

基于局部小波模式和一致性点漂移的多模医学图像配准

赵海峰^{1,2}, 朱世栋¹, 卜祥东¹, 孙登第^{1,2}

1. 安徽大学计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230601; 2. 安徽省工业图像处理与分析重点实验室, 安徽 合肥 230601

【摘要】为提高多模医学图像配准的速度、精度和鲁棒性, 本文提出一种基于局部小波模式(LWP)和一致性点漂移(CPD)的多模医学图像配准算法。首先提取图像稳定特征点, 然后通过局部小波分解编码8邻域信息; 接着变换中心像素值, 使中心点像素构成的向量取值与小波分解向量取值范围相一致, 通过比较中心像素变换向量与小波分解向量计算LWP描述子; 最后把结合高斯混合模型后验概率和负对数似然函数的函数作为目标函数, 利用一致性点漂移算法进行模型参数估计和空间变换。实验结果表明在图像存在噪声、灰度不均匀和初始误配的情况下, LWP-CPD算法的鲁棒性、配准精度和计算复杂度都达到很好的效果。

【关键词】多模医学图像配准; 特征描述子; 局部小波模式; 一致性点漂移

【中图分类号】TP391.4

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2016)07-0689-08

Multi-modal medical image registration based on local wavelet pattern and coherent point drift

ZHAO Hai-feng^{1,2}, ZHU Shi-dong¹, BU Xiang-dong¹, SUN Deng-di^{1,2}

1. School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230601, China; 2. Anhui Key Lab of Industrial Image Processing and Analysis, Hefei 230601, China

Abstract: To improve the speed, accuracy and robustness of multi-modal medical image registration by proposing an image registration algorithm based on local wavelet pattern (LWP) and coherent point drift (CPD). The image stabilization feature points were extracted and decomposed by the wavelet-encoded 8 local neighborhood information. And then the center pixel values were transformed to ensure the values of the vector composed of center pixels and the values of wavelet decomposition vector were in consistent. The LWP descriptor was calculated by using local wavelet decomposed vectors and transformed center pixel vectors. Finally, taken the function combining the posterior probability of Gaussian mixture model with negative log-likelihood function as the objective function, the CPD algorithm was used to carry out parameter estimation and spatial transformation. Experiments showed that with the image noise, intensity non-uniformity and initial mismatches, the LCP-CPD algorithm provided good registration speed, accuracy and robustness.

Key words: multi-modal medical image registration; feature descriptor; local wavelet pattern; coherent point drift

前言

多模医学图像配准可以分为基于区域和基于特征匹配两大类^[1]。区域匹配方法把图像灰度信息作

为特征空间, 并把互信息、梯度、自相似性等作为相似性测度^[2-4]。但区域匹配方法忽略了空间位置信息, 这有可能导致局部最优。特征匹配方法的计算速度快、配准精度高、鲁棒性强, 广泛应用于医学图像配准中。对于特征匹配方法, 尤其是在多模图像配准和区域检测中, 特征提取是最为关键和最具挑战的。多模态医学图像配准常通过局部特征检测来进行匹配^[1]。Mikolajczyk等^[5-6]提出尺度和仿射不变的特征点提取算法, 并综合评估特征点描述子。在这些方法中, 尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算子表现最好, 并能在尺度变换后依然保持光照不变性, 但SIFT算法对图像的非均匀性比较敏感。基于纹理的图像描述子广泛应用

【收稿日期】2016-02-27

【基金项目】国家自然科学基金(61300057, 61402002); 863子项目(2014AA0154104); 安徽省自然科学基金(1408085QF12-0, 1408085MKL94); 教育部留学回国启动资金项目(教外司留【2014】1685号); 2013安徽省留学人员择优资助; 安徽省教育厅重点项目(KJ2016A040, KJ2013A007)

【作者简介】赵海峰, 男, 工学博士, 副教授, 研究方向: 医学图像处理与应用、形状分析与模式识别、视频处理及结构分析, E-mail: senith@163.com

于模式识别领域与医学图像领域,常用来捕获图像的一些细节。传统纹理提取算法中的局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)常用于特征描述子的构建,但该描述子只考虑中心点和邻域之间的空间关系^[7]。Dubey等^[8]提出局部小波模式(Local Wavelet Pattern, LWP)描述子,充分利用中心点与邻域、邻域与邻域之间的空间关系。Besl等^[9]提出基于位置信息的迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法,但ICP算法要求两个特征点集的初始距离尽可能近,在计算离群值时,ICP算法的退化速度也较快。Myronenko等^[10]提出基于概率统计的一致性点漂移(Coherent Point Drift, CPD)算法,利用最大似然估计和速度场的运动一致性进行配准,使点集能连贯地移动,直到与另一个点集对齐。Xia等^[11]利用改进的CPD算法,即SIFT-CPD算法进行多模态图像配准,并在图像存在噪声、离群值和失真的情况下,取得良好的配准效果。本文结合LWP描述子和CPD算法,提出新的基于特征的医学图像配准算法:首先提取稳定特征点;然后以特征点为中心点,计算稳定点周围的纹理信息,即用LWP对特征点进行描述,构建LWP描述子;最后利用CPD算法进行模型参数估计和空间变换,利用高斯混合模型后验概率和负对数似然函数构造目标函数。与SIFT-CPD算法的比较结果显示基于局部小波模式的一致性点漂移(LWP-CPD)算法的鲁棒性、配准精度和配准速度都有明显提升。

