

doi: 10.3969/j.issn.1674-1242.2023.03.002

基于特征提取的脑部医学图像配准研究

罗雅雯, 王远军

(上海理工大学医学影像技术研究所, 上海 200093)

【摘要】目的 基于特征的配准算法具有鲁棒性强、针对性好等显著优势, 在图像配准领域被广泛应用, 但是该类方法的精度受图像间特征构建和环境噪声影响大, 该研究旨在对其缺点进行改进。**方法** 该研究基于 SURF 和 ORB 两种算法, 提出了 SURF-ORB 算法, 将参考图像与待配准图像分成上下两部分分别配准。在配准过程中, 首先对 SURF 提取的图像特征点的 Harris 响应值进行优化, 并使用灰度质心法确定特征点主方向。然后计算 rBRIEF (旋转 BRIEF) 描述子, 并使用汉明距离进行特征点匹配。最后加入 RANSAC 精匹配算法, 剔除误匹配点。**结果和结论** 该研究通过对比分析 SURF、ORB、SURF-ORB 这 3 种算法的配准结果、抗噪声能力及多模态配准能力, 验证了 SURF-ORB 算法具有较高的配准精度、配准速度和抗噪声能力。**文章的创新之处** 该研究首次将 SURF 和 ORB 两种算法进行结合并应用于脑部横断面图像。

【关键词】 图像配准; 特征提取; 脑部医学图像**【中图分类号】** TP391**【文献标志码】** A

文章编号: 1674-1242 (2023) 03-0226-09

Research on Brain Medical Image Registration Based on Feature Extraction

LUO Yawen, WANG Yuanjun

(Institute of Medical Imaging Technology, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

【Abstract】Objective Feature-based registration algorithms have significant advantages such as strong robustness and good pertinence, and is widely used in the field of image registration. However, the accuracy of such method is greatly affected by feature construction between images and environmental noise. This study aims to improve its shortcomings. **Methods** Based on SURF and ORB algorithms, the SURF-ORB algorithm is proposed. The Moving Image and the Fixed Image are divided into two parts for registration. In the registration process, the Harris response value of the image feature points extracted by SURF is first optimized, and the gray centroid method is used to determine the main direction of the feature points. Then, calculate the rBRIEF (rotated BRIEF) descriptor, and use the Hamming distance to match the feature points. Finally, RANSAC fine matching algorithm is added to eliminate false matching points. **Results and conclusion** In this study, the registration results, anti-noise ability and multimodal registration ability of SURF, ORB and SURF-ORB algorithms were compared and analyzed, and verified the high registration accuracy, registration speed and anti-noise ability of SURF-ORB algorithm. **The innovation of the article** The study first combines SURF and ORB algorithms and applies them to brain cross-sectional images.

【Key words】 Image Registration; Feature Extraction; Brain Medical Image

收稿日期: 2023-04-24

基金项目: 上海市自然科学基金 (18ZR1426900) 资助项目。

作者简介: 罗雅雯 (2000—), 女, 甘肃省兰州市人, 本科生, 已被录取为硕士研究生, 医学影像技术专业。

通信作者: 王远军, 男, 教授, 博士生导师, 电话 (Tel.): 021-55270702, E-mail: yjusst@126.com。

0 引言

在当前的临床环境中,医学成像的应用是很重要的一部分^[1-2],医学图像配准^[3-6]作为医学图像处理和析的关键环节,具有重要的理论研究和临床应用价值。根据图像采集方式,图像配准大致可以分为 3 种类型:多视图配准、多模态配准和多时相配准。在医学成像中,由于成像系统本身具有的非线性或摄像师视角的不同,得到的图像不可避免地会产生失真或畸变,此时需要进行多视图配准。在疾病诊断中,通常需要利用多种成像设备来获取更全面的信息,然后对不同来源的图像进行融合^[7-9],进一步分析得到多模态图像,而在对图像进行融合之前,最重要的就是对多模态图像进行配准,包括 MRI 中的 T1 和 T2 加权图像也被视为多模态。多时相配准则主要应用于医生对同一个患者疾病疗效和康复情况的评估。对结构较复杂的脑部图像而言,某些具有突发性的脑部疾病对成像和配准的速度有着较高的要求,如脑出血、脑肿瘤卒中等颅脑急症,需要对脑部横断面图像进行观察并找到病灶,且 MRI 可以提供比 CT 更高的诊断价值,此时需要一个同时具有配准速度和精度双重优势的算法。此外,脑部医学图像为刚性结构,有着比较稳定的内部特征,故本研究使用的基于特征的配准算法对脑部图像有着较好的适用性。

