

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 3
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年3月 第17卷 第3期(总第191期)

目次

图像处理和编码

- 摄影测量共线方程的单位四元数描述 杨化超,卢晓攀,王永波,姚国标(301)
- 分形压缩感知高维信号重构方法 刘佶鑫,孙权森(309)
- 自适应子矢量划分的快速码字搜索算法 吴鑫鹏,潘志斌,李达(315)
- 基于人类视觉模型的各向异性扩散滤波方法 宋建军,侯志强,余旺盛(321)
- 整数提升小波多相矩阵分解系数的快速提取算法 王锋,赵志文,牟盛(329)
- 自适应样本块大小的图像修复方法 孟春芝,何凯,焦青兰(337)

图像分析和识别

- 改进FCM在交互式图像分割中的应用 依玉峰,高立群,郭丽(342)
- 输电导线图像目标识别方法 孙凤杰,杨镇浓,李媛媛,范杰清(349)
- 无表观特征小目标检测与跟踪 陶霖密,李亮,邸慧军(357)
- 应用改进频率调谐的海上小目标检测方法 任蕾,施朝健,冉鑫(365)
- 视觉注意原理局部特征的行人检测 刘俊涛,刘文予,吴彩华,李雄伟,冯镛(370)
- 尺度不变单样本人脸识别方法 王炜强,张晓阳,曹春芹,付奎生(380)
- 复杂交通场景中采用稀疏表示的车辆识别方法 李修志,吴健,崔志明,陈建明(387)
- 利用复合导数的边缘检测新算法 程金梅,叶永强,姜斌(393)

图像理解和计算机视觉

迭代分割逼近:新的基于局部响应显著度的角点检测 马丽红,谭幸均(402)

融合 SIFT 特征的熵图估计医学图像非刚性配准 张少敏,支力佳,赵大哲,林树宽,赵宏(412)

计算机图形学

面向非均匀采样点集的 3 维表面重建算法 刘晓平,段瑞青,余烨(419)

基于可编程图形管线的大规模流程工厂模型多分辨率绘制方法 周剑,唐卫清,朱耀琴,夏明,黄晓剑(426)

带有位置修正的环境映射 王晨昊,汤晓安,孙即祥,马伯宁(435)

遥感图像处理

海岸线遥感信息提取的元胞自动机方法及其应用 冯永玖,韩震(441)

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 3 期

2012 年 3 月 16 日出版

主管单位 中国科学院

主 办 中国科学院遥感应应用研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

北京 9718 信箱 邮编 100101

电子信箱:jig@irsa. ac. cn

电话:010-68407995 010-82614429

网 址:www. cjig. cn

印刷装订 北京北林印刷厂

广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店)

(北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,
CAS China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational
Mathematics

Chief editor LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board
of Journal of Image and Graphics
(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)
E-mail:jig@irsa. ac. cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers
and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation
(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

Printed by Beijing Beilin Printing House

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 3 March 2012

Contents

Image Processing and Coding

- Unit quaternion based description of collinearity equations Yang Huachao, Lu Xiaopan, Wang Yongbo, Yao Guobiao(301)
- Fractal compressive sensing for high-dimension signal recovery Liu Jixin, Sun Quansen(309)
- Fast codeword search algorithm based on adaptive subvector partitions Wu Xinpeng, Pan Zhibin, Li Da(315)
- Anisotropic diffusion image smoothing method based on human visual model Song Jianjun, Hou Zhiqiang, Yu Wangsheng(321)
- Fast extraction algorithm of the polyphase matrix decomposition coefficient based integer lifting wavelet
..... Wang Feng, Zhao Zhiwen, Mou Sheng(329)
- Image completion method with adaptive patch size Meng Chunzhi, He Kai, Jiao Qinglan(337)

Image Analysis and Recognition

- Application of improved FCM for interactive image segmentation Yi Yufeng, Gao Liqun, Guo Li(342)
- Methods of transmission line target recognition Sun Fengjie, Yang Zhenhuan, Li Yuanyuan, Fan Jieqing(349)
- Featureless small object detection and tracking Tao Linmi, Li Liang, Di Huijun(357)
- Small target detection method under sea surface environment using revised frequency tuned saliency detection
..... Ren Lei, Shi Chaojian, Ran Xin(365)
- Pedestrian detection method using local feature based on vision attention
..... Liu Juntao, Liu Wenyu, Wu Caihua, Li Xiongwei, Feng Bin(370)
- Scale invariant face recognition from single sample Wang Weiqiang, Zhang Xiaoyang, Cao Chunqin, Fu Kuisheng(380)
- Sparse representation method of vehicle recognition in complex traffic scenes
..... Li Xiuzhi, Wu Jian, Cui Zhiming, Chen Jianming(387)
- Novel edge detection algorithm using a composite derivative Cheng Jinmei, Ye Yongqiang, Jiang Bin(393)

