

# 一种鲁棒的图像局部特征区域的描述方法

曾 慧<sup>1,2</sup> 穆志纯<sup>1,2</sup> 王秀青<sup>3</sup>

**摘 要** 提出了一种鲁棒的图像局部特征区域的描述方法, 即 IWCS-LTP (Improved weighted center symmetric local trinary pattern) 描述子. 该方法对图像局部特征区域采用类似 SIFT 描述子的分块处理, 可以使描述子包含更多的结构信息; 采用 ICS-LTP 算子进行编码, 可以在不大量增加描述子维数和计算量的同时对图像的梯度方向信息进行更具体的描述; 采用加权纹理谱直方图计算方法可以使描述子包含图像的梯度幅值信息. 大量的实验结果验证了该描述子的有效性.

**关键词** 局部特征区域, LBP 算子, LTP 算子, CS-LBP 描述子

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2011.00658

## A Robust Method for Local Image Feature Region Description

ZENG Hui<sup>1,2</sup> MU Zhi-Chun<sup>1,2</sup> WANG Xiu-Qing<sup>3</sup>

**Abstract** In this paper, a robust method for local image feature region description, which is called IWCS-LTP (improved weighted center symmetric local trinary pattern) descriptor, is proposed. It uses a SIFT-like grid that makes the descriptor contain more structural information. By using the ICS-LTP operator, the descriptor can have more information of the image gradient direction without increasing the dimension of the descriptor and computing burden. This method uses the weighted texture spectrum histogram to construct the descriptor to contain the image gradient-magnitude information. The effectiveness of the designed descriptor has been validated by extensive experiments.

**Key words** Local feature region, LBP operator, LTP operator, CS-LBP descriptor

图像局部特征区域的描述是近年来计算机视觉和模式识别领域的研究热点之一, 在图像配准、三维重建、图像检索、图像拼接、机器人定位、物体跟踪与识别等具体应用中均发挥着重要作用<sup>[1-4]</sup>. 图像局部特征描述子在实际应用中的基本解决思路是: 首先从待匹配图像中检测出特征点, 然后对特征点的邻域设计具有一定不变性的局部特征描述子, 最后通过匹配这些描述子来确定图像对应点. 这类方法的优点是在光照变化、图像几何形变、遮挡、背景杂乱等情况下均具有较好的鲁棒性. 本文将重点讨论图像局部特征描述子的构造方法.

目前, 研究者们已提出了多种图像局部特征区域的描述方法, 如基于高斯微分的描述子、基于不变矩的描述子、基于可控滤波器的描述子、基于时

频技术的描述子、基于像素灰度值分布的描述子, 以及基于像素梯度值分布的描述子等. 在这些方法中最受关注的就是由 Lowe 提出的 SIFT (Scale invariant feature transform) 描述子<sup>[5]</sup>. 这种特征描述子的构造是通过特征点的邻域建立一个三维梯度方向直方图来实现的. SIFT 特征不仅对图像的尺度变化和旋转具有不变性, 而且对光照的变化和图像的形变具有较强的适应性, 具有较高的辨别能力. 在此基础上, 研究者们对 SIFT 特征进行了改进和扩展, 如 Ke 和 Sukthankar 提出的 PCA-SIFT 描述子<sup>[6]</sup>、Mikolajczyk 和 Schmid 提出的 GLOH (Gradient location-orientation histogram) 描述子<sup>[7]</sup>、Lazebnik 等提出的 RIFT (Rotation-invariant feature transform) 描述子<sup>[8]</sup>、Bay 等提出的 SURF (Speeded up robust features) 描述子等<sup>[9]</sup>. 文献 [7] 在对众多具有代表性的描述子进行性能评价后得出结论, 类似于 SIFT 的描述子性能是最好的.

