

# 基于 SIFT 和 LTP 的图像匹配方法

刘金颂<sup>1</sup>, 张庆阳<sup>2</sup>, 原思聪<sup>1</sup>

(1. 西安建筑科技大学机电工程学院, 陕西 西安 710055; 2. 西安陕鼓动力股份有限公司设计部, 陕西 西安 710075)

**摘要:**针对 SIFT 算法计算复杂度高,提出了一种 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)和旋转不变 LTP(Local Ternary Pattern)特征相结合的图像匹配方法,以提高 SIFT 算法的速度. 首先利用 SIFT 算法在两幅需要匹配的图像上分别检测出关键点; 然后计算每个关键点周围的旋转不变 LTP 特征,并作为该关键点的描述子; 最后找出两个关键点对之间的匹配点对. 实验结果表明,本方法对于图像的匹配性能与 SIFT 算法相当,运算速度比 SIFT 算法较快.

**关键词:**图像匹配; SIFT; LBP 算子; LTP 算子

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1006-7930(2014)05-0762-07

图像匹配一直是计算机视觉研究领域的热点和难点,主要用来寻找同一场景中两幅图像像素之间的一一对应关系. 基于图像局部特征的检测和描述方法近几年来受到广泛关注,相继出现了多种算法,有效解决了图像之间发生缩放、旋转、光照变化及视角变换下的匹配问题<sup>[1-4]</sup>. Mikolajczyk 和 Schmid<sup>[5]</sup>对各种局部特征算子进行大量实验,指出 SIFT 算法具有最好的效果. 然而, SIFT 算法的每个关键点需用 128 维的特征向量进行描述<sup>[6]</sup>,计算量较大,需要花费相当长的时间进行图像匹配,在实时性要求较高的特定应用场合中,应用受到了限制. 因此,出现了很多 SIFT 改进算法. Ke 和 Sukthankar<sup>[7]</sup>采用在归一化梯度场中应用 PCA 将 SIFT 描述子从 128 维将至 20 维. 文献[1]中, GLOH 算法在描述 SIFT 特征向量时采用极坐标形式并利用 PCA 方法进行降维. 虽然这两种方法提高了描述向量之间的匹配速度,但是用于构造描述向量时的计算量大大抵消了降维带来的速度提高. Elisabetta Delponte 等<sup>[8]</sup>利用 SVD 匹配算法对 SIFT 向量进行匹配,但其匹配计算复杂,结果也不比 Lowe 的 SIFT 直接匹配方法优越. Heikkilä 等<sup>[9]</sup>结合 SIFT 算法和 LBP 算子的优点提出了 CS-LBP 特征描述子,首次将最初用于纹理描述的 LBP 特征引入关键点的描述并取得了较好的效果. 郑永斌等<sup>[10]</sup>利用旋转不变的 LBP 特征作为 SIFT 关键点的描述向量,提高了匹配速度. 但是 LBP 算子在描述关键点局部区域像素变化时,只有  $\geq 0$  和  $< 0$  两种状态,且对于噪声干扰较敏感,鲁棒性较差. 本文采用具有三值模式的 LTP 算子和 SIFT 算法进行图像匹配,提高匹配的速度和鲁棒性.

## 1 LTP 算子

### 1.1 LBP 算子

LBP 是一种基于灰度变化的纹理特征描述算子,该算子通过对像素和邻域像素之间的灰度进行比较并二值化,形成对该像素所在位置的描述. 基本的 LBP 算子仅考虑像素点周围的正方形八邻域,如图 1 所示.

