

基于局部二进制模式和图变换的快速匹配算法

赵小强, 岳宗达

(兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 甘肃兰州 730050)

摘 要: 针对图像匹配在图像拼接、目标识别等领域的应用中尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法计算复杂度高、实时性较差的问题,提出了一种基于局部二进制模式(Local Binary Patterns, LBP)和图变换(Graph Transformation Matching, GTM)的匹配算法. 首先采用SIFT特征检测提取特征点并以特征点为中心取 13×13 的图像块作为特征区域;然后用本文提出的局部旋转不变二进制模式(Local Rotation Invariant Binary Patterns, LRIBP)描述子对特征区域进行描述产生29维的特征描述向量,降低了描述子的复杂度,并以欧氏距离为度量准则进行初始匹配;最后采用图变换匹配算法剔除误匹配点,从而提高算法的运算速率和匹配精度. 仿真结果表明,本文所提算法不仅具有较高的精度和较强的鲁棒性,并且减少了算法的运算量,提高了算法的实时性.

关键词: 图像匹配; 尺度不变特征变换; 局部二进制模式; 图变换匹配

中图分类号: TG156 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)09-2156-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.09.015

A Fast Matching Algorithm Based on Local Binary Patterns and Graph Transformation

ZHAO Xiao-qiang, YUE Zong-da

(College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou, Gansu 730050, China)

Abstract: Aiming at problems of large computation and poor real-time of scale invariant feature transform (SIFT) algorithm for image matching application in image matching, object recognition and other fields, a matching algorithm based on local binary patterns (LBP) and graph transformation matching (GTM) is proposed. Firstly, SIFT is used to extract initial feature points. 13×13 pixel blocks around the feature points are used as the feature regions. Secondly, in order to reduce complexity of descriptors, the local rotation invariant binary patterns (LRIBP) descriptor is used to produce feature vectors of 29 dimensions for a feature region. Euclidean distance is adopted as measure criterion of the descriptors to fulfil initial match. Finally, GTM is adopted to eliminate mismatching points. Simulation results show that the proposed algorithm not only improves accuracy and robustness and real-time, but also reduces the amount of calculation.

Key words: image matching; scale invariant feature transform; local binary patterns; graph transformation matching

1 引言

图像匹配是图像处理和计算机视觉领域里十分重要的一项技术,它已在目标识别^[1]、图像拼接^[2]、三维重建^[3]、医学图像分析^[4]和产品质量自动化检测^[5]等领域得到广泛应用. 现有的匹配算法可分为三大类:基于特征的匹配、基于灰度的匹配和变换域匹配,其中由于基于特征的匹配具有对各种变化鲁棒性强、灵活性好的特点而备受关注,是目前应用广泛的一类方法.

尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Trans-

form, SIFT)^[6]由于对尺度、旋转、光照和噪声具有较好的容忍度而成为应用最为广泛的图像匹配算法. 但是由于SIFT特征描述是基于统计梯度直方图对特征点进行描述的,存在着计算复杂度高、实时性差的缺点. 近年来,移动手持设备逐渐普及,但由于其计算能力和存储空间有限,所以降低图像匹配算法的计算复杂度、提高算法的实时性是目前一项重要的任务. 局部二进制模式(Local Binary Patterns, LBP)^[7]是由Ojala等提出的一种表述中心像素点与邻域像素点灰度阈值关系的二进制描述子,具有计算复杂度低,对尺度、光照、旋转鲁棒性强的优点;Heikki-

la^[8]等提出了一种中心对称局部二进制模式 (Center-Symmetric Local Binary Patterns, CSLBP), 该算法所产生的特征描述符维数低、运算速度快, 对噪声鲁棒性强, 但在生成特征描述符时, 仍采用梯度直方图计算特征区域主方向, 增加了算法的复杂度, 且不具有旋转不变性; 郑永斌^[9]等提出一种 SIFT 和旋转不变 LBP 相结合的图像匹配算法, 对尺度、旋转具有较好的容忍度, 但由于特征点邻域信息单一, 导致正确匹配率不高; 邱春玲^[10]等提出了一种基于局部二进制描述 SIFT 特征的钻石图像配准方法, 改进传统 LBP 比较阈值, 采用主成分分析法对描述向量进行降维, 每个像素点求取 LBP 值, 产生较高维数的描述向量, 对速度提升有限。

