

文章编号: 2095-4980(2013)02-0271-06

基于 SURF 算法的微观驱替图像配准

郭 亮, 滕奇志

(四川大学 电子信息学院, 四川 成都 610064)

摘 要: 针对快速鲁棒特征(SURF)算法对微观驱替图像进行配准存在的误匹配比例较高和由于提取的特征点过多导致时间偏长的问题, 提出了一种改进的 SURF 算法。利用了微观驱替模型的特点, 提取出信息量相对比较丰富的边界, 仅在边界和边界附近提取特征点。借鉴了 Hessian 角点检测的方法, 筛选出那些满足设定条件的稳定的特征点。实验证明, 本文提出的方法在匹配正确率上得到了提高。同时, 特征点匹配的耗时有所减少。

关键词: 微观驱替; 图像配准; 边界提取; SURF 算法

中图分类号: TN957.52⁺3; TP391

文献标识码: A

Microscopic displacement image registration based on SURF algorithm

GUO Liang, TENG Qi-zhi

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610064, China)

Abstract: This paper proposes a registration method for microscopic displacement image based on Speeded Up Robust Features(SURF) algorithm. This method is designed to solve problems of high mismatch ratio in microscopic displacement and large time computation caused by extracting too many feature points. Taking the characteristics of the microscopic displacement experimental model into account, this method extracts the boundary of the image containing rich amount of information, and extracts feature points at the boundary of image. The feature points which meet special conditions are obtained by revised Hessian corner detection method. Experimental results illustrate that the proposed method can improve correct matching rate and reduce time computation at the same time.

Key words: microscopic displacement; image registration; boundary extraction; SURF algorithm

微观驱替是一种利用驱替模型研究石油在各种岩石孔隙中的渗流特性及剩余油分布特征的一种方法^[1-2], 采用玻璃刻蚀模型能直观观察驱替过程的动态变化, 结合计算机图像分析方法可以定量计算驱替过程的特定参数。在完整的实验中, 针对同一个模型, 往往需要更换不同的驱替剂, 以计算各个驱替阶段的驱替效率, 在更换驱替剂的过程中难免存在着实验模型的移位和小角度旋转。实际情况如图 1 所示, 图 1(a)为更换驱替剂前对驱替模型拍摄的原图, 图 1(b)为更换驱替剂后驱替模型发生了位移, 与原图的叠加图。这种移位和小角度旋转影响了后期的数据计算, 因此微观驱替图像的配准对实验参数的准确计算有重要意义。

图像配准^[3]的方法大致可以分为 3 类: 基于灰度信息的图像配准, 基于变换域的图像配准和基于特征的图像配准^[4-5]。基于特征的图像配准方法具有计算速度快, 对灰度信息变化适应能力强的特点, 是目前最常用的方法之一。其中由 Herbert Bay 等提出的 SURF 算法^[6]具有速度较快, 鲁棒性强的特点^[7-9], 是现在的配准算法研究的热点之一。因此, 本文采用了基于 SURF 算法的配准。

直接采用 SURF 算法对微观石油驱替图像进行配准, 存在着以下 2 个问题:

1) 玻璃模型的图像在除边缘以外部分相对来说像素变化比较平缓, 在这些平滑的区域提取出的特征点包含的信息量少, 特征点不稳定, 容易产生误匹配。因而直接采用 SURF 算法对微观驱替图像进行匹配, 误匹配的比例比较高。

2) 在图像比较大时, 算法产生的特征点比较多(如针对 768 × 1024 的图像, 一般检测出的特征点会超过 1000 个), 而后期的特征点匹配采用最近邻方法寻找匹配的特征点, 算法的时间代价与检测出的特征点个数平方成正比

