



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2015
01
VOL.20

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像模糊测量 P20



第20卷第1期（总第225期）

2015年1月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

（邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

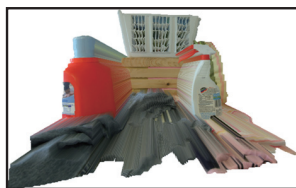
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

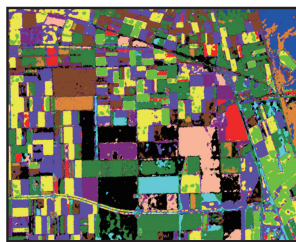
国内定价 50.00元



结合同场景立体图对的高质量深度图像重建(第0001页)



全局和局部结构内容自适应正则化的单幅图像超分辨模型(第0011页)



极化SAR相干斑抑制的非局部加权最小均方误差滤波算法(第0140页)

图像处理和编码

结合同场景立体图对的高质量深度图像重建

杨宇翔, 高明煜, 尹克, 吴占雄 0001

全局和局部结构内容自适应正则化的单幅图像超分辨模型

唐松泽, 肖亮, 黄伟, 刘鹏飞 0011

基于BP神经网络的图像局部模糊测量

黄善春, 方贤勇, 周健, 沈峰 0020

基于投影轮廓的文本图像倾斜检测

程立, 姚为, 李波 0029

图像分析和识别

稀疏表示和贪婪搜索的人脸分类

刘梓, 宋晓宁, 唐振民 0039

分块LBP的素描人脸识别

周汐, 曹林 0050

随机场中运动一致性的多线索目标跟踪

陈晨树, 张骏, 谢昭, 高隼 0059

融合背景权重直方图的目标跟踪

田浩, 巨永锋, 孟凡琨, 李涪帆 0072

英文字母特征的双面碎纸拼接

周一凡, 王松静, 黄永斌 0085

图像理解和计算机视觉

融合特征的快速SURF配准算法

罗天健, 刘秉瀚 0095

垂直交叉双向搜索策略的自适应窗口匹配算法

符立梅, 彭国华 0104

针对重复模式图像的成对特征点匹配

罗楠, 孙权森, 陈强, 纪则轩, 夏德深 0113

医学图像处理

量子衍生PDE医学超声图像去斑

付晓薇, 王奕, 陈黎, 田菁 0125

遥感图像处理

PCA与移动窗小波变换的高光谱决策融合分类

叶珍, 何明一 0132

极化SAR相干斑抑制的非局部加权最小均方误差滤波算法

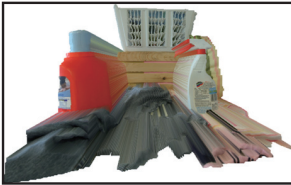
马晓双, 沈焕锋, 杨杰, 张良培 0140

数据筛选的低频UWB SAR图像快速可视化

李超, 李悦丽, 安道祥, 王广学 0151

CONTENTS

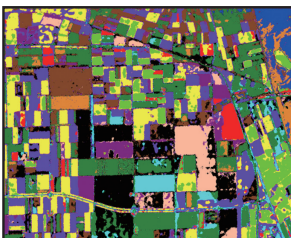
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



High-quality depth map reconstruction combining stereo image pair(P0001)



Global and local structural content adaptive regularization model for single image super-resolution(P0011)



PCA and windowed wavelet transform for hyperspectral decision fusion classification (P0140)

Image Processing and Coding

- High-quality depth map reconstruction combining stereo image pair
Yang Yuxiang, Gao Mingyu, Yin Ke, Wu Zhanxiong 0001
- Global and local structural content adaptive regularization model for single image super-resolution
Tang Songze, Xiao Liang, Huang Wei, Liu Pengfei 0011
- Image local blur measurement based on BP neural network
Huang Shanchun, Fang Xianrong, Zhou Jian, Shen Feng 0020
- Improved projection profile based algorithm for skew detecting in document images
Cheng Li, Yao Wei, Li Bo 0029

Image Analysis and Recognition

- Sparse representation based face recognition classification algorithm using greedy search strategy
Liu Zi, Song Xiaoning, Tang Zhenmin 0039
- The sketch face recognition combining with AdaBoost and blocking LBP
Zhou Xi, Cao Lin 0050
- Multi-cues object tracking based on motion consistence in random field
Chen Chenshu, Zhang Jun, Xie Zhao, Gao Jun 0059
- Improved tracking algorithm with background-weighted histogram
Tian Hao, Ju Yongfeng, Meng Fankun, Li Fufan 0072
- Double-sided shreds restoration based on English letters feature
Zhou Yifan, Wang Songjing, Huang Yongbin 0085

Image Understanding and Computer Vision

- Fast SURF key-points image registration algorithm by fusion features
Luo Tianjian, Liu Binghan 0095
- Cross-based bidirectional adaptive window for stereo matching
Fu Limei, Peng Guohua 0104
- Pair-wise feature points based matching algorithm for repetitive patterns images
Luo Nan, Sun Quansen, Chen Qiang, Ji Zexuan, Xia Deshen 0113

Medical Image Processing

- Quantum-inspired partial differential equation-based medical ultrasound image despeckling method
Fu Xiaowei, Wang Yi, Chen Li, Tian Jing 0125

Remote Sensing Image Processing

- PCA and windowed wavelet transform for hyperspectral decision fusion classification
Ye Zhen, He Mingyi 0132
- Polarimetric SAR speckle filtering using a nonlocal weighted minimum mean squared error filter
Ma Xiaoshuang, Shen Huanfeng, Yang Jie, Zhang Liangpei 0140
- Fast visualization method for UWB SAR images based on 3σ measurement
Li Chao, Li Yueli, An Daoxiang, Wang Guangxue 0151

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)01-0113-12

论文引用格式: Luo N, Sun Q S, Chen Q, Ji Z X, Xia D S. Pair-wise feature points based matching algorithm for repetitive patterns images[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(1): 0113-0124. [罗楠, 孙权森, 陈强, 纪则轩, 夏德深. 针对重复模式图像的成对特征点匹配[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(1): 0113-0124.] [DOI:10.11834/jig.20150112]

针对重复模式图像的成对特征点匹配

罗楠, 孙权森, 陈强, 纪则轩, 夏德深

南京理工大学计算机科学与工程学院 南京 210094

摘要: 目的 含有重复模式的图像会对局部特征描述符产生歧义, 因此基于局部特征的匹配算法在此类图像的匹配过程中极易产生误匹配。同时, 通过研究现有的引入全局特征描述符的匹配算法, 发现全局特征同样依赖于计算局部信息所得到的特征点主方向, 所以此类方法在含有重复模式的图像中也不容易得到令人满意的匹配效果。为了解决这一问题, 提出一种基于成对特征点的图像匹配算法。**方法** 该方法利用成对特征点的方向向量作为特征点对的主方向, 为特征描述提供了正确的方向信息, 同时引入 DAISY 描述符与改进后的全局上下文(global context)特征描述符, 提高了匹配能力。**结果** 分别在模拟图像与实际图像上面进行了对比匹配实验, 本文算法平均的匹配正确率能达到 88% 以上, 比其他经典的匹配算法提高了 26% 以上。**结论** 实验结果表明, 本文算法克服了现有算法在特征描述与主方向分配上的缺陷, 进一步提升了匹配正确率, 能够有效地解决重复模式图像的匹配问题。

关键词: 图像匹配; 重复模式; 成对特征点; 局部特征; 全局特征

Pair-wise feature points based matching algorithm for repetitive patterns images

Luo Nan, Sun Quansen, Chen Qiang, Ji Zexuan, Xia Deshen

The School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China

Abstract: Objective In many computer vision tasks, one of the core steps is to set up reliable correspondences of points between two images. Although image matching methods based on local descriptors have been well studied, they are usually unable to find the correct corresponding points of the images containing repetitive patterns even if the viewpoint changes are very small. Due to the local information ambiguities of the images containing repetitive patterns, false matches can be easily produced by the local feature based image matching algorithms. Meanwhile, the matching algorithms combining with the global feature still depend on the main orientation which is obtained by calculating the local information. Therefore, these algorithms also usually lead to mismatching for the images with repetitive patterns. Thus, it is meaningful to cope with the challenging matching task since such repetitive patterns widely exist in the real world images of artificial objects or scenes.

