

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)12-1762-07

论文索引信息: 丁莹, 李文辉, 范静涛, 杨华民. 基于多尺度 Harris 角点 SAM 的医学图像配准算法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(12): 1762-1768

基于多尺度 Harris 角点 SAM 的医学图像配准算法

丁莹^{1),2)}, 李文辉¹⁾, 范静涛²⁾, 杨华民²⁾

¹⁾ (吉林大学计算机科学与技术学院, 长春 130012) ²⁾ (长春理工大学计算机科学技术学院, 长春 130022)

摘要: 为满足医学图像配准对多分辨率、高配准率、低时耗率的高要求, 提出了一种新颖的基于多尺度 Harris 角点方根-算术均值距离 (SAM) 的配准算法。该算法通过对图像进行小波多尺度边缘检测和多尺度 Harris 角点检测, 首先得到了估计变换参数; 然后利用角点间的 SAM 作为相似性测度函数来获得最佳匹配点对, 并通过最小二乘得到最终配准参数。实验表明, 算法可实现含噪声图像以及不同分辨率的多模医学图像的配准, 由于算法只对角点匹配, 无须最优搜索, 从而不仅大大减少了计算量, 而且避免了陷入局部极值的情况。最后, 通过 3 类实验验证了算法的可行性和鲁棒性。

关键词: 图像配准; 多尺度; Harris 角点; 方根-算术均值距离

Medical image registration algorithm based on the SAM of multi-scale Harris corner

DING Ying^{1),2)}, LI Wenhui¹⁾, FAN Jingtao²⁾, YANG Huamin²⁾

¹⁾ (College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012)

²⁾ (College of Computer Science and Technology Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022)

Abstract: Registration of multi-resolution, multi-source images is a difficult task. This paper proposes a novel registration algorithm based on SAM (square root arithmetic mean divergence) information of multi-scale Harris corners (CSAM for short). In this algorithm, the estimated transform parameters are obtained by extracting a multi-scale contour and detecting multi-scale Harris corner. Then CSAM is used as similarity measure function, and several optimized match points are obtained. The final registration parameters can be acquired by using least squares method. Registration of medical images with noise and multi-resolutions can be realized by this algorithm, calculation time is reduced and local extremum can be avoided due to reduce matching corner points which need not optimal search. Finally, experimental results show that this algorithm has the advantages such as high precision, high speed and good robust.

Keywords: image registration; multi-scale; Harris corner; square root arithmetic mean divergence (SAM)

0 引言

医学图像可以提供病灶区域或器官的大小、形状、空间关系等详细信息。但临床应用中, 单模态图

像往往不能为医生提供足够信息, 需要通过配准将不同模态的图像融合在一起, 来得到更丰富的信息。以便医生通过多模图像可以更方便了解病灶区域或器官的综合情况, 进而做出准确的诊断或制订出合适的治疗方案。图像配准对临床诊断和治疗具有重

基金项目: 国家高技术研究发展计划 (863) 项目 (2008AA10Z224); 教育部博士点基金项目 (20060183042); 国家自然科学基金项目 (69883004, 60573182); 吉林省科技发展计划项目 (20060527)。

收稿日期: 2009-06-08; **改回日期:** 2009-09-24

第一作者简介: 丁莹 (1983—), 女, 博士研究生。主要研究方向为图像处理、计算机视觉、机器学习等。E-mail: dingying@cust.edu.cn。

要意义,目前也成为生物医学工程研究的热点和难点^[1-10],例如,配准来自于不同采集设备的图像;如何监测不同时间组织的大小、形状和灰度的变化;在图像指导手术中,如何将预手术图像、手术计划与手术室病人关联起来;如何将病人病灶的解剖图和标准解剖图关联起来等。

自 1995 年,Viola 等人发表了将互信息用于多模图像配准的文章后^[1-2],互信息作为相似性测度成为研究热点。为了克服互信息仅反映图像 1 维信息,且计算量大、稳健性差等缺点,许多学者对其进行了改进,Studholme 等人提出了归一化的互信息量方法^[3],Pluim 等人提出了将互信息量与图像梯度相结合的方法^[4-5],卢振泰等人用共生互信息取代互信息的方法^[6],张二虎等人将互信息相似性测度引入到点配准算法中^[7],但这些方法不但对噪声敏感,且在图像分辨率不同时,误差较大。

针对医学图像配准对多分辨率^[8]、高配准率、低时耗率的高要求,本文介绍了一种新的配准算法——多尺度 Harris 角点方根-算术均值距离 (SAM) 的配准算法,同时将用于图像检索、识别的局部不变性点^[9-10]引入到医学图像配准领域。由于角点具有易于提取,且不受图像间平移、旋转、亮度变化等干扰的特点,因此,本文算法具有以下特点:1)在特征点提取过程中,使用多尺度 Harris 角点检测算子来提高匹配点对的重复率;2)通过聚类 and SAM 信息对候选匹配点对的角度、尺度和位置特征进行迭代筛选来得到稳定点对;3)在参数求解过程中,只对稳定角点对进行匹配处理,不仅大大减少了计算量,且无需进行最优搜索,并避免了陷入局部极值的情况。