基于特征的图像配准算法可以追溯至 20 世纪末由 Lowe 等^[10,11]提出的尺度不变特征变换 (Scale-invariant Feature Transform, SIFT) 算法。由于该算法的特征点数量过多且计算速度较慢, Bay 等^[12]提出了加速健壮特征 (Speeded Up Robust Features, SURF) 算法,计算速度与鲁棒性大大提高。之后, Calonder^[13]将二进制字符串作为特征点,提出了特征周围信息提取 (Binary Robust Independent Elementary Features, BRIEF) 算法。在此基础上, Rublee 等^[14]提出了 ORB 算法,该算法结合了 FAST 角点检测算法,在提高配准速度的同时,提高了其旋转不变性和尺度不变性。近几年,基于特征的图像配准算法已经成为国内外研究的热点,许多学者针对算法的计算速度、复杂程度、配准精度、鲁棒性等进行了各种方式的改进^[15-21],但其中对脑部图像,尤其是脑部横断面图像的配准研究相对较少。

通过文献阅读和算法研究发现, SURF 算法有着较好的鲁棒性和较高的配准精度, ORB 算法在计算速度方面有压倒性优势,但在配准精度方面有诸多不足,

于是考虑将两种算法的优势进行结合,得到更好的新算法。本文将基于脑部医学图像,通过 Matlab 编程软件,对 SURF 和 ORB 两种算法展开研究。首先对两种算法进行原理阐述,再分析它们的图像配准结果,并针对它们的缺点进行改进,在两者的基础上进行结合,获得 SURF-ORB 算法,最后对 SURF-ORB 算法的配准精度、配准速度、抗噪声能力及多模态配准能力进行验证。

1 实验方法

对于脑部图像的配准,本实验尝试了多种基于特征点的图像配准算法,通过对各算法效果的对比和分析,发现 SURF 和 ORB 两种算法的特点十分显著,且优缺点互补,有结合的可能性。以下是对两种算法的配准结果分析、初步改进及两者结合的过程(图 1 以第一位受试者的脑部 MRI 的 T1 加权图像作为参考图像,该图像向右、向下分别平移 10 个像素的图像为待配准图像)。

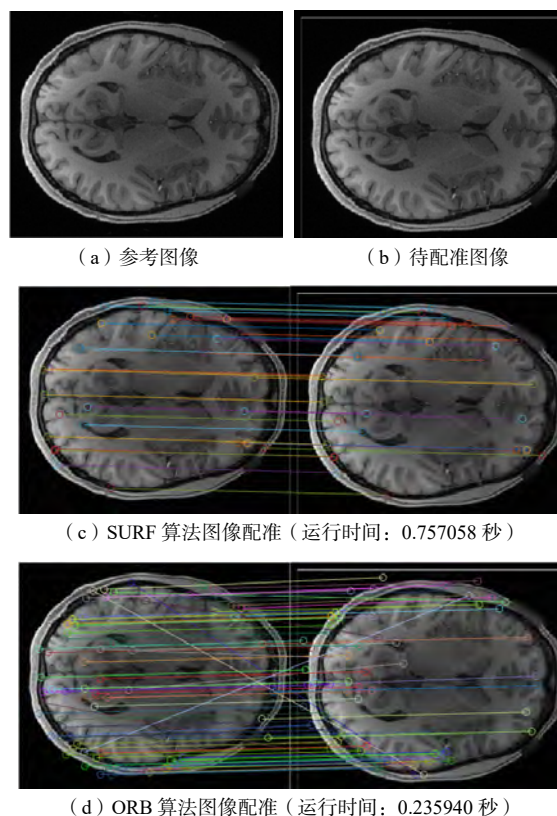


图 1 SURF、ORB 算法配准结果

Fig.1 SURF, ORB algorithm registration results

1.1 SURF、ORB 算法配准结果分析

由图 1 可以看出, SURF 算法配准精度较高,

几乎没有误匹配点，但是其配准速度相对较慢；ORB 算法配准效果较差，通过观察发现，由于人的大脑具有左右对称性，易使同侧特征点与对侧对称点之间形成匹配关系，造成误匹配，除去这部分误匹配点，其余基本能实现正确匹配，且在配准速度上，ORB 算法有很大优势。

1.2 改进后的 SURF、ORB 算法

SURF 算法配准精度高、速度较慢，故实验在不影响其配准精度的前提下，针对配准速度进行了参数调整，即增加初始采样步骤，并减少倍频程，为了保证其配准精度，选择了较为合适的参数。改进结果表明，算法速度有所提高，且精度并未降低（见图 2）。