1 LWP描述子描述尺度空间提取的特征点

1.1 尺度空间特征点提取

尺度空间不同表示图像的清晰度不同,常常利用不同尺度的高斯核对一幅图像进行卷积,从而获得模糊程度不同的图像^[5]。常用的尺度空间检测算子有Harris-Laplace、Laplace-of-Gaussian(LoG)、Harris-Affine(HA)、Difference-of-Gaussian(DoG)算子。在医学图像处理中,多模态图像有着模态之间的差异,由于拍摄角度的问题也有可能发生仿射变化。HA是针对图像仿射变换的拓展,用来检测仿射不变和尺度不变的角点,在很大程度上依赖于Harris算子和高斯尺度空间。二阶矩矩阵常用于特征检测或局部图像结构的描述,而Harris角点就是基于二阶矩矩阵,所以Harris角点检测可以利用二阶矩特征值来判断该点是否为角点。LoG是融合Harris算子和高斯尺度空间的一种描述子,利用标准化的LoG响应值进行当前检测点与同层和邻层的26个点进行比较,若当前检测点为局部极大值或者极小值,则该点为

尺度空间的一个LoG关键点。

$$(x, \sigma_n) = \operatorname{argmaxminlocal}_{(x, \sigma_n)} (\sigma_n^2 |L_{xx}(x, \sigma_n) + L_{yy}(x, \sigma_n)|) \quad (1)$$

其中, $\operatorname{argmaxminlocal}$ 表示参数满足局部极大或极小值, σ_n 表示卷积尺度, L_{xx} 和 L_{yy} 分别表示在 x 和 y 方向上的二阶导数。

LoG算子虽然具有尺度不变性和旋转不变性,但并不具有仿射不变性,因此需要对二阶矩矩阵进行重新定义,使LoG算子在各个角度上具有各向异性。具有仿射不变性的二阶矩定义如下:

$$\mu(x, \Sigma_l, \Sigma_d) = \det(\Sigma_d) g(\Sigma_l) * (\nabla L(x, \Sigma_d) \nabla L(x, \Sigma_d)^T) \quad (2)$$

其中, Σ_l 和 Σ_d 分别表示高斯核协方差矩阵的微分尺度和积分尺度, $g(\Sigma_l)$ 表示尺度为 Σ_l 的高斯卷积核, $\nabla L(x, \Sigma_d)$ 表示当卷积核为 Σ_d 时计算出的微分。

HA特征检测首先通过Harris提取特征点,选择多尺度下局部极大的特征点,该特征点对尺度、旋转、平移具有不变性;然后通过归一化特征值、特征向量,并用迭代算法修改点的位置、尺度以及每个点的邻域,从而将这些尺度不变的点扩展成仿射不变性的特征点^[5]。HA和LoG算子最终提取到的点具有尺度不变性、旋转不变性和仿射不变性,可以增强配准的鲁棒性。

1.2 局部邻域提取和局部小波分解

提取特征点后,对每个特征点构建对应的LWP描述子。LWP利用了中心像素与周围邻域点的空间关系,也考虑了周围邻域点之间的联系,但LBP只利用中心点与邻域的关系,并且计算维度较高。

构建LWP描述子时,首先使用局部小波分解对相邻像素之间的关系进行编码;然后结合局部小波分解的值与中心像素变换的值,计算LWP值。为了计算LWP,需要先提取所给像素点的邻域,本文按照与LBP特征提取相似的方法,提取邻域^[12-14]。以点 $P^{i,j}$ 为中心点, R 为半径,在笛卡尔积坐标系下,使用极坐标来表示周围邻域的点坐标(图1)。

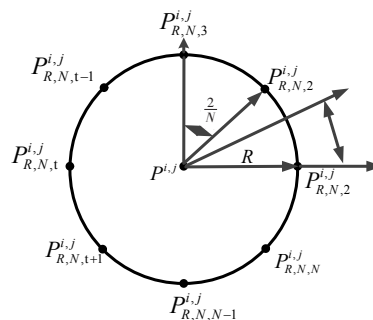


图1 中心点局部邻域极坐标

Fig.1 Local neighbors of a center pixel in polar coordinate system

其中, $P_{R,N}^{ij}$ 表示以 P^{ij} 为中心, R 为半径的 N 邻域的点坐标, $P_{R,N,t}^{ij}$ 表示 P^{ij} 的第 t 个相邻点, 与 $P_{R,N,t}^{ij}$ 点对应的像素值为 $I_{R,N,t}^{ij}$ 。利用局部小波分解来编码中心点周围邻域点之间的相关性, 通过一维小波分解将邻域点的灰度值 $I_{R,N,t}^{ij}$ 转换为 $W_{R,N,t}^{i,j,l}$, $\forall t \in [1, N]$, $l \in \mathbb{N}^+$ 表示变换层级, l 的最大值 (l_{\max}) 取决于 N 值: $2^{l_{\max}-1} \leq N \leq 2^{l_{\max}}$ (图2)。

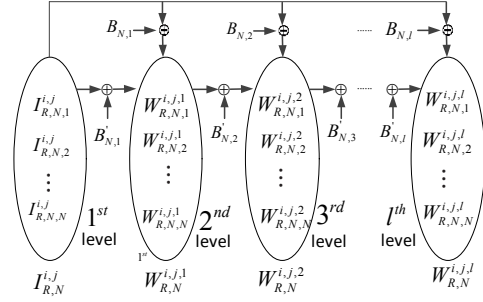


图2 在第 l 级邻域像素值 N -维向量 $I_{R,N,t}^{ij}$ 向 $W_{R,N,t}^{i,j,l}$ 转换

Fig.2 Transformation of a N -dimensional vector $I_{R,N,t}^{ij}$ to another N -dimensional vector $W_{R,N,t}^{i,j,l}$ at l^{th} level