本文提出了一种基于 LBP 和图变换的图像匹配算法。首先把传统 LBP 描述改进为局部旋转不变二进制模式 (Local Rotation Invariant Binary Patterns, LRIBP), 进一步降低了其计算复杂度, 以 LRIBP 描述替代传统 SIFT 的描述方法对 SIFT 特征点进行描述, 并在初匹配后引进图变换对误匹配进行剔除。实验结果表明本文算法降低了 SIFT 算法的计算复杂度, 提高了算法的实时性, 并对尺度、旋转、光照等具有较好的鲁棒性。

2 SIFT 特征检测方法

SIFT 特征检测方法主要由两部分组成: 极值点检测和极值点精确定位。

(1) 极值点检测。SIFT 特征检测是在多尺度空间内进行极值点的检测, 首先建立尺度空间, 由于高斯核是实现尺度变换的唯一线性核, 尺度空间由图像和高斯函数卷积得到, 对于图像 I 尺度空间函数 $L(x, y, \sigma)$ 为:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$$

其中 σ 为尺度因子。然后对相邻尺度依次作差, 得到高斯差分尺度空间 (Difference of Gaussian, DoG):

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (2)$$

在 DoG 尺度空间中比较当前尺度中相邻的 8 个像素和相邻的两个尺度中的 18 个像素的灰度值大小, 确定局部极值点。

(2) 特征点精确定位。在 DoG 金字塔内检测到极值点后, 还需确定其是否是特征点, 首先要确保其不是低对比度的点, 然后通过 Hessian 矩阵去除边缘点。经过以上两步确定其为特征点后, 记下其所在的尺度及位置。

3 基于 LBP 的特征描述

3.1 传统 LBP 特征

传统 LBP 是在一个 3×3 的图像块中对区域进行

描述, 将中心像素的灰度值作为阈值, 与其它 8 个邻域像素的灰度值对比进行二值化, 小于该阈值对应像素置 1, 否则置 0, 然后将邻域的 8 个像素的值与加权矩阵对应的值相乘, 采用 8 个像素加权值的和作为该特征区域的 LBP 特征描述符, 原理如图 1 所示。

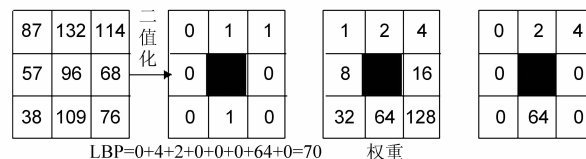


图1 基本LBP算子

由于传统 LBP 对大尺寸的纹理特征描述表现欠佳, Ojala 等对传统 LBP 描述子进行了改进, 对特征区域定义了一个以特征点为中心、半径为 R 的圆形区域, 在圆周上均匀的设置了 P 个采样点, 如图 2 所示, 落在像素间的采样点由相邻像素双线性内插得到。设中心像素灰度值为 g_c , 圆周上的采样点为 $g_0, g_1, g_2, \dots, g_{P-1}$, 则该图像块的 LBP 特征值 L 如下:

