

文章编号: 2095-2163(2019)01-0024-04

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

基于超像素重建的多尺度 B 样条医学图像配准

刘晨, 张龙波, 王雷, 卢海涛

(山东理工大学 计算机科学与技术学院, 山东 淄博 255049)

摘要: 医学图像配准技术是近年来医学图像处理领域中的关键技术之一, 具有很高的临床和实践意义。由于人体内部软组织形态的多变性, 采集到的医学图像往往同时存在刚性形变和非刚性形变, 传统的图像配准技术, 如经典的基于 B 样条方法在对这类同时存在两种形变的图像进行配准时, 如果存在较大的仿射变换, 容易造成局部极值问题导致配准失败。针对这一问题, 提出一种结合深度学习与 SIFT (Scale-invariant feature transform, 尺度不变特征转换) 的多尺度 B 样条配准方法。首先用 SIFT 对图像进行仿射变换, 然后 B 样条进行局部形变校正, 同时引入多分辨率策略, 降低计算的复杂度, 提高精度。最后利用超像素重建方法, 消除低尺度配准时造成的图像失真问题。实验结果表明, 本文算法针对同时存在 2 种形变的图像, 解决传统 B 样条算法配准失败的问题, 在 NMI (互信息) 与 SSIM (结构相似性) 评价下相对传统 B 样条算法配准性能得到大幅度提升。

关键词: 图像配准; B 样条; 多尺度特征; 超分辨率重建; 非刚性配准

Multi-scale B-spline medical image registration based on pixel reconstruction

LIU Chen, ZHANG Longbo, WANG Lei, LU Haitao

(College of Computer Science and Technology, Shandong University of Technology, Zibo Shandong 255049, China)

[Abstract] Medical image registration technology is one of the key technologies in the field of medical image processing in recent years, which has high clinical and practical significance. Due to the variability of the internal soft tissue morphology of human body, rigid and non-rigid deformations often exist in medical images. Traditional image registration techniques, such as the classical B-spline method, can be used to register images with both rigid and non-rigid deformations if there are large affine transformations. It is easy to cause local extreme value problems and lead to registration failure. To solve this problem, a multi-scale B-spline registration method combining depth learning with SIFT (Scale-invariant feature transform) is proposed. Firstly, the image is affine transformed by SIFT, then the B-spline is used to correct the local deformation. At the same time, the multi-resolution strategy is introduced to reduce the computational complexity and improve the accuracy. Finally, the super pixel reconstruction method is used to eliminate image distortion caused by low scale matching time. Experimental results show that the registration performance of the proposed algorithm is improved by 331% compared with the traditional B-spline algorithm under NMI (mutual information) evaluation and 117% under SSIM (structural similarity index) evaluation.

[Key words] image registration; B-spline; multi-scale characteristics; super pixel reconstruction; non-rigid registration

0 引言

医学图像配准是指采用适当的空间变换方法, 使一幅医学图像与另一幅医学图像上的对应点达到空间上的一致, 或至少是具有诊断意义的点及手术感兴趣的点都达到匹配的技术^[1], 是近年来医学图像处理领域中的关键技术之一, 具有很高的临床和实践意义。

目前医学图像配准主要分为刚性医学图像配准和非刚性医学图像配准 2 类。刚性配准领域, 目前

应用较多的是基于特征的图像配准方法^[2-4]。非刚性医学图像配准是医学图像配准的重要分支, 也是当前医学图像配准领域的热点和难点^[5]。当前常见的非刚性配准方法有基于样条的配准方法^[7]、弹性配准模型和光流场模型^[8]等。由于医学图像的大部分研究对象都是非刚性的, 在非刚性形变过程中具有局部形变存在, 而 B 样条^[9-10]由于具有很好的局部控制性, 一个控制点的移动只影响到相邻的控制点, 与其它控制点无关, 一个控制点移动只对图像局部产生影响, 不会对整体图像形变产生影响。