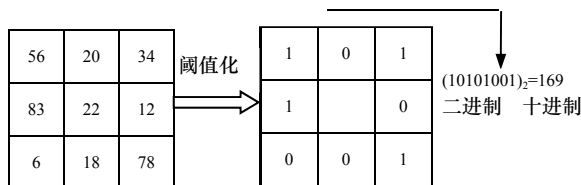


图 1 基本的 LBP 算子示意图  
Fig.1 Diagram of basic LBP

为了适应不同尺度的纹理特征, Ojala 等对 LBP 算子进行了改进,将邻域扩展到任意大小的圆形邻域. LBP 算子的定义如下:

收稿日期: 2013-10-16

修改稿日期: 2014-10-09

基金项目: 国家“十二五”科技支撑计划重点项目(2011BAJ02B02, 2011BAJ02B02-02); 陕西省科技攻关项目(2011K10-18); 西安建筑科技大学青年科技基金项目(QN1426)

作者简介: 刘金颂(1981-), 女, 博士, 工程师, 主要从事机器视觉方面的研究. Email: liujin1222@163.com

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{P-1} 2^i s(g_i - g_c), s(u) = \begin{cases} 1, u \geq 0 \\ 0, u < 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $g_c$  表示圆形中心位置  $c$  处的像素灰度值,  $g_i$  表示中心位置  $c$  周围领域的像素灰度值, 这  $P$  个像素点等间隔的分布在以  $c$  为中心半径为  $R$  的圆环上. 式 (1) 表明  $P$  个像素点可得到  $P$  位二进制数, 形成  $2^P$  个 LBP 特征值, 最后以直方图的形式统计出整个扫描区域中每个特征值的数量, 由此作为对扫描区域中纹理特征的描述.

式 (1) 只具有尺度不变性, 通过对二值 LBP 特征数据的循环移位操作可以得到具有旋转不变性的 LBP 特征, 记为  $LBP_{P,R}^{ri}$ .

$$LBP_{P,R}^{ri} = \min \{ ROR(LBP_{P,R}, k) | k = 0, 1, \dots, P-1 \} \quad (2)$$

其中:  $ROR(x, k)$  表示对  $P$  位二进制数  $x$  进行向右循环移位  $k$  次. 本文选取  $P=8, R=1$ , 此时  $LBP_{P,R}^{ri}$  具有 36 种不同的取值, 其中 8 种模式的编码串中 0-1 和 1-0 变化次数不超过 2 次, 称为均匀二值模式 LBP 特征, 并记为  $LBP_{P,R}^{riu2}$ .

$$LBP_{P,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c), & U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P+1, & otherwise \end{cases} \quad (3)$$

其中:

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{P-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{i=1}^{P-1} |s(g_i - g_c) - s(g_{i-1} - g_c)| \quad (4)$$

均匀二值模式包含图像最原始的结构信息, 如边缘、角点等. Ojala 等<sup>[11]</sup>发现几乎 90% 的图形区域都是均匀模式或者接近均匀模式. 因此, 建立 LBP 直方图时可以将图像中的非均匀模式归成一类, 这样能显著减少 LBP 模式的数目, 但并不丢失图像的信息.

从上可以看出, LBP 算子具有对灰度变化、光照变化不敏感以及计算简单速度快等优点使得它可以应用在图像局部特征描述中. 事实上, 像素之间的灰度比较存在三个状态:  $=0$ 、 $>0$  和  $<0$ , 且分别表示像素之间没有变化、像素值的增大和减少. 但是, LBP 算子将  $=0$  和  $>0$  归结为一个状态, 而且过于依赖中心点像素的灰度值, 对噪声比较敏感.

## 1.2 LTP 算子

为了克服 LBP 算子的不足, 本文采用具有三值模式的 LTP 算子. 其阈值函数  $s'(x_c, y_c)$  定义如下:

$$s'(x_c, y_c) = \begin{cases} 1, g_i \geq g_c + t \\ 0, |g_i - g_c| < t \\ -1, g_i \leq g_c - t \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $t$  为噪声门限,  $t$  的大小直接决定了 LTP 算法的抗噪性能, 本文取值  $t=5$ . LTP 模式的对称性和噪声门限可以有效地滤除噪声, 提高算法的鲁棒性. LTP 的编码过程如图 2 所示.