比, 因此过多的特征点会导致配准的时间较长。

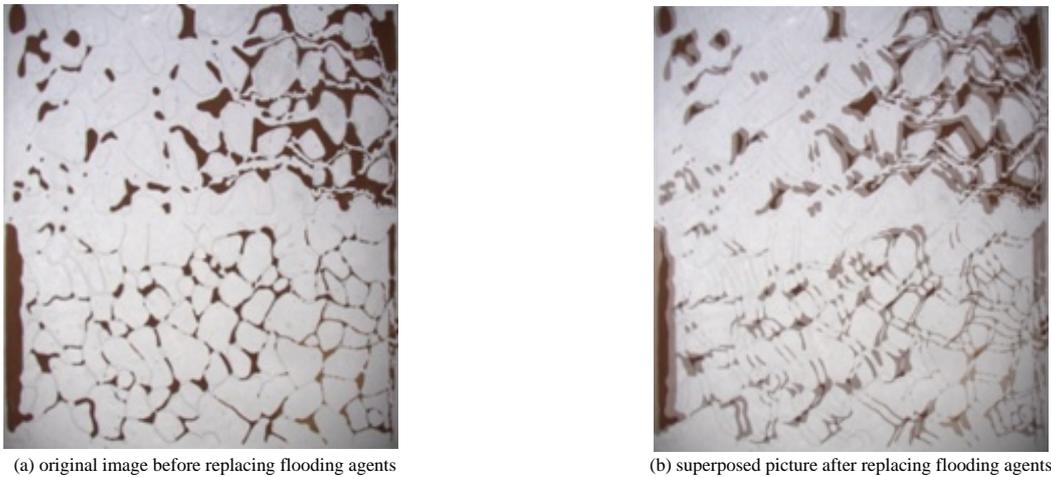


Fig.1 Original picture and superposed picture
图 1 更换驱替剂前的原图和更换驱替剂后的叠加图

针对以上问题, 本文利用了驱替模型所具有的特点, 提出了一种基于玻璃边缘特征点检测的改进的 SURF 算法。使用数学形态学梯度的方法提取出图像的边缘部分, 在进行特征点提取时, 仅对边缘和边缘附近的区域进行计算。同时, 在判定是否为特征点时, 借鉴了 Harris 角点判定的方法, 满足特定条件的稳定点才判定为特征点。本文通过对边缘候选特征点的选取, 去除了大部分位于平滑区域的不稳定特征点。同时由于减少了配准点的数量, 减少了配准时间。实验表明本文提出的配准方法可以提高配准的准确性和速度。

1 SURF 算法的特征检测原理

1.1 SURF 特征点检测

SURF 是一种基于特征点检测的算法。第 1 步需要提取图像中的极值点, 将这些提取出的极值点作为候选的特征点。SURF 极值点的检测基于 Hessian 矩阵, Hessian 矩阵 \mathbf{H} 是由函数 $f(x,y)$ 偏导数组成, 定义为:

$$\mathbf{H}(f(x,y)) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 \mathbf{H} 矩阵判别式:

$$\det(\mathbf{H}) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2 \quad (2)$$

\mathbf{H} 矩阵的行列式的值是 \mathbf{H} 矩阵 2 个本征值的乘积。 \mathbf{H} 矩阵行列式的值为正时, 表示 2 个本征值有相同的符号, 就将该值判定为极值点。极值点中行列式的值小于阈值的点, 被认为是不稳定的极值点, 被直接丢弃。

在 SURF 算法中, 函数 $f(x,y)$ 就是输入图像对应点的像素值 $I(x,y)$, 函数 $f(x,y)$ 的二阶导数和偏导数使用由积分图像计算而来的近似的高斯函数 $D((x,y),s)$ 计算(其中 s 表示尺度, 以下均用 s 表示尺度)。则有

$$\mathbf{H}(f(x,y)) = \begin{bmatrix} D_{xx}((x,y),s), D_{yy}((x,y),s) \\ D_{xy}((x,y),s), D_{xy}((x,y),s) \end{bmatrix} \quad (3)$$

为了平衡准确值和近似值之间的误差, 引入了一个常数权值, 这个常数权值在 SURF 算法中被定为 0.9。最终 \mathbf{H} 矩阵的行列式可表示为:

$$\det(\mathbf{H}_{\text{approx}}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (4)$$

