

大形变微分同胚图像配准快速算法

闫德勤¹ 刘彩凤¹ 刘胜蓝² 刘德山¹

摘 要 本文提出一种研究大形变图像配准算法. 大形变使得图像信息和拓扑结构有较大的改变, 目前该方面的研究仍然是一个难点. 基于严密数学理论的微分同胚 Demons 算法是图像配准的著名算法, 为解决大形变配准问题提供了重要基础. 基于对微分同胚 Demons 算法的研究结合流形学习的思想提出一种大形变图像配准的新算法 (MRL 算法). 新算法通过挖掘图像的局部和全局流形信息改进微分同胚 Demons 速度场的更新, 更好地保持图像的拓扑结构. 对比实验结果表明, 本文所提出的算法能够快速高精度地实现大形变图像的配准.

关键词 图像配准, 微分同胚 Demons, 流形, 大形变

引用格式 闫德勤, 刘彩凤, 刘胜蓝, 刘德山. 大形变微分同胚图像配准快速算法. 自动化学报, 2015, 41(8): 1461–1470

DOI 10.16383/j.aas.2015.c140816

A Fast Image Registration Algorithm for Diffeomorphic Image with Large Deformation

YAN De-Qin¹ LIU Cai-Feng¹ LIU Sheng-Lan² LIU De-Shan¹

Abstract A registration algorithm for large deformation images is proposed. Since image information and topological structure undergo great changes with large deformation, image registration for large deformation images is a challenging work. The diffeomorphic demons algorithm, based on strict mathematical theory, is a famous image registration algorithm, which provides an important basis to solve the problem of large deformation image registration. Based on the study of the diffeomorphic demons algorithm, by combining the ideas of manifold learning, this paper presents a new algorithm for large deformation image registration (called MRL). The new proposed algorithm improves the diffeomorphic demons velocity field up by capturing both local and global manifold information of the image, and better maintains the topology of the image. Comparative experiment results show that the algorithm can quickly realize large deformation registration with a higher precision.

Key words Image registration, diffeomorphic demons, manifold learning, large deformation

Citation Yan De-Qin, Liu Cai-Feng, Liu Sheng-Lan, Liu De-Shan. A fast image registration algorithm for diffeomorphic image with large deformation. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(8): 1461–1470

近年来图像配准, 特别是医学图像配准的研究, 以其具有重要的应用意义而深受人们的关注. 不断出现的研究成果使得该领域成为研究热点^[1–2]. 推动配准算法的强有力的理论是相关模型的建立. 根据生物体所具有的物理特性, 所对应图像反映出不同的物理动态, 揭示出图像的本质性是这些模型的依据. 大致来说, 这些模型分为弹性模型、粘流体模

型、光流场模型、微分同胚流模型、扩散模型和曲率模型等. 弹性模型^[3–4]由 Broit 首次提出, 该模型将源图像到目标图像的形变过程建模为一个弹性形变的物理过程. 这个物理过程由内力和外力两种力来控制, 当作用于弹性体上的外力和内力达到平衡时形变过程结束. 弹性体的形变可以由 Navier 线性方程来描述. 由于弹性变换模型一般适用于组织形变较小的情况, 不适用于大形变, 近年来有关学者结合黎曼弹性能量和微分流形的理论把线性弹性模型进行改进以适于非线性弹性形变的配准^[5–6]. 粘流体模型由 Christensen 等^[7]提出. 该模型允许更大程度的形变, 特别适合不同个体之间 (Inter-subject) 包括图谱之间的配准. 流体形变可以由 Navier-Stokes 偏微方程表示. 但对于约束较强的组织不太适合, 该模型的计算效率不高^[8]. 光流场的概念首先在计算机视觉中提出, 其模型表达了图像的变化, 包含了目标运动的信息, 可以补偿时序图像的两幅连续帧之间物体和视点的相对运动^[9–11]. 目前最著名的非刚体算法是基于光流场模型的 Demons 算

收稿日期 2014-11-26 录用日期 2015-04-23
Manuscript received November 26, 2014; accepted April 23, 2015

国家自然科学基金 (61105085, 61373127, 61170143), 辽宁省教育厅基金 (L2014427) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61105085, 61373127, 61170143) and Science Foundation of Education Ministry of Liaoning Province (L2014427)

本文责任编辑 黄庆明

Recommended by Associate Editor HUANG Qing-Ming

1. 辽宁师范大学计算机与信息技术学院 大连 116029 2. 大连理工大学电子信息与电气工程学部计算机科学与技术学院 大连 116024

1. College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029 2. School of Computer Science and Technology, Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024

法^[11]. 算法将图像配准问题看作物理学中的扩散问题, 把固定图像中对象的边界看作可渗透的薄膜 (Semi permeable membranes), 而浮动图像则视为可形变的网格 (Deformable grid). 形变网格在位于薄膜中的受动器 (Effectors) 的作用下进行扩散. Demons 算法判断出浮动图像上各个像素点的运动方向, 通过对各个像素点的移动来实现非刚体配准. Demons 算法也是一种基于梯度的算法. 所有基于光流场模型梯度的方法不仅效率高、易于实现, 而且能够得到比较精确的瞬时位置速度. 但是, 当图像的运动速度较大时, 微分方法误差较大, 甚至是错误的. 也正是这样的优点和缺点使得 Demons 算法成为研究的热点而成为著名的方法. 之后有一系列的重要改进算法的产生, 如 Additive Demons 算法^[12]、Symmetric Demons 算法^[13]、Diffeomorphic Demons 及其系列相关算法等^[1-14]. 曲率模型^[15-16]基于形变由平衡微分方程描述, 其优点是不需要对仿射线性变换做补偿计算. 目前该方面的研究集中在方程求解方面^[17-18]. 扩散模型基于形变由扩散方程决定. 在文献 [11] 中, Thirion 首次提出扩散模型与 Demons 算法. 基于该模型与微分流形及其他模型相结合的研究取得了较好的进展^[2, 19-24]. 微分同胚流模型基于形变速度场数学表示^[22], 该模型配准原理并行于 LDDMM (Large deformation diffeomorphic metric mapping) 模型^[23], 其优势在于能够用来解决大形变配准问题. 但在形状变化较大时, 该类方法存在适应不佳的问题, 同时计算量较大^[1, 24-25].