$$L_{p,r} = \sum_{i=0}^{P-1} S(g_i - g_c) 2^{i-1} \quad (3)$$

$$S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

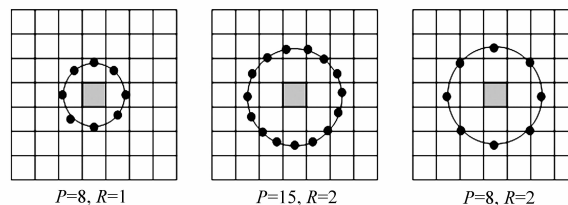


图2 扩展LBP常用的邻域特征

3.2 局部旋转不变二进制模式

传统 LBP 描述子对特征区域内每个像素点求其邻域内的 LBP 值, 随着特征区域的增大产生的描述子维数急剧增高, 严重影响后续的匹配速度。

本文对传统 LBP 进行了改进, 提出的局部旋转不变二进制模式在一个以特征点为中心的 13×13 的图像区域内进行特征描述, 采用规则分布在以特征点为中心的近似圆环上的 28 个像素点及特征点的 LBP 值作为特征区域的描述符, 本文将这 28 个像素点定义为子特征点, 两个近似圆环的半径分别为 $R_1 = 2$ 和 $R_2 = 5.5$, 如图 3 所示。这种特征区域运算方式可大幅降低特征描述的计算量, 且特征运算覆盖了特征区域所有的像素点, 降低了特征描述符的信息冗余。为了增强描述子对仿射变化的鲁棒性, 采用高斯加权对特征点邻域内的特征信息进行加权求值, 即离特征点较近的像素对特征描述贡献较大, 离特征点较远的像素贡献较小, 但是高斯加权运算较为复杂, 为了降低计算量, 本文采

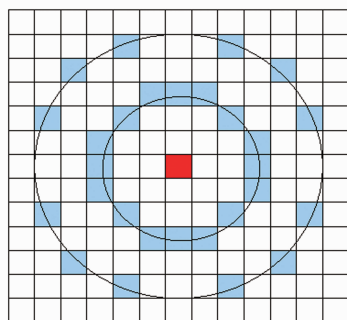


图3 子特征点分布

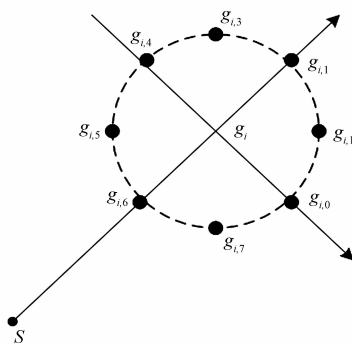
用外围稀疏的子特征点分布方式达到与高斯加权运算相同的目的。

LRIBP 算子以子特征点为中心像素在特征区域内选取一个 3×3 的子区域, 该子区域的 LBP 描述模式采用 $L_{1,1}$, 即如图 2 中的 $P=8, R=1$ 的采样模式, 不同于传统 LBP 的二值化模式, 本文采用子区域内 9 个像素的灰度平均值作为阈值对子区域进行二值化. LRIBP 特征 R 计算如下:

$$R = \sum_{i=0}^7 S(g_i - g_a) 2^{i-1} \quad (5)$$

其中, $S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$, g_a 为子区域内 9 个像素的灰度平均值。

计算局部旋转不变特征描述子的关键是对支持区域内每个像素点建立旋转不变坐标系^[11], 本文采用如图 4 所示的局部坐标系。

图4 子特征点 g_i 的局部坐标系

其中, S 为特征点, g_i 为某一子特征点, $g_{i,0} \sim g_{i,7}$ 为该子特征点的 LBP 采样点, 以 $\vec{Sg_i}$ 为 y 轴正方向, 拇指指向为 x 轴正方向建立右手坐标系, 以 x 轴正方向与采样圆的交点为起点, 逆时针依次对 8 个采样点进行排序, 由于该坐标系是局部不变的, 所以该描述子是旋转不变的。

4 基于图变换匹配的误匹配剔除

Aguilar^[12] 等提出的 GTM 算法首先根据模板图像

与待匹配图像特征点之间一对一的匹配关系构建一个 K 最近邻图 (K -NN 图), 然后对其中的各个顶点进行迭代, 达到删除误匹配点的目的. GTM 假设两幅图像之间存在初始匹配点集 $P = \{p_i\}$ 和 $P' = \{p'_i\}$, 且匹配点集大小都为 N , 其中 p_i 点与 p'_i 点是对应的匹配点. 该算法主要由两部分组成:

(1) 构建 K -NN 图. 对 P 中每一个匹配点定义一个顶点 v_i , 所以 $V_p = v_1, v_2, \dots, v_N$, 当 p_j 为 p_i 的一个最近邻点且 $\|p_i - p_j\| \leq \eta$ 时存在一个无向边 $e(i, j)$, 其中 η 是所有匹配点到顶点 v_i 的距离的中值, 定义为:

$$\eta = \text{median}_{(l,m) \in V_p \times V_p} \|p_l - p_m\| \quad (6)$$

且 $E_p = \{e_{ij} | i, j \in V_p, j \in \text{KNN}(i)\}$, 则得到 P 上所有匹配点的 K -NN 图 $G_p = (V_p, E_p)$. G_p 存在一个 $N \times N$ 的邻接矩阵 A_p , 且当 $e(i, j) \in E_p$ 时 $A_p(i, j) = 1$, 否则 $A_p = 0$, 同样, 对 $P' = \{p'_i\}$ 构建 K 近邻图 $G_{p'} = (V_{p'}, E_{p'})$.

(2) 移除离群特征点. 当初始匹配中存在错误匹配即离群特征点时, 两图不同构, 可通过计算邻接矩阵的残差 $R = |A_p - A_{p'}|$ 来判断初始匹配中是否存在离群特征点, 邻接矩阵的残差 R 中和最大那一列对应的点即为出格点 Q^{out} :

$$Q^{\text{out}} = \arg \max_{j=1, \dots, n} \sum_{i=1}^N R(i, j) \quad (7)$$

选定离群点对 (v_j, v'_j) , 然后将其移除。

5 基于 LBP 和图变换的匹配算法步骤

Step1. 输入参考图像和待匹配图像;

Step2. 用 SIFT 特征检测提取特征点;

Step3. 以特征点为中心选取大小为 13×13 的图像区域为特征区域, 并按图 3 确定子特征点;

Step4. 在以特征点为中心的 13×13 的特征区域内求取包括特征点在内的 29 个像素的 LRIBP 特征值, 即 l_i ;

Step5. 将这些 LRIBP 特征值作为一个一维向量

$$L_i = [l_1, l_2, \dots, l_{29}] \quad (8)$$

Step6. 为了增强算法对光照变化的鲁棒性, 对该向量进行归一化处理. 即

$$\bar{L}_i = \frac{L_i}{\sqrt{\sum_{j=1}^{29} l_j^2}} = [\bar{l}_1, \bar{l}_2, \dots, \bar{l}_{29}] \quad (9)$$

Step7. 以欧氏距离为度量准则, 匹配策略采用最近邻与次近邻之比进行特征匹配;

Step8. 设两图匹配点集大小都为 N , 根据图像匹配点到顶点的距离中值构建参考图像和待匹配图像的 K -NN 图;

Step9. 计算两幅图像 K -NN 图邻接矩阵的残差 $R = |A_p - A_{p'}|$, 若 $R \neq 0$, 则两图不同构, 并利用式(7)确定出

格点 Q^{out} , 并确定离群点对;

Step10. 移除离群点对并令 $N = N - 1$, 返回 Step7, 开始新一轮迭代, 当 $R = 0$ 时迭代停止;

Step11. 输出匹配图像.

6 仿真实验与性能分析

为了验证算法的性能, 将本文算法与标准 SIFT、CSLBP 算法做了一系列性能对比. 实验所用的 4 组测试图像全部来自于 Mikolajczyk 的图像测试数据包^[13], 为 bikes、leuven、ubc、boat 等 4 组图像, 每组的第 1 和第 4 张图像作为参考图像和待匹配图像. 为测试三种算法在各种变换下的匹配性能, 所选四组图像包含模糊变

换(bikes)、光照变换(leuven)、JPEG 压缩(ubc)、尺度变换和旋转变换(boat)等四种图像变换. 实验环境为 CPU Intel i3 2.40GHz, RAM 6.00GB, 64 位 Windows7 SP1, MATLAB 7.13.

