

基于分数阶变换和改进最小生成树的图像配准算法

韩 毅^{1,2}, 赵 凯¹, 周 晏³

(1. 安阳工学院 计算机科学与信息工程学院, 河南 安阳 455000;

2. 华中科技大学 国家数控系统工程技术研究中心, 武汉 430000; 3. 郑州大学 信息工程学院, 郑州 450001)

摘 要: 为改善图像配准的精度和稳定性, 提出一种新的鲁棒图像配准算法。定义分数阶变换, 强化图像特征信息, 联合分数阶与高斯核函数, 将图像信号变换为尺度空间, 利用尺度不变特征变换提取图像特征点, 通过改进最小生成树建立特征点的结构关系, 完成图像特征点匹配, 引入随机抽样一致性技术降低误匹配。实验结果表明, 与基于 Harris 角点检测的匹配算法、基于随机 k-d 树的匹配算法以及块匹配算法相比, 该算法具有更高的配准精度与鲁棒性。

关键词: 图像配准; 分数阶变换; 最小生成树; 特征配准; 随机抽样

中文引用格式: 韩 毅, 赵 凯, 周 晏. 基于分数阶变换和改进最小生成树的图像配准算法[J]. 计算机工程, 2017, 43(9): 263-269.

英文引用格式: HAN Yi, ZHAO Kai, ZHOU Yan. Image Registration Algorithm Based on Fractional Order Transformation and Improved Minimum Spanning Tree[J]. Computer Engineering, 2017, 43(9): 263-269.

Image Registration Algorithm Based on Fractional Order Transformation and Improved Minimum Spanning Tree

HAN Yi^{1,2}, ZHAO Kai¹, ZHOU Yan³

(1. College of Computer Science and Information Engineering, Anyang Institute of Technology, Anyang, Henan 455000, China;

2. National Nc Engineering Research Center, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430000, China;

3. School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

【Abstract】 In order to improve the accuracy and stability of image registration, a new robust image registration algorithm is proposed in this paper. The Fractional Order Transformation (FOT) is defined to enhance the characteristic information of the image. And the image signal is transformed into the scale space by combining the fractional order and Gauss kernel function, then the image feature points are extracted by scale-invariant feature transform. The Minimum Spanning Tree (MST) is improved to establish the structure relation of feature points for finishing the feature points matching. The random sample consensus algorithm is introduced to reduce mismatching. Experimental results show that this algorithm has higher registration accuracy and robustness compared with the current image registration algorithm based on Harris corners, k-d trees and blocks.

【Key words】 image registration; Fractional Order Transformation (FOT); Minimum Spanning Tree (MST); feature registration; random sampling

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.09.046

0 概述

图像配准是对同一地点的不同时间或者设备获得的多幅图像进行匹配, 找出 2 幅图像的相互关系, 其广泛应用于医学影像、图像融合与目标识别等领域, 常用的图像配准主要有基于灰度信息和特征配准^[1-3]。其中, 基于特征的特征配准为最流行方法之一,

对灰度变化、图像变形有较好的匹配性能。基于特征的特征配准方法有 2 个关键步骤: 特征提取和特征匹配, 这 2 个步骤的结果直接决定了图像配准的结果。如文献[4]提出了一种加速鲁棒特征-Daisy (Speed-up Robust Features Daisy, SURF-Daisy) 算法耦合随机 k-d 树的快速图像配准算法。该方法通过加速鲁棒特征 (Speed-up Robust Features, SURF) 特

基金项目: 河南省科技计划项目 (142102310188)。

作者简介: 韩 毅 (1980—), 男, 讲师、博士研究生, 主研方向为计算机图形图像技术、智能控制; 赵 凯, 讲师、硕士; 周 晏, 副教授、博士。

收稿日期: 2016-08-08 **修回日期:** 2016-09-26 **E-mail:** happyhanyi@126.com

征检测器分别提取 2 幅图像中的特征点,为了提高效率,对 SURF 算法进行改进,利用 DAISY 代替 SURF 对特征点提取;然后通过随机 k-d 树算法对参考图像和待配准图像的特征点进行匹配;再利用最小二乘法估算出最佳的空间几何变换参数,完成图像的配准。该方法一般针对常规的图像匹配具有一定的效果,算法时间得到了降低,但对配准率容易受到噪声和模糊的干扰,从而影响了配准精度。文献[5]提出了基于 Harris 角点检测的图像配准算法。该计算简单、稳定且不受光照、旋转、噪声等影响,具有最好的检测效果。但 Harris 技术无尺度不变性,在角点定位有一定的误差,导致较多误匹配,算法精度还有待进一步提高。文献[6]的基于块匹配的图像配准算法,其首先将图像分为一定尺寸的图像块,提取每个块的特征,对于当前图像块来说,根据一定的配准原则,在目标图像的指定搜索区域内找到与之最相似的图像块。