就医学图像来说大形变的配准对计算解剖学有重要的研究价值和应用意义^[26], 因此, 大形变成为多种配准算法研究的重点. 事实上, 从粘流体模型到 LDDMM 都是在致力解决大变形的问题. 1998 年, 微分同胚概念应用到图像配准中^[27-28]. 近年来, 基于 Demons 的微分同胚非刚性配准方法以其深刻的物理和数学思想以及计算效率优势备受人们关注^[1, 14, 20, 22, 24-25, 29]. 微分同胚非刚性配准用到的映射具有光滑可逆性且逆映射也是光滑的. 其最大特点是保持图像的拓扑结构在配准前后不发生改变. 因此, 它对大小形变都适用. Arsigny 等在文献 [30] 中完成了对其后有重要影响的研究工作. 该文应用李代数结构实现静态速度场上的微分同胚变换, 其算法有着很好的计算效率. 以此为基础, Vercauteren 等^[19]提出了微分同胚 Demons 的相关理论和算法. 自此, 大形变非刚性配准的研究有了大跨步的进展^[29].

在微分同胚 Demons 方法中, 李群变换的实现体现在算法公式的指数函数上, 这就会导致计算上的大误差, 也影响着计算的效率. 文献 [14, 20] 分别用不同的方法进行了改进: 为保证数值计算的变换

体现出理论性质, 文献 [14] 用小步走的计算实现指数相关的算法; 基于同样的计算原因, 文献 [20] 把指数函数取对数. 事实上, 为了配准过程中图像的光滑性, 在算法步骤中使用了高斯滤波. 正是这样的原因, 导致对大形变计算效果的折扣. 近年, Lombaert 等^[29]引入谱图理论方法在基于微分同胚 Demons 大形变方面做了系列工作, 取得了可观的进展. 他们的思想就是在微分同胚框架下结合谱图理论技术挖掘图像的谱图信息. 但是该算法中特征向量个数的选取是一个待研究的问题, 同时该算法计算量较大适用于像素少的情况. 事实上, 谱图理论的应用就是降维技术的实现, 谱图理论的算法是流形学习方法之一. 近年来, 人们注重把流形学习技术应用到图像分析与配准研究中^[30-39]. 如何准确刻画流形信息, 减少计算量是流形学习在图像 (配准) 分析中面临的问题. 在本文中, 我们受流形学习理论思想的启发^[40-42], 结合配准过程中对图像局部和整体信息充分利用的设计思路, 给出微分同胚 Demons 大形变图像配准的新算法 (MRL 算法). 该方法的优点在于: 1) 加强流形保持, 克服李群变换和高斯滤波带来的计算失真; 2) 兼顾局部和整体信息利用, 稳定大形变的映射关系; 3) 引入梯度能量^[43], 优化流形的切空间结构. 在常规图像和医学图像上的实验结果显示了本文所提出算法的有效性. 对比实验表明本文所提出的算法对大变形图像配准快速、准确度高.

1 微分同胚 Demons 配准算法

原始的 Demons 算法^[11]是一种基于光流理论的配准方法, 该理论的假设前提是图像在运动的过程中灰度保持不变. 对于给定点 p , 对于参考图像 F 浮动图像 M 光流方程可表示为: $\mathbf{u} \cdot \nabla \mathbf{F} = M - F$. 则 p 点的形变向量为: $\mathbf{u} = (M - F) \nabla \mathbf{F} / |\nabla \mathbf{F}|^2$. 其中: $\nabla \mathbf{F}$ 和 $|\nabla \mathbf{F}|^2$ 分别为梯度和梯度模. 为使得算法稳定, 一般采用如下的迭代运算形式: $\mathbf{u}_{n+1} = G_\sigma \otimes (\mathbf{u}_n + (M - F) \nabla \mathbf{F} / (|\nabla \mathbf{F}| + (m - f)^2))$, 其中, G_σ 为高斯滤波器. 由于 Demons 算法计算简洁有着较好的配准适应性, 成为研究和应用的重要方法. 基于像素特征的 Additive Demons 算法是对 Demons 算法的一个重要改进^[14, 44], 该方法从微观角度刻画 Demons 力, 在小形变的情况下, 用稠密位移场 (Dense displacement field) 来表示空间几何变换.

Additive Demons 算法的目标能量函数为

$$E^{Ad}(\mathbf{u}) = \|F - M \circ (s + \mathbf{u})\|^2 + \frac{\sigma_l^2}{\sigma_x^2} \|\mathbf{u}\|^2$$

其中, $\|\cdot\|$ 表示图像相似度 (距离), $\circ$ 为变换运算, σ_l^2 和 σ_x^2 为参数. 对于图片图像中点 p , s 为无参数

的几何变换: $s : p \rightarrow s(p)$. 优化目标能量函数可得到更新的变形场 u (即形变向量).

上述 Demons 相关算法的一个重要缺陷就是不能得到可逆的变形场, 不能很好地保证图像的拓扑结构. 为了解决这个问题, Vercauteren 等^[19-20] 基于微观 Demons 力的作用以及图像几何拓扑保持的考虑, 提出了一种微分同胚的配准框架, 该框架下的算法称为微分同胚 Demons 配准算法.

在数学中, 微分同胚是适用于微分流形范畴的同构概念, 是一种光滑可逆的映射并且其逆映射也是光滑可逆的. 在微分同胚 Demons 配准算法中, 采用指数映射 $\exp(\cdot)$ 作为一个从李代数到李群的光滑映射, 即微分同胚. 微分同胚 Demons 配准算法的目标能量函数为

$$E^{Di}(u) = \|F - M \circ s \circ \exp(u)\|^2 + \frac{\sigma_l^2}{\sigma_x^2} \text{dist}(s, s \circ \exp(u))^2$$

微分 Demons 算法理论上讲对大小变形都适用, 特别是对小变形问题具有很好的理论保证, 也具有很好的配准效果. 事实上, 对大变形问题, 由于图像噪声以及实际数值计算误差使得几何拓扑的保持性的理论失效. 因此, 对大变形的配准研究仍然是一个重要的问题^[29].

2 大形变微分同胚算法 (MRL)

沿着微分同胚 Demons 的思路, 根据图像配准在于几何拓扑的保持, 基于流形学习的配准思想我们建立新的配准框架. 流形学习^[45] 的核心在于挖掘图像 (数据) 本质的邻域信息, 建立保持流形的优化结构. 在该方面研究的 2 篇基石性文献中分别提出了 LLE (Locally linear embedding) 降维算法^[46] 和 ISOMAP 降维算法^[47]. LLE 降维算法和 ISOMAP 降维算法本质原理是利用数据点的邻域关系学习图像 (数据) 的流形.