Method To solve this problem, a novel image matching algorithm based on pair-wise feature points is proposed in this paper. First, FAST detector is adopted to estimate the locations of the feature points. It is an effective and efficient method for

收稿日期: 2014-06-09; 修回日期: 2014-09-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273251); 十二五民用航天技术预先研究项目(D040201)

第一作者简介: 罗楠(1986—), 男, 南京理工大学模式识别与智能系统专业博士研究生, 主要研究方向为图像匹配、目标跟踪、遥感信息系统等。E-mail: luonan_njust@gmail.com

通信作者: 孙权森, E-mail: sunquansen@mail.njust.edu.cn

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61273251)

feature detection. Then, the direction vector between the pair-wise points is utilized to be the main orientation, which provides the right direction for both the local and global feature description. In addition, local DAISY descriptor and the improved global context descriptor are used in the proposed algorithm to improve the matching ability. **Result** We evaluate the proposed method on both the simulative and real images against several state-of-the-art algorithms. For the simulative images experiments, the proposed method outperforms than other ones on the mean and the standard deviation of the matching accuracy. For the real images experiments, the test datasets contain the stereo matching images and the remote sense images. On the average matching correct rate, the proposed algorithm can reach more than 88% and increase at least 26% more than the other classical matching methods. **Conclusion** Experiments on images of both simulative and real as well as comparisons with the state-of-the-art methods have demonstrated the effectiveness and robustness of the proposed method. Moreover, the proposed algorithm is an effective approach to solve the repetitive patterns images matching problem.

Key words: image matching; repetitive patterns; pair-wise feature points; local feature; global feature

0 引言

在以计算机视觉技术为基础的应用中,获取相关图像特征点(corresponding points)之间的对应关系是其中的关键步骤,例如图像配准、图像拼接、目标跟踪、3 维重建等。由于图像局部特征描述符(image local descriptor)对图像的噪声、模糊、尺寸变化、光照变化以及一定程度的视角变化具有较好的鲁棒性,因此它是解决这个问题的常用方法之一。在过去的 10 年中,众多学者对图像局部特征描述符进行了大量的研究,其中包括基于图像梯度信息的 SIFT (scale-invariant feature transform)^[1]、SURF (speeded up robust features)^[2]、GLOH (gradient location and orientation histogram)^[3]、CCH (contrast context histogram)^[4]等,也有基于邻域差值的二值化算子 BRIEF (binary robust independent elementary features)^[5]、BRISK (binary robust invariant scalable keypoints)^[6]、FREAK (fast retina keypoint)^[7]、ORB (oriented FAST and rotated BRIEF)^[8]等,基于非线性扩散滤波来进行特征构建的 KAZE^[9]算子,以及新颖的基于特征点邻域灰度强度序列的 MRRID (multi-support region rotation and intensity monotonic invariant descriptor)^[10]算子、EOD (exact order based feature descriptor)^[11]算子等。部分学者专门针对局部特征描述符进行了大量的对比实验^[3],来对它们的性能进行评价。实验结果表明,在已有的经典方法中,在匹配效果上具有平均最优性能的是由 Lowe 提出的 SIFT^[1]算子与 Mikolajczyk 提出的 GLOH^[3]算子,但它们都具有计算复杂、运算耗时较长等缺点。在大多数情况下,基于图像局部特征描述符的

匹配算法能够较好地完成图像匹配任务。但当进行立体匹配以及遥感图像配准时,待匹配图像常常会含有大量的重复模式或者相似结构。重复模式是指一幅图像中重复出现的一些子区域,它们在灰度、形状以及纹理等特征上具有相似的特性,例如在立体匹配中会出现建筑物的窗户,遥感图像中的房屋或者农田等,这些都属于重复模式图像。由于现有基于局部特征描述符的匹配算法仅仅利用了特征点邻域局部信息,因此该类算法在重复模式图像中会产生歧义从而极易发生误匹配。

目前针对含有重复模式的图像匹配方法主要可以分为两类,其中第 1 类是基于几何相容性(geometric consistency)的方法,主要是通过特征点之间的几何约束来求解匹配关系。Leordeanu 等人^[12]使用成对特征点来构建分配图,以可能的匹配对作为顶点,以各匹配对间距离的几何约束作为边,并认为正确的匹配对之间可构成一个强连通的主聚类,然后采用谱松弛法进行求解。Yuan 等人^[13]提出了一种基于贪心策略的权重投票计算方法,是对文献[12]方法的一种简化与改进。Fan 等人^[14]在获得成对约束的特征点的粗匹配结果后,利用特征点的几何约束提出一种基于贪心策略的精匹配方法,从大量出格点(outliers)中提取出正确的匹配结果。此类方法均具有计算过程烦琐、对初始解敏感等缺点,当特征点个数较多时,计算成本大大增加。另一类方法是引入全局特征描述符(global feature descriptor)。该类方法着眼于全局特征描述符的设计,其中以 Mortensen 等人^[15]提出的结合全局上下文特征(global context)的 SIFT 描述符为代表。该方法使用 SIFT 描述符为局部特征描述符,同时改进 Belongie 等人^[16]提出的形状上下文特征(shape con-

text)作为全局特征描述符,通过欧氏距离与卡方检验(χ^2 -measure)分别计算局部特征与全局特征的距离来获得特征点的匹配关系。Carmichael 等人^[17]将类似的全局特征引入 SURF 算法中,也获得了一定的匹配正确率的提升。Zhang 等人^[18]提出一种结合空间分布描述符的全局特征描述符,利用图像轮廓像素点对该点的空间分布信息进行重新描述,并利用该描述符对 SIFT 粗匹配结果进行精匹配,在不损失正确匹配的前提下,提高了匹配率。但该方法要求视场变换的幅度不大,否则会失效。第2类方法结合了局部与全局的特征,但却忽略了特征点之间的几何约束关系,匹配的结果完全依赖于特征描述符的独特性。同时需要注意的是,此类方法中的局部特征与全局特征描述符均是沿着同一个主方向进行计算,而该主方向是通过统计特征点邻域的梯度方向直方图得到的。同样地,梯度方向直方图可能会在含有重复模式的图像发生形变后产生歧义。因此引入全局特征描述符的匹配方法并没有从根本上解决重复模式图像对特征描述产生歧义的问题。

综上所述,本文受文献[14,16]的启发,针对上述两类方法存在的问题,提出一种新的基于成对特征点的重复模式图像匹配方法。本文算法与文献[14]相比,在成对局部特征的基础上引入了成对全局特征,提高了特征描述符的独特性,能够直接利用特征匹配算法获得较好的匹配结果,避免了基于贪心策略的过滤过程。同时,本文算法与文献[16]相比,成对特征点的引入消除了经典主方向分配算法对特征描述所带来的误差影响,使得局部与全局特征的描述更加精确。模拟图像与实际图像的实验结果表明,本文方法的匹配性能较现有经典算法明显提升。

1 基于成对特征点的匹配方法

1.1 特征描述符的设计

1)局部特征。本文选择由 Tola 等人提出的新型描述符 DAISY^[19]作为局部特征描述符,DAISY 描述符的计算结构类似“雏菊”的形状,如图1所示。围绕着红色中心点,每层同心圆有8个蓝色采样点,分别以45°为间隔分布在同心圆环上,每层同心圆环的采样点具有相同的高斯尺度值。DAISY 描述符采用一种将原始图像的若干个方向图与数个尺度

