

文章编号 1004-924X(2015)09-2656-10

应用显著纹理特征的医学图像配准

王红玉¹, 冯 筠^{1*}, 崔 磊¹, 贺小伟¹, 邱 实²

- (1. 西北大学 信息科学与技术学院, 陕西 西安, 710127;
2. 中国科学院 西安光学精密机械研究所, 陕西 西安 710119)

摘要:针对传统的基于几何度量的配准方法无法配准存在局部变形的医学器官的问题,提出了应用显著纹理特征的经典迭代最近点(ICP)医学图像配准算法。该方法借鉴主动外观模型(AAM)思想对医学图像的显著纹理特征建模,将显著性强的特征点赋予较大权重,率先配准。在传统基于空间距离的图像配准基础上加入显著纹理距离。然后,模拟格式塔心理学提出的人类视觉认知过程,使用线性递减的权重平衡两种“距离”度量方式。该算法前期主要根据几何距离取得整体配准效果,后期依赖图像纹理特征使存在局部变形位置的特征点也能精确配准。最后,在腹腔肝脏图像上进行实验。实验结果表明该算法取得了较好的配准效果,准确率达 78.82%,比其他几种流行算法提高了 22.22%,且对图像的旋转变化不敏感。提出的算法基本解决了存在局部变形医学器官图像的配准问题,达到了精度高、鲁棒性强的配准效果。

关键词:显著纹理;医学图像;图像配准;迭代最近点算法(ICP);视觉认知

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152309.2656

Medical image registration based on salient texture

WANG Hong-yu¹, FENG Jun^{1*}, CUI Lei¹, HE Xiao-wei¹, QIU Shi²

- (1. College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China;
 2. Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics of Chinese Academy of Science, Xi'an 710119, China)
- * Corresponding author, E-mail: fengjun@nwu.edu.cn

Abstract: Traditional registration methods based on geometric measurement can not match the medical image with local deformation. To solve the problem, an improved Iterative Closest Points (ICP) algorithm about human visual cognitive process is proposed base on the salient texture. Firstly, the method establishes the model for the salient texture feature of a medical image based on Active Appearance Model(AAM) algorithm, and it gives the feature point with more salient for a larger weight to complete the image match in the first step. Then, it introduces the salient texture distance to the traditional space distance. By simulating the human visual cognitive process proposed by Gestalt, the linear decreasing weight is used to balance the two kinds of distance measuring methods. With the algorithm, a whole registration is obtained by the geometric distance in the early stage. On the other hand, the feature points of local deformation are accurately registrated with the texture features in the

收稿日期:2015-04-03;修订日期:2015-04-21.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61372046);陕西省自然科学基金资助项目(No. 2014JM8338);陕西省教育厅科学研究计划资助项目(No. 11JK1049)

later stage. At last, a series of experiments are performed on real live images. The experiment results show that the algorithm can get a good matching result, and the registration accuracy is 78.82%, increasing by 22.22% as compared with those of other popular algorithms. The experimental results also show that it is not sensitive to the rotation of the images. It concludes that the algorithm solves the registration problems of local deformation in medical organs and achieves higher precision and stronger robustness.

Key words: salient texture; medical image; image registration; Iterative Closest Point (ICP) algorithm; vision cognition

1 引言

医学图像配准可以实现不同医学图像之间对应点的匹配,是医学图像分析领域中重要的研究课题^[1]。医学图像配准主要用于以下几个方面:病变定位,肿瘤检测,血管或大脑造影,手术计划制定等^[2]。

根据配准过程中所使用的相似性测度可以将目前较常见的配准方法分为基于特征和基于灰度的配准方法,其中基于特征的方法^[3]从待配准图像中提取少量特征信息即可完成配准,特征包括特征点、曲线、曲面或者植入的外部标记物。这种方法只通过少数特征点进行配准,计算简单但精度不够。基于灰度的配准方法则利用图像的灰度信息完成配准。该类方法需要计算每个像素点的位移,故精度较高,但计算复杂,且对光照等外界因素敏感^[4]。充分利用上述两种方法的优点,将基于特征的方法与灰度或纹理相结合是当前的研究热点^[1]。迭代最近点(Iterative Closest Point Algorithm, ICP)算法是基于轮廓特征点配准的主流算法,广泛适用于包括点、线、面等许多图像的配准问题。然而,该算法是利用欧氏距离求取几何最近点的,因此对于形状变异比较大的生物器官,尤其是软组织器官的配准效果不好。国内外诸多学者针对 ICP 算法的上述缺点做出了很多有价值的改进^[5]。文献^[6]提出了一种分层块状全局搜索到临近点局部搜索的 ICP 改进算法,消除了点云缺失对点云配准的影响,但算法复杂性较高。Sharp 等^[7]提出一种基于不变特征的 ICP 算法(Iterative Closest Points using Invariant Features, ICPIF),该算法将被测物体的欧氏空间不变量(矩不变量,曲率,球谐函数不变

量)进行加权,以确立匹配点对,从而使特征点在空间得到更为精确的配准结果。Kase^[8]等则在传统空间欧式距离的基础上,采用扩展高斯曲率计算匹配点的差异度,也提高了空间位置配准的准确率。然而上述算法均是基于几何学曲面特征的改进,不能解决医学器官配准时存在的局部变形问题。

