

图文信息技术

高斯曲率耦合相关性约束规则的图像匹配算法

吴亮¹, 郭俊峰², 刘国英^{3,4}

(1. 安阳师范学院 软件学院, 安阳 455000; 2. 安阳市公安局, 安阳 455000; 3. 安阳师范学院 计算机与信息工程学院, 安阳 455000; 4. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079)

摘要: **目的** 针对当前较多图像匹配算法在匹配过程中因忽略了特征点之间的相关性而导致算法存在匹配正确度和鲁棒性不佳等不足, 设计一种高斯曲率模型耦合相关性约束规则的图像匹配算法。**方法** 首先, 利用高斯滤波后图像的一阶矩阵和 Hessian 矩阵来构造高斯曲率模型, 对 Hessian 算子进行改进, 以充分检测图像的特征点。然后, 通过求取扇形区域内的 Haar 小波响应获取特征点的主方向, 并根据特征点邻域中像素点的灰度平均值计算特征向量, 从而形成特征描述子, 完成对特征点的描述。利用特征点集的均值与协方差矩阵来构造相关性模型, 对特征点的相关度完成度量, 从而定义相关性约束规则, 对特征点的相似度进行判断, 完成特征点的匹配。最后, 利用 RANSAC 算法提纯匹配特征点, 完成图像的匹配。**结果** 仿真实验表明, 与当前图像匹配算法相比较, 文中算法不仅匹配正确度较高, 且具有较强的鲁棒性, 在旋转角度为 50° 时, 其正确匹配精度仍可达到 87% 以上。**结论** 所提算法在多种几何攻击下仍具有较高的匹配精度, 在图像处理、信息安全等领域具有良好的参考价值。

关键词: 图像匹配; 高斯曲率模型; Hessian 算子; 灰度平均值; 相关性约束规则; RANSAC 算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2019)01-0168-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.01.027

An Image Matching Algorithm Based on Gauss Curvature and Correlation Constraint Rule

WU Liang¹, GUO Jun-feng², LIU Guo-ying^{3,4}

(1. School of Software Engineering, Anyang Normal University, Anyang 455000, China; 2. School of Computer & Information Engineering, Anyang Normal University, Anyang 455000, China; 3. State Key Laboratory of Surveying and Mapping Remote Sensing Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

ABSTRACT: The work aims to design an image matching algorithm based on Gauss curvature model and correlation constraint rule with respect to such deficiencies as low matching accuracy and robustness induced by ignoring the correlation between feature points in the matching process of many current image matching algorithms. First, the first-order matrix of the image after the Gauss filter and the Hessian matrix were used to construct the Gauss curvature model, and the Hessian operator was improved to fully detect the feature points of the image. Then, the main direction of the feature points was obtained by obtaining the Haar wavelet response in the sector area, and the eigenvectors were calculated according to the average gray-value of the pixel points in the neighborhood of the feature points, and thus the feature descriptors were formed to complete the description of feature points. The correlation model was constructed based on the mean and covariance matrix of the feature point set and the relevancy of feature points was measured. The similarity of

收稿日期: 2018-08-31

基金项目: 国家自然科学基金 (41001251); 河南省重点科技攻关计划 (102102310087); 河南省基础与前沿技术研究计划 (152300410182)

作者简介: 吴亮 (1982—), 男, 硕士, 安阳师范学院讲师, 主要研究方向为图像处理、信息安全。

the feature points was judged, and the matching of the feature points was completed. RANSAC algorithm was used to purify the matching feature points and complete the matching of images. The simulation results showed that, compared with the current image matching algorithm, the proposed algorithm not only had higher matching accuracy, but also had stronger robustness, whose correct matching accuracy could still reach over 87% when the rotation angle was 50°. The proposed algorithm still has higher matching accuracy under various geometric attacks, which has good reference value in image processing, information security and other fields.

KEY WORDS: image matching; Gauss curvature model; Hessian operator; gray mean value; correlation constraint rule; RANSAC algorithm

图像具有很好的直观表达特性,在各大领域被广泛应用^[1]。图像匹配技术作为图像处理领域重要的方法之一,与人们的生活密切相关,其被广泛用于包装商标检索以及版权保护等诸多领域^[2-3]。例如,随着包装行业的迅猛发展,商标数量与种类也越来越多,为了能够从海量数据库中快速找出用户所需要的商标,一般需要借助图像匹配技术来检测完成初始商标与数据库中商标的特征点匹配,根据其匹配结果来实现商标检索,因此,图像匹配已成为当前商标检索技术中非常重要的过程^[2]。另外,在版权保护领域中,图像匹配技术也是鲁棒水印的重要过程,通过匹配技术可以实现对水印校正,预测几何攻击参数,有效提高水印方案对几何失真的鲁棒性^[3],因此,如何提高图像匹配方法的匹配正确度是一项具有重要意义的工作。

当前基于特征的图像匹配方法为较为常见,其中基于尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)的图像匹配方法得到了较为广泛的应用。如Chen^[4]等在SIFT方法的基础上,设计了一种基于特征分布与一致性约束的图像匹配方法,利用SIFT方法获取图像中的特征点,再通过最大色散线以及特征分布方法获取特征描述子,最后通过一致性约束方法完成图像特征点匹配。虽然该方法能够完成图像的匹配,但由于SIFT方法获取到的图像特征点中具有较多伪特征点,从而使得该方法的匹配正确度不佳。除了基于SIFT的图像匹配方法外,还有性能较高的图像匹配算法,如Dou^[5]等通过SURF方法获取图像的特征点以及描述符后,再通过欧氏距离度量法对特征点进行匹配,最后通过稀疏表示理论优化匹配结果,并利用Delaunay三角法对匹配结果进行细分,完成图像匹配。虽然该方法具有一定的匹配性能,但是该方法利用欧氏距离度量法完成特征点匹配时,忽略了特征点间的相关性,从而使得算法的匹配正确度有所下降。赵双^[6]等通过小波变换对图像进行尺度分解,然后利用Shi-Tomasi方法获取低频图像的特征点,并丢弃高频图像提高算法抗噪能力,进而完成图像的匹配。虽然该方法通过丢弃高频含噪成分来提高算法的鲁棒性,但由于小波变换受到方向性的制约,以及对高频信息的丢弃,使得匹配过程中丢失了部分细节信息,导致匹配正确度不理想。

