

文章编号: 2095-4980(2020)04-0672-07

## 拉普拉斯特征耦合方差度量的图像匹配算法

杨宏伟<sup>1</sup>, 齐永锋<sup>\*2</sup>, 杜刚<sup>1</sup>

(1.西京学院 机电技术系, 陕西 西安 710123; 2.西北师范大学 计算机科学与工程学院, 甘肃 兰州 730070)

**摘要:** 为了解决当前图像匹配算法主要是通过像素点间的距离信息来实现特征匹配, 忽略了图像间的方差信息, 导致匹配结果中存在较多的错误匹配等不足, 本文提出了一种基于拉普拉斯特征约束与方差度量的图像匹配方法。首先, 引入 Harris 算子, 对图像特征进行粗提取, 并利用像素点的拉普拉斯特征, 删除伪特征点, 对粗提取的图像特征进行优化, 获取更为准确的图像特征。然后, 依据图像的梯度特征来计算图像特征的方向信息, 以此建立特征点的邻域, 通过求取该范围内的 Haar 小波值, 从而得到特征向量。采用区域方差模型对图像的方差信息实施度量, 并联合特征点的欧氏距离, 对特征点进行更为准确的匹配。最后, 采用随机样本一致性(RANSAC)机制对特征匹配结果实施优化, 剔除其中的错误匹配, 从而完成图像匹配。实验结果显示: 较当前较为先进的匹配算法而言, 在旋转、缩放等几何变换干扰下, 所提算法具备更高的匹配准确率, 维持在 90%以上。

**关键词:** 图像匹配; Harris 算子; 拉普拉斯特征; 梯度特征; 方向信息; 区域方差; RANSAC 算法

中图分类号: TN911.73; TP391

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2019355

## Image matching method based on Laplacian feature coupling variance measure

YANG Hongwei<sup>1</sup>, QI Yongfeng<sup>\*2</sup>, DU Gang<sup>1</sup>

(1.Department of Mechanical and Electrical Technology, Xijing University, Xi'an Shaanxi 710123, China;  
2.College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou Gansu 730070, China)

**Abstract:** Current image matching algorithms mainly use the distance information between pixels to achieve feature matching, ignoring the variance information between images, resulting in more false matching in the matching results. An image matching method is proposed based on Laplacian feature constrained coupling variance measure. Firstly, Harris operator is introduced to extract image features roughly. On the basis of rough extraction, Laplacian feature of pixels is utilized to optimize the extracted image features in order to obtain more accurate image features. Then, the gradient feature of the image is employed to calculate the direction information of the image. Based on the gradient feature, the neighborhood of the feature points is established, and the Haar wavelet value in the neighborhood is solved to obtain the feature vector. Finally, the regional variance model is adopted to measure the variance information of the image, and it is introduced into the process of image feature matching. The variance information is added on the basis of Euclidean distance measurement of feature points to achieve image feature matching more accurately. Random Sample Consensus(RANSAC) method is adopted to purify the results of feature matching, eliminate mismatching and complete image matching. The experimental results show that compared with the existing matching algorithms, the proposed algorithm has better matching performance and higher accuracy, with accuracy above 90%.

**Keywords:** image matching; Harris operator; Laplacian feature; gradient feature; direction information; regional variance; RANSAC algorithm

收稿日期: 2019-09-20; 修回日期: 2019-11-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61561044); 甘肃省自然科学基金基础研究计划(18JR3RA097); 西京学院科研基金项目(XJ150210)

作者简介: 杨宏伟(1990-), 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向为数字图像处理及模式识别、计算机应用。email:Yanghwei1990js@Outlook.com

