69] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [70] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [71] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [72] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [73] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [74] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [75] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [76] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [77] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [78] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [79] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [80] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [81] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [82] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [83] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [84] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [85] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [86] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [87] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [88] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [89] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [90] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [91] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [92] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [93] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [94] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [95] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [96] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [97] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [98] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [99] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.
- [100] 黎燕, 樊晓平. Renyi 熵与 Tsallis 熵的等价关系 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(1): 229-232.

(上接第 297 页)

脸识别算法 [J]. *四川大学学报科学(工程版)*, 2012, 44(2): 99-104.

[4] LIU W H, BAI B D, ZHAO X Q. Image Restoration Algorithm Based on Fusion with Fuzzy Similarity [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2013, 25(5): 616-621. (in Chinese)

刘卫华, 白本督, 赵小强. 基于模糊相似度融合的图像复原算法 [J]. *计算机辅助设计与图形学报*, 2013, 25(5): 616-621.

[5] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.

[6] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. SURF: Speeded Up Robust Features [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.

[7] HEIKKILA M, PIETIKAINEN M, SCHMID C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(3): 425-436.

[8] GUPTA R, PATIL H, MITTAL A. Robust order-based methods for feature description [C]//*IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2010; 334-341.

[9] CALONDER M, LEPETIT V, OZUYSAL M, et al. BRIEF: Computing A Local Binary Descriptor Very Fast [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,

2012, 34(7): 1281-1298.

[10] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIDGE K, et al. ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF [C]//*International Conference on Computer Vision*, 2011, 58(11): 2564-2571.

[11] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R. BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints [J]. *International Conference on Computer Vision*, 2011, 58(11): 2548-2555.

[12] ALAHI A, ORTIZ R, VANDERGHEYNST P. FREAK: Fast Retina Keypoint [J]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012, 157(10): 510-517.

[13] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A Performance Evaluation of Local Descriptors [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1615-1630.

[14] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector [C]//*Proceedings of 4th Alvey Vision Conference*. 1988; 147-151.

[15] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(1): 63-86.

[16] ROSTEN E, DRUMMOND T. Faster and better: A Machine learning approach to corner detection [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 32(1): 105-119.

[17] FIELD G, GAUTHIER J, SHER A, et al. Functional connectivity in the retina at the resolution of photoreceptors [J]. *Nature*, 2010, 467(7316): 673-677.