但如果待配准图像与参考图像之间存在较大的

基金项目: 国家自然科学基金(61502282); 山东省自然科学基金(ZR2015FQ005); 山东省高等学校科技计划项目(J18KA362)。

作者简介: 刘晨(1992-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 数字图像处理、模式识别; 张龙波(1968-), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 模式识别、图像处理; 王雷(1984-), 男, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向: 医学图像处理、模式识别; 卢海涛(1994-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像检索。

通讯作者: 张龙波 Email: zhanglb@sdut.edu.cn

收稿日期: 2018-09-28

仿射变换时, 基于 B 样条的算法存在局部极值问题, 导致配准失败。针对这一问题本文结合 SIFT 与 B 样条算法, 提出了基于超分辨率重建的多尺度 B 样条配准算法。

1 算法框架

首先通过 SIFT 对医学图像进行仿射变换, 然后利用高斯金字塔对图像进行尺度变换, 得到低尺度下的图像, 用该图像进行 B 样条配准后最后经过超分辨率重建还原到原始图像分辨率大小, 该算法不仅减少了配准时间同时也保证了图像质量。算法流程如图 1 所示。

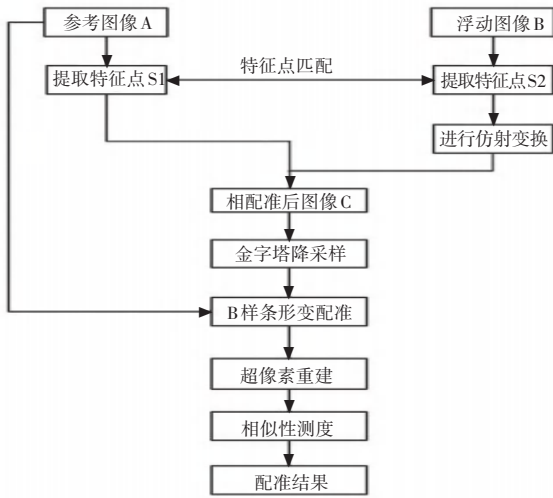


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow diagram of arithmetic

2 SIFT 配准

SIFT 是文献 [11] 提出的一种基于特征的图像配准算法, 该方法在尺度缩放、光照变化、图像旋转和仿射变换等条件下都能获得良好的匹配结果。

SIFT 算法的主要步骤包括:

- (1) 提取 2 幅图像的 SIFT 特征点;
- (2) 匹配这些特征点;
- (3) 通过匹配的特征点计算仿射变换矩阵;
- (4) 对需要配准的图像进行仿射变换。

为了让计算机在不同的图像尺度下感知是同一物体, 需要让计算机预先知道图片在不同视觉程度上的信息。在实际中如果离物体远, 则在视觉上感觉很小, 随着距离的缩小, 视觉上就逐渐变大, 最后变模糊, 所以可以用高斯核函数来描述这一过程。

用 9 个尺度不同的高斯掩模分别对均值滤波之后的图像卷积, 得到 9 种在不同高斯掩模处理的图

片, 利用的高斯掩模函数如下:

$$G_i(x, y) = K_i \frac{1}{2\pi\sigma_i^2} e^{-\frac{(x-m_i/2)^2 + (y-n_i/2)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (1)$$

其中, $G_i(x, y)$ 代表第 i 个高斯掩模; K_i 表示第 i 个高斯掩模的权重; σ_i 表示第 i 个高斯掩模的标准差。

然后将 2 个相邻尺度的高斯图像相减, 得到高斯差分 (difference of gaussian, DoG) 的多尺度空间。在 DoG 尺度空间金字塔中, 如果一个点的值是上下 2 层 26 个近邻像素值的最大或最小值, 就认为该点是该尺度的一个特征点, 特征点所在 16×16 邻域内像素梯度方向峰值为其主方向。以特征点为中心取 16×16 的窗口, 分成 16 个 4×4 的子块, 每个子块上统计 8 个梯度方向可以得到 SIFT 的 128 维的特征向量。