流形学习从机器学习角度看, 是一种广义的特征提取方法. 从流形学习的技术角度来说与聚类和分类技术渊源深刻. 因此近年来流形学习在数据和图像处理方面成为重要的研究工具^[40, 45-48]. 流形学习主要算法的技术实现是降维 (Dimensionality reduction), 该方面算法一般都归结到计算特征向量的计算形式. 在应用中, 流形维数和特征向量符号的确定都与具体应用对象有关, 且需要一定的计算量. 基于这样的考虑, 我们构造新的算法结构.

目前, 就我们所知, 对于大形变的图像配准还没有理想的快速配准算法.

流形学习技术的一个重要方面就是算法能够准确刻画图像 (数据) 的局部与整体流形信息. 我们基于微分同胚 Demons 配准算法框架融入流形学习的

思想构造新的配准算法.

我们给出的大形变微分同胚配准算法的目标能量函数为

$$E(u) = \|F - M \circ s \circ \exp(\beta u)\|^2 + \alpha \|s - s \circ \exp(\beta u)\|^2 \quad (1)$$

其中, β 为刻画位移速度场的像素邻域信息函数. α 为表示图像局部噪声和位移变化参数. 在局部坐标系中, 对 s 邻域中的任一元素 x , 存在向量 u 使得 $x = s \circ \exp(u)$, 则李群上的光滑函数 φ 在 x 处的泰勒展开式为

$$\varphi(s \circ \exp(u)) = \varphi(s) + J_s^\varphi u + \frac{1}{2} u^\top H_s^\varphi u + O(\|u\|^3)$$

其中

$$[J_s^\varphi]_i = \frac{\partial}{\partial u_i} \varphi(s \circ \exp(u))|_{u=0}$$

$$[H_s^\varphi]_{ij} = \frac{\partial^2}{\partial u_i \partial u_j} \varphi(s \circ \exp(u))|_{u=0}$$

由此我们得到^[14, 20]

$$F(p) - M \circ s \circ \exp(\beta u)(p) = F(p) - M \circ s(p) + J(p) \cdot u(p) \|s - s \circ \exp(\beta u)\| \approx \|\beta u\| \quad (2)$$

其中, $J(p)$ 为图像在 p 点的梯度向量, $u(p)$ 为位移向量.

因此, 图像配准的能量函数式 (1) 可写为

$$E(u) \approx \frac{1}{2|\Omega|} \sum_{p \in \Omega} \left\| \begin{bmatrix} F(p) - M \circ s(p) \\ 0 \\ J(p) \\ \alpha \end{bmatrix} \beta(p) u(p) \right\|^2 \quad (3)$$

优化式 (3) 得到更新的稠密速度场 (位移):

$$u(p) = -\frac{F(p) - M \circ s(p)}{\beta(p)(\|J(p)\|^2 + \alpha^2)} J(p)^\top \quad (4)$$

浮动图像可以利用式 (4) 的位移进行更新. 以下我们引入能量梯度的概念设计配准过程中位移的获取形式. 能量梯度的概念由文献 [43] 提出和使用. 给定图像中的点 p , 对于具有等量模长不同方向的位移 u_i, u_j 理想的配准算法应该使得能量梯度 E_D 恒定, 即:

$$E_D(p + u_i) = E_D(p + u_j)$$

这种想法的原理可用以下代数式说明:

设

$$k(\mathbf{E}_D) = \frac{\max_{\mathbf{u}} \langle \mathbf{E}_D(\phi), \mathbf{u} \rangle}{\min_{\mathbf{u}} \langle \mathbf{E}_D(\phi), \mathbf{u} \rangle} \quad (5)$$

其中, $\langle \mathbf{E}_D(\phi), \mathbf{u} \rangle$ 为向量内积, ϕ 表示 $\mathbf{u}$ 对应的图像点. 理想的算法应该使得 $k(\mathbf{E}_D) \approx 1$.

在本文的算法中, 对于给定点 p , 我们引入图像配准的能量梯度为

$$\mathbf{E}_D(p) = -\frac{F(p) - M \circ s(p)}{\|\mathbf{J}(p)\|^2 + \alpha^2} \mathbf{J}(p)^T \quad (6)$$

我们计算:

$$\begin{aligned} \langle \mathbf{E}_D(\phi), \mathbf{u} \rangle &= \sum_{p \in \Omega} \langle \mathbf{E}_D(p), \mathbf{u}(p) \rangle = \\ &= \sum_{p \in \Omega} \beta(p)^{-1} \|\mathbf{E}_D(p)\|^2 \end{aligned}$$

由此得到:

$$k(\mathbf{E}_D) = \frac{\max_{\beta} \sum_{p \in \Omega} \beta(p)^{-1} \|\mathbf{E}_D(p)\|^2}{\min_{\beta} \sum_{p \in \Omega} \beta(p)^{-1} \|\mathbf{E}_D(p)\|^2} \quad (7)$$

由式 (7) 可见信息函数 β 对 $k(\mathbf{E}_D) \approx 1$ 起到重要影响作用. 又由梯度能量 $\mathbf{E}_D$ 的表达式可知, $\|\mathbf{E}_D\|^2 \approx \|\mathbf{u}\|^2$. 因此, β 对 $k(\mathbf{E}_D)$ 的定义可知, 配准过程中位移的变化要与能量梯度有一致性的关系. 因此 β 对 $\mathbf{u}$ 的作用要有抑制性的作用. 鉴于配准程序算法中位移的计算是迭代形式, β 的构造在数值量的大小上应该与 $\mathbf{u}$ 的变化趋势相反. 基于以上分析, 我们对信息函数 β 进行如下构造: 设 $s_t = \max_{p \in M} \|\mathbf{u}(p)\|$ 为第 t 次图像更新的位移模长标量最大值 $\beta = S_t/S_{t-1}$. 微分同胚 Demons 算法的核心就是采用指数映射. 指数映射是一个从李代数到李群的微分同胚, 微分同胚空间是一个李群. 李群是一种既是光滑流形又是群的数学空间. 光滑速度场的指数映射 $\exp(\mathbf{u})$ 定义为如下一阶常微分方程:

$$\frac{dK(t)}{dt} = \mathbf{u}(K(t))$$

由单参数子群的性质, $K(t+t') = K(t) \circ K(t')$ 以及计算矩阵指数的 SS (Scaling and squaring) 方法, 可以得到计算 $\exp(\mathbf{u})$ 的快速算法^[14]:

- 1) 令 $\mathbf{v} = 2^{-n}\mathbf{u}$, 选择 n , 使 $\max \|\mathbf{v}(p)\| \leq \varepsilon$
- 2) 对 $\mathbf{v}$ 做 n 次复合运算, 则 $\exp(\mathbf{u}) \approx \mathbf{v} \circ \mathbf{v} \cdots \circ \mathbf{v}$