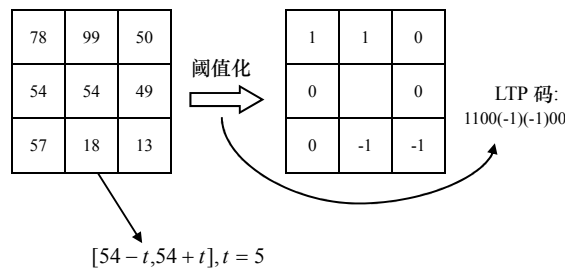


图2 LTP 算子编码过程示意图  
Fig2. Diagram of the coding of LTP

使用 LTP 进行图像匹配时, 需要计算  $3^P$  个编码. 为了降低算法复杂度, 我们将 LTP 编码计算过程分成 Positive LBP 和 Negative LBP 两个部分分别进行处理. Positive LBP 和 Negative LBP 的阈值函数  $s'_p(x_c, y_c)$ 、 $s'_n(x_c, y_c)$  定义如下<sup>[12]</sup>:

$$s'_p(x_c, y_c) = \begin{cases} 1, & s'(x_c, y_c) = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$$s'_n(x_c, y_c) = \begin{cases} 1, & s'(x_c, y_c) = -1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $s'(x_c, y_c)$  是根据式 (5) 计算出的值.

接下来, 分别对 Positive LBP 和 Negative LBP 两部分应用 LBP 算子的方法进行编码和建立对应的直方图, 最后将结果联合起来即可构成 LTP 特征.

## 2 关键点周围局部区域旋转不变 LTP 特征描述

SIFT算法是Lowe D G 1999 年提出, 2004 年完善总结, 该算法首先在高斯差分尺度空间寻找极值点作为关键点, 其次提取关键点的特征描述算子并进行匹配. 在计算关键点的128维特征描述算子时, 需要对关键点周围 $16 \times 16$ 大小图像区域内每个像素的梯度进行加权和插值, 计算量很大, 大大影响了关键点的匹配速度. 旋转不变的LTP特征算子能很好地描述关键点周围的特征, 将此作为SIFT算法关键点的特征描述算子, 不仅能降低运算量, 而且能提高匹配的鲁棒性.

假设利用 SIFT 算法提取的某一关键点为  $T_i(x, y, \sigma, \theta)$ , 如图 3 所示, 旋转不变 LTP 特征算子  $LTP_{8,1}^{riu2}$  的构造过程如下.

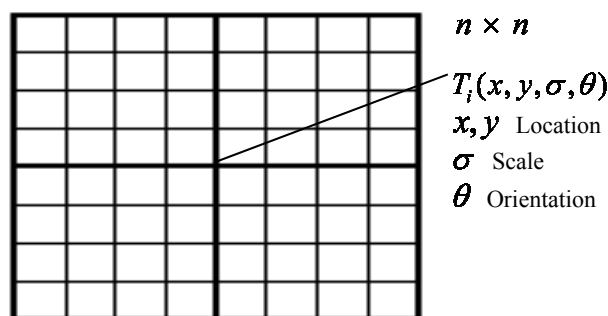


图3 特征点周围局部描述区域  
Fig.3 Local description region of key-point

首先, 以  $T_i$  为中心取一个  $n \times n$  大小的图像区域, 将图像旋转  $\theta$  角度以获得旋转不变性; 其次, 计算  $n \times n$  图像区域中每一个像素点的旋转不变  $LTP_{8,1}^{riu2}$  特征, 即分别计算  $LBP_{8,1}^{riuU}$  和  $LBP_{8,1}^{riuL}$  并建立直方图. 本文中, 计算旋转不变  $LTP_{8,1}^{riu2}$  时采用与 SIFT 描述子相同的  $4 \times 4$  像素大小的邻域. 因此,  $LTP_{8,1}^{riu2}$  直方图由  $4 \times 4 \times 9 = 144$  维的  $LBP_{8,1}^{riu2}$  直方图组成, 并且采用平均权重. 最后, 将旋转不变  $LTP_{8,1}^{riu2}$  算子归一化以消除较大描述子的影响.

## 3 匹配实验

### 3.1 实验图像

为了验证 LTP 算子的有效性, 本文采用文献[5]中使用的具有几何和光学变换的不同景象的图像. 我们选取其中的几组作为测试图像, 见图 4.