SURF 算法对检测的极值点进行非最大抑制, 选取大于本尺度周围 8 个点和其上、其下 2 个尺度空间各 9 个点的极值点作为特征点。

1.2 SURF 的特征点描述

在确定了特征点之后,第2步需要对每个特征点植入特征描述,以便后续的匹配。

SURF 特征点的特征描述的生成包括特征点主方向的计算和特征描述符的计算。计算主方向时,以特征点为圆心,以 $6s$ 为半径建立圆领域,计算这个领域范围内所有点的水平和垂直方向上的 Harr 小波响应(计算 Harr 小波响应时,边长范围选为 $4s$)。将求得的水平和垂直方向的 Harr 小波响应组成一个向量。以特征点为中心,张角为 60° 的扇形进行旋转,将所有向量累加形成新的向量。遍历整个圆形区域,选择最长向量的方向为该特征点的主方向。

SURF 算法特征点描述符的生成,首先将坐标轴旋转至上一步计算的特征点主方向。以特征点为中心生成一个大小为 $20s \times 20s$ 的正方形区域。然后将该区域划分为 16 个子区域,每个子区域的大小为 $5s \times 5s$ 。在每个区域内计算 Harr 小波响应,分别记与主方向水平和垂直的 Harr 小波响应为 dx, dy 。对每个子区域生成一个四维的向量 $\mathbf{v} = (\sum dx, \sum dy, \sum |dx|, \sum |dy|)$ 作为描述符。因而对整个选取的区域,生成了一个 64 维的描述符。

1.3 SURF 特征点匹配

在生成了特征点的特征描述之后,需要对特征点进行匹配。以特征点的欧式距离作为特征点匹配与否的评判准则,求出在基准图像中与目标特征点距离最近的 2 个特征点,将最小的距离记为 d_1 ,次小的记为 d_2 ,如果 d_1 远小于 d_2 ,则 d_1 对应的特征点相较于其他特征点与目标特征点吻合程度更高,是匹配点的概率较大,如式(5)所示,设置一个阈值 t ,如果 d_1/d_2 小于阈值 t (SURF 中取 t 等于 0.7),可以认为是正确的匹配。

$$\frac{d_1}{d_2} < t \quad (5)$$

2 对 SURF 算法的改进

针对引言中提出的问题,本文对原 SURF 算法提取特征点进行了改进。改进后的算法步骤如下:

- 1) 采用原 SURF 算法提取出备选的特征点;
- 2) 提取图像的边界,并筛选出边界上和边界附近的特征点;
- 3) 对筛选出的特征点使用 Harris 角点检测的方法对极值点进行进一步筛选,得到最终的特征点。

2.1 提取图像边界特征点

直接对实验模型应用 SURF 算法,存在着很多误匹配,对误匹配点进行统计和观察发现,误匹配点多数出现在实验模型中图像变化平缓的非边缘部分,所以需要剔除掉非边缘部分的特征点。

本文采用形态学梯度的方法提取图像的边界,形态学梯度是利用形态学中的腐蚀和膨胀操作提取图像梯度的一种方法,数学形态学方法用于检测图像的边界,对噪声有较好的抗干扰能力^[10-11]。对于输入为 $f(x,y)$ 的图像,形态学梯度 $g(x,y)$ 可以表示为:

$$g(x,y) = f(x,y) \oplus b(x,y) - f(x,y) \odot b(x,y) \quad (6)$$

式中: $f(x,y) \oplus b(x,y)$ 表示对输入图像 $f(x,y)$ 进行膨胀操作,结构元素为 $b(x,y)$; $f(x,y) \odot b(x,y)$ 表示对输入图像 $f(x,y)$ 进行一次腐蚀操作,结构元素为 $b(x,y)$ 。边界提取的基本步骤如下:

- 1) 选取 3×3 的矩形窗口作为结构元素,对原图按公式(6)进行形态学梯度处理,提取边界 $g(x,y)$;
- 2) 对提取的边界 $g(x,y)$ 做二值化处理,得到二值图 $g'(x,y)$;
- 3) 对 $g'(x,y)$ 进行去噪处理,去掉面积过小的噪点,得到最终的边界图。

