基于 Log-Euclidean 协方差矩阵描述符的医学图像配准

张 莉') 李 彬') 田联房') 张鸣生') 王 雷" 李祥霞') 刘霜纯')

1)(华南理工大学自动化科学与工程学院 广州 510640)

2)(广东省人民医院 & 广东省医学科学院 广东省老年医学研究所 广州 510080)

3)(山东理工大学计算机科学与技术学院 山东 淄博 255049)

摘 要 患者随访 CT 图像之间的配准有助于提高诊断的可靠程度和改善治疗效果,是监测术后康复状况、确定或 调整治疗方案等的前提.当前,先进的微分同胚形变配准算法的形变场驱动力仅依靠图像灰度和梯度信息,使得其 对复杂形变的配准明显表现出驱动力不足、形变程度不高、鲁棒性较弱、配准精度低等问题.针对这些问题,该文提 出将对数欧拉协方差矩阵(Log-Euclidean Covariance Matrices, LECM)描述符结合于配准模型的目标函数中构建 了一种新配准算法模型,称为 LECM Demons 模型.该算法首先将图像每一像素的灰度信息、位置信息、一阶和二阶梯度范数信息映射为一个特征空间;然后,对特征空间采用积分图像方法快速计算每一像素的协方差矩阵;接着,通过矩阵的对数映射将协方差矩阵映射为 Log-Euclidean 空间中的特征描述符简称为 LECM 描述符,其对大的 旋转、缩放、照度等变化具有不变性的特点,能够有效地描述图像的结构特性;最后,将待配准两图像对应的 LECM 描述符的欧氏距离作为一个新的匹配项添加到 Log-Demons 配准框架的目标函数,为大而复杂形变的图像配准提 供了具有结构信息约束的形变场驱动力,同时确保了新目标能量函数的可微性.此外,为了进一步提高配准的收敛 速度和精度,在新配准算法实现中采用了多分辨率优化策略.实验结果表明,LECM Demons 算法对复杂形变具有 较强的鲁棒性,配准精度与先进的形变配准算法和比平均改善 50%以上,同时保持了较高的计算效率.

关键词 医学图像配准; Log-Euclidean 协方差矩阵; Log-Demons; 多分辨率策略; 鲁棒性
 中图法分类号 TP391 DOI 号 10.11897/SP. J. 1016. 2019, 02087

Medical Image Registration Based on Log-Euclidean Covariance Matrices Descriptor

ZHANG Li¹⁾ LI Bin¹⁾ TIAN Lian-Fang¹⁾ ZHANG Ming Sheng²⁾ WANG Lei³⁾ LI Xiang-Xia¹⁾ LIU Shuang-Chun²⁾

¹⁾ (School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640)

²⁾ (Guangdong Provincial Institute of Geriatrics, Guangdong General Hospital & Guangdong Academy of Medical Science, Guangzhou 510080)
 ³⁾ (School of Computer Science and Technology, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong 255049)

Abstract The registration of CT images in patients is helpful to improve the reliability of diagnosis and to improve the therapeutic effect, which is the precondition of monitoring postoperative rehabilitation condition, confirming or adjusting treatment plan. At present, the deformation field driving force of the advanced deformation registration algorithm relies only on the image gray level and gradient information, which makes the registration of complex deformation appear to be lack of driving force, low deformation degree, weak robustness and low accuracy of registration.

收稿日期:2017-10-13;在线出版日期:2018-05-15.本课题得到国家自然科学基金(61305038,61273249,61502282)、海洋公益性行业科研 专项经费资助项目(201505002)、自主系统与网络控制教育部重点实验室、广东省生物医学工程重点实验室资助.张 莉,博士研究生, 主要研究方向为模式识别、医学图像配准和人工智能.E-mail: 88zhangli0622@163.com.李 彬(通信作者),博士,副教授,主要研究方 向为医学图像处理与模式识别.E-mail: binlee@scut.edu.cn.田联房,博士,教授,主要研究领域为生物医学图像处理.张鸣生,博士,主 任医师,教授,主要研究领域为康复医学和解剖学.王 雷,博士,副教授,主要研究方向为多模态医学图像处理.李祥霞,博士研究生,主 要研究方向为医学图像处理与模式识别.刘霜纯,硕士,主要研究方向为术后肺部的康复.