$I_{R,N}^{ij} = \{(I_{R,N,1}^{ij}, I_{R,N,2}^{ij}, \dots, I_{R,N,N}^{ij}) : I_{R,N,t}^{ij} \in \mathbb{R}\}$ 和 $W_{R,N}^{i,j,l} = \{(W_{R,N,1}^{i,j,l}, W_{R,N,2}^{i,j,l}, \dots, W_{R,N,N}^{i,j,l}) : W_{R,N,t}^{i,j,l} \in \mathbb{R}\}$ 是两个 N -维向量。 $I_{R,N,t}^{ij}$ 是第 t 个邻域点的像素值, $W_{R,N,t}^{i,j,l}$ 是第 l 级的第 t 个邻域点转换后的小波分解值。 $W_{R,N,t}^{i,j,l}$ 可以由 $I_{R,N,t}^{ij}$ 计算获得:

$$W_{R,N,t}^{i,j,l} = (B_{N,l} \times I_{R,N,t}^{ij})^T \quad (3)$$

$$B_{N,l} = \begin{cases} B_{N,l} \times B_{N,l-1}, & 1 \leq l \leq l_{\max} \\ U_N, & l = 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, $B_{N,l}$ 可以通过 $B_{N,l-1}$ 迭代计算, $B_{N,l}$ 的计算可参考文献[8]。由式(3)和(4)可得:

$$W_{R,N,t}^{i,j,l} = \begin{cases} (B_{N,l} \times (W_{R,N,t}^{i,j,l-1})^T)^T, & 1 \leq l \leq l_{\max} \\ I_{R,N,t}^{ij}, & l = 0 \end{cases} \quad (5)$$

其中, $W_{R,N,t}^{i,j,l-1}$ 是 $I_{R,N,t}^{ij}$ 在第 $l-1$ 级经过一维 Haar 分解的变换。

1.3 中心像素变换和 LWP

大部分方法是直接通过邻域点的灰度值来进行编码, 而本文使用第 l 级局部小波分解值进行编码, 并与灰度值构建的编码进行比较, 但是不能直接比较 $W_{R,N,t}^{i,j,l}$ 和 $I_{R,N,t}^{ij}$, 因为 $W_{R,N,t}^{i,j,l}$ 的取值范围发生了变化, 并与 $I_{R,N,t}^{ij}$ 的取值范围不同。为了解决这个问题, Dubey 等[8]提出中心像素变换方法, 将 $I_{R,t}^{ij}$ 变换为对应第 l 级的 N -维向量 $\tau_{R,N,t}^{i,j,l}$, 此时 $\tau_{R,N,t}^{i,j,l}$ 的变化范围和 $W_{R,N,t}^{i,j,l}$ 的变化范围一致。 $\tau_{R,N,t}^{i,j,l}$ 定义如下:

$$\tau_{R,N,t}^{i,j,l} = \begin{cases} 2^{\frac{l}{2}} \times I_{R,t}^{ij}, & 1 \leq t \leq \frac{N}{2^l} \\ 2^{\frac{l}{2}} \times I_{R,t}^{ij} - 2^{\frac{l}{2}-1} \times (g-1), & \frac{N}{2^l} < t \leq \frac{N}{2^{l-1}} \\ \tau_{R,N,t}^{i,j,l-1}, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中, g 是图像的灰度级。转换之后的 $\tau_{R,N,t}^{i,j,l}$ 为:

$$\tau_{R,N}^{i,j,l} = \{(\tau_{R,N,1}^{i,j,l}, \tau_{R,N,2}^{i,j,l}, \dots, \tau_{R,N,N}^{i,j,l}) : \tau_{R,N,t}^{i,j,l} \in \mathbb{R}\} \quad (7)$$

$\tau_{R,N}^{i,j,l}$ 根据 $W_{R,N}^{i,j,l}$ 变化范围与中心像素点匹配。通过 $\tau_{R,N}^{i,j,l}$ 和 $W_{R,N}^{i,j,l}$, 将 $P_{R,N}^{ij}$ 和 P^{ij} 的关系编码成二进制形式, 称之为 LWP。定义如下:

$$\text{LWP}_{R,N}^{i,j,l} = [\text{LWP}_{R,N,1}^{i,j,l}, \text{LWP}_{R,N,2}^{i,j,l}, \dots, \text{LWP}_{R,N,N}^{i,j,l}] \quad (8)$$

$\text{LWP}_{R,N,t}^{i,j,l}$ 是中心像素点第 t 个邻域点的二进制 LWP 值:

$$\text{LWP}_{R,N,t}^{i,j,l} = \text{sign}(\Delta_{R,N,t}^{i,j,l}), \quad \text{sign}(\lambda) = \begin{cases} 1, & \lambda > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

$\Delta_{R,N,t}^{i,j,l} = W_{R,N,t}^{i,j,l} - \tau_{R,N,t}^{i,j,l}$, 则定义 LWP 映射 (LWPM) 为:

$$\text{LWPM}_{R,N}^{i,j,l} = \sum_{t=1}^N 2^{t-1} \times \text{LWP}_{R,N,t}^{i,j,l} \quad (10)$$