1 基于特征的图像配准算法

基于特征的图像配准算法是指对于不同特性的图像,选择易于提取,且有代表性的特征作为依据,进行配准的方法;与利用图像灰度信息进行图像配准的算法相比,具有以下突出优点:1)由于图像的特征点比图像的像素点少很多,因此,可以大大减少匹配过程的计算量;2)由于特征点的匹配度量值对位置变化比较敏感,因此,可以大大提高匹配的精度。基于特征的图像配准的基本原理如图 1 所示。

设参考图像为 $I(x,y)$,浮动图像为 $\tilde{I}(\tilde{x},\tilde{y})$,其中, $(x,y) \in F, (\tilde{x},\tilde{y}) \in \tilde{F}$,而 $F, \tilde{F}$ 分别表示参考图

像和浮动图像的特征点集合。定义相似性测度函数 S 为

$$S(T) = S(I(x,y),T(\tilde{I}(\tilde{x},\tilde{y}))) \tag{1}$$

式中, T 为空间变换。配准过程可归结为寻求最佳空间变换 $\hat{T}$ 的过程: $\hat{T} = \arg \max_T S(T)$,即浮动图像经变换 $\hat{T}$ 后与参考图像的相似性测度函数值达到最大。

由图 1 以及求解方法可见,特征点的提取过程直接影响配准结果,而特征点选择最大的缺点是对噪声敏感;并且不同分辨率图像的部分特征点容易产生漂移。

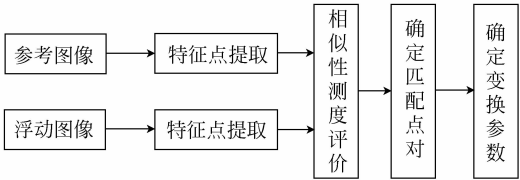


图 1 基于特征的图像配准算法流程图
Fig.1 Algorithm flow chart

2 基于多尺度 Harris 角点 SAM 配准算法

基于多尺度 Harris 角点 SAM 的配准算法是针对基于特征的图像配准算法的不足,提出的一种新算法,其实现的基本步骤如图 2 所示,即首先利用小波多尺度积提取图像边缘信息;然后,引入多尺度 Harris 角点检测算子提取角点信息;接着通过估计变换参数和定义相似性测度函数来确定最佳匹配点对;最后利用最小二乘求解变换参数。

该算法具有以下优点:1)将具有局部不变性的 Harris 角点及匹配过程应用到医学图像配准中,提高了配准的精度和速度;2)使用小波多尺度积边缘检测,可消除噪声对特征点提取的干扰;3)引入角点的尺度空间表示,实现了多分辨率图像间的配准。

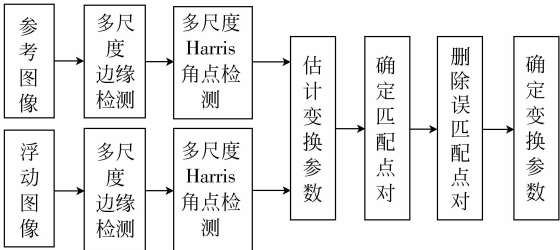


图 2 改进的算法流程图
Fig.2 Advanced algorithm flow chart

2.1 多尺度边缘检测算法

本文采用小波多尺度积边缘检测算法,从能量上区分边缘点和噪声。算法的基本思想是:对任意点,沿梯度方向,先利用边缘检测算子检测该点在不同尺度下模极大值的变换情况;然后通过阈值综合选取来得到最终的边缘图像。小波变换多尺度积的定义和边缘点多尺度积的性质如下:

定义 1 对 $f(\mathbf{x})$ 做 J 级小波变换,则在点 $\mathbf{x}$ 的 1 维多尺度积 $p_k(\mathbf{x}) = \prod_{j=0}^J W_{2^j} f(\mathbf{x})$ 。