In order to solve these problems, a new registration algorithm, called LECM Demons Algorithm, is proposed to combine the Log-Euclidean Covariance Matrices (LECM) descriptor with the target function of the deformation registration model. Firstly, the gray information, position information, first-order and two-step-degree norm information of each pixel are mapped into a feature space; then the covariance matrix of each pixel is computed quickly by using the integral image method for the feature space. Secondly, the covariance matrix is mapped to the feature descriptor in the Log-Euclidean space by the logarithmic mapping of the matrix as the LECM descriptor, which is invariant to the large rotation, scaling and illuminance, and can describe the structure characteristic of the image effectively. Finally, the Euclidean distance of the LECM descriptor corresponding to the two images is added to the target function of the Log-demons registration frame as a new match. The image registration for large and complex deformation provides the driving force of deformation field with structural information constraints, while ensuring the differentiable of the new target energy function. In addition, in order to further improve the convergence speed and accuracy of registration, the proposed algorithm first uses the rigid registration algorithm based on the pixel gray level to make the global rough registration. The result of rough registration is used as the initial value, and then the LECM Demons model is used for fine registration in the framework of multi-resolution strategy. Prior to fine registration, the guided image filter is used for preprocessing the reference image and the image to be registered. The multi-resolution optimization strategy limits the generation of local extrema, improves the registration robustness, and reduces the computational cost. Preprocessing strategy can save image edge and detail structure, at the same time approximate Gaussian smoothing of image flat area, effectively avoid the problem of detail loss in resampling process, and increase the discriminability of LECM descriptor. In this paper, two types of images were selected for experiment: the clinical image of lung CT(Computed Tomography) with large and complex deformation and the same patient at different time. In order to analyze and verify the registration performance of the proposed LECM Demons algorithm, the registration results were evaluated using a combination of subjective visualization and objective quantitative quantification. Experimental results on artificially synthesized images and clinical medical images show that the proposed algorithm is robust to complex deformations, and the average registration accuracy is improved by more than 50% compared with the advanced deformation registration algorithm. At the same time the proposed algorithm maintains a high calculation efficiency.

Keywords medical image registration; Log-Euclidean covariance matrices; Log-Demons; multiresolution strategy; robustness

1 引 言

肺癌是威胁人类健康的最大恶性肿瘤之一,对 其治疗的随访 CT(Computed Tomography)图像之 间配准可提高病情诊断的可靠程度、明确治疗疗效 以确定或调整治疗计划、改进立体定向活检或手术 以及提供改进综合治疗的依据等.由于不同时间采 集到的肺部 CT 会受到呼吸运动、脏器蠕动、重力作 用、体位变动等因素的影响,使软组织产生复杂形 变,因而为了观察解剖结构的变化情况,以满足临床 病情诊断、康复治疗效果评估等,非刚性的图像配准 具有重要的理论意义和实用价值.

在配准过程中,形变模型的选择是非常重要的,因为它反映了几何变换的类型,很大程度上限定了适用范围.最近研究^[1-2]表明医学图像中最常用的形变模型有 Demons 形变模型和自由形变(Free-Form Deformation,FFD)模型.FFD模型具有平滑

2089

的几何变换函数,通过对控制网格位置的移动来获 得任何形变,但却不能够确保拓扑保持性. Demons 模型通过迭代地计算力矢量场以在适当的方向上驱 动形变,然后通过卷积来平滑力矢量场以便更新形 变.与 FFD 模型相比,该模型具有较高的灵活性、配 准精度和计算效率,更适合于医学图像的配准.因此, 本研究选择使用的形变配准算法是基于 Demons 模 型的方法.