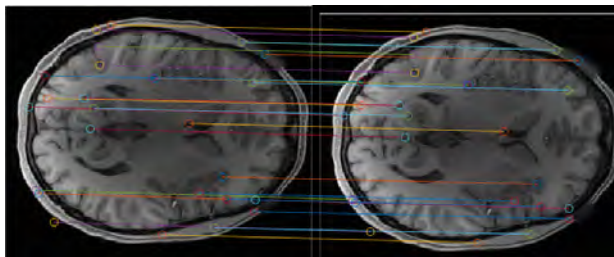


图 2 改进 SURF 算法图像配准（运行时间：0.536679 秒）
Fig.2 Improved SURF algorithm image registration
(Running time : 0.536679 seconds)

通过对图 1 (d) 的分析可以看出，导致 ORB 算法误差的主要原因是脑部对称性造成的误匹配，故实验将参考图像与待配准图像等分为上下两个部分，再分别进行匹配，其配准精度显著提高[见图 3(a)、(b)]，将这些特征点提取出，进行坐标变换后，导入原图。

改进结果表明，算法精度有所提高，且并未失去配准速度优势 [见图 3 (c)]。

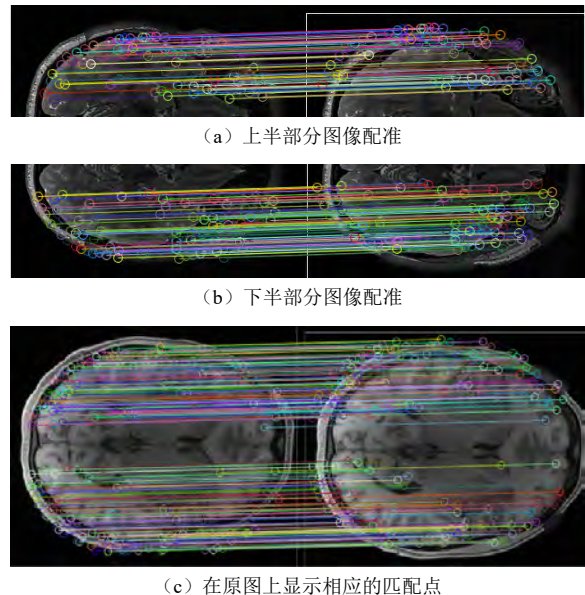


图 3 将两部分图像分别配准（运行时间：0.258230 秒）
Fig.3 Matches the two images registration
(Running time: 0.258230 seconds)

1.3 结合 SURF 和 ORB 的 SURF-ORB 算法

为了进一步提高算法的配准精度和配准速度，基于 SURF 算法和 ORB 算法优缺点的互补性，考虑在前两种改进的基础上，将两种算法进行结合，并加入 RANSAC 算法进行精匹配，旨在得到一种配准速度快且配准精度高的新算法——SURF-ORB 算法，其流程如图 4 所示。



图 4 SURF-ORB 算法流程
Fig.4 SURF-ORB algorithm flow

1.3.1 使用 SURF 获取图像中的特征点并调整参数

(1) 构建 Hessian 矩阵：构建 Hessian 矩阵的目的是生成图像稳定的边缘点（突变点），为后续的特征提取打好基础。

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (1)$$

设 $Tr(H)$ 和 $Det(H)$ 分别为 Hessian 矩阵的秩和行列

式值，若：

$$\begin{aligned} \frac{[Tr(H)]^2}{Det(H)} &\leq \frac{(r+1)^2}{r} \\ Tr(H) &= D_{xx} + D_{yy} \\ Det(H) &= D_{xx}D_{yy} - D_{xy}^2 \end{aligned} \quad (2)$$

当 Hessian 矩阵的特征判定式 $Det(H)$ 中取得局部的极大值时，可由式 (3) 近似计算：

$$\text{Det}(H) = D_{xx} \cdot D_{yy} - (0.9 \cdot D_{xy})^2 \quad (3)$$

式中, 加权系数 0.9 的作用是平衡盒式滤波器的近似而产生的误差。

(2) 构建尺度空间: 在 SURF 构建的尺度空间 (见图 5), 不同倍频程之间图像的大小一致, 使用的盒式滤波器尺寸逐渐增大; 同一倍频程不同层之间使用的盒式滤波器尺寸相同, 盒式滤波器模糊系数逐渐增大。



图 5 构建尺度空间

Fig.5 Constructing scale space

(3) 检测局部极值: 将经过 Hessian 矩阵处理的像素值与其三维邻域的 26 个像素值进行比较, 若该位置的值大于 (或小于) 这 26 个像素值, 则被检测为极值点。然后使用三维线性插值法提高特征点精度, 并设定一个阈值, 剔除对比度低和定位差的特征点 (见图 6)。