Image Understanding and Computer Vision

- Iterative segment approaching: new corner detection based on local response saliency Ma Lihong, Tan Xingjun(402)
- Entropic graph estimation integrated with SIFT features for medical image non-rigid registration
..... Zhang Shaomin, Zhi Lijia, Zhao Dazhe, Lin Shukuan, Zhao Hong(412)

Computer Graphics

- Three-dimensional surface reconstruction algorithm for non-uniform sampling points Liu Xiaoping, Duan Ruiqing, Yu Ye(419)
- Multi-resolution rendering approach of large-scale process plant models based on programmable graphics pipeline
..... Zhou Jian, Tang Weiqing, Zhu Yaoqin, Xia Ming, Huang Xiaojian(426)
- Environment mapping with position rectification Wang Chenhao, Tang Xiao'an, Sun Jixiang, Ma Boning(435)

Remote Sensing Image Processing

- Cellular automata approach to extract shoreline from remote sensing imageries and its application
..... Feng Yongjiu, Han Zhen(441)

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2012)03-0412-07

论文引用格式: 张少敏, 支力佳, 赵大哲, 林树宽, 赵宏. 融合 SIFT 特征的熵图估计医学图像非刚性配准[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(3): 412-418

融合 SIFT 特征的熵图估计医学图像非刚性配准

张少敏^{1,2,3}, 支力佳^{1,2,3}, 赵大哲^{1,2,3}, 林树宽¹, 赵宏^{1,3}

1. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004;
2. 医学影像计算教育部重点实验室(东北大学), 沈阳 110004;
3. 国家数字化医学影像设备工程技术研究中心, 沈阳 110004

摘要: 配准准确性是医学图像配准算法的一项重要指标, 像素灰度是目前图像配准中广泛使用的特征, 但是灰度特征来源单一, 而且忽略空间信息, 在一些情况下容易产生误配。针对这个问题, 本文提出一种融合 SIFT 特征的熵图估计医学图像非刚性配准算法。该算法首先使用基于互信息的刚性配准算法对两幅待配准图像进行粗配; 然后, 在采样点上提取像素灰度和 SIFT 高维特征, 并在此基础上构造 k -最邻近图(k NNG); 最后, 使用 k -最邻近图来估计 α 互信息(α MI)。实验结果表明: 和传统的基于互信息和像素灰度的刚性配准算法, 基于熵图估计和单一像素灰度特征的非刚性配准算法相比, 本文提出的算法具有更高的配准准确性。

关键词: 医学图像配准; SIFT 描述子; k -最邻近图; α 互信息

Entropic graph estimation integrated with SIFT features for medical image non-rigid registration

Zhang Shaomin^{1,2,3}, Zhi Lijia^{1,2,3}, Zhao Dazhe^{1,2,3}, Lin Shukuan¹, Zhao Hong^{1,3}

1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China;
2. Key Laboratory of Medical Image Computing (Northeastern University), Ministry of Education, Shenyang 110004, China;
3. National Engineering Research Center of Digital Medical Imaging Equipment, Shenyang 110004, China

Abstract: Accuracy is important for the registration of medical images. Pixel gray values are a widely used feature in image registration. However, the gray values come from a single source and ignore the spatial information. In some cases, it will cause misalignment. To solve the problem, entropic graph estimation integrated with SIFT features is proposed as a medical image non-rigid registration algorithm. In the algorithm, mutual information based rigid registration is used to roughly register two images. Then the pixel gray value and the SIFT features are extracted to form a k -nearest neighbor graph (k NNG), which is used to estimate α -mutual information (α MI). Comparison results of the images obtained from lung CT images and brain MRI images showed that the proposed algorithm provides better accuracy than both, the conventional rigid registration algorithm based on mutual information and the non-rigid registration algorithm based on entropic graph estimation and single pixel gray values.