为对比上述几类算法的匹配性能, 本文采用文献[13]的查准率—查错率即 recall 和 1-precision 曲线作为评估标准. recall 和 1-precision 曲线定义如下:

$$\text{recall} = \frac{\text{找到的匹配点对中正确匹配的数目}}{2 \text{ 幅图像中正确匹配的特征点对的数目}}$$

$$1\text{-precision} = \frac{\text{匹配点中错误匹配的数目}}{\text{找到的匹配特征点对的数目}}$$

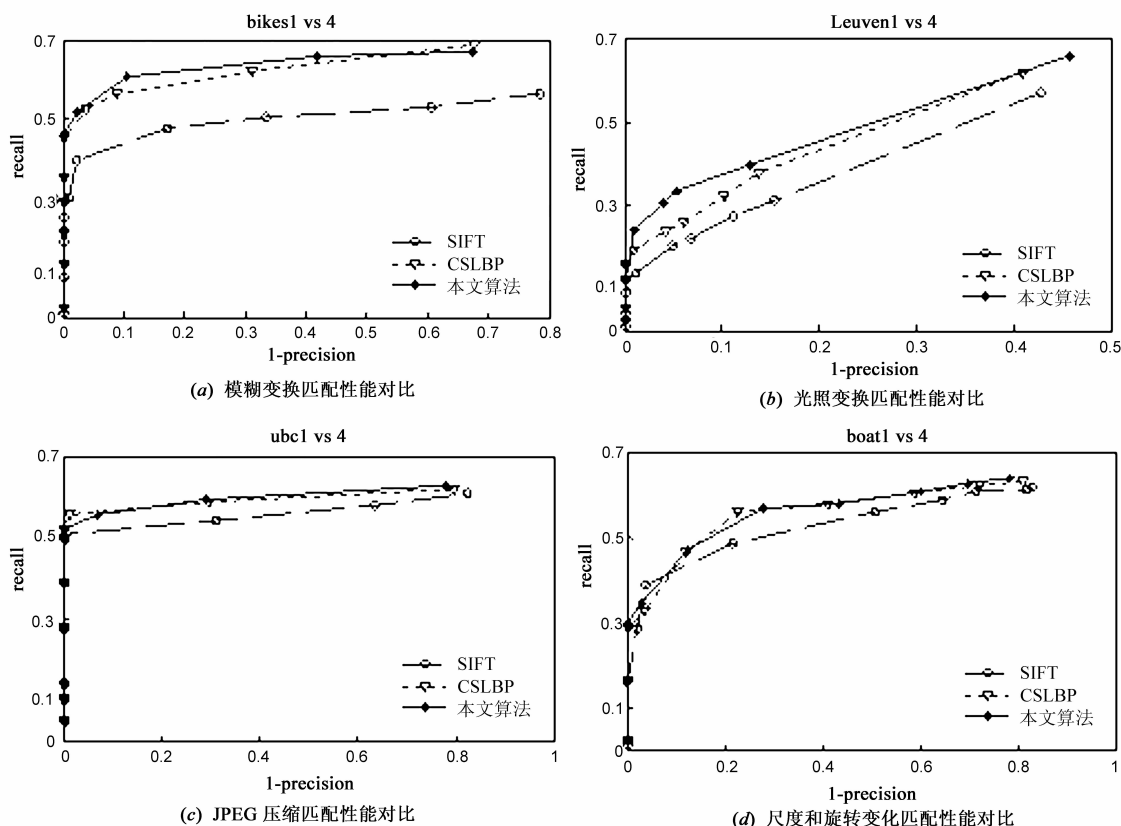


图5 匹配性能对比

三种算法对模糊图像的匹配结果如图 5(a) 所示, 可以看出, 在查错率为 0 时, 三种算法查准率相差无几, 随着查错率的增大, 本文算法和 CSLBP 算法具有更好的匹配结果, 其中, 在查错率在 0.1 ~ 0.55 之间时, 本文算法比 CSLBP 算法匹配性能更好, 当查错率高于 0.55 时, 本文算法匹配效果稍差于 CSLBP 算法, 这是由于本文算法采用子特征点对特征区域进行描述, 降低了特征区域的特异性. 整体来看本文算法的匹配效果要优于 CSLBP 算法.