得到了图像的边界以后,根据提取的边界,剔除掉不在边界附近的特征点,得到初步筛选的特征点。

2.2 边界上特征点的进一步筛选

采用提取边界的方法剔除了变化平滑部分的特征点之后,还需要对边界上提取的特征点进行进一步的处理,仅提取那些稳定的点作为特征点。David G Lowe 在文献[12]中提出使用高斯核函数提取特征点时,在图像的边界部分会出现很强的边界响应,从而导致很多不稳定的特征点被提取出来。在使用近似的高斯核函数的 SURF 算法中也有类似的边界响应。为了提取出稳定的特征点,本文采用了 Harris 角点检测算法的角点响应函数,如式(7)、式(8)所示。

$$R = \det(\mathbf{H}) - k \cdot \text{tr}^2(\mathbf{H}) \quad (7)$$

$$\text{tr}(\mathbf{H}) = D_{xx}((x, y), s) + D_{yy}((x, y), s) \quad (8)$$

式中: k 为经验参数, 一般取为 0.04~0.06, 本文中选取 $k=0.06$ 。

在判断某个点是否为特征点时, 如果 R 大于给定的阈值, 则保留并进行非最大抑制的判断, 否则就丢弃该点。由于算式中的 $\det(\mathbf{H})$ 与 $\text{tr}(\mathbf{H})$ 可以根据先前得到的矩阵 \mathbf{H} 简单地计算出, 所以对角点响应函数 R 的计算的代价很小, 相对于进行一次非最大抑制的计算代价来说, 可以忽略不计。由于对那些不满足条件的点来说, 省略了一次非最大抑制的计算, 因而会节省计算时间。

3 使用 RANSAC 方法对匹配结果进一步筛选

在进行了特征匹配之后, 仍然存在错误的匹配对, 必须对已经匹配了的点进行一次筛选, 常用的方法有 RANSAC^[13]法和最小均方差法。最小均方差法一般要求正确的匹配对数占总数的一半以上, 而 RANSAC 方法一般不需要正确率过半, 相对地需要预设参数作为阈值。考虑到无法预先确定正确对数占的百分比, 本文选取 RANSAC 方法进行特征点筛选。

RANSAC 算法是一种迭代的参数估算方法, 它的原理可以表述为: 在所有的分组中随机抽取 3 组抽样, 将这 3 组抽样作为正确的配准点对计算维度为 3×3 的透视投影变换矩阵 M , 假设变换前点为 (x, y) , 变换后为 (x', y') 。 M 可以由下式计算得到:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & t_x \\ a_{21} & a_{22} & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

然后根据投影变换矩阵判断剩下的点是否满足矩阵 M , 具体的做法是用根据 M 和匹配前的点计算一个匹配后的点, 记为 p , 计算 p 与目标点的欧式距离的平方, 如果大于阈值, 就认为是不满足条件的错误匹配对。因为本实验要达到像素级的匹配精度, 一般阈值取一个比较小的数, 本实验中将阈值设定为 3。

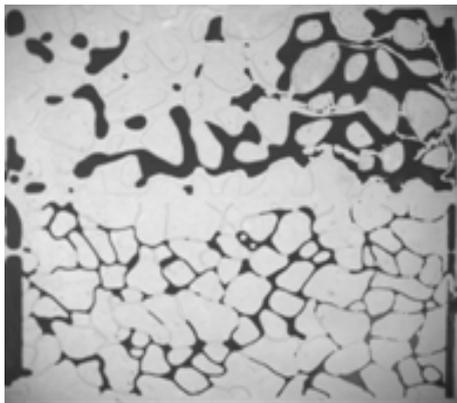
重复以上过程, 迭代 N 次可以计算出 N 个模型。筛选后正确点对的个数最多的模型可以认为是最好的模型。