由公式(9)和(10)可知 $0 \leq \text{LWPM} \leq 2^N - 1$ 。

1.4 构造 LWP 特征向量

通过计算图像的每个特征点邻域点的 LWPM 值来构建 2^N 维的 LWP 特征向量 H 。定义如下:

$$H_{R,N}^l(u) = \frac{1}{(m_1)(m_2)} \sum_{i=R+1}^{m_1-R} \sum_{j=R+1}^{m_2-R} f_2(\text{LWPM}_{R,N}^{i,j,l}, u) \quad (11)$$

其中, $\forall u \in [0, 2^N - 1]$, $m_1 \times m_2$ 表示图像的尺寸。

$\widehat{m}_1 = m_1 - 2R$, $\widehat{m}_2 = m_2 - 2R$, 且 $f_2(\alpha, \beta) = \begin{cases} 1, & \alpha = \beta \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ 。

首先采用 LWP 描述子描述稳定特征点, 取 $R=1, N=8$, 即半径为 1 的 8 邻域, 对图像中每个特征点, 以特征点为中心, 取 8 邻域点, 并以 8 邻域点为中心构造 LWPM。用每个中心像素的 8 邻域点像素值构成一个向量, 并进行 2 级一维小波分解, 生成一个向量, 然后变换中心像素, 形成一个中心像素变换向量, 通过两个向量的比较, 计算出该中心点 LWPM。特征点周围形成 8 个 LWPM 值, 并按照一定的排列顺序, 构造 2^8 维特征向量, 即 LWP 描述子。

2 特征匹配和空间变换估计

2.1 算法框架

基于 LWP-CPD 算法的多模态医学图像配准算法首先通过 HA 和 LoG 进行特征提取, 构建 LWP 描述子, 通过计算特征向量之间的欧式距离进行候选匹配对的选取, 然后计算匹配测度, 剔除匹配测度大于设定阈值的匹配对, 利用 CPD 算法进行不断的迭代, 最终求得变换模型参数(图3)。

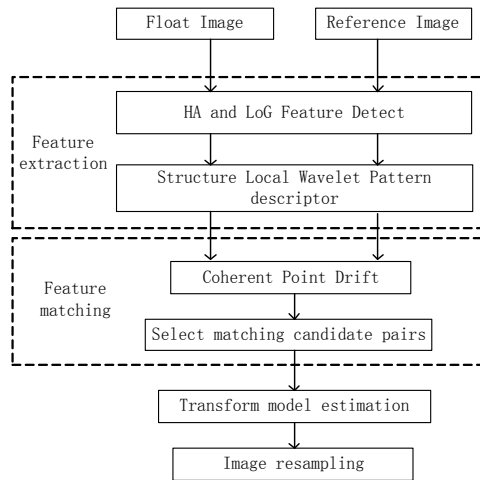


图3 算法框架图

Fig.3 Algorithm framework

2.2 特征描述子寻找初始匹配对

特征匹配旨在找到浮动图像和参考图像在空间位置对应的匹配点对。在浮动图像和参考图像上提取的特征点集合数量并不一致,并且存在大量的误匹配点对,需要预先去除一些误匹配点,即找到相同数量的候选匹配对。Lowe^[15]提出简单的初始化尺度不变的特征向量匹配对方法,假定浮动图像A和参考图像B的特征点集为 p_n 和 q_m 。当 p_n 是 q_m 的最近邻点,且满足

$$\frac{\|p_n - q_m\|^2}{\|p_n - q_m'\|^2} \leq \tau^2 \quad (12)$$

时,则可认为 p_n 和 q_m 是初始匹配对。 p_n' 表示 p_n 在浮动图像A上的次近邻特征点, $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离,阈值 τ 设为0.8。利用式(12)进行初始匹配对的选取。

2.3 基于CPD的特征匹配和空间变换估计

上述方法通过匹配特征描述符寻找初始特征点匹配对,从而产生候选匹配点对,并没有考虑位置信息,这有可能产生许多错误匹配,因此迫切需要一种结合位置信息的匹配算法来增加配准的鲁棒性。目前广泛使用的ICP算法构造简单且计算复杂度低,是非常好的特征匹配选择方法^[9]。ICP算法通过迭代点集之间的变换模型进行估计,当达到局部最小值时,确定变换参数,但ICP算法要求初始的点集尽可能的接近,尤其是在非刚性配准的情况下。Myronenko等^[10]在ICP理论的基础上,提出CPD算法,当浮动图像的特征点集连贯地移动,并与参考图像点集对齐的过程中,将一致性约束看作最大似然概率估计。设在参考图像提取的特征点集合为 $X_{N \times D} = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$,在浮动图像上提取的特征点集合为 $Y_{M \times D} = (y_1,$

$y_2, \dots, y_M)^T$,其中, N 和 M 分别为集合中特征点的个数, D 为特征向量的维度。目标是计算空间变换矩阵 T ,作用于浮动图像后得到对应的特征点为 $Y_T = T \times Y$ 。对于非刚性配准来说变换矩阵可以定义为:

$$T(Y, v) = Y + v(Y) \quad (13)$$

其中, v 是位移函数。通过规范化 v ,使得待匹配特征点发生位移时尽可能的平滑,结合负似然估计函数,能够得到:

$$f(v, \sigma^2) = E(v, \sigma^2) + \frac{\lambda}{2} \phi(v) \quad (14)$$

通过变分法进行估计位移函数。配准的目标函数为:

$$Q(v, \sigma^2) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{M+1} P^{old}(m|x_n) \|x_n - (y_m + v(y_m))\|^2 + \frac{N_p D}{2} \log \sigma^2 + \frac{\lambda}{2} \|Lv\|^2 \quad (15)$$

