

包装印刷

相似度距离耦合角度径向变换的图像配准算法

杜刚, 张善文

(西京学院, 长安 710123)

摘要: **目的** 为了解决当前图像配准算法因利用 l_1 距离或 l_2 距离相似度测量手段来完成图像特征点匹配, 使其忽略了相位信息, 难以有效消除高斯噪声的影响, 使其配准精度与效率不佳不足的问题。**方法** 提出最优相似度距离耦合角度径向变换的抗噪图像配准算法。首先引入角度径向变换, 以降低算法复杂度, 快速提取图像的特征点。然后联合图像的幅度和相位信息, 基于欧式距离测度, 定义最优相似度距离测量模型, 通过求解其全局最小值, 对特征点完成匹配, 提高算法的抗噪性能。最后将图像分割为内点与外点, 择取 6 个内点, 通过计算其变换矩的几何配准误差, 改进随机样本一致策略, 对匹配进行提纯, 消除误配。**结果** 仿真实验结果显示, 与当前基于 l_1 距离或 l_2 距离相似度测量的图像配准技术相比, 该算法具有更强的抗高斯噪声性能和更高的匹配精度, 且算法时耗最短。**结论** 所提算法能够精确完成图像特征配准。

关键词: 图像配准; 角度径向变换; 最优相似度距离; 配准误差; 随机样本一致策略; 相位信息

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2016)19-0173-08

Image Registration Algorithm Based on Similarity Distance Coupled with Radial Angle Transformation

DU Gang, ZHANG Shan-wen

(Xijing University, Chang'an 710123, China)

ABSTRACT: The work aims to solve the defects such as low registration accuracy and poor efficiency of current image registration algorithm due to the application of l_1 distance or l_2 distance similarity measuring means to complete image feature matching, causing it to ignore the phase information and making it hard to effectively eliminate the effect of Gaussian noise. The anti-noise image registration algorithm based on optimal similarity distance coupled with radial angle transformation was proposed. Firstly, image feature point was fast extracted by introducing the radial angle transformation to reduce the complexity of the algorithm; then the optimal similarity distance measurement model was defined by combining the image amplitude and phase information and based on the measurement of Euclidean distance to improve the anti-noise performance to complete the feature points matching through solving its global minimum. Finally, the image was divided into inner points and outer points. 6 inner points were selected to improve the consistent strategies of random samples to purify the matching and eliminate the mismatching through the calculation of their geometrical registration errors of transformation matrix. Simulation results showed that: this algorithm had stronger anti Gaussian noise performance and higher matching accuracy, as well as the shortest consumption of time compared with the current image registration techniques measured based on l_1 distance or l_2 distance similarity. The algorithm mentioned can accurately complete the image feature registration.

收稿日期: 2016-03-24

基金项目: 国家自然科学基金 (61473237); 陕西省自然科学基金 (2014JM2-6096); 陕西省教育厅自然科学基金项目 (2013JK887)

作者简介: 杜刚 (1980—), 男, 陕西武功人, 硕士, 西京学院讲师, 主要研究方向为图像处理、信息安全与软件。

KEY WORDS: image registration; radial angle transformation; optimal similarity distance; registration error; consistent strategy of random samples; phase information

随着全球经济的快速发展,由于图像具有较好的视觉表达功能,使其在各个经济领域被广泛应用,因此,图像处理技术也被日益发展与创新完善,占据着重要地位^[1-2]。图像配准作为图像处理的一个重要分支,在图形检索、图像检测以及融合等技术中具有重要的辅助作用,它是将不同时间、不同传感器(成像设备)或不同条件下(天候、照度、摄像位置和角度等)获取的2幅或多幅图像进行匹配、叠加的过程,是包装图像检测、军事与信息领域中不可或缺的技术^[3-4]。如 Sara Gharabaghi 等^[5]为了提高视网膜图像匹配的精度,提出了基于几何特征的图像匹配算法,通过计算参考与传感图像封闭边界的放射不变矩,随后通过 l_2 距离相似度测量完成图像匹配,实验结果显示算法具有较高的配准精度。Md. Mushfiqul Alam 等^[6]为了兼顾图像配准精度与效率,设计了基于 Curvelet 变换与熵目标函数的图像配准算法,利用 Curvelet 变换的近水平系数,降低了算法复杂度,利用熵目标函数,通过距离测量完成图像特征配准,实验结果验证了其算法的高效性与精度。何敬等^[7]为了解决变形较大的无人机影像配准问题,设计了点特征和边缘特征相结合的配准方法,尺度不变特征变换(SIFT)算法提取点特征,完成影像的初步配准,并通过多项式函数对影像进行粗校正,在此基础上提取影像的边缘特征信息,根据距离相似性对边缘特征信息进行配准,仿真结果显示该算法具有较高的鲁棒性。