对此,为了在特征匹配过程中考虑特征点间的相关性,以提高算法的匹配正确度以及鲁棒性,文中利用高斯曲率模型以及相关约束规则,设计一种新的图像匹配方法。利用高斯曲率模型作为Hessian算法中的特征点检测函数,对Hessian算法进行改进,完成图像特征点的检测,以提高特征点的检测正确度。通过计算Haar小波响应以及像素点的灰度平均值获取特征描述子,降低其维数。通过特征点集的均值与协方差矩阵对特征点的相关性进行度量,设计相关性约束规则,完成特征点的匹配,以考虑匹配过程中特征点的相关性,提高算法的匹配正确度以及鲁棒性。通过RANSAC将错误匹配点删除,提纯匹配特征点,以进一步提高算法的匹配正确度,实现图像的匹配。最后,测试所提算法的匹配精度。

1 文中图像匹配算法

所提的高斯曲率模型耦合相关性约束规则的图像匹配算法过程见图1,主要包含了基于改进Hessian算法的特征检测、特征描述子的形成、基于相关性约束规则的特征匹配以及RANSAC算法的优化匹配。利用高斯曲率模型对Hessian算法进行改进,衡量特征点的显著特性,提高特征点的检测正确度,以改善算法的匹配正确度。通过计算Haar小波响应以及像素点的灰度平均值获取低维度特征描述子。利用特征点集的均值与协方差矩阵构建相关性模型以获取特征点的相关性,从而建立相关性约束规则用以完成特征点匹配,以降低缩放与旋转等变换的干扰,提高算法的鲁棒性以及匹配正确度。通过RANSAC算法删除错误匹配点,优化匹配结果,进一步提高算法的匹配正确度。

1.1 基于改进Hessian算法的特征点检测

当下较多的特征点检测算法中,Hessian算法为其中常用的特征点检测方法之一,其具有良好的尺度以及旋转不变性。对于图像 $I(x,y)$ 对应尺度为 σ 时的Hessian矩阵为^[7]:

$$\mathbf{H}(x,y,\sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x,y,\sigma) & L_{xy}(x,y,\sigma) \\ L_{xy}(x,y,\sigma) & L_{yy}(x,y,\sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

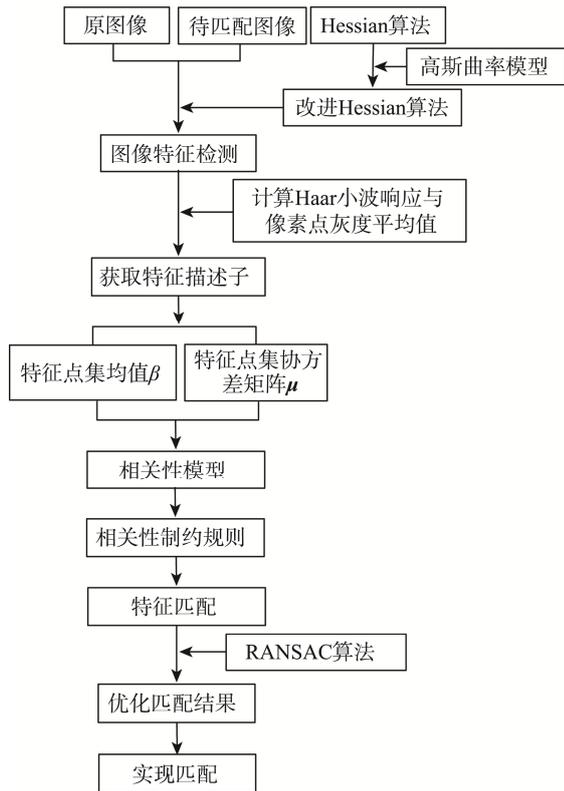


图1 文中算法的图像匹配过程

Fig.1 Image matching process of the proposed algorithm

式中： $L_{xx}(x,y,\sigma)$ 为高斯函数 $g(x,y,\sigma)$ 的二阶偏导数 $\frac{\partial^2 g}{\partial x^2}$ 与图像在像素点 (x,y) 处的卷积。

利用 9×9 盒式滤波器对 $\frac{\partial^2 g}{\partial x^2}$ 进行近似替换(见图2)，此时相应尺度值对应为 $\sigma=1.2$ 。则盒式滤波器对 $\frac{\partial^2 g}{\partial x^2}$ 进行近似替换所产生的误差为：

$$\frac{\|L_{xy}(1.2)\| \|D_{xx}(9)\|}{\|L_{xx}(1.2)\| \|D_{xy}(9)\|} \approx 0.9 \quad (2)$$

式中： $\| \cdot \|$ 为二范数。

令盒式滤波器与图像在像素点 (x,y) 处的卷积结果为 D_{xx} 、 D_{xy} 与 D_{yy} ，则 $H(x,y,\sigma)$ 对应的Hessian矩阵行列式为：

$$H_{\det} = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (3)$$

Hessian算法利用Hessian矩阵行列式 H_{\det} 找出极值点后，再通过八邻域比较法找出候选特征点，最后通过插值法从候选特征点中选取特征点^[8]。

虽然Hessian算法检测出的特征点具有良好的尺度以及旋转不变性，但Hessian算法中Hessian矩阵行列式检测极值点时，忽略了特征点的显著性，使得检测到的特征点中含有较多的冗余特征点以及噪声点^[9-10]。而高斯曲率可以对像素点法线方向上的曲率变化进行描述，其变化代表了像素点的邻点灰度值对应的显著变化特性^[11-12]。对此，文中利用高斯曲率