图 2 为颅脑核磁共振图像配准过程中获取 SIFT 特征向量的结果。

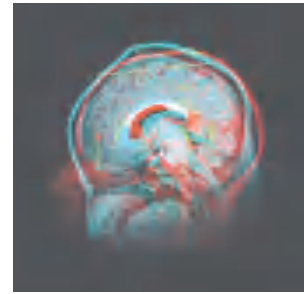


图 2 特征匹配和向量生成

Fig. 2 Feature matching and vector generation

3 B 样条配准方法

B 样条配准算法的思想就是通过控制一个覆盖在二维图像上的控制点网络, 使图像产生形变。由于 B 样条具有良好的局部形变模拟效果, 可以使二维图像上的某些控制点移动只影响其附近的点, 避免了重复的全局计算, 减少了时间花费。

将二维图像表示为 $Q = \{(x, y) | 0 \leq x \leq X, 0 \leq y \leq Y\}$, 网格中每一个网络交叉点代表一个控制点。假定在 X 方向上网格间距为 δ_x , 共有 n_x 个控制点, Y 方向上的网格间距为 δ_y , 共有 n_y 个控制点, 则单个控制点记为 $\varphi_{i,j} = (0 \leq i \leq n_x, 0 \leq j \leq n_y)$, 用向量 Φ 表示整个控制点网络, Φ 的维数是 $2n_x n_y$ 。对于待配准图像中的每个控制点, 设其在周围 4 个控制点网格范围内移动, 每移动到一个新位置, 根据 B 样条理论, 相应网络中的点 (x, y) 移动到新的位置 $(x + \Delta x, y + \Delta y)$, 其位移量 $(\Delta x, \Delta y)^T$ 可表示为:

$$(\Delta x, \Delta y)^T = \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 B_l(u) B_m(v) \varphi_{i+l, j+m}$$

其中, $i = \lfloor \frac{x}{\delta_x} \rfloor - 1$; $j = \lfloor \frac{y}{\delta_y} \rfloor - 1$; $u = \frac{x}{\delta_x} - \lfloor \frac{x}{\delta_x} \rfloor$; $v = \frac{y}{\delta_y} - \lfloor \frac{y}{\delta_y} \rfloor$

基于精确度和时间上的考虑,这里选取3次B样条基函数,表达式如下:

$$B_0(u) = \frac{(1-u)^3}{6}$$

$$B_1(u) = \frac{3u^3 - 6u^2 + 4}{6}$$

$$B_2(u) = \frac{-3u^3 + 3u^2 + 3u + 1}{6}$$

$$B_3(u) = \frac{u^3}{6}$$

B样条由于其具有局部支撑性,在计算偏移量的过程中只与该控制点周围 4×4 个控制点有关,控制点 $\varphi_{i,j}$ 位置的改变影响的仅是该控制点周围网格区域内临近点的位移情况,而图像中其它区域的控制点则不受该控制点移动的影响。

4 基于深度学习的超分辨率重建

为了更好地捕捉轮廓信息,可以将原始图像多尺度变换后选择小尺度图像作为图像配准的输入,然后将小尺度(降采样)的图像进行B样条配准后,再利用深度学习进行超像素重建^[12-13]恢复到以前的分辨率大小。

4.1 超分辨率重建问题描述

单张图像超分重建问题的解决可以被阐述成:输入低分影像,通过对一系列高低分影像对的学习,生成重建后的高分影像。每一个高分图像块的生成不仅和相对应的低分图像块有关,还和相邻的高分图像块有关。前者决定准确性,后者决定局部兼容性和平滑性。为了满足以上设想,算法具有3个属性:

- (1) 每一个高分块都与多个转化方式(训练集中学习中得来)相对应;
- (2) 局部低分块之间的关系应该在高分集中体现出来;
- (3) 高分集中的相邻块通过重叠约束来增强局部的兼容性和平滑性。

