

doi:10.14132/j.cnki.1673-5439.2020.02.005

基于改进蜘蛛网局部图像特征的图像配准算法

杨真真¹, 匡楠¹, 杨永鹏², 许鹏飞¹

(1. 南京邮电大学 通信与网络技术国家工程研究中心, 江苏 南京 210003)
(2. 南京信息职业技术学院 网络与通信学院, 江苏 南京 210023)

摘要:为了解决传统基于特征描述匹配算法鲁棒性和精度较差的问题,提出一种基于改进的蜘蛛网局部图像特征(Spider Local Image Feature, SLIF)描述子的图像配准算法。该算法对SLIF描述子进行改进,将特征点采样模型范围内的方形、径向、环形邻域像素信息纳入描述范围,增强SLIF描述子空域描述能力。此外,还对SLIF描述子描述方法进行改进,利用特征点采样模型范围内像素点之间自相似性构建特征描述方法。实验表明,该方法在平移旋转图像特征点配对的准确率和配准精度高,抗噪声能力强,具有较好的鲁棒性和图像变换适应性。

关键词:图像配准;特征匹配;特征描述子;邻域采样模型

中图分类号:TN911.73;TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-5439(2020)02-0027-08

Image registration algorithm based on improved spider local image feature

YANG Zhenzhen¹, KUANG Nan¹, YANG Yongpeng², XU Pengfei¹

(1. National Engineering Research Center of Communication and Network Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)
(2. School of Network and Communication, Nanjing Vocational College of Information Technology, Nanjing 210023, China)

Abstract: To solve problems of the poor robustness and the accuracy of traditional feature-based matching algorithms, an image registration algorithm based on improved spider local image feature (SLIF) descriptor is proposed. The SLIF descriptor is improved by the algorithm, the square, radial, and circular neighborhood pixel information within the range of the feature point sampling model are incorporated into the description range, enhancing the spatial description capability of the SLIF descriptor. In addition, the SLIF description strategy is improved and the self-similarity between pixels within the range of the feature point sampling model is used to construct the feature description method. Experimental results show that the algorithm has high accuracy at the matching feature point and on the registering images, strong anti-noise ability, good robustness, and adaptability to image transformation, especially for translation and rotation images.

Keywords: image registration; feature matching; feature descriptor; neighborhood sampling model

收稿日期:2020-01-08 本刊网址: <http://nyzr.njupt.edu.cn>

基金项目:国家自然科学基金(61501251)、中国博士后科学基金(2018M632326)、通信与网络技术国家工程研究中心开放课题(TXKY17010)、江苏省高校自然科学面上项目(19KJB510044)、南京信息职业技术学院校级基金(YK20190402)和江苏省高等学校大学生创新创业训练计划(201913112012Y)资助项目

作者简介:杨真真,女,博士,副教授, yangzz@njupt.edu.cn

引用本文:杨真真,匡楠,杨永鹏,等.基于改进蜘蛛网局部图像特征的图像配准算法[J].南京邮电大学学报(自然科学版),2020,40(2):27-34.

图像配准^[1]是指同一目标的两幅或者两幅以上的图像在空间位置的对准。目前,图像配准作为图像处理的基本步骤,已被广泛应用于医学图像拼接与融合^[2]、目标检测与定位^[3]、图像分割^[4]等领域。

主流图像配准方法分为两类,基于待配准图像全像素信息^[5-7]的配准方法以及基于待配准图像特征信息^[8-10]的配准方法。其中,基于待配准图像像素信息的配准方法以图像全体像素信息为依据,建立待配准图像和参考图像之间的相似性度量准则,利用某种搜索算法,寻找出使得相似度量达到最优值的变换模型参数;基于待配准图像特征信息的配准方法只需要提取待配准图像中的点、线、边缘等特征信息,不需要其它辅助信息,在减少计算量、提高效率的同时,能够对图像灰度的变化有一定的鲁棒性。根据选择的特征信息不同,把基于特征的图像配准方法分为三类:(1)基于特征点的配准^[11-12]:一般所选取的特征点是相对于其邻域表现出来具有某种奇异性的像素点。特征点往往很容易被提取到,但是特征点所包含的信息相对较少,只能反映出其在图像中的位置坐标信息,所以在两幅图像中寻找匹配的特征点是关键所在;(2)基于特征区域的配准^[13-14]:在图像中寻找某些明显的区域信息作为特征区域,然而在实际应用中寻找到特征区域后,采用最多的还是区域的形心点,所以这类算法要求特征区域提取的精度要非常高;(3)基于特征边缘的配准^[15-16]:图像中最明显的特征就是边缘,而边缘特征也是最好提取的特征之一。因此给予边缘的匹配方法鲁棒性较强,适用范围很广,但这类方法对特征边缘的提取要求很高,并且要求边缘信息全部用数学语言予以表述也较为困难。