LBP (Local binary pattern) 是目前对二维图像最有效地纹理分析特征之一<sup>[10]</sup>. 它利用局部纹理模式作为纹理基元来进行纹理分析, 本质上是一种基于像素灰度序的纹理描述子, 具有计算简单、对线性光照变化具有不变性等特点, 已被广泛应用于人脸识别、背景提取、图像检索等领域<sup>[11-15]</sup>. 文献 [16] 首次将 LBP 算子应用到图像局部特征描述子的构造中, 并针对 LBP 描述子维数较高、对纹理平

收稿日期 2010-05-13 录用日期 2011-03-13  
Manuscript received May 13, 2010; accepted March 13, 2011  
国家自然科学基金 (61005009, 60973064), 河北省自然科学基金 (F2010000437), 北京市教委重点学科 (XK100080537) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (61005009, 60973064), Natural Science Foundation of Hebei (F2010000437), and Key Discipline Project of Beijing Municipal Commission of Education (XK100080537)  
1. 北京科技大学自动化学院 北京 100083 2. 北京科技大学钢铁流程先进控制教育部重点实验室 北京 100083 3. 河北师范大学职业技术学院 石家庄 050031  
1. School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083 2. Key Laboratory for Advanced Control of Iron and Steel Process (Ministry of Education), University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083 3. Vocational and Technical Institute, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050031

坦区域不鲁棒等特点, 提出了基于 CS-LBP (Center symmetric local binary pattern) 的图像局部特征区域描述方法. 已有的实验结果表明, CS-LBP 描述子在图像匹配方面比 SIFT 描述子具有更好的性能, 且在存储空间需求和计算开销方面具有明显的优势. Tan 和 Triggs 将 LBP 算子扩展成三值编码, 提出了 LTP (Local trinary pattern) 算子<sup>[17]</sup>. LTP 特征比 LBP 特征具有更强的辨别能力, 但是其直方图维数大大增加, 不适合直接对图像局部特征区域进行描述. 直接将 CS-LBP 描述子扩展为 CS-LTP (Center symmetric local trinary pattern) 描述子能够在一定程度上降低描述子的维数, 但仍不能满足实际应用的需求. 鉴于此, 本文提出了 ICS-LTP (Improved center symmetric local trinary pattern) 算子, 可有效降低描述子的维数. 为了更好地刻画图像局部灰度值的变化程度, 本文提出了加权纹理谱直方图计算方法, 并给出了 IWCS-LTP 描述子的构造方法.

## 1 预备知识

### 1.1 LBP 描述子和 CS-LBP 描述子

LBP 是一种通过局部纹理模式来刻画图像局部灰度变化、利用纹理谱直方图对局部纹理结构进行统计的纹理描述子<sup>[10]</sup>. 计算 LBP 描述子的基本步骤是: 首先, 对每一个像素点, 比较与其邻域点灰度值的大小并进行二值化, 将得到的二进制编码转化为十进制数. 然后, 对待描述图像区域, 统计每一种编码模式出现的次数, 生成纹理谱直方图, 进而得到 LBP 描述子. LBP 算子的编码规则定义如下:

$$\begin{aligned} \text{LBP}_{R,N}(u, v) &= \sum_{i=0}^{N-1} s(n_i - n_c)2^i \\ s(x) &= \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $n_c$  表示中心像素点  $(u, v)$  的灰度值,  $n_i$  表示等间隔地分布在以  $(u, v)$  为圆心、 $R$  为半径的圆上的  $N$  个邻域点的灰度值. 由式 (1) 可以看出, 邻域点与中心像素点灰度值的差值被表示为一个  $N$  比特的二进制数, 会得到  $2^N$  种不同的模式. 也就是说, LBP 描述子的维数为  $2^N$ .

在 LBP 描述子的基础上, 文献 [16] 提出了一种改进的 LBP 描述子, 即 CS-LBP 描述子. 它是一种通过比较关于中心像素点对称的邻域点的灰度值来进行编码的纹理描述子. CS-LBP 算子的编码规则

定义如下:

$$\begin{aligned} \text{CS-LBP}_{R,N}(u, v) &= \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} s(n_i - n_{i+\frac{N}{2}})2^i \\ s(x) &= \begin{cases} 1, & x \geq T \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $n_i$  和  $n_{i+\frac{N}{2}}$  表示在等间隔地分布在以  $(u, v)$  为圆心、 $R$  为半径的圆上的  $N$  个邻域点中, 关于中心点对称的两个像素点的灰度值,  $T$  为阈值. 由式 (2) 可以看出, 关于中心像素点对称的两个邻域点灰度值的差值被表示为一个  $\frac{N}{2}$  比特的二进制数, 会得到  $2^{\frac{N}{2}}$  种不同的模式. 统计每一种模式出现的次数, 就可以得到 CS-LBP 描述子.