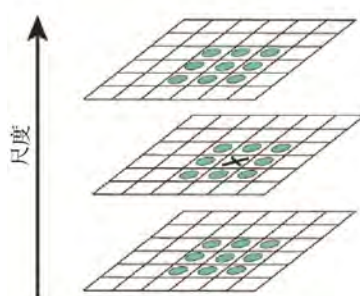


图 6 检测局部极值

Fig.6 Detection of local extremum

1.3.2 计算 Harris 响应值并优化特征点

计算每个特征点的 Harris 响应值, 并从中选择 N 个有最大响应值的点作为特征点集合。Harris 响应值的计算公式如式 (4) 所示:

$$R(x, y) = \sum_w [I(x_i, y_i) - I(x_i + \Delta x, y_i + \Delta y)]^2 \quad (4)$$

式中, (x_i, y_i) 是给定的位移, (x, y) 是窗口内的点。

1.3.3 使用灰度质心法确定特征点主方向

计算以特征点为圆心的圆形邻域内的灰度质心位置, 将从特征点位置到质心位置的方向作为特征点主方向 (见图 7), 其计算公式如式 (5) 所示。

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x, y)$$

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{10}} \right) \quad (5)$$

$$\theta = \arctan(m_{01}, m_{10})$$

式中, m_{pq} 为 $p+q$ 阶矩, C 表示质心位置, θ 表示特征点主方向。

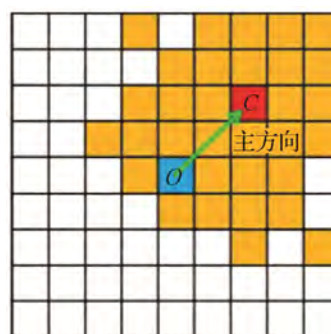


图 7 灰度质心法

Fig.7 Gray centroid method

1.3.4 生成 rBRIEF (旋转 BRIEF) 描述子

(1) 预平滑处理: 为去除图像中的高斯噪声, 使用高斯滤波器进行滤波处理。

(2) 选取点对: 定义一种大小为 $S \times S$ 邻域窗口中的测试 T 。

$$T(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } p(x) > p(y) \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $p(x)$ 、 $p(y)$ 是 x 、 y 处对应的像素值。以特征点为中心, 在 $S \times S$ 邻域窗口内随机选取 N 组点对, N 可取 128、256、512, 通常取 256, 使用 5 种几何采样模型选取随机点对, 如图 8 所示。其中, G I 为 x 、 y 方向平均分布采样; G II 为 x 、 y 均服从 $\text{Gauss}\left(0, \frac{1}{25} S^2\right)$

各向同性采样; G III 为 x 服从 $\text{Gauss}\left(0, \frac{1}{25} S^2\right)$, y 服从 $\text{Gauss}\left(0, \frac{1}{100} S^2\right)$ 采样; G IV 为 x 、 y 从网格中随机采样;

G V 为 x 选取 $(0,0)$, y 从网格中随机采样。图中一条线段的两个端点就是一组点对, 通常 G II 采样方式的结果比较好。

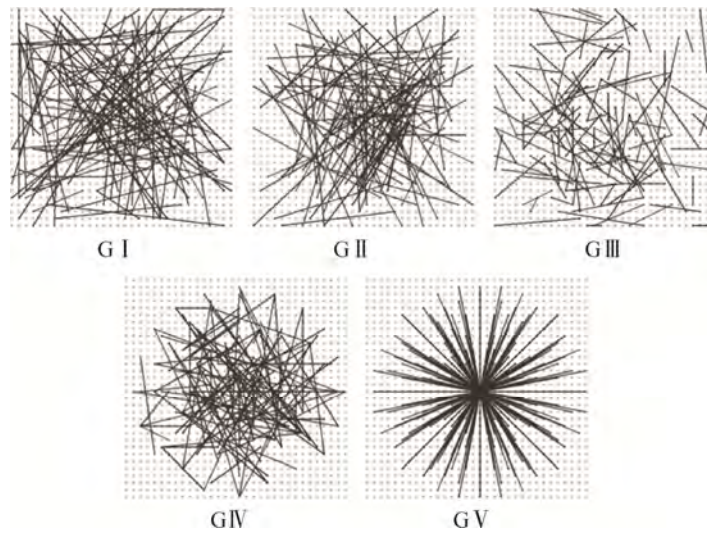


图 8 选取点对

Fig.8 Select point pairs

(3) 构建描述符：假设 x 、 y 是某个点对的两个端点，计算窗口内的每个点对的 $T(x, y)$ 值(见式 6)，即可生成 BRIEF 描述子。为使 BRIEF 在平面内保持旋转不变，在计算描述子时，以当前点为原点，