由于灰度和边缘信息是图像的基本特征,它们携带了大量的物体信息。C. Schütz^[9]将颜色距离,几何距离和表面法向夹角三者的累加和作为新的距离,在三维曲面配准上取得了很好的收敛性。Johnson 等^[10]根据颜色 RGB 三通道,计算通道距离并按照固定权重累加用于配准全向的立体数据,从而降低了配准的错误率。然而医学影像不存在颜色信息,而且生物器官,尤其是软组织含水量大,边缘普遍较圆滑,有时也会因为生理蠕动造成边缘模糊。

格式塔心理学将人们对于实物概念的感知分为两个阶段:第一步,将物体作为整体来感知,即整体感知;第二步,对感知到的整体进行某种分解,把它分解成独特的特性或属性^[11]。基于上述人类感知过程可知,专家对医学图像的认知过程分为两个阶段,首先利用获取的目标器官轮廓形状特征建立认知框架,然后关注医学器官的纹理灰度等细节。然而,目前流行的图像配准方法大都采用自下而上的策略,即从像素的细节信息到抽象参数模型,与人类认知过程正好相反^[12]。本文提出了自顶向下的应用显著纹理的医学图像配准算法(Salient Texture-Iterative Closest Point Algorithm, ST-ICP),对特征点的显著纹理建模,算法前期,利用 ICP 进行生物器官的形状框架粗配准,后期引入显著纹理特征精确配准特征点,以达到速度快、精度高和鲁棒性强的配准效果。

2 显著纹理特征建模

显著纹理的意义在于对医学图像局部纹理特征的显著性表达。视觉感知研究发现,人类具有完美的纹理感知机制,可以区分细小的纹理差别^[13]。因此,当某医学器官的特定区域具有稳定的独特性质,并能够在人类初级视觉阶段产生特定形式的重要视觉刺激时,则可认为该特定区域具有视觉显著性^[14]。

根据人眼观察事物的发散性原理提出的显著性纹理结构特征主要包括两部分:显著性评价和纹理结构^[15]。本文认为医学器官的显著性评价指标包括两方面特性:一是稳定性,即器官特定区域的纹理不随个体不同存在显著变化;二是特异性,即特定区域的纹理特征与邻近区域存在较大差异。活动表现模型(Active Appearance Model, AAM)是一种描述可变性目标的生成模型,其利用统计学方法对训练集图像的形状和纹理分别建模^[16]。该算法通过训练图像样本集,获得先验知识,类似于人类大脑存储的评价图像特征的指标。本文借鉴 AAM 对纹理可变性表示的思想,对医学器官纹理特征的稳定性和特异性分别建模。

2.1 显著性评价

2.1.1 稳定性

纹理结构的稳定性描述了随样本变化,纹理特征不存在显著差异的特性。设共有 N 幅训练图像 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, 任取图像 p_i ($1 \leq i \leq N$) 提取器官边缘轮廓特征点集 $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$, 然后计算各特征点局部图像对应的纹理特征,得到特征点 x_{ij} ($1 \leq j \leq m$) 对应的纹理特征 g_{ij} , g_{ij} 是一个纹理向量,将训练集中特征点 j 对应的纹理特征组成纹理训练集 $G_j = \{g_{1j}, g_{2j}, \dots, g_{Nj}\}$, 构建 AAM 统计模型如下式:

$$g_{ij} = \overline{G}_j + Q_j c_{ij}. \quad (1)$$

公式(1)变形后:

$$c_{ij} = Q_j^{-1} \times (g_{ij} - \overline{G}_j), \quad (2)$$

其中: \overline{G}_j 是特征点 j 处纹理的均值模型, Q_j 表示纹理的变化, c_{ij} 是控制参数。

由公式(1)可知,各训练集样本的特征点 j 处的局部纹理均可用 $\overline{G}_j, Q_j, c_{ij}$ 表示,其中 c_{ij} 代表图像 p_i 中特征点 j 的稳定性,假设 j 点为稳定点,

则纹理特征与均值纹理 \overline{G}_j 相近,换言之 c_{ij} 取值较小。对于特征点 j ,将所有参数 c_{ij} 的绝对值求平均,如式(3)所示,称 C_j 为特征点 j 对应的稳定因子, C_j 值越小,特征点 j 处纹理特征越稳定,反之,纹理变化越剧烈。

$$C_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |c_{ij}|. \quad (3)$$

2.1.2 特异性

纹理特异性指某区域纹理特征与邻近区域存在较大差异,能对人类视觉产生刺激。取特征点 j , 设其左邻域特征点为 j_{left} , 右邻域特征点为 j_{right} , 按照上述思路可以得到各特征点对应的纹理均值 \overline{G}_j , 纹理变化 Q_j , 分别评估特征点 j 与左邻域和右邻域的纹理差异,如式(4)所示:

$$\begin{aligned} b_{j_left} &= Q_{j_left}^{-1} \times (\overline{G}_j - \overline{G}_{j_left}), \\ b_{j_right} &= Q_{j_right}^{-1} \times (\overline{G}_j - \overline{G}_{j_right}), \end{aligned} \quad \begin{cases} j_left = j-1; j_right = j+1; 1 < j < m \\ j_left = m; j_right = j+1; j = 1 \\ j_left = j-1; j_right = 1; j = m \end{cases}. \quad (4)$$

特征点 j 的特异性可用 $B_j = \min(|b_{j_left}|, |b_{j_right}|)$ 表示,称 B_j 为特征点 j 对应的特异性因子。当特征点具有较强的特异性,即它与邻域特征点存在较大差异时, B_j 值较大,反之 B_j 值较小。