4 实验结果

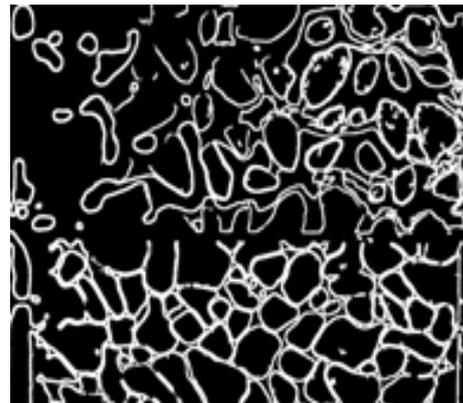
在驱替图像实验中, 分别采取本文所述的算法和原 SURF 算法进行配准, 再用 RANSAC 方法剔除错误的匹配点对。测试的平台为: CPU 为英特尔酷睿 2 双核 P7450(主频 2.13 GHz), 内存为 4 GB 的笔记本, 操作系统为 WINDOWS XP。使用 VISUAL C++编写代码。SURF 算法的 Hessian 极值点检测中, 阈值取为 500。

为了验证实验的效果, 分析匹配的正确率, 本文对原图进行位移变换得到待配准图。由于预先知道了位移量, 就可以求出正确的匹配点对的位置和个数。实验结果如下。

图 2(a)为待配准的原图, 图 2(b)是提取出的边界图。图 2(c)、图 2(d)是提取出的特征点。其中用圆圈标出错误的匹配点在原图的位置, 十字表示正确的匹配点。从实验的结果图(图 2(c)、图 2(d))可以看出, 采用本文的算法计算出的特征点密集度低于原算法, 总的点数少于原 SURF 算法, 由于去除了很多在图像变换平缓部分的错误匹配点, 匹配率得到了提高。



(a) original image



(b) boundary of original image

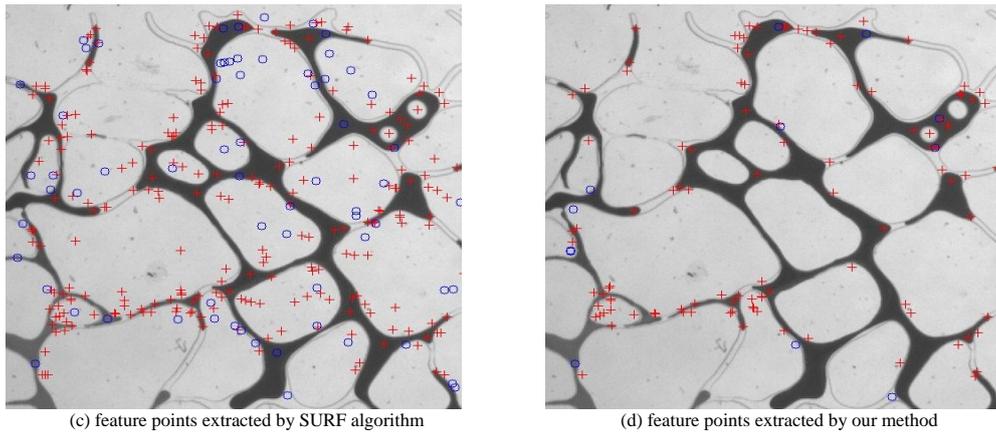


Fig.2 Registration results
图 2 配准结果

为了定量地说明,实验选取 1 组 10 幅驱替图进行试验,图像选取 1024 × 1024 的区域进行计算。实验的结果见表 1。

表 1 对 10 幅驱替图像处理的实验结果

Table1 Processing results of 10 pictures			
	average number of feature points	average correct matching percentage	average time/s
SURF algorithm	1 715.9	78.82	10.34
proposed algorithm	640.0	90.65	8.10

通过分析表 1 的数据,可以看出,采用本文的算法,匹配点对的正确率和速度都得到了提高。

对引言中的 2 幅实际驱替图像进行配准,实验结果如图 3、图 4 所示。图 3 为待配准图和原图的特征点匹配结果,连线表示匹配关系。图 8 为根据匹配结果,对待匹配图进行变换后和原图的叠加图。由图 3、图 4 的结果可以看出,2 幅图得到了正确的匹配。