定义 2 对 $f(x, y)$ 做 J 级小波变换,在点 (x, y) 处关于 x 和 y 方向上 2 维多尺度积分别表示为

$$p_{2^j}^x(x, y) = \prod_{j=0}^J W_{2^j}^x f(x, y)$$

$$p_{2^j}^y(x, y) = \prod_{j=0}^J W_{2^j}^y f(x, y)$$

性质 1 边缘点级数 J 为偶数的多尺度积为正,当 $J=2n$ 时, $p_J(p_{\text{edge}}) > 0$ 。

性质 2 随着 J 的增大, $p_J(\mathbf{e}) \gg p_J(\mathbf{n})$ 。

分析该性质发现,多尺度乘积在提取特征点的过程中,不仅能消除噪声对特征点位置的影响,而且对特征点方向进行了有效保留,从而较好地解决了噪声和定位精度之间的矛盾。

2.2 多尺度 Harris 角点检测算法

角点是物体轮廓线上曲率的局部极大点。由于图像中的角点数目少,且对掌握物体形状特征具有决定作用,因此,角点是可保证配准速度和提高配准精度的特征之一。文献[11]对多种角点检测算子进行了比较,证明 Harris 角点检测算子是最稳定的。特别地,当参考图像和浮动图像分辨率不同,图像尺度变化很大时,使用 Harris 角点检测算子有助于寻找特征点间的关系,并可提高特征点的重复率。因此,本文利用多尺度 Harris 角点检测的尺度空间来表示不同尺度间特征点的关系。

设参考图像为 I ,浮动图像为 $\tilde{I}$,则角点检测算法如下:

1) 计算图像 I 在 x 和 y 方向的偏导 I_x 和 I_y ,可以通过和高斯核函数 $G(x, y, \sigma)$ 进行卷积得到: $I_x(x, y, \sigma) = I(x, y) * G_x(x, y, \sigma)$, $I_y(x, y, \sigma) = I(x, y) * G_y(x, y, \sigma)$, $I_x I_y(x, y, \sigma) = I_x(x, y, \sigma) * I_y(x, y, \sigma)$ 。

2) 构造自相关矩阵 $M(x, y, \sigma, \tilde{\sigma})$ 。此矩阵将一个高斯核函数 $G(x, y, \sigma)$ 作为加权通过与原

Harris 的自相关矩阵 $Q(x, y, \sigma)$ 进行卷积得到,即 $M(x, y, \sigma, \tilde{\sigma}) = G(x, y, \tilde{\sigma}) * Q(x, y, \sigma) =$

$$\begin{bmatrix} G(x, y, \tilde{\sigma}) \times I_x^2(x, y, \sigma) & G(x, y, \tilde{\sigma}) \times I_x I_y(x, y, \sigma) \\ G(x, y, \tilde{\sigma}) \times I_x I_y(x, y, \sigma) & G(x, y, \tilde{\sigma}) \times I_y^2(x, y, \sigma) \end{bmatrix} \quad (2)$$

3) 如果矩阵 M 有两个特征值,则可用下式求取矩阵的行列式值和矩阵的迹。

$$C(x, y) = \det(M(x, y)) - \alpha \times \text{tr}(M(x, y)) \quad (3)$$

其中, α 是一个固定参数,一般取 0.4。如果 $C(x, y) > T$, T 是阈值,则可以确定 (x, y) 即为一个角点。

同理,图像 $\tilde{I}$ 也可按照上述步骤计算角点。但是,由于图像 I 和 $\tilde{I}$ 的尺度不同,因此必须根据自相关矩阵求得 σ 和 $\tilde{\sigma}$, C 和 $\tilde{C}$ 的关系。这样,才能对求得的图像 I 和 $\tilde{I}$ 的角点进行匹配,并确保在高斯尺度空间,能减小尺度变化中由于因果性所带来的含糊性,以提高角点的重复率。

令图像 I 和 $\tilde{I}$ 的像素坐标关系为 $\tilde{\mathbf{x}} = h\mathbf{R}\mathbf{x} + \mathbf{t}$, 且 $S(I(\mathbf{x}), \tilde{I}(\tilde{\mathbf{x}}))$ 最大,在图像 $\tilde{I}$ 和 I 的自相关矩阵中,采用 $\tilde{\sigma} = h\tilde{\sigma}$, 则

$$\begin{pmatrix} \tilde{I}_u \\ \tilde{I}_v \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{d\tilde{u}}{du} & \frac{d\tilde{v}}{du} \\ \frac{d\tilde{u}}{dv} & \frac{d\tilde{v}}{dv} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \tilde{I}_u \\ \tilde{I}_v \end{pmatrix} = h \mathbf{R}^T \begin{pmatrix} \tilde{I}_u \\ \tilde{I}_v \end{pmatrix} \quad (4)$$