不一的高斯滤波函数进行卷积的方法。由于高斯滤波函数具有可分离性,因此该方法具有较高的效率,经常被用于立体视觉的稠密匹配过程中。这种圆环结构使得 DAISY 描述符对于图像间的仿射变化和光照差异都有较好的鲁棒性^[20]。同时,DAISY 描述符能够比较便捷地达到旋转的目的,因此采用 DAISY 描述符作为局部特征描述。

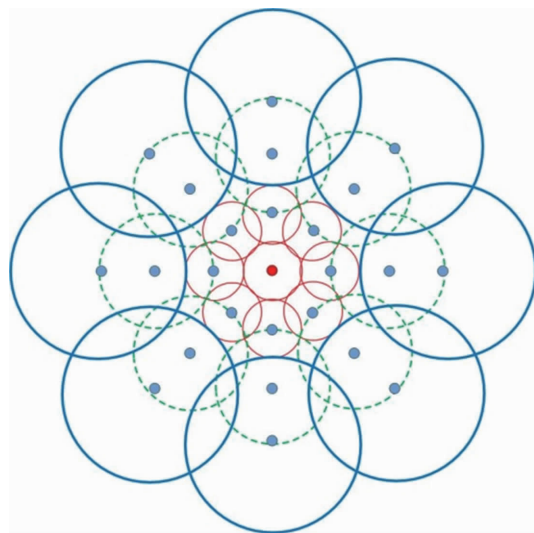


图1 DAISY 描述符结构

Fig. 1 Structure of DAISY descriptor

DAISY 描述符构成方法如下:对原始图像上任一点 (u,v) 计算其8个方向的梯度,由 $G_o(u,v) = \left(\frac{\partial I(u,v)}{\partial o}\right)^+$ 表示,其中 o 表示梯度的方向, $o=1, 2, \dots, 8$, $(a)^+ = \max(a, 0)$ 。用式 $G_o^\Sigma(u,v) = G_\Sigma * \left(\frac{\partial I(u,v)}{\partial o}\right)^+$ 表示用高斯尺度值为 Σ 的高斯核 G_Σ 对梯度图像 $G_o(u,v)$ 进行高斯卷积后的值,针对每一个像素点 (u,v) 可以得到一个长度为8的向量来表示局部梯度方向直方图,写作 $\mathbf{h}_\Sigma(u,v) = [G_1^\Sigma(u,v), G_2^\Sigma(u,v), \dots, G_8^\Sigma(u,v)]^T$,由此可以得到 DAISY 描述符为

$$\mathbf{L}(u,v) = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{\Sigma_1}^T(u,v) \\ \mathbf{h}_{\Sigma_1}^T(l_1(u,v,R_1)), \dots, \mathbf{h}_{\Sigma_1}^T(l_N(u,v,R_1)) \\ \mathbf{h}_{\Sigma_2}^T(l_1(u,v,R_2)), \dots, \mathbf{h}_{\Sigma_2}^T(l_N(u,v,R_2)) \\ \vdots \\ \mathbf{h}_{\Sigma_M}^T(l_1(u,v,R_M)), \dots, \mathbf{h}_{\Sigma_M}^T(l_N(u,v,R_M)) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, M 表示结构的层数, N 表示每一层划分的方

向, $l_i(u, v, R_j)$ 表示以像素点 (u, v) 为中心的结构中第 j 个同心圆环上第 i 个采样点的坐标, $\mathbf{h}_{\Sigma_j}^T(l_i(u, v, R_j))$ 则表示上述采样点的局部梯度方向直方图。

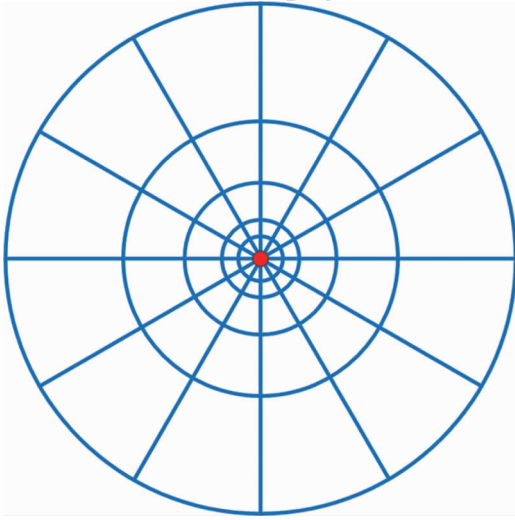


图2 全局特征描述符结构

Fig. 2 Structure of global descriptor

2) 全局特征。本文采用改进后的全局上下文特征作为全局特征描述符。不同于原始形状上下文^[16]特征中离散边缘点计数以及 Mortensen 等人提出的全局上下文特征^[15]中使用原始图像 HESSIAN 矩阵的最大特征值来进行全局特征的描述, 采用文献^[21-22]中反应图像纹理细节信息的二阶梯度图像作为全局特征的描述。原始图像 I 的二阶梯度图像表示为 $\tilde{I} = \sqrt{u_{\eta\eta}^2 + u_{\xi\xi}^2}$, 其中平行于图像梯度 ∇u 的二阶导数为 $u_{\eta\eta}^2 = \frac{u_x^2 u_{xx} + 2u_x u_y u_{xy} + u_y^2 u_{yy}}{u_x^2 + u_y^2}$, 垂直于图像梯度 ∇u 的二阶导数为 $u_{\xi\xi}^2 = \frac{u_x^2 u_{xx} - 2u_x u_y u_{xy} + u_y^2 u_{yy}}{u_x^2 + u_y^2}$, 另外采用如图 2 所示的计算结构, 对每一个特征点 (u, v) , 以其为中心建立对数极坐标将固定长度为直径的圆形区域划分为 12 个方向 5 层的区域, 因此全局特征描述符有 60 维的长度。在每个邻域中对二阶梯度图像的数值进行求和, 在归一化后形成长度为 60 的全局特征描述符

$$\mathbf{G}(u, v) = \frac{1}{N} \begin{bmatrix} \tilde{I}_{1,1} & \tilde{I}_{1,2} & \cdots & \tilde{I}_{1,12} \\ \tilde{I}_{2,1} & \tilde{I}_{2,2} & \cdots & \tilde{I}_{2,12} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \tilde{I}_{5,1} & \tilde{I}_{5,2} & \cdots & \tilde{I}_{5,12} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, N 为归一化参数。

1.2 成对特征点策略的设计

在现有的基于图像特征描述符的经典算法中, 为了满足描述符的旋转不变性, 大多会根据特征点邻域的梯度方向分布为每个特征点分配一个主方向, 然后再沿着主方向旋转模板来计算描述符, 例如 SIFT 等经典算法均采用此类方法。但在实验中发现, 在处理含有重复模式的图像时, 此类主方向分配方法会产生比较大的偏差, 这种偏差就是造成匹配正确率低的主要原因之一。因此, 本文算法选择采取成对特征点的形式, 假设 (x_i, x_j) 为一对特征点对, 将向量 $\overrightarrow{x_i x_j}$ 的方向作为该特征点对的主方向。

为此设计一个实验来说明这个问题。首先, 模拟生成一幅含有重复模式的图像 I_0 , 如图 3(a) 所示, 使用综合性能最好的 SIFT 算法^[1]以及本文算法在 I_0 上进行特征点检测, 得到特征点集 (x_i^0, θ_i^0) , 其中 x_i^0 为图像第 i 个特征点的位置, θ_i^0 为第 i 个特征点的主方向。然后随机生成基于仿射变换矩阵 $\mathbf{H}_y$, 通过二次线性插值以及黑白二值化处理后得到变换后的图像 I_y , 如图 3(b) 所示。同样, 对图像 I_y 进行特征点检测, 得到特征点集。由于已知变换矩阵, 能很容易找到与原图特征点一一对应相关对应点集 (x_i^y, θ_i^y) 。本文通过如下公式统计变换后每一个点与其原图像对应点的主方向误差为

$$E_y = |f(\theta_i^0, \mathbf{H}_y) - \theta_i^y| \quad (3)$$

式中, $f(\theta_i^0, \mathbf{H}_y)$ 为计算原图像特征点主方向通过变换矩阵 $\mathbf{H}_y$ 变换后所得角度的函数。图 3(c)(d) 分别为 SIFT 方法以及本文算法在 500 次随机仿射变化后统计特征点主方向误差的分布图, 横坐标表示方向误差角度的数值, 纵坐标表示主方向误差落在该区间的特征点个数的概率分布。从图 3(c)(d) 中可以看到, SIFT 算法只有 24.37% 的点主方向误差在 20° 以内, 43.60% 的点主方向误差角度超过了 50° 。而对于本文算法来说, 主方向误差角度最大的点不超过 6° , 93.66% 的点的点主方向误差在 2° 以内, 平均误差值小于 1° 。由此可以得出结论, 在含有重复模式的图像经过仿射变换后, 经典的基于特征点邻域梯度方向统计的主方向分配算法会出现较大的方向误差, 对图像的正确匹配造成不利因素。而本文算法在经过图像变换后, 图像的主方向依然能较好地保持, 这样便为图像的正确匹配提供了较好的基础。

