

文章编号 1004-924X(2017)09-2469-14

基于图像特征和光流场的非刚性图像配准

纪慧中, 贾大宇, 董恩清*, 薛鹏, 唐振超
(山东大学(威海)机电与信息工程学院, 山东威海 264200)

摘要: 考虑传统非刚性图像配准方法无法同时满足配准精度和配准时间要求, 综合图像的特征和灰度信息, 提出了几种改进的非刚性图像配准方法: 基于圆形描述子特征的非刚性配准方法(Circle Descriptor Feature, CDF), 基于动态驱动力 Demons 的非刚性配准方法(Dynamic Driving Force Demons, DDFD), 和基于图像特征和光流场的非刚性配准方法。CDF 方法通过提取图像的特征点, 采用圆形描述子代替传统方法的正方形描述子来保证图像的旋转不变性, 提高配准速度; DDFD 方法通过引入驱动力系数动态改变驱动力, 有效地解决了传统方法配准时间和配准精度低的问题; 基于图像特征和光流场的非刚性配准方法则首先提取浮动图像和参考图像的特征点, 然后利用提取的特征点进行粗配准(特征级配准), 再采用基于光流场的方法进行精细配准(像素级配准), 最终实现配准精度和配准时间的兼顾。对 checkboard 测试图像、自然图像、脑部 MR 图像、肝部 CT 图像进行了实验测试, 结果表明, 本文方法在配准时间、配准精度及对大形变图像的适应性方面均优于传统尺度不变特征转换(SIFT)、加速鲁棒特征(SURF)、Demons、Active Demons 和全变差正则项- L^1 范数项(TV- L^1)等方法。

关键词: 图像配准; 非刚性配准; 特征提取; 光流场模型; 圆形描述子

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20172509.2469

Non-rigid registrations based on image characteristics and optical flows

Ji Hui-zhong, JIA Da-yu, DONG En-qing*, XUE Peng, TANG Zhen-chao

(School of Mechanical, Electrical & Information Engineering,
Shandong University, Weihai 264200, China)

* Corresponding author, E-mail: enqdong@sdu.edu.cn

Abstract: As the non-rigid image registration methods can not meet the requirements of registration accuracy and registration time simultaneously, three kinds of improved non-rigid registration methods are proposed based on image characteristics and image gray. These non-rigid registration methods were based on the Circle Descriptor increases Feature (CDF), Dynamic Driving Force Demons (DDFD) and image characteristics and optical flow, respectively. In CDF method, feature points were extracted from the images, and the circle descriptor is used in the method instead of square descriptor in classical methods, by which the rotation invariance was maintained and the speed of the registration was increased. In DDFD method, the driving force was changed by introducing the driving force coefficient, so that the registration time and registration accuracy were improved effectively. In registration methods based on image characteristics and optical flow, the feature points were extracted

收稿日期: 2017-03-06; 修订日期: 2017-05-28.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 81671848, No. 81371635); 山东省重点研发计划资助项目(No. 2016GGX101017)

from a float image and a reference image by using registration method based on image characteristics, and these extracted feature points were used to get a coarse registered image (feature level registration); then the optical-flow method was used to register accurately (pixel level registration) for the coarse registered image and to achieves the purpose of taking account of the registration accuracy and registration time. The experiments on checkboard images, natural images, brain MR images and liver CT images were performed and the results show that the proposed methods are better than the classical methods such as Scale-invariant Feature Transform (SIFT), Speeded-Up Robust Features(SURF), Demons, Active Demons and Total Variation Regularization/ L^1 norm (TV- L^1) in registration time, registration accuracy and adaptability for large-deformation images.

Key words: image registration; non-rigid registration; feature extraction; optical-flow model; circle descriptor

1 引 言

图像配准是将不同获取时间、不同传感器、不同获取条件的同一场景或同一目标的两幅或者多幅图像进行匹配的过程^[1],被广泛应用于医学图像处理^[2-6],遥感图像处理^[7-9]等方面。在医学图像的配准中,需要配准的两幅图像之间通常会发生较大的非均匀形变,因此非刚性图像配准技术是医学图像处理研究的热点问题。现阶段非刚性配准的方法主要分为基于特征的配准方法和基于灰度的配准方法。基于特征的配准方法速度较快,但是对于特征不明显的图像有局限性;基于灰度的配准方法可以对小形变图像进行高精度配准,但耗时较长。

基于特征的配准:首先提取反映图像重要信息的特征,以这些特征为依据,寻找配准参数,使相似性测度最大。根据选取特征的不同,该方法主要有基于特征点的方法、基于曲率的方法和基于边缘的方法等。基于特征点的方法:首先提取特征点,将两幅图像的特征点匹配;然后根据这些特征点对进行空间变换,实现配准。现阶段基于特征点的方法主要有:尺度不变特征转换(Scale-invariant Feature Transform, SIFT)方法^[10]、加速鲁棒特征(Speeded-Up Robust Features, SURF)方法^[11]和迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)方法等。基于曲率的方法利用曲率的刚性变换特性来估计配准参数。基于边缘的方法则通过提取图像边缘特征,利用边缘特征和相似性测度进行变换,求得配准参数,实现图像配准。

基于灰度的配准:首先利用图像的像素或体

素构成特征空间,然后根据灰度值的统计信息计算相似性测度,求得配准参数,实现图像配准。根据选取统计信息的不同,基于灰度的配准主要有互信息法、物理模型法等。互信息法以互信息为目标函数进行优化求解。根据使用的优化算法不同,可分为局部优化法和全局优化法。局部优化法有单纯形法、最快下降法、共轭梯度法和 Powell 算法等;全局优化法有遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)等。物理模型法将不同图像间的差异认为是由物理形变引起的,通过构造一种拟合这种形变的物理模型来完成配准。根据物理模型的不同,现阶段主要有线性弹性模型法(Linear Elastic Model)、黏滞流体模型法(Viscous Fluid Model)和光流场模型法(Optical Flow Model)等。其中光流场模型法是近年来研究的热点,利用光流模型,通过对各像素点瞬时速度矢量信息的计算,估计出变形场,即可实现图像的配准。1998年,Thirion^[12]根据光流模型提出了著名的 Demons 方法,Wang He^[13]于 2005 年提出了 Active Demons 方法,其一定程度上解决了 Demons 方法对大形变的不适用性和高耗时性。也有其他学者^[14-17]对 Demons 方法进行了不同的改进,使其适应不同类型图像的配准。2007 年,Tomas Pock 等人^[18-19]在传统光流场模型的基础上,利用全变差正则项(Total Variation regularization, TV 正则项)和鲁棒性数据项($L1$ 范数项)构建能量函数,提出了一种新的 TV- L^1 方法,其配准效果更好。

传统的基于图像特征的非刚性配准方法^[10-11],采用正方形描述子,其需要取主方向

来保证旋转不变性,故增加了额外的计算量。针对这一问题,本文提出了基于圆形描述子特征的非刚性配准方法(Circle Descriptor Feature, CDF),该方法采用圆形描述子巧妙地避免了特征点主方向的求取,提高了配准速度。

传统 Demons 方法虽然可以对大部分图像进行配准,但是配准精度和配准速度都有待提高。针对这一问题,本文基于动态驱动力 Demons 的非刚性配准方法(Dynamic Driving Force Demons, DDFD)引入了驱动力系数动态改变驱动力,有效地提高了配准精度和配准时间。