为了提高图像配准的稳定性与精度,本文提出一种分数阶变换(Fractional Order Transformation, FOT)耦合改进最小生成树(Minimum Spanning Tree, MST)的图像配准技术。改进 MST 构建特征关系,消除不确定因素,完成特征点匹配,并通过 RANSCA 减少误匹配,提高匹配精度。

1 分数阶变换

分数阶变换是基于分数阶微积分得到的,相对于整数阶微积分,其阶数可为任意实数,它实现了连续阶微积分,从而扩展了整数阶微积分的功能,在信号分析与处理等领域得到广泛的应用^[7]。FOT 通过对信号分数阶微分操作,突出了图像高频与纹理信息,低频信息得到保留。因此,利用 FOT 对图像变换,使特征更加明显,细节更加清晰,能够较好保持低频信息,利于特征提取。

1.1 分数阶变换过程

当前常用的分数阶变换主要有 3 种模型: Riemann-Liouville (R-L) 模型, Grunwald-Letnikov (G-L) 模型和 Caputo 模型^[8]。其中, G-L 模型是将微积分的阶从整数演变为分数,完成信号精确计算,因此,本文以 G-L 模型为基础对图像进行处理。分数阶差分函数为^[9]:

$${}_a^G D_t^\nu = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h^\nu} \sum_{m=0}^{(t-a)/h} (-1)^m \frac{\Gamma(\nu+1)}{m! \Gamma(\nu-m+1)} \times f(t-mh) \quad (1)$$

其中, Γ 为 Gamma 函数; f 为信号函数,其持续期为 $[a, t]$ 。对此,将图像信号 f 持续期间 $[a, t]$ 按照步长 $h=1$ 分割相等大小,因此,对于 $n = [t-a]$ 的一元 f 分数阶微积分的差分为^[9]:

$$\frac{d^\nu f(t)}{dt^\nu} \approx f(t) + (-\nu)f(t-1) + \frac{(-\nu)(-\nu+1)}{2}$$

$$f(t-2) + \dots + \frac{\Gamma(-\nu+1)}{n! \Gamma(-\nu+n+1)} f(t-n) \quad (2)$$

假设图像 $f(i, j)$ 的尺寸为 $M \times N$, 采用 $m \times n$ 的掩模算子 $w(s, t)$ 完成线性滤波, 得到目标图像 $g(i, j)$, 则其可表示为:

$$g(i, j) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b f(i+s, j+t) w(s, t) \quad (3)$$

其中, $a = (m-1)/2$, $b = (n-1)/2$, $w(s, t)$ 在这里掩模算子。为了不影响图像的平均梯度, 对图像中的像素点逐个进行 FOT。为了使掩模算子具有抗旋转性, 在构造 FOT 掩模时, 利用水平、垂直以及对角上的 8 个方向上的各向同行算子掩模。考虑到算子处理的复杂度, 选择大小为 5×5 的掩模算子 $w(s, t)$, 对掩模内的各个系数进行归一化处理, 如图 1 所示。

$(v^2-v)^2$	0	$(v^2-v)^2$	0	$(v^2-v)^2$
0	-v	-v	-v	0
$(v^2-v)^2$	-v	8	-v	$(v^2-v)^2$
0	-v	-v	-v	0
$(v^2-v)^2$	0	$(v^2-v)^2$	0	$(v^2-v)^2$

图 1 5×5 分数阶变换掩模算子

1.2 分数阶变换在图像中的应用

图像梯度反映了灰度值变化关系, 梯度越大其像素变化越剧烈, 反之, 变化越缓慢。图像梯度可作为纹理的定量评价指标, 因此, 得出 FOT 与梯度函数映射关系。若图像 f 在 (i, j) 的梯度为一个二维向量, 则其可表示为^[10]:

$$G[f(i, j)] = \begin{bmatrix} G'_i \\ G'_j \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, G'_i 为图像 f 的梯度矢量。

为了降低计算成本, 对梯度进行简化:

$$\begin{aligned} \text{mag}(G[f(i, j)]) &= \sqrt{G'^2_i + G'^2_j} \\ &= \left[\left(\frac{\partial f}{\partial i} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial j} \right)^2 \right] \\ &= \max[|G'_i|, |G'_j|] \end{aligned} \quad (5)$$

因此, 将式(4)分表示为:

$$\begin{aligned} \max[|G'_i|, |G'_j|] &= \\ \max[|f(i+1, j) - f(x, y+1)|, |f(i, j+1) - f(x, y)|] \end{aligned} \quad (6)$$

根据 HVS 特性, 人类视觉在灰度变化大的区域较明显, 这些区域往往纹理细节丰富。因此, 对于灰度变化大区域可以增大灰度间隔; 对于边缘突变, 可降低灰度间隔。对于图像平坦区域, 维持灰度间隔不变。

对此,采用一个阶数 κ 来表示分数阶和梯度的关系:

$$\kappa = \begin{cases} 0, & \text{mag}(\mathbf{G}) < 2 \\ \frac{1}{\max(\mathbf{G}) + \varepsilon_1} \times \text{mag}(\mathbf{G}) + \varepsilon_2, & \text{mag}(\mathbf{G}) > 90 \end{cases} \quad (7)$$