我们的新算法中仍然使用到指数运算. 在算法中我们采用:

$$\mathbf{J}(p) = 0.5 \times (\nabla \mathbf{F}(p) + \nabla \mathbf{M}(p))$$

算法 1. MRL 算法

步骤 1. 设定初始速度场 (位移) $\mathbf{u}^0 = 0$, 初始变形场 $\mathbf{s} = 0$;

步骤 2. 设已得到 n 次更新的速度场 $\mathbf{u}^n$, 利用式 (4) 再更新速度场得到 $\mathbf{u}^{n+1}$;

步骤 3. 对 $\mathbf{u}^{n+1}$ 做高斯卷积 $\mathbf{u}^{n+1} \leftarrow \lambda G_1 * \mathbf{u}^{n+1}$;

步骤 4. 计算形变场的指数运算和复合更新 $\mathbf{c} \leftarrow \mathbf{s} \circ \exp(\mathbf{u}^{n+1})$;

步骤 5. 对 $\mathbf{c}$ 做高斯卷积并更新 $\mathbf{s} : \mathbf{s} \leftarrow G_2 * \mathbf{c}$;

步骤 6. 判断是否收敛. 如果不收敛, 则返回步骤 2; 否则, 输出位移 $\mathbf{u}$.

其中, F_1 和 F_2 为高斯函数, λ 是计算膨胀系数. 计算形变场 $\phi = \exp(\mathbf{u}^n)$ 用到李群指数场的缩放和平方法 (Scaling and aquaring)^[30], 如算法 2 所示.

算法 2.

步骤 1. 缩放尺度

选取 N , 控制 $2^{-N}\mathbf{u}$ 为 ε (阈值).

步骤 2. 计算第一个近似值:

$$\phi_0 \leftarrow \exp(2^{-N}\mathbf{u}^n) \approx 2^{-N}\mathbf{u}^n$$

步骤 3. 次幂尺度

For $k = 1$ to N do $\phi_k \leftarrow \phi_{k-1} \circ \phi_{k-1}$

3 实验与分析

我们用本文提出的新算法与 Active Demons 算法^[12]、Logdemons 和 Spectral logdemons 算法^[29]做实验对比. 这些算法对大形变图像的配准都具有一定的优势. 实验图像采用研究中常用的 Lena 图像和医学图像. 所用电脑为惠普工作站处理器: CPU: Intel Xeon E5-1603 2.80 GHz、内存: 8.00 GB、系统: 64 位 Windows 7.

在实验中计算部分我们主要用到了 3 个参数: α 、 λ 、 σ_G , α 为表示图像局部噪声和位移变化参数. σ_G 配准过程中的高斯滤波函数的基参数, 而 λ 是控制因子, 大形变时的 λ 因子是膨胀系数, 而小形变的 λ 则是收缩因子. 参数选取: $\alpha = 0.8$ 、 $\sigma_G = 12$. λ 取值 0.4 到 1 之间.

3.1 MRL 方法与 Logdemons 方法配准实验对比

Logdemons 方法与本文方法相近, 在算法效率和对大形变配准方面具有影响力.

3.1.1 旋转 Lena 图像实验

图 1 是参考图像, 图 2 是浮动图像. 实验中 λ 取值为 1. 浮动图像在整体上是经过了整体旋转, 边框填充了黑色. 为了对大形变配准的效果直观对比选取一个时间基点 (这个基点的选取是依靠大形变在 MRL 中基本配准完毕的时候和 Logdemons 进行的

一个对比, 主要是体现两个方法在大形变的收敛效果和速度). 实验结果是在时间 6 s~6.5 s 时的 MRL 和 Logdemons 算法配准输出.



图 1 参考图像
Fig.1 Fixed image



图 2 浮动图像
Fig.2 Moving image

图 3 是 MRL 的配准图像, 图 4 是 Logdemons 配准图像. 可以直观地看出 MRL 算法能够很好地保持图像的流形, 而 Logdemons 算法效果稍差.



图 3 MRL 配准结果
Fig.3 Registered by MRL



图 4 Logdemons 算法配准结果
Fig.4 Registered by logdemons

在图 5 中显示了 Logdemons 和 MRL 配准能量 (误差) 的变化趋势. 图 5 中我们从曲线对比图可以看 MRL 在能量收敛速度明显优于 Logdemons 算法.

图 6 和图 7 显示出 2 种算法运行过程中位移向量的变化情况. 图 6(a) 是 MRL 方法在大形变的瞬间形变, 图 6(b) 是总体形变图. 可以看出, MRL 方法中的形变更新场一致性保持的较好. 而图 7 中的形变更新场显得比较散乱, 对于全局一致性的保持并不理想. 从图 6 可见, MRL 算法的 Demons 力是向参考图像的方向旋转, 全局的拓扑结构也很好, 而图 7 中的向量图的 Demons 力旋转并不明显, 显然方向也很杂乱. 由该实验我们可以看出 MRL 算法在速度、精度、鲁棒性以及全局流形的保持方面优于 Logdemons 算法.

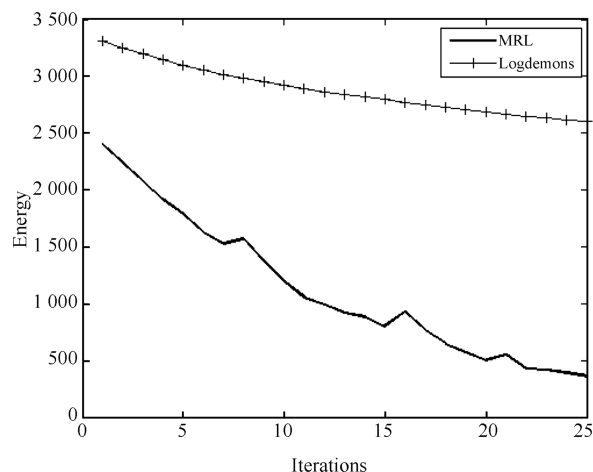


图 5 配准能量图

Fig.5 Registration energy

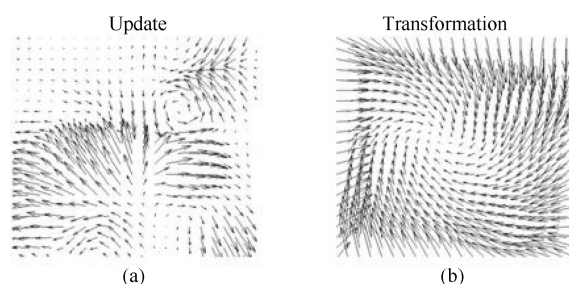


图 6 MRL 算法的更新场向量 (a) 和形变场向量 (b)