总的来说,基于待配准图像整体像素信息的配准方法精度更高,但计算复杂度高,对图像的灰度变化敏感,抗噪性能较差;基于待配准图像特征信息的配准方法计算复杂度相对较低,但配准性能的好坏很大程度依赖于特征匹配的精度。

本文所采用的配准方法是基于特征点描述子的配准方法,该方法通常需要以下四个步骤:(1)提取图像中的特征点:特征点从总体上说是在图像领域或视觉领域中一些有别于其周围的地方,具有很高的区分度,应当具有可重复性、可区分性、准确性、有效性(特征的数量、特征提取的效率)、鲁棒性(稳定性、不变性)。常见的特征点提取方法有尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform,

SIFT)^[17]、加速分割检测特征(Features From Accelerated Segment Test, FAST)^[18]和加速鲁棒性特征(Speeded Up Robust Features, SURF)^[19]等。(2)计算特征描述子:该步骤旨在对上述检测的特征点进行描述,通常对每个特征点采用一维向量进行特征描述,描述子的选取直接决定了图像匹配及配准的性能。(3)根据特征描述子,进行点对点匹配:根据某种搜索算法,确定点与点之间的最优匹配。常见的匹配算法有基于阈值^[20]、基于最近邻^[21]、基于距离比例最近邻^[22]等。(4)根据匹配点对估计图像的变换矩阵:由于可能存在大量误匹配对,故在进行估计图像变换矩阵之前,有必要根据某种准则进行误匹配点对删除。譬如,使用基于随机采样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)^[23]算法来去除误匹配特征点对往往效果较好。此外,良好的估计算法一定程度上也对图像配准精度产生一定影响。

为了解决基于特征点描述子配准方法的精度及鲁棒性差等问题,我们从特征描述子入手,以期改善其性能。

特征描述子的核心问题是不变性和可区分性。在配准中使用图像特征描述子时,通常是为了鲁棒地处理各种图像变换的情况。因此,在构建描述子时需考虑尺度不变性、旋转不变性、平移不变性以及噪声的不变性。此外,对于除了特定任务中特征描述子需考虑的不变性外,其他性质需尽可能有区分性。譬如,在图像配准中,需要对参考图像及浮动图像中特征点进行匹配,此时不对应特征点描述内容需尽可能不一致,同时保证对应特征点描述内容一致。然而,特征描述子的可区分性的强弱往往和其不变性是矛盾的,一个优秀的特征描述子,需保证在特定任务中要求的特征描述不变性,同时具有很强的区分度。SURF^[19]统计特征点圆形邻域的 haar 小波^[24]特征,该描述子通过构建尺度空间及确定特征主方向来保证描述子的旋转不变性和尺度不变性,是一种性能优异的描述子。蜘蛛网局部图像特征(Spider Local Image Feature, SLIF)^[25]是一种根据仿生学原理提出的描述子,该描述子在不增加计算量的同时,采样面积更大,且其采样范围和采样点数(密度)根据实际情况可调,其采样模型十分具有借鉴意义。

本文充分考虑了 SLIF 描述子采样模型的优势,将其用于所提方法的采样模型结构。同时,由于图像配准要求其特征点匹配的精度更高,对其描述子

从邻域结构及描述方式两个方向进行改进,以期获得更好的特征点匹配及图像配准效果。在使用 SLIF 采样结构基础之上,增加了方形、环形、径向邻域信息的描述,对图像空间结构信息的捕捉能力大大增强;此外,不同于 SLIF 描述子构建方法,本文利用局部区域内物体灰度值具有自相似性的特征构建描述方法,并引入局部图像邻域的标准差作为判断自相似性的自适应阈值。

1 蜘蛛网局部图像特征描述子

蜘蛛网局部图像特征 (SLIF) 描述子是一种具有尺度和旋转不变性的描述子,该方法的提出者根据仿生学原理提出了一种新型邻域采样结构,在特征点匹配的精度上卓有成效。