与 LBP 描述子相比, CS-LBP 描述子在特征维数、计算开销、对纹理平坦区域的鲁棒性方面具有明显优势. 例如, 当邻域点的个数  $N = 8$  时, LBP 描述子的维数为 256 ( $2^8$ ), 而 CS-LBP 描述子的维数仅为 16 ( $2^4$ ). 如表 1 所示, 对于纹理平坦区域, 加入噪声后 LBP 算子的编码会发生很大变化, 而 CS-LBP 算子的编码保持不变.

### 1.2 LTP 描述子

LTP 是 LBP 描述子的另外一种改进方案<sup>[17]</sup>. 它将中心像素点与其邻域点的灰度变化进行三值编码, 可以对图像的梯度方向信息进行更具体的描述, 有效提高描述子图像对噪声的鲁棒性. LTP 算子的编码规则定义如下:

$$\begin{aligned} \text{LTP}_{R,N}(u, v) &= \sum_{i=0}^{N-1} s(n_i - n_c)3^i \\ s(x) &= \begin{cases} 2, & x \geq T \\ 1, & -T < x < T \\ 0, & x \leq -T \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $n_c$  表示中心像素点  $(u, v)$  的灰度值,  $n_i$  表示等间隔地分布在以  $(u, v)$  为圆心、 $R$  为半径的圆上的  $N$  个邻域点的灰度值,  $T$  为阈值. 由表 1 可以看出, 对于纹理平坦区域, LTP 算子比 LBP 算子具有更好的抗噪声能力. 对于带噪声的纹理平坦区域和纹理变化区域, LBP 算子和 CS-LBP 算子均表示为同一模式, 不能将它们区分开, 而 LTP 算子可以将它们区分开. 因此, 与基于二值编码的描述子相比, 基于三值编码的描述子对图像纹理能够进行更准确地描述, 并且对噪声具有更好的鲁棒性.

## 2 IWCS-LTP 描述子的设计

由第 1.2 节的分析可知, LTP 算子比 LBP 算子具有更好的辨别能力, 但是其描述子的维数较高

表 1 5 种编码规则示例 ( $T = 5$ )

Table 1 Examples of five coding rules ( $T = 5$ )

图像局部区域			
	纹理平坦区域	带噪声的纹理平坦区域	纹理变化区域
LBP 编码			
	$[11111111]_2$	$[10000111]_2$	$[10000111]_2$
CS-LBP 编码			
	$[0000]_2$	$[0000]_2$	$[0000]_2$
LTP 编码			
	$[11111111]_3$	$[11111111]_3$	$[11111222]_3$
CS-LTP 编码			
	$[1111]_3$	$[1111]_3$	$[1000]_3$
ICS-LTP 编码			
	$[11]_3 [11]_3$	$[11]_3 [11]_3$	$[10]_3 [00]_3$

( $3^N$ ), 会大大增加算法的计算量. 针对这一情况, 最显然的解决思路就是将 LTP 描述子直接扩展为 CS-LTP 描述子. 借鉴 CS-LBP 算法的思想, CS-LTP 算子的编码规则可定义如下:

$$CS-LTP_{R,N}(u,v) = \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} s(n_i - n_{i+\frac{N}{2}})3^i$$

$$s(x) = \begin{cases} 2, & x \geq T \\ 1, & -T < x < T \\ 0, & x \leq -T \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $n_i$  和  $n_{i+\frac{N}{2}}$  表示在等间隔地分布在以  $(u,v)$  为圆心、 $R$  为半径的圆上的  $N$  个邻域点中, 关于中心点对称的两个像素点的灰度值,  $T$  为阈值. 虽然利用上述编码方法得到的 CS-LTP 描述子的维数

( $3^{\frac{N}{2}}$ ) 与 LTP 描述子相比已大大降低, 但是在基于分块思想的图像局部特征区域描述子的构造中, 仍不能满足实际应用的需求. 例如, 当把图像局部特征区域分为 16 ( $4 \times 4$ ) 个子区域时, CS-LBP 描述子的维数为 256 ( $16 \times 2^4$ ), CS-LTP 描述子的维数却高达 1296 ( $16 \times 3^4$ ).