\*通信作者: 齐永锋 email:qiyongfeng768@163.com

为了更好地实现图像匹配，人们研究出了较多的图像匹配方法<sup>[1-4]</sup>。如 Fan 等<sup>[4]</sup>将稀疏表示引入到图像匹配的过程中，通过图像的强度和几何信息对图像特征进行局部描述，采用基于稀疏表示的方法完成特征匹配。由于稀疏表示方法没有考虑图像的方差特性，使得该方法的匹配正确性不佳。Fernando 等<sup>[5]</sup>通过与特征点关联的采样点，模拟圆形蜘蛛网的交叉点，形成蜘蛛局部图像特征描述符，进而将其应用到特征距离测量的过程中，以完成图像匹配。由于该方法特征匹配的过程仅依赖于距离测量，而忽略了图像的方差特征，使得其匹配结果中含有较多错误匹配。Su 等<sup>[6]</sup>提出了一种寻找最佳尺度的方法。通过对样本图像的训练得到一个缩放倍数，并用于图像特征匹配的过程。引入广义 Hough 变换的投票机制，寻找图像的旋转和缩放，定位模板图像在场景中出现的位置，以完全剔除不匹配点。由于该方法在训练缩放倍数时，难以构建完备的字典，使得其匹配结果正确性不高。宋佳乾等<sup>[7]</sup>利用 Canny 边缘检测方法对高斯差分(Difference of Gaussian, DOG)特征提取算子进行改进，借助图像的梯度特征进行特征描述，并采用欧氏距离测量的方法完成特征匹配。由于该方法仅依靠欧氏距离测量的方法完成特征匹配，忽略了图像的方差特征，使得匹配结果准确度下降。

为降低误匹配率，提高准确率，本文通过联合区域方差与欧式距离来实现图像特征的准确匹配。首先，利用图像的拉普拉斯特征，对 Harris 算子提取的图像特征点进行优化，获取更为准确的图像特征。采用特征点的方向信息来建立其邻域，借助图像的 Haar 小波信息，获取特征点的特征向量。通过区域方差模型，度量图像的方差信息，在对图像特征进行欧氏距离测量的基础上，加入图像的方差信息元素，以更好地完成特征匹配。利用 RANSAC 方法来改善匹配准确率。实验中利用本文算法匹配了多组图像，以验证本文算法的匹配准确率。

### 1 本文图像匹配算法

基于拉普拉斯特征约束与方差度量的图像匹配算法的过程如图 1 所示。观察图 1 可知，本文图像匹配算法主要由图像特征的获取、特征向量的形成、获取匹配特征点以及匹配特征点的优化等四个部分组成：

1) 获取图像特征。采用 Harris 算子实现图像特征的初次提取，并利用图像的拉普拉斯特征，对 Harris 算子的初次提取结果进行优化，去除伪图像特征。

2) 形成特征向量。利用图像的梯度信息，计算图像特征的主方向。并以此为依据，建立特征点的邻域，在该邻域内计算图像的 Haar 小波信息，以获取鲁棒性较好的特征向量。

3) 获取匹配特征点。引入图像的区域方差模型，用以度量图像的方差信息。并将该方差信息与特征点间欧氏距离信息相结合，以准确地获取匹配特征点。

4) 匹配特征点的优化。采用 RANSAC 算法对匹配特征点的匹配正确性进行检验，以查找出错误的匹配点，对图像匹配结果进行精细提纯。

#### 1.1 图像特征的获取

Harris 算子较现有图像特征提取算子而言，具有检测准确度较高的优势。Harris 算子提取图像特征时，先构造像素点  $p$  的邻域  $I(x,y)$ ，按坐标  $(A,B)$  对其移动后，其产生的灰度变化信息  $G(A,B)$  为<sup>[8-9]</sup>：