其中, $P^{old}(m|x_n)$ 是高斯混合模型后验概率, $N_p = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M P(m|x_n) \leq N$, Lv 是正则化函数的一部分^[10]。Xia等^[11]提出的结合SIFT特征描述子的CPD,即SIFT-CPD可以避免错误匹配。类似于该方法,本文将LWP描述子和CPD算法结合起来,提高特征匹配的鲁棒性。LWP特征子集和CPD算法考虑了外观相似性和几何接近性,但是当初始匹配不令人满意时,该方法将找不到最优映射关系。融合LWP描述子后的目标函数转换为:

$$Q(v, \sigma^2) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{M+1} P^{old}(m|x_n) ((1-\alpha) \|x_n - (y_m + v(y_m))\|^2 + \alpha \|p_n - q_m\|^2) + \frac{N_p D}{2} \log \sigma^2 + \frac{\lambda}{2} \|Lv\|^2 \quad (16)$$

其中,系数 α 是LWP的控制权重因子,设为0.4。将 $Y_{M \times D}$ 集合中的某一点 y_m 投影到集合 $X_{N \times D}$ 上,并在该集合中找到相应的映射,即找到集合 $X_{N \times D}$ 中离该点最近的点 x_n ,如果 x_n 就是点 y_m ,那么称 $(x_n, v(y_m))$ 是一个匹配候选点。 x_n 和 y_m 的匹配测度定义为

$$c_{mn} = (1-\alpha) \|x_n - (y_m + v(y_m))\|^2 + \alpha \|p_n - q_m\|^2 \quad (17)$$

删除初始误匹配对的计算步骤为:(1)计算 $v(Y)$ 中所有元素的最近邻点;(2)选择所有的匹配候选点,并删除未选择的点;(3)利用公式(17)计算候选点的匹配测度;(4)根据测度的大小构建匹配对大顶堆;(5)去除匹配测度比预设阈值 Γ ($\Gamma=1.5$)大的匹配对^[11]。

首先通过LWP进行特征匹配点的初始化工作,然后利用CPD算法对待配准图像进行全局仿射变

换,在配准的两幅图像中,进行误匹配点的剔除,确定正确的特征匹配点,不断地迭代,最终求得变形模型参数。确定变换参数后,需要对浮动图像进行重采样,本文使用部分体积插值方法对浮动图像进行插值,得到在同一坐标系下的浮动图像和参考图像。

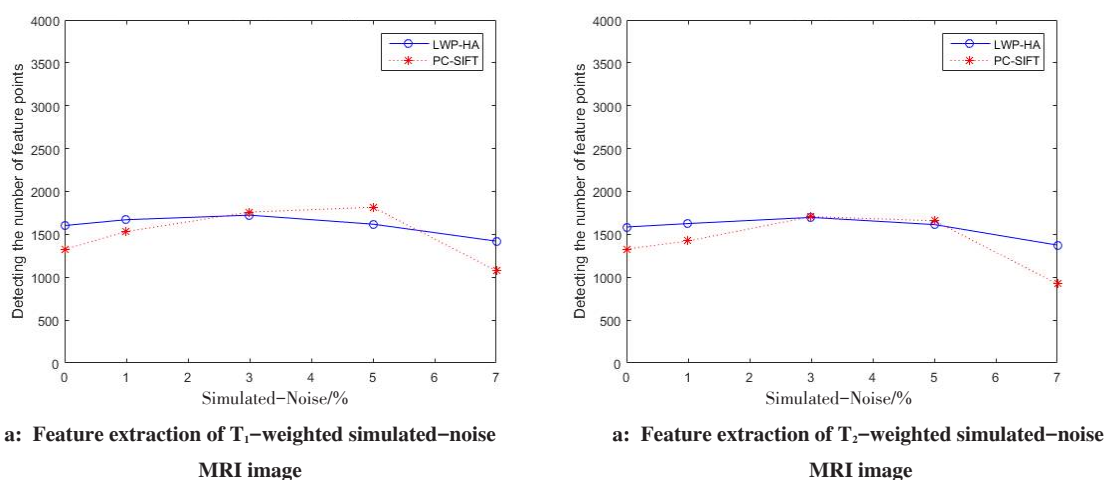
3 实验结果与分析

为了验证LWP-CPD算法的鲁棒性和精确性,本文选取两类图像进行配准,一类是BrainWeb的 T_1 和 T_2 加权磁共振成像(MRI)图像数据的配准;另一类是来自回顾性配准评估项目的CT和MRI医学图像的配准^[16-17]。在配准实验中,选取同一病人相同断层的50幅二维CT图像和50幅二维MRI图像,分成50组CT-MRI图像对,即每组CT-MRI图像均来自同一病人的相同断层,并对50组实验数据进行编号。按相同方法,选取模拟MRI数据中同一病人相同断层的