图 5(b) 为三种算法对光照变换图像的匹配结果对

比, 可以看出, 在低查错率的情况下, 本文算法要稍优于 CSLBP 算法, 这是由于本文所提算法对描述进行归一化处理, 并在初始匹配之后采用 GTM 算法去除部分误匹配.

三种算法对 JPEG 压缩变化的匹配性能如图 5(c) 所示, 可以看出, 对 JPEG 压缩变化图像的匹配性能本文算法和 CSLBP 算法总体优于 SIFT 算法, 本文算法在查错率小于 0.1 时, 效果比 CSLBP 算法稍差, 但当查错率逐渐升高, 本文算法具有更高的查全率. 两者对 JPEG 压缩变化图像匹配性能接近, 但本文算法整体优于 CS-

LBP 算法.

boat 图像中 boat1 与 boat4 之间存在着大约 30~45 度的旋转和 1.5~2.5 倍的缩放,从图 5(d) 可以看出,当查错率逐渐增大时本文算法与 CSLBP 算法比 SIFT 具有更好的匹配结果,且当查错率小于 0.3 时,本文算法要稍优于 CSLBP 算法,即使在查错率较大的情况下本文算法也优于 CSLBP 算法的匹配结果,这主要得益于本文算法采用局部不变坐标系使描述子具有一定的旋转不变性并在初匹配后采用了 GTM 算法,达到了提纯匹配点的功能.

表 1 所示为三种算法对 leuven 图像的匹配时间对比,匹配时间是 30 次实验得到的平均时间,由表 1 可以看出,SIFT 算法特征生成时间最长,本文算法由于采用局部不变坐标系,避免了对主方向的估计和对图像的旋转,而且采用子特征的方式稀疏计算特征区域 LBP

表 1 三种算法匹配时间对比

算法	总匹配点数	特征生成时间/s	匹配时间/s
SIFT	44	1.196	2.305
CSLBP	42	0.989	2.087
本文算法	43	0.415	1.769

值,进一步减少了计算量,特征生成速度有了明显的提高,总体来看,本文算法相对 SIFT 算法运算速度有了明显提高.

为验证算法的通用性,本文在 Google Earth 中选取两幅遥感图像作为参考图像和待匹配图像并用 SIFT、CSLBP 和本文算法分别对两幅图像进行匹配,结果如图 6 所示.

图 6 中(a)、(b)、(c)分别为 SIFT、CSLBP 和本文算法的匹配结果,表 2 为三种算法正确匹配率的对比,由图 6 及表 2 可以看出,SIFT 算法总匹配点数最多,但误匹配数量也最多,正确匹配率为 93.1%,与 SIFT 和 CSLBP 算法相比,本文算法具有最少的匹配点数,但是误匹配点数也最少,且正确匹配率最高,这是由于本文算法在初匹配后采用了 GTM 算法,虽然匹配点数有所下降但正确匹配率明显比其它两种算法高.