本文针对传统非刚性图像配准方法无法同时满足配准精度和配准时间要求的问题,结合图像的特征和灰度信息,提出了几种相关的基于图像特征和光流场的非刚性配准方法。提出的方法先对参考图像和浮动图像提取特征点,利用这些特征点进行粗配准(特征级配准),然后再利用得到的粗配准结果,采用光流场方法进行精配准(像素级配准),最终达到了兼顾配准精度和配准时间的目的。

2 传统非刚性配准方法

2.1 SIFT 方法与 SURF 方法

SIFT 方法用于检测和提取图像的局部特征,在空间尺度中寻找极值点,提取出其位置、尺度和旋转不变量。SIFT 特征提取分为 4 步:(1)构建尺度空间;(2)极值点检测、筛选和定位;(3)主方向的确定和描述子的生成;(4)关键点匹配、图像配准。

SIFT 方法存在大量的卷积计算,故耗时较长,SURF 方法在其基础上使用 box filter 近似代替高斯滤波,用积分图像加速卷积计算,将运算速度提高了数倍,有更好的鲁棒性。SURF 特征提取的步骤与 SIFT 特征提取的步骤基本相同。

2.2 Demons 方法

Demons 方法将图像配准过程看作热力学扩散过程,图像中的像素点相当于热力学模型中的粒子。在配准的过程中,参考图像的像素点被视作“Demons”点,浮动图像被视为可变网格,网格上的“Demons”力沿着参考图像灰度梯度方向驱动浮动图像形变。利用光流场模型可得到下式:

$$\nabla s \cdot v = m - s, \quad (1)$$

其中: s 表示参考图像, m 描述浮动图像, v 表示变

形场。对公式(1)进行变换,同时保证方程稳定性,可以得到光流场公式:

$$v = \frac{(m-s)\nabla s}{|\nabla s|^2 + \alpha^2(m-s)^2}. \quad (2)$$

首先提取参考图像和浮动图像并进行预处理,利用公式(2)求得变形场,再根据变形场对浮动图像进行空间变换、插值。然后,进行相似性测度的判断:若满足相似性测度,则输出配准图像;若不满足相似性测度,则重新利用 Demons 模型计算变形场,直到满足相似性测度,结束迭代。

2.3 Active Demons 方法

Wang He^[13]于 2005 年提出了 Active Demons 方法,一定程度上解决了 Demons 方法对大形变的不适用性和高耗时性。Active Demons 主要利用牛顿第三定律作用力和反作用力的原理,认为当某一点受到来自参考图像的 Demons 力 f 的同时,也会受到来自浮动图像的 Demons 力 f' ,浮动图像在这两个力的驱动下进行变换。因此 Active Demons 模型变为式(3):

$$v = \frac{(m-s)\nabla s}{|\nabla s|^2 + \alpha^2(m-s)^2} + \frac{(m-s)\nabla m}{|\nabla m|^2 + \alpha^2(m-s)^2}, \quad (3)$$

其中: ∇m 表示浮动图像的梯度,参数 α 被称为均化系数,文献[20]对均化系数的选取进行了详细说明: α 较小,配准速度较快,但是配准精度较差; α 较大,配准速度较慢,但是配准精度较高。

2.4 TV-L¹ 方法

为了进一步提高配准精度,Tomas Pock 等人^[18-19]在传统光流场模型的基础上提出了一种新的 TV-L¹ 方法。公式(4)为提出的基于 TV-L¹ 范数的光流场模型:

$$\min_u \left\{ E_{TV-L^1} = \int_{\Omega} \sum_{d=1}^N |\nabla u_d| d\Omega + \lambda \int_{\Omega} |I_1(x+u(x)) - I_0(x)| d\Omega \right\}, \quad (4)$$

其中: E_{TV-L^1} 代表能量函数, ∇u_d 表示变形场的梯度, $u = (u_1, u_2, \dots, u_N)^T$ 表示 N 维变形场。第 1 项为 TV 范数,该项成功地解决了不连续的问题。第 2 项为数据项,采用 L¹ 范数,弱化了对图像灰度变化的敏感度。

由于式(4)的正则项和数据项在零处都是不可微的,所以在最优化的过程中引入了一个额外的变量 $v = (v_1, v_2, \dots, v_N)^T$,将式(4)变成如下形式:

$$\min_{u,v} \left\{ E_{TV-L^1} = \int_{\Omega} \sum_{d=1}^N |\nabla u_d| + \frac{1}{2\theta} (u_d - v_d)^2 d\Omega + \lambda \int_{\Omega} |\rho(x)| d\Omega \right\}, \quad (5)$$

其中： $\rho(x) = I_1(x+u_0) + (\nabla I_1(x+u_0))^T (v-u_0) - I_0(x)$ 是图像差值泰勒展开式的第一项， θ 是一个值很小的参数。这样变形的好处是： u 的优化可以采用文献^[21]的 Chambolle 算法，由于采用了全变分能量，不受任何近似误差的影响； v 的最优化转变为一个一维最优化问题，可以通过有效的阈值化方法解决。因此式(5)可以分解为以下两个步骤：

对于 d 和固定的 v_d ，计算：

$$\min_{u_d} \int_{\Omega} \left\{ |\nabla u_d| + \frac{1}{2\theta} (u_d - v_d)^2 \right\} dx. \quad (6)$$

对于固定的 u ，计算：

$$\min_v \left\{ \sum_d \frac{1}{2\theta} (u_d - v_d)^2 + \lambda |\rho(x)| \right\}. \quad (7)$$

具体求解方法如下：

式(6)的最优化问题可以通过 $u_d = v_d - \theta \operatorname{div} p$ 求得，其中 $p = (p^1, p^2)$ 满足 $\nabla(\theta \operatorname{div} p - u_d) = |\nabla(\theta \operatorname{div} p - u_d)| p$ ， p 可以通过如下方式迭代求得：

$$p^{k+1} = \frac{p^k + \tau \nabla(\operatorname{div} p^k - u_d/\theta)}{1 + \tau |\nabla(\operatorname{div} p^k - u_d/\theta)|}, \quad (8)$$

初始迭代 $p^0 = 0$ ， $\tau \leq 2(N+1)$ 。

式(7)的最优化问题可以通过如下的阈值化方法求得：

$$v(x) = u(x) + \begin{cases} \lambda \theta \nabla I_1, & \rho(x) < -\lambda \theta |\nabla I_1|^2 \\ -\lambda \theta \nabla I_1, & \rho(x) > \lambda \theta |\nabla I_1|^2 \\ -\rho(x) \nabla I_1 / |\nabla I_1|^2, & \rho(x) \leq \lambda \theta |\nabla I_1|^2 \end{cases}. \quad (9)$$

采用多分辨率金字塔策略，利用不同尺度的高斯核函数建立高斯金字塔，在每层金字塔通过式(8)和式(9)的迭代求得不同尺度下式(4)的最优化结果，进而求得光流场，实现配准。

3 基于圆形描述子特征的配准方法

3.1 CDF 方法思想和步骤

传统 SIFT 和 SURF 方法由于采用了正方形描述子，当图像发生旋转时，特征点对应的描述子会发生变化，导致无法正确地匹配特征点。为了解决这一问题，SIFT 和 SURF 方法均采用了选取主方向的方法，即根据特征点周围的梯度信息确定该特征点的主方向，在平行于主方向构建正