然而,以图像梯度信息作为配准驱动力的传统 Demons模型对灰度均匀的区域无效,且易引入物理 上不可能的折叠.为了克服以上局限,Vercauteren等 人^[3]提出 Diffeomorphic Demons 配准模型,主要思 想是在微分同胚的变换空间上执行配准的优化策 略,确保算法产生的变形场具有拓扑保持性、平滑性 和可逆性.当前,微分同胚变换空间上的 Lie 群结构 与优化策略相结合所形成的 Log-Demons 算法^[4]是 最经典的 Diffeomorphic Demons 配准模型,该算法 具有灵活性、高效性的优势.但是,Log-Demons 算 法在空间变换中仅考虑了灰度信息,导致该算法对 较大形变的配准明显表现出驱动力不足、形变程度 不高、鲁棒性较弱、配准精度低等问题.

针对以上问题,许多学者对 Log-Demons 算法 进行了改进,主要分为2类改进策略:一是在配准能 量表达式中采用新相似性度量,旨在获得具有必要属 性的形变场,如 Lorenzi 等人^[5]在 Log-Demons 配准 框架下采用 LCC 新度量,获得了对灰度偏移不变性 的 LCC-Demons 算法; Zhao 等人^[6]在 Log-Demons 配准框架下采用 PCA-SSD 等新度量,获得了具有 噪声抑制特性的 Deep Adaptive Log-Demons 算法; Mehdi 等人^[7]在 Log-Demons 配准框架下将置信度 掩模结合到 LCC 相似性度量,获得了对边界灰度伪 影鲁棒的 Longitudinal Log-Demons 算法. 二是将 特征信息引入到 Log-Demons 配准框架,克服仅依 赖灰度信息出现的驱动力不足,以解决复杂形变的图 像配准问题.最近几年,代表性的特征信息配准模型 有 MIND Demons 模型^[8]和 Spectral Log-Demons 模型[9].

MIND Demons 配准算法将具有平滑先验信 息的 MIND (Modality-Independent Neighborhood Descriptor)图像块描述符^[10]和鲁棒性的 Huber 距 离结合进微分同胚的配准能量函数,用于多模态图 像的形变配准,提高了处理灰度失真的鲁棒性,减小 了噪声对配准性能的影响,并且获得了相当准确的 配准精度.但是,该算法不具有旋转、缩放等不变性, 且计算代价的增加可能会抵消或超出获得收益.

Spectral Log-Demons 配准算法通过引入光谱 表示来驱动形变,生成了全局范围的更新方案,实现 了图像间内在几何性质的一致性,成功捕获了大而 复杂的形变.然而,该算法最终获得的变换函数不是 微分同胚的,仅适用于具有类似拓扑结构,没有遮 挡、空洞或缺少的图像间匹配,不适用于患者肿瘤切 除术前和术后随访影像之间配准,影响对术后康复 状况的监测和评估.

针对上述算法的局限,本文提出在 Log-Demons 配准能量函数中结合一个微分同胚的 LECM(Log-Euclidean Covariance Matrices)特征描述符匹配项 与 SSD(Sum of Squared Differences)共同充当相似 性测度,获得了对形变场具有结构信息约束作用的 更新方案,构建了一种新配准算法模型,简称为 LECM Demons 算法. LECM 描述符由于其对大的 旋转、缩放、照度等变化具有不变性,且易于计算的 特点,能够有效地描述图像的结构特性.参考图像和 浮动图像对应 LECM 描述符在 Log-Euclidean 空间 上的欧氏距离. LECM Demons 算法能够有效地克 服形变配准算法局限于小形变、弱鲁棒性和低精度 的缺陷,主要思路如下:

(1)在 Log-Demons 配准能量函数中添加 LECM 描述符匹 配项.参考图像和待 配准图像对应的 LECM 描述符的相异度度量采用了它们之间 Log-Euclidean 空间上欧氏距离.该相异度度量是微分同 胚的,确保了新目标能量函数的可微性,并且易于计 算,具有拓扑保持性,对形变场具有信息结构约束作 用,能鲁棒地处理大而复杂形变的配准问题.

(2)为了进一步提高配准的收敛速度和精度, 在配准实现中使用了多分辨率方案^[11]并对基准图 像和待配准图像采用向导图像滤波^[12]进行预处理 操作.多分辨率优化策略限制了局部极值的产生, 提高了配准鲁棒性,并降低了计算代价;预处理策 略能够保存图像边缘和细节结构,同时对图像平坦 区域进行近似 Gaussian 平滑处理,有效避免重采样 过程细节丢失问题,增加提取 LECM 描述符的可区 分性.