Fig.6 Update vector field (a) and transformation vector field (b) by MRL

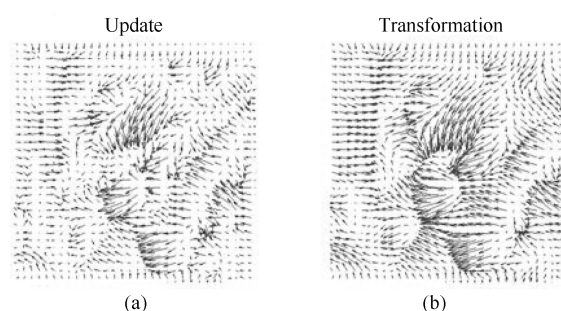


图 7 Logdemons 算法配准更新场向量 (a) 和形变场向量 (b)

Fig.7 Update vector field (a) and transformation vector field (b) by logdemons

3.1.2 大形变 Lena 图像实验

图 8 和 9 分别为 Lena 浮动图像和参考图像, 浮动图像有较大的形变. MRL 和 Logdemons 都采用 100 次循环迭代, 取值为 0.41.

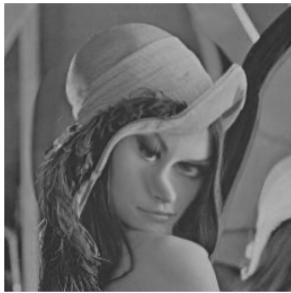


图 8 浮动图像
Fig. 8 Moving image



图 9 参考图像
Fig. 9 Fixed image

图 10 和图 11 是两种对比算法的配准结果. 由图 10 和图 11 可以看出, MRL 算法具有更好的配准效果. 图 12 的能量图反应出 MRL 算法具有较快的配准速度和较好的配准精度. MRL 在形变过程中出现位移的震荡, 说明新算法具有自适应特性.



图 10 MRL 配准结果
Fig. 10 Registrated by MRL



图 11 Logdemons 配准结果
Fig. 11 Registrated by logdemons

从图 13 和图 14 两算法的更新向量场和形变向量场的比较可以看出, MRL 算法具有更流畅的流形变化.

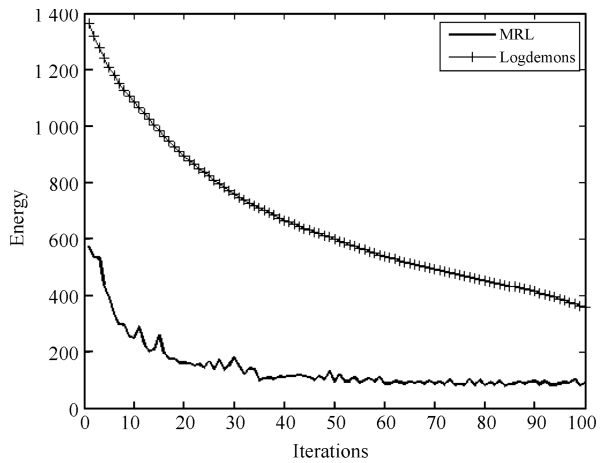


图 12 配准能量图
Fig. 12 Registration energy

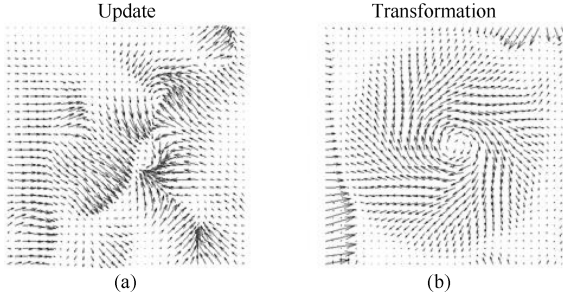


图 13 MRL 算法配准更新场向量 (a) 和形变场向量 (b)
Fig. 13 Update vector field (a) and transformation vector field (b) by MRL

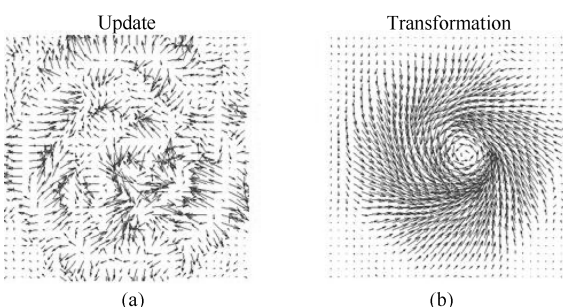


图 14 Logdemons 算法配准更新场向量 (a) 和形变场向量 (b)
Fig. 14 Update vector field (a) and transformation vector field (b) by logdemons

3.1.3 医学图像配准实验

图 15 和图 16 是医学图像, 分别为乳腺参考图像和浮动图像. 实验中 λ 取值 0.66. MRL 和 Logdemons 都采用 100 次循环迭代. 图 17 和图 18 是 MRL 和 Logdmons 两种算法的配准结果. 图 19 是配准能量比较图. 图 20 和图 21 分别是两种算法的更新向量场和形变向量场.