方形描述子。该方法虽然很好地解决了旋转不变性的问题，但是需要额外计算主方向造成计算量的增加，导致最终配准时间的增加。

针对传统方法的不足，本文提出的 CDF 方法采用圆形描述子，巧妙地避免了特征点主方向的求取。因为圆形本身具有旋转不变性，当选取圆形描述子进行特征点匹配时，无论图片如何旋转，特征点的描述子始终不变，所以省略了求取主方向的步骤，减少了计算量。

CDF 方法分为 4 步：

(1) 构建尺度空间。利用 Hessian 矩阵构建多尺度空间，采用 box filter 近似代替高斯滤波，用积分图像代替卷积。

(2) 极值点检测、筛选和定位。提取(1)中兴趣点的局部极值点并进行低对比度、边缘效应的消除。

(3) 圆形描述子的生成。以特征点为中心，计算半径为 $5s$ (s 为特征点所在的尺度值)的邻域内的点的梯度。为了保证方法对噪声的鲁棒性，采用高斯函数对描述子进行处理，使离特征点越近的梯度越大。将求得的 x 方向的 81 个梯度和 y 方向的 81 个梯度分别按照由大到小排列构成该特征点的 162 维描述子。图 1 为 CDF 方法使用的圆形描述子。

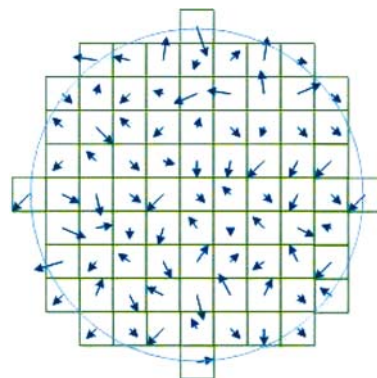


图 1 CDF 方法圆形描述子

Fig. 1 Circle descriptor of CDF method

(4) 关键点匹配、图像配准。通过上述方法分别求出浮动图像和参考图像的关键点和他们的描述子，并根据描述子进行关键点的匹配，然后根据这些关键点对进行空间变换、插值，实现图像的配准。

3.2 旋转不变性实验

为了验证 CDF 方法的旋转不变性,选取图

2(b)的自然图像 Lena 作为参考图像,将其旋转 $\pi/18$ 作为浮动图像,进行配准实验,如图 2 所示。

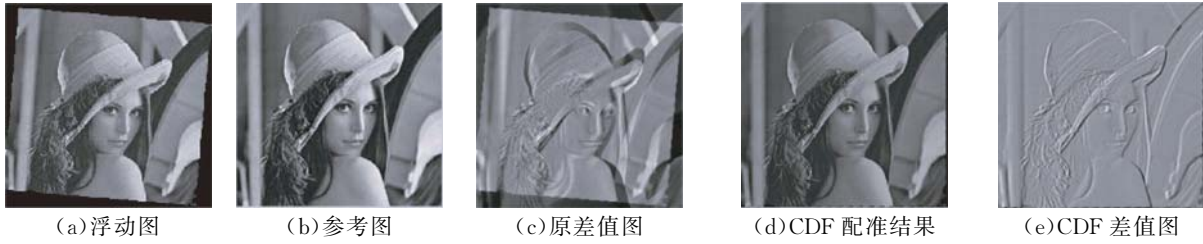


图 2 自然图像 Lena 的浮动图像、参考图像、原差值图像及 CDF 方法的配准结果

Fig. 2 Float image, reference image and original difference of nature image Lena, registration result and difference of CDF

表 1 CDF 方法配准客观评价参数

Tab. 1 Objective evaluation parameter in CDF method

	PSNR/dB	MSE(10^{-5})	R_{cc}	MI	SSIM/%	Time/s
CDF	69.33	760	0.70	1.20	58.65	1.97

图 2(d)及图 2(e)分别为 CDF 配准结果及差值图像,表 1 为配准客观评价参数,可知本文的 CDF 方法采用了圆形描述子,具有良好的旋转不变性。但由于 CDF 方法属于特征级的配准,在图像细节方面处理不够理想,配准精度有待提高。

4 基于动态驱动力 Demons 的配准方法

4.1 DDFD 方法思想和步骤

传统 Demons 方法可以对小形变图像进行有效的非刚性配准,但是为了满足非刚性医学图像配准的要求,配准精度和配准时间方面都有待提高。本文针对 Demons 方法存在的问题,提出了一种改进的基于动态驱动力 Demons 的非刚性配准方法 (Dynamic Driving Force Demons, DDFD)。其基本思想如下:公式(2)为 Demons 方法驱动力公式,可以看出该驱动力是固定不变的。但在实际配准过程中,算法希望在初始配准的过程中能获得较大的驱动力,以便在短时间内完成图像的粗略配准。另外,算法也希望随着配准的进行,驱动力能不断减小,以便在配准后期完成精细配准。根据上述思想,我们对公式(2)的驱动力公式进行改进,添加了一个驱动力系数来控制驱动力的大小。改进后的驱动力如式(10)所示:

$$v = \frac{(m-s)\nabla S}{|\nabla s|^2 + \alpha^2(m-s)^2} \times R, \quad (10)$$

其中: R 为引入的驱动力系数,用于控制驱动力的大小。 M 为浮动图像, S 为参考图像, ∇S 为参考图像梯度, α 为均化系数。驱动力系数 R 由下式求得。

$$R = -k^2 \times \ln(R_{cc}(M, S)), \quad (11)$$

其中: k 为常数, $R_{cc}(M, S)$ 为浮动图像 M 和参考图像 S 的相关系数。由于希望在相关系数小时,相关系数对驱动力系数的影响较大;在相关系数较大时,对驱动力系数影响较小,故这里选取对数函数对相关系数进行处理。由此随着配准进行,浮动图像 M 和参考图像 S 的相关系数增大,驱动力系数 R 减小,驱动力 v 减小。DDFD 配准步骤如表 2 所示。

表 2 DDFD 非刚性配准方法配准步骤

Tab. 2 Steps for DDFD non-rigid registration method

读入参考图像 S 和浮动图像 M ,并对 S 和 M 进行预处理;
 用改进的基于相关系数 Demons 非刚性配准方法对浮动图像 M 和参考图像 S 进行配准;
 for $i=1:1:N$,其中 N 为预先设置的最大迭代次数;
 利用 $v = \frac{(m-s)\nabla S}{|\nabla s|^2 + \alpha^2(m-s)^2} \times R$ 求出变形场,对 M 进行变换,生成 M' ;
 求出 M' 与参考图像的相关系数 R_{cc} ,利用 $R = -k \times \ln(R_{cc}(M, S))$ 更新驱动力系数 R ;
 计算结构相似性测度(SSIM):若满足条件,生成配准图像 I ,break;若不满足采用更新后的驱动力系数 R 继续迭代;
 end;
 输出配准图像 I ;
 利用参考图像 S 和配准图像 I 计算客观评价指标。

4.2 DDFD 方法分析

4.2.1 引入驱动力系数的有效性分析

为了更清晰地分析驱动力系数的引入对配准结果的影响,分别采用传统 Demons 方法和本文提出 DDFD 非刚性配准方法对如图 3 所示的二值图像进行配准,其中最大迭代次数为 300, k 取 100。