本文根据 AAM 算法思想将特征点的纹理稳定性和特异性参数化。最终把特征点 j 的纹理显著性定义为 $\zeta(j) = \frac{B_j}{C_j}$, 其中 C_j 为纹理稳定性因子, B_j 为纹理特异性因子。由此可知,纹理显著性越强, $\zeta(j)$ 值越大,反之, $\zeta(j)$ 值越小。

2.2 纹理结构

当前流行的纹理特征提取方法有结构方法、统计方法、模型方法和变换方法^[17]。其中 Gabor 小波是一种重要的基于变换的纹理特征提取方法,它不仅符合视觉系统感受野细胞结构,而且可以获得频率域和空间域的最佳联合分辨率,适合用于图像纹理的表示和判别^[18]。Gabor 是一个用高斯函数调制的复正弦函数,定义如下:

$$\begin{aligned} G(x, y) &= \frac{f^2}{\pi \gamma \eta} \exp \left[-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2} \right] \exp(j2\pi f x' + \varphi), \\ x' &= x \cos \theta + y \sin \theta, \\ y' &= -x \sin \theta + y \cos \theta, \end{aligned} \quad (5)$$

其中: f 是正弦曲线频率, 频率大小表征 Gabor 滤波器的不同尺度(取 m 个尺度)。 θ 是 Gabor 滤波器的方向(取 n 个方向), φ 是相位偏移, σ 是坐标轴上的标准方差, 决定了滤波器作用区域的大小。 将如上 Gabor 核函数与图像卷积得到 Gabor 纹理特征:

$$GT_{f,\theta}(x,y) = I(x,y) * G_{f,\theta}(x,y),$$

$$\text{texture}(x,y) = \frac{1}{m \times n} \sum GT_{f,\theta}(x,y). \quad (6)$$

本文在文献[19]的基础上设计 Gabor 小波族, 用于提取纹理信息, 根据这些纹理信息构建特征向量。 由于医学器官存在部分的旋转平移变换, 故提取 40(5 个尺度 \times 8 个方向) 种纹理特征, 按照公式(6)求均值, 进而得到对旋转变换鲁棒的纹理。 40 个 Gabor 小波函数如图 1 所示。

综上所述, 本文通过模拟人类视觉特点, 将纹理结构的显著性参数化。 利用 Gabor 小波提取腹腔肝脏纹理特征, 采用 AAM 算法统计分析样本集中各特征点的纹理显著性, 在对医学图像配准时, 模拟人类视觉特点, 对纹理显著性较强的特征点赋予较大权重, 将其率先对齐。

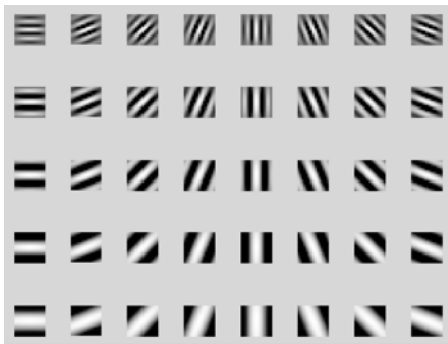


图 1 Gabor 函数
Fig. 1 Gabor basis functions

3 应用显著纹理特征的 ICP 算法

人类视觉配准图像的过程可以分为两个阶段, 首先对外部轮廓寻找相似性, 得到形状粗配准, 然后在邻近点集中关注特征点细节纹理特征, 根据视觉测度找到纹理最相近的匹配点。 本文提出了应用显著纹理的 ICP 算法(简称 ST-ICP)来模拟人类视觉认知的过程。 一方面, 在寻找匹配点阶段定义搜索邻近点集, 引入线性递减权重的距离度量方式; 另一方面在解析旋转平移矩阵阶

段, 加入纹理显著性评价。

3.1 邻近关系对应准则

设参考点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 浮动点集 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$, 当外部轮廓基本对齐后, 点集 X 和 Y 之间有邻近对应关系, 假设 Y 数据集中的 y_i 特征点在 X 数据集里有对应的最近点 x_j , 则 $C(x_j)$ 是 y_i 的邻近集合^[20], 本文在邻近集合中搜索匹配点, 如图 2 所示。 一方面减少计算量, 另一方面也保证配准点不会产生较大误差, 符合人类视觉特点。

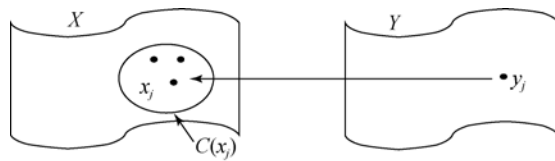


图 2 邻近关系对应准则

Fig. 2 Rules of adjacent relation

3.2 线性递减权重的距离度量

由于单一空间的距离信息量有限, 而使用多特征度量配准点对具有重要意义, 因此本文把上述显著纹理信息加入距离度量函数, 即将求得的点对的纹理相似性引入距离度量目标函数, 如式(7):

$$d = w \times N(d_1) + (1 - w) \times N(d_2), \quad 0 \leq w \leq 1, \quad (7)$$

其中: d_1 是点对的欧式距离, d_2 是点对的纹理相似性距离, 即纹理距离(2.2 中纹理特征的差值), 对距离 d_1 和 d_2 归一化(归一化函数 $N(\cdot)$), 消除量纲对计算结果的影响。 在距离权重的可调整参数中, 权重 w 是重要的参数, 较大的 w 使 ICP 算法在搜索点对时更倾向几何距离近的点, 而较小的 w 会使纹理特征相近的点率先匹配。 当 w 等于 1 时, 退化为传统 ICP 距离度量。 不同的权重, 可得到不同的匹配点集。