Key words: medical image registration; SIFT (scale invariant feature transform) descriptor; k -nearest neighbor graph (k NNG); α -mutual information (α MI)

收稿日期: 2011-04-06; 修回日期: 2011-08-30

基金项目: 国家自然科学基金项目(60873009)

第一作者简介: 张少敏(1980—), 女, 东北大学计算机应用专业博士研究生, 从事医学图像配准、图像检索的研究。E-mail: zhangshaomin@gmail.com

0 引言

医学图像配准是指对不同时间、不同视场、不同模态的两幅或多幅图像进行空间几何变换,以使代表相同解剖结构的像素或体素在空间位置上能够对应起来^[1]。许多重要的医学临床应用需要用非刚性变换来描述图像之间的空间关系。例如在腹部以及胸部脏器的研究中,内部器官和组织的位置、尺寸和形状由于不自主的生理运动或患者移动等使其发生改变,需要采用非刚性配准来补偿图像之间的变形。目前,如何保证非刚性配准的准确性是医学图像配准研究的难点和热点。

继 Collignon 和 Viola 等人提出最大互信息配准方法后,基于熵的相似性测度在医学图像配准中得到了广泛应用^[2]。目前,有两类较为常用的熵估计方法:“Plug-in”和“Entropic spanning graphs”^[3-4]。其中,“Plug-in”实现简单,适用于低维、且概率密度函数参数形式已知的情况。然而,“Plug-in”对出界点比较敏感,并需要进行复杂的参数选择,同时在高维空间会遇到“维数灾难”问题^[3]。“Entropic spanning graphs”具有更快的渐近收敛率,而且不需要进行复杂的参数选择,对出界点更加鲁棒,容易扩展到高维空间^[4]。Redmond 等人^[5]证明在边长函数满足连续以及拟可加的条件下,图可以用来直接估计熵。Hero 在此基础上提出基于熵图估计的图像配准的理论框架^[4]。

像素灰度是一类最简单的特征,通常应用于配准算法中。但是,灰度特征信息来源单一,而且忽略空间信息,在一些情况下容易出现误配,或者导致配准准确性的下降。因此,采用低维的灰度特征难以满足医学图像非刚性配准准确性的要求。SIFT (scale invariant feature transform, 尺度不变特征变换)描述子是 Lowe 提出的基于图像梯度的局部特征描述子,具有旋转不变性^[6],广泛应用于图像匹配、图像检索、目标识别和分类等。在医学图像分析领域,SIFT 描述子在包括仿射变换和弹性变换在内的医学图像配准中也显示了较强的鲁棒性和稳定性^[7]。实际中,使用传统的“Plug-in”方法对高维样本数据进行熵估计会遇到“维数灾难”问题,而“Entropic spanning graphs”方法容易扩展到高维空间。

针对医学图像配准对配准准确性的要求,同时在熵图估计框架下,本文提出一种融合 SIFT 高维特

征的医学图像非刚性配准算法。该算法首先使用基于互信息的刚性配准算法对两幅待配准图像进行粗配;然后,在采样点上提取像素灰度和 SIFT 高维特征,并在此基础上构造 k -最邻近图 (k NNG);最后,使用 k NNG 来估计 α 互信息 (α MI)。通过在医学肺部和脑部数据上,和基于 MI 和像素灰度的刚性配准算法 (MI-Rigid)^[8],基于 α MI 和像素灰度的自由形变 (free form deformation, FFD) 非刚性配准算法 (MI + Rigid + α MI + FFD + 灰度)相比,本文提出的算法 (MI + Rigid + α MI + FFD + 灰度 + SIFT) 具有较高的配准准确性。

1 融合 SIFT 高维特征的医学图像非刚性配准

算法流程图如图 1 所示,其中方框包含的是本文重点考虑的部分。

1.1 提取 SIFT 高维特征

首先,使用高斯核函数和图像进行卷积得到图像中每个像素的梯度模值和方向,并使用梯度方向直方图来统计采样点邻域中所有像素的梯度方向。每个加入到梯度方向直方图中的像素都使用梯度模值和以采样点为中心, 1.5σ 为标准差的高斯窗口进行加权。梯度方向直方图的峰值所对应的角度代表了该采样点处邻域梯度的主方向,即采样点的主方向。

正如 Lowe 所指出的,简单使用采样点周围的像素灰度特征来作为局部图像描述子,会使得它们对于由于误配引起的仿射变换或者弹性变换非常敏感。受到 Edelman 等人关于生物视觉模型的启发,Lowe 采用梯度方向作为局部图像的描述子^[6]。

为了保证描述子具有旋转不变性,将像素的梯度方向和描述子坐标轴旋转为采样点的主方向。图 2 给出了由采样点邻域的梯度方向信息构造 SIFT 描述子的过程。以采样点为中心取 8×8 的窗口,每个小窗口代表以采样点邻域中的一个像素点,箭头方向代表该像素点的梯度方向,箭头长短代表该点的梯度模值。圆圈代表高斯加权的范围,越靠近采样点的像素梯度方向信息贡献越大。在每个 4×4 的子块上统计 8 个方向的梯度方向直方图,形成一个种子点。这样一个采样点由 2×2 共 4 个种子点组成。最后再将这些来自子块的直方图顺次排列起来,就得到一个 $2 \times 2 \times 8 = 32$ 维的特征描述子。原