其中, $\max(\mathbf{G})$ 为图像最大梯度,为了使阶数在 $0 \sim 1$ 范围内,设定一个随机值 ε_1 ;同时,为了降低掩模中心点对周围像素的影响,选择一个调整因子 ε_2 ,其计算函数为:

$$19\varepsilon_2 < 1 - \frac{1}{\max(\mathbf{G}) + \varepsilon_1} \cdot \text{mag}(\mathbf{G}) \quad (8)$$

由文献[11]得出,当 $\text{mag}(\mathbf{G}) > 90$, $\varepsilon_1 = \max(\mathbf{G})$,且 $\varepsilon_2 < 0.5$,为获得一个最优的结果,令 $\varepsilon_2 = 0.49$ 。当 $2 < \text{mag}(\mathbf{G}) \leq 90$, $\varepsilon_1 = 2\max(\mathbf{G})$, $\varepsilon_2 = 0.66$ 。因此,根据梯度变化获得了分数阶的调整值,从而实现根据图像灰度变化得到该像素点的阶数 κ 。图2是通过 FOT 对图像在阶数 0.2, 0.5, 0.7 下得到的灰度直方图。

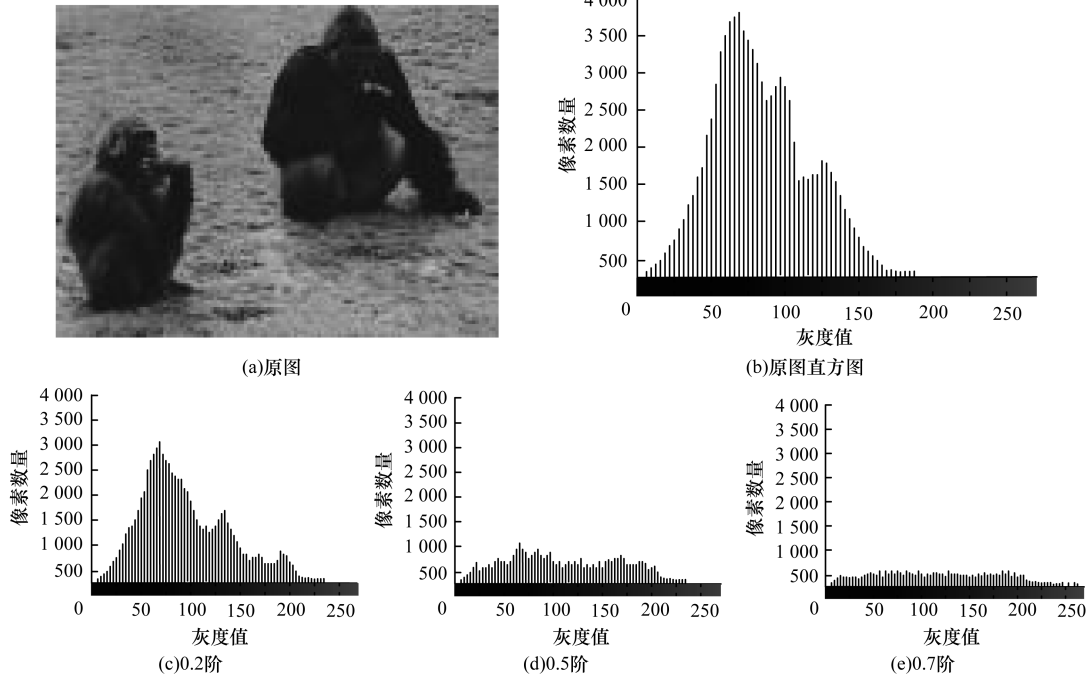


图2 分数阶变换在不同阶数下的灰度图

2 本文图像配准算法

本文提出了一种基于分数阶变换耦合最小生成树图像配准算法。通过 FOT,强化了图像特征,并引入具有强大功能的 SISF 算子对特征提取。为了提高匹配精度,降低误匹配,利用 MST 构建特征点之间的结构关系,通过 MST 算法对两图像的特征点进行匹配,并且使用 RANSAC 算法剔除误匹配点,提高匹配精度。算法流程见图3。