图 3(d)至图 3(g)为两种方法的配准结果和差值,可以看出由于选取的二值图像形变较大,相同迭代次数下,传统 Demons 方法不能对图像进

行有效的配准,但是 DDFD 方法由于采用了动态的驱动力,对此类大形变图像依然有良好的配准结果。

图 4 为两种方法的峰值信噪比(PSNR)对比曲线,可以看出 DDFD 方法的 PSNR 在 0~50 次数的迭代过程中有较大幅度上升,说明改进方法在配准初始放大了驱动力,使得图像在很短的时间内配准到了较高的精度,随着迭代次数的增加,驱动力不断减小,开始对图像进行较高精度的配准。



图 3 二值图像的浮动图像、参考图像和原差值图像以及 Demons 方法和 DDFD 方法的配准结果及差值图像

Fig. 3 Float image, reference image and their difference of binary image, registration results and difference images of Demons and DDFD methods

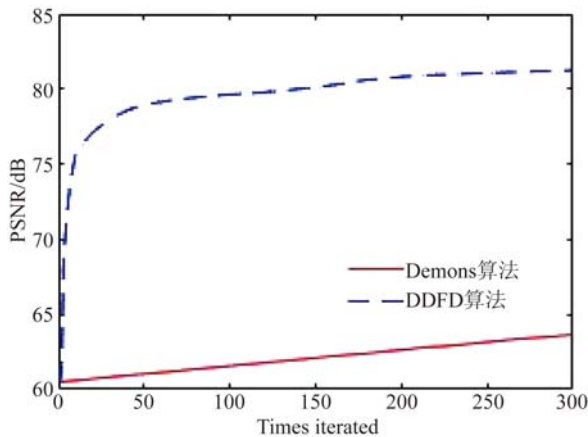


图 4 不同方法的 PSNR 对比曲线图

Fig. 4 Comparison of PSNR values in different methods

由上述分析可知,本文提出的 DDFD 方法与传统 Demons 方法相比具有较明显的优势,验证了引入驱动力系数的有效性。

4.2.2 最优系数 k 的取值及“过配准”现象的分析

通过分析公式(11)可知,系数 k 决定了相关系数对驱动力的影响大小, k 越大,相关系数对驱动力的影响越大,其收敛速度越快;但是如果 k 取值过大,初始驱动力过大,在配准开始时会出现

“过配准”现象,造成最终配准结果的失真。反之, k 越小,相关系数对驱动力的影响越小,其收敛速度越慢;当选择的 k 值过小时,驱动力系数接近 0,导致配准速度甚至比原 Demons 方法更慢。因此,选择合适的 k 值非常重要。

为了分析不同 k 值对配准结果的影响,本文采用图 3 所示的二值图像进行配准实验,考察 k 分别取 25, 50, 100, 150, 200 时对配准结果的影响。图 5 为配准实验结果,直观地反映了不同系数 k 对配准结果的影响。 k 越大,配准效果越好,当 k 取 150 时配准效果最好;但是当 k 取 200 时,配准图像发生了严重的失真,发生“过配准”现象。综合考虑,对于图 3 的二值图像配准最优系数 k 的取值为 150。

图 6 为不同系数 k 进行配准时 PSNR 随迭代次数的变化曲线。由图 6 看出,PSNR 值随 k 的增大而增大,达到极大值越快;当 k 取 100~150 时,PSNR 达到极大值;当 k 取 200 时,曲线急剧下降,即发生了“过配准”。图 7 显示了 3 种不同情况待配准点与标准点距离随时间的变化情况。

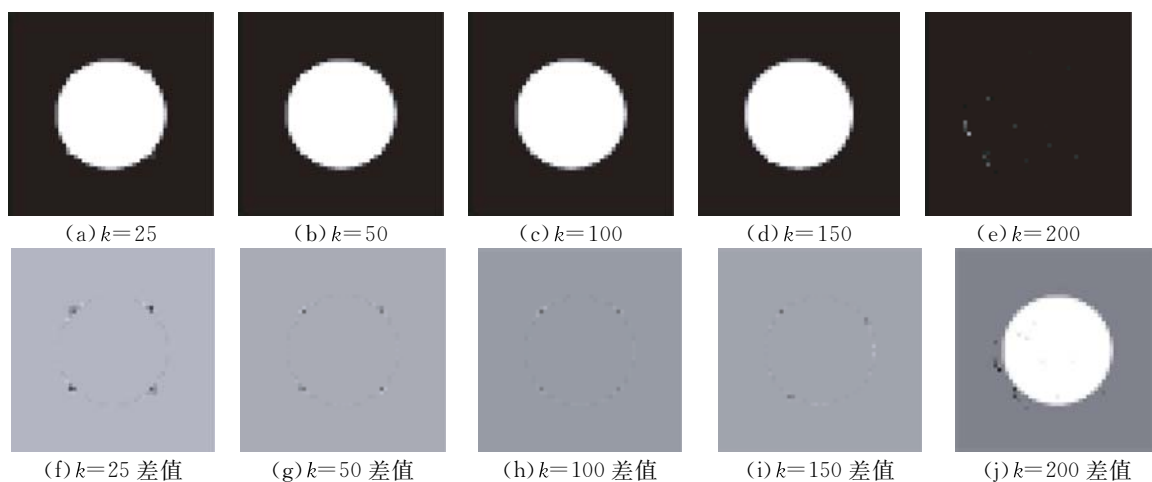


图 5 不同系数 k 下的配准结果及对应差值图像

Fig. 5 Registration results and differences with different k

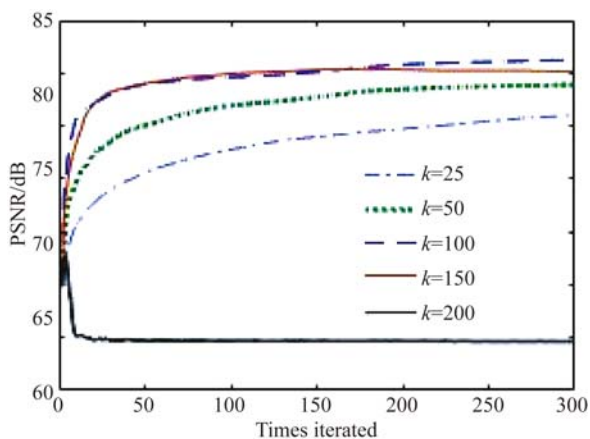
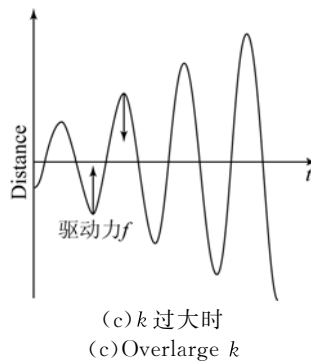


图 6 不同系数 k 配准时的 PSNR 比较曲线图

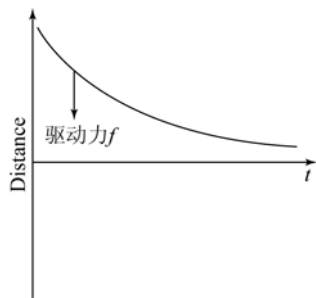
Fig. 6 Comparison of PSNR values in different k