图 15 乳腺参考图像
Fig. 15 Breast fixed image

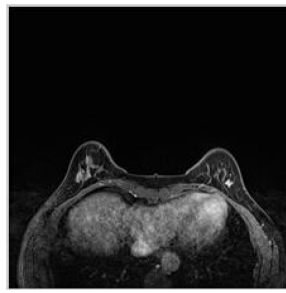


图 16 乳腺浮动图像
Fig. 16 Breast moving image



图 17 MRL 算法配准结果

Fig. 17 Registered by MRL

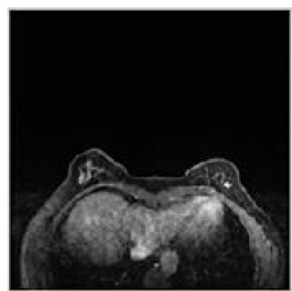


图 18 Logdemons 算法配准结果

Fig. 18 Registered by logdemons

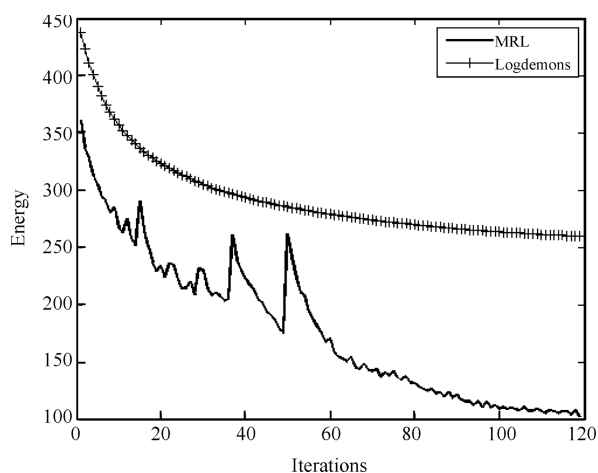


图 19 配准能量图

Fig. 19 Registration energy

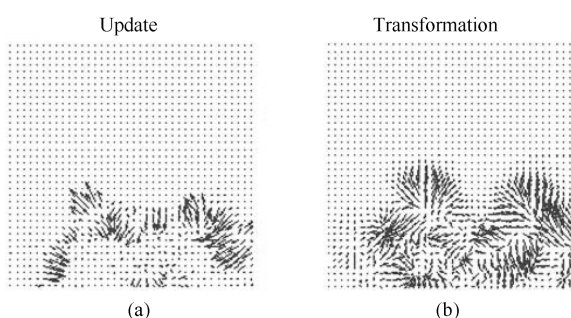


图 20 MRL 算法配准更新场向量 (a) 和形变场向量 (b)

Fig. 20 Update vector field (a) and transformation vector field (b) by MRL

我们从图 17~图 21 结果可以看出, 对于医学图像 MRL 在形变的准确性和速度优于 Logdemons 算法. 从向量图上可以看出新算法的形变量场能够很好地体现流形的变化趋势, 体现出基于流形学习的配准思想.

3.2 MRL 方法与 Active Demons 和 Spectral log Demons 方法配准实验对比

实验中所用的算法在迭代 100 次之前都有比较稳定的图像输出, 因此我们所列的实验结果都是所

对应算法在迭代 100 次时的结果. Active Demons 和 Spectral logdemons 方法在算法结构上与 MRL 算法有所不同, 因此我们只列出体现算法速度和效果的实验结果. 这些结果可以直观地看出算法的对比效果. 对于特大形变实验结果显示 Spectral logdemons 方法具有其他算法不可比的很好的配准效果. 这里仅列出对大形变的对比实验结果, 以表明 MRL 算法的快速有效.

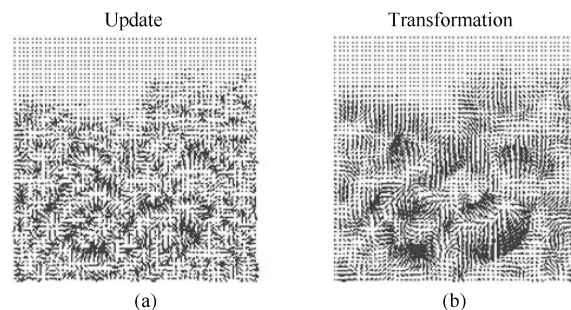


图 21 Logdemons 算法配准更新场向量 (a) 和形变场向量 (b)

Fig. 21 Update vector field (a) and transformation vector field (b) by logdemons

3.2.1 Active Demons 的实验

该算法只有一个高斯滤波参数, 实验中取参数值为 10. 以下图 22、图 24 和图 26 是对前文的旋转图像、大形变图像、和医学图像用 Active Demons 方法配准的实验结果. 从实验结果看, Active Demons 方法在时间和精度上是不及 MRL 方法的. 图 23、图 25 和图 27 是对 MRL 方法与 Active Demons 方法的能量曲线对比图, 显然从能量曲线上表明 MRL 方法是更快速的.

3.2.2 Spectral logdemons 的实验

实验中 Spectral logdemons 算法参数取为 $\sigma_{fluidiffuse} = 1$, $\alpha_x = 1$, $\alpha_g = 0.05$, $\alpha_s = 0.15$, $\alpha_i = 0.8$. 在该算法中特征向量的个数是一个参数. 图 28、图 29 和图 30 是对前文旋转图像、大形变图像和医学图像的 Spectral Demons 配准实验结果. 从实验结果可以看出此方法对整体流形保持效果欠佳.



图 22 对旋转图像图 1 和图 2 的配准结果 (用时 33.71 s)

Fig. 22 Registration for Figs. 1 and 2 (time: 33.71 s)

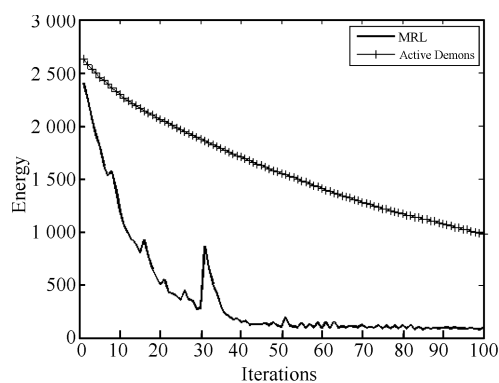


图 23 对旋转图像配准能量对比图

Fig. 23 Registration energy

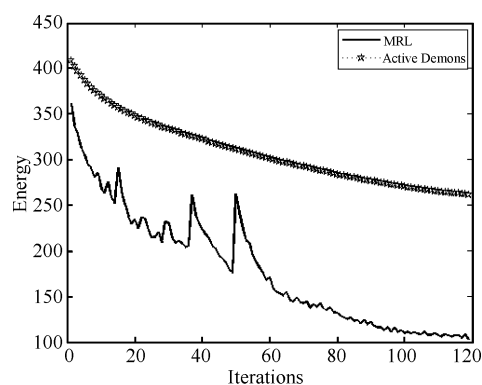


图 27 对医学图像图 15 和图 16 配准的能量对比图

Fig. 27 Registration energy for Figs. 15 and 16

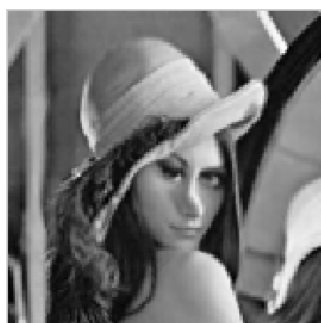


图 24 对大形变图像图 8 和图 9 的配准结果 (用时 35.48 s)

Fig. 24 Registration for Figs. 8 and 9 (time: 35.48 s)



图 28 对旋转图像图 1 和图 2 的配准结果 (用时 115.01 s)

Fig. 28 Registration for Figs. 1 and 2 (time: 115.01 s)