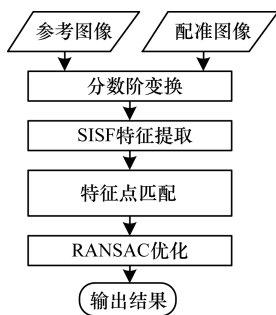


图3 本文算法流程

从图3中得出, FOT 能够起到提升信号的高频成分的作用,同时对信号的低频成份有所削弱,使局

部细节得到加强,同时保持平滑区域不变。

2.1 特征提取

通过分数阶与高斯核函数运算,将图像信号变换为尺度空间^[12]:

$$H^{\kappa}(i, j, \sigma) = G(i, j, \sigma) * w(s, t) * f(i, j) \quad (9)$$

其中, $f(i, j)$ 为图像; κ 为阶数; $G(i, j, \sigma)$ 为尺度空间高斯核算子; $*$ 为卷积运算。

为了获得稳定的特征,采用高斯差分函数作卷积,生成高斯差分空间运算^[13]:

$$\begin{aligned} R^{\kappa}(i, j, \sigma) &= (G(i, j, k\sigma) - G(i, j, \sigma)) \\ &\quad * w(s, t) * f(i, j) \\ &= H^{\kappa}(i, j, k\sigma) - H^{\kappa}(i, j, \sigma) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, k 为常数。处理过程中每个像素点与周围点对比。如果当前像素点比周围像素不一致,那么确定该点为特征点。

为了进一步准确查找特征,消除边缘响应和对比度低影响,对式(10)进行泰勒展开,获得更精确的特征点:

$$\mathbf{R}(\mathbf{X}) = \mathbf{R} + \frac{\partial \mathbf{R}^T}{\partial \mathbf{X}} \mathbf{X} + \frac{1}{2} \mathbf{X}^T \frac{\partial^2 \mathbf{R}}{\partial \mathbf{X}^2} \mathbf{X} \quad (11)$$

为了获得特征的旋转不变形,以 8×8 的窗口为例,计算每个特征点的梯度与方向;然后,再把 8×8 的窗口分为 4 个 4×4 的子窗口,并计算每个子窗口的 8 个方向的梯度直方图;每个点有 8 个方向向量值,形成 128 个特征集。

2.2 基于改进最小生成树的特征匹配

为了准确完成 2 幅图像匹配,需要对提取的特征进行准确识别和判断。因此,利用 MST 构建征点的关系,通过 MST 算法对图像的特征点进行匹配。具体描述如下:

设矢量 A, B 为参考与目标图像的特征集,为一个矢量,每个特征集的顶点为 m 个,令 A 中顶点为 v_i ($i=1,2,\dots,m$)。对于 A, B 中的 m 顶点形成顶点地图,对顶点地图的每条边赋权值。权值大小通过 2 个顶点之间的欧氏距离计算,在每幅顶点地图中寻找最小生成树^[14],并得到 MST 构造相邻矩阵 $S(A)$ 与 $S(B)$ 。对 $S(A)$ 与 $S(B)$ 进行奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD)^[15]:

$$\begin{cases} S(A) = U\Delta(A)U^T \\ S(B) = V\Delta(B)V^T \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\Delta(A) = \text{diag}\{|\delta_1|, |\delta_2|, \dots, |\delta_m|\}$ 为 A 的特征值; U 为对应 δ_i 的特征向量; $\Delta(B) = \text{diag}\{|\lambda_1|, |\lambda_2|, \dots, |\lambda_m|\}$ 为 B 的特征值; V 为对应 λ_i 的特征向量。

通过得到的特征向量 U 和 V ,然后将 $U(V)$ 的第 i 行向量作为 $A(B)$ 的第 i 个特征。再对 U 与 V 特征进行符号校核,让 U 与 V 相对应的分量符号相同。因此,引入符号矩阵 S 和置换矩阵 P ,寻找 $\|U - PVS\|$ 的最小值:

$$\begin{aligned} \|U^{(i)} - V^{(j)}\|^2 &= (U^{(i)} - V^{(j)})(U^{(i)} - V^{(j)})^T \\ &= 2[1 - U^{(i)}(V^{(j)})^T] \end{aligned} \quad (13)$$

其中, $U^{(i)}$ 为 U 的第 i 行向量; $V^{(j)}$ 为 V 的 j 个行向量。

如果 $U^{(i)}$ 和 $V^{(j)}$ 距离小于或等于 $U^{(i)}(V^{(j)})^T$, 那么说明 A 中 i 点与 B 中 j 相匹配的概率很大,对此,构造匹配矩阵 M :

$$M = U(VS)^T = [U^{(i)}(V^{(j)})^T] = [M_{ij}] \quad (14)$$

在 MST 算法中,若存在多个特征点处于树的顶点,其不能较好地解决特征点间的关系。因为相邻矩阵中相行和列比例对应,造成矩阵分解中产生多个为 0 的特征值,影响了匹配精度。

因此,为了改进匹配性能,通过对 MST 结构中每个顶点的特征权值进行比较,从而完成不稳定点的删除和替换,消除了不稳定点的影响,改进了 MST

算法,对于得到的 2 个 MST,将 $S(A), S(B)$ 分别搜索只有一个非零元素的行,对该行中非零元素进行比较。如果矩阵中含有 $n(n \geq 2)$ 的非零元素在一列,那么该列所在的顶点为不稳定点。为了消除这些不稳定点,设特征点 $\tau_0, \tau_1, \dots, \tau_n$, 处于相同的顶点 u_0 , 并满足以下关系:

$$|(u_0, \tau_1)| \geq |(u_0, \tau_2)| \geq \dots \geq |(u_0, \tau_i)| \quad (15)$$