为了评价图像匹配的性能, 采用匹配图像对正确匹配和错误匹配的特征点对的数目作为匹配准则. 假设  $T_i$  和  $T_{i'}$  是正确匹配, 则满足以下条件:

$$Dist(T_i, T_{i'}) < \alpha \cdot Dist(T_i, T_{i''}) \quad (8)$$

其中:  $T_i$  是参考图像  $I$  的一个关键点,  $T_i$  和  $T_i'$  是测试图像  $I'$  中与  $T_i$  向量距离最近和次近的关键点,  $Dist(\cdot)$  是描述子之间的欧式距离. 通过参考图像和测试图像中描述算子的逐一比较, 分别计算正确匹配特征点对的数目和错误匹配特征点对的数目. 正确匹配特征点对的数目取决于相关距离  $l$  和重叠误差  $\varepsilon$ . 相关距离  $l$  用来衡量在特定变换下区域  $A$  和  $B$  的相关性, 重叠误差  $\varepsilon$  用来计算区域间相交和相并的比率:

$$\varepsilon = 1 - (A \cap H^T B H) / (A \cup H^T B H) \quad (9)$$

如果  $l < 4$  并且  $\varepsilon < 0.5$  就认为是正确匹配.  $\alpha$  取值不同得到的两幅图像匹配结果也不同, 使用 *recall* 和  $1 - \textit{precision}$  曲线来表示. *recall* 表示两幅相同场景图像中存在的相应特征点对中正确匹配的比率, 表达式为:

$$\textit{recall} = \frac{\# \textit{correct matches}}{\# \textit{correspondences}} \quad (10)$$

其中:  $\# \textit{correspondences}$  表示两幅图像中存在的相应特征点数量. 一个好的描述子应使 *recall* 等于或接近于 1, 然而 *recall* 会随着  $\alpha$  的增加而增大. 错误匹配的数量相对于全部匹配点对数量之间的关系可用  $1 - \textit{precision}$  曲线来表示, 定义如下:

$$1 - \textit{precision} = \frac{\# \textit{false matches}}{\# \textit{correct matches} + \# \textit{false matches}} \quad (11)$$

将旋转不变 LTP 和 SIFT 结合的方法与 SIFT 算子、旋转不变 LBP 与 SIFT 相结合的方法进行性能比较, 以证明本文方法的有效性. 在 P4 2.0 G 的计算机上通过 MATLAB 语言编程实现. SIFT128, LBP144, LTP144 分别表示 128 维的 SIFT 算子, 144 维的  $LBP_{8,1}^{riu2}$  算子, 144 维的旋转不变  $LTP_{8,1}^{riu2}$  算子并由 positive LBP144 和 negative LBP144 两部分组成.



注: Boat (结构图像, 具有尺度变换/缩放和图像旋转), Bark (纹理图像, 具有尺度变换/缩放和图像旋转), Graf (结构图像, 具有视角变换), Wall (纹理图像, 具有视角变换), Leuven (光照变化)