本文第2节给出 LECM 描述符及对应的相异 度度量的描述,并讨论如何利用它们对参考图像和 待配准图像做预处理和对新配准能量函数的构造; 第3节给出完整的 LECM Demons 配准算法;第4 节对 LECM Demons 算法性能的分析和实验验证; 第5节得出结论.

2 LECM Demons 配准模型和算法实现

2.1 经典 Log-Demons 算法的配准模型

形变配准算法的高效性、准确性及多种偏差的 鲁棒性对计算解剖学研究器官或组织形态的变化是 至关重要的,是实践应用中一直追寻的目标.Log-Demons^[4](Log-domain diffeomorphic Demons)算 法是当前医学领域最常用的一种灵活、高效的图像 形变配准算法,其基本思想是在微分同胚空间(李 群)中来优化目标能量函数. 假设 M 和 R 分别是浮 动图像和参考图像上的灰度, Log-Demons 最终目 的是通过目标能量函数的最小化获得由 M 最佳 匹配到R的一个平滑的空间变换函数 ø, 又被定义 为 Lagrange 传输方程: $\partial \phi(p, p) = v(\phi(p, t)),$ $\phi(p,0) = x$. 由此定义式可以看出,为了得到函数 ϕ , 只需找到使得图像最佳匹配的稳定速度场 v. 在 Log-domain 空间域中,经典的 Log-Demons 算法^[4] 采用了指数映射函数即 $\phi = \exp(\mathbf{v}_{c})$ 和 $\phi = \exp(\mathbf{v}_{c})$, 其目标能量函数如式(1)所示.

 $E(\boldsymbol{v}, \boldsymbol{v}_c) = \alpha \| R - M \circ \exp(\boldsymbol{v}_c) \|_{L_2} +$

β $\|\log(\exp(-v) \cdot \exp(v_c))\|_{L_2} + \gamma \| \nabla v \|_{L_2}$ (1) 其中 v 是第 *i* 次迭代时未正则化的速度场,它受到第 三项的正则化能量约束以保持平滑性; v_c是第 *i*-1 次迭代后正则化的速度场,正则化方法采用的是 Gaussian 滤波平滑,它能够应用 BCH(Baker-Campbel-Hausdorff)公式来近似计算^[4]; α、β 和 γ 分别影响 着图像噪声、光滑程度和正则化在目标能量函数中的 权重. 优化步骤的目的是寻找目标能量函数 $E(v, v_c)$ 关于 v_c的最小值,利用高效二阶最小化^[13](Efficient Second-Order Minimization,ESM)方案,其 Demons 驱动力如式(2)所示.

$$\boldsymbol{\delta v}(p) = \frac{R(p) - M(\boldsymbol{\phi}(p))}{\|J(p)\|^2 + \beta/\alpha} J(p)$$
(2)

其中 $\phi(p)$ 表示当前估计的变换,与更新后的变换关 系式是 $\phi_{\epsilon}(p) = \exp(\mathbf{v}_{\epsilon}) = \phi \cdot \exp(\mathbf{\delta v})$.此外,内部边 缘力表达式为 $J(p) = (\nabla R(p) + \nabla M(\phi(p)))/2$. β/α 作用是控制形变步长,调整驱动力的大小.该算 法的实现步骤如下:

(1) 给定参考图像 R 和浮动图像 M, 初始化速度场 v 和迭代次数 k;

(2)利用式(2)计算出更新后形变速度场 dv;

(3) 对 δv 进行高斯滤波平滑作用:δv ← K_{fluid} * δv,产生

流体模型的正则化效果;

(4)更新速度场:ν_c ← log(exp(ν) ∘ exp(δν)),采用了
 BCH 公式近似计算;

(5)利用高斯滤波平滑速度场:ν←K_{diff} * ν_c,产生扩散 模型的正则化效果;

(6)将式(1)作为不适定问题进行优化运算,判断是否 收敛或达到最大迭代次数,如果不收敛且未达到最大迭代次数,则返回(2),否则输出最佳速度场 ν^{*};

(7)利用最佳速度场ν*通过关系式 φ*=exp(ν*)获得 最佳的空间变换φ*,然后使用φ*对浮动图像进行变换,获得 最终的配准结果图像.