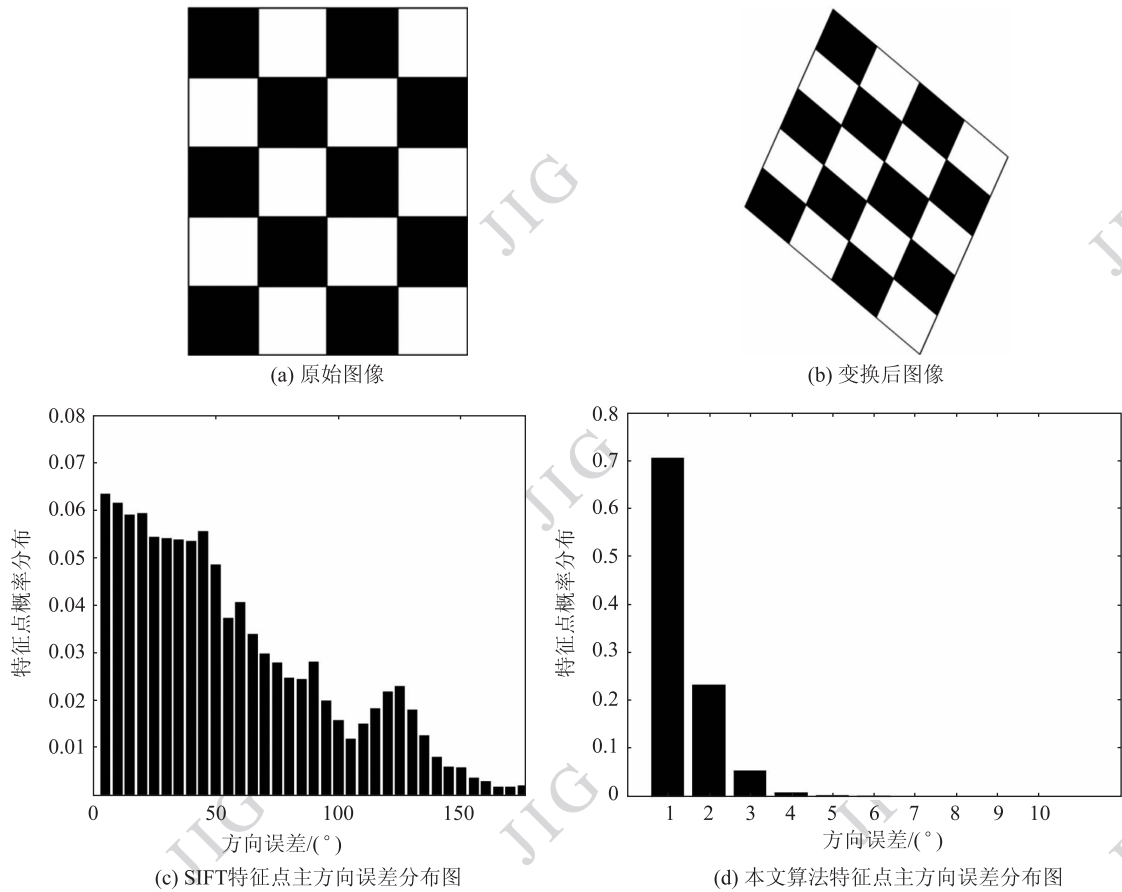


图3 特征点主方向分配实验结果

Fig. 3 Experimental results of feature points main orientation distribution

在 Leordeanu 等人^[12]提出的基于谱松弛法求解连通图的算法中,任意两个特征点均可被选择成一对特征点对,这样的选择会造成两个对匹配结果不利的因素,一个是当特征点较多时,特征点对的数量会急剧增加,造成计算冗余,运算耗时大大增长;另一个不利因素是当所选特征点距离太近或者太远时,会降低特征描述符的独特性,造成误匹配的出现。因此在本文算法中,采取与文献[14]类似的一个特征邻域选择策略,即为任意一个特征点 x_i 设定一个邻域区间 $R(x_i)$, 其中 $\{x_j \in R(x_i) | \delta_1 \leq \|x_i - x_j\|_2 \leq \delta_2\}$, 则对任一特征点 x_i , 可以组成 N 个特征点对, $(x_i, x_j), x_j \in R(x_i), j = 1, 2, \dots, N$ 其中 N 为 $R(x_i)$ 所包含点的个数,特征点对的方向则为向量 $\overrightarrow{x_i x_j}$ 的方向。同样,邻域区间的选取会直接影响到算法的精度与运算性能,当邻域区间较小时,可能会出现无法形成对应特征点对的情况,影响匹配精度;当邻域区间选择较大时,也会造成特征点对过多的情况,加大运算冗余,降低算法效率。因此,在待匹配图像形变较大时可以选择较大的邻域区

间,当图像形变较小时则相应地选择较小的邻域区间。在本文的实验中邻域的选择为 $\delta_1 = 50$ 像素, $\delta_2 = 70$ 像素。按照此设置特征点对的个数大概是特征点数的 3~4 倍,且可以较好地找到对应的特征点对。

1.3 算法流程

本文算法流程如下:

1) 读入参考图像 I_1 与待匹配图像 I_2 。

2) 特征点检测。使用 FAST(features from accelerated segment test)^[23] 算子 ($\sigma = 9$) 检测两幅图像特征点集 $\{X^k\}, k = 1, 2$ 。

3) 成对特征点获取。对任意一个特征点 $x_i^k \in \{X^k\}$, 利用 2.2 节中的方法得到邻域点集 $R(x_i^k)$, 形成特征点对集合: $C^k = \{(x_i^k, x_j^k) | x_j^k \in R(x_i^k), i = 1, 2, \dots, N^k\}$, 其中 N^k 为图像 I_k 的特征点 $\{X^k\}$ 的个数。

4) 特征描述符计算。描述符利用式(1)(2)计算每一对特征点对 (x_i^k, x_j^k) 的特征描述符

$$D_{ij}^k = \begin{bmatrix} \omega L^k \\ (1 - \omega) G^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega L_i^k & \omega L_j^k \\ (1 - \omega) G_i^k & (1 - \omega) G_j^k \end{bmatrix}$$

式中, ω 为权重参数, 在本文算法中取值是 0.5。每一对特征点对形成的描述符中包含 400 维的局部特征描述符和 120 维的全局特征描述符。由于本文选择的两种特征都是圆形结构的, 因此在基于两点形成的直线方向上可以轻松地获得旋转不变性。