为了进一步降低描述子的维数, 本文提出了一种改进的 CS-LTP 描述子, 即 ICS-LTP 描述子. 它首先将关于中心像素点对称的邻域点对分为两部分来进行编码, 然后分别统计每一部分编码模式出现的次数, 最后将生成两个纹理谱直方图向量串联在一起, 进而得到 ICS-LTP 描述子. ICS-LTP 算子的编码规则定义如下:

$$\begin{cases} ICS-LTP_{R,N}^{(1)}(u,v) = \sum_{i=0}^{\frac{N}{4}-1} s(n_{2i} - n_{2i+\frac{N}{2}})3^i \\ ICS-LTP_{R,N}^{(2)}(u,v) = \sum_{i=0}^{\frac{N}{4}-1} s(n_{2i+1} - n_{2i+1+\frac{N}{2}})3^i \end{cases}$$

$$s(x) = \begin{cases} 2, & x \geq T \\ 1, & -T < x < T \\ 0, & x \leq -T \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $N$  取 4 的整数倍. 由式 (5) 可知, ICS-LTP<sup>(1)</sup> 和 ICS-LTP<sup>(2)</sup> 可能出现的纹理模式均为  $3^{\frac{N}{4}}$  种, 因此 ICS-LTP 描述子的维数为  $2 \times 3^{\frac{N}{4}}$ . 假设把图像局部特征区域分为 16 个子区域, 此时, ICS-LTP 描述子的维数为 288 ( $16 \times 2 \times 3^2$ ), 远远小于 CS-LTP 描述子的维数, 略高于 CS-LBP 描述子的维数. 由表 1 可知, ICS-LTP 算子不但能够有效降低描述子的维数, 而且具有良好的抗噪声能力和更准确的图像纹理描述能力.

对于大小为  $W \times H$  的纹理图像, 在获得每个像素点相对应的模式以后, 通过统计每种模式出现的次数生成纹理谱直方图, 即可获得相应的描述子. 下面以 ICS-LTP 描述子为例进行分析, 其计算纹理谱直方图的公式为:

$$\begin{cases} H_1(k) = \sum_{u=1}^W \sum_{v=1}^H f(ICS-LTP_{R,N}^{(1)}(u,v), k) \\ H_2(k) = \sum_{u=1}^W \sum_{v=1}^H f(ICS-LTP_{R,N}^{(2)}(u,v), k) \end{cases}$$

$$f(x,y) = \begin{cases} 1, & x = y \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $k \in [0, K]$ ,  $K$  为 ICS-LTP 的最大编码值. 由式 (6) 可以看出, 无论图像局部特征区域像素点的灰度值变化大小, 它们对直方图的贡献均为 1, 这会使最终的描述子丢失一些重要的纹理信息. 通常情

况下, 灰度值变化大的区域对描述子鉴别能力的贡献也比较大. 比如, SIFT 描述子就是将同一梯度方向的梯度幅值进行加权叠加. 针对这一情况, 本文提出了一种加权纹理谱直方图计算方法, 将用来计算编码模式的两个像素点灰度值之差的平方和作为其对直方图的贡献. 加权纹理谱直方图的计算公式为:

$$\begin{cases} \mathbf{H}_1(k) = \sum_{u=1}^W \sum_{v=1}^H g_1(\text{ICS-LTP}_{R,N}^{(1)}(u, v), k) \\ \mathbf{H}_2(k) = \sum_{u=1}^W \sum_{v=1}^H g_2(\text{ICS-LTP}_{R,N}^{(2)}(u, v), k) \end{cases}$$

$$g_1(x, y) = \begin{cases} \sum_{i=0}^{\frac{N}{4}-1} (n_{2i} - n_{2i+\frac{N}{2}})^2, & x = y \\ 0, & x \neq y \end{cases}$$

$$g_2(x, y) = \begin{cases} \sum_{i=0}^{\frac{N}{4}-1} (n_{2i+1} - n_{2i+1+\frac{N}{2}})^2, & x = y \\ 0, & x \neq y \end{cases} \quad (7)$$