50幅二维 T_1 加权MRI图像和50幅二维 T_2 加权MRI图像,分成50组 T_1 - T_2 加权图像对,每组 T_1 、 T_2 加权MRI图像随机加入0%~5%的模拟噪声,并对这50组实验数据进行编号。对上述CT-MRI实验数据和 T_1 - T_2 加权MRI实验数据进行特征点提取实验和多模图像配准精度实验。本文的配准实验,均在CPU Inter(R) Core(TM)i7-5700HQ @ 2.7 GHz 8 G内存个人计算机(PC)上采用MATLAB(Windows10 64 bit, MATLAB R2015b)编程实现。

3.1 特征点的提取实验

比较LWP-HA算法和PC-SIFT算法对特征提取的鲁棒性。在特征提取前,首先对 T_1 和 T_2 加权的图像进行模拟噪声,然后对配准结果进行分析,并对LWP-HA算法与PC-SIFT算法进行比较。对 T_1 和 T_2 加权图像分别加入0%、1%、3%、5%和7%噪声后,特征点的提取个数如图4所示。



LWP: Local wavelet pattern; HA: Harris-Affine; PC: Personal computer; SIFT: Scale invariant feature transform

图4 LWP-HA和PC-SIFT方法对 T_1 和 T_2 加权MRI模拟噪声图像提取特征点个数对比

Fig.4 LWP-HA and PC-SIFT method for comparing number of feature extraction points on T_1 - T_2 weighted simulated-noise MRI

本文比较LWP-HA方法和PC-SIFT方法在 T_1 和 T_2 加权MRI模拟噪声图像中特征提取的鲁棒性。对50组加入模拟噪声MRI图像进行特征点提取实验后,统计不同比例噪声的平均值(图4)。通过曲线图可知在对图像进行不同程度的噪声模拟时,LWP-HA方法的特征点提取个数变化并不明显,而PC-SIFT方法的特征点提取个数波动较大。使用LWP-HA方法对加入不同程度模拟噪声的 T_1 加权MRI图像进行特征点提取时,所检测到的特征点个数为1400~1600个,波动并不大。从图4可以看到,均对 T_1 和 T_2 加权MRI图像加入3%模拟噪声时,所提取到的特征点个数最多,但这并不能说明噪声维持在3%时,对图像进行特征提取最优,因为提取的特征点有可能是噪声

点,而并不是图像的特征点。图4a显示当 T_1 加权图像模拟噪声超过5%时,PC-SIFT方法所提取的特征点个数急剧下降,且下降速度比较明显,在噪声达7%时,提取的特征点个数只接近1000个。图4b显示当加权模拟噪声在5%以上时,LWP-HA方法所提取的特征点个数下降速度比PC-SIFT方法要慢。本文提出的LWP-HA算法对噪声敏感较小,在特征提取方面鲁棒性较强。

3.2 多模图像配准精度实验

比较文献[11]提出的SIFT-CPD方法和本文提出的LWP-CPD算法。分别对50组CT-MRI和50组 T_1 - T_2 加权MRI图像进行配准精度实验,统计两种算法在CT-MRI和 T_1 - T_2 加权MRI图像中每组配准实验结

果的位移误差 $\Delta T(\text{mm})$ 、旋转误差 $\theta(^{\circ})$ 及迭代次数,实验的部分结果如表1和表2所示。当旋转误差小于 1° , 平移误差小于1个像素时,则断定配准精度达到亚像素级,配准成功。表中的数据分析显示 LWP-CPD 算法在对 CT-MRI 图像和 T_1 - T_2 加权 MRI 图像配准时,各组的旋转误差均小于 1° , 位移误差均小于 1 mm, 达到亚像素级,即全部配准成功。而 SIFT-CPD 方法在 CT-MRI 图像配准中,各组的位移误差均小于

1° , 旋转误差均小于 1 mm, 达到亚像素级,但在加入模拟噪声的 T_1 - T_2 加权 MRI 图像配准实验中,有一部分配准失败,如第24组和36组的配准精度均不能达到亚像素级。针对含噪声的加权 MRI 图像,PC-SIFT 方法对特征点的提取个数相对较少,因此在配准过程中,对少量特征点进行匹配时,无法保证全局图像像素点对的正确匹配。

表1 CT-MRI 图像配准结果
Tab.1 Result of CT-MRI image registration

No.	SIFT-CPD			LWP-CPD		
	$\Delta T/\text{mm}$	$\theta/^{\circ}$	Iterative times	$\Delta T/\text{mm}$	$\theta/^{\circ}$	Iterative times
1	0.752 9	0.681 6	49	0.411 5	0.764 2	41
5	0.974 0	0.810 7	48	0.530 7	0.478 0	39
13	0.881 3	0.659 4	48	0.370 8	0.536 0	37
43	0.823 1	0.835 2	49	0.327 1	0.541 7	36
12	0.630 7	0.735 7	46	0.543 8	0.461 9	33
20	0.802 2	0.972 8	51	0.634 7	0.697 1	38
26	0.934 1	0.885 1	44	0.578 1	0.496 3	31
32	0.949 3	0.992 4	51	0.476 2	0.758 7	37

表2 模拟噪声 T_1 - T_2 加权 MRI 图像配准结果
Tab.2 Result of T_1 - T_2 weighted MRI noise image registration