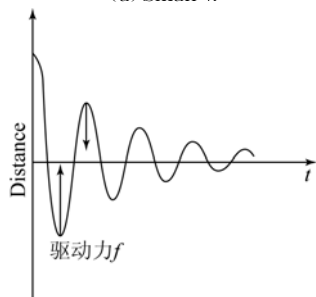
(c) k 过大时
(c) Overlarge k

图 7 不同系数 k 的配准过程

Fig. 7 Registration process of different coefficient k



(a) k 较小时
(a) Small k



(b) k 适中时
(b) Moderate k

5 基于图像特征和光流场的非刚性配准方法

基于对配准时间和配准精度问题的综合考虑,本文提出一种由粗到细,由特征级到像素级的图像配准方法。该方法适用于较大形变,同时也可以获得较高精度。本文分别将基于特征的 SIFT、SURF 与基于光流场的 Demons、TV- L^1 相结合,CDF 与 DDFD 相结合,引入多分辨率策略,在不同尺度上实现配准。表 3 至表 5 分别介绍了这几种方法的配准步骤。由于 SIFT-Demons 和 SURF-Demons,以及 SIFT-TV- L^1 和 SURF-TV- L^1 的实现步骤只是在特征提取部分有差异,故只在表中对差异步骤标记以进行区分。

表 3 SIFT-TV-L¹/SURF-TV-L¹ 方法配准步骤Tab. 3 Steps for SIFT-TV-L¹/SURF-TV-L¹ method

读入参考图像 S 和浮动图像 M , 并对 S 和 M 进行预处理;

构建尺度空间, 设置高斯差分算子的参数/(利用 Hessian 矩阵构建尺度空间);

极值点筛选, 生成这些极值点的 SIFT/SURF 描述子;

利用步骤 3 求得的描述子进行特征点匹配, 生成变形场, 对浮动图像 M 进行粗配准;

根据 4 求得的粗配准图像 M' 和参考图像 S , 采用 TV-L¹ 方法进行精配准求得配准图像 I ;

for $Level=1:1:L$

 for $n=1:1:N$

 利用公式:

$$u_i = u_i - \theta \operatorname{div} p, p^{k+1} = \frac{p^k + \tau \nabla (\operatorname{div} p^k - u_i / \theta)}{1 + \tau |\nabla (\operatorname{div} p^k - u_i / \theta)|}$$

$$v(x) = u(x) + \begin{cases} \lambda \theta \nabla I_1, & \text{若 } \rho(x) < -\lambda \theta |\nabla I_1|^2 \\ -\lambda \theta \nabla I_1, & \text{若 } \rho(x) > \lambda \theta |\nabla I_1|^2 \\ -\rho(x) \nabla I_1 / |\nabla I_1|^2, & \text{若 } \rho(x) \leq \lambda \theta |\nabla I_1|^2 \end{cases}$$

 对 u, v 进行更新, 对 M 进行空间变换,

 计算 SSIM: 若满足条件, break; 若不满足继续迭代;

 end

end

利用参考图像 S 和配准图像 I 计算客观评价指标。

6 实验结果分析

本文采用主观和客观评价方法相结合的方式对图像配准质量进行分析。首先通过主观评价方法对图像配准质量进行初步评价, 然后采用峰值信噪比 (PSNR)、最小均方差 (MSE)、相关系数 (R_{cc})、结构相似度 (SSIM) 和互信息 (MI) 5 种客观评价方法对配准质量进行准确分析。

为了验证本文提出方法的实际效果, 分别采用 checkboard 测试图像、自然灰度图像、自然彩色图像、脑部 MR 图像和肝部 CT 图像进行了配准实验。实验中, 采用了 SIFT、SURF、CDF、Demos、Active Demons (AD)、DDFD、TV-L¹、SIFT-Demos、SURF-Demos、SIFT-TV-L¹、SURF-TV-L¹ 和 CDF-DDFD 等 12 种方法。为了公平起见, 各种方法的参数均选择每一种方法的最佳结果。

表 4 CDF-DDFD 方法配准步骤

Tab. 4 Steps for CDF-DDFD method

读入参考图像 S 和浮动图像 M , 并对 S 和 M 进行预处理;

构建尺度空间, 采用积分图像和 *box filter* 提取关键点;

对关键点进行局部非极大值抑制, 确定特征点;

采用圆形描述子对特征点进行描述, 生成描述子并归一化;

计算描述子之间的相关系数并匹配特征点, 利用最小二乘法对 $W = [D^T D]^{-1} p^T D$ 求解, 求得放射变换参数对浮动图像进行粗配准。

根据 5 求得的粗配准图像 M' 和参考图像 S , 采用 DDFD 方法进行精配准求得配准图像 I , 并引入多分辨率策略, 提高性能;

for $Level=1:1:L$ (L 为最大分辨率)

 for $n=1:1:N$ (N 为最大迭代次数)

 根据上一次迭代求得的相关系数 R_{cc} , 利用公式 $R = -k^2 \times \ln(R_{cc}(M, S))$ 求得驱动力系数 R , 利用以下公式计算驱动力, 求得变形场:

$$v = \frac{(m-s)\nabla S}{|\nabla s|^2 + \alpha^2 (m-s)^2} \times R$$

 计算 SSIM: 若满足条件, break; 若不满足, 求出相关系数 R_{cc} , 继续迭代;

 end

 end

输出配准图像 I

利用参考图像 S 和配准图像 I 计算客观评价指标。

表 5 SIFT-Demos/SURF-Demos 方法配准步骤

Tab. 5 Steps for SIFT-Demos or SURF-Demos methods

读入参考图像 S 和浮动图像 M , 并对 S 和 M 进行预处理;

构建尺度空间, 设置高斯差分算子的参数/(利用 Hessian 矩阵构建尺度空间);

极值点筛选, 生成这些极值点的 SIFT/SURF 描述子;

利用步骤 3 求得的描述子进行特征点匹配, 生成变形场, 对浮动图像 M 进行粗配准;

利用 4 求得的粗配准图像 M' 和参考图像 S 进行 Demons 迭代精配准:

 for $i=1:1:N \dots$ 利用 Demons 方法进行 n 次迭代, 求出变形场, 对 M 进行变换;

 计算 SSIM: 若满足条件, break; 若不满足继续迭代;

 end;

利用参考图像 S 和配准图像 I 计算客观评价指标。

6.1 checkboard 测试图像对比分析

checkboard 测试图像是由黑白方块人工合成的图像,本文对 checkboard 测试图像进行人工变形并作为配准的浮动图像,将其与原 checkboard 测试图像进行配准实验。图 8 和图 9 是实验结果,表 6 为方法配准结果的客观比较。

表 6 Checkboard 测试图像配准客观评价

Tab. 6 Objective evaluation in registration of checkboard images

Methods	PSNR /dB	MSE (10^{-4})	R_{cc}	MI	SSIM/%	Time/s
Demons	69.11	80	0.98	0.69	92.13	61.02
AD	69.75	69	0.98	0.70	93.01	13.27
DDFD	71.51	46	0.99	0.70	95.15	12.58
TV-L ¹	87.74	1.09	0.99	0.71	99.87	16.37

通过对比图 8 和图 9,可以发现由于 checkboard 测试图像包含了很多相同的区域,所以无法有效地提取特征点,SIFT、SURF 和 CDF 均由于特征点匹配的误差发生了较大的误配准,所以基于特征点的方法不适用于 checkboard 测试图像的配准。Demons、AD、DDFD 和 TV-L¹ 方法均可以对棋盘图像进行很好的配准,从差值图像可以看出 TV-L¹ 方法失真最少。由于本文提出的方法需要 SIFT、SURF 或 CDF 进行粗配准,所以同样不适用于 checkboard 测试图像的配准。

从表 6 的客观分析可以看出 Demons、AD、DDFD 和 TV-L¹ 均取得了较好的配准效果,其中 TV-L¹ 配准精度最高。时间上 AD、DDFD 和 TV-L¹ 的配准时间与 Demons 相比大大减少。