其中, $|(u, \tau)|$ 为 (u, τ) 边的距离。如果符合式 (14) 关系,那么在 MST 中删减 $(u_0, \tau_2), (u_0, \tau_3), \dots, (u_0, \tau_i)$ 边,然后在 MST 中新增 $(\tau_1, \tau_2), (\tau_2, \tau_3), \dots, (\tau_{i-1}, \tau_i)$ 边,通过 MST 中边的删除和替换,消除了不稳定的点,提高了特征点的匹配精度。

2.3 随机样本一致性优化

为降低图像特征点的误匹配率,提高算法稳定性和精度,引入具有稳定可靠,对噪声和特征点提取不准确等情况都有强健的承受能力,并且具有较好的剔出误匹配点的能力的随机抽样一致性(RANSCA),RANSCA 主要是根据一组观测数据集中,利用迭代法对数学模型的参数进行计算,在优化过程中将数据划分为外点和内点^[16-17];并且计算中只根据内点来进行模型的参数估计,有效地消除了特征误配现象,提高匹配精度。假设对应图像块中心位置为 $(x, y)^T, (x', y')^T$, 图像块缩放、旋转的函数为^[13]:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = R \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix}, R = \begin{pmatrix} s_x & 0 \\ 0 & s_y \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix} \quad (16)$$

其中, $\begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix}$ 表示平移向量; $\begin{pmatrix} s_x & 0 \\ 0 & s_y \end{pmatrix}$ 为缩放矩阵;

$\begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix}$ 为旋转矩阵。

为了降低相似特征误匹配,引入 RANSCA 识别相似匹配点之间的内点,即使经过了缩放、旋转等一系列变换特征可能会产生一些改变,但 RANSCA 仍能够准确计算模型参数,消除误匹配现象。

3 实验结果与分析

为了验证本文图像配准算法的可行性与优异性,选择多组大小为 256 像素 \times 256 像素的灰度图像进行测试。实验环境为: Inter(R) Core(TM) I3, 3240CPU@ 3.4 GHz, 4 GB 的 RAM, Windows8 系统。借助 MATLAB7.0 软件进行仿真实验。为了体现本文算法的优异性,将文献[4-6]3 种技术视为对照组。其中,文献[4]为基于随机 k-d 树的匹配算

法;文献[5]是基于 Harris 角点检测的匹配算法;文献[6]是块匹配算法。

为了测试不同阶数变换对图像配准性能的影响,并通过实验找出最优阶数变换,因此,选择大小为 5×5 掩模算子,分别通过不同阶数(0.1,0.3,0.5,0.7,0.9)并以尺度缩放 0.5 图像进行匹配测试,特征点的匹配实验结果如图 4 所示。依据图 4 看出,在阶数(0.1,0.3,0.5)较小时,特征点匹配的数量较多,当阶数达到(0.7,0.9)时,特征点匹配的数量减少,说明不同的阶数变换对图像特征点的提取和匹配具有较大的影响。

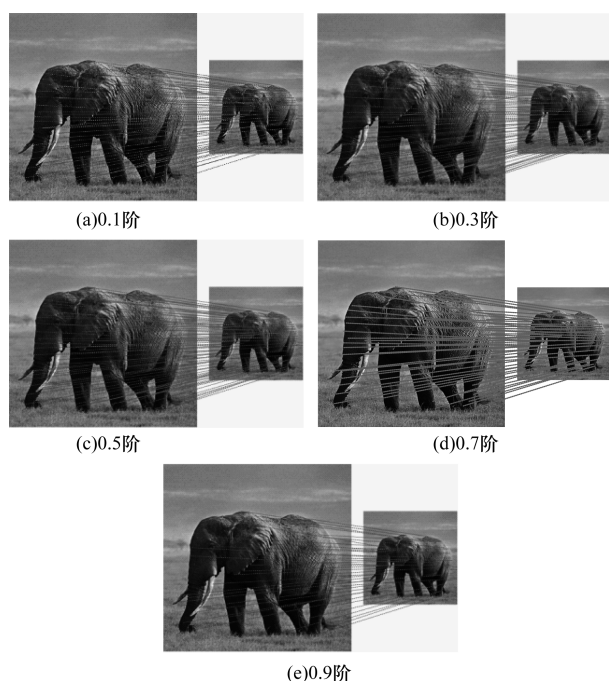


图 4 不同阶数下的特征匹配结果

图 5 为本文算法在不同的阶数下对参考图像与配准图像进行特征点统计与特征点匹配的实验结果。根据图 5(a)中三角曲线表示参考图像提取的特征点数量,矩形曲线表示待配准图像的特征点数量,参考图像提取的特征点大于待配准的图像。利用本文算法提取的特征点随阶数变化而变化,在阶数为 0.6 时,提取的特征点数量最多。图 5(b)为不同阶数下 2 幅图像特征点的匹配率,根据图中得出在阶数为 0.7 时特征点正确匹配率高达 99% 以上,因此,考虑特征点正确匹配率,本文中采取分数阶为 0.7 的阶数变换。通过实验说明了本文提出的算法能够有效提取和匹配参考图像和待配准图像的特征点,降低了误匹配率,从而提高了图像配准的精度和稳定性。