该点与取点区域质心的连线为 x 轴建立坐标系(见图 9)，该坐标系可以随图片的旋转而旋转，使描述子获得旋转不变性，该描述子为 rBRIEF 描述子。

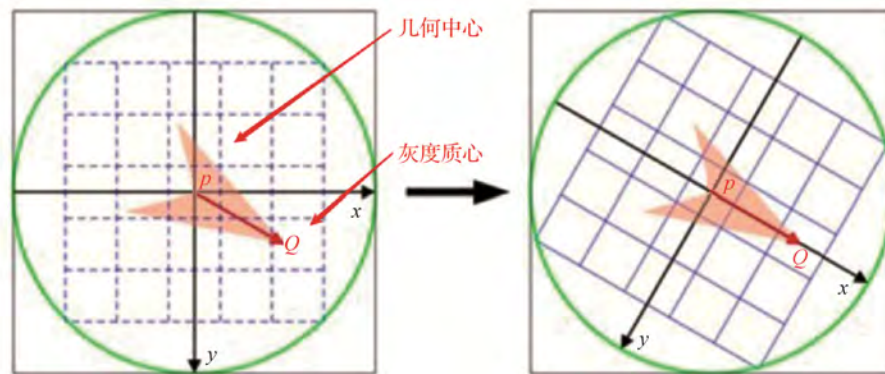


图 9 建立可旋转的坐标系

Fig.9 Establish a rotatable coordinate system

1.3.5 使用汉明距离匹配特征点

在生成 rBRIEF 描述子之后，将两幅图中的特征点进行匹配。ORB 算法通过计算两个特征点之间的汉明距离来确定匹配度。汉明距离是将一个字符串变换成另一个字符串所需要替换的字符个数，汉明距离越短，代表两个特征点的匹配度越好。

1.3.6 使用 RANSAC 进行精匹配

RANSAC 的全称是 Random Sample Consensus，即随机抽样一致算法，是一种在包含离群点在内的数

据集中，通过迭代的方式估计模型的参数。

2 实验结果

2.1 数据说明、参数设置、电脑设备环境

本实验所采用的数据来自共享 HCP 数据集 1 200 例健康受试者的脑部 MR 图像，该数据使用 4 种成像模式对年轻健康成人双胞胎和非双胞胎兄弟姐妹(年龄范围为 22 ~ 35 岁)进行高分辨率 3T 的 MR 扫描：结构图像(T1w 和 T2w)、静息状态功能磁共振成像(rfMRI)、任务功能磁共振成像(tfMRI)和

高角度分辨率扩散成像 (dMRI)。本实验使用的数据是结构图像 (T1w 和 T2w)，在 Matlab 2018a 运行环境下，将数据集中的三维图像转化为二维横断面切片图像，并选取其中 20 例样本同一层面的图像进行配准操作。对于最终得到的配准图像，本研究使用归一化互信息 (Normalize Mutual Information, NMI) 和相关系数 (Correlation Coefficient, CC) 对配准结果进行评估。

2.2 配准结果及评价

图 10 显示了第一位受试者脑部图像的配准结果，对选取 20 例样本的 T1 加权图像的同层面分别进行配准，并分别计算其 NMI、CC 及运行时间的平均值，如表 1 所示。由表 1 可以看出，在配准精度上，SURF-ORB 算法的效果优于其他算法；在配准速度上，ORB 算法效果最好，整体来看，SURF-ORB 算法同时拥有配准精度和配准速度的优势。