5) 特征匹配。本文算法采用文献[15]的建议, 分别利用 2 种不同的测量方法来计算局部特征和全局特征的相似度。首先利用欧氏距离来测量局部特征描述符, 再利用卡方检验来计算全局特征的相似度。最终用公式 $d = \omega d_L + (1 - \omega) d_G$ 表示总的特征点对之间距离测量值, 式中 d_L 表示局部特征之间的欧氏距离, d_G 表示全局特征的卡方检验值, ω 为权重参数, 此处取值为 0.5。在获得特征点对的距离测量值 d 以后, 选择最近邻距离比率匹配策略 (NNDR): 表示距离最近的特征点对与次近特征点对的距离之比, 当这个比例小于或等于 0.7 时, 说明当前特征点对与距离最近特征点对匹配成立。由于一个特征点对中包含两个特征点, 当一对特征点对匹配成立, 则有两对特征点匹配成立。本文算法采用特征点“一对一”约束, 当特征点出现“一对多”的情况时, 选择距离测量值最小的点作为匹配点。

2 实验结果与分析

为了验证本文算法在含有重复模式的图像匹配中的优越性, 设计了一个模拟图像旋转匹配实验, 另外对文献[14]提供的两组含有变换矩阵的实际图像进行了实验。实验中所选用的对比算法有:

1) SIFT 算法^[1]。首先利用高斯差分尺度空间 (DOG) 进行特征点的提取, 然后根据图像局部梯度方向分布确定主方向, 再求得基于局部邻域的梯度直方图作为特征描述符。

2) SURF 算法^[2]。采用了积分图像和快速 HES-SIAN 矩阵检测技术来获取特征点, 并计算特征点邻域内的 Haar 小波响应值作为特征描述符。该算法的速度比 SIFT 算法快 3~4 倍, 但匹配性能略差。

3) 文献[24]算法。先使用 Harris 算子检测特征点, 再利用 DAISY 描述符梯度方向分布求得特征点主方向, 并沿主方向旋转得到最终用于匹配的 DAISY 描述符, 记作 DAISY 算法。

4) 文献[15]算法。该算法分两部分, 其中第

1 部分与 SIFT 算法相同, 第 2 部分修改形状上下文 (shape context) 特征, 得到 60 维的全局上下文特征描述符, 利用两种描述符进行特征匹配, 记作 SIFT + GC 算法。

5) 文献[17]算法。与文献[15]算法类似, 将改进的全局上下文描述符的方法引入 SURF 算法以及 MSER 特征中, 提升了原算法的匹配正确率, 记作 MSER + GC 算法。

6) 文献[14]中提到的结合 DAISY 描述符与改进的全局上下文的方法。该方法能够取得比较好的匹配效果, 记作 DAISY + GC 算法。

每次实验记录匹配结果的匹配正确率, 记为

匹配正确率 = 正确的匹配点 / 匹配点总数

本文实验环境: 操作系统为 Windows7, CPU 为 Inter Xeon 3.2 GHz, 实验软件为 Matlab (R2012a), 所有代码均为 Matlab 代码, 并不包含 mex 文件, 所有算法的参数设置均为原作者文献提供的建议参数设置。

2.1 模拟图像结果

实验图像为图 3(a) 中模拟的类似国际象棋棋盘图像, 以图像中心 (c_x, c_y) 为轴旋转 θ ($0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ$) 角, 再通过二次线性插值与黑白二值化处理得到变换后的图像, 并由此得到变换矩阵

$$T_{\text{groundTruth}} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & c_x - c_x \cos \theta + c_y \sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta & c_y - c_x \sin \theta - c_y \cos \theta \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

在原始图像与变换后的图像上使用上述所有方法进行特征点匹配, 当匹配点经变换矩阵 $T_{\text{groundTruth}}$ 变换后的坐标与其计算得到的匹配点坐标距离在 3 个像素以内时, 认为这一对匹配点属于正确匹配点, 统计了各种方法在每次旋转的匹配正确率, 并以此求得各种方法的平均匹配正确率与标准差, 并在图 4 中展示出来, 其中每个柱状图上方标注的数字表示: 平均匹配正确率 $\pm$ 标准差。从图 4 中可以看到: 本文算法在平均匹配正确率与标准差上都是表现最好的, 说明本文算法的性能优异且稳定性最好。另外, 结合了全局上下文特征描述符的方法的匹配正确率均比单独使用原描述符方法有所提高, 这说明在含有重复模式的匹配场景中加入全局特征对匹配的效果有比较明显的改进作用。但是, 由于这类方法的特征点主方向依旧依赖于局部邻域梯度信息,

因此在匹配的过程中还是会受到主方向误差的影响,这就造成了这类方法存在一定数量的误匹配,同时匹配正确率标准差较大,算法的表现并不是很稳定。对于本文算法,由于采取了基于成对特征点的

匹配策略,大大降低了主方向分配的误差,提高了描述符的独特性,同时又考虑到特征点间的几何约束,因此在实验中,本文算法在效果与稳定性上都表现突出。

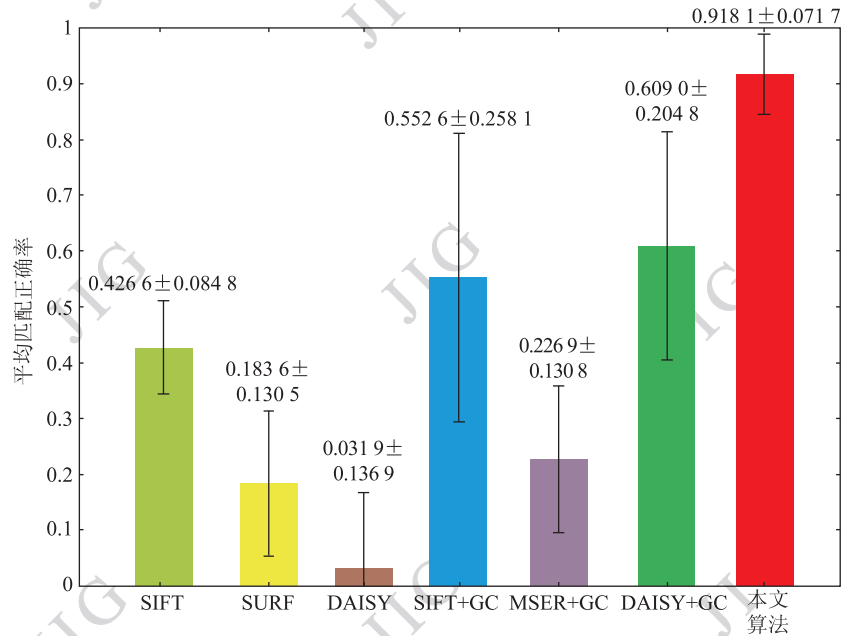


图4 模拟实验评价平均匹配正确率与标准差

Fig. 4 Average matching accuracy rates and standard deviations in simulation experiments

2.2 实际图像实验结果

在实际图像匹配实验中,选择了文献[14]提供的两组包含重复模式的图像对进行比较实验,其中第1组是平面物体图像对,如图5(a)一(d)所示,第2组是3维物体图像对,如图5(e)一(h)所示。对于平面物体图像,采用单应性(homography)约束来判断匹配正确性。若特征点坐标经单应性矩阵映射后的坐标值与对应的匹配点之间的距离小于3个像素,则认为该对特征点属于正确匹配点。对于3维物体图像,采用对极几何(epipolar geometry)约束来验证匹配的正确性,数据源提供了基础矩阵(fundamental matrix),对于待检验的匹配点对,当经变换后的坐标值与对应的极线距离小于3个像素时,认为该对特征点属于正确匹配点。

图6和图7中,分别展示了两组实验中各一对图像的匹配结果对比图,其中错误匹配点对之间用红色直线连接,正确匹配点对之间用绿色直线连接。表1与表2分别展示了两组实验中,各种算法在匹配正确率(包含正确匹配点数与总匹配点数)上的统计信息。从数据中可以得出以下结论:1)对于两