图4 测试图像  
Fig.4 Test images



3.2 匹配结果

图 5 给出了采用旋转不变 LTP 算子和 SIFT 相结合方法的图像匹配结果, 图中参考图像与测试图像间的匹配点采用红色直线进行连接。

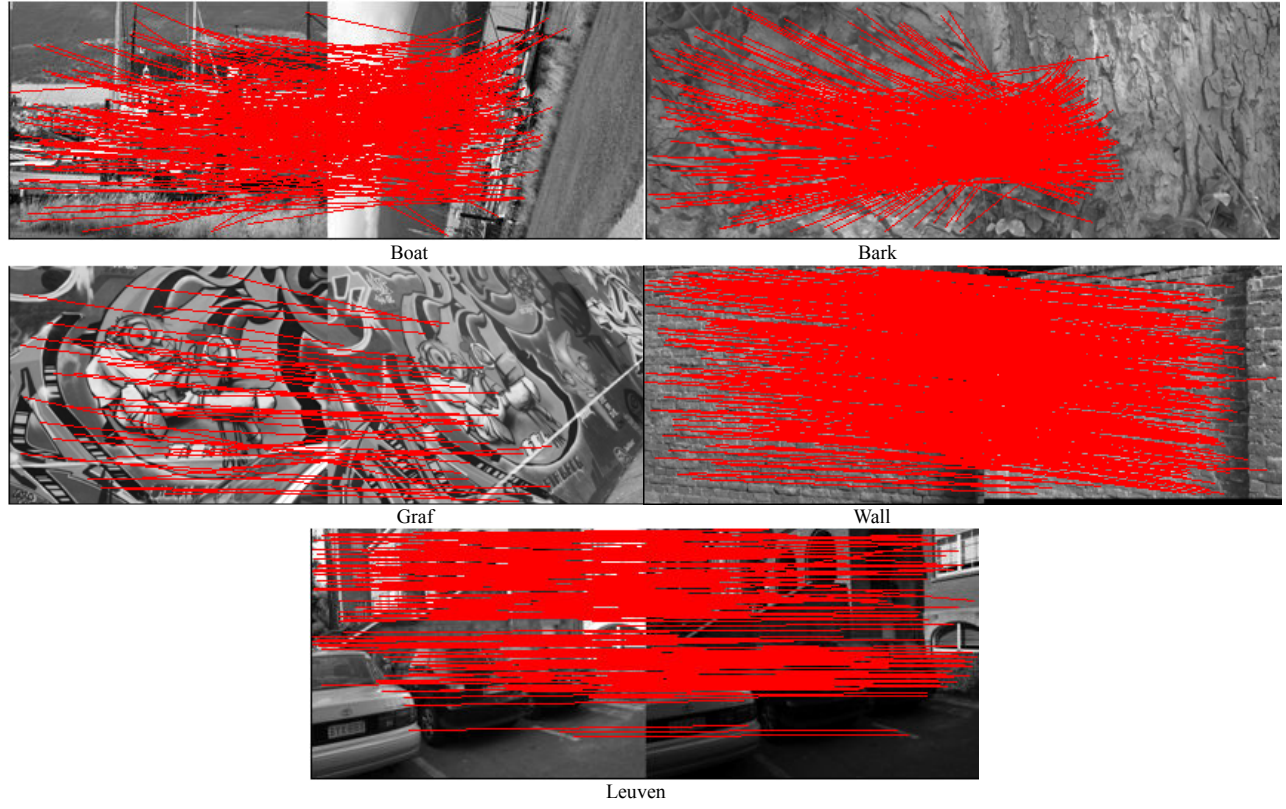


图 5 匹配结果  
Fig.5 Matching results

表 1 给出了三种方法的运行时间. 由于我们采用了相同的关键点提取方法, 因此在关键点的描述算子阶段只考虑关键点描述算子的构造时间, 匹配时间表示在整个测试图像中找到相应匹配点对所需的时间。

从表中可以看出, LTP 算子的构造时间与 LBP 算子的相近, 却都远远小于 SIFT 算子的构造时间, 原因可能在于构造 LTP 和 LBP 算子时只用到了减法运算, 而 SIFT 算子则需要计算采样区域中每个像素特征的大小和方向. 由于 LTP 和 LBP 算子的维数多于 SIFT 算子, LTP 算子的匹配时间较 SIFT 算子稍长, 但是 LTP 算子的构造和匹配运行的总时间还是少于 SIFT 算子。

图 6~图 8 给出了三种方法的性能曲线, 图中  $x$  轴和  $y$  轴分别表示平均的  $1 - precision$  和  $recall$  值。