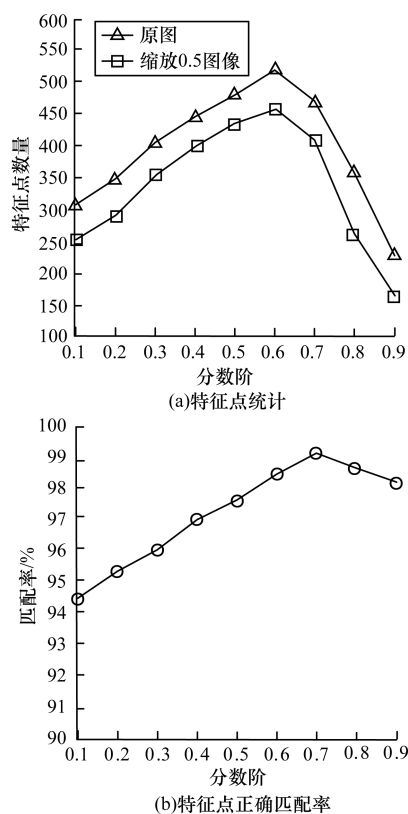


图 5 特征点统计结果

根据上述图像配准实验结果,本文选择分数阶为 0.7。为了显示各种配准算法的性能和稳定性,分别进行 2 组实验:

实验 1 旋转 + 模糊。

实验 2 旋转 + 缩放 + 噪声 + 模糊。

图 6 为实验 1 得到的实验结果。图 6(a)为参考图像,图 6(b)为旋转 15° + 模糊 ($\sigma = 3$) 待配准图像。利用 3 种匹配技术对其完成实验,结果见图 6(c) ~ 图 6(f)。

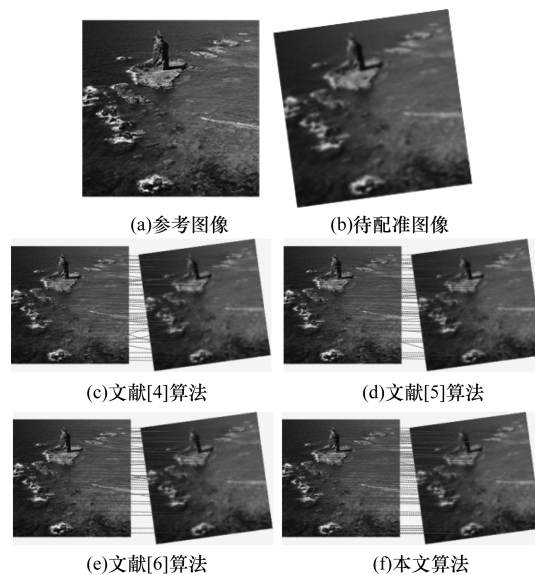


图 6 旋转 + 模糊图像配准实验结果

从图 6 可看出,本文算法得到的匹配结果最好,2 幅图中匹配的特征点数量多并且误匹配点较少,见图 6(f);文献[4]算法的匹配特征点最少,并且出现了较多的无匹配现象,见图 6(c);文献[5]算法的匹配特征点比 SURF-DAISY 快速配准算法要多,并且也出现了一些错误匹配,见图 6(d);而文献[6]算法在旋转 + 噪声中匹配的特征点较多,出现了少些的误匹配,见图 6(e)。

图 7 为实验 2 得到的实验结果。其中,图 7(b)为旋转(15°) + 缩放(0.8) + 模糊($\sigma = 3$) + 噪声(高斯白噪声 $\sigma_n = 10$)的待配准图像。依据图 7 得出,在待配准图像发生了一系列改变后(旋转 + 缩放 + 噪声 + 模糊),本文算法能够较准确地对所提取的特征点进行匹配,图 7(c) ~ 图 7(e)中由于受到了外界因素的干扰,分别对其使用的配准算法产生了较大的不利影响,降低了配准精度。分析以上各种算法得出,主要原因是对照组算法的抗干扰能力不足,在特征提取中容易受到外界因素的干扰,降低了图像中特征点的提取和匹配,出现了一些误匹配和漏匹配,从而影响图像配准精度。在本文中由于采取了 FOT,在特征提取之前强化了特征显示,降低了其他因素的干扰,有利于 SISF 对图像的特征进行提取,并且通过改进的 MST 建立提取特征点的结构关系,消除了不稳定点的影响,完成匹配,并通过 RANSAC 优化,降低误匹配点,提高匹配精度。而文献[4]算法的特征提取过程中容易受到噪声的影响,提取的特征不精确;而文献[5]算法中的 Harris 算子不具有尺度不变性,而且在角点定位方面存在偏差,可能导致匹配不准确,难以精确配准;文献[6]算法在提取每个块特征过程易受到模糊的干扰,影响了其配准的精度。