幅含有大量重复模式的图像,传统基于局部特征描述符的匹配方法效果均不理想,错误匹配率较高,不能得到令人满意的匹配结果;2)SIFT算法依旧是综合匹配效果最佳的基于局部特征的算法,但SIFT算法在特征点呈均匀分布的图像(图5(a)(c)(e)一(h))中匹配效果明显差于其他特征点分布较为密集(图5(b)(d)),这也说明了在特征点均匀分布的重复模式图像中局部特征更容易出现歧义,降低了匹配正确率;3)引入全局特征描述符的匹配方法比单独使用局部特征的算法能有效地提高匹配正确率,但仍然含有相当数量的误匹配,说明全局特征描述符对能够在含有重复模式的图像匹配中起到一定的作用;4)DAISY描述符在单独进行匹配时取得的结果较差,在引入了全局特征描述符后匹配正确率与正确特征点个数均明显上升,说明DAISY描述符与全局特征结合时能取得更加明显的改善效果;5)本文算法在本组实验的所有图像中取得了最佳的效果,克服了重复模式的歧义,在实际图像中的效果证明本文算法具有较好的鲁棒性与实用价值。需要注意的是,在图5(g)中本文算法的匹配正确率

相对较低,这是因为这组图像的物体形变较大,本文算法的邻域选择固定阈值并不能在这组图像上获得

最优的特征点对集,如何更合理地选择邻域阈值将会是下一步的研究方向。

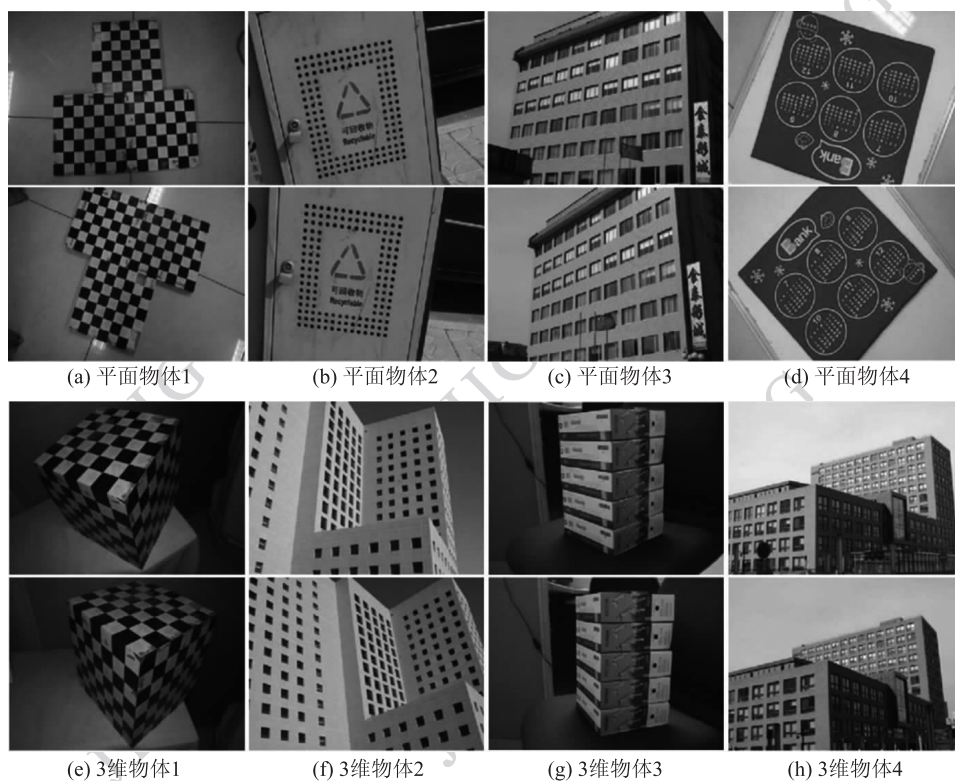


图5 实际图像实验数据

Fig. 5 Actual image pairs

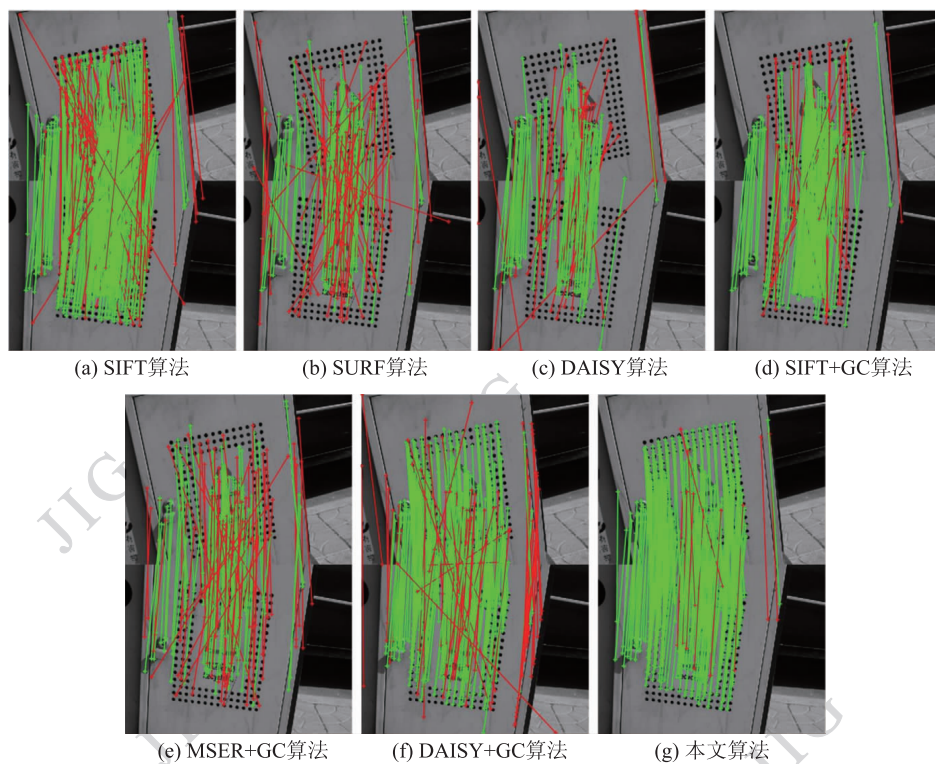


图6 平面物体图像匹配结果示例

Fig. 6 Example matching results for flat object image pair

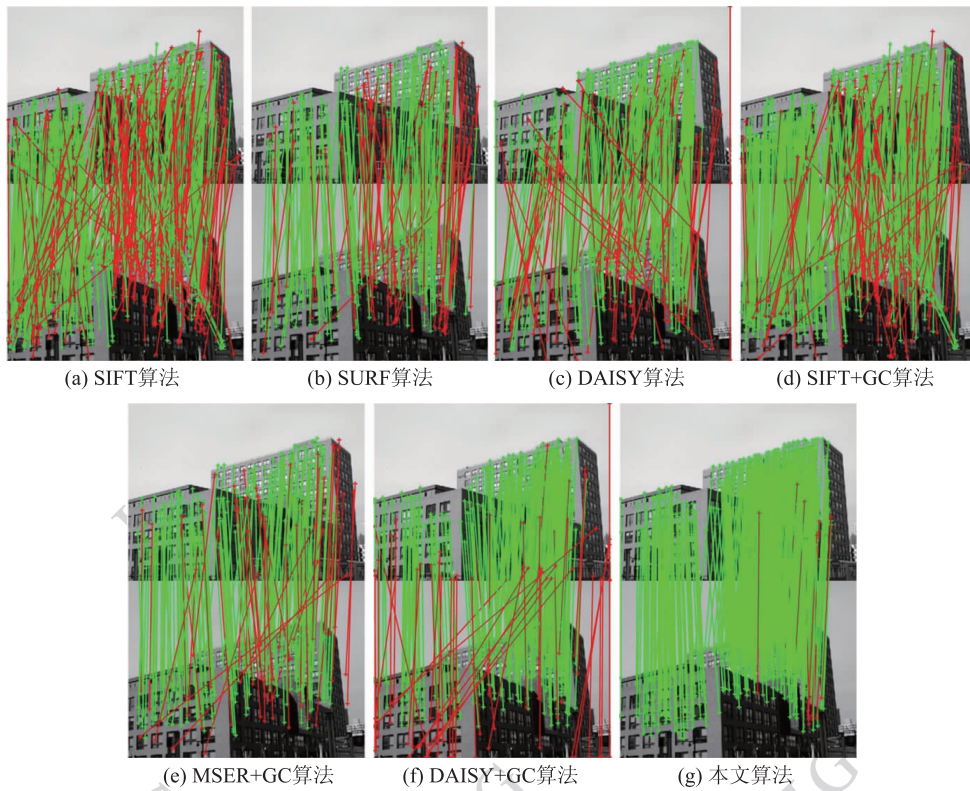


图7 3维物体图像匹配结果示例

Fig. 7 Example matching results for three-dimensional object image pair

表1 平面物体图像实验匹配结果统计: 匹配正确率 (正确匹配数/总匹配数)