ICP 是一个利用多次迭代计算旋转偏移矩阵的算法, 为了缩小点云之间的旋转和平移错位, 使精确配准不会趋向错误的方向, 需要进行点对初始配准。 由于医学图像的器官不存在大幅度的旋转变换, 采用传统的中心重合法即可达到初始配准效果。 为了尽可能配准两个特征点集, 使它们之间的误差最小, 需要在初始配准的基础上模拟人类视觉认知过程进行精确配准。

精确配准初期可以使 w 权重值较大, 即几何

距离近的点率先对齐,有利于器官全局形状配准,这与人类认知过程的第一阶段相似,随着迭代次数增加,器官已基本对齐,较小的 w 值利于搜索点跳出几何距离的限制,使纹理特征相近的点对最终匹配,基本解决了传统 ICP 算法由于局部形变无法正确匹配点对的问题,这与人类认知的第二阶段相似。因此可以采用线性变化的权重,模拟人类认知的图像配准过程,让权重从最大值 w_{\max} 线性变化减小到最小值 w_{\min} , w 随迭代次数的变化公式为:

$$w = w_{\max} - \frac{t \times (w_{\max} - w_{\min})}{t_{\max}}, \quad (8)$$

其中: w_{\max} , w_{\min} 分别表示 w 的最大值和最小值, t 为当前迭代步数, t_{\max} 表示最大迭代步数。

3.3 基于显著纹理的最优化解析方法

ICP 算法对最终确立的匹配点集一般采用最小二乘法迭代求解点集最优坐标变换,使目标函数最小化。奇异值分解和四元数方法是最常用的求解方法,由于四元数方法只能应用于三维点云数据,所以二维点集配准时,选择奇异值分解方法。

人类视觉在寻找匹配点对时,往往将注意力集中在邻近区域显著纹理相似的那些点对上,而对普通点或者非相似点关注的较少,甚至会忽略。为了模拟人类的这种视觉特点,在求取旋转平移矩阵时,对具有显著纹理特征且相似的特征点赋予较大权重,反之,赋予较小的权重。如公式(9)中 t_i 所示, $texture(x_i)$ 、 $texture(y_i)$ 分别为参考点集和浮动点集用 2.2 中方法得到的纹理信息, e 为一较小常数, $\zeta(i)$ 是纹理显著性因子。特征点纹理信息越接近且显著性越明显时,权重 t_i 越大,反之,权重越小。由于在配准过程中加入了图像的显著纹理信息,希望最终的配准结果不仅在几何外形上匹配,也希望相互匹配点对的图像纹理细节相似。因此算法最终的优化目标是:

$$\min \left[\sum t_i (\|x_i - T(y_i)\| + |texture(x_i) - texture(y_i)|) \right],$$

$$t_i = \frac{\zeta(i)}{|texture(x_i) - texture(y_i)| + e}, \quad (9)$$

其中 $T(\cdot)$ 为解析得到的旋转平移函数。由于图像的旋转和平移变换并不显著影响特征点的纹理信息,所以上述优化目标可以简化为:

$$\min \sum t_i (\|x_i - T(y_i)\|). \quad (10)$$

这与传统的 ICP 算法求解优化目标近似,故可以直接采用奇异值分解方法求解旋转和平移矩阵。

本文算法具体步骤如下:

设参考图像为 I_{ref} , 浮动图像为 I_{flo} , 对图像进行直方图均衡化处理,以消除光照等因素影响。

Step1: 采用 snake 算法获取图像边缘轮廓,将器官轮廓边缘离散化,对获取的离散边缘点均匀采样,分别得到参考点集 $X = \{x_j, j=1, 2, \dots, n\}$ 和浮动点集 $Y = \{y_i, i=1, 2, \dots, m\}$ 。

Step2: 图像粗配准-中心重合法得到初始配准结果。

Step3: 显著纹理特征建模。

Step3.1: 计算参考点集与浮动点集的纹理信息。

Step3.2: 计算参考图像与浮动图像特征点处的纹理显著性。

Step4: 图像精配准-模拟人类视觉认知过程。

Step4.1: 依次取浮动点集中特征点 y_i , 计算与之对应的邻近集合 $C(x_j)$ 中的综合距离最小点,距离定义如 3.2 节所示。

Step4.2: 根据 3.3 中定义的基于显著纹理的最优化解析方法求得旋转矩阵 R_k , 平移矩阵 T_k , 其中 k 为迭代次数。

Step4.3: 计算 $Y_k = R_k \times Y + T_k$, 即数据集 Y 经过一次坐标变换后得到数据点集 Y_k , 重复步骤 4, 直到迭代次数最大或者满足下列条件:

$$\begin{cases} |d_k - d_{k+1}| < \epsilon \\ d_k = N(\|X - Y_k\|) + N(|texture(X) - texture(Y_k)|) \end{cases}. \quad (11)$$

Step5: 确定最终的旋转平移变换矩阵后,对浮动点集和整幅浮动图像进行空间变换,得到配准后的结果。算法结束。

4 实验结果与分析

为检验本文算法的有效性,在 Intel(R) Core (TM) i5 CPU, 4G 内存的 Windows 7 操作系统上,基于 Matlab2012(b) 平台进行实验。实验选用某三甲医院提供的 14 套肝脏 CT(每套 46 幅左右),图像大小为 256 pixel \times 256 pixel,从中随机抽取图像对,进行配准测试,部分腹腔肝脏图像如图 3 所示。