虽然上述算法能够改善图像配准精度与效率,但是这些算法主要借助 l_1 距离或 l_2 距离相似度测量手段来进行图像配准,忽略了图像相位信息,在面对高斯噪声严重的干扰时,其配准精度与鲁棒性不佳,使其误配率较高。对此,文中提出最优相似度距离耦合角度径向变换的抗高斯噪声图像配准算法。通过引入角度径向变换,以降低算法复杂度,快速提取图像特征点;综合考虑图像的幅度与相位信息,定义最优相似度距离测量模型,提高算法抗噪性能,对特征点完成匹配。通过求解内点的配准误差值,改进随机样本一致策略,对匹配进行提纯,消除误配,进一步改善算法的精度。最后测试该算法的配准性能。

1 抗高斯噪声图像配准算法设计

该抗噪图像配准算法流程见图1,包括三部分:基于角度径向变换的图像特征提取;定义最优相似度距离测量模型,对图像特征进行配准;改进随机样本一致策略,对配准结果进行提纯,降低误配率。通过构造“图像特征提取-特征匹配-匹配提纯”等结构,从而兼顾算法的抗噪与配准提纯性能。

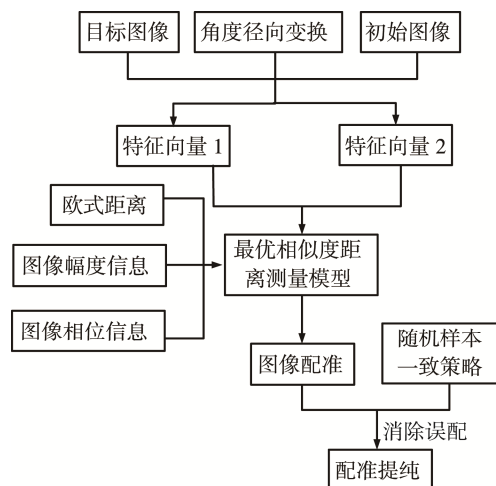


图1 文中算法流程

Fig.1 The flow of this algorithm

1.1 基于角度径向变换的图像特征提取

角度径向变换^[8]是一种基于区域的形状描述符,具有较低的复杂度和较高的数值稳定性。故引入角度径向变换来快速提取图像特征。阶数为 n 和 m 的函数 $f(r, \theta)$ 的角度径向变换,其模型为:

$$A_{nm} = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 f(r, \theta) \times V_{nm}^*(r, \theta) r dr d\theta \quad (1)$$

式中: n 为非负整数; m 为整数; V_{nm}^* 为核函数 $V_{nm}(r, \theta)$ 的复共轭。 $V_{nm}(r, \theta)$ 为:

$$V_{nm}(r, \theta) = R_n(r) \times \omega_m(\theta) \quad (2)$$

$$\omega_m(\theta) = e^{jm\theta} \quad (3)$$

$$R_n(r) = \begin{cases} 1 & n = 0 \\ 2 \cos(\pi n r) & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

式中： $R_n(r)$ 为径向函数； $\omega_m(\theta)$ 为角度函数。

为了确定 $R_n(r)$ 与 $\omega_m(\theta)$ 的正交性，进行如下变换：

$$\int_0^{2\pi} \omega_m(\theta) \omega_{m'}^*(\theta) d\theta = 2\pi \delta_{mm'} \quad (5)$$

$$A_{nm} = \int_0^1 R_n(r) R_{n'}^*(r) dr$$

$$= \begin{cases} \frac{1}{4} & n = n' \\ \frac{1}{2\pi^2} \frac{(-1)^{n+n'} - 1}{(n+n')^2} + \frac{(-1)^{n-n'} - 1}{(n-n')^2} & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

可见，角度函数 $\omega_m(\theta)$ 是正交的，而 $R_n(r)$ 为非正交，从而使得角度径向变换为非正交矩，能降低算法维数，提高算法的鲁棒性。假设数字图像 I 的尺寸为 $M \times N$ ，利用式 (1)，获取图像的角度径向变换系数，将图像演变为连续信号，将该信号定义为 $M \times N$ 维矩形区域。为了计算方便，考虑尺寸为 $N \times N$ 的方形图像，由于角度径向变换系数是根据单元圆来计算的，故定义如下映射，将图像投影成单位圆：

$$\begin{cases} X_i = \frac{2i+1-N}{D} & i = 0, 1, 2, \dots, N-1 \\ Y_i = \frac{2k+1-N}{D} & k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} D = N & \text{在单位圆内} \\ D = N\sqrt{2} & \text{在单位圆外} \end{cases} \quad (8)$$