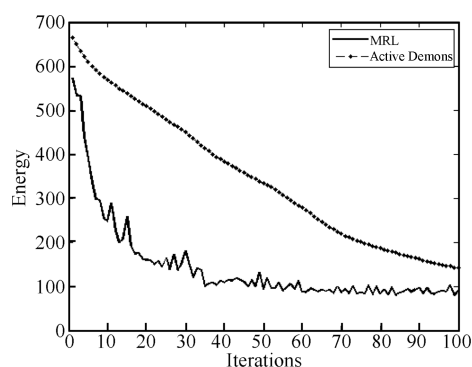


图 25 对大形变图像图 8 和图 9 的配准能量对比图

Fig. 25 Registration energy for Figs. 8 and 9



图 29 对大形变图像图 8 和图 9 的配准结果 (用时 158.06 s)

Fig. 29 Registration for Figs. 8 and 9 (time: 158.06 s)

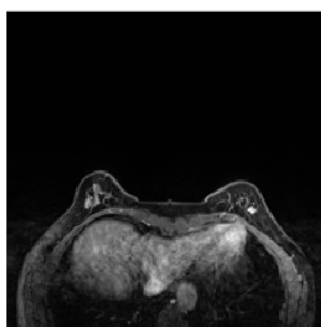


图 26 对医学图像图 15 和图 16 的配准结果 (用时 40.21 s)

Fig. 26 Registration for Fig. 15 and 16 (time: 40.21 s)

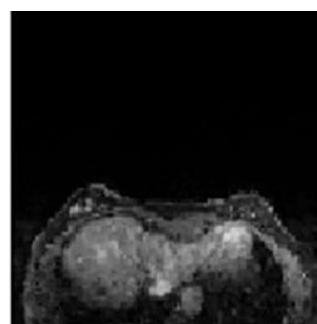


图 30 对医学图像 15 和图 16 的配准结果 (用时 2801.04 s, 当时该算法计算溢出.)

Fig. 30 Registration for Figs. 15 and 16 (time: 2801.04 s, computation overflows as $k = 3$)

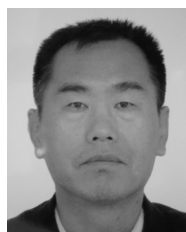
4 结论

基于流形学习的思想从图像的局部和整体拓扑信息保持的角度, 本文提出一种新的图像配准算法. 对于大形变图像, 该算法能够有效保持图像的拓扑结构实现有效的配准. 新算法的实验对比算法代表了当前该方面研究的最新结果之一. 从实验对比结果看, 本文所提出算法表现出快速高精度的配准效果.

References

- Mansi T, Pennec X, Sermesant M, Delingette H, Ayache N. iLogDemos: a Demons-based registration algorithm for tracking incompressible elastic biological tissue. *International Journal of Computer Vision*, 2011, **92**(1): 92–111
- Sotiras A, Davatzikos C, Paragios N. Deformable medical image registration: a survey. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, **32**(7): 1153–1190
- Broit C. Optimal Registration of Deformed Images [Ph. D. dissertation], University of Pennsylvania, 1981.
- Bajscy R, Kovačič S. Multiresolution elastic matching. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1989, **46**(1): 1–21
- Pennec X, Stefanescu R, Arsigny V, Fillard P, Ayache N. Riemannian elasticity: a statistical regularization framework for non-linear registration. In: Proceedings of the 8th International Conference Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention-MICCAI 2005. Palm Springs, CA, USA: Springer, 2005. 943–950
- Ashburner J. A fast diffeomorphic image registration algorithm. *NeuroImage*, 2007, **38**(1): 95–113
- Christensen G E, Rabbitt R D, Miller M I. Deformable templates using large deformation kinematics. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, **5**(10): 1435–1447
- Chiang M C, Leow A D, Klunder A D, Dutton R A, Barysheva M, Rose S E, McMahon K L, de Zubicaray G I, Toga A W, Thompson P M. Fluid registration of diffusion tensor images using information theory. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2008, **27**(4): 442–456
- Benchamin S S, Barron J L. The computation of optical flow. *ACM Computing Surveys*, 1995, **27**(3): 433–466
- Bruhn A, Weickert J, Schnörr C. Lucas/Kanade meets Horn/Schunck: combining local and global optic flow methods. *International Journal of Computer Vision*, 2005, **61**(3): 211–231
- Thirion J P. Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's Demons. *Medical Image Analysis*, 1998, **2**(3): 243–260
- Wang H, Dong L, O'Daniel J, Mohan R, Garden A S, Ang K K, Kuban D A, Bonnen M, Chang J Y, Cheung R. Validation of an accelerated 'Demons' algorithm for deformable image registration in radiation therapy. *Physics in Medicine and Biology*, 2005, **50**(12): 2887–2905
- Rogelj R, Kovacic S. Symmetric image registration. *Medical Image Analysis*, 2006, **10**(3): 484–493
- Vercauteren T, Pennec X, Perchant A, Ayache N. Diffeomorphic Demons: efficient non-parametric image registration. *NeuroImage*, 2009, **45**(1S): S61–S72
- Fischer B, Modersitzki J. Curvature based image registration. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2003, **18**(1): 81–85
- Fischer B, Modersitzki J. A unified approach to fast image registration and a new curvature based registration technique. *Linear Algebra and its Applications*, 2004, **380**: 107–124
- Henn S. A full curvature based algorithm for image registration. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2006, **24**(2): 195–208
- Beuthien B, Kamen A, Fischer B. Recursive green's function registration. In: Proceedings of the 13th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2010. Beijing, China: Springer, 2010. 546–553
- Vercauteren T, Pennec X, Perchant A, Ayache N. Non-parametric diffeomorphic image registration with the Demons algorithm. In: Proceedings of the 10th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 2007). Brisbane, Australia: Springer, 2007. 319–326
- Vercauteren T, Pennec X, Perchant A, Ayache N. Symmetric log-domain diffeomorphic Registration: a Demons-based approach. In: Proceedings of the 11th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 2008). New York, USA: Springer, 2008. 754–761
- Cahill N D, Noble J A, Hawkes D J. Demons algorithms for fluid and curvature registration. In: Proceedings of the 2009 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro. Boston, MA: IEEE, 2009. 730–733
- Trouvé A. Diffeomorphisms groups and pattern matching in image analysis. *International Journal of Computer Vision*, 1998, **28**(3): 213–221
- Risser L, Vialard F, Wolz R, Murgasova M, Holm D, Rueckert D. Simultaneous multi-scale registration using large deformation diffeomorphic metric mapping. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, **30**(10): 1746–1759
- Lombaert H, Grady L, Pennec X, Ayache N, Cheriet F. Groupwise spectral log-Demons framework for atlas construction. In: Proceedings of the 2013 Lecture Notes in Computer Science of Medical Computer Vision. Recognition Techniques and Applications in Medical Imaging. Nice, France: Springer, 2013. 11–19
- Lorenzi M, Ayache N, Frisoni G B, Pennec X. LCC-Demons: a robust and accurate symmetric diffeomorphic registration algorithm. *NeuroImage*, 2013, **81**: 470–483
- Grenander U, Miller M. *Pattern Theory: From Representation to Inference*. Oxford: Oxford University Press, 2006.
- Beg M, Miller M, Trouvé A, Younes L. Computing large deformation metric mappings via geodesic flows of diffeomorphisms. *International Journal of Computer Vision*, 2005, **61**(2): 139–157
- Dupuis P, Grenander U, Miller M I. Variational problems on flows of diffeomorphisms for image matching. *Quarterly of Applied Mathematics*, 1998, **56**(3): 587–600
- Lombaert H, Grady L, Pennec X, Ayache N, Cheriet F. Spectral log-Demons: diffeomorphic image registration with very large deformations. *International Journal of Computer Vision*, 2014, **107**(3): 254–271