模型对Hessian矩阵行列式(3)进行替换，对Hessian算法予以改进，以提高特征点的检测正确度。

通过高斯函数 $g(x,y,\sigma)$ 对图像 $I(x,y)$ 进行滤波，得到图像 $L(x,y,\sigma)$ ：

$$L(x,y,\sigma) = g(x,y,\sigma) \times I(x,y) \quad (4)$$

通过滤波后图像 $L(x,y,\sigma)$ 获取一阶矩阵 $U(x,y,\sigma)$ ：

$$U(x,y,\sigma) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & L_x(x,y,\sigma) \\ 0 & 1 & L_y(x,y,\sigma) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & L_x(x,y,\sigma) \\ 0 & 1 & L_y(x,y,\sigma) \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} 1+L_x^2(x,y,\sigma) & L_x(x,y,\sigma)L_y(x,y,\sigma) \\ L_x(x,y,\sigma)L_y(x,y,\sigma) & 1+L_y^2(x,y,\sigma) \end{pmatrix} \quad (5)$$

将Hessian矩阵 $H(x,y,\sigma)$ 与一阶矩阵 $U(x,y,\sigma)$ 进行比值运算，便可构造高斯曲率模型 $GS(x,y,\sigma)$ ：

$$GS(x,y,\sigma) = \frac{H(x,y,\sigma)}{U(x,y,\sigma)} = \frac{L_{xx}(x,y,\sigma)L_{yy}(x,y,\sigma) - L_{xy}^2(x,y,\sigma)}{1+L_x^2(x,y,\sigma) + L_y^2(x,y,\sigma)} \quad (6)$$

将式(6)替换式(3)对Hessian算法进行改进，再通过八邻域比较法与插值法获取图像的特征点。

以图3a为测试图像，利用高斯曲率模型改进的Hessian算法检测该图像中的特征点。检测特征点结果见图3b。从图3b可见，文所设计高斯曲率模型改进的Hessian算法能够较为准确的检测出图3a中的特征点。

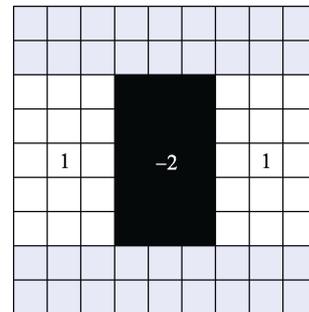
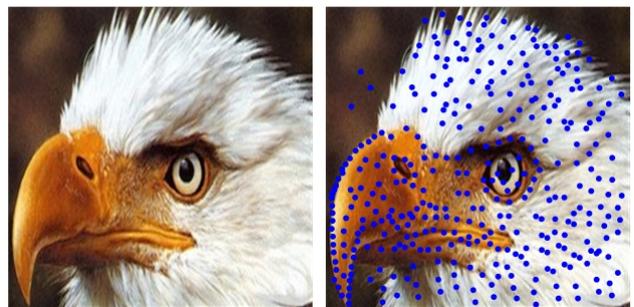


图2 盒式滤波器
Fig.2 Cartridge filter



a 测试图像 b 特征点检测结果

图3 特征点检测结果
Fig.3 Feature point detection result

1.2 特征描述子的形成

根据上述过程检测的图像特征点来生成特征点的特征描述子，以充分描述图像。在此，首先通过求取扇形区域内的 Haar 小波响应获取特征描述子的主方向，再通过求取特征点邻域中像素点对应的灰度平均值获取特征向量，从而生成特征描述子，具体过程如下所述。

1) 利用大小为 4σ (σ 为尺度) 的小 Haar 波计算，以任一特征点 p 为中心， 6σ 为半径的圆对应 x, y 方向上的 Haar 小波响应。再利用角度为 $\frac{\pi}{3}$ 的同心扇形区域旋转该圆 1 周，取扇形区域中最大 Haar 小波响应向量和对应的方向为主方向^[13-14]。

2) 在获取主方向后，再以特征点 p 为中心构造一个 9×9 邻域。以主方向为起点从 9×9 邻域中再分割出 4 个等尺寸邻域见图 4，由此可得 4 个 4×4 邻域与一个 9×9 邻域。求取这 5 个邻域内像素点的灰度平均值，分别用 w_1, w_2, w_3, w_4, w_5 表示，便可得到一个五维向量 W ：

$$W = \{w_1, w_2, w_3, w_4, w_5\} \quad (7)$$

3) 为了克服光照度变换的影响，对向量 W 进行归一化处理，便可得到特征点的特征向量。部分特征点生成的特征描述子见图 5。

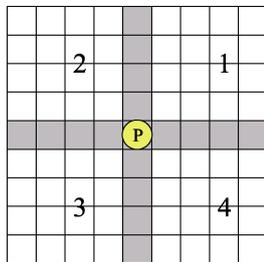


图 4 特征点邻域分割示意

Fig.4 Schematic diagram of neighborhood segmentation for feature points

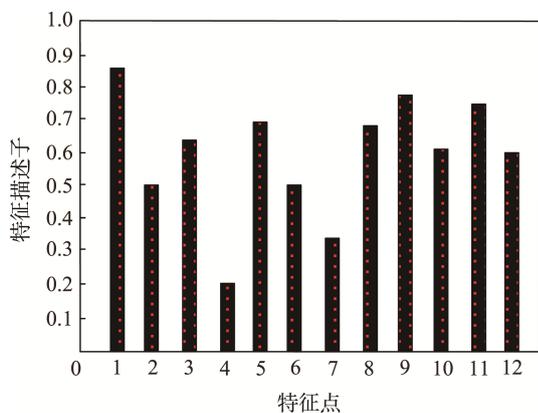


图 5 特征描述子

Fig.5 Feature descriptor

1.3 基于相关性约束规则的特征点匹配

基于欧氏距离的特征匹配方法使用较为广泛。其通过求取特征点之间的欧氏距离以获取最近邻与次近邻，然后通过计算最近邻与次近邻比值来完成特征匹配。由于这种方法忽略了特征点之间的相关性，使得特征匹配容易出错^[15-16]。对此，文中利用特征点集的均值与协方差矩阵构造相关性模型对特征点的相关度进行度量，通过特征点之间的相关度制定相关性约束规则用以完成特征匹配。