式中： D 为映射控制参数。

图像像素 (i, k) 的中心坐标 (X_i, Y_k) 所占区域为：

$$\left[X_i - \frac{\Delta X}{2}, X_i + \frac{\Delta X}{2} \right] \times \left[Y_i - \frac{\Delta Y}{2}, Y_i + \frac{\Delta Y}{2} \right] \quad (9)$$

$$\Delta X = \Delta Y = \frac{2}{D} \quad (10)$$

参数 D 的选择主要依赖算法使用内切圆 ($D=N$) 还是外接圆 ($D=N\sqrt{2}$)。以图 2 为例，其尺寸为 8×8 像素，其内切圆映射、外接圆映射分别见图 2b—c。可知，外接圆比内切圆具有更好的性能。由于在文中算法中，用其提取图像特征时，二者之间的差异较小，故文中算法使用外接圆来提取特征。

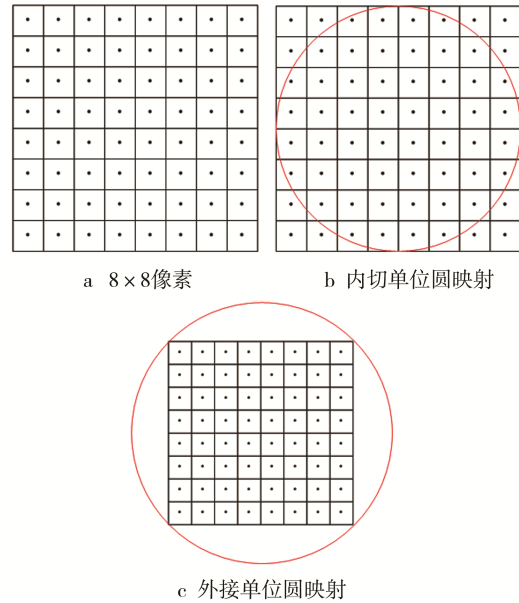


图 2 参数 D 的选择依据

Fig.2 Selection of parameters

由于式 (1) 涉及 2 个整数，使其很难找到式 (1) 的解析解，故将式 (1) 的极坐标形式转变为笛卡尔当量形式，再利用零阶逼近法^[9]确定变换系数：

$$A_{nm} = \frac{1}{\pi} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} f(X_i, Y_i) \mathcal{V}_{nm}^*(X_i, Y_i) \Delta X \Delta Y$$

$$= \frac{4}{\pi D^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} f(X_i, Y_i) \mathcal{V}_{nm}^*(X_i, Y_i) \quad (11)$$

式中： r 为单位圆的半径， $r = \sqrt{X^2 + Y^2}$ ； θ 为像素变换角度， $\theta = \arctan(Y/X)$ 。

以图 3a 为例，利用角度径向变换提取其特征，结果见图 3b，可知图像中的主要特征点都已被提取出。

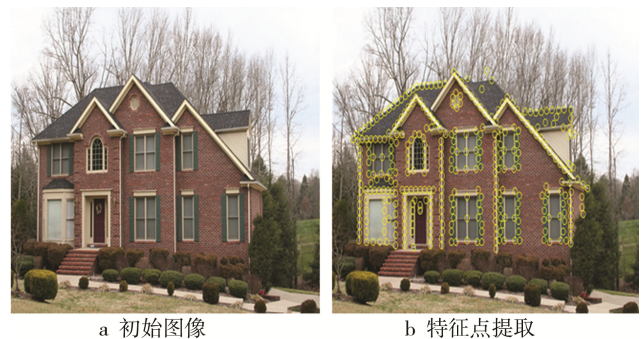


图 3 基于角度径向变换的特征提取

Fig.3 Feature extraction based on angular radial transformation

1.2 最优相似度距离测量模型的设计

为了精确配准图像特征点，通过考虑图像幅度与相位信息，设计了新的相似度距离测量模型。令

A_{nm}, A_{nm}^r 分别代表初始图像与旋转图像的角度径向变换系数, 则有:

$$A_{nm}^r = A_{nm} \times e^{-jm\theta} \quad (12)$$

式中: θ 为图像旋转角度。

依据式 (12) 可知, 图像幅度与相位信息之间的关系可表示为:

$$\begin{cases} |A_{nm}^r| = |A_{nm}| \\ \phi_{nm}^r = \phi_{nm} - m\theta \end{cases} \quad (13)$$