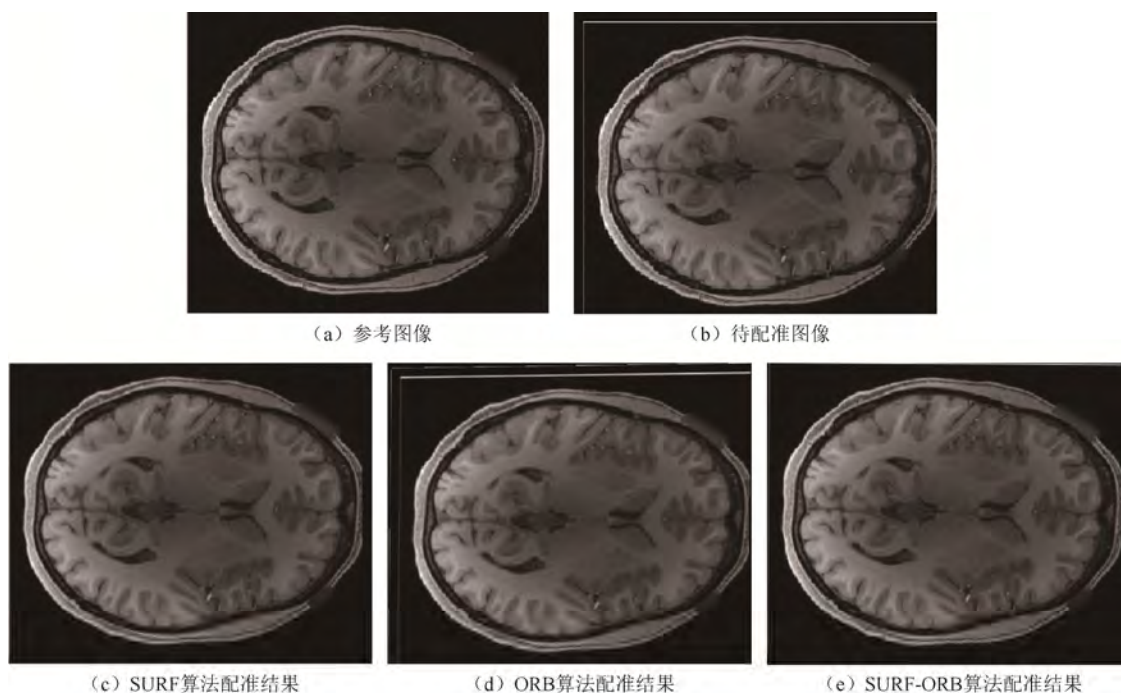


图 10 配准结果

Fig.10 Registration results

表 1 配准结果

Tab.1 Registration results

方法	NMI	CC	运行时间/s
SURF 算法	1.954 2	0.909 2	0.736 461
ORB 算法	1.508 5	0.566 0	0.235 940
SURF-ORB 算法	2.081 9	0.936 7	0.347 816

2.3 抗噪声能力测试

椒盐噪声是 MRI 图像形成过程中最常见的噪声之一，但由于 MRI 图像是由高斯噪声污染的实部图像和虚部图像经取模运算而得到的模图像，该模图像不再是简单的加性高斯噪声，而是与信号相关的莱斯 (Rician) 噪声^[22]，故本实验在待配准图像中分别添加

方差 σ 为 0.05 的莱斯噪声和椒盐噪声，再进行配准操作，并对配准结果进行评价。图 11 显示了第一位受试者脑部图像在加入两种噪声后的配准结果，对选取的 20 例样本分别进行相同的操作，并计算配准图像的 NMI、CC 平均值，如表 2 所示。从表 2 可以看出，无论是加入高斯噪声还是加入椒盐噪声，SURF-ORB 算

法抗噪声能力均较强，SURF 算法次之，ORB 算法对噪声比较敏感。

2.4 多模态图像配准测试

在临床诊断中通常会将多模态图像进行配准，实验中将 20 位受试者同一层面的 T1w、T2w 图像进行配准，其中 T1w 图像为参考图像，T2w 图像分别向下、向右平

移 10 个像素的图像为待配准图像，并对配准结果进行评价。图 12 显示了第一位受试者 T1、T2 图像的配准结果，对选取的 20 例样本分别进行相同的操作，并分别计算多模态配准图像的 NMI、CC 平均值，如表 3 所示。从表 3 可以看出，对于多模态图像的配准，SURF-ORB 算法与 SURF 算法的配准精度均较高，ORB 算法相对较差。