6.2 自然图像对比分析

针对自然图像的实验,本文选取了代表大形变图像的 Lena 图像和代表小形变图像的彩色图像进行配准。

从 Lena 图像配准的实验结果图 10、图 11 可以看出:SIFT、SURF 和 CDF 很好地纠正了形变,但是在图像细节方面处理不够好。Demons、AD、DDFD 3 种方法在纹理部分(图中头发部分)的配准效果不理想,TV-L¹ 方法很好地解决了这个问题,并取得了较好的配准效果。SIFT-Demons、SURF-Demons 和 CDF-DDFD 方法则很好地解决了细节问题,SIFT-TV-L¹ 和 SURF-TV-L¹ 方法在图像的中心有很好的配准结果,但边缘出现失真。

从表 7 的客观分析可以看出:与传统方法相比,本文提出的基于图像特征和光流场的非刚性配准方法不仅配准精度有所提升,在时间上也有明显的优势。

对于自然彩色图像的配准,本文采用提取图像的 R、G、B 3 个通道的值分别进行配准,然后将 3 个通道的配准结果重新合成的彩色图像作为最终配准结果。由于需要同时对 3 个通道进行配准,耗时也大约是对单一灰度图像配准的 3 倍左右。且因为 SIFT、SURF 和 CDF 方法的 3 个通道提取的特征点不同导致变形场差异较大,最终使得配准图像发生了颜色失真,所以基于特征点的方法不适用于自然彩色图像的配准。因为采用了图像的 3 个通道的信息,Demons、AD、DDFD 和 TV-L¹ 配准精度较好,而本文提出的方法需要 SIFT、SURF 或 CDF 进行粗配准,故同样不适用于配准自然彩色图像。基于彩色图及篇幅要求的考虑没有列出实验结果。

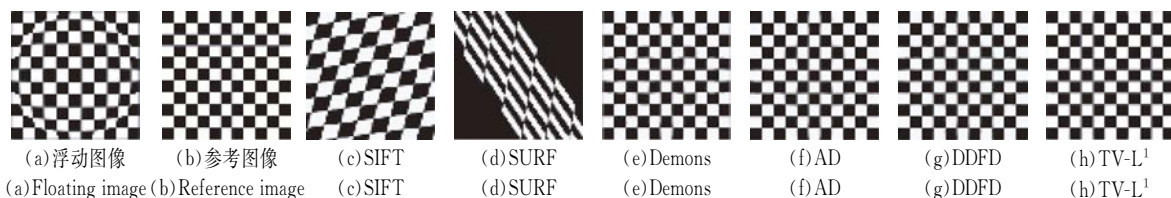


图 8 checkboard 测试图像配准结果
Fig. 8 Registration results of checkboard images

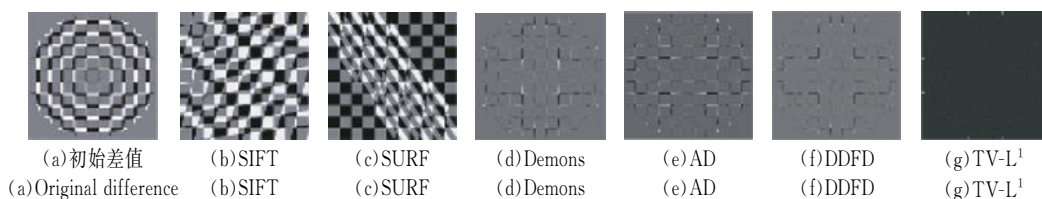


图 9 checkboard 测试图像配准结果与参考图像的差值
Fig. 9 Differences of registered checkboard images and reference image



图 10 Lena 图像配准结果

Fig. 10 Registration results of Lena images

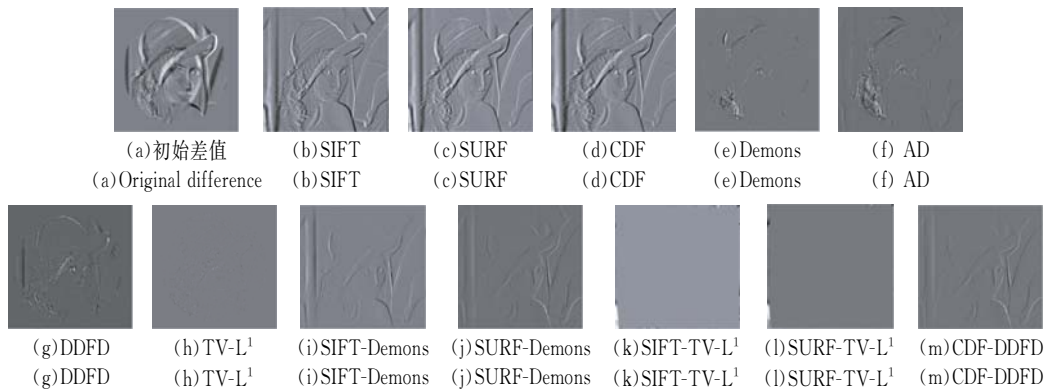


图 11 Lena 图像配准结果与参考图像的差值

Fig. 11 Differences of registered Lena images and reference image

表 7 自然图像 Lena 配准客观评价

Tab. 7 Objective evaluation in registration of Lena images

Methods	PSNR /dB	MSE (10 ⁻⁵)	R _{cc}	MI	SSIM /%	Time s
SIFT	68.68	880	0.75	1.02	53.00	2.70
SURF	68.01	1 030	0.71	0.98	50.03	1.74
CDF	67.82	1 070	0.70	0.98	49.85	1.20
Demons	80.00	73.6	0.98	1.81	88.55	60.50
AD	78.64	89.0	0.97	1.51	90.99	15.32
TV-L ¹	91.49	4.61	0.99	3.96	99.11	54.11
DDFD	80.39	59.4	0.98	2.67	93.53	14.02
SIFT-Demons	112.22	0.04	1.00	4.71	100.00	3.44
SURF-Demons	109.59	0.07	1.00	4.65	100.00	1.05
SIFT-TV-L ¹	80.50	57.9	0.98	3.78	99.28	21.06
SURF-TV-L ¹	83.41	29.6	0.99	3.79	99.33	21.78
CDF-DDFD	110.03	0.06	1.00	4.67	100.00	1.02

6.3 医学图像对比分析

由于医学图像内部结构复杂,形变较大,对医学图像配准是配准方法研究的难点。本文选取同一患者不同时期脑部 MR 图像,分析配准方法对小形变医学图像的配准效果;选取同一患者不同呼吸相位的肝部 CT 图像,分析配准方法对大形变医学图像的配准效果。

图 12 和图 13 是脑部 MR 图像配准的实验结果。可以看出,SIFT、SURF 和 CDF 虽然很好地纠正了形变,但是对于脑部这种内部纹理较多的图像配准效果不理想。Demons、AD、DDFD 均有失真的现象;TV-L¹ 配准结果较好。SIFT-Demons、SURF-Demons 和 CDF-DDFD 很好地解决了图像细节的配准问题,但在颅骨的区域配准效果不好,SIFT-TV-L¹ 和 SURF-TV-L¹ 在图像的中心区域取得了好的配准结果,但是在边缘出现失真。