如上所述,基于 Log-Demons 算法的非刚性配 准模型具有完备的数学理论和高效的配准性,得到 了广泛应用,但存在以下不足有待改善:

(1) 仅采用图像梯度信息更新形变场,对于较 大图像集之间的配准,形变场的驱动力不足,导致算 法局限于小形变的配准,对大形变的配准表现出低 精度的配准结果;

(2)形变场驱动力不足,导致优化策略过程中 的收敛速度较慢;

(3)采用 SSD(Sum of Squared Differences)作为相似性度量函数,导致了对具有灰度偏差大的图像间配准呈现出弱鲁棒性.

2.2 EECM 描述符匹配项

为了能够鲁棒地处理大而复杂形变的配准问题,加快收敛速度,本研究提出将 LECM 局部区域 描述符作为一个新的匹配项与 SSD 共同充当相似 性测度结合于 Log Demons 算法的目标能量函数. LECM 局部区域描述符可以是多种基本特征的组 合,如位置信息、梯度信息、光流信息、角度信息等. 文中采用了位置信息、一阶和二阶梯度信息组合特 征,能够精确显示解剖变化且对大的旋转、缩放、照 度等变化具有不变性,有效地描述了图像结构特性.

首先,本研究对图像 I(x,y)的每个像素提取如下7个特征:像素点空间坐标 x 和 y、像素归一化后灰度值、x 和 y 方向一阶和二阶梯度的范数,这样,每个像素映射为 $W \times H \times 7$ 维的特征空间 F,如式(3)所示.

 $F(x,y) = [x, y, I(x,y), |I_x(x,y)|, |I_y(x,y)|, |I_y(x,y)|, |I_{xx}(x,y)|, |I_{yy}(x,y)|]$ (3)

式中,I(x,y)是像素点(x,y)处的灰度值,图像一阶和 二阶梯度分别由滤波器[-1,0,1]^T和[-1,2,-1]^T 来计算.

其次,文中对 F 通过使用积分图像方法来快速

计算每一像素的协方差矩阵 **C**(*x*,*y*)作为特征描述符,简称为 LECM 特征描述符,该描述符是一个 7×7 维的正定对称的方阵,如式(4)所示.

$$C(x,y) =$$

$$\log_{e}\left(\frac{1}{N_{r}-1}\sum\left(\boldsymbol{F}(x',y')-\boldsymbol{\mu}\right)\left(\boldsymbol{F}(x',y')-\boldsymbol{\mu}\right)^{\mathrm{T}}\right)(4)$$

式中, μ 是中心点在(x, y)半径为r的邻域内各点C均值, N_r 是邻域内点的总个数,x'和y'满足不等式 |x'-x| < r, |y'-y| < r,当r值较大时可以用来 捕获大尺度的局部统计,r值较小时可以用来捕获 精细尺度的局部结构.

最后,由于 C(x,y)通常情况下是正定的,它的 空间不是欧氏空间而是一个光滑的 Riemannian 流 形,因此,常用的欧氏空间度量不能用来定义对应像 素的 C(x,y)特征描述符的相异度.为此,文中利用 正定对称阵 C(x,y)的对数运算将其同胚的映射到 Log-Euclidean 空间,该空间是向量空间,可以使用 传统欧氏空间的距离度量对数据做进一步处理,避 免了黎曼空间中复杂耗时的运算.因而,参考图像和 待配准图像的 LECM 描述符 C_1 和 C_2 分别经对数运 算后在 Log-Euclidean 空间上的相似度量可以定义 为 $\rho(C_1(p), C_2(p)), y$ 式(5)所示.该度量是微分同 胚的,逐点区域的 $\rho(C_1(p), C_2(p))$ 值越小,其局部 结构越相似.文中将把 $\rho(C_1(p), C_2(p))$ 作为新的匹 配项添加到配准模型的目标能量函数中.