由此得到

$$Q(\mathbf{x}, \sigma) = \begin{pmatrix} I_u & I_v \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_u & I_v \end{pmatrix}^T = h^2 \mathbf{R}^T \tilde{Q}(\tilde{\mathbf{x}}, \tilde{\sigma}) \mathbf{R} \quad (5)$$

$$M(\mathbf{x}, \sigma, \tilde{\sigma}) = G(\mathbf{x}, \tilde{\sigma}) * Q(\mathbf{x}, \sigma) =$$

$$\int_U \int_V Q(U, V) G(U - u, V - v, \tilde{\sigma}) dU dV =$$

$$h^2 \mathbf{R}^T \left(\int_{\tilde{U}} \int_{\tilde{V}} \tilde{Q}(\tilde{U}, \tilde{V}) G(\tilde{U} - \tilde{u}, \tilde{V} - \tilde{v}, h\tilde{\sigma}) d\tilde{U} d\tilde{V} \right) \mathbf{R} =$$

$$h^2 \mathbf{R}^T M(\tilde{\mathbf{x}}, \sigma, \tilde{\sigma}) \mathbf{R} \quad (6)$$

上式说明,如果在图像 I 和 $\tilde{I}$ 的自相关矩阵中,采用 $\tilde{\sigma} = h\tilde{\sigma}$, 则角点检测必须满足 $\tilde{C} = C/h^4$, 图像的分辨率随尺度的增加而减小,即 $s = 1/h$; 若图像 I 的角点检测算子满足 $C > T$, 则当尺度因子为 s 时, 图像 I_s 角点检测算子必须满足 $s^4 C_s > T$ 。

2.3 相似性测度的定义及误匹配点对的删除

2.3.1 角点对 SAM 的定义

设参考图像 I 和浮动图像 $\tilde{I}$ 提取的角点集分别为 $C_I = \{ \mathbf{p}_i = (p_x, p_y) \}_{i=1,2,\dots,N_1}$ 和 $C_{\tilde{I}} = \{ \mathbf{q}_j =$

$(q_x^j, q_y^j) \}_{j=1,2,\dots,N_2}, N_1, N_2$ 分别为两集合中的角点数目,利用 2.2 节中的方法,先计算得到尺度和方向等初步参数,然后对浮动图像进行相应变换,即得到图像 $\hat{I}$ 。

文献[12-13]中提出了基于均值不等式的均值距离测度,并通过实验对函数曲线、配准精度、计算时间和收敛性能等方面进行了综合的比较和分析,本文选择精度高、速度快、鲁棒性好的 SAM 测度方法来匹配角点对。

定义 3 角点对 (p_i, q_j) 的方根-算术均值距离 (CSAM) 定义为

$$CSAM(p_i, q_j) = SAM(I(x, y), \hat{I}(x, y)) = \sum_{p_i, q_j} \sqrt{\frac{P_{p_i, q_j}^2 + (P_{p_i} P_{q_j})^2}{2}} - 1 \quad (7)$$

其中, P_{p_i} 为角点 p_i 的灰度级在集合 C_I 中出现的概率, P_{q_j} 为角点 q_j 的灰度级在集合 C_I 中出现的概率, P_{p_i, q_j} 为角点对 (p_i, q_j) 的联合概率。本文将 CSAM 作为相似性测度函数。

2.3.2 匹配角点对的定义及误匹配点对的判断

定义 4 对浮动图像 $\hat{I}$ 中的角点 q_j , 参考图像 I 的角点集合 C_I 中的角点 p , 当且仅当满足如下条件时:

$$1) CSAM(p, q_j) = \max_{p_i \in C_I} CSAM(p_i, q_j);$$

$$2) CSAM(p, q_j) > T, T \text{ 为阈值};$$

则称 $\{p \leftrightarrow q_j\}$ 为匹配点对。

为减少计算量和提高配准精度,以及消除误匹配点对的干扰,本文提出了误匹配点对判断法则如下:

1) 定义候选匹配点间匹配权值向量 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, 并将其初始化为 0;

2) 计算点 p_i 到点 p_j 的欧氏距离 $d_{i,j}^p = \sqrt{(p_x^i - p_x^j)^2 + (p_y^i - p_y^j)^2}$ 以及点 q_i 到点 q_j 的欧氏距离 $d_{i,j}^q = \sqrt{(q_x^i - q_x^j)^2 + (q_y^i - q_y^j)^2}$;

3) 若候选匹配点对 (p_i, q_i) 与 (p_j, q_j) 使得 $|d_{i,j}^p - d_{i,j}^q| < \varepsilon$, 则: $w_i = w_i + \min(d_{i,j}^p/d_{i,j}^q, d_{i,j}^q/d_{i,j}^p)$, $w_j = w_j + \min(d_{i,j}^p/d_{i,j}^q, d_{i,j}^q/d_{i,j}^p)$;