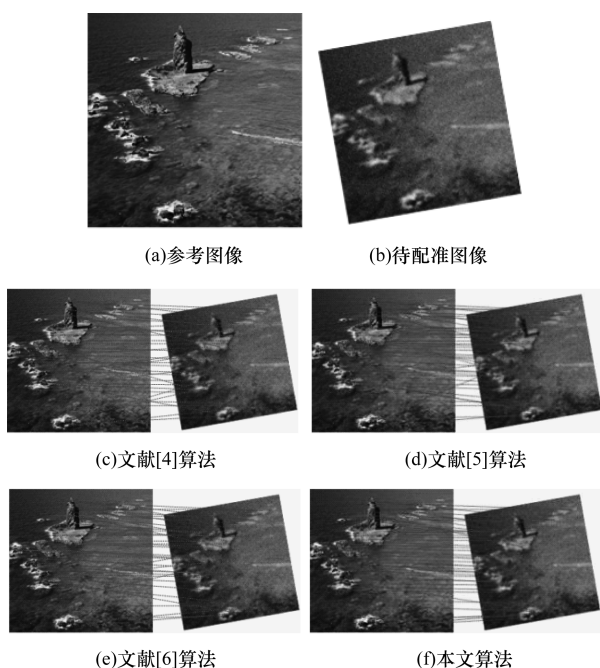


图 7 旋转 + 缩放 + 噪声 + 模糊图像配准实验结果

图 8 为实验 1 与实验 2 各算法特征提取与匹配的统计结果。根据图 8 得出,实验 1 中各算法提取的特征点和匹配的特征点比实验 2 中多,说明外界因素对特征会产生一定的影响,对比 2 组实验,本文算法不管在特征点的提取还是在特征点的匹配中均处于领先地位,受其他环境干扰少,因此,本文算法的稳定性能和匹配的精度均优于其他 3 种对照组算法。

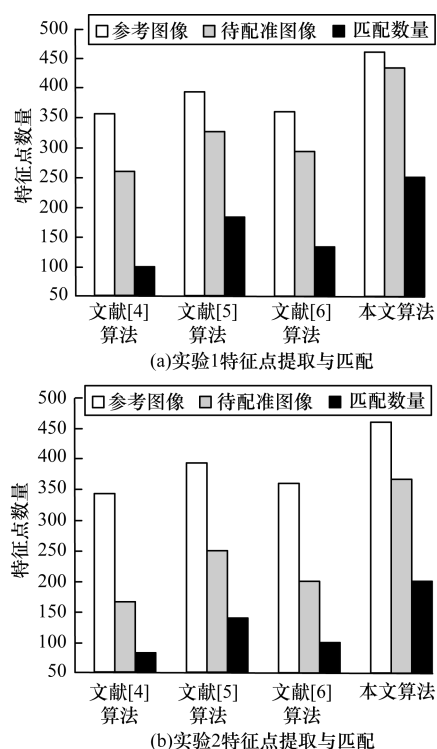


图 8 实验 1 与实验 2 各算法特征提取与匹配结果

为客观评价算法性能,引入位移误差 ℓ 与特征匹配点均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)进行评价,其中,位移误差 ℓ 表示如下^[18]:

$$\ell = \sqrt{\frac{1}{n_f} \sum_{j=1}^{n_f} \|q_j - q_{G,j}\|^2} \quad (17)$$

其中, ℓ 为位置误差; j 为特征索引。

R_{RMSE} 定义如下:

$$R_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N f(p_i, \mathbf{M}) - q_i^2}{N}} \quad (18)$$

其中, (p_i, q_i) 为一组匹配点; N 为匹配对数; f 为仿射函数; \mathbf{M} 为对应矩阵。

为了显示所提算法的抗噪性能,以图 6(a)为样本,对其施加不同程度的高斯噪声干扰,进行测试步长为 5 的图像配准率与位移误差,实验结果如图 9 所示。根据图 9 所示得知,本文算法抗噪声性较强,受噪声影响小,在相同情况下,起匹配精度最高,而位移误差均低于其他 3 种算法。

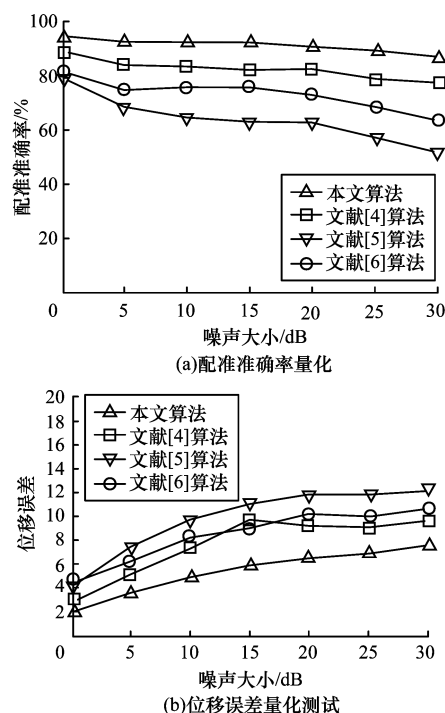


图9 不同噪声对算法性能测试

为了更准确地对各算法的性能进行评价,对此,实验1和实验2中的特征点匹配率以及算法消耗的时间进行测量,结果见表1。依据表1可知,本文算法特征点提取与正确匹配上明显优于其他3种算法,算法的精度得到了较好的提升,在时间成本上消耗的时间稍微多于文献[6]算法,小于文献[4-5]算法,具有较好的配准效率。