1.1 采样模型

SLIF 采样模型如图 1 所示,图示坐标点以 (n, m) 表示,其中 n 代表采样模型的螺旋线状坐标位置, m 代表采样模型的径向坐标位置。

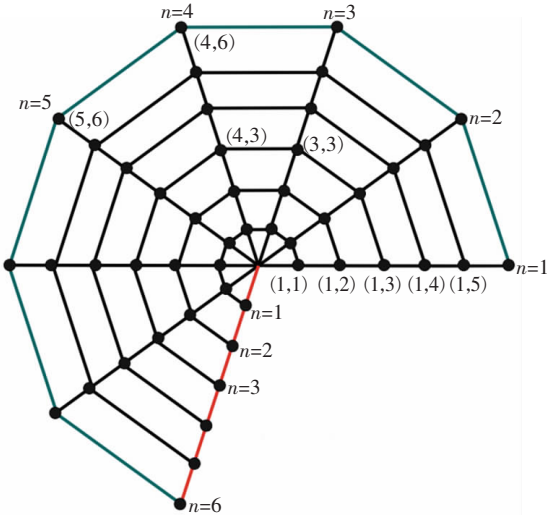


图 1 圆蛛网状结构采样模型

其节点在笛卡尔坐标系下的表示如下

$$x_{n,m} = \left(\frac{m \cdot \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right)}{M}, \frac{m \cdot \sin\left(\frac{2\pi n}{N}\right)}{M} \right) \quad (1)$$

其中, M 和 N 分别为最大径向采样点数和最大螺旋线上采样点数,需人工指定;坐标向量的第一维为横坐标,第二维为纵坐标。

为了使该描述子具有尺度不变性和旋转不变性,图示邻域采样节点坐标 $x_{n,m}^i$ 在笛卡尔坐标系下最终可用下式表示

$$x_{n,m}^i = \left(x_i + \frac{K \cdot \sigma_i \cdot m \cdot \cos\left(\frac{2\pi n}{N} + \theta_i\right)}{M}, \right.$$

$$y_i + \frac{K \cdot \sigma_i \cdot m \cdot \sin\left(\frac{2\pi n}{N} + \theta_i\right)}{M} \quad (2)$$

其中, x_i 和 y_i 分别为特征点(描述子中心)横坐标和纵坐标,即检测出的特征点位置; σ_i 为特征点尺度因子,该因子由特征点检测算法提供; θ_i 为特征点方向因子,该因子可由特征点检测算法提供,亦可根据文献[25]所提供方法获得; $K > 0$ 为一个可调自由变量,该变量决定了特征描述子的作用范围。

1.2 描述子构建方法

在上述所示采样模型基础之上,该文章作者对提取出的每个特征点构建特征向量以描述该特征点,为了方便描述,记 $p(x_{n,m}^i)$ 为采样点 $x_{n,m}^i$ 处的特征描述值,其公式如下

$$p(x_{n,m}^i) = \sum_{j=1}^8 s(g_j^i - g_0^i) \cdot 2^{j-1}, s(h) = \begin{cases} 1, & h \geq 0 \\ 0, & h < 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, j 为节点 $x_{n,m}^i$ 邻域像素点位置,其位置的坐标(图 1 所示坐标系)取值范围为 $\{(x, y) | n-1 \leq x \leq n+1, m-1 \leq y \leq m+1, (x, y) \neq (m, n)\}$, g_j^i 为 j 像素点位置图像像素值大小, g_0^i 为点 $x_{n,m}^i$ 位置图像像素值大小。则最终每个特征点构成的特征向量可由下式表示

$$v_{\text{SLIF}}^i = (p(x_{0,1}^i), p(x_{0,2}^i), \dots, p(x_{0,M}^i), p(x_{1,0}^i), p(x_{1,1}^i), \dots, p(x_{1,M}^i), \dots, p(x_{N,M}^i)) \quad (4)$$

2 本文提出的描述子

SLIF 采用一种新型的邻域采样模型构建了一种具有旋转和尺度不变性的描述子,在图像匹配领域性能优良,但是由于其描述子从局部来讲为 8 邻域的 LBP 描述子,存在对噪声敏感、无法捕捉宏观信息等问题,故将其用于图像配准领域仍存在一定缺陷。本文从描述子构建方法对其做了相应改进,能够同时整合宏观信息和微观信息,使其在相同配准框架下配准精度显著提高。

2.1 基于全局标准差的邻域描述

为了能够捕捉采样模型的整体采样节点信息,首先构建一个基于全局标准差的邻域描述方法,其公式如下所示

$$p_w(x_{n,m}^i) = \sum_{j=1}^8 w(|g_j^i - g_0^i|) \cdot 2^{j-1}, w(h) = \begin{cases} 1, & h \geq \delta_w^i \\ 0, & h < \delta_w^i \end{cases} \quad (5)$$