表 1 几种方法的运行时间  
Tab.1 running times of several methods

时间/s	LTP	LBP	SIFT
构造	3.7	2.1	23.4
匹配	81	67	72

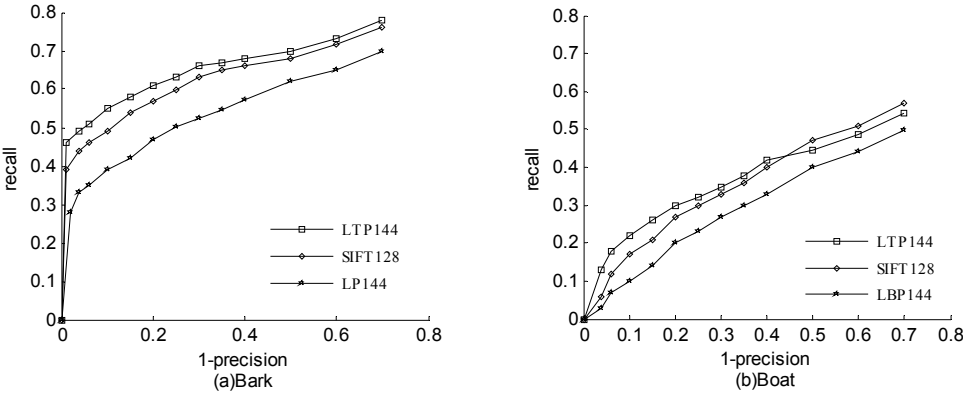


图 6 具有尺度变换和旋转变换图像的性能曲线  
Fig.6 Performance curve of image with scale change and image rotation

图 6(a)和(b)分别表示存在 1~2.5 倍尺度缩放和  $30^\circ \sim 45^\circ$  旋转时的结构图像和纹理图像的匹配性能曲线. 从图中可以看出, 纹理图像比结构图像获得较高的 *recall* 值. 对于纹理图像,  $LTP_{8,1}^{riu^2}$  算子的性能好于 SIFT 的性能, 而对于结构图像, 两者的性能相当;  $LBP_{8,1}^{riu^2}$  算子的性能最差.

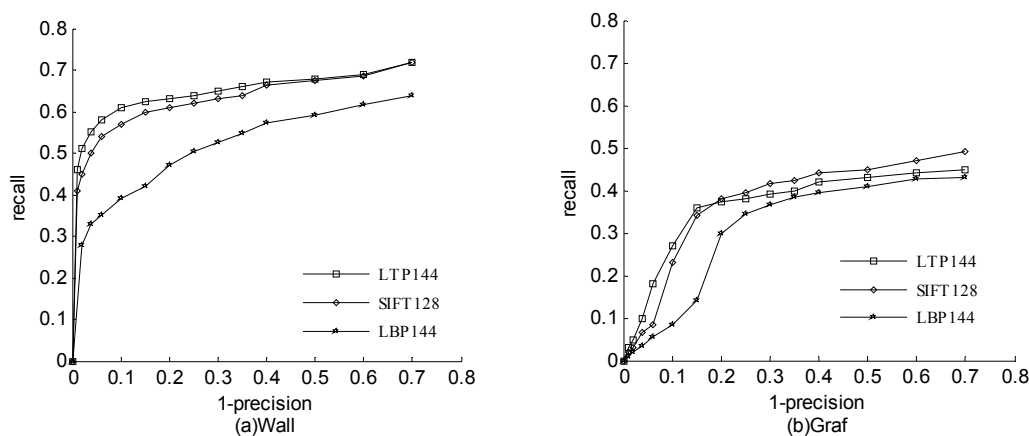


图 7 具有视角变换图像的性能曲线

Fig.7 Performance curve of image with viewpoint change and image rotation

图 7(a)和(b)分别给出了存在  $50^\circ$  视角变换的结构图像和纹理图像的性能曲线. 与存在尺度缩放和旋转时的性能相似, 纹理图像获得了较高的值, 并且旋转不变 LTP 算子的性能与 SIFT 算子的性能相近.

图像存在光照变化时的性能曲线见图 8.

从图中可以看出, 旋转不变 LTP 算子的性能最好, 其次是 SIFT 算子和 LBP 算子. 原因在于 LTP 算子在像素级上具有单调灰度尺度变换不变性, 并且可以通过噪声门限值滤除噪声, 而 SIFT 算子的正则化则是在图像区域级别上进行的.