$$G(A,B) = \sum_{x,y \in I} S[I(x+A,y+B) - I(x,y)]^2 \tag{1}$$

式中： $\sum$ 代表加权运算； $S$ 为高斯函数，其函数为：

$$S = e^{-\frac{(x^2+y^2)}{\lambda^2}} \tag{2}$$

将式(1)转化成二次项的近似表示，其函数为：

$$G(A,B) = [A \ B] \mathbf{W} \begin{bmatrix} A \\ B \end{bmatrix} \tag{3}$$

式中  $\mathbf{W}$  为实对称矩阵：

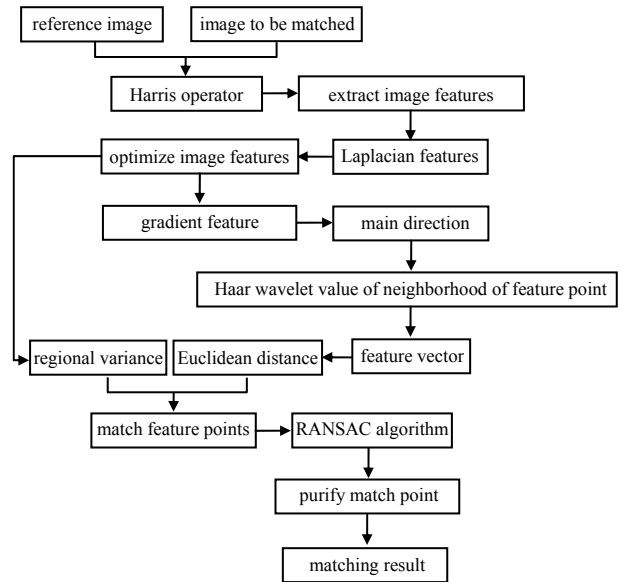


Fig.1 Process of image matching algorithm in this paper  
图 1 本文图像匹配算法的过程

$$W = \sum S \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 & \left(\frac{\partial I}{\partial x} \cdot \frac{\partial I}{\partial y}\right) \\ \left(\frac{\partial I}{\partial x} \cdot \frac{\partial I}{\partial y}\right) & \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

随后，利用  $W$  的行列式  $DET(W)$  和迹  $TR(W)$ ，便可得到特征提取函数  $H^{[10]}$ ：

$$H = \frac{DET(W)}{TR(W) + \alpha} \quad (5)$$

式中  $\alpha$  为任意常数，以防  $H$  的分母为 0。再设定提取阈值  $R_H$ ，并将其与式(5)计算像素点  $p$  的  $H$  值实施比较，若  $H \geq R_H$  则可将像素点  $p$  视为候选特征点。

为了去除 Harris 算子提取图像特征点中的伪特征点，优化图像特征提取结果。在此，采用图像的 Laplace 算子，计算候选特征点与其邻点的拉普拉斯特征，以对特征点进行优化。

首先，利用候选特征点  $p(x, y)$  的四邻域点来计算其对应的 Laplace 算子  $\nabla p(x, y)^{[11]}$ ：

$$\nabla p(x, y) = \frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial y^2} \quad (6)$$

式中： $\frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial x^2}$  与  $\frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial y^2}$  分别表示候选特征点  $p$  与其水平以及垂直邻域点的像素差，二者的计算函数为：

$$\frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial x^2} = p(x+1, y) - 2p(x, y) + p(x-1, y) \quad (7)$$

$$\frac{\partial^2 p(x, y)}{\partial y^2} = p(x, y+1) - 2p(x, y) + p(x, y-1) \quad (8)$$

在图 2 所示的候选特征点  $p$  的 Bresenham 圆域中<sup>[12]</sup>，利用式(6)计算候选特征点  $p$  的拉普拉斯特征  $\nabla p$  与其 16 个邻点的拉普拉斯特征  $\nabla p_i (i=1, 2, \dots, 16)$ 。接着比较  $\nabla p$  与  $\nabla p_i (i=1, 2, \dots, 16)$  的大小，若  $\nabla p$  比  $\nabla p_i (i=1, 2, \dots, 16)$  都小或都大，则将  $p$  视为特征点，反之将  $p$  视为伪特征点，给予剔除。

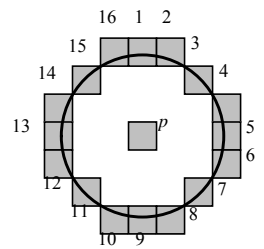


Fig.2 Circle of Bresenham  
图 2 Bresenham 圆

### 1.2 特征向量的形成

获取图像特征后，将求取其特征向量，用以特征匹配。为了提高算法的鲁棒性，本文联合特征点的梯度幅值和梯度方向来获取图像特征的主方向。并以此建立特征点的圆形邻域，以适应旋转等变换，然后，在该邻域内计算图像的 Haar 小波信息，以获取鲁棒性较好的特征向量。

特征点  $p(x, y)$  的梯度幅值  $M(x, y)$  和梯度方向  $\theta(x, y)$  为<sup>[13]</sup>：

$$M(x, y) = \sqrt{(p(x+1, y) - p(x-1, y))^2 + (p(x, y+1) - p(x, y-1))^2} \quad (9)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{p(x, y+1) - p(x, y-1)}{p(x+1, y) - p(x-1, y)} \quad (10)$$