再联合欧氏距离测度^[10], 建立最优相似度距离测量模型。欧氏距离测度为^[10]:

$$d_E^2 = \sum_{n=0}^{n_{\max}} \sum_{m=-m_{\max}}^{m_{\max}} \left(A_{nm} - A_{nm}^r \right)^2 \quad (14)$$

若已知旋转角度 θ , 依据式 (12), 则旋转图像的变换系数可演变为:

$$A_{nm}^{JC} = A_{nm}^J e^{jm\theta} \quad (15)$$

联合式 (15), 定义距离测度 $d(\theta)$:

$$d(\theta) = \sum_{n=0}^{n_{\max}} \sum_{m=-m_{\max}}^{m_{\max}} \left(A_{nm} - A_{nm}^{JC} \right)^2 \quad (16)$$

由于 A_{nm}, A_{nm}^{JC} 均为向量, 则 $A_{nm} - A_{nm}^{JC}$ 仍然为一个矢量。由于 A_{nm}^{JC} 是初始图像的旋转版本, 其旋转角度为 θ , 确保图像特征点对齐。由此, 文中算法就是要找出 θ , 使得 $d(\theta)$ 最小。依据文献[11]可知, 式 (16) 存在几个局部最小值, 而算法目标是确定 $d(\theta)$ 的全局最小值。假设 $\theta = \theta_0$ 表示全局最小值, 若两图像相同 (除了旋转外), 则 $d(\theta_0)$ 也相等。由此, 确定全局最小问题转化为如下模式。基于复数属性 $|z|^2 = z \times \bar{z}$, 则式 (16) 表示为:

$$\begin{aligned} d(\theta) = & \sum_{n=0}^{n_{\max}} \sum_{m=-m_{\max}}^{m_{\max}} \left[|A_{nm}|^2 + |A_{nm}^{JC}|^2 \right] - \\ & 2|A_{nm}| |A_{nm}^{JC}| \cos(m\theta + \phi_{nm}^{JC} - \phi_{nm}) \end{aligned} \quad (17)$$

可见, 文中定义的最优相似度距离测量模型融合了图像的幅度与相位信息, 充分使用了图像细节, 能够提高其配准精度。

再对式 (17) 完成偏导:

$$d'(\theta) = 4 \sum_{n=0}^{n_{\max}} \sum_{m=1}^{m_{\max}} |A_{nm}| |A_{nm}^{JC}| \sin[m\theta + \phi_{nm}^{JC} - \phi_{nm}] \quad (18)$$

则确定最小 $d(\theta)$ 的步骤如下所述。

1) 当 $\theta_n = \frac{n\pi}{2n_{\max}}, n=0, 1, \dots, 4n_{\max}-1$ 时, 确定

$d'(\theta)$ 值。

2) 在 $[\theta_n, \theta_{n+1}]$ 区间内, 计算 θ_{root} :

$$\theta_{\text{root}} = \theta_n + \frac{\pi}{2n_{\max}} \times \frac{d'(\theta_n)}{(d'(\theta_n) - d'(\theta_{n+1}))} \quad (19)$$

当 $d'(\theta_n)d'(\theta_{n+1}) \leq 0$ 时, 在 $[\theta_n, \theta_{n+1}]$ 内, 必存在唯一解 θ_{root} 。

3) 根据 θ_{root} 值, 确定函数 $d(\theta)$ 的值, 如 $d(\theta_{\text{root}})$ 。

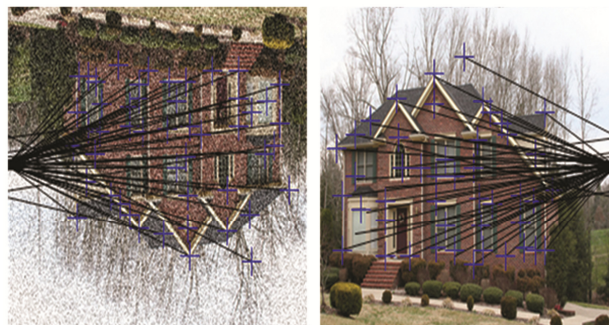
4) 对于每个区间, 反复执行步骤 (2) 与步骤 (3)。

5) 当 $d(\theta_{\text{root}})$ 最小时, 则全局最小值 $d(\theta)$ 也就确定了。

虽然文中算法是利用最小 $d(\theta)$ 对图像进行配准, 但是, 这种依赖相似度距离完成图像匹配, 仍然会存在一定的误配。为了消除误配, 引入互映射理论与随机样本一致策略, 对匹配进行提纯。以图 3a 为目标, 施加 30% 的高斯噪声, 并对其进行旋转, 得到待匹配图像, 见图 4a, 利用文中设计的最优相似度距离测量模型对其完成配准, 结果见图 4b, 可知面对噪声与旋转等干扰因素, 该算法的配准精度仍然较高, 但是还存在一定的误配率。



a 噪声+模糊+旋转的图像



b 匹配结果

图 4 基于最优相似度距离测量模型的配准测结果
Fig.4 Registration test results based on optimal similarity distance measurement model