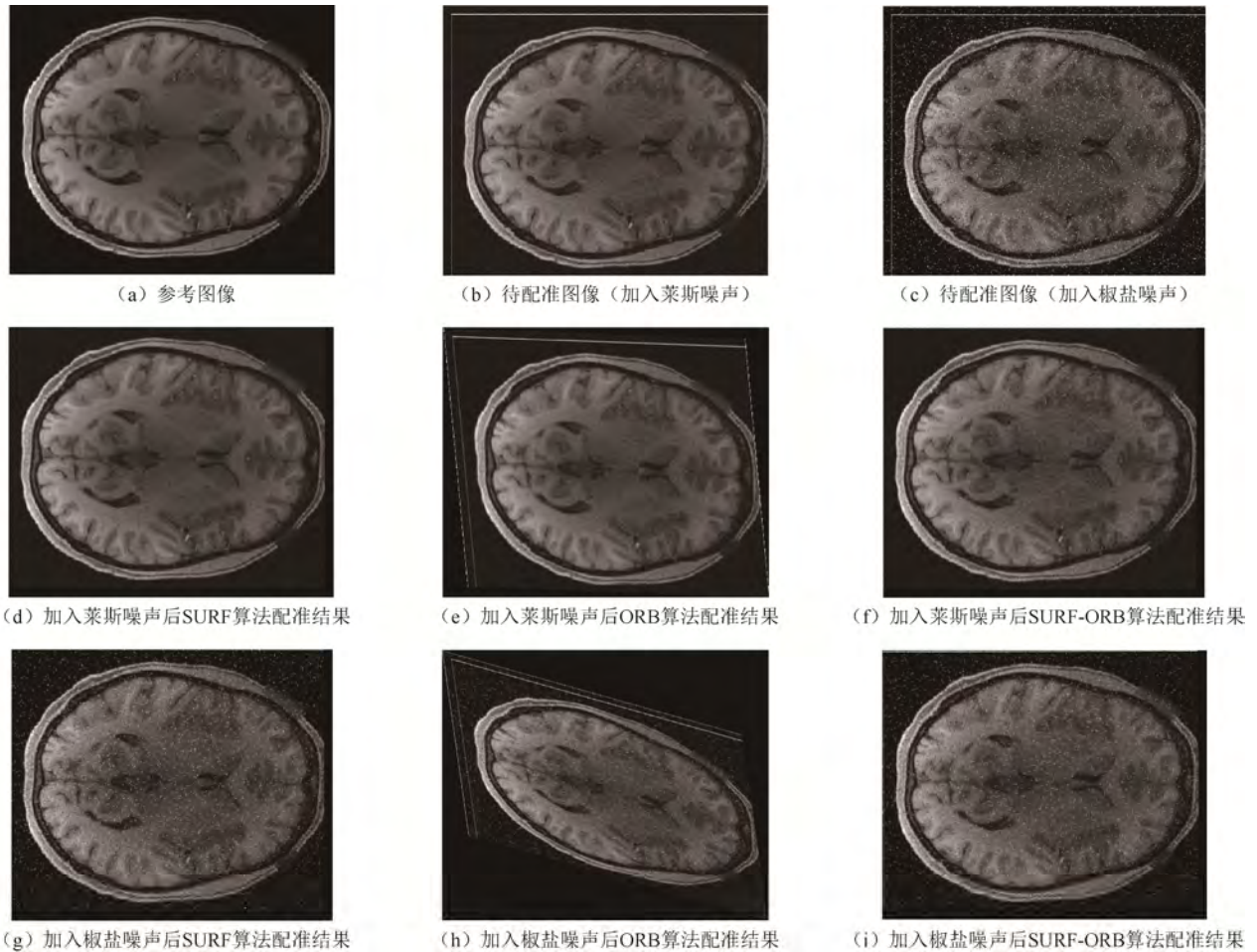


图 11 抗噪声能力测试结果

Fig.11 Anti-noise ability test results

表 2 抗噪声能力测试结果

Tab.2 Anti-noise ability test results

	方法	NMI	CC
莱斯噪声	SURF 算法	1.755 0	0.769 2
	ORB 算法	1.539 8	0.490 5
	SURF-ORB 算法	1.761 5	0.803 5
椒盐噪声	SURF 算法	1.787 1	0.792 1
	ORB 算法	1.478 4	0.463 2
	SURF-ORB 算法	1.789 6	0.805 7

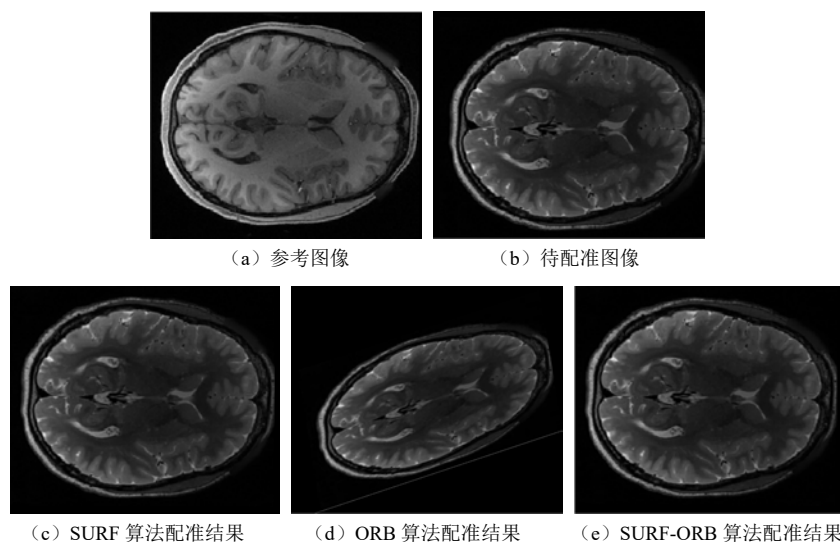


图 12 多模态配准测试结果

Fig.12 Multimodal registration test results

表 3 多模态配准测试结果

Tab.3 Multimodal registration test results

方法	NMI	CC
SURF 算法	1.554 1	0.603 6
ORB 算法	1.220 3	0.379 4
SURF-ORB 算法	1.584 3	0.592 7