4) 若 $w_i < \alpha$ (α 为阈值), 删除匹配点对 (p_i, q_i) 。

此算法共需要进行 $n(n-1)/2$ 次运算,即可确定真正的匹配点对,该普通的概率松弛方法简单有效。

利用挑选的最佳匹配点,通过最小二乘求解尺度、方向等变换参数来进行浮动图像和参考图像的配准,可大大减少计算量。

3 实验结果及分析

为了验证本文基于多尺度 Harris 角点 SAM 的配准算法的可行性、高效性与鲁棒性,在 Pentium IV2.8 GHz、内存 512 M 的 PC 机上,分别进行了如下 4 类实验,实验数据由吉林大学第二医院和 BrainWeb^[14] 提供。

实验 1 模拟同一部位,不同时刻拍摄图像的配准。

设图 3 为参考图像,先对图 3 分别进行平移和旋转得到图 4 和图 5,用以模拟浮动图像;然后将浮动图像与参考图像进行配准实验,图 6(a)~(c) 依次为图 3—图 5 的概率分布曲线,图 7 为图 3—图 5 之间的相关性仿真。大量实验表明:1) 待配准图像的大量信息都存在于图像的轮廓和特征点中,配准前,需进行图像预处理先得到源图像的轮廓图(如图 3(b)、图 4(b)、图 5(b)所示)和轮廓角点(如图 3(c)、图 4(c)、图 5(c)所示);2) 利用匹配角点对的定义和误匹配点对判断法则,可以大大减少配准参数求解的运算量,统计实验结果表明,本文方法所得的匹配点对与单纯使用角点匹配所得的匹配点对约有 93% 相同(如图 7 所示)。实验结果验证了角点匹配可提高配准速度,而不降低配准精度的特性。本文使用图 4(d)、图 5(d)与图 3(d)进行配

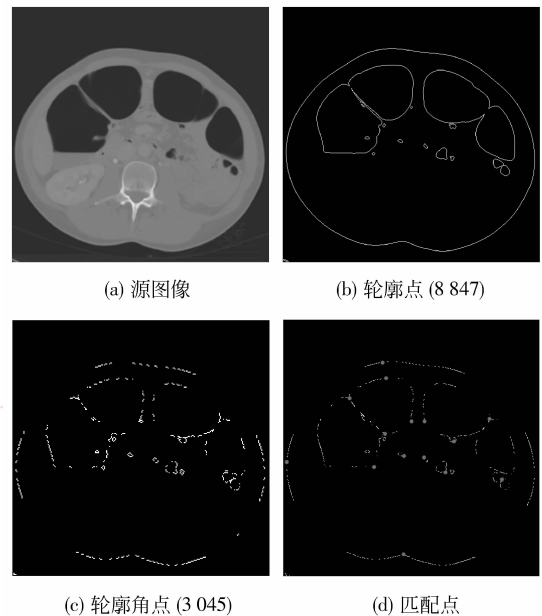


图 3 参考图像

Fig.3 Reference image

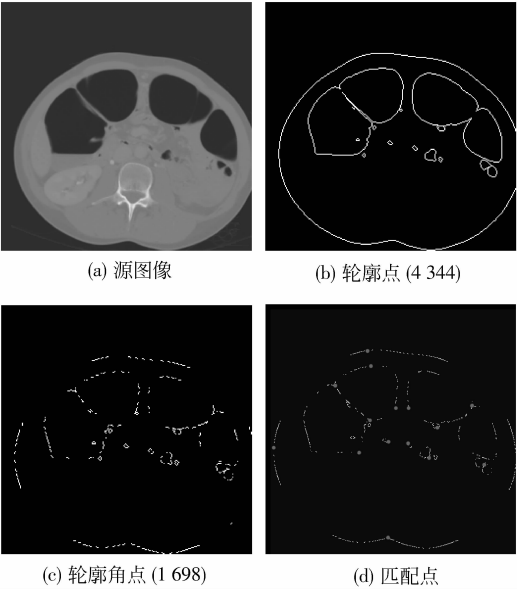


图 4 浮动图像 (图 3(a)) 平移 $\Delta x = 10, \Delta y = 10$
Fig. 4 Floating image (remove $\Delta x = 10, \Delta y = 10$)

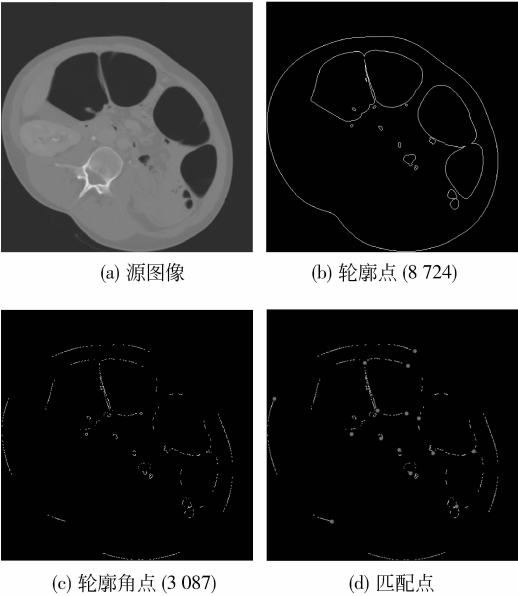


图 5 浮动图像 (图 3(a)) 顺时针旋转 30°
Fig. 5 Floating image (clockwise rotate 30 degree)