其中, j 为节点 $x_{n,m}^i$ 方形邻域像素点位置,其位置的

坐标(图 1 所示坐标系)取值范围为 $\{(x, y) | n-1 \leq x \leq n+1, m-1 \leq y \leq m+1, (x, y) \neq (m, n)\}$, g_j^i 为 j 像素点位置图像像素值大小, g_0^i 为点 $x_{n,m}^i$ 位置图像像素值大小, δ_w^i 为第 i 个特征点采样模型所有采样点计算而得的标准差。记 $p_w(x_{n,m}^i)$ 为采样点 $x_{n,m}^i$ 处基于全局标准差的邻域特征描述值, 则该邻域描述方法构成的特征向量可由下式表示

$$\mathbf{v}_w^i = (p_w(x_{0,1}^i), p_w(x_{0,2}^i), \dots, p_w(x_{0,M}^i), p_w(x_{1,0}^i), p_w(x_{1,1}^i), \dots, p_w(x_{1,M}^i), \dots, p_w(x_{N,M}^i)) \quad (6)$$

2.2 基于径向标准差的径向邻域描述

为了能够捕捉采样模型的径向采样节点信息, 构建一个基于径向标准差的径向邻域描述方法, 其公式如下

$$p_r(x_{n,m}^i) = \sum_{k=1}^8 r(|g_k^i - g_0^i|) \cdot 2^{k-1},$$

$$r(h) = \begin{cases} 1, & h \geq \delta_r^i \\ 0, & h < \delta_r^i \end{cases} \quad (7)$$

其中, k 为节点 $x_{n,m}^i$ 径向邻域, 其位置的坐标(图 1 所示坐标系)取值范围为 $\{(x, y) | x = n, m-4 \leq y \leq m+4, (x, y) \neq (m, n)\}$, 需要注意的是, 如果 $m-4 < 0$ 或者 $m-4 > 0$, 需采用循环移位的方式解决该问题。 g_0^i 为点 $x_{n,m}^i$ 位置图像像素值大小, δ_r^i 为第 i 个特征点采样模型径向 8 邻域计算而得的标准差。记 $p_r(x_{n,m}^i)$ 为采样点 $x_{n,m}^i$ 处基于径向标准差的径向邻域特征描述值, 则该领域描述方法构成的特征向量可由下式表示

$$\mathbf{v}_r^i = (p_r(x_{0,1}^i), p_r(x_{0,2}^i), \dots, p_r(x_{0,M}^i), p_r(x_{1,0}^i), p_r(x_{1,1}^i), \dots, p_r(x_{1,M}^i), \dots, p_r(x_{N,M}^i)) \quad (8)$$

2.3 基于环形标准差的环形邻域描述

为了能够捕捉采样模型的环形采样节点信息, 构建一个基于环形标准差的环形邻域描述方法, 其格式如下

$$p_c(x_{n,m}^i) = \sum_{l=1}^8 c(|g_l^i - g_0^i|) \cdot 2^{l-1},$$

$$c(h) = \begin{cases} 1, & h \geq \delta_c^i \\ 0, & h < \delta_c^i \end{cases} \quad (9)$$

其中, c 为节点 $x_{n,m}^i$ 环形邻域, 其位置的坐标(图 1 所示坐标系)取值范围为 $\{(x, y) | n-4 \leq x \leq n+4, y = m, (x, y) \neq (m, n)\}$, 需要注意的是, 如果 $n-4 < 0$ 或者 $n-4 > 0$, 需采用循环移位的方式解决该问题。 g_0^i 为点 $x_{n,m}^i$ 位置图像像素值大小, δ_c^i 为第 i 个特征点采样模型环形 8 邻域计算而得的标准差。记 $p_c(x_{n,m}^i)$ 为采样点 $x_{n,m}^i$ 处基于环形标准差的环形邻

域特征描述值, 则该领域描述方法构成的特征向量可由下式表示

$$\mathbf{v}_c^i = (p_c(x_{0,1}^i), p_c(x_{0,2}^i), \dots, p_c(x_{0,M}^i), p_c(x_{1,0}^i), p_c(x_{1,1}^i), \dots, p_c(x_{1,M}^i), \dots, p_c(x_{N,M}^i)) \quad (10)$$

则最终形成的特征向量由下式作扁平化处理

$$\mathbf{v}_{wrc}^i = (\mathbf{v}_w^i, \mathbf{v}_r^i, \mathbf{v}_c^i) \quad (11)$$

2.4 特征描述子分析

首先, 说明 SLIF 描述子构建方法存在的缺陷, 图 2 阐述了式(3)的描述子构建方法。

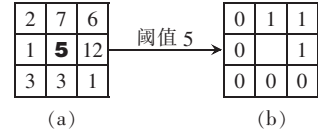


图 2 SLIF 描述子构建示意图

SLIF 描述子对每个采样点 $x_{n,m}^i$ 取其邻近的 8 个采样点加以描述, 其简化模型如图 2(a) 所示, 将其邻近的 8 个采样点分别与 $x_{n,m}^i$ 像素值比较, 大于 $x_{n,m}^i$ 像素值记为 1, 小于 $x_{n,m}^i$ 像素值记为 0, 最终形成图 2(b) 所示二值化表示形式, 则点 $x_{n,m}^i$ 处特征值 $p(x_{n,m}^i)$ 为 $56((01110000)_2 \rightarrow (56)_{10})$, 从左上角按顺时针方向将二进制值转化为十进制值。