3 结论与展望

本文通过分析传统算法的脑部图像配准结果，就算法运行层面提出了两个算法的改进方案，并在此基础上添加了RANSAC算法，提出了SURF-ORB算法。通过实验对比分析，最终得出结论：本文提出的SURF-ORB算法具有较高的配准精度、配准速度和抗噪声能力，对于多模态配准的精度也较高。同时，实验中也存在不足之处，由于SURF算法提取特征点的速度较慢，加入循环后，配准时间是原来的两倍，所以SURF-ORB算法在配准速度上还需要进一步加强。此外，由于数据收集的局限性，未能采集到同一受试者不同时间的MRI图像数据，无法进行多时相配准实验。

参考文献

- ONGHYE W J P S, DAMINI D, *et al.* Geometric feature-based multimodal image registration of contrast-enhanced cardiac CT with gated myocardial perfusion SPECT[J]. *Medical Physics*, 2009, 36(12): 5467-5479.
- PRADHAN S, PATRA D, SINGH A. Image registration of medical images using ripple transform[C]. Proceedings of International Conference on Computer Vision and Image Processing, Singapore, 2017, 487-494.
- PLUIM J P W, FITZPATRICK J M. Image registration[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(11): 1341-1343.
- BARBARA Z, JAN F. Image registration methods: a survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000.
- SHAMS R, SADEGHI P, KENNEDY R A, *et al.* A survey of medical image registration on multicore and the GPU[J]. *Signal Processing Magazine IEEE*, 2010, 27(2): 50-60.
- ALI G, NASSER K, SENIOR M, *et al.* Brain functional localization: a survey of image registration techniques[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, 26(4): 427-451.
- YIN H T. Tensor sparse representation for 3-D medical Image fusion using weighted average rule[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018, 65(11): 2622-2633.
- WEI C Y, ZHOU B Y, GUO W. Multi-focus image fusion based on nonsubsampling compactly supported shearlet transform[J]. *Multimedia Tools & Applications*, 2017, 77(16): 1-32.
- BULENT A, MINH D, CHIMAN K, *et al.* A novel utilization of image registration techniques to process mastcam images in mars rover with applications to image fusion, pixel clustering, and anomaly detection[J]. *Selected Topics in Applied Earth Observations and*

- Remote Sensing**, 2017, 10(10): 4553-4564.
- [10] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]. International Conference on Computer Vision, 1999, 9(2): 1150-1157.
- [11] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. **International Journal of Computer Vision**, 2004, 60(2): 91-110.
- [12] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: speeded up robust features[C]. European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer Verlag, 2006: 404-417.
- [13] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, *et al.* BRIEF: binary robust independent elementary features[C]. European Conference on Computer Vision, 2010: 778-792.
- [14] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, *et al.* ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]. International Conference on Computer Vision, 2011: 2564-2571.
- [15] ZHANG T, ZHAO R, CHEN Z S. Application of migration image registration algorithm based on improved SURF in remote sensing image mosaic[J]. **IEEE ACCESS**, 2020, 8: 163637-163645.
- [16] LI A, JIANG W, YUAN W, *et al.* An improved FAST+SURF fast matching algorithm[J]. **Procedia Computer Science**, 2017, 107: 306-312.
- [17] VINAY A, AVANI S, *et al.* Feature extraction using ORB-RANSAC for face recognition[J]. **Procedia Computer Science**, 2015, 70: 174-184.
- [18] 袁丽英, 刘佳, 王飞越. 基于 SURF 的图像配准改进算法[J]. **探测与控制学报**, 2020, 42 (2): 65-70, 78.
- YUAN Liying, LIU Jia, WANG Feiyue. An improved algorithm of SURF image registration[J]. **Journal of Detection & Control**, 2020, 42(2): 65-70, 78.
- [19] 尚明珠, 王克朝. 一种基于 SURF 和 BRIEF 的图像配准算法[J]. **微电子学与计算机**, 2020, 37 (10): 59-63.
- SHANG Mingshu, Wang Kechao. A image registration method based on SURF and BRIEF[J]. **Microelectronics & Computer**, 2020, 37(10): 59-63.
- [20] 樊彦国, 柴江龙, 许明明, 等. 基于 ORB 与 RANSAC 融合改进的图像配准[J]. **光学精密工程**, 2019, 27 (3): 702-717.
- FAN Yanguo, CHAI Jianglong, XU Mingming, *et al.* Improved fast image registration algorithm based on ORB and RANSAC fusion[J]. **Optics and Precision Engineering**, 2019, 27(3): 702-717.
- [21] 单宝明, 胥喜龙. 一种结合 ORB 算法的 SIFT 图像配准算法[J]. **工业仪表与自动化装置**, 2017 (2): 27-30+34.
- SHAN Baoming, XU Xilong. A SIFT image registration algorithm combined with ORB algorithm[J]. **Industrial Instrumentation & Automation**: 2017(2): 27-30+34.
- [22] YI S. Estimation of diffusion tensor and its relevant technical research based on DT-MRI[D]. Changsha: Central South University, 2011.