令 R 与 T 分别为原图像与待匹配图像中的特征点集合。集合 R 对应的特征向量均值与协方差矩阵分别为 β 与 μ 。则集合 R 中任一特征点 p_i 对应的相关性模型为：

$$M = \left[(p_i - \beta)^T \mu^{-1} (p_i - \beta) \right]^{-1/2} \quad (8)$$

通过式 (8) 可求取特征点集中任一特征点与集合的相关性。利用特征点的相关性建立如下相关性约束规则，用以完成特征匹配。

首先，通过式 (8) 分别求出集合 R 与 T 中特征点 p_i 和 q_i 的相关性值 M_{p_i} 和 M_{q_i} 。然后，计算 M_{p_i} 和 M_{q_i} 的比值 ψ 。若 ψ 越趋于 1，则表示 M_{p_i} 和 M_{q_i} 的相似度越高。最后，预设较小阈值 λ 与较大阈值 θ ，若 ψ 满足：

$$\lambda \leq \psi \leq \theta \quad (9)$$

则判定 p_i 和 q_i 为一对匹配特征点。

由于特征点集的均值与协方差矩阵分别描述了特征点的总体分布相关性和几何相关性，因此，通过相关性约束规则完成特征匹配的过程中，充分考虑了特征点与特征点集之间的相关性。利用相关性约束规则对图 3a 进行特征匹配的结果见图 6。

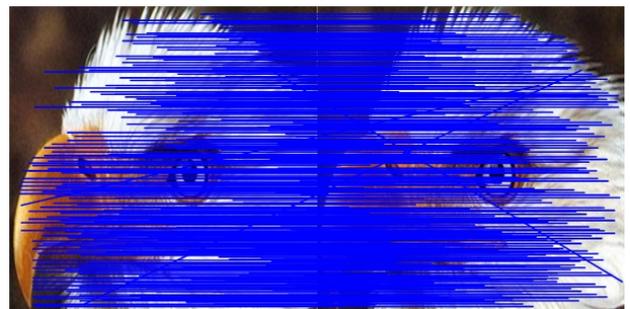


图 6 相关性约束规则的特征匹配结果

Fig.6 Feature matching results of correlation constraint rules

1.4 基于 RANSAC 算法的优化匹配

由于特征匹配的过程中，是通过阈值判断来完成特征匹配，所以难免会出现错误匹配。对此，将采用 RANSAC 算法删除错误匹配，对匹配结果进行优化。

RANSAC 算法具有稳定性能好以及鲁棒性能好等特点。其通过对匹配特征点进行数学模型的拟合来

完成错误匹配的检测。首先,建立原图像与待匹配图像间的几何关系^[17-18]:

$$\begin{bmatrix} \delta x_2 \\ \delta y_2 \\ \delta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_1 & e_2 & e_3 \\ e_4 & e_5 & e_6 \\ e_7 & e_8 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

然后,通过最小二乘法求取参数 $E = e_i (i=1,2,3 \dots 8)$:

$$E = -[B^T B]^{-1} B^T S \quad (11)$$

其中, B 与 S 分别为几何变换因子与缩放因子,其中 B 描绘了原图像与待匹配图像间的几何变换, S 描绘了原图像的缩放变换, B 与 S 的表述如下:

$$B = \frac{\begin{bmatrix} -x_1 & y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_2 x_1 & -x_2 y_1 \\ 0 & 0 & 0 & x_1 & y_1 & 1 & -y_1 x_1 & -y_2 y_1 \end{bmatrix}}{\delta} \quad (12)$$

$$S = -\frac{\begin{bmatrix} x_2 & y_2 \end{bmatrix}^T}{\delta} \quad (13)$$

最后通过迭代的方法完成原图像与待匹配图像间的拟合,进而找出错误匹配,对匹配结果进行优化。通过 RANSAC 算法对图 6 进行优化后的结果见图 7。

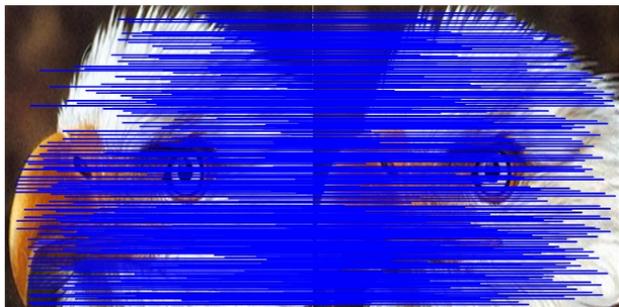


图 7 优化匹配结果
Fig.7 Optimizing matching results

2 实验结果与分析

采用环境为 AMD Ryzen51400 处理器、4 Gb 内存的 PC 机作为硬件平台, Windows7 操作系统和 VS2008 编程工具作为软件平台进行实验。实验中将文献[19]和文献[20]方法,文献[21]和文献[22]方法设立为对照组,与文中方法的匹配性能进行对照。根据通过多次试验测试结果,取阈值 $\lambda=0.9$, $\theta=1.1$ 来实施该次匹配性能测试。所提算法采用的实验过程如下所述。