该描述方法试图利用中心点与邻域像素点大小关系构建中心点特征值, 能够很好地捕捉区域内与中心点像素值差异较大的像素点信息。但是, 大多数图像的邻域像素值往往与中心点像素值差异不大, 具有区域块的自相似性。此时, 若采用中心点与邻域像素点大小关系构建中心点特征值, 其描述方法显得十分不合理。其次, 该描述方法很大程度依赖于中心点像素值, 若中心点像素值受噪声干扰或其描述领域有光照不均匀等环境噪声, 其偏差较大, 此时若有一个自适应的误差调整项显得十分必要。

因此, 结合如上描述方法的优缺点, 采用基于全局标准差的邻域描述、基于径向标准差的径向邻域描述和基于环形标准差的环形邻域描述方法重构采样点描述方法, 下面分别以图示的方式阐述式(5)、式(7)和式(9)的描述子构建方法。

图 3 ~ 图 5 分别直观展示了式(5)、式(7)和式(9)所示方法。图 3(a) 为邻域范围内原始图像像素大小; 图 3(b) 为邻域像素与其中心像素的绝对值之差; 图 3(c) 为根据阈值最终形成的二值化序列。图 3(b) → 图 3(c) 的阈值为图 3(a) 中全体像素点计算而得的标准差。图 3(c) 的二值化序列由中心点邻域范围内左上角按顺时针方向组成, 记 $p_w(x_{n,m}^i)$ 为 $25((00011001)_2 \rightarrow (25)_{10})$; 图 4(c) 的

二值化序列自底向上组成,记 $p_r(x_{n,m}^i)$ 为 152 ($(10011000)_2 \rightarrow (152)_{10}$);图 5(c)的二值化序列由中心点逆时针方向第 5 个点起按顺时针方向形成,记 $p_c(x_{n,m}^i)$ 为 145 ($(10010001)_2 \rightarrow (145)_{10}$)。最终一个特征点在圆蛛网状采样模型下从三种不同结构状态得以描述。

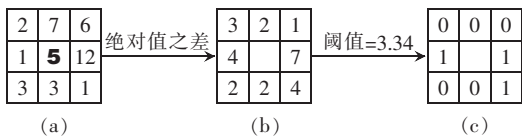


图 3 全局标准差邻域描述示意图

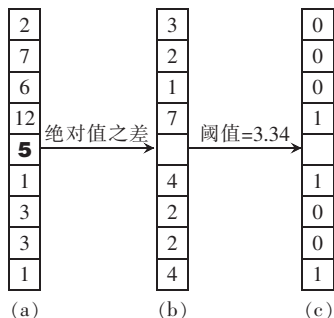


图 4 径向标准差径向邻域描述示意图

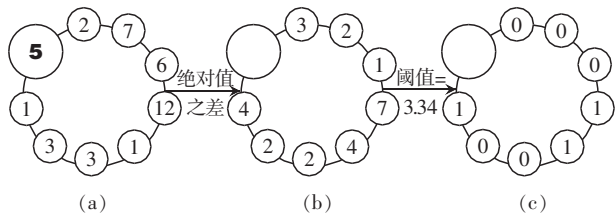


图 5 环形标准差环形邻域描述示意图

提出的描述子相较于 SLIF 描述子具有如下优势:(1) 在圆蛛网状采样模型下,从三种不同邻域采样模型对采样点周围像素信息加以描述。相较于 SLIF 仅从采样点周围 8 邻域范围内像素信息进行编码描述,提出的描述子还从采样点在圆蛛网状模型范围内环形像素点及径向像素点加以描述,其描述内容更加丰富;(2) 使用中心采样点与其周围采样点差分像素值的一致性对其邻域进行描述。相较于 SLIF 描述子仅仅考虑周围采样点与中心采样点的大小关系来构建描述,提出的方法更多地考虑了区域范围内像素信息的一致性与不一致性的区分度,即自相似性。该性质符合大多数图像存在的一致性,即图像中同一物体往往具有相似甚至相同的像素值;(3) 使用标准差做自适应阈值作为二值化编码描述子的判断条件。相较于 SLIF 描述子仅仅依照中心采样点与其周围采样点差分像素值是否大于或者小于 0 作为二值化编码描述子的判断条件,提出利用参与编码的采样点标准差作为判断邻域采