Table 1 Matching results for flat objects image pairs matching accuracy rate (correct number / matched number)

算法	图 5(a)	图 5(b)	图 5(c)	图 5(d)
SIFT	56.16% (205/365)	75.11% (489/651)	56.36% (257/456)	80.66% (413/512)
SURF	42.02% (29/69)	51.75% (59/114)	53.78% (135/251)	52.08% (75/144)
DAISY	51.16% (22/43)	46.15% (60/130)	56.39% (119/211)	54.45% (55/101)
SIFT + GC	69.14% (121/175)	78.43% (211/269)	68.75% (297/432)	85.56% (166/194)
MSER + GC	59.15% (42/71)	55.14% (75/136)	63.60% (166/261)	68.61% (130/216)
DAISY + GC	68.13% (62/91)	69.41% (177/255)	70.5% (170/241)	68.62% (140/204)
本文算法	88.89% (200/225)	96.47% (274/284)	91.61% (273/298)	87.25% (130/149)

表2 3维物体图像实验匹配结果统计: 匹配正确率 (正确匹配数/总匹配数)

Table 2 Matching results for three-dimensional objects image pairs: matching accuracy rate (correct number / matched number)

算法	图 5(e)	图 5(f)	图 5(g)	图 5(h)
SIFT	55.40% (169/305)	49.39% (204/413)	53.43% (101/189)	60.97% (275/451)
SURF	48.14% (65/135)	52.41% (65/124)	38.94% (37/95)	67.19% (127/189)
DAISY	42.85% (15/35)	40.00% (14/35)	32.00% (16/50)	66.21% (49/74)
SIFT + GC	68.32% (151/221)	60.19% (121/201)	73.50% (147/200)	77.32% (341/441)
MSER + GC	62.50% (85/136)	65.92% (89/135)	56.57% (43/76)	78.09% (164/210)
DAISY + GC	70.63% (89/126)	78.53% (161/205)	37.83% (42/111)	81.09% (223/275)
本文算法	90.47% (171/189)	91.25% (292/320)	79.34% (169/213)	92.23% (475/515)

2.3 遥感图像实验结果

为了更好地展示本文算法的优越性,在含有重复模式的遥感图像上进行了实验。如图8所示,选择了4组遥感图像,来自不同的遥感卫星在不同时段所拍摄的同一地物,其中前两组属于低分辨率遥感图像,后两组属于高分辨率遥感图像。图9展示了其中一组遥感图像的匹配结果对比图。表3展示了各种算法在匹配正确率上的统计

信息。从实验结果中可以看到,在不同分辨率的图像上,本文算法在匹配正确率上表现优异且稳定。另外,通过 SIFT + GC 算法的表现再次表明全局特征描述符在重复模式图像中能够提高原始算法的匹配正确率。从图9中还能看到,经典算法的正确点主要集中在道路附近,在含有重复模式的的城市和农田周围则较少,而本文算法的特征点分布更为平均。

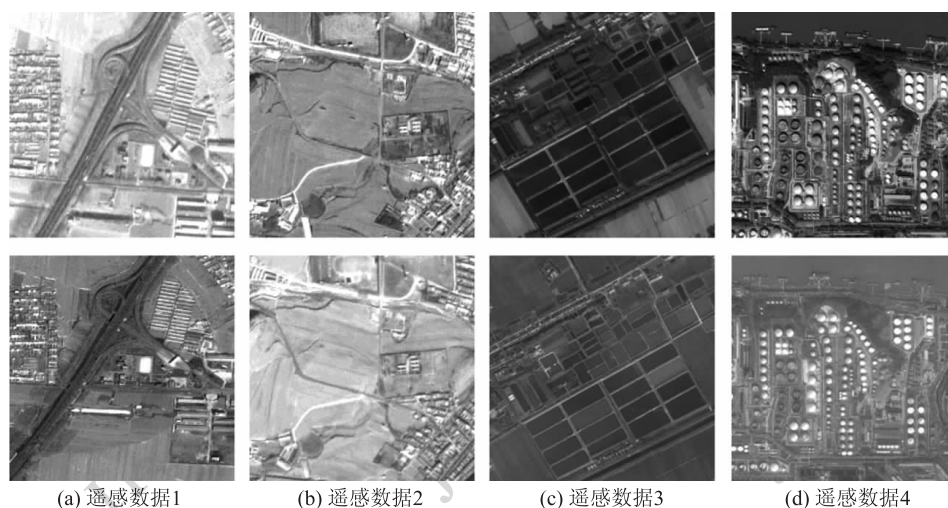


图8 遥感图像实验数据

Fig. 8 Remote sensing image pairs

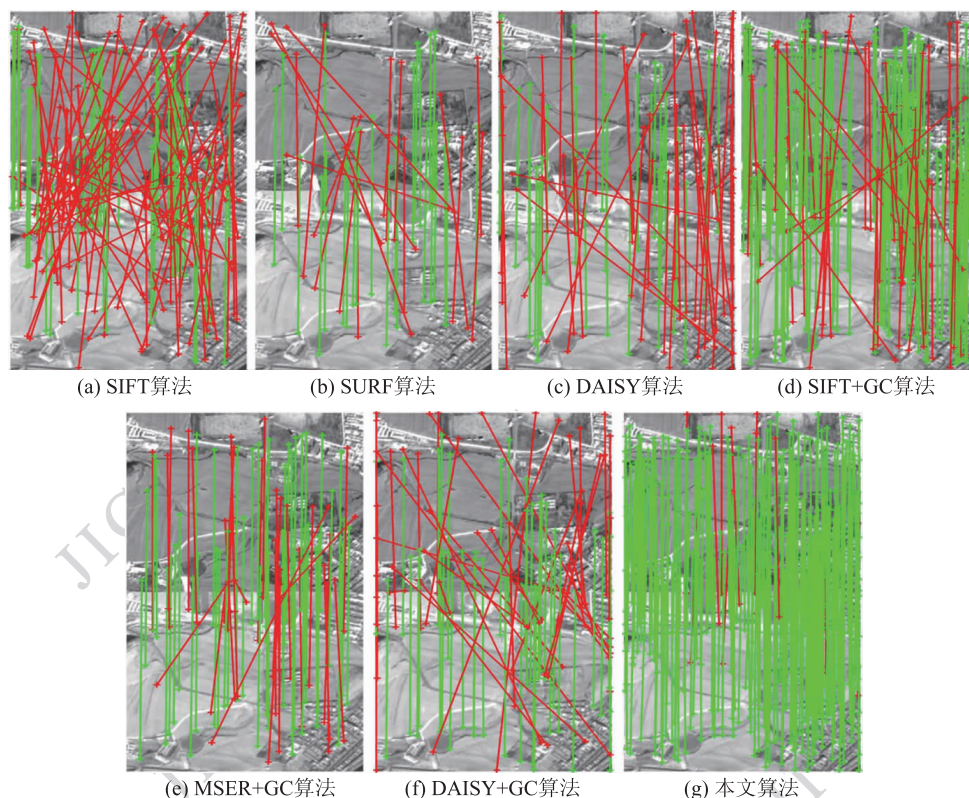


图9 遥感图像匹配结果示例

Fig. 9 Example matching results for remote sensing image pair

表3 遥感图像实验匹配结果统计: 匹配正确率(正确匹配数/总匹配数)