- 30 Arsigny V, Commowick O, Pennec X, Ayache N. A log-euclidean framework for statistics on diffeomorphisms. In: Proceedings of the 9th International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention-MICCAI 2006. Copenhagen, Denmark: Springer, 2006. 924–931
- 31 Wu Y, Ma W P, Gong M G, Su L Z, Jiao L C. A novel point-matching algorithm based on fast sample consensus for image registration. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, **12**(1): 43–47
- 32 Jia Y, Zhang Y J, Rabczuk T. A novel dynamic multilevel technique for image registration. *Computers & Mathematics with Applications*, 2015, **69**(9): 909–925
- 33 Saxena D, Kumar Singh R. A survey of recent and classical image registration methods. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 2014, **7**(4): 167–176
- 34 Liu X Z, Yuan Z M, Zhu J M, Xu D R. Medical image registration by combining global and local information: a chain-type diffeomorphic Demons algorithm. *Physics in Medicine and Biology*, 2013, **58**(23): 8359–8378
- 35 Marsland S, Twining C J, Taylor C J. Groupwise non-rigid registration using polyharmonic clamped-plate splines. In: Proceedings of the 6th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2003, Montreal, Canada: 2003. 771–779
- 36 Zhou L, Zhou L H, Zhang S X, Zhen X, Yu H, Zhang G Q, Wang R H. Validation of an improved diffeomorphic Demons algorithm for deformable image registration in image-guided radiation therapy. *Bio-Medical Materials and Engineering*, 2014, **24**(1): 373–382
- 37 Linger M E, Goshtasby A A. Aerial image registration for tracking. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, **53**(4): 2137–2145
- 38 Zhang Gui-Mei, Cao Hong-Yang, Chu Jun, Zeng Jie-Xian. Non-rigid image registration based on low-rank Nyström approximation and spectral feature. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(2): 429–438
(张桂梅, 曹红洋, 储珺, 曾接贤. 基于 Nyström 低阶近似和谱特征的图像非刚性配准. 自动化学报, 2015, **41**(2): 429–438)
- 39 Zhao Hai-Feng, Lu Ming, Bu Ling-Bin, Sun Deng-Di, Luo Bin. Medical registration based on feature points and Rényi mutual information. *Chinese Journal of Computers*. 2015, **38**(6): 1212–1221
(赵海峰, 陆明, 卜令斌, 孙登第, 罗斌. 基于特征点 Rényi 互信息的医学图像配准. 计算机学报. 2015, **38**(6): 1212–1221)
- 40 Saul L K, Roweis S T. Think globally, fit locally: unsupervised learning of low dimensional manifolds. *Journal of Machine Learning Research*, 2003, **4**(4): 119–155
- 41 Qiao H, Zhang P, Wang D, Zhang B. An explicit nonlinear mapping for manifold learning. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2012, **43**(1): 51–63
- 42 Yan De-Qin, Liu Sheng-Lan, Li Yan-Yan. An embedding dimension reduction algorithm based on sparse analysis. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(11): 1306–1312
(闫德勤, 刘胜蓝, 李燕燕. 一种基于稀疏分析的降维方法. 自动化学报, 2011, **37**(11): 1306–1312)
- 43 Zikic D, Baust M, Kamen A, Navab N. A general preconditioning scheme for difference measures in deformable registration. In: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain: IEEE, 2011. 49–56
- 44 Cachier P, Bardinet E, Dormont D, Pennec X, Ayache N. Iconic feature based nonrigid registration: the PASHA algorithm. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, **89**(2–3): 272–298
- 45 Bhatia K K, Rao A, Price A, Wolz R, Hajnal J, Rueckert D. Hierarchical manifold learning for regional image analysis. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2014, **33**(2): 444–461
- 46 Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding. *Science*, 2000, **290**(5500): 2323–2326
- 47 Tenenbaum J B, de Silva V, Langford J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction. *Science*, 2000, **290**(5500): 2319–2323
- 48 Hamm J, Ye D H, Verma R, Davatzikos. GRAM: a framework for geodesic registration on anatomical manifolds. *Medical Image Analysis*, 2010, **14**(5): 633–642



闫德勤 辽宁师范大学计算机与信息技术学院教授. 主要研究方向为人工智能和模式识别. 本文通信作者.

E-mail: yandeqin@163.com

(YAN De-Qin Professor at the College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University. His research interest covers arti-

ficial intelligence and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)

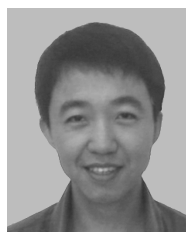


刘彩凤 辽宁师范大学计算机与信息学院硕士研究生. 主要研究方向为信息处理与模式识别.

E-mail: liucaifeng12345@163.com

(LIU Cai-Feng Master student at the College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University. Her research interest covers in-

formation processing and pattern recognition.)

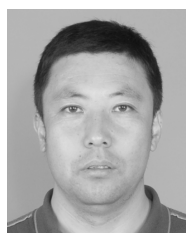


刘胜蓝 大连理工大学计算机科学与技术学院博士研究生. 主要研究方向为模式识别与机器学习.

E-mail: liushenglan-0787@163.com

(LIU Sheng-Lan Ph. D. candidate at the School of Computer Science and Technology, Dalian University of Technology. His research interest covers pat-

tern recognition and machine learning.)



刘德山 辽宁师范大学计算机与信息技术学院副教授. 主要研究方向为信息处理与模式识别.

E-mail: deshanliu@yeah.net

(LIU De-Shan Associate professor at the College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University. His research interest covers

information processing and pattern recognition.)