样点是否与中心采样点满足自相似性来构建描述子。该阈值的设计根据周围像素点一致性情况(标准差能很好地反映样本的一致性信息)来自适应调节一致性标准。若样本范围内标准差过大,则适当放宽一致性标准。该设计也是符合视觉直觉的,虽然图像中物体的像素信息较为相似,但很少完全一致,即使完全一致,由于光照不均匀等环境噪声的存在,其拍摄的图像也会存在局部色差。故该设计增强了描述子的鲁棒性。

此外,在设计过程中也汲取了 SLIF 描述子的优点,在采样点数相同的情况下,其圆蛛网状采样模型采样邻域更广;其次,该采样模型的采样范围、采样点数都是可调的,以适应不同场景的要求。(式(2)的参数 K 调节采样范围, M 、 N 调节采样点的个数)

3 实验结果与分析

为了测试提出的描述子在特征提取及配准方面有较好的性能,设计了如下实验来证明其有效性。

3.1 旋转平移实验

为了证明所提描述方法在基于特征提取配准方法中有更好的精度,将本文提出的描述方法与 SLIF 描述子和 SURF 描述子作对比。不同描述子所采用的特征提取方法及特征匹配准则有差异。考虑到实验的公平性,均采用 SURF 特征点提取方法及最近邻匹配准则且不采用误匹配点消除策略。其中,本文方法所采用的参数为: $K=10$, $M=0$, $N=9$,SLIF 及 SURF 描述子均采用默认参数。

特征描述及配准图像来自于 RIRE^[26] 中 patient-001 CT 大脑切片图像,对图像分别进行了旋转及平移变换。其中,表 1 为旋转图像描述子性能比较,其测试的旋转的范围为 $[-30^\circ, 30^\circ]$ (旋转中心为图像中心点)。表 2 为平移图像描述子性能比较,其测试的水平方向及垂直方向位移范围均为 $[-20, 20]$ 像素。表 1、表 2 所示评估指标均为选取 12 组随机值进行测试的平均值。

表 1 测试了本文提出的描述子在旋转图像上特征描述及配准的性能。从表 1 可发现,本文算法的平均召回率为 0.492,比 SLIF 高 0.017;与此同时,其平均错误率为 0.022,远低于其他算法。由于根据本文提出的描述子得到的匹配特征点误差较小,故得到的配准图像角度偏差也优于 SLIF。可见,本文提出的描述子在旋转图像上的性能优于 SLIF 及 SURF。

表 1 旋转图像描述子性能比较

描述子	召回率	错误率	角度误差/°
本文方法	0.492 0	0.149 3	0.031
SLIF	0.475 0	0.163 0	0.036
SURF	0.450 8	0.209 3	0.690

表 2 测试了本文提出的描述子在平移图像上特征描述及配准的性能。从表 2 可发现,三种算法的召回率相似,但本文算法的特征点匹配的平均错误率最低,为 0.022。与此同时,经本文提出的描述子配准的水平方向及垂直方向误差均为最低。可见,本文提出的描述子在平移图像上的性能也优于 SLIF 和 SURF。

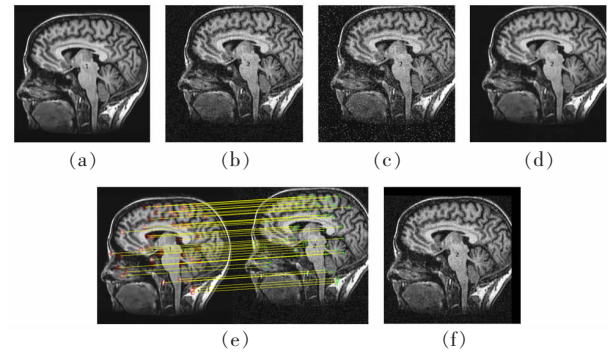
表 2 平移图像描述子性能比较

描述子	召回率	错误率	Δx /像素	Δy /像素
本文算法	0.906	0.022	0.050	0.041
SLIF	0.908	0.027	0.060	0.084
SURF	0.908	0.032	0.075	0.105

3.2 抗噪实验

为了证明所提出的描述方法对噪声具有良好的鲁棒性,且其具有媲美全像素配准方法的精度,选取了基于全像素误差平方和(Sum of Squared Differences, SSD)配准方法^[27-28]以及基于全像素互相关(Cross Correlation, CC)配准方法^[29-30]作为对比实验。由于基于 SLIF 特征点描述符配准算法在抗噪声实验方面性能较差^[25,31],所以不把该算法作为对比算法。选取 CT 大脑图像作为测试数据集,其参考图像均无噪声,浮动图像分别加入高斯、椒盐和泊松噪声。如图 6 所示,图 6(a)为干净的参考图像,图 6(b)至图 6(d)为经平移的浮动图像,其相对于