4.2 基于ResNet网络的超像素重建

深度可分离卷积(Xception)^[14-15]技术自CVPR 2017(Computer Vision and Pattern Recognition)后便受到了广泛的关注。Inception模块结构在深度学习

技术中已是众人皆知的,其在ImageNet上频频取得的突破和成果也是令人瞩目的。Inception模块通过组合不同卷积核和池化等结构,以更少的参数和计算量就能学习到丰富的特征表示。

Xception模型的思想是:先使用 1×1 的卷积核将特征图的各个通道映射到一个新的空间,在这一过程中学习通道间的相关性;再通过常规的 3×3 或 5×5 的卷积核进行卷积运算,来同时学习空间上的相关性和通道间的相关性。此时的 3×3 或 5×5 的卷积运算仍是多通道输入的,如果将所有的 3×3 或 5×5 的卷积核都作用在只有一个通道的特征图上,这样通道间的相关性和空间上的相关性就达到了完全分离的效果。

深度可分离卷积方式如图3所示。首先进行通道的空间卷积,然后进行 1×1 的卷积,之后输出。值得注意的是,用于学习通道间相关性的卷积与用于学习空间相关性的卷积之间不需要加入任何的激活函数。

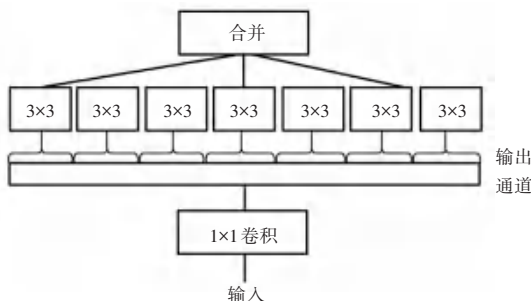


图3 Xception模块^[15]

Fig. 3 Xception module^[15]

5 实验结果及分析

5.1 实验环境

本次实验的软件环境在matlab 2018a中进行,硬件配置28核心,56线程,内存大小为64G,GPU为4块GTX1080TI 11G。对2幅头部图像进行配准,参考图像和浮动图像分辨率为 598×598 ,如图4所示。

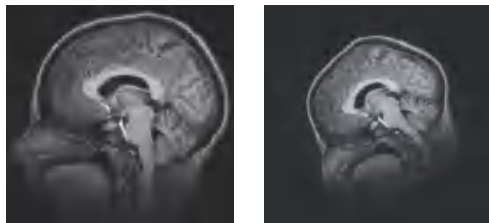


图4 参考图像(左)与浮动图像(右)

Fig. 4 Reference image (left) and floating image (right)

5.2 实验过程

首先,把2幅测试图像输入,进行SIFT仿射变

换,结果如图 5 所示。

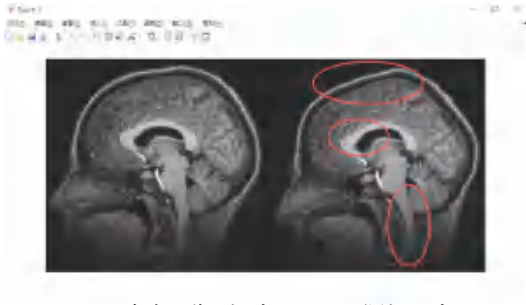


图 5 参考图像(左)与 SIFT 配准结果(右)

Fig. 5 Reference image(left) and SIFT result image(right)

由图 5 可以看出,虽然对图像进行了旋转、尺度等变化,但局部形变依然没有得到很好的配准。将经过 SIFT 特征配准后的图像作为基于深度学习的 B 样条配准的输入,同时也作为传统 B 样条配准的输入,最后对比二者与原图的 NMI(互信息)和 SSIM(结构相似性)作为评价指标。