1) 利用高斯曲率模型式(6)替换 Hessian 矩阵行列式(3),在图像中寻找极值点,并利用再通过 8 邻域比较法与插值法从极值点中检测图像的特征点。

2) 求取特征点圆域内扇形区域中的 Haar 小波响应获取特征点的主方向,再通过求取特征点邻域中像

素点对应的灰度平均值获取特征向量。

3) 利用特征点的相关性来建立待匹配特征点的相关性约束规则获取匹配特征点。

4) 通过 RANSAC 方法,通过对原图像与待匹配图像进行拟合,优化匹配特征点,得到匹配结果。

2.1 直观效果测试分析

不同算法对噪声图像、旋转图像、缩放图像的匹配结果图 8—10。从图 8 可见,不同算法的匹配结果都较好。图 8g 所示文中算法的匹配结果,较图 8c 所示文献[19]算法的匹配结果与图 8d 所示文献[20]算法的匹配结果,以及图 8e 所示文献[21]算法的匹配结果与图 8f 所示文献[22]算法的匹配结果,具有更多的匹配点。通过对比图 9g 所示文中算法的匹配结果,与图 9c 所示文献[19]算法的匹配结果,以及图 9d 所示文献[20]算法的匹配结果、图 9e 所示文献[21]算法的匹配结果与图 9f 所示文献[22]算法的匹配结果,可知,图 9g 中的匹配点数量比图 9c 以及图 9d、图 9e、图 9f 中的都多,而且错误匹配点数量最少。将图 10g 所示文中算法的匹配结果,与图 10c 所示文献[19]算法的匹配结果,以及图 10d 所示文献[20]算法的匹配结果对比,图 10e 所示文献[21]算法的匹配结果与图 10f 所示文献[22]算法的匹配结果进行对比可见,文中算法的匹配结果中不仅匹配点数量最多,而且错误匹配点数量最少。说明文中算法不仅具有较高的匹配正确度而且还具有较强的鲁棒性能。因为文中方法通过高斯曲率模型对 Hessian 算法进行改进,在获取特征点时,对像素点的显著性进行考虑,提高了特征点检测的正确性。另外文中还利用特征点集的均值与协方差矩阵对特征点的相关性进行度量,制定相关性约束规则对特征点进行匹配,考虑了特征点的分布相关性和几何相关性,提高了算法的匹配正确度以及鲁棒性能。

2.2 客观测试分析

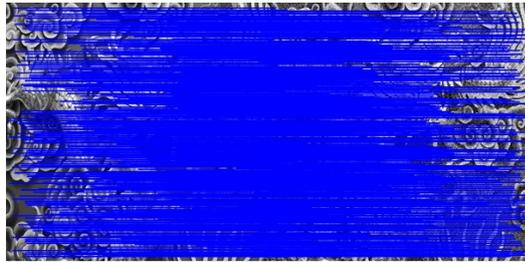
将图 8 中噪声攻击下的不同算法的匹配结果进行量化,作为客观测试分析对象,量化结果见表 1。由表 1 中数据发现,所提算法的正确匹配特征点数量最多,错误匹配特征数量仅为 8 对,均要高于其他 4 种对照组方案。

为了体现所提匹配方案的稳健性,分别从牛津大学局部仿射变换图像集^[23]和哥伦比亚大学 Coil-100 图像集^[24]中任意选择 1 组图像作为客观测试样本。其中,牛津大学局部仿射变换图像集^[23]包含了尺度变换、光照度变换以及旋转变换等在内的多种仿射变换图像,而哥伦比亚大学 Coil-100 图像集^[24]包含了多种纹理结构图像的尺度变换、旋转变换以及组合变换等在内的多种仿射变换图像,这 2 个数据集都是图像匹配常用的数据集。