准,选取 CSAM 最大的 15 个点来求解图 4(a)、图 5(a)与图 3(a)的配准参数,所得参数与经典的互信息 (MI) 算法进行比较,两次实验结果分别记为实验 1(a)、实验 1(b) (如表 1 所示)。本文使用下式所述均方误差来衡量配准精度:

$$\varepsilon = \frac{\sum_{m,n} (I(m,n) - T(\hat{I}(m,n)))^2}{\sum_{m,n} 1} \quad (8)$$

其中, T 为由配准参数得到的变换矩阵, $I(m,n)$ 表示参考图像 I 中点 (m,n) 的像素值, $\hat{I}$ 为浮动图像, $T(\hat{I}(m,n))$ 表示浮动图像 $\hat{I}$ 经 T 变换所得图像中点 (m,n) 的像素值。

表 1 配准结果比较表
Tab. 1 The comparable of registration result

	算法	$\Delta x(\text{mm})$	$\Delta y(\text{mm})$	$\theta(^{\circ})$	尺度	t/s	ε
实验 1(a)	MI	10.868 3	10.615 8	2.087 2	0.919 6	35.04	0.09
	CSAM	10.314 8	10.007 5	0.210 9	1.001 2	19.02	0.04
实验 1(b)	MI	0.821 9	0.622 6	32.054 5	1.135 2	36.11	0.14
	CSAM	0.808 1	0.501 2	30.29	0.993 7	19.56	0.07