式中  $\arctan$  是反正切运算。

根据式(9)和式(10)来计算  $p(x, y)$  邻域内像素点的  $M(x, y)$  和  $\theta(x, y)$ ，并以此来形成范围为  $[0^\circ, 360^\circ]$  的梯度直方图。随后，将该直方图均分为 10 份，比较每一份的峰值大小。将直方图峰值处的方向视为主方向  $\phi^{[14]}$ 。

如图 3 所示，以  $\phi$  为起始方向建立  $p(x, y)$  的同心圆邻域，并以  $45^\circ$  为步长将其进行均等分割。采用一定尺寸的 Haar 小波，计算每个均分子域在  $x, y$  轴上的 Haar 小波响应  $d_x, d_y$ 。由此，结合各子域  $d_x, d_y$  及  $|d_x|$  和  $|d_y|$ ，可形成一个 4 元素的向量  $D$ 。

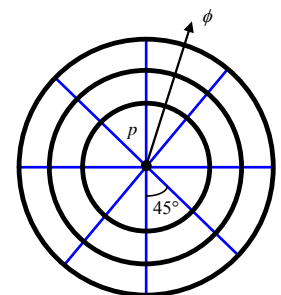


Fig.3 Division of concentric circles  
图 3 同心圆的划分

$$D = \left[ \sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y| \right] \quad (11)$$

最后，综合 8 个子域的向量  $D$ ，以得到含 32 元素的特征向量  $C$ 。

### 1.3 获取匹配特征点

利用欧氏距离来完成图像特征的匹配是一种使用较为广泛的方法。但该方法没有考虑特征点与其周围像素

点的关系，容易出现匹配出错的情况。对此，本文引入图像的区域方差模型，求取以特征点为中心区域的方差信息。并将其与特征点间欧氏距离信息实施结合，以准确地获取匹配特征点，以提高算法的匹配正确性。

令两个不同的特征点分别为  $e, v$ ，则二者之间的欧氏距离  $Di(e, v)$  的计算过程为<sup>[15]</sup>：

$$Di(e, v) = \sqrt{\sum_{i=1}^{32} (C_i^e - C_i^v)^2} \quad (12)$$

式中  $C_i^x(x=e, v)$  为点  $x$  中的第  $i$  个元素。

对于大小为  $M \times N$  的特征点  $e$  的邻域，其对应的区域方差  $F_e$  的计算过程为<sup>[16]</sup>：

$$F_e = \frac{\sum_{m=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \left[ e(x+m, y+n) - \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N e(x, y)}{M \times N} \right]^2}{M \times N} \quad (13)$$

利用式(13)计算出特征点  $e$  和  $v$  的方差信息  $F_e, F_v$ ，并计算其差值  $DF(e, v)$ ：

$$DF(e, v) = |F_e - F_v| \quad (14)$$

最后，联合式(12)和式(14)来求取特征点  $e$  的匹配点：

$$v = (\text{armmin}Di(e, v)) \& \& (\text{armmin}DF(e, v)) \quad (15)$$

式中  $\&\&$  表示“与”运算符号。从式(15)可见，只有与特征点  $e$  的欧氏距离最小，而且方差信息差值最小的特征点  $v$ ，才能成为特征点  $e$  的匹配点。

#### 1.4 匹配特征点的优化

RANSAC算法通过特征点间的几何关系来实现计算其匹配正确性<sup>[17]</sup>。令坐标分别为  $(x_1, y_1)$  和  $(x_2, y_2)$  的特征点  $d_1$  和  $d_2$  为一对匹配点，则其几何关系可表述为<sup>[17]</sup>：

$$\begin{bmatrix} \xi x_1 \\ \xi y_1 \\ \xi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

令：

$$\mathbf{J} = \frac{\begin{bmatrix} -x_1 & y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_2 x_1 & -x_2 y_1 \\ 0 & 0 & 0 & x_1 & y_1 & 1 & -y_1 x_1 & -y_2 y_1 \end{bmatrix}}{\xi}$$

$$\mathbf{K} = -\frac{\begin{bmatrix} x_2 & y_2 \end{bmatrix}^T}{\xi}$$

$$\mathbf{H} = [h_1, h_2, h_3, h_4, h_5, h_6, h_7, h_8]$$
(17)