1.3 基于改进的随机样本一致策略的配准提纯

为了降低该算法在利用最优相似度距离测量模型进行配准时存在的误配率,引入随机样本一致策略来改善配准精度^[12]。该技术根据一组包含异常数据的样本数据集,通过迭代的方法计算出数据的数学模型参数,得到有效样本数据的非确定性算法。随机样本一致策略主要由假设与验证组成,首先从数据中随机择取出用于确定模型参数所需的最少数量的样本点,每个点的择取概率相同,且仅仅使用这些点来计算假设模型的参数;随后在数据集中统计满足假设模型参数的样本数量,最多样本符合的参数就被当作最终模型的参数值^[13]。若算法的点符合假设模型的需要,则将其视为内点 (Inliers),否则视为外点 (Outliers)。传统的随机样本一致策略主要是从 Inliers 中择取 1 对特征点,完成 1 次迭代,使得提纯效果不佳。由此,将图像特征点分割成 Inliers 与 Outliers,再从 Inliers 中择取 6 个内点,其中,3 个用于逼近变换关系,剩下的 3 个点用于检测配准误差值。通过估算其变换矩阵,求解其配准误差,消除 Outliers,改善配准提纯效果。匹配误差计算函数为:

$$E_n = \frac{1}{2n} \left[\sum_{i \in n} \text{dist}(x'_i, H \times x_i) + \text{dist}(x'_i, H^{-1} \times x_i) \right] \quad (19)$$

$$H = \begin{bmatrix} a_{00} & a_{01} & t_x \\ a_{10} & a_{11} & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ q \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$p_1 = \begin{bmatrix} x'_1 & y'_1 & 1 \\ x'_2 & y'_2 & 1 \\ x'_3 & y'_3 & 1 \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$p_2 = \begin{bmatrix} x'_1 & y'_1 & 1 \\ x'_2 & y'_2 & 1 \\ x'_3 & y'_3 & 1 \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} \quad (22)$$

式中: E_n 为配准误差; X'_i, X_i 分别为配准图像的特征点; X_i 为参考图像与配准图像特征点对应的内点; dist 为 2 个配准点的最优相似度距离; H 为对应配准特征点的变换矩阵; $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3)$ 均为参考图像中的 3 个点; $(x'_1, y'_1), (x'_2, y'_2), (x'_3, y'_3)$ 均为待配准图像中的 3 个点; p_1, p_2 为 2 个向量。

首先,通过设置经验配准阈值 0.07,再从 Inliers 中择取 3 对特征点,依据式 (20) — (22) 计算两图像间的变换矩阵 H ,联合式 (19),可得配准误差 E_n ;随后,将 E_n 与 0.07 进行比较,若 $E_n > 0.07$,则重新择取 3 对特征点,更新变换矩阵 H ,直到 $E_n < 0.07$;当 $E_n < 0.07$ 时,根据此时的 H ,得到 E_n ,从而消除外点 Outliers。利用随机样本一致策略消除特征误配的详细算法步骤见文献[12]。以图 4b 为目标,对其进行提纯,结果见图 5,可见,有效消除了配准结果中的误配对。

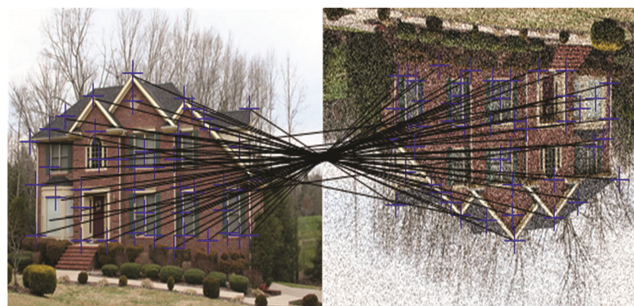


图 5 配准提纯结果

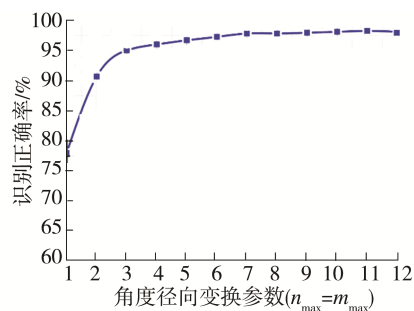
Fig.5 Results of registration and purification