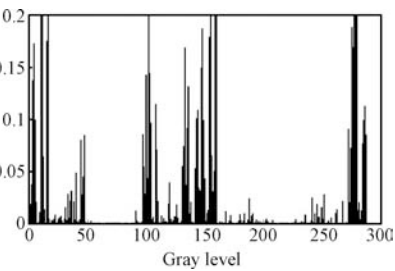
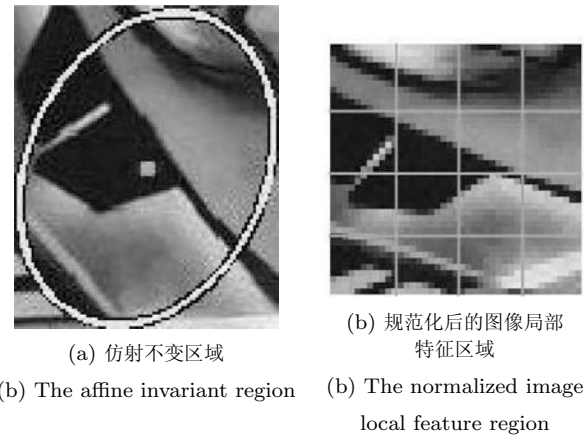
本文将采用 ICS-LTP 算子进行编码, 并且使用加权纹理谱直方图计算方法得到的描述子, 称之为 IWCS-LTP 描述子. 对于大小为  $W \times H$  的纹理图像, 其 IWCS-LTP 描述子的计算步骤可总结如下:

- 1) 对于图像中的每一个像素点, 根据式 (4) 计算其对应的 ICS-LTP 算子:  $\text{ICS-LTP}_{R,N}^{(1)}(u, v)$  和  $\text{ICS-LTP}_{R,N}^{(2)}(u, v)$ ;
- 2) 利用式 (7) 计算纹理图像的两个加权纹理谱直方图向量:  $\mathbf{H}_1$  和  $\mathbf{H}_2$ ;
- 3) 将直方图向量  $\mathbf{H}_1$  和  $\mathbf{H}_2$  串联起来, 即为该图像的 IWCS-LTP 描述子.

### 3 基于 IWCS-LTP 的图像局部特征区域描述方法

本文使用 Hessian-Affine 仿射不变区域检测算法获得待描述的图像局部特征区域<sup>[18-19]</sup>. 在计算描述子之前, 需要对检测出的椭圆形图像局部特征区域进行规范化处理. 如图 1 所示, 旋转椭圆形的局部特征区域使椭圆的长轴为图像坐标系的轴, 并将其变换为相同大小的圆形区域, 以使后续构造的描述子具有尺度、旋转和仿射不变性. 为了在描述子中融入图像的空间结构信息, 本文将规范化后的图像局部特征区域进行分块, 划分为 16 ( $4 \times 4$ ) 个子区域. 对于每一个子区域, 首先计算子区域内每个像素点的 ICS-LTP 编码值, 然后利用式 (7) 构造出两个纹理谱直方图, 最后将这两个纹理谱直方图向量串联起来, 即可获得该子区域的 IWCS-LTP 描述子.

将每个子区域的 IWCS-LTP 描述子向量串联起来, 就可以得到一个  $16 \times 2 \times 4^{\frac{N}{4}}$  维的向量, 该向量即是基于 IWCS-LTP 的图像局部特征区域描述子.



(c) IWCS-LTP 算子的纹理谱直方图

(c) The texture spectrum histogram of the IWCS-LTP operator

图 1 IWCS-LTP 描述子的构造

Fig. 1 The construction of the IWCS-LTP descriptor

最后, 为了降低光照变化对描述子的影响, 借鉴 SIFT 描述子的处理方法<sup>[5]</sup>, 对 IWCS-LTP 描述子进行两次归一化处理. 首先, 为了去除线性光照变化的影响, 将 IWCS-LTP 描述子进行归一化处理; 其次, 为了降低非线性光照变化的影响, 将归一化后的描述子的元素中大于 0.2 的元素都赋值为 0.2, 并再次归一化描述子.

## 4 实验结果与分析

### 4.1 图像匹配实验

本文采用 Mikolajczyk 数据集<sup>[7]</sup>来探讨本文所述 ICS-LTP 描述子和 IWCS-LTP 描述子在图像匹配中的性能, 并与 SIFT 描述子、CS-LBP 描述子进行比较. 该数据集包括具有不同几何形变和照度变换的 8 组不同场景类型的图像, 每组包含 6 幅图像, 涉及的 6 种变换分别为: 视角变换、尺度变换、旋转变换、模糊变换、光照变换和 JPEG 压缩变换.