注:表中数据为 50 次实验的平均值。

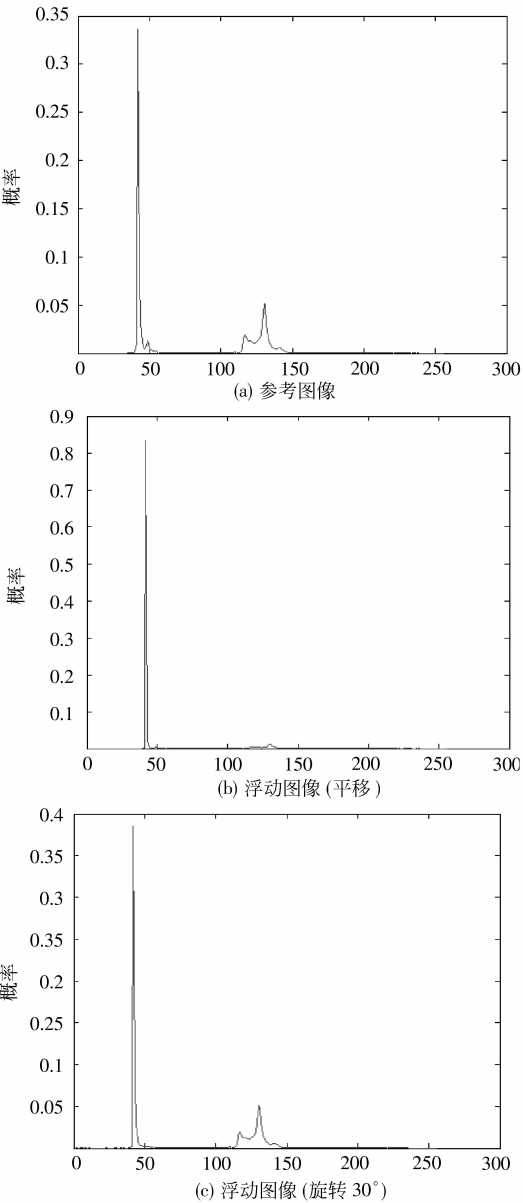


图 6 概率分布图

Fig. 6 Probability distribution curve

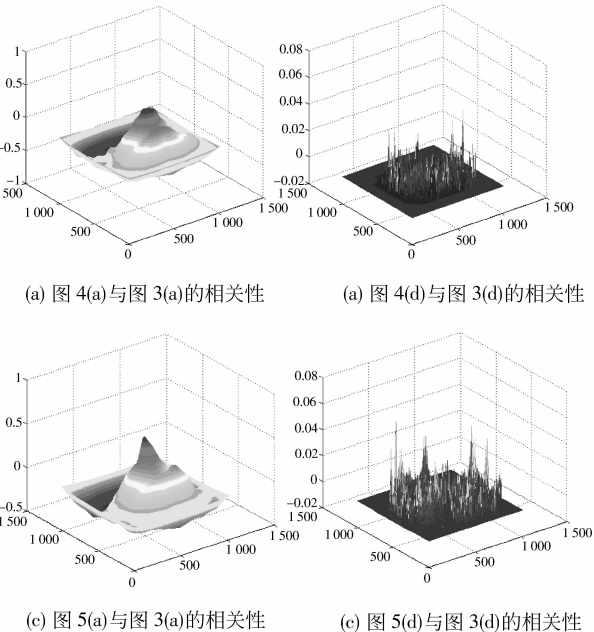


图 7 相关性统计图

Fig. 7 Correlation statistical chart

由表 1 可见,在配准仿真实验中,CSAM 算法比 MI 算法的配准均方误差减小了 50% 以上,同时计算速度也提高了 54% 以上。

实验 2 加噪声图像与源图像配准。

为了验证本文算法对噪声的鲁棒性,利用 MR-T1 图像作为参考图像,对参考图像加 0.01 的高斯噪声,并平移 ($\Delta x = 10, \Delta y = 10$) 用来模拟浮动图像 (由于 BrainWeb 提供的数据本身已对齐,所以对平移变换后的数据测试配准方法才有效,如图 8 所示)。运用本文算法对两幅图像进行配准,由于多尺度边缘检测过程可消除噪声,匹配点对的选取不受噪声影响。图 8(c) 为采用 MI 算法配准后,对两幅图像进行融合的效果图,由该图可以看出两幅图像的边缘没有完全重合,求出的配准均方误差 ϵ 约为 0.34,偏差较大,这是由于 MI 算法对噪声敏感,配准参数求解易陷入局部极值造成的;图 8(d) 展示了使用 CSAM 算法所得的配准参数对浮动图像进行变换后,将其与参考图像进行简单融合的结果,由该图可见,效果较好。这是由于 CSAM 算法在特征点提取过程中,使用小波多尺度积消除了噪声干扰的缘故,经统计,配准均方误差约为 0.09,因此,本文算法对含噪声图像的配准依然能保持较高准确性。

实验 3 不同分辨率多模态医学图像配准。

为验证本算法对不同分辨率多模态医学图像配

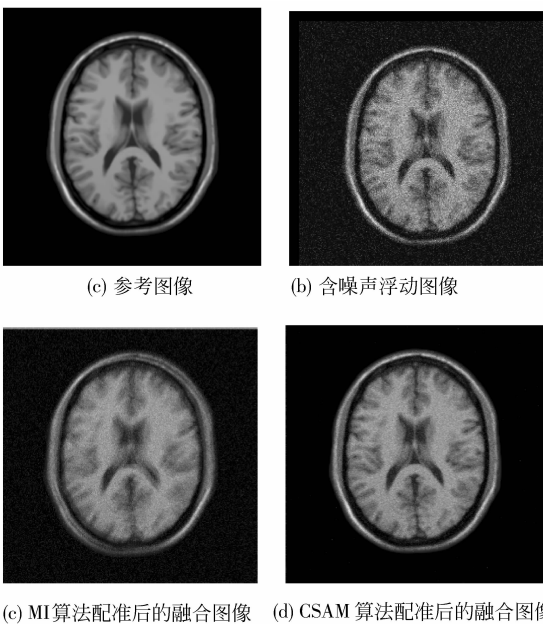


图 8 含噪声图像配准

Fig. 8 Registration of image with noise

准的适用性,采用计算机层析成像 (CT)、核磁共振图像 (MR) 两种图像进行了配准实验。图 9(a) 为头部 MR 图像,分辨率为 256×256 ,主要反映肌肉、脑灰质、脑白质等软组织信息;图 9(b) 为头部 CT 图像,分辨率为 512×512 ,主要反映骨骼结构等硬组织的信息,图中灰度变化范围较小。将两者信息配准融合具有很重要的临床应用价值。图 9(c) 为采