2 实验结果与仿真

为了验证该配准算法的精度与效率,借助 Matlab 工具对其完成实验,并将当前图像配准精度较高的算法视为对照组,分别为文献[14] (基于 l_1 距离的配准)、文献[15] (基于 l_2 距离的配准)、文献[16] (基于改进的随机抽样一致法的配准)。实验条件:联想 2.5 Hz、双核 CPU, 16 GB 的内存, Windows XP 微型计算机,并从匹配精度与匹配耗时两方面来评估算法的优异性。

2.1 角度径向变换的阶数 n 与 m 的优化确定

依据式 (1) 可知,参数 n 与 m 对角度径向变换的影响较大,直接关系到图像特征的提取, n 与 m 取值越大,则其特征提取越丰富,但是其复杂度也越高,且对噪声越不稳定。为了获取较好的配准精确与效率,首先需要对式 (1) 中的 2 个参数 n, m 进行优化。任意择取 COIL-20 DB 数据集中的 100 幅图像作为目标,并对其进行测试,结果见图 6。从图 6 可知,当 $n_{\max} = m_{\max} = 7$ 时,算法的正确识别率最高,约为 98%。由此,在接下来的实验测试中取 $n_{\max} = m_{\max} = 7$ 。

图6 角度径向变换的阶数 n 与 m 的优化确定Fig.6 Optimal determination of the order n and m of the angular radial transform

2.2 图像配准精度测试

以图 7a、图 8a 为验证对象, 对其施加 20%、30% 的高斯噪声, 得到参考图像, 见图 7b、图 8b, 再利用文中算法和对照技术, 对二者进行配准, 结果见图 7c—e、图 8c—e。可知, 该算法的配准精度更高, 特征点误配数量较少, 见图 7c、图 8c, 文献[16]的配准精度也较为理想, 但是抗噪性能不佳, 出现了一定的误配, 见图 7f、图 8f。文献[14]、文献[15]等 2 种技术的配准精度虽然也较高, 但其也存在较高的误配率, 见图 7e、图 8e 与图 7d、图 8d。主要原因是该算法引入了角度径向变换, 通过借助图像区域形状获取图像特征, 使其具有较高的数值稳定性, 且综合了图像幅度与相位信息, 最大程度地利用图像细节, 设计了最优相似度距离作为新的匹配指标, 使得提取的图像特征具有较高的抗噪性能, 在配准时, 有效降低噪声干扰, 从而提高算法的抗噪性能, 并利用改进的随机样本一致策略对配准结果进行提纯, 进一步消除误配率, 使得文中算法在高斯噪声干扰下情况下, 仍然具备较高的配准率。文献[14]、文献[15]等 2 种技术都是利用改进的 SIFT 特征来获取图像特征点。虽然该算法能够降低数据维度, 但是其主要利用距离 l_1 或 l_2 , 结合图像局部小块来完成匹配, 忽略了图像相位信息, 使其抗噪能力不佳, 且没有后续的配准提纯手段, 难以有效剔除误配点, 使其精度不佳。文献[16]采用 Harris 检测算子提取目标特征, 虽然也采用了随机抽样一致法对匹配进行提纯, 但是由于传统的 Harris 检测算子的抗噪性能不佳, 易提取图像的伪特征, 使其匹配仍然存在一定的误配, 使其配准精度略低于文中算法, 优于文献[14]、文献[15]。