参考图像的水平偏移量均为 24 像素,垂直偏移量均为 22 像素。其中图 6(b)加入了均值为 0、方差为 0.01 的高斯噪声,图 6(c)加入了椒盐噪声,图 6(d)图加入了泊松噪声。



(a) 无噪声参考图像;(b) 含高斯噪声浮动图像;
(c) 含椒盐噪声浮动图像;(d) 含泊松噪声浮动图像;
(e) 特征点匹配效果图;(f) 配准后图像

图 6 抗噪实验效果图

为了使基于本文提出的描述子特征配准算法具有更优越的性能,在使用最近邻算法完成特征匹配后,利用 RANSAC 算法^[23]剔除误匹配特征点,以此提高精度。

下面以图 6 中参考图像(a)及浮动图像(b)(含高斯噪声)为例,展示本文描述子的特征点匹配及配准效果,图 6(e)为特征点匹配效果示意图,经过本文提出的描述子及误匹配点消除算法后,其特征点匹配效果良好。经空间变换矩阵估计的旋转平移变换矩阵得到的配准效果图如图 6(f)所示。

本文提出的算法在高斯噪声、泊松噪声及椒盐噪声图像配准的性能指标如表 3 和表 4 所示。其中表 3 为仅进行平移的配准实验,表 4 为仅进行旋转的配准实验,其旋转角度为顺时针方向 15°。

表 3 不同噪声下平移图像配准性能比较

方法	高斯噪声			泊松噪声			椒盐噪声		
	本文算法	SSD	CC	本文算法	SSD	CC	本文算法	SSD	CC
配准时间/s	2.483 0	15.861 0	14.480 0	2.382 0	16.047 0	14.482 0	2.683 0	—	14.772 0
Δx /像素	0.008 3	0.0458	0.042 1	0.016 2	0.087 4	0.067 4	0.143 1	—	0.352 7
Δy /像素	0.006 1	0.0621	0.061 8	0.008 6	0.062 5	0.061 2	0.061 3	—	0.061 8
均方根误差	0.012 0	0.077 2	0.074 8	0.018 3	0.107 4	0.091 0	0.155 7	—	0.358 1

表 4 不同噪声下旋转图像配准性能比较

方法	高斯噪声			泊松噪声			椒盐噪声		
	本文算法	SSD	CC	本文算法	SSD	CC	本文算法	SSD	CC
配准时间/s	2.714 0	12.334 0	13.636 0	2.857 0	13.227 0	12.143 0	3.432 0	—	15.659 0
角度误差/°	0.052 0	0.057 6	0.057 6	0.058 3	0.158 2	0.127 6	0.085 8	—	0.172 0

由表3和表4可以看出,本文算法得到的精度和配准时间均远远好于SSD及CC配准算法。其中,含有椒盐噪声的图像使用基于全像素的SSD算法并不能完成配准。对比表3和表4中各种不同噪声的配准实验,可以发现相对于高斯噪声和泊松噪声,椒盐噪声图像配准精度相对较低,其精确配准难度相对较大。

4 结束语

针对SLIF描述子邻域结构选择过于单一,描述方法过于简单,本文提出了一种改进的SLIF描述子用于图像配准。提出的描述子的描述邻域由原本单一的方形邻域扩展为方形邻域、环形邻域及径向邻域,其描述能力大大增强。此外,利用图像区域内像素点存在相似性的特点,构建了基于像素差分信息的描述方法,并利用邻域范围内的标准差作为自适应阈值来衡量相似度,很好地增强了描述的鲁棒性。实验表明,基于本文提出的描述子的配准方法对比其他基于特征描述的描述方法和基于全像素信息的配准方法,其性能更加优异。

参考文献:

- [1] GHAFARI A, FATEMIZADEH E. Image registration based on low rank matrix; rank-regularized SSD[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2017, 37(1): 138 – 150.
- [2] LI N, XU Y, WANG C. Quasi-homography warps in image stitching[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 20(6): 1365 – 1375.
- [3] WANG C, SUN X, YANG K. A low-complexity method for concealed object detection in Active Millimeter-wave Images[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2019, 38(1): 32 – 38.
- [4] MAHATA N, KAHALI S, SING J K, et al. A fuzzy clustering algorithm with local contextual Information and gaussian function for simultaneous brain MR image segmentation and intensity inhomogeneity estimation[C]//2nd International Conference on Man and Machine Interfacing (MA-MI). 2017: 1 – 6.
- [5] PRADHAN S, SINGH A, PATRA D. Enhanced mutual information-based multimodal brain MR image registration using phase congruency[M]. Singapore: Springer, 2018: 197 – 205.
- [6] CHEN S, SHEN H, LI C, et al. Normalized total gradient: a new measure for multispectral image registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 27(3): 1297 – 1310.
- [7] GHAFARI A, FATEMIZADEH E. Image registration based on low rank matrix; rank-regularized SSD[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2017, 37(1): 138 – 150.
- [8] YIN C, ZHOU M, DU G, et al. HKS-Based feature extraction for 3D shape partial registration[C]//Chinese Conference on Image and Graphics Technologies. 2018: 123 – 135.
- [9] SEDAGHAT A, MOHAMMADI N. Uniform competency-based local feature extraction for remote sensing images[J]. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2018, 135: 142 – 157.
- [10] KAVITHA K, RAO B T. Evaluation of distance measures for feature based image registration using AlexNet[J]. International Journal of Advanced Computer science and applications, 2019.
- [11] LI D, ZHOU X, CHEN S. A novel image registration method based on SIFT and verification mechanism[C]//2nd International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM). 2017: 462 – 467.
- [12] LUO N, WANG Q. Effective outlier matches pruning algorithm for rigid pairwise point cloud registration using distance disparity matrix[J]. IET Computer Vision, 2018, 12(2): 220 – 232.
- [13] CHEN Y, ZHANG X, ZHANG Y, et al. Visible and infrared image registration based on region features and edginess[J]. Machine Vision & Applications, 2017, 29(6): 1 – 11.
- [14] SUN H, SONG Z, GAO D, et al. Automatic image registration based on shape features and multi-scale image segmentation[C]//2nd International Conference on Multimedia and Image Processing (ICMIP). 2017: 118 – 122.
- [15] YOUSAF R M, HABIB H A, DAWOOD H, et al. A comparative study of various edge detection methods[C]//14th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS). 2018: 96 – 99.
- [16] JÁUREGUI D A G, HORAIN P. Region-based vs. edge-based registration for 3D motion capture by real time monoscopic vision[C]//Computer Vision/Computer Graphics Collaboration Techniques, 4th International Conference. 2009: 344 – 355.
- [17] MORTENSEN E N, DENG Hongli, SHAPIRO L G. A SIFT descriptor with global context[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2005: 184 – 190.
- [18] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection[C]//European Conference on Computer Vision. 2006: 430 – 443.
- [19] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L J V. SURF: speeded up robust features[C]//European Conference on Computer Vision (ECCV). 2006: 404 – 417.
- [20] PRUKSURIYA W, LIMSIORATANA S. Automatic optimal distance threshold prediction for microscope image

- matching[C] // 13th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON). 2016; 1–4.
- [21] ZHOU Y, KNEIP L, LI H. Semi-dense visual odometry for RGB-D cameras using approximate nearest neighbour fields[C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2017; 6261–6268.
- [22] JAISWAL H, DEV D S, KISKU D R. Rank order reduction based fast pattern matching algorithm[C] // 1st International Conference on Computational Intelligence, Communications and Business Analytics (CICBA). 2017; 307–322.
- [23] QU T, AN B, CHEN G. Application of improved RANSAC algorithm to image registration; application of improved RANSAC algorithm to image registration[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(7): 1849–1851.
- [24] ALEMOHAMMAD M, STROUD J R, BOSWORTH B T, et al. High-speed all-optical haar wavelet transform for real-time image compression[J]. Optics Express, 2017, 25(9): 9802–9811.
- [25] FAUSTO F, CUEVAS E, ADRIÁN G. A new descriptor for image matching based on bionic principles[J]. Pattern Analysis and Applications, 2017, 20: 1245–1259.
- [26] The retrospective image registration evaluation project, version 2.0[EB/OL]. [2019-12-22]. <https://www.insight-journal.org/rire/>.
- [27] ZHU F, REN J, DING M, et al. The spiking cortical model based structural representations for non-rigid multi-modal medical image registration[J]. Journal of Medical Imaging & Health Informatics, 2017, 7(5): 1001–1004.
- [28] XIANG Z, LI M, XIAO L, et al. Deformable registration of chest radiographs using b-spline based method with modified residual complexity[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science), 2019, 24(2): 226–232.
- [29] YANG J, LIU L, CAMPBELL J P, et al. Handheld optical coherence tomography angiography[J]. Biomedical Optics Express, 2017, 8(4): 2287.
- [30] ZHENG L, WANG Y, HAO C. Cross-correlation registration algorithm based on the image rotation and projection[C] // 4th International Congress on Image and Signal Processing. 2011; 1095–1098.
- [31] MAINTZ J B, VIERGEVER M A. A survey of medical image registration[J]. Computer & Digital Engineering, 2009, 33(1): 140–144.