始 SIFT 描述子的计算过程,为了增强描述子的稳健性,Lowe 建议每个采样点由 4×4 共 16 个种子点组成,这样对于一个采样点可以产生 128 个数据,最终

形成的 SIFT 描述子为 128 维。但是,特征向量维数太高会造成熵图构造的速度过慢。因此,本文通过缩小种子点个数来达到降维的目的。

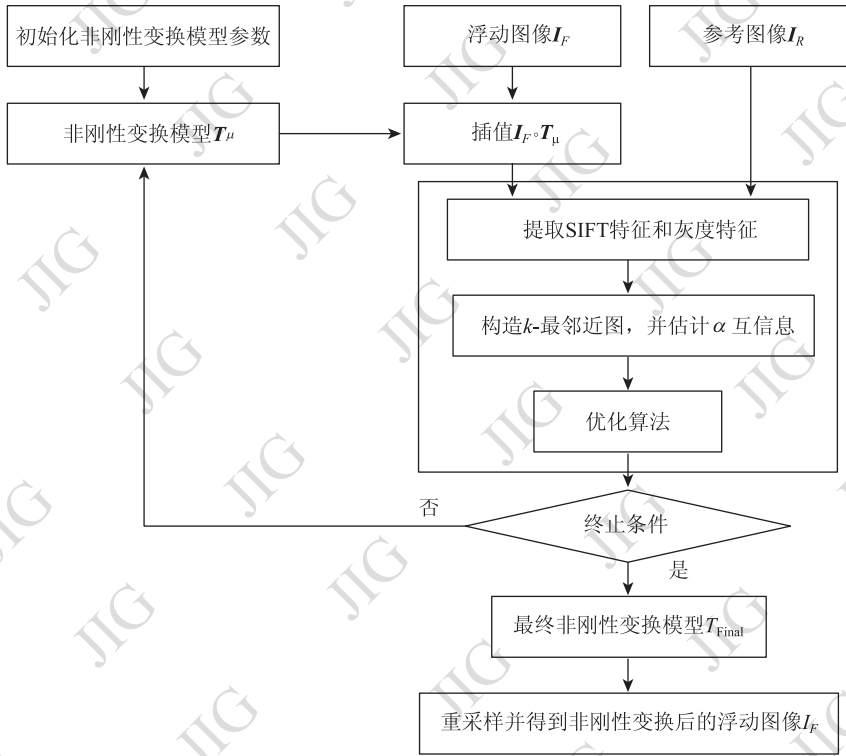


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow diagram

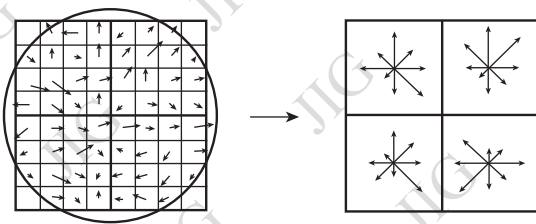


图 2 由采样点邻域的像素点梯度方向构造 SIFT 描述子

Fig. 2 To create the SIFT descriptors by pixel gradient direction around each sample point

1.2 构造 k -最邻近图并估计 α MI

对于 2 维图像配准,参考图像为 $I_R: \Omega_R \subset \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$, 浮动图像为 $I_F: \Omega_F \subset \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$, 需要求解以下最优化问题:

$$\mu^* = \operatorname{argmax}_{\mu} S(I_R, I_F \circ T_{\mu}) \quad (1)$$

式中, $T_{\mu}: \Omega_R \rightarrow \Omega_F$ 是变换模型,由含有 m 个参数的向量构成 $\mu \in \mathbf{R}^m$ 。本文算法的变换模型包括刚性变换和基于 FFD 的非刚性变换^[9-10],即 $T_{\mu}(x, y) =$

$$T_{\text{global}}(x, y) + T_{\text{local}}(x, y)。$$

在采样点 (x_i, y_i) 位置上定义一个 33 维特征向量 z ,选择该点的像素灰度和描述该点周围局部结构信息的 SIFT 作为特征向量。

$$z_R(x_i, y_i) = [z_R^1(x_i, y_i), z_R^2(x_i, y_i), \dots, z_R^{33}(x_i, y_i)]$$

$$z_F(T_{\mu}(x_i, y_i)) = [z_F^1(T_{\mu}(x_i, y_i)), \dots, z_F^{33}(T_{\mu}(x_i, y_i))]$$

$$z_{RF}(x_i, y_i, T_{\mu}(x_i, y_i)) = [z_R(x_i, y_i), z_F(T_{\mu}(x_i, y_i))]$$

$$\mathbf{Z}_R = (z_R(x_i, y_i)), (i = 1, 2, \dots, n)$$

$$\mathbf{Z}_F = (z_F(T_{\mu}(x_i, y_i))), (i = 1, 2, \dots, n)$$

$$\mathbf{Z}_{RF} = (z_{RF}(x_i, y_i, T_{\mu}(x_i, y_i))), (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