根据式(17)，则可将式(16)转换成如下形式：

$$\mathbf{H} = -[\mathbf{J}^T \mathbf{J}]^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{K} \quad (18)$$

在式(18)的基础上，通过最小二乘法便可求出  $h_i (i=1, 2, \dots, 8)$  的值<sup>[18]</sup>。进而判断  $d_1$  和  $d_2$  的匹配正确性。详细的 RANSAC 算法见文献[17]。综上所述，本文算法的匹配过程可表述如下：

步骤 1：通过式(5)所示特征提取函数  $H$  提取图像的候选特征点，再利用式(6)计算候选特征点与其 16 个邻点的拉普拉斯特征。接着通过比较其大小，确定图像特征点。

步骤 2：在特征点邻域圆内计算图像的 Haar 小波信息，在式(11)的基础上，求取特征点的特征向量。

步骤 3：利用式(15)计算特征点间的匹配关系，完成特征匹配。

步骤 4：通过式(16)计算匹配点间的几何关系，获取优化后匹配点对，完成图像匹配。

## 2 实验结果

本文算法实验，采用 Matlab7.10 软件，在 Intel I3,500 GB 硬盘的 Lenovo 计算机上进行。实验中，将文献[19]和文献[20]中算法作为对照组，利用对照组算法及本文算法对多种变化的图像进行匹配，并对比各算法匹配结果，以分析其匹配有效性。

## 2.1 匹配效果测试及分析

三种算法对亮度变化图像的匹配结果及数据分别如图 4 和表 1 所示。通过观察图 4 中三种算法的匹配结果及表 1 中对应数据可以发现,文献[19]算法的匹配结果中具有较多的匹配遗漏现象;文献[20]算法的匹配结果中具有较多的错误匹配现象;本文算法的匹配结果中,匹配错误以及匹配遗漏现象较少。表 2 和图 5 分别展示了三种算法对缩放变化图像的匹配结果及数据。对比图 5 中三种算法的匹配结果及表 2 中对应数据可见,较对照组的匹配结果而言,本文算法具有最多的正确匹配点,错误匹配点最少。表 3 和图 6 显示了三种算法对旋转变化的匹配结果及数据。从图 6 及表 3 可知,文献[19]算法的匹配结果中匹配点数最少;文献[20]算法的匹配结果中具有误匹配现象;本文算法的匹配结果误匹配较少,匹配点数较多。由此可见,本文算法不仅能够较好地适应多种变化图像的匹配,而且匹配点数较多,错误匹配较少,说明本文算法具有较好的匹配性能。因为本文算法在采用 Harris 算子提取图像特征后,再利用图像的拉普拉斯特征,对 Harris 算子的提取结果进行了优化,得到了纯度较好的图像特征点。同时本文算法还采用图像的梯度特征获取了图像的方向信息,并通过计算特征点圆域中的 Haar 小波信息,得到了鲁棒性能较好的特征向量,由此降低了本文算法匹配出错的概率,增强了其对图像多种变化的适应性。