表 8 为脑部 MR 图像的客观分析。可以看

出:从客观评价参数上,主观分析的结论得到了印证。值得注意的是,提出的基于特征和光流场的非刚性配准方法在时间上有明显的优势。

图 14 和图 15 是肝部 CT 图像配准的实验结果。SIFT、SURF 和 CDF 很好地纠正了形变,但是在图像细节方面处理不够。Demons、AD 和 DDFD 3 种方法发生严重失真,表明类 Demons 方法不能对大形变图像进行配准。SIFT-Demons、SURF-Demons 和 CDF-DDFD 很好地解决了细节方面的问题,SIFT-TV-L¹ 和 SURF-TV-L¹ 在图像的中心区域取得了很好的配准结果,边缘效应不明显。

表 9 为肝部 CT 图像的客观分析结果。可以看出:通过客观评价参数,印证了主观分析的结论,提出的基于特征和光流场的非刚性配准方法在时间上有明显的优势。

表 8 脑部 MR 图像配准客观评价

Tab. 8 Objective evaluation for registration of brain images

Methods	PSNR /dB	MSE (10 ⁻⁵)	R _{cc}	MI	SSIM /%	Time /s
SIFT	72.56	360	0.85	1.00	66.40	2.34
SURF	72.86	340	0.86	1.03	68.34	4.20
CDF	72.99	330	0.87	1.02	69.18	2.92
Demons	93.72	2.81	0.86	1.10	98.71	176.32
AD	90.84	5.46	0.86	1.11	98.44	44.44
TV-L ¹	98.81	0.85	0.99	3.49	99.34	108.05
DDFD	95.13	1.99	0.99	3.13	99.53	45.91
SIFT-Demons	110.24	0.0614	1.00	4.13	99.99	5.21
SURF-Demons	109.01	0.0815	1.00	4.10	100.00	2.67
SIFT-TV-L ¹	110.43	0.0588	1.00	4.12	99.97	79.30
SURF-TV-L ¹	104.58	0.22	1.00	4.13	99.95	73.79
CDF-DDFD	108.56	0.0905	1.00	4.09	100.00	2.37

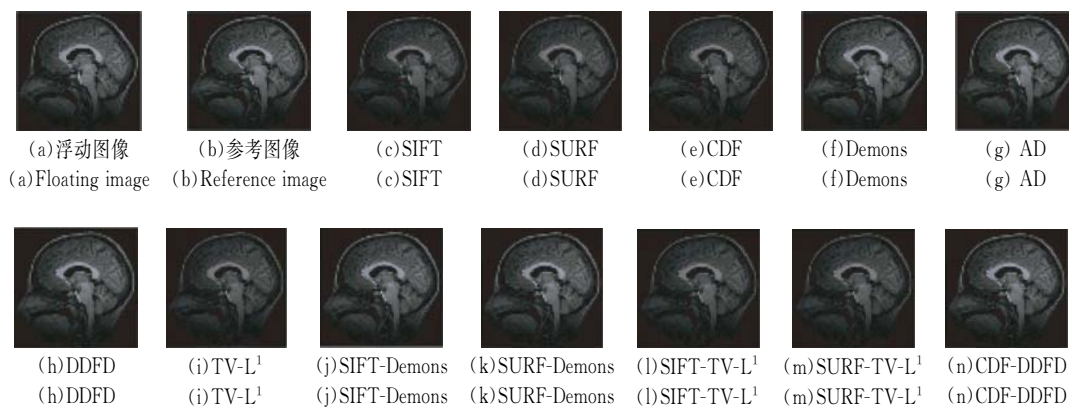


图 12 脑部 MR 图像配准结果

Fig. 12 Registration results of brain MR images

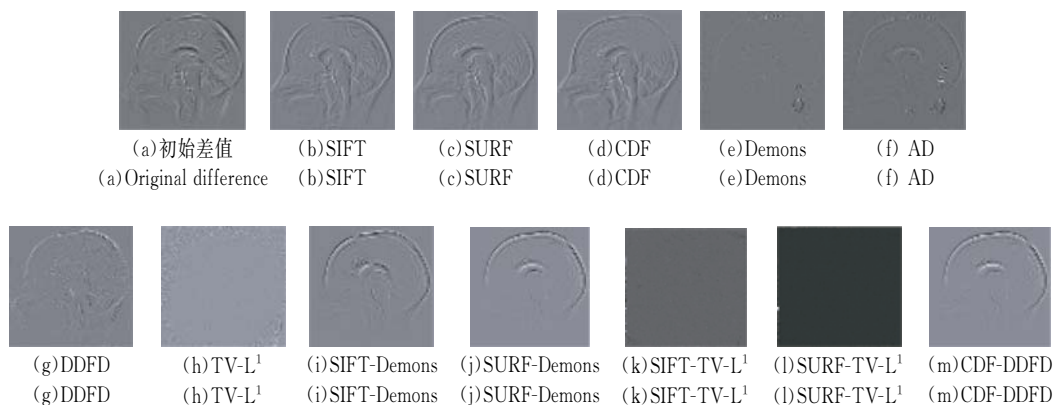


图 13 脑部 MR 图像配准结果与参考图像的差值

Fig. 13 Differences of registered brain MR images and reference image

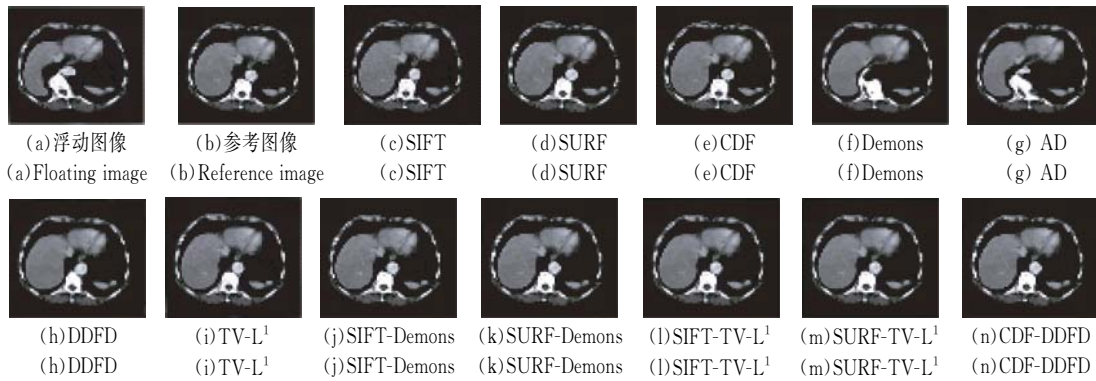


图 14 肝部 CT 图像配准结果
Fig. 14 Registration results of liver CT images

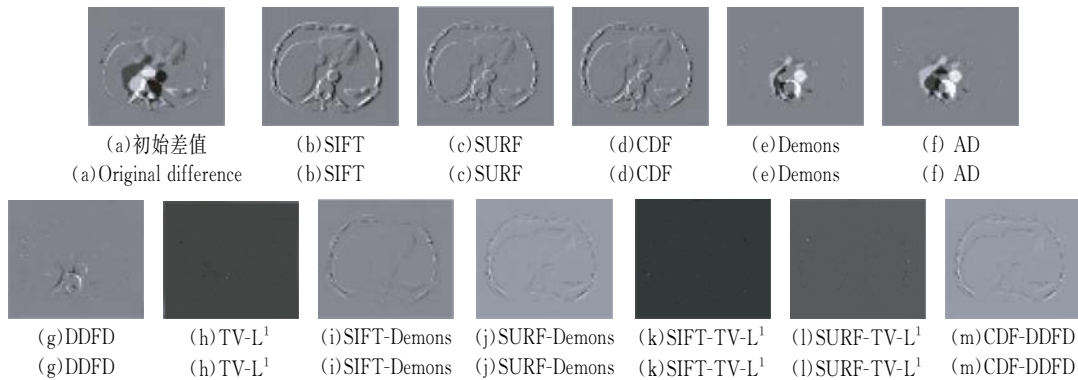


图 15 肝部 CT 图像配准结果与参考图像的差值
Fig. 15 Differences of registered liverCT images and reference image