图 2 测试图像对

Fig.2 Testing image pairs

本文实验从数据集中选取 8 对图像作为测试图像, 如图 2 所示. 其中, 图 2(a) 和图 2(b) 所示图像对存在模糊变换, 图 2(c) 和图 2(d) 所示图像对存在视角变换, 图 2(e) 和图 2(f) 所示图像对存在尺度和旋转变换, 图 2(g) 所示图像对存在光照变换, 图 2(h) 所示图像对存在 JPEG 压缩变换.

在实验中, 首先使用 Hessian-Affine 检测算法检测出具有仿射不变性的图像局部特征区域, 并进行规范化处理. 然后, 对规范化后的图像局部特征区域的灰度值归一化到  $[0, 1]$  范围内, 构造其对应的描述子. 最后, 采用欧氏距离作为相似性度量, 使用最近邻与次近邻的距离之比 (Nearest neighbor distance ratio, NNDR) 作为度量标准进行匹配. 其中, 规范化后的图像局部特征区域大小设为  $41 \times 41$ , 描述子的参数设置为:  $N = 8$ ,  $R = 2$ ,  $T = 0.01$ . 匹配的结果采用基于正确匹配数和错误匹配数的 Recall-precision 准则进行评价. 本文所有的实验均

在 CPU 为 Intel 酷睿双核 1.8 G, 内存为 1 G 的计算机上采用 Matlab 编程实现. 图 3 是对图 2 所示的 8 组测试图像分别使用 SIFT、CS-LBP、ICS-LTP 和 IWCS-LTP 四种描述子进行图像匹配的运行结果. 从图 3 可以看出, ICS-LTP 描述子的性能要好于 SIFT 描述子和 CS-LBP 描述子, 这说明本文提出的 ICS-LTP 算子不但可以有效降低描述子的维数, 而且可以有效地刻画图像局部纹理特征, 提高描述子的辨别能力. IWCS-LBP 描述子的性能最好, 这是因为其在使用 ICS-LTP 算子进行编码的基础上采用加权纹理谱直方图方法来构造描述子, 能够更好地描述图像局部灰度值的变化程度. 表 2 给出在 Graffiti 图像对实验中每个描述子的平均计算时间. 由表 2 可知, CS-LBP 描述子的运行时间最少, ICS-LTP 描述子次之, IWCS-LTP 描述子的运行时间略高于 ICS-LTP 描述子, 但都明显低于 SIFT 描述子. 由于对检测出的仿射不变区域进