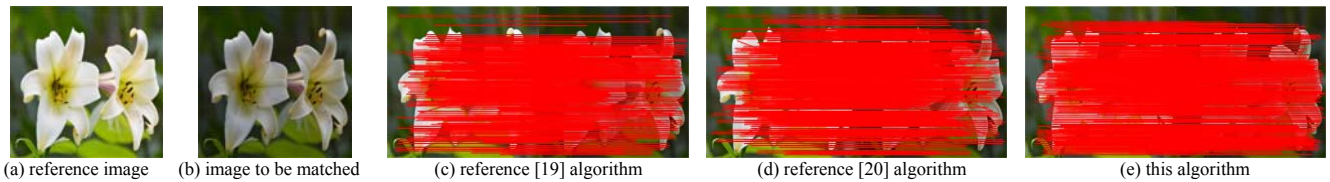


Fig.4 Matching results of three algorithms for brightness changing images

图 4 三种算法对亮度变化图像的匹配结果

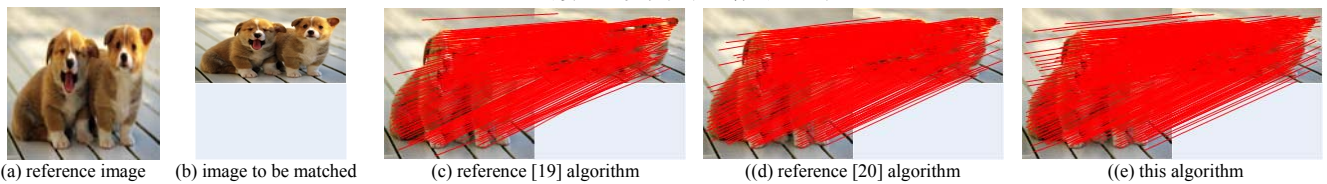


Fig.5 Matching results of three algorithms for scaling image

图 5 三种算法对缩放变化图像的匹配结果

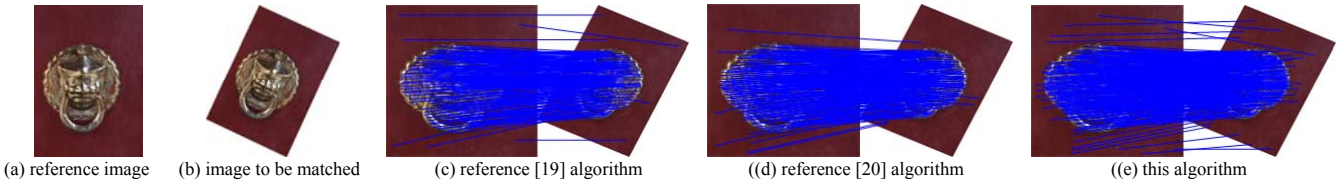


Fig. 6 Matching results of three algorithms for 45° rotation change image

图 6 三种算法对 45° 旋转变化的匹配结果

表 1 图 4 中三种算法的匹配准确性统计结果

Table1 Statistical results of the matching accuracy of the three algorithms in Fig.4

item	reference[19]	reference [20]	this algorithm
total number of feature points	410	410	410
correct match points	375	382	393
wrong match points	14	11	9
matching accuracy	91.46%	93.17%	95.85%
matching error rate	3.41%	2.68%	2.20%

表 2 图 5 中三种算法的匹配准确性统计结果

Table2 Statistical results of the matching accuracy of the three algorithms in Fig.5

item	reference [19]	reference [20]	this algorithm
total number of feature points	367	367	367
correct match points	330	339	346
wrong match points	18	14	11
matching accuracy	89.92%	92.37%	94.28%
matching error rate	4.90%	3.81%	3.00%

表 3 图 6 中三种算法的匹配准确性统计结果

Table3 Statistical results of the matching accuracy of the three algorithms in Fig.6

item	reference [19]	reference [20]	this algorithm
total number of feature points	348	348	348
correct match points	296	309	319
wrong match points	23	19	14
matching accuracy	85.06%	88.79%	91.67%
matching error rate	6.61%	5.46%	4.02%

## 2.2 量化测试及分析

通过对图 7 所示图像进行不同角度的旋转,从而形成 10 组待匹配的图像。利用三种算法对这 10 组图像进行匹配,并计算各算法的匹配准确度,以此作为量化测试结果,分析三种算法的匹配效果。三种算法的匹配准确度如图 8 所示。从图 8 可见,本文算法的匹配准确度较高。在旋转角度为  $50^\circ$  时,本文算法、文献[19]、文献[20]算法的匹配准确度分别为 91.02%、86.38%、82.03%。可见,本文算法具有较好的匹配性能。因为本文算法将区域方差模型引入到图像特征匹配的过程中,获取了图像的方差信息,通过其与像素点间的欧氏距离信息,准确完成了图像特征的匹配。同时本文算法还通过 RANSAC 算法,从匹配点的几何关系出发,判断了匹配点对之间的正确性,优化了图像特征匹配的结果,从而提高了本文算法的匹配性能。文献[19]算法中通过尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法获取图像的特征,接着利用图像的梯度方向直方图获取特征向量,并通过测量特征点间的马氏距离完成匹配。由于 SIFT 算法获取图像特征后,没有进一步对其进行优化,使得其纯度不高。而且基于马氏距离完成特征匹配的过程,没有考虑图像的方差信息,从而使得文献[19]算法的匹配性能不佳。文献[20]中采用非下采样 Shearlet 变换获取图像的低频和低频系数,接着利用尺度不变的误差恢复特征方法获取低频系数中的图像特征,并通过四元数指数矩来完成特征匹配。由于该方法中只对图像的低频系数进行了特征匹配,而忽略了高频系数中的匹配内容,而且该方法的特征匹配过程未考虑图像的方差信息,限制了其匹配准确率。