式中, $z_R(x_i, y_i)$ 和 $z_F(T_{\mu}(x_i, y_i))$ 表示参考图像和浮动图像在采样点 (x_i, y_i) 及 $T_{\mu}(x_i, y_i)$ 处的像素灰度和 SIFT 特征, \mathbf{Z}_R 表示所有采样点对应的 $z_R(x_i, y_i)$ 特征集合, \mathbf{Z}_F 表示所有采样点对应的 $z_F(T_{\mu}(x_i, y_i))$ 特征集合, $z_{RF}(x_i, y_i, T_{\mu}(x_i, y_i))$ 表示 $z_R(x_i, y_i)$ 和 $z_F(T_{\mu}(x_i, y_i))$ 的串联, \mathbf{Z}_{RF} 表示所有采样

点对应的 $z_{RF}(x_i, y_i, T_\mu(x_i, y_i))$ 特征集合, n 为采样点的总数。 Z_R, Z_F 和 Z_{RF} 分别构造 3 个 k NNG:

$$\begin{aligned} \Gamma_i^R &= \sum_{p=1}^k |z_R(x_i, y_i) - z_R(x_{ip}, y_{ip})| \\ \Gamma_i^F(\boldsymbol{\mu}) &= \sum_{p=1}^k |z_F(T_\mu(x_i, y_i)) - z_F(T_\mu(x_{ip}, y_{ip}))| \\ \Gamma_i^{RF}(\boldsymbol{\mu}) &= \sum_{p=1}^k |z_{RF}(x_i, y_i, T_\mu(x_i, y_i)) - z_{RF}(x_{ip}, y_{ip}, T_\mu(x_{ip}, y_{ip}))| \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $z_R(x_{ip}, y_{ip}), z_F(T_\mu(x_{ip}, y_{ip}))$ 和 $z_{RF}(x_{ip}, y_{ip}, T_\mu(x_{ip}, y_{ip}))$ 分别表示 $z_R(x_i, y_i), z_F(T_\mu(x_i, y_i))$ 和 $z_{RF}(x_i, y_i, T_\mu(x_i, y_i))$ 的第 p 个最邻近点。在式(3)中, $|z_R(x_i, y_i) - z_R(x_{ip}, y_{ip})|$ 表示 k NNG 的边长, 使用欧几里得距离, 定义 α MI 的熵图估计为^[11-12]

$$\begin{aligned} \alpha\text{MI}(\boldsymbol{\mu}; Z_R, Z_F, Z_{RF}) &= \\ \frac{1}{\alpha - 1} \log \frac{1}{n^\alpha} \sum_{i=1}^n \left(\frac{\Gamma_i^{RF}(\boldsymbol{\mu})}{\sqrt{\Gamma_i^R \Gamma_i^F(\boldsymbol{\mu})}} \right)^{2\gamma} \end{aligned} \quad (4)$$

式中, n 为顶点个数, d 为特征向量的维数, γ 为边的加权指数, $\gamma \in (0, d), \gamma = d(1 - \alpha)$ 。

2 优化算法

为了求解式(1)的最优变换模型的参数 $\boldsymbol{\mu}^*$, 采用梯度下降方法求解^[13], 即

$$\boldsymbol{\mu}_{j+1} = \boldsymbol{\mu}_j + s \times \mathbf{g}_j \quad (5)$$

式中, s 为步长, \mathbf{g}_j 是在第 j 次迭代, 相似性测度相对于变换模型参数 $\boldsymbol{\mu}$ 的梯度。

$$\begin{aligned} \mathbf{g}_j &= \frac{\partial \alpha\text{MI}}{\partial \boldsymbol{\mu}_j} = \\ &= \frac{2d \sum_{i=1}^n \left(\frac{\Gamma_i^{RF}(\boldsymbol{\mu})}{\sqrt{\Gamma_i^R \Gamma_i^F(\boldsymbol{\mu})}} \right)^{2\gamma-1}}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\Gamma_i^{RF}(\boldsymbol{\mu})}{\sqrt{\Gamma_i^R \Gamma_i^F(\boldsymbol{\mu})}} \right)^{2\gamma}} * \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\mu}_j} \left(\frac{\Gamma_i^{RF}(\boldsymbol{\mu})}{\sqrt{\Gamma_i^R \Gamma_i^F(\boldsymbol{\mu})}} \right) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\mu}_j} \left(\frac{\Gamma_i^{RF}(\boldsymbol{\mu})}{\sqrt{\Gamma_i^R \Gamma_i^F(\boldsymbol{\mu})}} \right) &= \\ \frac{\frac{\partial \Gamma_i^{RF}(\boldsymbol{\mu})}{\partial \boldsymbol{\mu}_j} - \frac{1}{2} \Gamma_i^{RF}(\boldsymbol{\mu}) \Gamma_i^F(\boldsymbol{\mu})^{-1} \frac{\partial \Gamma_i^F(\boldsymbol{\mu})}{\partial \boldsymbol{\mu}_j}}{\sqrt{\Gamma_i^R \Gamma_i^F(\boldsymbol{\mu})}} \end{aligned} \quad (7)$$