表1 正确匹配率与消耗时间的实验结果对比

实验组	算法名称	正确匹配率/%	时间/s
实验 1	文献[4]算法	86.72	11.52
	文献[5]算法	92.45	5.73
	文献[6]算法	88.36	2.65
	本文算法	99.21	3.48
实验 2	文献[4]算法	81.14	11.84
	文献[5]算法	86.26	6.11
	文献[6]算法	83.47	2.94
	本文算法	96.50	3.56

4 结束语

本文通过对最小生成树进行改进,并联合分数阶变换,提出一种鲁棒图像配准算法。利用 FOT 技术处理图像,根据图像梯度变化调整变换阶数,引入 SIFT 技术提取特征点。同时采用改进的最小生成树对应的顶点特征权值来匹配特征点,并基于 RANSAC 策略消除误匹配。实验验证了本文具有更高的鲁棒性,可有效地对发生复杂变化的配准图像完成精确配准。后续将引入粒子群算法对分数阶参

数进行优化,进一步改善本文算法的匹配精度。

参考文献

- [1] ANDREAS D M, FRANK G Z, MARCEL R. A Variation Approach Image Registration in Dynamic Contrast-enhanced MRI of the Human Kidney [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2015, 31(5): 771-778.
- [2] 吴泽鹏,郭玲玲,朱明超. 结合图像信息熵和特征点的图像配准方法[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(10): 2846-2852.
- [3] SAHAR A, MUHAMMAD F K. Deformable Image Registration Based on Elasto Dynamics [J]. Machine Vision and Applications, 2015, 26(5): 689-710.
- [4] 丁南南,刘艳澄,张 叶. 基于 SURF-DAISY 算法和随机 k-d 树的快速图像配准[J]. 光电子·激光, 2012, 23(7): 1395-1402.
- [5] ZHANG Tengyuan, MEI Yuesong. Automatic Image Registration Algorithm Based on Improved Harris Corner Detection [J]. Proceedings of the SPIE, 2011, 85(23): 170-177.
- [6] 徐 晨. 基于块匹配的图像识别方法研究及应用[D]. 北京:北方工业大学, 2015.
- [7] 徐小军,王友仁,陈 帅. 基于下采样分数阶小波变换的图像融合新方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(9): 2061-2069.
- [8] LIANG Dong, YAN Pu, ZHU Ming. Remote Sensing Image Registration Algorithm Based on SIFT & NSCT [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(5): 1083-1088.
- [9] 杨柱中,周激流,晏祥玉. 基于分数阶微分的图像增强[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(3): 343-348.
- [10] 张绍阳,解源源,张 鑫. 基于分数阶微分的模糊交通视频图像增强[J]. 光学·精密工程, 2014, 22(3): 779-786.
- [11] 汪成亮,兰利彬,周尚波. 自适应分数阶微分在图像处理纹理增强中的应用[J]. 重庆大学学报, 2011, 34(2): 32-36.
- [12] ALEM A. The Basic Gauss Hyper-Geometric Matrix Function and Its Matrix Q-difference Equation [J]. Linear Multilinear Algebra, 2014, 62(3): 347-361.
- [13] 孙志田,张建梅,霍丽芳. 基于最小生成树的图像融合算法[J]. 计算机仿真, 2012, 29(3): 277-279.
- [14] ASHRAFI M, KHANJANI M J, FADAEI-KERMANI E. Farm Drainage Channel Network Optimization by Improved Modified Minimal Spanning Tree [J]. Agricultural Water Management, 2015, 161: 1-8.
- [15] 宣善立,梁 栋,朱 明. 一种基于修正的最小生成树及其邻接谱的特征匹配算法[J]. 电子学报, 2011, 38(2): 269-275.
- [16] 刘 博,仲思东. 一种基于自适应阈值的 SUSAN 角点提取方法[J]. 红外技术, 2013, 28(6): 331-333.
- [17] WU Qunying, JIANG Yuanying. The Strong Consistency of M Estimator in a Linear Model for Negatively Dependent Random Samples [J]. Communications in Statistics, Part A: Theory and Methods, 2011, 40(3): 467-491.
- [18] 乔玉龙,赵源萌,张存林. 基于混合 Powell 法的太赫兹/可见光双波段图像配准[J]. 光学学报, 2015, 12(2): 151-157.

编辑 刘 冰