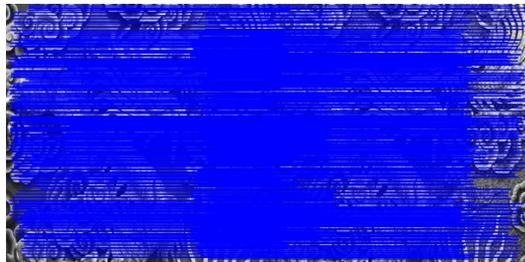


a 原图像

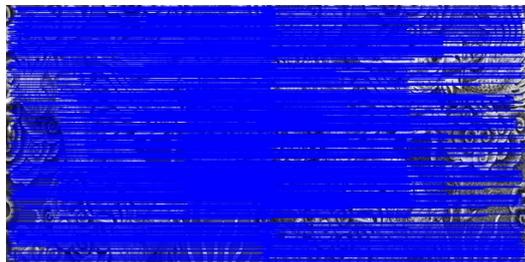
b 待匹配图像



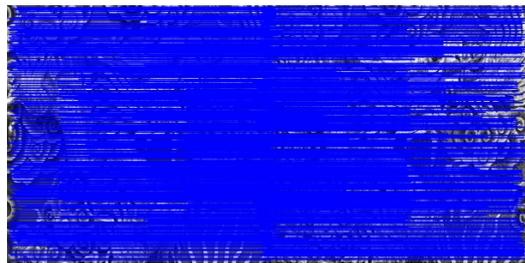
c 文献[19]算法



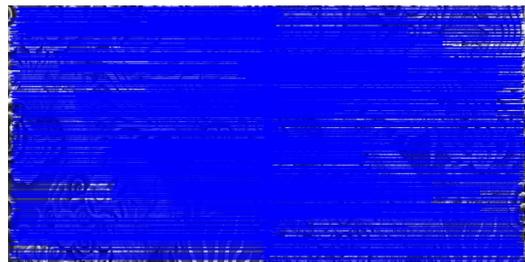
d 文献[20]算法



e 文献[21]算法



f 文献[22]算法

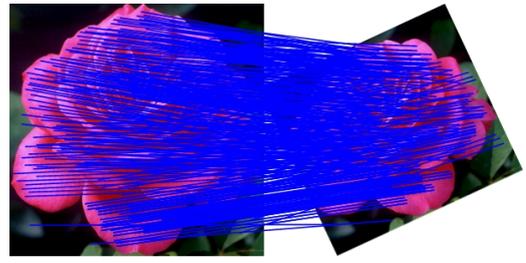


g 文中算法

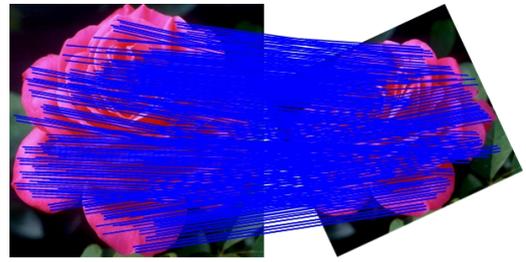


a 原图像

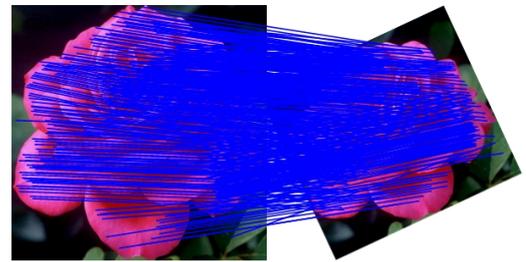
b 待匹配图像



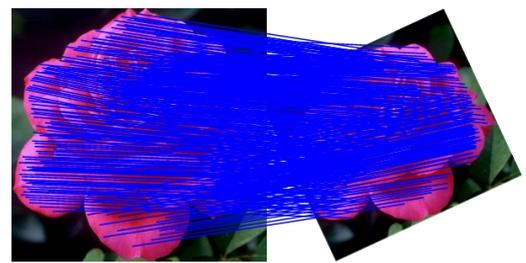
c 文献[19]算法



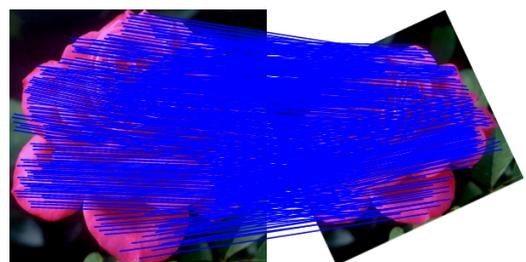
d 文献[20]算法



e 文献[21]算法



f 文献[22]算法



g 文中算法

图 8 噪声攻击下的不同算法的匹配结果

Fig.8 Matching results of different algorithms under noise attack

图 9 旋转攻击下的不同算法的匹配结果

Fig.9 Matching results of different algorithms under rotation attack

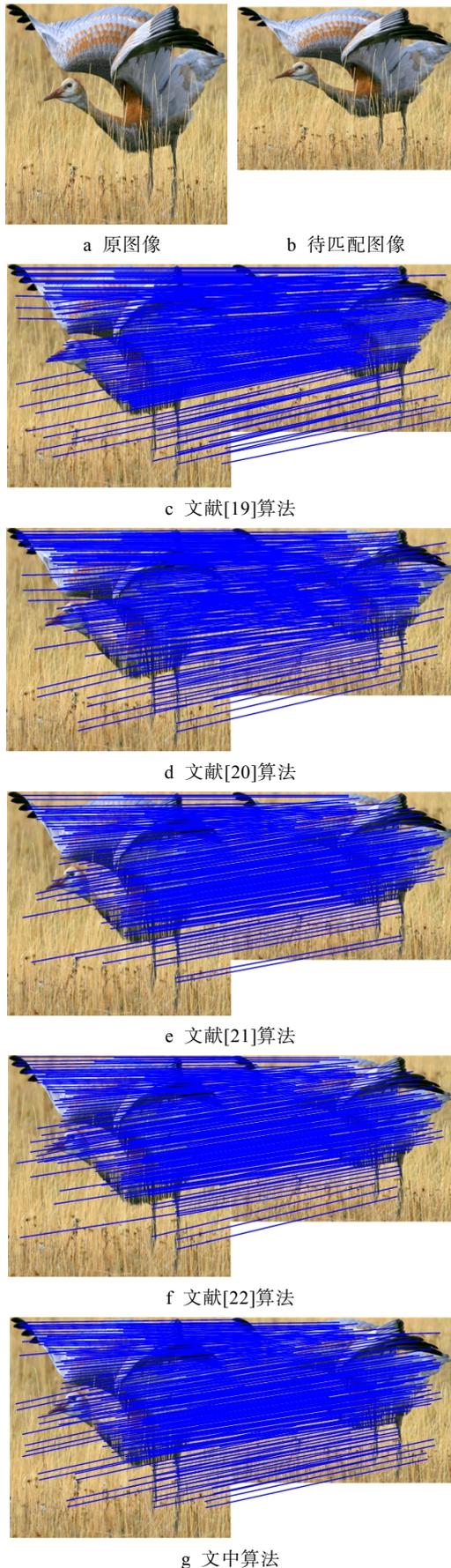


图 10 缩放攻击下不同算法的匹配结果
Fig.10 Matching results of different algorithms under scaling attacks