3 实验及结果评价

为了验证本文提出算法的有效性, 使用 SSD^[10]、差异图像^[14]来比较基于 MI 的刚性配准算法 (MI-rigid)^[8], 基于 α MI 的 FFD 非刚性配准算法, 其中使用单一灰度特征 (MI + Rigid + α MI + FFD + 灰度) 和本文提出的基于 α MI 的 FFD 非刚性配准算法, 其中使用灰度特征和 SIFT 特征 (MI + Rigid + α MI + FFD + 灰度 + SIFT)。

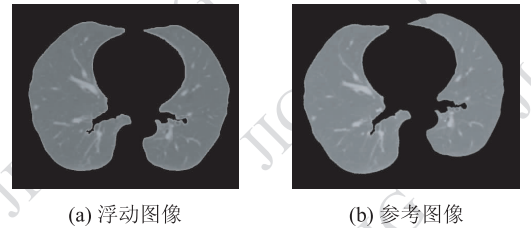
$$\text{SSD} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\mathbf{I}_R(x_i, y_i) - \mathbf{I}_F(T_\mu(x_i, y_i)))^2} \quad (8)$$

式中, \mathbf{I}_R 为参考图像, \mathbf{I}_F 为变换后的浮动图像, n 为图像中像素点的总个数。

实验代码为 C++, 实验机器配置为 Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU, Q6600@ 2.40 GHz, 2.39 GHz, 3.37 GB 内存。

3.1 分割后的肺部 CT 医学图像配准

图 3 显示了待配准的浮动图像和参考图像, 二者都是分割后的肺实质医学图像, 图像大小为 360×440 像素。两幅图像中肺实质间存在着旋转和平移等全局刚性差异, 同时也存在着较小的局部非刚性差异^[15-16]。



(a) 浮动图像

(b) 参考图像

图 3 待配准图像

Fig. 3 Images that are to be registered

图 4 为配准后的浮动图像, 以及配准后的浮动图像和参考图像之间的差异图像。从图 4(d) 可以看出, 在对图像进行刚性配准后, 差异图像仍然存在较小的局部误配。从图 4(e)(f) 的比较可以看到, 虽然都使用基于熵图估计的配准, 但是结果很不同。使用单一灰度特征的配准效果很差, 使用灰度特征和 SIFT 高维特征的配准效果较好。这是由于从式(4)可以看到, 当仅仅使用单一灰度特征时, $z_R(x_i, y_i)$ 有可能和它周围的 k 个邻近点 $z_R(x_{ip},$