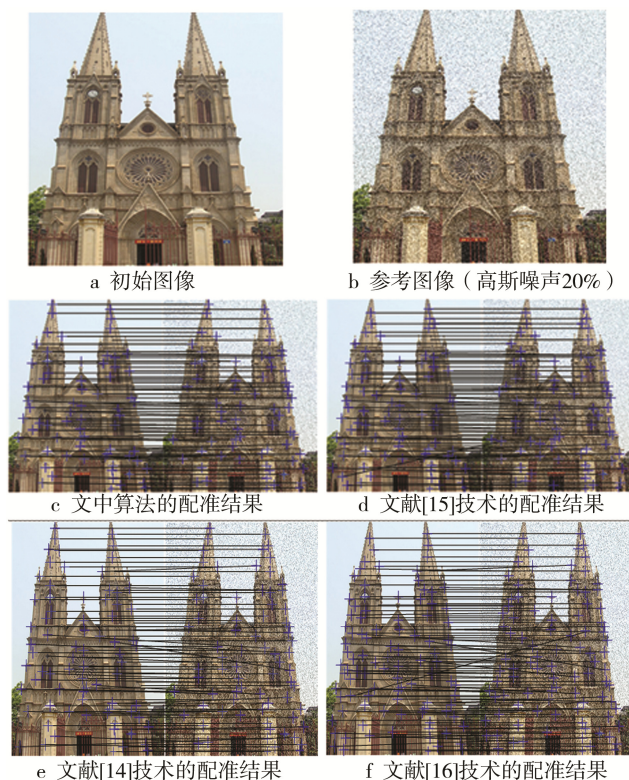


图7 3种算法的配准精度测试

Fig.7 Registration accuracy test of three algorithms

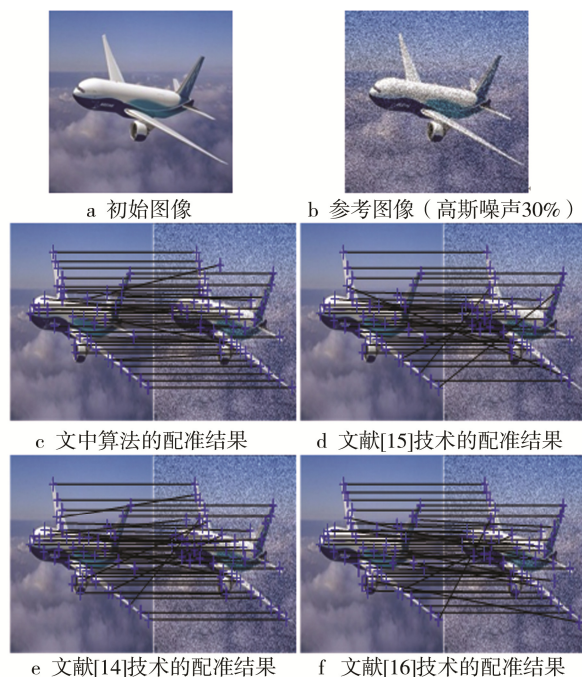


图8 3种算法的配准精度测试

Fig.8 Registration accuracy test of three algorithms

2.3 图像配准效率测试

优异的配准算法不仅拥有较高匹配精度与鲁棒性, 同时应具备较高的配准效率^[16]。为此, 在

COIL-20 数据集中随机择取 10 幅图形, 使其具有不同的特征数量, 并对每幅图像施加 20% 的噪声作为参考图像, 并以其为测试目标。在联想 2.5 Hz、双核 CPU, 16 GB 的内存, Windows XP 微型计算机上测试 3 种算法的效率, 结果见图 9。可知, 文中算法的配准时耗最短, 当其特征数量为 400 个, 其时耗约为 32.72 s; 文献[14]、文献[15]、文献[16]的算法的效率都低于文中算法, 当其特征数量为 400 个时, 其时耗分别为 61.82, 44.64, 52.73 s。主要原因是文中算法利用了角度径向变换, 并综合优化了其阶数 n 与 m , 使其能够快速提取特征点, 从而降低了算法的复杂度。

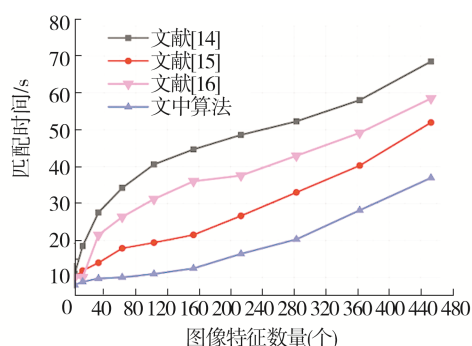


图 9 4 种算法的匹配效率测试

Fig.9 The matching efficiency of the four algorithms

3 结语

为了提高当前基于 l_1 距离或 l_2 距离的图像配准算法的精度与效率, 文中提出了最优相似度距离耦合角度径向变换的抗噪图像配准算法。通过角度径向变换, 快速提取图像特征点, 联合图像的幅度与相位信息, 基于 l_2 距离测度, 定义最优相似度距离测量模型, 对特征点完成匹配, 提高了算法抗噪性能, 改进了随机样本一致策略, 对匹配进行提纯, 消除了误配。仿真测试数据显示, 与当前基于 l_1 距离或 l_2 距离相似度测量的图像配准技术相比, 文中算法具有更高匹配精度与效率, 算法匹配时耗最短。

参考文献:

[1] 王瑶, 尤丽华, 吴静静. 基于改进 SIFT 的图像快速自适应匹配算法[J]. 包装工程, 2014, 35(11): 96—99.
WANG Yao, YOU Li-hua, WU Jing-jing. Fast Adaptive Image Matching Algorithm Based on Improved