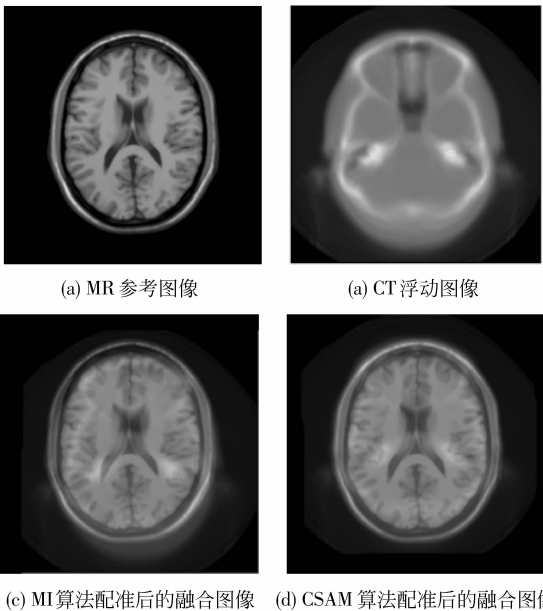


图 9 多模图像配准

Fig. 9 Registration of multi-models image

用 MI 算法配准后,再对两幅图像进行融合的效果图,由该图可以看出,两幅图像的边缘没有完全重合,求出的配准均方误差 ε 约为 0.29,这是由于 MI 算法没有考虑多分辨率图像配准造成的;图 9(d)展示了使用 CSAM 算法所得的配准参数对浮动图像进行变换后,将其与参考图像进行简单融合的结果,由该图可以看出,本文算法很好地去除了配准图像的伪影。这是由于 CSAM 算法的多尺度角点检测引入了角点的尺度空间表示,能够很好地解决多分辨率图像配准问题。经统计,配准均方误差约为 0.07,因此,本文算法对于不同分辨率的多模态图像的配准依然能保持较高准确性。

4 结 论

本文提出了一种基于多尺度 Harris 角点 SAM 的配准算法。该算法不但采用小波多尺度积边缘检测算法,较好地解决噪声和定位精度之间的矛盾,而且充分利用了多尺度 Harris 角点不受图像间平移、旋转、亮度变化等干扰,以及计算简单的特点,实现了不同分辨率多模态医学图像的配准;此外,算法将 CSAM 作为相似性测度函数,对候选匹配点对的角度、尺度和位置特征进行迭代筛选,删除了错误的匹配点对,从而得到了稳定点对。由于本文算法只对挑选出的角点进行匹配,不仅大大减少了计算量,而且无需进行最优搜索,并避免了陷入局部极值的情况。实验结果表明,利用 Harris 角点配准,不仅能提高配准速度,而且不降低配准精度;对于含噪声、多模态不同分辨率、含病灶等多种特殊情况下的图像,本文算法仍能较好地实现精确配准;统计数据结果进一步表明,基于多尺度 Harris 角点 SAM 的配准算法的计算精度更高,执行速度更快,鲁棒性更强。因此,本文方法可以推广应用到更广义的图像配准领域。

参考文献 (References)

- [1] Viola P, Wells W M. Alignment by maximization of mutual information [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 1995:16-23.
- [2] Collignon A, Maes F, Delaere D, et al. Automated multimodality medical image registration using information theory [C]//Information Processing in Medical Imaging: Computational Imaging and Vision. Den Haag, the Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1995:263-274.
- [3] Studholme C, Hill D L G, Hawkes D J. An overlap invariant entropy measures of 3D medical image alignment [J]. Pattern Recognition, 1999, 32(1):71-86.
- [4] Pluim J, Maintz J, Viergever M A. Image registration by maximization mutual information and gradient information [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 19(8):809-814.
- [5] Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Information measures in medical image registration [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2004, 23(12):1508-1516.
- [6] Lu Zhen tai, Chen Wufan. Medical image registration using co-occurrence mutual information [J]. Chinese Journal of Computers, 2007, 30(6):1022-1027. [卢振泰, 陈武凡. 基于共生互信息量的医学图像配准 [J]. 计算机学报, 2007, 30(6):1022-1027.]
- [7] Zhang Erhu, Bian Zhengzhong. A new robust point registration algorithm by maximization of entropy and mutual information [J]. Journal of Computer Research and Development, 2004, 41(7):114-119. [张二虎, 卞正中. 基于最大熵和互信息最大化的特征点配准算法 [J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(7):114-119.]
- [8] Yves Dufournaud, Cordelia Schmid, Radu Horaud. Image matching with scale adjustment [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 93(2):175-194.
- [9] Caner G, Tekalp A M, Sharma G, et al. Local image registration by adaptive filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10):3053-3065.
- [10] Kelman A, Sofka M, Stewart C V. Keypoint descriptors for matching across multiple image modalities and nonlinear intensity variations [C]//Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2007:1-7.
- [11] Schmid C, Mohr R, Bauckhage C. Evaluation of interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 37(2):151-172.
- [12] Gan Rui, Chung Albert C S, Liao Shu. Maximum distance-gradient for robust image registration [J]. Medical Image Analysis, 2008, 12(4):452-468.
- [13] Yang Jinbao, Liu Changchun, Hu Shunbo, et al. Mean divergence measures for medical image registration [J]. Acta Photonica Sinica, 2008, 37(5):1046-1051. [杨金宝, 刘常春, 胡顺波, 等. 基于均值距离测度的医学图像配准 [J]. 光子学报, 2008, 37(5):1046-1051.]
- [14] EVANS A C. BrainWeb: Online Simulated Brain Database [DB/OL]. 2006-06-08/2007-03-01, <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb>.