Table 3 Matching results for remote sensing image pairs: matching accuracy rate (correct number / matched number)

算法	图8(a)	图8(b)	图8(c)	图8(d)
SIFT	29.70% (30/101)	34.65% (44/127)	16.28% (14/86)	71.43% (75/105)
SURF	44.68% (21/47)	57.78% (26/45)	57.69% (15/26)	73.80% (31/42)
DAISY	30.35% (17/56)	40.00% (30/75)	17.50% (7/40)	10.00% (1/10)
SIFT + GC	62.99% (80/127)	77.02% (171/222)	42.85% (33/77)	84.14% (138/164)
MSER + GC	52.11% (37/71)	62.50% (50/80)	51.51% (17/33)	68.75% (44/64)
DAISY + GC	31.75% (20/63)	52.78% (38/72)	34.48% (10/29)	57.14% (20/35)
本文算法	77.32% (75/97)	93.19% (219/235)	83.58% (56/67)	86.62% (149/172)

2.4 算法运行时间对比结果

相比于传统的基于局部特征的匹配算法,全局特征描述符的引入必定会增加运算时间成本,因此在分析运算时间时,本文算法只与引入了全局特征描述符的现有算法进行比较。表4中显示了2.2节和2.3节两组实验中4种算法每一个特征点的描述符平均构造时间,其中本文算法分别按照特征点个数以及特征点对的个数求得平均值。从表4数据可以看出,如果以单个特征点来比较,本文算法构建描述符的总用时是最多的,这是因为本文算法采用的是成对特征点的策略,每个特征点均有可能形成多个特征点对,增

加了运算量。如果从特征点对的角度来看,本文算法形成特征点对的描述符所耗时间也是最多的,但在数值上接近SIFT + GC方法,这是因为SIFT算法本身耗时较大。同时本文算法在局部特征描述符的构建中用时略少于DAISY算法,这是因为DAISY算法的主方向分配步骤耗用了较多时间。由于本文使用了基于特征点邻域的成对特征点选取方法,控制特征点对与特征点之间的比例,让特征点对的个数大概是特征点数量的3~4倍,在获得较好匹配结果的同时,控制运算时间在可接受的范围之内,然而如何提高算法的效率同样也是本文进一步的研究工作。

表4 本文实验中描述符平均构造时间

Table 4 Average construction time for the descriptors in experiments

算法	局部特征描述符	全局特征描述符	总和
SIFT + GC	0.011 9	0.007 4	0.019 3
MSER + GC	0.002 9	0.008 4	0.011 3
DAISY + GC	0.004 1	0.011 7	0.015 8
本文算法(特征点)	0.013 5	0.080 4	0.093 9
本文算法(特征点对)	0.003 4	0.019 9	0.023 3

3 结 论

含有重复模式的图像匹配是计算机视觉领域一个难题,因为重复模式会对图像局部信息产生歧义,因此图像局部特征描述符在此类图像上并不具备很好的独特性与区分力。在引入全局特征描述符的改进方法中,由于传统的特征点主方向分配方法依赖于局部特征梯度方向信息,含有重复模式的图像同样会对此类信息产生影响,进而产生主方向分配误差,导致特征描述符独特性下降,影响匹配正确率。为此,针对这两种缺陷,提出一种基于成对特征点的结合局

部与全局特征描述符的匹配算法。其中,成对特征点能有效解决主方向分配误差问题,为特征描述提供了正确的方向信息,结合局部特征与改进后的全局特征的方法能增强特征描述符的独特性,提高匹配能力。在模拟图像与实际图像上的比较实验说明,本文算法能有效地解决含有重复模式场景的图像匹配问题,显著提高了匹配的正确率,具有一定的实用价值。

参考文献(References)

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004,

- 60(2): 91-110. [DOI: 10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94]
- [2] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. Surf: speeded up robust features[C]// Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Berlin Heidelberg: Springer, 2006(1): 404-417. [DOI: 10.1007/11744023_32]
- [3] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630. [DOI: 10.1109/TPAMI.2005.188]
- [4] Huang C R, Chen C S, Chung P C. Contrast context histogram—an efficient discriminating local descriptor for object recognition and image matching[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(10): 3071-3077. [DOI: 10.1016/j.patcog.2008.03.013]
- [5] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features[C]// Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010(4): 778-792. [DOI: 10.1007/978-3-642-15561-1_56]
- [6] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R Y. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 2548-2555. [DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126542]
- [7] Alahi A, Ortiz R, Vanderghynst P. Freak: fast retina keypoint[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2012: 510-517. [DOI: 10.1109/CVPR.2012.6247715]
- [8] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 2564-2571. [DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126544]
- [9] Alcantarilla P F, Bartoli A, Davison A J. KAZE features[C]// Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012(6): 214-227. [DOI: 10.1007/978-3-642-33783-3_16]
- [10] Fan B, Wu F, Hu Z. Rotationally invariant descriptors using intensity order pooling[J]. IEEE Transactions on, Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(10): 2031-2045. [DOI: 10.1109/TPAMI.2011.277]
- [11] Kim B, Yoo H, Sohn K. Exact order based feature descriptor for illumination robust image matching[J]. Pattern Recognition, 2013, 46(12): 3268-3278. [DOI: 10.1016/j.patcog.2013.04.015]
- [12] Leordeanu M, Hebert M. A spectral technique for correspondence problems using pairwise constraints[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2005(2): 1482-1489. [DOI: 10.1109/ICCV.2005.20]
- [13] Yuan Y, Pang Y, Wang K, et al. Efficient image matching using weighted voting[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(4): 471-475. [DOI: 10.1016/j.patrec.2011.02.008]
- [14] Fan B, Wu F, Hu Z. Towards reliable matching of images containing repetitive patterns[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(14): 1851-1859. [DOI: 10.1016/j.patrec.2011.07.029]
- [15] Mortensen E N, Deng H, Shapiro L. A SIFT descriptor with global context[C]// Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2005(1): 184-190. [DOI: 10.1109/CVPR.2005.45]
- [16] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape context: a new descriptor for shape matching and object recognition[C]// Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems 13. La Jolla, CA: NIPS, 2000: 831-837.
- [17] Carmichael G, Laganière R, Bose P. Global context descriptors for SURF and MSER feature descriptors[C]// Proceedings of Canadian Conference on Computer and Robot Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 309-316. [DOI: 10.1109/CRV.2010.47]
- [18] Zhang J Y, Bai X J, Xu L Y, et al. A method of correcting SIFT mismatching based on spatial distribution descriptor[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(7): 1369-1377. [张洁玉, 白小晶, 徐丽燕, 等. 基于空间分布描述符的 SIFT 误匹配校正方法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(7): 1369-1377.] [DOI: 10.11834/jig.20090721]
- [19] Tola E, Lepetit V, Fua P. Daisy: an efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 815-830. [DOI: 10.1109/TPAMI.2009.77]
- [20] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86. [DOI: 10.1023/B:VISI.0000027790.02288.f2]
- [21] Chen Q, Montesinos P, Sun Q S, et al. Adaptive total variation denoising based on difference curvature[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(3): 298-306. [DOI: 10.1016/j.imavis.2009.04.012]
- [22] Luo N, Sun Q S, Geng L L, et al. An extended SURF descriptor and its application in remote sensing images registration[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42(3): 383-388. [罗楠, 孙权森, 耿蕾蕾, 等. 一种扩展 SURF 描述符及其在遥感图像配准中的应用[J]. 测绘学报, 2013, 42(3): 383-388.]
- [23] Rosten E, Porter R, Drummond T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1): 105-119. [DOI: 10.1109/TPAMI.2008.275]
- [24] Guo Y, Mu Z C, Zeng H, et al. Fast rotation-invariant DAISY descriptor for image keypoint matching[C]// IEEE International Symposium on Multimedia. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 183-190. [DOI: 10.1109/ISM.2010.34]