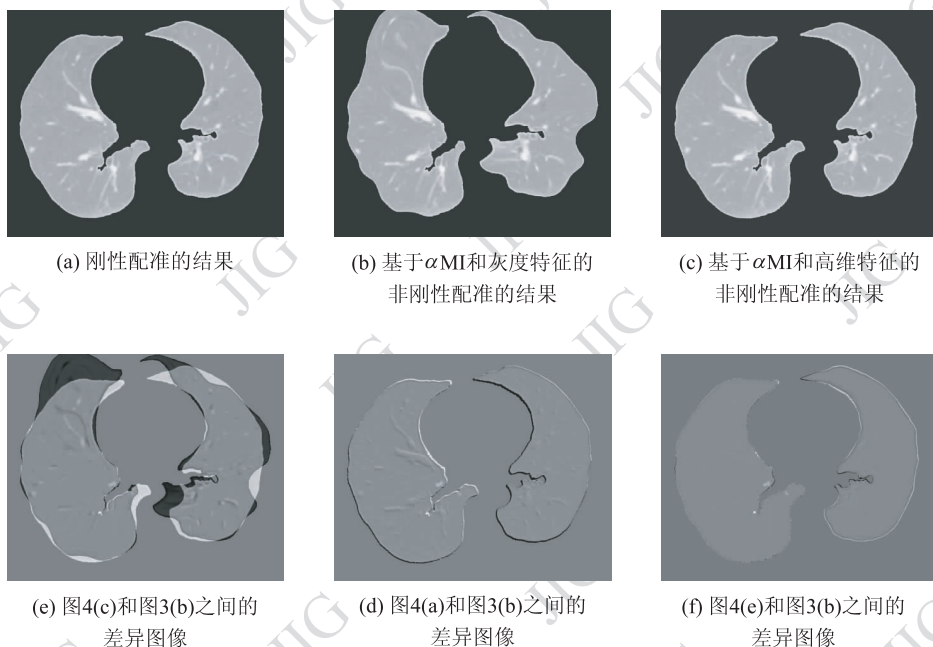


图4 配准后的浮动图像和差异图像

Fig. 4 Floating image and difference image after registration

y_{ip}) 具有相似的像素灰度。这样除数 $\Gamma_i^R = \sum_{p=1}^k |z_R(x_i, y_i) - z_R(x_{ip}, y_{ip})|$ 的值就会很小, 导致整个相似性测度 αMI 很不稳定, 所以配准效果不好。当使用高维特征时, 不仅增加了梯度信息, 而且考虑了空间信息, 增强了采样点与采样点之间的区分度, 不容易陷入局部极小。同时, $z_R(x_i, y_i)$ 和它周围的 k 个邻近点 $z_R(x_{ip}, y_{ip})$ 具有相似的特征向量值的概率大大降低, 因此, 相似性测度 αMI 比较稳定, 配准效果较好。

表1 给出对应于图4的不同配准方法准确性的定量结果。

表1 配准方法的准确性

Table 1 Comparison of registration errors

算法名称	SSD
No registration	0.109 4
MI + Rigid	0.050 2
MI + Rigid + αMI + FFD + 灰度	0.089 7
MI + Rigid + αMI + FFD + 灰度 + SIFT	0.037 6

3.2 脑部 MRI 医学图像配准

图5显示了待配准的浮动图像和参考图像, 二者都是脑部图像, 图像大小为 256×256 像素。两幅

图像中存在较小的全局刚性差异, 同时也存在着局部较大的非刚性差异。

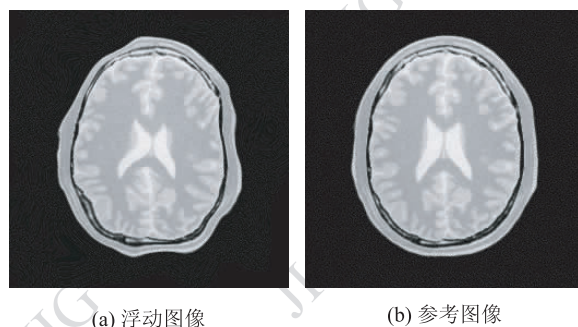


图5 待配准图像

Fig. 5 Images that are to be registered

图6为配准后的浮动图像, 以及配准后的浮动图像和参考图像之间的差异图像。从图6(b)可以看出, 在对图像进行刚性配准后, 差异图像仍然存在明显的误配。在对图像进行非刚性配准后, 图像之间的误配差异明显减少。从图6(d)(f)可以看到, 虽然都使用基于 αMI 的非刚性配准, 但是配准结果不同。使用单一灰度特征的配准效果不好, 使用灰度特征和 SIFT 高维特征的配准效果较好。