Fig.7 Quantitative test sample  
图 7 量化测试样本

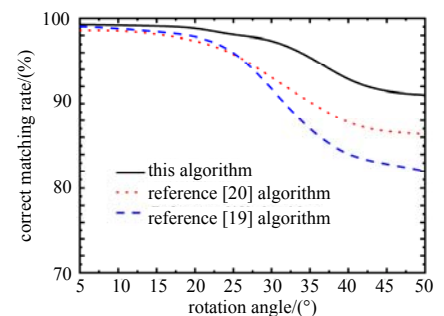


Fig.8 Matching accuracy of three algorithms  
图 8 三种算法的匹配准确度

## 2.3 匹配效率测试

为了客观评估所提算法与文献[19]、文献[20]算法的复杂度,本文以图 4、图 5 和图 6 为样本,借助三种算法对其进行匹配实验,并统计了三种算法的耗时,结果见表 4。文献[20]算法的复杂度最低,呈现出最高的效率,对于三种不同的匹配对象,其匹配耗时均低于 3 s,分别为 2.89 s、2.32 s、2.19 s。而所提算法也具有较高的效率,其复杂度略高于文献[20],面对三对样本,其耗时在 3 s 左右,分别为 3.27 s、2.69 s、2.51 s。文献[19]的复杂度最高,呈现出较低的效率,匹配耗时最大,分别为 4.13 s、3.57 s、3.22 s。原因是文献[20]采用的非下采样 Shearlet 变换与四元数指数矩都是具有较低的计算量,使其可以快速完成特征匹配。而所提算法在匹配过程中,采用了随机样本一致性方法 RANSAC,在一定程度上增加了算法的复杂度。而文献[19]算法则是采用了经典的 SIFT 算子来完成特征匹配,其每个特征向量均为 128 维,使其复杂度最高,导致了严重的匹配耗时。

综上所述,所提算法的复杂度虽然略高于文献[20],但其也具有较高的匹配效率,而且匹配准确度要远高于文献[20]。因此,所提算法较好地兼顾了匹配准确性与效率。

## 3 结论

本文在 Harris 算子的基础上,设计了一种拉普拉斯特征耦合方差度量的图像匹配算法。在 Harris 算子提取的图像特征上,利用图像的拉普拉斯特征对其进行优化,获取图像特征。利用图像的梯度和 Haar 小波信息,求取图像特征的特征向量。通过区域方差模型度量了图像的方差信息,并将该信息联合欧氏距离信息,准确地对图像特征进行了匹配。通过 RANSAC 算法,利用匹配点间的几何关系,判断了其匹配正确性,优化了特征匹配结果。通过观察本文算法对亮度、缩放以及旋转图像的匹配结果可见,本文算法具有较好的匹配性能。

## 参考文献:

- [1] 范启弘,王正勇,何小海. 基于 ORB 算法的多聚焦岩屑图像快速配准[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2016,13(3): 491-496. (FAN Qihong,WANG Zhengyong,HE Xiaohai. Fast registration of multi focus debris image based on ORB algorithm[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2016,13(3):491-496.)

表 4 三种方法的匹配耗时统计

method	time in Fig.4/s	time in Fig.5/s	time in Fig.6/s
this algorithm	3.27	2.69	2.51
reference [19]	4.13	3.57	3.22
reference [20]	2.89	2.32	2.19