 $\rho(C_1(p), C_2(p)) = \|\log(C_1(p)) - \log(C_2(p))\|$ (5) 式中 $\|\cdot\|$ 表示矩阵的 Frobenius 范数, p表示位置坐 标点(x, y).

2.3 LECM Demons 模型和算法实现

为了提高微分同胚形变配准算法的配准性能, 本研究提出在 Log-Demons 框架下的目标能量函 数中添加式(5)作为一个新匹配项,构建了 LECM Demons 配准模型.该方法通过 LECM 描述符捕获 对应的局部结构结合到速度场,为目标能量函数提 供了结构信息的平滑约束,其所提目标能量函数的 数学表达式如式(6)所示.

 $E_{pro}(\boldsymbol{v},\boldsymbol{v}_{c}) = \alpha \| R - M \circ \exp(\boldsymbol{v}_{c}) \|_{L_{2}}^{2} +$

 $\beta \|\log(\exp(-\boldsymbol{v}) \circ \exp(\boldsymbol{v}_c))\|_{L_2} +$

 $\zeta \|\log(C_R(p)) - \log(C_{M_{\phi}}(p))\|_{L_2}^2 + \gamma \|\nabla v\|_{L_2}$ (6) 式中, ζ 为新添加的匹配项所占权重, C_R 和 $C_{M_{\phi}}$ 分别 表示参考图像和浮动图像特征描述符.

LECM Demons 模型结合了一个微分同胚的结 构约束项 $\rho(C_R(p), C_{M_{\phi}}(p))$,确保所提出的目标能 量函数的可微性,进一步强化了目标能量函数的平 滑性. 当 $\nabla E_{pro}(\mathbf{v}, \mathbf{v}_c) = 0$ 时,所提能量函数达到最小 值. 因此,通过对 E_{pro} 最优化可以得到 p 点所提算法 的 Demons 驱动力如式(7)所示.

$$\alpha(R(p) - M(\phi(p))) \cdot J_p + \zeta(\log(C_R(p)) - \log(C_{M_{\phi}}(p))) \cdot K_p$$

(7)

$\alpha \|J_p\|^2 + \beta + \zeta \|K_p\|^2 + \gamma$

式中, K_p 是新添加项的 Jacobian 矩阵,其表达式由 Sherman-Morrison 公式^[3]计算得到:

 $\delta v_{pro} = -$

 $K_p = (\nabla \log(C_R(p)) + \nabla \log(C_{M_4}(p)))/2.$

所提出的形变驱动力避免了仅依靠灰度差和梯 度信息的弊端,增加了结构信息的平滑约束,有效地 减少了形变误差,增强了配准的鲁棒性.

3 基于 LECM Demons 模型的完整配准

基于 LECM Demons 算法的配准模型与基于微分同胚 Demons 算法的配准模型的不同在于以下几个方面:

(1) LECM 算法配准模型在目标函数中结合了 一个微分同胚的结构约束项,获得的形变驱动力不 同于微分同胚 Demons 算法的形变驱动力;

(2) 在预处理策略中,不同于基于微分同胚

Demons 算法的配准模型采用的 Gaussian 滤波对参考图像和浮动图像平滑作用,LECM Demons 算法 采用向导图像滤波进行平滑和边缘保存处理,能够 避免重采样过程细节丢失问题,增加提取 LECM 特 征描述符的可区分性,有助于提高配准的收敛速度 和精度,且该滤波的计算复杂度低,可很好地用于图 像处理;

(3) 在形变配准之前, LECM Demons 算法增加 了对参考图像和浮动图像的全局刚性配准步骤, 确 保参考图像和浮动图像的空间对齐;

(4)为了进一步提高配准的收敛速度和精度, 在配准实现中增加使用了多分辨率策略.

完整的 LECM Demons 算法配准框架主要包括 六方面内容:输入图像、预处理、全局刚性预配准、特 征描述符的提取、基于 LECM Demons 配准模型的 优化迭代过程以及配准结果的输出,其流程如图 1



所示.