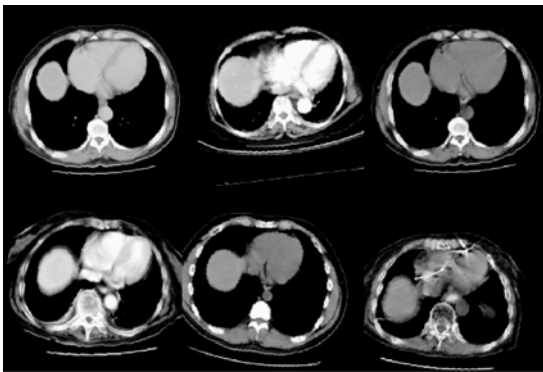


图 3 肝脏图像

Fig. 3 Liver images

4.1 肝脏数据集配准

肝脏是人体非常重要的腹部软组织器官,由于与脾、胃及心脏等软组织器官密度接近,在 CT 图像中表现为灰度特征区分度小、界限模糊,如图 3 所示。因此,准确有效地配准肝脏 CT 轮廓是腹部软组织三维模型重建与可视化的关键问题之一。实验参数设置如表 1 所示。

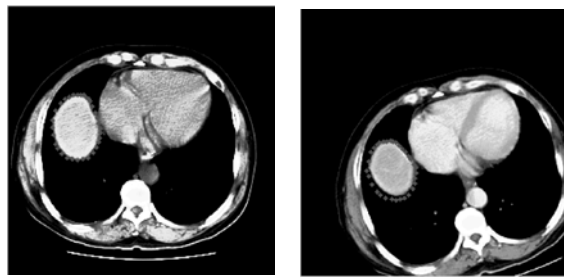
表 1 主要参数设置

Tab.1 Main parameter settings

参数类型	参数设置
	尺度 5 个:1~5;角度 8 个:0~ $\frac{7\pi}{8}$;
Gabor 纹理结构	滤波器行(列)大小:15; 纹理窗口大小:3×3; $\eta=\sqrt{2};\gamma=\sqrt{2};\varphi=0;f_{max}=0.25$
邻近域集合	邻域大小:4
线性递减参数	$w_{max}=0.85, w_{min}=0.4, t_{max}=20$

由于图像灰度信息易受光照,采样设备差异的干扰,故需对数据集进行直方图均衡化处理,具体为采用 snake 算法获取肝脏边缘轮廓点,对获取的边缘轮廓均匀采样,得到参考点集与浮动点集,分别包含 32 个特征点,图 4 为预处理后的图像数据集。

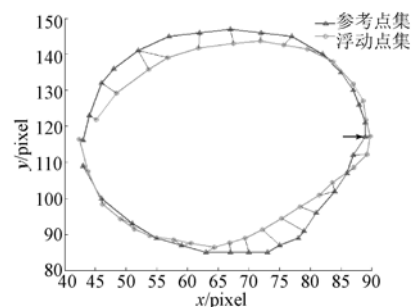
对图 4 获取的参考点集和浮点集采用本文算法(ST-ICP)和传统 ICP 算法分别配准,将匹配的对应点连接起来,肝脏轮廓配准结果如图 5 所示。



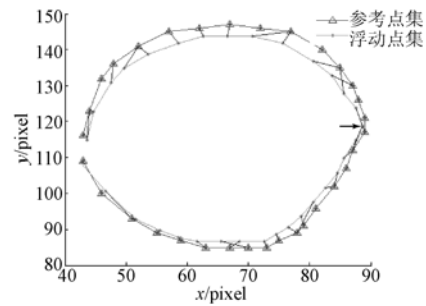
(a) 参考图像 (b) 浮动图像
(a) Reference image (b) Floating image

图 4 图像预处理

Fig. 4 Image preprocessing



(a)ICP



(b)ST-ICP

图 5 肝脏图像配准结果对比

Fig. 5 Comparison of registration results of liver images

由图 5 可以看出,两种算法均可将器官大致轮廓对齐。对比图 4 预处理后的图像,发现采用本文算法配准时,肝脏内侧的特征点匹配距离更近,这是因为肝脏内侧组织对应的显著纹理特征明显,易于识别。此外,图中箭头指向轮廓角点,即人工标记肝脏的最尖端位置,在医学图像配准过程中,医生更希望器官的显著部位能率先对齐,传统 ICP 算法对于所有特征点“一视同仁”,无法达到此效果,而本文算法可以取得较好的配准效果。

4.2 算法有效性验证

为了验证本文提出算法的有效性,将 ST-ICP

与下述 3 类方法进行对比:基于灰度的图像配准算法(Gray);基于特征点的图像配准算法(ICP);基于融合特征点与其他纹理特征的图像配准算法(Intensity, Grads-NC, GLCM_IDM)。3 类方法介绍如下:

(a) 基于灰度的图像配准方法采用 Brett Shoelson 团队提供的 Image Registration App 灰度配准工具箱,通过构建灰度金字塔,最小化图像均方误差计算旋转平移矩阵,最终实现配准。

(b) 基于特征点的配准方法配准过程只考虑空间距离,不包含纹理信息,即 ICP 算法。

为了验证提出显著纹理的有效性,引入下述 4 种方法,它们均为融合纹理特征的 ICP 改进方法:

(c) Intensity:利用像素灰度值来表征纹理;