首先,对 2 个图像集中所确定的待匹配图像进行不同角度的旋转。随后,利用不同算法对旋转后图像组进行匹配,并计算不同算法的平均匹配准确度,结果见图 11 和图 12。从图 11 可见,文中算法的匹配准确度始终高于对照组算法匹配准确度。当图像的旋转角度为 25°时,文中算法的匹配准确度为 97.43%,文献[19]算法的匹配准确度为 89.42%,文献[20]算法的匹配准确度为 92.57%,文献[21]算法的匹配准确度为 95.53%,文献[22]算法的匹配准确度为 95.86%。另外,从图 12 可见,对于纹理复杂的图像样本,所有方案的匹配技术均有所下降,但是,文中算法的匹配准确度始终最高。当图像的旋转角度为 25°时,文中算法的匹配准确度为 95.57%,文献[19]算法的匹配准确度为 86.02%,文献[20]算法的匹配准确度为 89.86%,文献[21]算法的匹配准确度为 92.99%,文献[22]算法的匹配准确度为 94.04%。由此可见,文中算法具有较高的匹配准确度。原因是文中算法通过计算 Haar 小波响应以及像素点的灰度平均值获取低维度特征描述子。另外,文中还利用特征点的相关性制定相关性制约规则,在特征点匹配时,考虑了特征点的分布相关性和几何相关性。同时还通过 RANSAC 算法删除错误匹配点,从而提高了算法的匹配准确度。文献[19]算法在 AOS 算法构建的尺度下,利用 Hessian 算法检测特征点,利用二阶梯度特征建立特征描述子,通过 KAZE 匹配方法完成特征匹配。由于 Hessian 算法检测的特征点中具有较多噪声点,缺乏匹配优化措施,降低了算法的匹配精度。文献[20]算法通过 FAST 算子检测图像特征,接着利用 SURF 算法获取特征描述子,进而通过欧氏距离度量法寻求最近邻与次近邻比值完成图像匹配。由于该方案采用的是欧氏距离度量法,忽略了特征点之间的相关性,导致算法的匹配准确度不佳。文献[21]算法通过 ABRISK 算法检测图像的特征,并对所得到特征点进行描述,利用汉明距离方法完成特征匹配,利用环状分类方法净化匹配特征。由于 ABRISK 算法检测图像特征时,没有考虑特征点的显著性,使得特征点中含有噪声点,导致匹配准确度受到一定的影响。文献[22]算法引入 SIFT 算法用以获取特征点,采用 Daisy 描述方

表 1 图 8 匹配结果量化及其复杂度
Tab.1 Quantization of matching results in Fig.8 and their complexity

算法	总特征点/正确匹配点数量	错误匹配点数量	正确率/%
文献[19]	380/316	33	83.16
文献[20]	380/334	21	87.89
文献[21]	380/342	15	90.00
文献[22]	380/351	13	92.37
文中	380/363	8	95.53

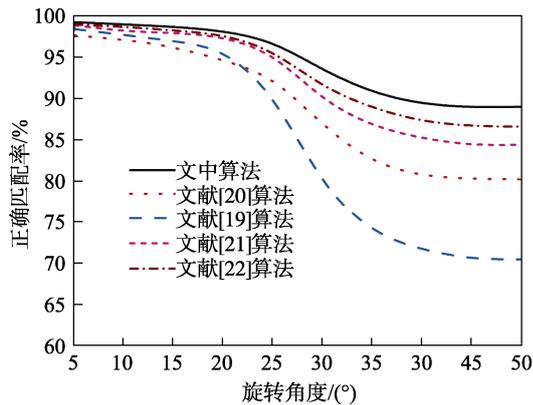


图 11 牛津大学图像集下不同旋转角度的匹配正确率
Fig.11 Matching accuracy of different rotation angles under University of Oxford image set

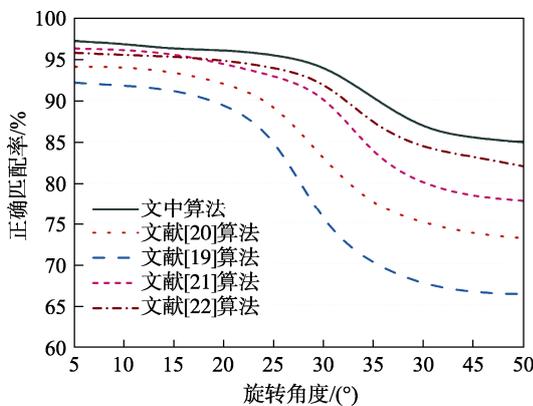


图 12 Coil-100 图像集下不同旋转角度的匹配正确率
Fig.12 Matching accuracy of different rotation angles under Coil-100 image set

法对特征点进行描述,利用距离和方向项构成的几何约束方法完成匹配。由于 SIFT 算法获取到的特征点中含有较多的伪点和错误点,使得算法的匹配准确度有所降低。

3 结语

为了提高算法的鲁棒性能以及匹配正确度,文中利用高斯曲率模型对 Hessian 算法进行改进,并联合相关性约束规则,提出了新的图像匹配算法。利用改进的 Hessian 算法抵御噪声干扰,充分获取图像的关键特征点。并利用特征点邻域中像素点对应的灰度平均值来获取低维度特征描述子。为了建立特征点间的相关性,以提高算法的匹配正确度和鲁棒性,设计了相关性约束规则,充分利用考虑特征点间的相关性来改善特征匹配准确率。研究结果显示,对于不同的几何变换干扰,所提算法的匹配结果中具有较多的正确匹配点以及较少的错误匹配点。后续将考虑特征点的拓扑空间关系,对相关性约束规则实施改进,以进一步提高所提方案的匹配准确率。

参考文献:

- [1] 谭云兰, 汤鹏杰, 夏洁武. 基于自适应引导滤波的全景图像增强算法研究[J]. 井冈山大学学报(自然科学版), 2018, 39(4): 34—43.
TAN Yun-lan, TANG Peng-jie, XIA Jie-wu. Research on Panoramic Image Enhancement Algorithms Based on Adaptive Guided Filtering[J]. Journal of Jinggangshan University(Natural Science Edition), 2018, 39(4): 34—43.
- [2] 黄友文, 黄雅兰. 一种基于 Harris 与 SIFT 算子结合的商标搜索方法[J]. 电视技术, 2014, 38(3): 35—39.
HUANG You-wen, HUANG Ya-lan. A Trademark Search Method Based on Combination of Harris and SIFT Operator[J]. Television Technology, 2014, 38(3): 35—39.
- [3] 金萧. 特征区域内抗几何攻击水印算法研究[D]. 山东: 中国石油大学(华东), 2015.
JIN Xiao. Research on Anti-Geometric Attack Watermarking Algorithm in Feature Area[D]. Shandong: China University of Petroleum, 2015.
- [4] CHEN Yong, SHANG Lei. Improved SIFT Image Registration Algorithm on Characteristic Statistical Distributions and Consistency Constraint[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(2): 900—911.
- [5] DOU Jian-fang, QIN Qin, TU Zi-mei. Robust Image Matching with Cascaded Outliers Removal[J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2017, 27(3): 480—493.
- [6] 赵双, 杨慕升. 结合小波变换的 Shi-Tomasi 算法遮挡图像匹配研究[J]. 机械设计与制造, 2017, 11(1): 118—121.
ZHAO Shuang, YANG Mu-sheng. Research on Occlusion Matching Algorithm Based on Shi-Tomasi Algorithm Combined with Wavelet Transform[J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2017, 11(1): 118—121.
- [7] ZHU Shun-zhi, LIU Li-zhao, CHEN S. Image Feature Detection Algorithm Based on the Spread of Hessian Source[J]. Multimedia Systems, 2017, 23(1): 105—117.
- [8] CAZOULAT G, OWEN D, MATUSZAK M M. Biomechanical Deformable Image Registration of Longitudinal Lung CT Images Using Vessel Information[J]. Phys Med Biol, 2016, 61(13): 4826—4839.
- [9] MA Yuan-yuan, HU Xiao-hua, HE Ting-ting. Hessian Regularization Based Symmetric Nonnegative Matrix Factorization for Clustering Gene Expression and Microbiome Data[J]. Methods, 2016, 111(1): 80—84.
- [10] YANG Jin-zhu, MA Shu-ang, SUN Qi. Improved Hessian Multiscale Enhancement Filter[J]. Bio-Medical Materials and Engineering, 2014, 24(6): 3267—3275.
- [11] IVAKI M N. Deforming A Hypersurface By Gauss Curvature and Support Function[J]. Journal of Functional Analysis, 2016, 271(8): 2133—2165.

- [12] FERRAZ L, XAVIER B. A Scale Invariant Interest Point Detector for Discriminative Blob Detection[C]//Proc of the 4th Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis, Berlin: Springer, 2009: 233—240.
- [13] QI Bing-jie, LIU Jin-guo, ZHANG Bo-yan. Research on Matching Performance of SIFT and SURF Algorithms for High Resolution Remote Sensing Image[J]. Chinese Optics, 2017, 10(3): 331—339.
- [14] 王卫兵, 白小玲, 徐倩. SURF 和 RANSAC 的特征图像匹配[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2018, 23(1): 117—121.
WANG Wei-bing, BAI Xiao-ling, XU Qian. Feature Image Matching of SURF and RANSAC[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2018, 23(1): 117—121.
- [15] 李兰, 谢勤岚. 一种改进 Harris-SIFT 算子的图像匹配算法[J]. 舰船电子工程, 2017, 37(4): 32—34.
LI Lan, XIE Qin-lan. An Image Matching Algorithm Based on Improved Harris-SIFT Operator[J]. Ship Electronic Engineering, 2017, 37(4): 32—34.
- [16] CLEMENCE D, ANDREA N, ANTJE T. SAR-SIFT for Matching Multiple SAR Images and Radargrammetry [J]. PFG-Journal of Photogrammetry[J]. Remote Sensing and Geoinformation Science, 2017, 85(3): 149—158.
- [17] ZAHRA H N, MEHDI N. An Adaptive Image Registration Method Based on SIFT Features and RANSAC Transform[J]. Computers & Electrical Engineering, 2017, 62(1): 524—537.
- [18] 李丽丽, 王宝亮, 常鹏. SURF 算法和改进的 RANSAC 算法用于移动应用测试界面检测的研究[J]. 南开大学学报(自然科学版), 2017, 50(5): 8—13.
LI Li-li, WANG Bao-liang, CHANG Peng. Research on SURF Algorithm and Improved RANSAC Algorithm for Mobile Application Test Interface Detection [J]. Journal of Nankai University (Natural Science Edition), 2017, 50(5): 8—13.
- [19] 赵天阳, 王见. 一种用于光照变化图像匹配的改进 KAZE 算法[J]. 计算机测量与控制, 2017, 25(6): 185—188.
ZHAO Tian-yang, WANG Jian. An Improved KAZE Algorithm for Image Matching of Illumination Change[J]. Computer Measurement and Control, 2017, 25(6): 185—188.
- [20] LI Ao-mei, JIANG Wan-li, YUAN Wei-hua. An Improved FAST Plus SURF Fast Matching Algorithm[J]. Advances in Information and Communication Technology, 2017, 107(1): 306—312.
- [21] TSAI C H, LIN Y C. An Accelerated Image Matching Technique for UAV Orthoimage Registration[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 128(1): 130—145.
- [22] ZHAO Shuang-ming, YU Guo-rong. A New Image Registration Algorithm Using SDTR[J]. Neurocomputing, 2017, 234(c): 174—184.
- [23] 龚卫国, 张旋, 李正浩. 基于改进局部敏感散列算法的图像配准[J]. 光学精密工程, 2011, 19(6): 1375—1383.
GONG Wei-guo, ZHANG Xuan, LI Zheng-hao. Image Registration Based on Improved Local Sensitive Hashing Algorithm[J]. Optical Precision Engineering, 2011, 19(6): 1375—1383.
- [24] 杨新锋, 滕书华, 夏东. 基于空间变换迭代的 SIFT 特征图像匹配算法[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(12): 3496—3501.
YANG Xin-feng, TENG Shu-hua, XIA Dong. SIFT Matching Algorithm with Geometry Constraint[J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(12): 3496—3501.