预处理的主要内容包括:首先,对配准图像进行 全局的刚性配准,采用的是基于 B 样条的 FFD 配准 算法,确保参考图像和浮动图像的空间对齐;接着, 采用 GIF 向导滤波作用于刚性配准后的结果图 像,获得了边缘和细节保存的平滑图像,加大提取 LECM 描述符的可区分性,有助于提高收敛速度和 精度,且该滤波的计算复杂度低,可很好地用于图像 处理;最后,将滤波后的图像利用分辨率策略获得的 金字塔图像逐级地进行基于 LECM Demons 配准模 型的形变配准.

LECM Demons 变换模型通过 ESM 优化策略依 次迭代地计算 LECM Demons 算法的位移场 δv_{pro} 、 正则化速度场 v_{pro} ,其中 $\frac{\partial \phi_{pro}(p,t)}{\partial t} = v_{pro}(\phi_{pro}(p,t))$, 直到满足停止准则后停止迭代,由 v_{pro} 与 ϕ_{pro} 关系 式获得最佳变换函数 ϕ_{pro}^* .最后,将 ϕ_{pro}^* 对浮动图像 进行空间变换,输出最优的配准结果图像.LECM Demons 配准算法的程序已经发布到 GitHub 主页 上,感兴趣的读者可到该网址下载:https://github. com/moonlike0622/LECM-Demons-Spectral-Demons-Log-Demons.

4 实验结果分析

为了验证 LECM Demons 算法对复杂大形变配 准的鲁棒性、精度和效率等性能,文中用 Matlab2016a 在 PC 机(CPU Intel Xeon(R) X5690,主频 3.47 GHz, 内存 192 GB)上进行实验,并与 D.Kroon 实现的基于 B样条的 FFD 算法^①、Lombaert 实现的 Log-demons 算法^②和文献[9]提出的 Spectral Demons 算法进行 比较.文中选择两种图像类型进行实验:同一病人不 同时间点的肺部 CT(Computed Tomography)临床 图像和具有大而复杂形变的人工合成图像.配准结 果采用主观可视化和客观度量值相结合的方法进行 评估.

为了公平起见,在下面的实验中,基于 B 样条的 FFD 算法的参数选择是相对于该算法的最佳 结果,Log-Demons 算法、Spectral Demons 算法和 LECM Demons 算法的参数选择相同,而且后面三 种算法采用了 3 级的多分辨率方案,从高分辨率到 低分辨率的迭代次数分别为 100 次、50 次和 20 次.

为了评估 LECM Demons 算法的配准性能,本 文采用主观可视化评估和定量评估两种方法进行 评估、定量评估标准包括相对差方和 RSSD^[3](Relative Sum of Squared Differences)、Dice 相似性系 数^[14] (Dice Similarity Coefficient, DSC)、归一化互 信息^[15] (Normalization Mutual Information, NMI)、 归一化互相关^[7](Normalization Cross Correlation, NCC)和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE). RSSD 能够在灰度匹配和形变程度之间达 到很好平衡,其公式如式(8)所示,该值越接近于0, 匹配性能越好.DSC 表示配准后图像与参考图像的 重叠度,其表达式如式(9)所示,该值越接近于1,重 叠率越高,配准性能越好.NMI 度量描述的是两幅 图像之间的统计相关性,配准后图像与参考图像 之间的 NMI 值越大,两图像越相似,其表达式如 式(10)所示. NCC 度量是针对图像各个像素进行相 关计算,其数学模型如式(11)所示,其值越接近于1, 配准性能越好.此外,为了衡量某种算法在配准精度 方面优于其它算法的程度,文献「16]定义了配准精

① D.Kroon 实现的 FFD 算法. https://cn. mathworks.com/ matlabcentral/fileexchange/20057-b-spline-grid-image-andpoint-based-registration?s_tid=prof_contriblnk 2011.3,16

② Lombaert 实现的 Log-demons 算法. https://cn. mathworks. com/matlabcentral/fileexchange/39194-diffeomorphic-logdemons-image-registration 2014,8,19

度改善率 P_e来权衡,计算公式如式(12)所示.