由图 6(a)可知,由于图像存在较大仿射变换,传统 B 样条局部会严重扭曲,导致配准失败。图 5(c)为多尺度 B 样条配准结果,虽然在形变上做到了配准的要求,但是由于多尺度和降采样的原因使得图像模糊不清。图(d)基于深度学习的配准算法,通过超像素重建,图像在清晰度上获得了较大质量的提升,实验结果见表 1。

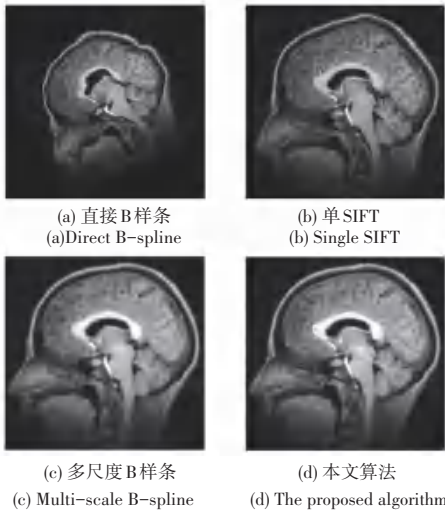


图 6 实验结果对比

Fig. 6 Experiment results compared

表 1 实验结果统计

Tab. 1 The experimental results compared

配准算法	SSIM	NMI
直接 B 样条	0.402	0.433
多尺度 B 样条	0.874	1.759
本文算法	0.875	1.868

6 结束语

针对医学采集的图像中同时存在刚性形变和非刚性形变的图像配准问题,本文提出基于超像素重建的多尺度 B 样条配准方法。实验证明,该方法在提高配准鲁棒性的同时,提高了图像质量。

参考文献

- [1] 李雄飞,张存利,李鸿鹏,等. 医学图像配准技术进展[J]. 计算机学报, 2010, 37(7):27-33.
- [2] 许佳佳. 结合 Harris 与 SIFT 算子的图像快速配准算法[J]. 中国光学,2015,8(4):574-581.
- [3] ZHANG Kai,LI Xuzhi,ZHANG Jiuxing. A robust point-matching algorithm for remote sensing image registration [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2014,11(2):469-473.
- [4] WU Yue,MA Wenping,GONG Maoguo,et al. A novel point-matching algorithm based on fast sample consensus for image registration [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015,12(1):43-47.
- [5] DAWANT B M.Non-rigid registration of medical images:purpose and methods, a short survey [C]//2002 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. Washington, DC, USA: IEEE,2002:465-468.
- [6] THIRION J P.Image matching as a diffusion process;an analogy with maxwell's demons[J].Medical Image Analysis,1998,2(3): 243-260.
- [7] 汪友生,李冠宇. 基于平滑样条函数的血管图像弹性配准算法 [J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(9):1334-1339.
- [8] 王婕妤,王加俊,张静亚. 基于改进光流场和尺度不变特征变换的非刚性医学图像配准[J]. 电子与信息学报,2013,35(5): 1222-1228.
- [9] 王雷,郭全. 一种基于 DCWPSO 算法与 FFD 模型的心脏 CT 序列图像配准算法[J]. 山东理工大学学报(自然科学版),2018, 32(1):1-4.
- [10] 庞皓文,孙小杨,杨波,等. 基于 B 样条的弹性配准在放疗 CT 图像间匹配的应用[J]. 中国医学物理学杂志,2011,28(5): 2887-2889.
- [11] Lowe, D G. Distinctive image features from scale - invariant interest points [J].International Journal of Computer Vision,2004, 60(2):91-100
- [12] 江静,张雪松. 图像超分辨率重建算法综述 [J]. 红外技术, 2012,34(1):24-30.
- [13] 苏衡,周杰,张志浩. 超分辨率图像重建方法综述 [J]. 自动化学报,2013,39(8):1202-1213.
- [14] SZEGEDY C, LIU Wei, JIA Yangqing, et al. Going deeper with convolutions [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015. Boston, Massachusetts:CVPR, 2015:1-9.
- [15] CHOLLET F. Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 2017: 1800-1807.