- [ 2 ] DUO Jingyun,CHEN Pengfeng,ZHAO Long. LCO: a robust and efficient local descriptor for image matching[J]. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 2017,72(1):234-242.
- [ 3 ] 邹国良,张石明,陈长吉. 基于改进最小距离法的图像匹配并行算法设计[J]. *计算机工程*, 2018,44(9):218-223. (ZOU Guoliang,ZHANG Shiming,CHEN Changji. Design of image matching parallel algorithm based on improved minimum distance method[J]. *Computer Engineering*, 2018,44(9):218-223.)
- [ 4 ] FAN Jianwei,WU Yan,WANG Fan. New point matching algorithm using sparse representation of image patch feature for SAR image registration[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017,55(3):1498-1510.
- [ 5 ] FERNANDO Fausto,ERIK Cuevas,ADRIAN Gonzales. A new descriptor for image matching based on bionic principles[J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2017,20(4):1245-1259.
- [ 6 ] SU Yixin,LIU Jiawen,DU Lin. Wrong matching points elimination after scale invariant feature transform and its application to image matching[J]. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2018,28(1):87-96.
- [ 7 ] 宋佳乾,汪西原. 改进 SIFT 算法和 NSCT 相结合的遥感图像匹配算法[J]. *测绘通报*, 2018(9):34-38. (SONG Jiaqian, WANG Xiyuan. Remote sensing image registration based on non-subsampled contourlet transform and improved SIFT matching algorithm[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2018(9):34-38.)
- [ 8 ] DAGHER I,HANNA P. An improved watermarking algorithm using variable block image features[J]. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2017,27(2):289-300.
- [ 9 ] LIU Xiaoping,CHEN Shuli,ZHUO Li. Multi-sensor image registration by combining local self-similarity matching and mutual information[J]. *Frontiers of Earth Science*, 2018,12(4):779-790.
- [10] AYOUB Jafari-malekabadi,MEHDI Khojastehpour,BAGHER Emadi. A comparative evaluation of combined feature detectors and descriptors in different color spaces for stereo image matching of tree[J]. *Scientia Horticulturae*, 2018, 228(1):187-195.
- [11] DMITRI Akhiezer,BORIS Kazarnovskii. On common zeros of eigenfunctions of the Laplace operator[J]. *Abhandlungen aus dem Mathematischen Seminar der Universität Hamburg*, 2017,87(1):105-111.
- [12] 尹晓叶. 基于 FAST 算子与多特征匹配的图像伪造检测算法[J]. *西南师范大学学报(自然科学版)*, 2019,44(8):65-71. (YIN Xiaoye. Image forgery detection algorithm based on FAST operator and multi-feature matching[J]. *Journal of Southwest China Normal University(Natural Science Edition)*, 2019,44(8):65-71.)
- [13] NAM Seunghun,KIM Wookhyoung,MUM Seungmin. A SIFT features based blind watermarking for DIBR 3D images[J]. *Multimedia Tools & Applications*, 2018, 77(7):7811-7850.
- [14] ASHOK Aravindan,ANZAR S M. Robust partial fingerprint recognition using wavelet SIFT descriptors[J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2017,20(4):963-979.
- [15] 刘如松. 基于样本间最小欧氏距离的多特征融合识别算法研究[J]. *计算机与数字工程*, 2017,45(12):2373-2378. (LIU Rusong. Research on multi-feature fusion recognition algorithm based on minimum Euclidean distance between samples[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2017,45(12): 2373-2378.)
- [16] WANG Xiaolong,CHEN Cuixia. Adaptive ship detection in SAR images using variance WIE-based method[J]. *Signal Image & Video Processing*, 2016,10(7):1219-1224.
- [17] 孙雪强,黄旻,张桂峰. 改进 RANSAC 算法在多光谱图像匹配中的应用[J]. *半导体光电*, 2018,39(4):563-568. (SUN Xueqiang,HUANG Min,ZHANG Guifeng. Application of improved RANSAC algorithm to multi-spectral image matching[J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2018,39(4):563-568.)
- [18] XU Guan,YUAN Jing,LI Xiaotao. Reconstruction method adopting laser plane generated from RANSAC and three dimensional references[J]. *Mapan- Journal of the Measurement Society of India*, 2018,33(3):307-319.
- [19] FENG Wenbin,LIU Baohua. Research on image matching based on improved SIFT algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018,54(3):200-205,232.
- [20] WANG Huan,JIA Zhenhua,ZHANG Yunfeng. Aerial image matching based on NSST and quaternion exponential moment[J]. *International Journal of Performability Engineering*, 2018,14(11):2663-2673.