表 2 三种算法正确匹配率对比

算法	总匹配点数	正确匹配点数	正确匹配率
SIFT	247	230	93.1%
CSLBP	238	228	95.8%
本文算法	204	199	97.6%

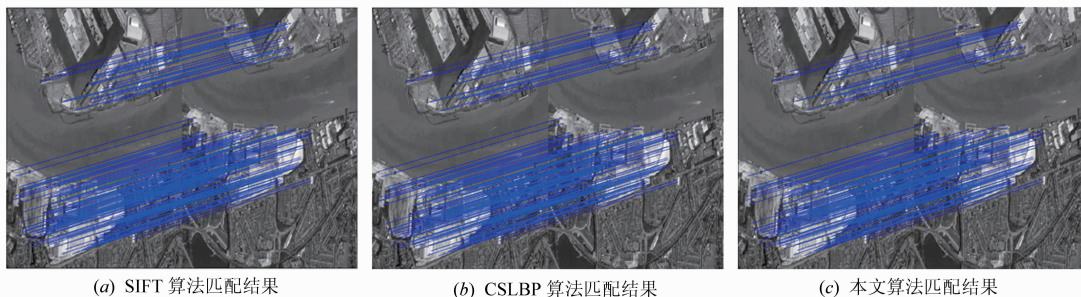


图 6 三种算法遥感图像匹配结果对比

7 结论

针对 SIFT 算法计算复杂度高、实时性较差的问题,本文提出了一种基于局部二进制模式和图变换的快速匹配算法.该算法采用改进的局部二进制模式对 SIFT 特征进行描述,采用子特征点稀疏计算特征区域的 LRIBP 值,并采用局部不变坐标系,避免了主方向估计和图像的旋转,减少了特征描述生成时间,在初匹配后采用 GTM 算法对匹配点进行提纯,提高了算法的正确匹配率.实验表明,本文算法计算复杂度低、鲁棒性好,在确保匹配效果的前提下,提高了算法的运算速度,实时性明显增强.下一步我们将进一步优化对特征区域的描述,进一步提高算法的正确匹配率和实时性.

参考文献

[1] 沈同圣,张健,娄树理.面向目标检测的空间观测图像精

确配准[J].光学精密工程,2014,22(8):2205-2213.

Shen Tong-sheng,Zhang Jian,Lou Shu-li. Precise registration of space observation images for target detection[J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(8): 2205-2213. (in Chinese)

[2] 常琳,金光,杨秀彬.航天 TDI CCD 相机成像拼接快速配准算法设计与分析[J].光学学报,2014,34(5):0511001-1-0511001-9.

Chang Lin,Jin Guang,Yang Xiu-bin. Fast registration algorithm design and analysis of TDI CCD camera assembly imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(5): 051101-1-051101-9. (in Chinese)

[3] Furukawa Y,Ponce J. Accurate, dense and robust multiview stereopsis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(8): 1362-1376.

[4] 王建,潘静薇,杨新.心肌灌注核磁共振图像的非刚性配准[J].中国图像图形学报,2013,18(6):661-668.

- Wang Jian, Pan Jing-wei, Yang Xin. Non-rigid registration for myocardial perfusion MR image[J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(6):661-668. (in Chinese)
- [5] 陈文达, 白瑞林, 吉峰, 等. 基于机器视觉的轴承防尘盖表面缺陷检测[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(6):250-254.
Chen Wen-da, Bai Rui-lin, Ji Feng, et al. Bearing shield surface defect detection based on machine vision[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(6):250-254. (in Chinese)
- [6] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [7] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa 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.
- [8] Heikkila M, Pietikainen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3):425-436.
- [9] 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 Yong-bin, Huang Xin-sheng, Feng Song-jiang. 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. (in Chinese)
- [10] 邱春玲, 陶强, 范润龙, 等. 基于局部二进制描述 SIFT 特征的钻石图像配准方法[J]. 吉林大学学报, 2014, 44(6):1793-1798.
Qiu Chun-ling, Tao Qiang, Fan Run-long, et al. Zircon image marching method based on description of SIFT feature by LBP[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2014, 44(6):1793-1798. (in Chinese)
- [11] 颜普, 朱明, 唐俊, 梁栋. 基于 DCT 和修正 CSLBP 的局部特征描述子[J]. 华中科技大学学报, 2014, 42(9):38-43.
Yan Pu, Zhu Ming, Tang Jun, Liang Dong. Local feature descriptor based on DCT and modified CSLBP[J]. J Hua-zhong Univ of Sci & Tech (Natural Science Edition), 2014, 42(9):38-43. (in Chinese)
- [12] Aguilar W, Frauel Y, Escolano F, et al. A robust graph transformation matching for non-rigid registration[J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(7):897-910.
- [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.

作者简介



赵小强 男, 1969 年生于陕西岐山. 博士. 现为兰州理工大学教授、博士生导师. 主要研究方向为图像处理、数据挖掘、生产调度.
E-mail: xqzhao@lut.cn



岳宗达 男, 1990 年生于山东阳谷. 现为兰州理工大学电气工程与信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理.
E-mail: 18793139585@163.com