(d) Grads-NC:梯度中包含了丰富的方向信息,而梯度互相关可以消除图像的空间低频差异,例如软组织,根据文献[21]中的方法将图像的归一化梯度互相关作为图像纹理距离;

(e) GLCM-IDM: G. R. J. Cooper^[22]对灰度共生矩阵(GLCM)的提取方法进行了改进,改善了由传统 GLCM 获取的纹理特征存在阶梯状的现象,按照文献[17]中的方法,计算改进后的灰度共生矩阵,提取图像的逆差距(IDM)纹理特征;

(f) ST:本文提出的显著纹理特征。

利用同样的参数构建配准模型,将图 4 所示样本配准,结果如图 6 所示,图 6 中轮廓开口处为人工标注的轮廓起始点和终点。由图中可以定性看出本文提出的显著纹理不仅可以在外观上取得轮廓的对齐效果,而且具体特征点配准效果最优。

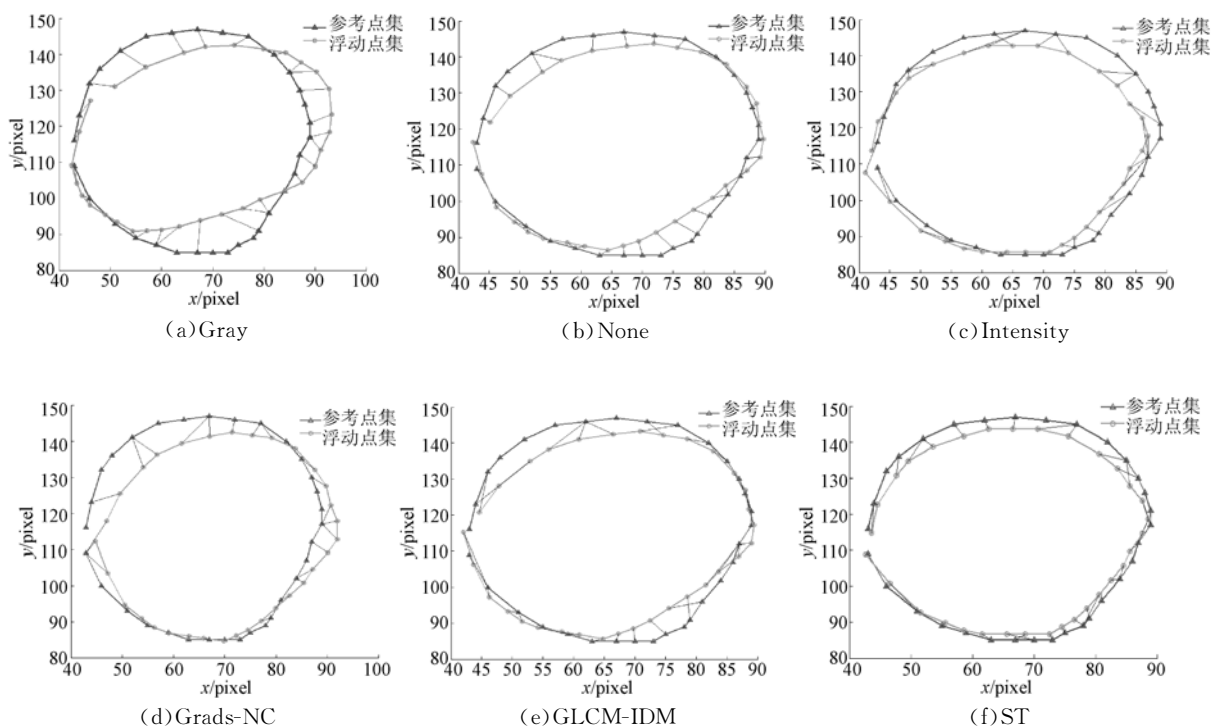


图 6 多种配准算法对比

Fig. 6 Comparison of registration results for different algorithms

为了定量评价图像配准效果,从数据集中随机抽取 20 组图像。人工标定图像特征点的匹配对应关系,作为如上 6 种配准方法的评价标准,得到的配准结果如表 2。评估标准包括四个类别,第一类 Best,指完全配准,即匹配点对完全正确所占的比例。第二类 Better,指 1-邻域配准,即匹

配点对属于正确配准点的 1 近邻,则认为匹配正确。第三类 Good,指 2-邻域配准,即匹配点对属于正确配准点的 2 近邻。第四类 Bad,即统计未成功配准到 2 近邻的特征点所占的比例。本文将 2 邻域范围内的配准结果视为接受范围,计算配准准确率 Accuracy。

由图 6 和表 2 可知,一方面,单纯的图像灰度配准算法效果最差,主要是因为该类算法只对外形灰度均相似的器官配准有效,而实验所用数据均来自不同人群,由于拍摄环境的差异,灰度值差异较大,因此该类算法无法取得很好配准效果;另一方面,加入纹理信息的配准方法均比传统 ICP 算法(即特征点配准算法 None)准确率高,而本文显著纹理特征的匹配准确率效果最优,这也进一步证实了该算法的有效性。

表 2 多种算法配准结果的对比

Tab. 2 Comparison of registration results of different algorithms (%)

配准算法	Best	Better	Good	Bad	Accuracy
Gray	2.81	7.50	18.43	71.56	28.75
None	4.86	26.39	22.22	46.53	53.47
Intensity	24.65	14.93	15.63	44.79	55.21
Grads-NC	12.50	28.13	20.48	38.89	61.11
GLCM_IDM	22.57	18.75	15.28	43.40	56.60
ST	29.17	34.72	14.93	21.18	78.82