表 9 肝部 CT 图像配准的客观评价

Tab. 9 Objective evaluation in registration of lung images

Methods	PSNR /dB	MSE (10 ⁻⁵)	R _{cc}	MI	SSIM /%	Time /s
SIFT	63.52	2 890	0.76	1.15	55.60	3.09
SURF	66.12	1 590	0.87	1.36	66.26	1.39
CDF	65.93	1 660	0.86	1.34	65.86	1.26
Demons	66.55	1 440	0.79	1.65	83.88	51.41
AD	64.65	2 220	0.88	1.71	89.27	14.29
TV-L ¹	77.56	110	0.99	2.90	98.75	49.93
DDFD	74.37	240	0.98	2.17	93.14	19.96
SIFT-Demons	119.03	0.0081	1.00	3.80	100.00	3.35
SURF-Demons	109.59	0.0365	1.00	3.74	100.00	0.63
SIFT-TV-L ¹	94.92	2.09	1.00	2.97	99.58	17.80
SURF-TV-L ¹	96.93	1.32	1.00	2.99	99.71	17.95
CDF-DDFD	108.50	0.0919	1.00	3.68	100.00	0.56

7 结 论

针对传统基于特征方法配准精度低和传统基于灰度方法配准耗时长的缺点,本文提出了几种相关的非刚性配准方法:CDF方法、DDFD方法和基于图像特征和光流场的非刚性配准方法。对checkboard测试图像,自然图像,医学图像的实验表明,本文提出方法的精度高于经典的SIFT、SURF、Demons、AD和TV-L¹。对于类似肝部CT图像的大形变图像,本文的方法可以完成较高精度的配准。与经典方法相比,本文提出的方法在时间上有明显的优势,可以在短时间内对图像序列配准。尽管如此,本文方法仍存在一些不足:无法完成对特征不明显图像的配准;配准结果边缘可能出现少许失真;参数是静态的,缺乏对不同图像的自动适应性等。

参考文献:

- [1] BROWN L G. A Survey of image registration techniques [J]. *ACM Computing Surveys*, 1992, 24(4):325-376.
- [2] PRADHANS, PATRA D. Enhanced mutual information based medical image registration [J]. *IET Image Processing*, 2016, 10(5):418-427.
- [3] MISHRAB, PATI U C, SINHA U. Modified demons registration for highly deformed medical image [C]. 2015 Third International Conference on Image Information Processing (ICIIP), IEEE, 2015:152-156.
- [4] KASHYAP M, BHATTACHARYA M. Medical image registration using extremal region based interest point [C]. *IEEE International Conference on Computer Graphics, Vision and Information Security (CGVIS)*, IEEE, 2015:243-247.
- [5] VETTERC, LASSER T, OKUR A, et al.. 1D-3D registration for intra-operative nuclear imaging in radio-guided Surgery [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2015, 34(2):608-617.
- [6] GRUSLYSA, ACOSTA-CABRONERO J, NESTOR P J, et al.. A new fast accurate nonlinear medical image registration program including surface preserving regularization [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2014, 33(11):2118-2127.
- [7] 余先川, 吕中华, 胡丹. 遥感图像配准技术综述 [J]. *光学精密工程*, 2013, 21(11):2960-2972.
YU X CH, LÜ ZH H, HU D. Review of remote sensing image registration techniques [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(11):2960-2972. (in Chinese)
- [8] 刘松林, 孙刚, 牛照东, 等. 基于相对相位直方图的数字表面模型数据与遥感图像配准 [J]. *光学精密工程*, 2014, 22(6):1696-1705.
LIU S L, SUN G, NIU ZH D, et al.. Registration of DSM data and remote sensing image based on relative phase histogram [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(6):1696-1705. (in Chinese)
- [9] PAULS, PATI U C. Remote sensing optical image registration using modified uniform robust SIFT [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(9):1300-1304.
- [10] LOWED G. Object recognition from local scale-invariant features [C]. *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, IEEE, 1999:1150-1157.
- [11] BAYH, ESS A, TUYTELAARS T, et al.. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3):346-359.
- [12] THIRION J P. Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's Demons [J]. *Medical Image Analysis*, 1998, 2(3):243-260.
- [13] WANGH, DONG L, O'DANIEL J, et al.. Validation of an accelerated 'demons' algorithm for deformable image registration in radiation therapy [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2005, 50(12):2887-2905.
- [14] TANGZ C, XUE P, YANG E, et al.. An effective non-rigid image registration method based on active demons algorithm [C]. *IEEE 29th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, IEEE, 2016:124-129.
- [15] REAUNGAMORN RATS, DE SILVA T, UNERI A, et al.. MIND demons: symmetric diffeomorphic deformable registration of MR and CT for image-guided spine surgery [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(11):2413-2424.
- [16] 薛鹏, 杨佩, 曹祝楼, 等. 基于平衡系数的 Active Demons 非刚性配准算法 [J]. *自动化学报*, 2016, 42(9):1389-1400.
XUE P, YANG P, CAO ZH L, et al.. Active demons non-rigid registration algorithm based on balance coefficient [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(9):1389-1400. (in Chinese)
- [17] MISHRAA, MONDAL P, BANERJEE S. VLSI-Assisted nonrigid registration using modified demons algorithm [J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2015, 23(12):2913-2921.
- [18] POCKET, URSCHLER M, ZACH, et al. C. A duality based algorithm for TV-L¹-optical-flow image registration [C]. *Proceedings of the 10th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, ACM, 2007:511-518.
- [19] ZACH C, POCK T, BISCHOF H. A duality based approach for realtime TV-L¹ optical flow [M]. HAMPRECHT F A, SCHNÖRR C, JÄHNE B. *Pattern Recognition, DAGM 2007. Lecture Notes in Computer Science*. Berlin; Springer, 2007:214-223.
- [20] 林相波, 邱天爽, NICOLIER F, 等. Active Demons 可变形图像配准算法研究 [J]. *中国生物医学工程学报*, 2008, 27(4):636-640.

LIN X B, QIU T SH, NICOLIER F, *et al.*. The study of active demons algorithm for deformable image registration [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2008, 27(4):636-640. (in Chinese)

[21] CHAMBOLLEA. An algorithm for total variation minimization and applications [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2004, 20(1-2):89-97.

作者简介:



纪慧中(1995—),女,湖南长沙人,硕博
连续研究生,2016年于哈尔滨工业大
学(威海)获得学士学位,主要从事医学
图像处理的研究。E-mail:jiuizhong131
@qq.com

导师简介:



董恩清(1967—),男,辽宁营口人,教
授,博士生导师,1987年于中国矿业大
学获学士学位,1993年于长安大学获硕
士学位,2002年于西安交通大学获得信
息与通信工程专业博士学位,主要从事
无线通信技术,无线传感器网络,医学
图像处理等的研究。E-mail:enqdong@
sdu.edu.cn