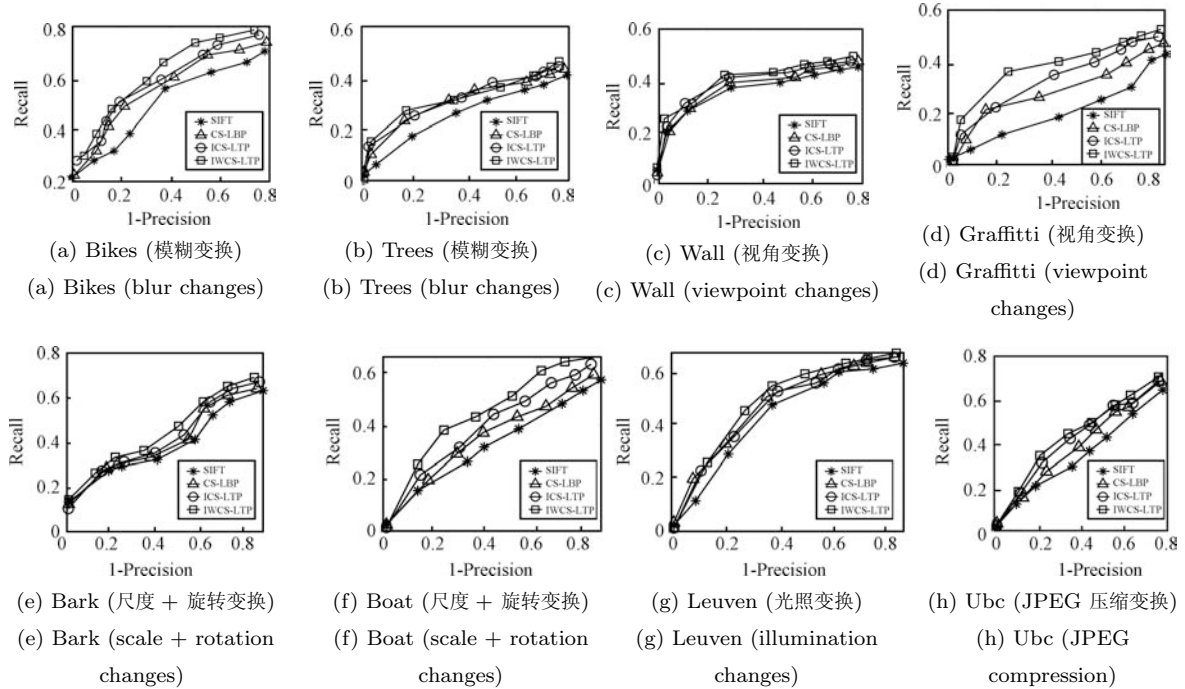


图 3 测试图像对的运行结果

Fig. 3 The performances of the testing image pairs

行了如第 3 节所述的规范化处理, 对规范化局部特征区域构造的描述子均具有尺度和旋转不变性, 所以匹配算法对图像的尺度变换和旋转变换均表现出良好的性能。

表 2 4 种描述子的平均计算时间比较

Table 2 Comparison of the average running time of the four kinds of descriptors

描述子	SIFT	CS-LBP	ICS-LTP	IWCS-LTP
平均计算时间(s)	0.0068	0.0041	0.0047	0.0049

## 4.2 图像检索实验

本文使用从网络下载的小型图像库进行图像检索实验<sup>[20]</sup>. 该数据库由 10 个不同种类的图像子集组成, 每个图像子集包含从不同视角拍摄的 3 幅图像, 共 30 幅图像. 在实验中, 每次选择 1 幅图像作为查询图像, 剩余的图像作为数据库图像, 共进行 30 次查询. 给定查询图像与数据库图像, 首先检测两幅图像的 Hessian-Affine 局部特征区域, 并计算每个特征区域的描述子. 然后, 使用 4.1 节所述的图像匹配方法计算查询图像与数据库图像的匹配点个数, 这里最近邻与次近邻距离之比的阈值取为 0.6. 最后, 将匹配点个数作为图像之间的相似性度量, 寻找与查询图像最相近的前 3 幅图像作为检索结果.

本文使用文献 [5] 所述的方法来计算正确检索率. 设置检索分数的初始值为 0. 对于每次查询, 如

果与查询图像最相近的前 3 幅图像中包含 2 幅与查询图像类别相同的图像, 则检索分数增加 2. 如果与查询图像最相近的前 3 幅图像中仅包含 1 幅与查询图像类别相同的图像, 则检索分数增加 1. 否则, 检索分数保持不变. 正确检索率可由检索分数除以总的正确匹配图像数获得. 在本实验中, 总的正确匹配图像数为 60. 分别使用 SIFT 描述子、CS-LBP 描述子、ICS-LTP 描述子及 IWCS-LTP 描述子进行图像检索实验, 所得到的正确检索率如表 3 所示. 由表 3 可以看出, 使用 ICS-LTP 描述子和 CS-LBP 描述子进行图像检索的正确检索率均高于 SIFT 描述子, 使用 IWCS-LTP 描述子的检索效果最好. 因此, 与其他三种描述子相比, 本文提出的 IWCS-LTP 描述子对局部图像区域具有更好的描述能力.

表 3 分别使用四种描述子进行图像检索的正确检索率比较  
Table 3 Comparison of the correct retrieval rate using the four kinds of descriptors

描述子	SIFT	CS-LBP	ICS-LTP	IWCS-LTP
正确检索率 (%)	53.33	61.67	66.67	68.33

## 5 结论

本文提出了一种鲁棒的图像局部特征区域描述子的构造方法, 并将其应用到图像匹配中. 该方法将 SIFT 描述子和 LBP 算子的优势相结合, 充分利用了图像空间梯度的分布信息和像素灰度序信息, 对

图像局部特征区域进行类似于 SIFT 描述子的分块处理, 并将 SIFT 描述子的梯度特征用 ICS-LTP 算子进行代替. 与已有的用 CS-LBP 算子代替梯度特征相比, ICS-LTP 算子可以在不大量增加描述子维数的同时包含更多梯度方向的信息. 此外, 本文还提出加权纹理谱直方图计算方法, 并给出了 IWCS-LTP 描述子的构造方法. 实验结果表明, 与 SIFT 描述子和 CS-LBP 描述子相比, 该描述子对图像几何形变、光照变换等具有更好的鲁棒性, 且其计算时间与 SIFT 描述子相比明显缩短, 具有一定的实际应用价值.