此外,采用简单像素灰度特征(Intensity)配准比采用梯度特征(Grads-NC)和灰度共生矩阵(GLCM-IDM)的效果稍好。这是因为前期图像预处理中,均衡化增强了图像的局部对比度,减弱了噪声的干扰,同时采用该纹理,图像信息损失较小,所以即使是简单纹理也可取得很好的配准效果。而 Grads-NC 配准效果不好主要是因为梯度纹理特征并不能很好地表达图像的局部纹理结构,简单的梯度算子丢失了图像部分纹理信息。GLCM-IDM 只计算了灰度共生矩阵 4 个方向(0°,45°,90°,135°)的纹理特征,不能精确表达医学器官由于旋转平移产生的纹理变化,而本文提出的显著纹理综合了多尺度多方向的纹理特征,可以更加准确地表达特征点的纹理特征。相比其他 4 种特征点融合纹理的配准算法,本文方法的配准准确率平均提高了 22.22%,其计算公式如下:

$$Accuracy = ST - \frac{1}{4}(None + Intensity + Grads + Glcm). \tag{12}$$

4.3 算法鲁棒性验证

为了验证该算法的鲁棒性,从测试数据集中

抽取 10 组图像,将浮动图像按逆时针方向旋转不同角度进行配准,原浮动图像为图 7(a),则按不同角度旋转后的图像如图 7(b)~7(g)所示。对比 ICP、ST-ICP 两种算法,实验结果如图 8 所示。横轴表示旋转角度(10°~50°),纵轴表示 10 组图像完全配准结果的均值,即上述评价指标 Best。

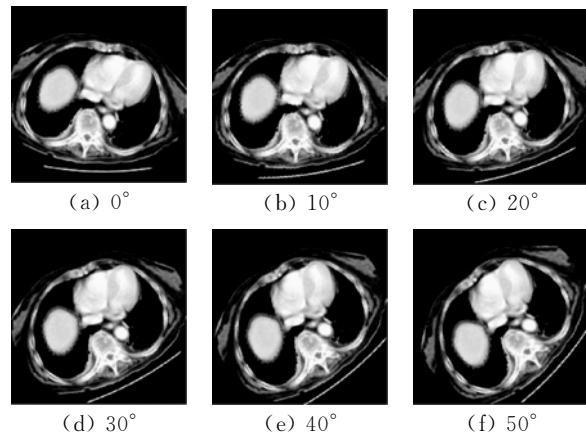


图 7 肝脏图像逆时针旋转

Fig. 7 Counterclockwise of liver image

由图 8 可明显看出,器官旋转对 ST-ICP 准确率的影响较小。当旋转角度大于 30°时,ICP 基本失效,而由于 ST-ICP 是对图像的显著纹理特征建模,提取多尺度多方向的纹理,其特征对器官旋转变具有鲁棒性,因此该算法比 ICP 取得了更好的配准效果。

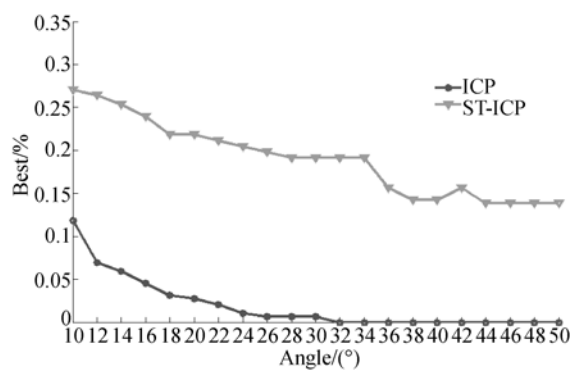


图 8 算法鲁棒性验证

Fig. 8 Robustness validity of proposed algorithm

5 结 论

针对 ICP 算法无法解决存在局部变形的医学器官的配准问题,本文提出了应用显著纹理特

征的 ICP 配准算法。该方法在欧式距离度量的基础上加入图像纹理距离,将纹理显著性特征参数化,同时模拟格式塔心理学提出的人类视觉认知过程,使用线性递减的权重平衡两种“距离”:在配准初期主要根据几何距离取得整体配准,后期依赖图像纹理特征突破几何形状的限制,使变形的几何结构也能精确配准,最终基本解决了存在局部变形的医学器官配准问题。通过实验证明,本文算法比基于灰度的图像配准算法和其他几种

特征点融合纹理的配准算法效果好,特征点匹配准确率达 78.82%,准确率平均提高了 22.22%,而且对医学器官旋转变化不敏感。此外,该方法可以直接应用到三维人体器官的配准中,具有重要应用价值。

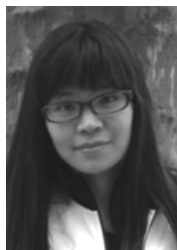
但本文提出的方法也具有一定的局限性,其对整体变形较大的医学器官配准困难。另外,其只是对复杂人类视觉系统的简单模拟,进一步的改进方法仍有待探索。

参考文献:

- [1] 王雷,高欣,崔学理,等. 基于灰度距离融合的 2D/3D 刚性配准[J]. 光学精密工程, 2014, 22(10): 2815-2824.
WANG L, GAO X, CUI X L, *et al.*. 2D/3D rigid registration by integrating intensity distance [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(10):2815-2824. (in Chinese)
- [2] OLIVEIRA FPM, TAVARES JMRS. Medical image registration:a review [J]. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 2014, 17(2):73-93.
- [3] SENIN N, COLOSIMO B M, PACELLA M. Point set augmentation through fitting for enhanced ICP registration of point clouds in multisensor coordinate metrology [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2013, 29(1):39-52.
- [4] 陈高. 基于特征与灰度的医学图像配准方法[D]. 厦门:厦门大学, 2009.
CHEN G. *Medical Image Registration Method Based on Characteristic and Gray* [D]. Xiamen: Xiamen University, 2009. (in Chinese)
- [5] DONG J M, PENG Y X, YING S H, *et al.*. LieTrICP: An improvement of trimmed iterative closest point algorithm [J]. *Neurocomputing*, 2014, 140:67-76.
- [6] 孙军华,谢萍,刘震,等. 基于分层块状全局搜索的三维点云自动配准[J]. 光学精密工程, 2013, 21(1):174-180.
ZHANG J H, XIE P, LIU ZH, *et al.*. Automatic 3D point cloud registration based on hierarchical block global search [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(1):174-180. (in Chinese)
- [7] SHARP G C, LEE S W, WEHE D K. ICP registration using invariant features [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(1):90-102.
- [8] KASE K, MAKINOUCI A, NAKAGAWA T, *et al.*. Shape error evaluation method of free-form surfaces [J]. *Computer-Aided Design*, 1999, 31(8):495-505.
- [9] SCHÜTZ C, JOST T, HÜGLI H. Multi-feature matching algorithm for free-form 3D surface registration [C]. *Fourteenth International Conference on Pattern Recognition*, Piscataway, NJ. IEEE, 1998(2):982-984.
- [10] JOHNSON A E, BING KANG S. Registration and integration of textured 3D data [J]. *Image and Vision Computing*, 1999, 17(2):135-147.
- [11] 孙宁. 认知过程的格式塔感知基础[J]. 考试周刊, 2012(12):21-22.
SUN N. Cognitive processes based on gestalt perception [J]. *Examination weekly*, 2012(12):21-22. (in Chinese)
- [12] DAMAS S, CORDÓN O, SANTAMARÍA J. Medical image registration using evolutionary computation: An experimental survey [J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2011, 6(4):26-42.
- [13] 金左轮,韩静,张毅,等. 基于纹理显著性的微光图像目标检测 [J]. 物理学报, 2014, 63(6):69501.
JIN Z L, HAN J, ZHANG Y, *et al.*. Low light level image target detection based on texture saliency [J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(6):69501. (in Chinese)
- [14] 赵宏伟,陈霄,刘萍萍,等. 视觉显著目标的自适应分割[J]. 光学精密工程, 2013, 21(2):531-538.
ZHAO H W, CHEN X, LIU P P, *et al.*. Adaptive segmentation for visual salient object [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(2):531-538. (in Chinese)

- [15] 肖德贵, 辛晨, 张婷, 等. 显著性纹理结构特征及车载环境下的行人检测[J]. 软件学报, 2014, 25(3):675-689.
XIAO D G, XIN CH, ZHANG T, *et al.*. Saliency texture structure descriptor and its application in pedestrian detection [J]. *Journal of Software*, 2014, 25(3):675-689. (in Chinese)
- [16] CHENG X, SRIDHARAN S, SARAGIH J, *et al.*. Rank minimization across appearance and shape for AAM ensemble fitting [C]. *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Piscataway, 2013:577-584.
- [17] 刘丽霞. 图像纹理特征研究和比较. [D] 北京: 北京邮电大学, 2011.
LIU L X. *Study and comparison on image texture featur* [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2011. (in Chinese)
- [18] RIAZ F, HASSAN A, REHMAN S, *et al.*. Texture classification using rotation-and scale-invariant Gabor texture features [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(6):607-610.
- [19] HAGHIGHAT M, ZONOUZ S, ABDEL-MOTALEB M. Identification using encrypted biometrics [C]. *Computer Analysis of Images and Patterns, Springer Berlin Heidelberg*, 2013: 440-448.
- [20] 晓娟, 李忠科, 王先泽, 等. 基于特征点和改进ICP的三维点云数据配准算法[J]. 传感器与微系统, 2012(9):116-118, 122.
XIAO J, LI ZH K, WANG X Z, *et al.*. Research of 3D point cloud data registration algorithms based on feature points and improved ICP [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2012(9):116-118, 122. (in Chinese)
- [21] 张红颖. 医学图像配准算法研究[D]. 天津: 天津大学, 2007.
ZHANG H Y. *Research on medical image registration algorithm* [D]. Tianjin: Tianjin University, 2007. (in Chinese)
- [22] COOPER G R J. The antialiased textural analysis of aeromagnetic data [J]. *Computers & Geosciences*, 2009, 35(3):586-591.

作者简介:



王红玉(1988—),女,河北沧州人,博士研究生,2012年于河北联合大学获学士学位,主要从事医学图像、图形处理,三维重建方面的研究。E-mail: Wanghongyu@stumail.nwu.edu.cn

导师简介:



冯 筠(1972—),女,江苏邳州人,教授,博士生导师,1994年于西安电子科技大学获得学士学位,1997年于西北大学获得硕士学位,2006年于香港城市大学获得博士学位,主要从事图像、图形处理,三维重建,人工智能及模式识别等方面的研究,特别是在医学图像影像处理、识别和可视化等方面已有十多年的研究经验。E-mail: fengjun@nwu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)