## 4 结语

针对图像匹配中应用比较广泛的 SIFT 算法的计算复杂性问题, 提出了一种 SIFT 算法和 LTP 特征相结合的图像匹配方法. 该方法将 SIFT 算法提取出的关键点的旋转不变 LTP 特征作为 SIFT 算法关键点的描述算子, 进行立体图像匹配. 实验采用具有几何和光学变换的不同景象的图像作为测试图像, 通过对 LTP 和 SIFT 结合的方法、SIFT 算法、SIFT 与旋转不变 LBP 相结合的方法进行性能比较, 实验结果表明本文提出的 SIFT 与 LTP 相结合的方法具有基本 SIFT 算法的良好匹配性能, 并且能够较好地提高 SIFT 算法的匹配速度. 如何进一步提高图像匹配的速度和准确性将作为下一步的研究.

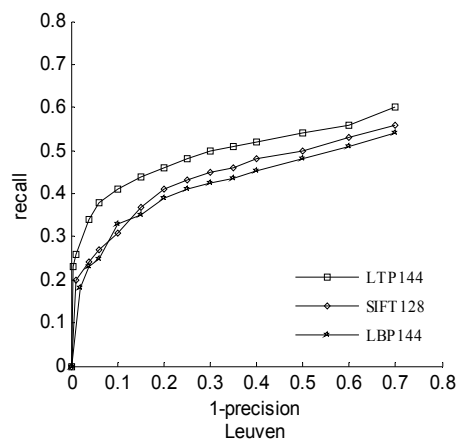


图 8 光照变化时的性能曲线

Fig.8 Performance curve of image with illumination change

## 参考文献 References

- [1] LINDBERG Tony. Scale-space theory: a basic tool for analysing structures at different scales[J]. Journal of Applied Statistics, 1994, 21 (2): 224-270.
- [2] DUFOURNAUD Y, SCHMID C, HORAUD R. Image matching with scale adjustment[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 93 (2): 175-194.
- [3] ESPIAU F, RIVES P. Extracting robust features and 3D reconstruction in underwater images[C] // Proceedings OCEANS, 2001: 2564-2569.
- [4] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale and affine invariant interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60 (1): 63-86.
- [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.
- [6] DAVID G. Lowe. Distinctive Image Features from Scale-Invariant key-points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-101.
- [7] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, USA, 2004: 506-513.

- [8] DELPONTE E, FRANCESCO I, et al. SVD-matching using SIFT features[C]//Proceedings of the International Conference on Vision, Video and Graphics, Edinburgh, 2005: 125-132.
- [9] HEIKKILÄ M, PIETIKÄINEN M, SCHMID C. Description of interest regions with local binary patterns[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3): 425-436.
- [10] 郑永斌, 黄新生, 丰松江. SIFT 和旋转不变 LBP 相结合的图像匹配算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(2): 286-292.  
ZHENG Yongbin, HUANG Xinsheng, FENG Songjiang. An image matching algorithm based on combination of SIFT and the rotation invariant LBP[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2010, 22(2): 286-292.
- [11] OJALA T, PIETIKÄINEN M, MAENPÄÄ T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24 (7): 971-987.
- [12] TAN X., TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions[C]. Proceedings of the 3rd international conference on Analysis and Modeling of Faces and Gestures, Rio de Janeiro, Brazil, 2007: 168-182.

## Image matching using SIFT and rotation invariant uniform LTP

LIU Jinsong<sup>1</sup>, ZHANG Qingyang<sup>2</sup>, YUAN Sicong<sup>1</sup>

(1.School of Mechanical & Electrical Engineering, Xi'an Univ. of Arch. & Tech., Xi'an 710055, China;

2.Xi'an Shaangu Power Co., LTD., Xi'an 710075, China)

**Abstract:** In view of high computational complexity of SIFT (scale invariant feature transform), a new stereo matching algorithm based on SIFT and the rotation-invariant LTP (local ternary pattern) is proposed. Firstly, two sets of key-points are extracted from the two images for matching by utilizing the SIFT algorithm; secondly, the rotation-invariant LTP feature of each key-point is computed, which as the descriptor of the key-point; finally, the matching pairs between the two sets of key-points are determined. The result is compared with the SIFT algorithm in stereo image matching. It is observed that the matching performance by using the SIFT and LTP is the same as the SIFT, and the calculating speed is faster than SIFT.

**Key words:** image matching; SIFT; local binary pattern; local ternary pattern

(本文编辑 吴海西)