表2给出了对应于图6的不同配准方法准确性的定量结果, 具体原因不再详述。

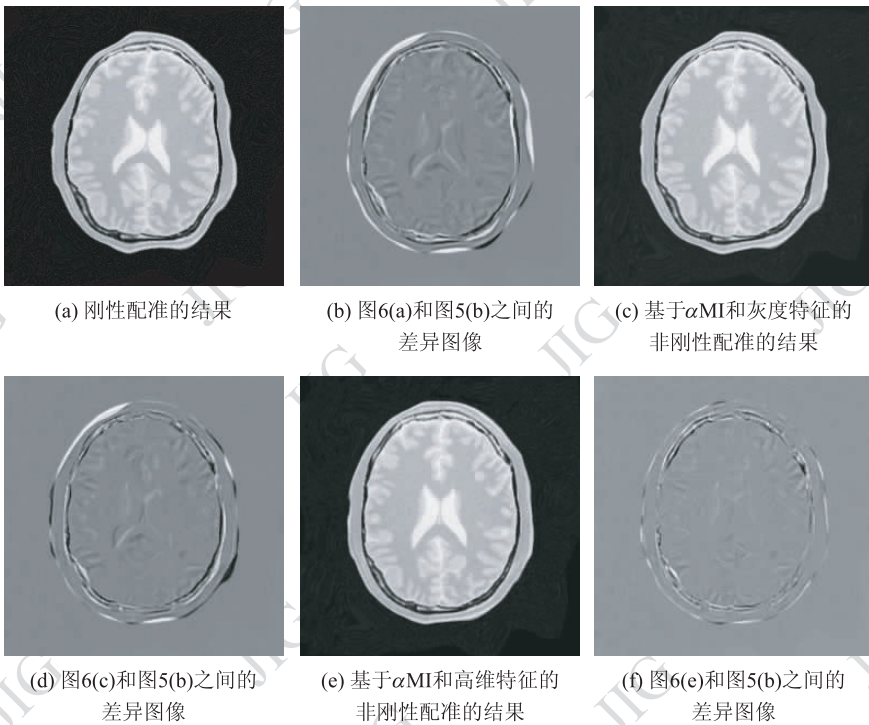


图 6 配准后的浮动图像和差异图像

Fig. 6 Floating image and difference image after registration

表 2 配准方法的准确性

Table 2 Comparison of registration errors

算法名称	SSD
No registration	0.135 6
MI + Rigid	0.134 7
MI + Rigid + α MI + FFD + 灰度	0.109 9
MI + Rigid + α MI + FFD + 灰度 + SIFT	0.065 4

4 结 论

本文提出了基于熵图估计的高维特征非刚性配准算法,该算法使用像素灰度和 SIFT 高维特征,同时变换模型组合了刚性和非刚性模型,因此,较好地描述了待配准图像之间所存在的全局和局部变形。实验结果表明:与传统的基于 MI 的刚性配准算法和基于 α MI 和像素灰度的非刚性配准算法相比,本文提出的方法在同模数据上具有较好的配准准确性。

参考文献 (References)

[1] Lu Z T, Feng Y Q, Feng Q J, et al. Medical image registration

based on principal phase congruency [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36 (10): 1974-1978. [卢振泰, 冯衍秋, 冯前进, 等. 基于主相位一致性的医学图像配准 [J]. 电子学报, 2008, 36 (10): 1974-1978.]

[2] Pluim J, Maintz J, Viergever M. Mutual information based registration of medical images; a survey [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22 (8): 986-1004.

[3] Beirlant J, Dudewicz E J, Györfi L, et al. Nonparametric entropy estimation: an overview [J]. International Journal of Mathematical and Statistical Sciences, 2001, 6 (1): 17-39.

[4] Hero A, Ma B, Michel O, et al. Applications of entropic spanning graphs [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19 (5): 85-95.

[5] Redmond C, Yukich J. Asymptotics for Euclidean functionals with power weighted edges [J]. Stochastic Processes and their Applications, 1996, 61 (2): 289-304.

[6] Lowe D. Distinctive Image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60: 91-110.

[7] Cheung W, Hamarneh G. N-SIFT: n-dimensional scale invariant feature transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18 (9): 2012-2021.

[8] Viola P, Wells W. Alignment by maximization of mutual information [C] // Proceedings of 5th International Conference on Computer Vision. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press, 1995: 16-23.

[9] Mattes D, Haynor D R, Vesselle H, et al. PET-CT image registration in the chest using free-form deformations [J]. IEEE

- Transactions on Medical Imaging, 2003, 22 (1): 120-128.
- [10] Rueckert D, Sonoda L I, Hayes C, et al. Nonrigid registration using free-form deformations: application to breast MR images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18 (8): 712-721.
- [11] Neemuchwala H, Hero A, Zabuawala S, et al. Image registration methods in high-dimensional space[J]. International Journal of Imaging Systems and Technolog, 2006, 16: 130-145.
- [12] Staring M, Heide U, Klein S, et al. Registration of cervical MRI using multifeature mutual information using multifeature mutual information[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28 (9): 1412-1421.
- [13] Oubel E, Craene M, Gazzola M, et al. Multiview registration of cardiac tagged MRI images[C]// Proceedings of the 4th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. Arlington, VA: IEEE Computer Society Press, 2007, 1-4.
- [14] Luan H X. Medical image registration based on quantitative-qualitative measure of mutual information [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2007. [栾红霞. 基于定量定性互信息的医学图像配准[D]. 上海: 上海交通大学, 2007.]
- [15] Jiang T. The design and implimentation of registration algorithm in medical image [D]. Shenyang: Northeastern University, 2008. [姜涛. 医学图像配准算法的设计与实现[D]. 沈阳: 东北大学, 2008.]
- [16] Han D. Design and implementation of medical image registration algorithm based on optical flow [D]. Shenyang: Northeastern University, 2008. [韩冬. 基于光流场的医学图像配准算法的设计与实现[D]. 沈阳: 东北大学, 2008.]