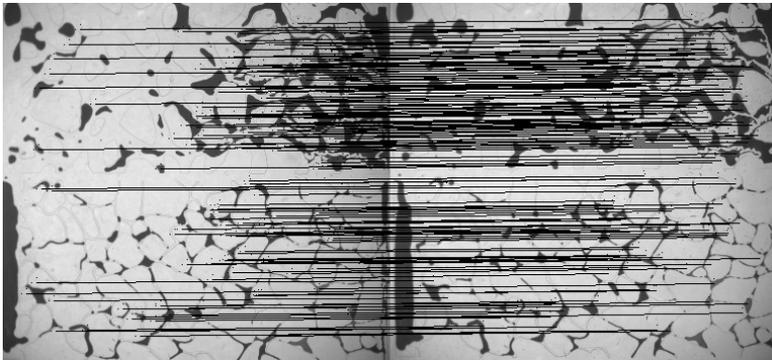


Fig.3 Feature point matching results
图 3 两幅图的特征点匹配结果



Fig.4 Overlay after registration
图 4 将配准后的图和原图叠加显示

5 结论

本文提出了一种针对微观驱替实验应用的改进的 SURF 算法。本文的算法结合了微观驱替模型的特点,提取出信息量相对比较丰富的边界,仅对边界和边界附近的点提取特征点。同时借鉴了 Hession 角点检测的方法,筛选出那些满足设定条件的稳定的特征点,提高了 SURF 算法的匹配点的正确率和速度。

参考文献:

[1] Zhou Guangzheng,Chen Zihai,Ge Wei,et al. SPH simulation of oil displacement in cavity-fractures structures[J]. Chemical Engineering Science, 2010,65:3363–3371.
[2] 雷荣. 微观驱替动态图象分析中的关键算法研究[D]. 成都:四川大学电子信息学院, 2004. (LEI Rong. Research of Some Key Algorithms in Micro-Displacement Dynamic Image Analysis System[D]. Chengdu:College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, 2004.)

- [3] 吕文涛,吕高焕. SIFT 算法在雷达图像匹配中的应用[J]. 信息与电子工程, 2010,8(4):388-392. (LV Wentao, LV Gaohuan. Application of Scale Invariant Feature Transform to SAR image matching[J]. Information and Electronic Engineering, 2010,8(4):388-392.)
- [4] Zitová, Barbara Jan Flusser. Image registration methods: a survey[J]. Image and Vision Computing, 2003,21:977-100.
- [5] Kang Juan, Xiao Chuangbai, Deng Mike, et al. Image Registration Based on Harris corner and Mutual Information[C]// International Conference on Electronic & Mechanical Engineering and Information Technology. Shenyang:[s.n.], 2012: 3434-3437.
- [6] Herbert Bay, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool. SURF: Speeded Up Robust Features[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008,110(3):346-359.
- [7] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, et al. A Comparison of Affine Region Detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2005,65(1-2):43-72.
- [8] Mikolajczyk K, Schmid C. A Performance Evaluation of Local Descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005,27(10):1615-1630.
- [9] Valgren Christoffer, Lilienthal Achim. SIFT, SURF and seasons: Long-term outdoor localization using local features[EB/OL]. [2010-08-10]. http://www.aass.oru.se/Research/mro/publications/Valgren_and_Lilienthal_2007-ECMR07-SIFT_SURF_and_Seasons.html
- [10] 唐永鹤, 卢焕章. 基于多结构元素复合滤波的形态学边缘检测[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2012,37(1):50-53. (TANG Yonghe, LU Huanzhang. Morphological Edge Detection Algorithm Based on Multi-structure Elements Compound Filter[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012,37(1):50-53.)
- [11] 王宇, 陈殿仁, 沈美丽, 等. 基于形态学梯度重构和标记提取的分水岭图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2008,13(11): 2176-2180. (WANG Yu, CHEN Dianren, SHEN Meili, et al. Watershed Segmentation Based on Morphological Gradient Reconstruction and Marker Extraction[J]. Journal of Image and Graphics, 2008,13(11):2176-2180.)
- [12] David G Lowe. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004,60(2):91-110.
- [13] Martin A Fischler, Robert C Bolles. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981,24(6):381-395.

作者简介:



郭亮(1988-), 男, 福建省福清市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理.
email:gl0323@qq.com.

滕奇志(1961-), 女, 成都市人, 教授, 博士, 主要研究方向为图像处理、模式识别.