SIFT[J]. Packing Engineering, 2014, 35(11): 96—99.
[2] 许宝卉, 柴春吉. 基于遗传算法的印品质量检测系统中图像配准研究[J]. 包装工程, 2010, 31(7): 89—91.
XU Bao-hui, CHAI Chun-ji. Research on Image Registration in Printing Quality Inspection System Based on Genetic Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2010, 31(7): 89—91.
[3] MILAD G, MAGDY B M. A Multimodal Image Registration and Fusion Module Based on DT-CWT[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2013, 71 (1): 41—55.
[4] ZEINAB G, JAMSHID S, AMIN S. An Efficient Approach for Robust Multimodal Retinal Image Registration Based on Ur-Sift Features and Piifd Descriptors [J]. Journal on Image and Video Processing, 2013, 22 (1): 1—16.
[5] SARA G, SABALAN D, MOHAMMAD H S. Retinal Image Registration Using Geometrical Features[J]. Journal of Digital Imaging, 2013, 26 (2): 248—258.
[6] MD M A, TAMANNA H, MAHBUBUR R. Entropy-based Image Registration Method Using the Curvelet Transforms [J]. Signal, Image and Video Processing, 2014, 8(3): 491—505.
[7] 何敬, 李永树, 李歆. 基于点特征和边缘特征的无人机影像配准方法[J]. 西南交通大学学报(自然科学版), 2012, 47(6): 955—961.
HE Jing, LI Yong-shu, LI Xin. UAV Image Registration Method Based on Point Feature and Edge Feature[J]. Journal of Southwest Jiao Tong University (Natural Science Edition), 2012, 47(6): 955—961.
[8] SINGH Chandan, RANADE S K. Geometrically Invariant and High Capacity Image Watermarking Scheme Using Accurate Radial Transform[J]. Optics and Laser Technology, 2013, 54(30): 176—184.
[9] 黄森, 王昕, 王振雷. 非线性多变量零阶接近有界系统的多模型自适应控制[J]. 自动化学报, 2014, 40(9): 2057—2065.
HUANG Miao, WANG Xin, WANG Zhen-lei. Multi Model Adaptive Control of Nonlinear Multivariable Zero Order Approach to Bounded Systems[J]. Journal of automation, 2014, 40(9): 2057—2065.
[10] 张闯, 王婷婷, 孙冬娇. 基于欧氏距离图的图像边缘检测[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(2): 176—183.
ZHANG Chuang, WANG Ting-ting, SUN Dong-jiao. Image Edge Detection Based on Euclidean Distance Map[J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 2013,

- 18(2): 176—183.
- [11] REVAUD J, LAVOUE G, BASKURT A. Improving Zernike Moments Comparison for Optimal Similarity and Rotation Angle Retrieval[J]. Pattern Anal, 2009, 31(5): 627—636.
- [12] 王任华, 霍宏涛, 蒋敏. RANSAC 算法在同图复制鉴定中的应用研究[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(7): 2209—2212.
- WANG Ren-hua, HUO Hong-tao, JIANG Min. The Application of Ransac Algorithm in the Identification and Identification of The Same Map[J]. Application Research of Computer, 2014, 31(7): 2209—2212.
- [13] 张智丰, 裴志利. 基于模糊局部二值模式算子的图像伪造检测[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(12): 3284—3291.
- ZHANG Zhi-feng, PEI Zhi-li. Image Forgery Detection Based on Fuzzy Local Two Valued Pattern Operator [J]. Computer Engineering and Design, 2015, 36(12): 3284—3291.
- [14] 杨飒, 杨春玲. 基于压缩感知与尺度不变特征变换的图像配准算法[J]. 光学学报, 2014, 34(11): 98—102.
- YANG Feng, YANG Chun-ling. Image Registration Algorithm Based on Compressive Sensing and Scale Invariant Feature Transform [J]. Journal of Optics, 2014, 34(11): 98—102.
- [15] 杨飒, 郑志硕. 基于稀疏随机投影的 SIFT 医学图像配准算法[J]. 量子电子学报, 2015, 32(3): 283—289.
- YANG Feng, ZHENG Zhi-shuo. SIFT Medical Image Registration Algorithm Based on Sparse Random Projection [J]. Journal of Quantum Electronics, 2015, 32(3): 283—289.
- [16] 刘江明, 姚素英, 史再峰. 基于改进型随机抽样一致法的图像配准算法[J]. 南开大学学报(自然科学版), 2016, 2(1): 83—89.
- LIU Jiang-ming, YAO Su-ying, SHI Zai-feng. Image Registration Algorithm Based on Improved Random Sample Consensus Method [J]. Journal of Nankai University (Natural Science Edition), 2016, 2(1): 83—89.