## References

- Li J, Allinson N M. A comprehensive review of current local features for computer vision. *Neurocomputing*, 2008, **71**(10-12): 1771-1787
- Chen Er-Xue, Li Zeng-Yuan, Tian Xin, Li Shi-Ming. Application of scale invariant feature transformation to SAR imagery registration. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(8): 861-868  
(陈尔学, 李增元, 田昕, 李小明. 尺度不变特征变换法在 SAR 影像匹配中的应用. *自动化学报*, 2008, **34**(8): 861-868)
- Zhuang Yan, Chen Dong, Wang Wei, Han Jian-Da, Wang Yue-Chao. Status and development of natural scene understanding for vision-based outdoor mobile robot. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(1): 1-11  
(庄严, 陈东, 王伟, 韩建达, 王越超. 移动机器人基于视觉室外自然场景理解的研究与进展. *自动化学报*, 2010, **36**(1): 1-11)
- Lin Hai-Feng, Ma Yu-Feng, Song Tao. Research on object tracking algorithm based on SIFT. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(8): 1204-1208  
(蔺海峰, 马宇峰, 宋涛. 基于 SIFT 特征目标跟踪算法研究. *自动化学报*, 2010, **36**(8): 1204-1208)
- Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(2): 91-110
- Yan K, Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D.C., USA: IEEE, 2004. 506-513
- Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(10): 1615-1630
- Lazebnik S, Schmid C, Ponce J. A sparse texture representation using local affine regions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(8): 1265-1278
- Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: speeded up robust features. In: Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria: Springer, 2006. 404-417
- Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(7): 971-987
- Ahonen T, Hadid A, Pietikäinen M. Face description with local binary patterns: application to face recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(12): 2037-2041
- Xu Jian, Ding Xiao-Qing, Wang Sheng-Jin, Wu You-Shou. Background subtraction based on a combination of local texture and color. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(9): 1145-1150  
(徐剑, 丁晓青, 王生进, 吴佑寿. 一种融合局部纹理和颜色信息的背景去除方法. *自动化学报*, 2009, **35**(9): 1145-1150)
- Huang D, Ardabilian M, Wang Y H, Chen L M. Asymmetric 3D/2D face recognition based on LBP facial representation and canonical correlation analysis. In: Proceedings of the 16th International Conference on Image Processing. Cairo, Egypt: IEEE, 2009. 3325-3328
- Guo Z H, Zhang L, Zhang D, Mou X Q. Hierarchical multi-scale LBP for face and palmprint recognition. In: Proceedings of the 16th International Conference on Image Processing. IEEE, Hong Kong, China: IEEE, 2010. 4521-4524
- Guo Z H, Zhang L, Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(6): 1657-1663
- Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns. *Pattern Recognition*, 2009, **42**(3): 425-436
- Tan X Y, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(6): 1635-1650
- Mikolajczyk K, Schmid C. Scale and affine invariant interest point detectors. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(1): 63-86
- Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, Zisserman A, Matas J, Schaffalitzky F, Kadir T, Gool L V. A comparison of affine region detectors. *International Journal of Computer Vision*, 2005, **65**(1-2): 43-72
- Image Dataset [Online], available: <http://www.cs.cmu.edu/~yke/pcasift/>, April 10, 2011



曾慧 北京科技大学讲师. 主要研究方向为三维计算机视觉, 图像处理和模式识别. 本文通信作者.

E-mail: hzeng@ustb.edu.cn

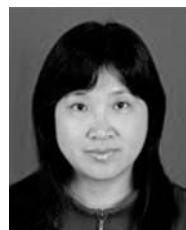
(ZENG Hui Lecturer at University of Science and Technology Beijing. Her research interest covers 3D computer vision, and image processing and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



穆志纯 北京科技大学教授. 主要研究方向为生物特征识别, 图像处理.

E-mail: mu@ies.ustb.edu.cn

(MU Zhi-Chun Professor at University of Science and Technology Beijing. His research interest covers biometrics and image processing.)



王秀青 河北师范大学副教授. 主要研究方向为智能计算, 机器人技术和图像处理.

E-mail: xiuqingwang2004@yahoo.com.cn

(WANG Xiu-Qing Associate professor at Hebei Normal University. Her research interest covers intelligent computation, and robot technology and image processing.)