No.	Simulated-noise/%	SIFT-CPD			LWP-CPD		
		$\Delta T/\text{mm}$	$\theta/^{\circ}$	Iterative times	$\Delta T/\text{mm}$	$\theta/^{\circ}$	Iterative times
3	2	0.964 3	0.781 5	48	0.314 6	0.414 1	38
5	2	0.782 6	0.983 5	47	0.523 1	0.423 6	35
23	1	0.941 5	0.948 6	51	0.267 8	0.570 7	37
30	0	0.973 4	0.954 8	48	0.348 3	0.417 5	40
24	5	1.014 3	1.131 2	46	0.501 1	0.523 3	37
42	2	0.843 6	0.763 1	41	0.413 9	0.463 1	39
1	1	0.782 9	1.001 6	47	0.530 1	0.297 1	35
36	4	1.046 0	1.025 3	49	0.378 9	0.223 7	41

统计 50 组 CT-MRI 和 T_1 - T_2 加权 MRI 图像的配准实验结果(表3)。通过求得空间变换参数,对浮动图像进行全局仿射变换,统计本文提出的 LWP-CPD 算法的配准结果,其中平均旋转误差为 0.4728° , 平均的位移误差为 0.5241 个像素,与采用 SIFT-CPD 算法比较,配准精度有了相对的提升,且误差均小于 1, 配准

达到亚像素级。在这 50 组实验中,本文提出的 LWP-CPD 算法配准成功率达 100%。综合比较,本文提出 LWP-CPD 算法在抗噪性、鲁棒性和准确性等方面取得了良好的效果。

3.3 多模医学图像配准仿真实验

本实验选取同一病人的 CT 和 MRI 图像进行配

表3 SIFT-CPD和LWP-CPD实验精度评价

Tab.3 Accuracy evaluation of SIFT-CPD and LWP-CPD experiments

Evaluated	SIFT-CPD	LWP-CPD
Average of rotation error/ $^{\circ}$	0.9303	0.4728
Average of displacement error/mm	0.9665	0.5241
Average of iterative times	47	38
Rate of registration success/%	74	100

准,以CT为参考图像,MRI为浮动图像进行配准。图5a和图5b分别为浮动图像和参考图像,图5c是LWP-HA在浮动图像上特征提取的结果,图5d是LWP-HA在参考图像上特征提取的结果,可以看出特征点主要分布在解剖结构比较明显的区域,分布比

较均匀,提取的特征点均具有尺度不变性、旋转不变性、仿射不变性等特点,提高了配准的鲁棒性。对比图5c和图5d的特征点提取,两者特征点的个数明显不同,在进行特征点匹配前需要对特征点进行筛选,选取初始匹配对。图5e显示经过候选匹配点选取后,CPD算法通过迭代对浮动图像上的特征点进行平移以及旋转后得到的最优匹配对。从图中可以看出,基本不存在明显错误的匹配对。在匹配过程中,对参数不断优化,根据所给目标函数,最终求得最优匹配参数。将获取变换模型应用到浮动图像,进行图像重采样和插值计算,将配准后的图像和参考图像进行融合,得到的配准结果如图5f所示,图中既可以清晰地观察到颅脑骨骼,也能较好地辨识软组织,实验结果参数也显示其配准精度达到了亚像素级。

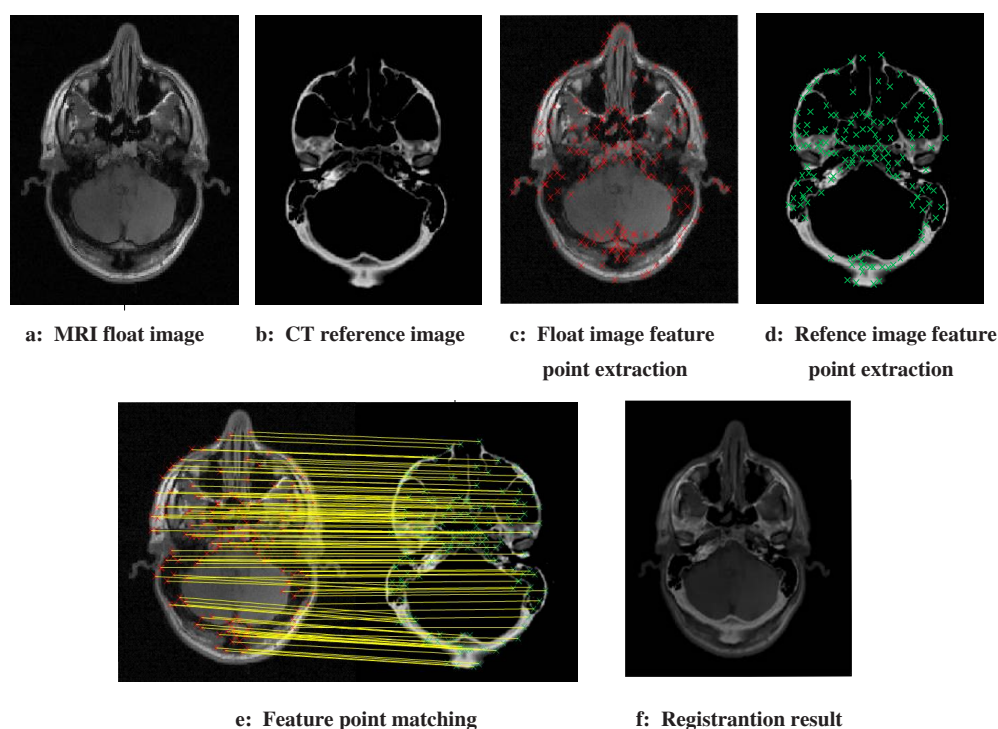


图5 CT-MRI配准实验过程

Fig.5 CT-MRI registration experiment

4 结论

针对多模医学图像配准,本文提出一种LWP-CPD多模医学图像配准算法,分别采用BrainWeb的 T_1 - T_2 加权MRI图像和范德比尔特大学的回顾性图像配准评估项目中的CT-MRI图像来进行配准,并从特征点提取的鲁棒性、配准速度和配准精度3个方面来验证LWP-CPD算法。实验结果表明与SIFT-CPD算法相比,LWP-CPD算法具有计算复杂度低、准确性高和鲁棒性强等优点,其配准精度也达到亚像素级,因

此本文提出的LWP-CPD算法在多模医学图像配准中具有重要的应用与研究价值。

【参考文献】

- [1] LI Z, MAHAPATRA D, TIELBEEK J A, et al. Image registration based on autocorrelation of local structure[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(1): 63-75.
- [2] HEINRICH M P, JENKINSON M, BHUSHAN M, et al. MIND: modality independent neighbourhood descriptor for multi-modal deformable registration[J]. Med Image Anal, 2012, 16(7): 1423-1435.
- [3] LOMBAERT H, GRADY L, PENNEC X, et al. Spectral log-demons:

- diffomorphic image registration with very large deformations[J]. Int J Comput Vision, 2014, 107(3): 254-271.
- [4] ZHANG J, WANG J, WANG X, et al. The adaptive FEM elastic model for medical image registration[J]. Phys Med Biol, 2014, 59(1): 97.
- [5] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. Int J Comput Vision, 2004, 60(1): 63-86.
- [6] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Trans Pattern Anal, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [7] DAVARZANI R, MOZAFFARI S, YAGHMAIE K. Scale-and rotation-invariant texture description with improved local binary pattern features[J]. Signal Proces, 2015, 111: 274-293.
- [8] DUBEY S R, SINGH S K, SINGH R K. Local wavelet pattern: a new feature descriptor for image retrieval in medical CT databases [J]. IEEE Trans Image Proces, 2015, 24(12): 5892-5903.
- [9] BESL P J, MCKAY N D. Method for registration of 3D shapes[C]. Robotics-DL Tentative, 1992: 586-606.
- [10] MYRONENKO A, SONG X. Point set registration: coherent point drift[J]. IEEE Trans Pattern Anal, 2010, 32(12): 2262-2275.
- [11] XIA R, ZHAO J, LIU Y. A robust feature-based registration method of multimodal image using phase congruency and coherent point drift [C]. Eighth International Symposium on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition, 2013: 891903-891908.
- [12] OJALA T, PIETIKÄINEN M, MÄENPÄÄ T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Trans Pattern Anal, 2002, 24(7): 971-987.
- [13] YANG M X, ZHENG S M, LI Y. Facial expression recognition based on LBP and SVM decision tree[C]. 2015 International Industrial Informatics and Computer Engineering Conference, 2015.
- [14] 郑永斌, 黄新生, 丰松江. SIFT 和旋转不变 LBP 相结合的图像匹配算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(2): 286-292.
- ZHENG Y B, HUANG X S, FENG S J. An image matching algorithm based on combination of SIFT and the rotation invariant LBP[J]. Journal of Computer-aided Design and Computer Graphics, 2010, 22(2): 286-292.
- [15] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. Int J Comput Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [16] COCOSCO C A, KOLLOKIAN V, KWAN R K, et al. Brainweb: online interface to a 3D MRI simulated brain database [C]. Neuroimage, 1997.
- [17] Retrospective Registration Evaluation Project (RREP) [EB/OL]. (2015-11-08)[2010-07-08]. http://www.insight-journal.org/rire/download_data.php.

(编辑:谭斯允)

(上接688页)

- [6] LEVIN D, MENHEL J, RABIN T, et al. Dosimetric comparison of tandem and ovoids vs tandem and ring for intracavitary gynecologic applications[J]. Med Dosim, 2008, 33(4): 315-320.
- [7] PANTELIS E, PAPAGIANNIS P, ANAGNOSTOPOULOS G, et al. Evaluation of a TG-43 compliant analytical dosimetry model in clinical ^{192}Ir HDR brachytherapy treatment planning and assessment of the significance of source position and catheter reconstruction uncertainties[J]. Phys Med Biol, 2004, 49(1): 55-67.
- [8] GARIPAGAOGLU M, TUNCEL N, KÖSEOGU F G, et al. Geometric and dosimetric variations of ICRU bladder and rectum reference points in vaginal cuff brachytherapy using ovoids[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2004, 58(5): 1607-1615.
- [9] LAKSHMINARAYANAN T, SUBBAIAH K V, THAYALAN K, et al. Suitability of point kernel dose calculation techniques in brachytherapy treatment planning[J]. J Med Phys, 2010, 35(2): 88-99.
- [10] NIROOMAND R A, BLACKWELL C R, COURSEY B M, et al. Radiochromic film dosimetry: recommendations of AAPM Radiation Therapy Committee Task Group 55[J]. Med Phys, 1998, 25: 2093-2115.
- [11] YU L, YANG B, PANG T T, et al. Use of two-dimensional ionization chamber array on brachytherapy dose verification[J]. Medical Journal of Peking Union Medical College Hospital(PUMCH), 2011: 408-412.
- [12] YEWONDWOSSEN M. Characterization and use of a 2D-array of ion chambers for brachytherapy dosimetric quality assurance [J]. Med Dosim, 2012, 37: 250-256.

(编辑:薛泽玲)