$$RSSD = \frac{\sum_{i=1}^{N} (R - M(\phi(p)))^{2}}{\sum_{i=1}^{N} (R - M)^{2}}$$
(8)

$$DSC = 2 \frac{|R \cap M(\phi(p))|}{|R| + |M(\phi(p))|}$$
(9)

$$NMI = \frac{H(R) + H(M(\phi(p)))}{H(R, M(\phi(p)))}$$
(10)

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^{N} (R - \overline{R}) (M(\phi(p)) - \overline{M(\phi(p))})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N} (R - \overline{R})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^{N} (M(\phi(p)) - \overline{M(\phi(p))})^2}}$$

(11)

$$P_{e} = \frac{(RMSE_{e} - RMSE_{p})}{RMSE_{e}} \times 100\%$$
(12)

式(9)中, $|R \cap M(\phi(p))|$ 为配准前后图像的重叠像 素个数.式(11)中, $R \cap M(\phi(p))$ 为配准前后图像像 素均值.式(12)中, $RMSE_e$ 为已有的配准算法的均方 根误差, $RMSE_p$ 为提出算法的均方根误差.式(10) 中, $H(R) \cap H(M)$ 分别表示参考图像和待配准图像 的边缘熵,H(R,M)为它们联合熵.由NMI度量表 达式可知,其取值范围为[1,2].简单证明如下:由互 信息表达式MI = H(R) + H(M) - H(R,M)可推出

$$NMI = \frac{MI}{H(R,M)} + 1, 则 NMI \ge 1; 又由于 NMI \le \frac{H(R,M) + H(R,M)}{H(R,M)}, 则 NMI \le 2.$$

4.1 人工合成图像对比分析

为了能清晰地分辨 LECM Demons 算法与 B 样条基于的 FFD 算法和 Log-Demons 算法以及 Spectral Demons 算法的配准性能优劣,本文首先对 人工合成图像分别采用以上 4 种配准算法进行配准 实验.图 2 和图 3 中展示了两组人工合成图像配准 后图像与参考图像的差值图,(a)~(f)分别为参考 图像、浮动图像、原始两图像之差、Log-Demons 算 法、Spectral Demons 算法以及 LECM Demons 算法 的差值图.表 1 为以上 4 种不同配准算法的 5 种客 观评价方法以及配准精度改善率的展示.

通过观察图 2 和图 3 可以看出,Log-Demons 算 法由于仅依赖梯度信息提供驱动力,又采用 Gaussian 滤波平滑更新形变场,导致对大形变的驱动力不足, 有明显的误差区域,引起了低精度的配准结果; Spectral Demons 算法旨在利用谱表示特征捕获全 局几何相似性,对局部小形变改善效果仍然不理想; LECM Demons 算法由于新匹配项的添加和相应驱 动力的变化,获得了由先验信息向导的配准模型,确 保了足够的驱动力,使得配准误差最小,效果最好.



图 2 第 1 组合成图像在不同算法下参考图像与配准后图像的灰度差



图 3 第 2 组合成图像在不同算法下参考图像与配准后图像的灰度差

表 1 合成图像配准结果的客观分析												
组合类型	评价方法	NMI	NCC	DSC	RMSE	RSSD	改善率/%					
合成图 1	FFD	1.4232	0.9342 🗳	0.8640	576.4452	0.4097	64.44					
	Log-Demons	1.4747	0.9329	0.9274	592.5761	0.4329						
	Spectral Demons	1.5381	0.9586	0.9427	465.6220	0.2673						
	LECM Demons	1.6038	0.9976	0.9812	165. 5828	0. 0338						
合成图 2	FFD	1.4714	0.8653	0.6079	821.0544	0.5538	62.02					
	Log-Demons	1.5050	0.8721	0.9461	805.7432	0.5333						
	Spectral Demons	1.5242	0.8923	0.9509	740.5433	0.4505						
	LECM Demons	1.5700	0.9841	0.9872	281. 2749	0.0825						

从表1的5种客观评价方法中可以看出,LECM Demons 算法对两组图像的配准评价值情况是: 配准后图像与参考图像之间的归一化互信息 NMI 值最大,互相关系数 NCC 值最大且高达 98%以上, Dice 相似度度量 DSC 值最大且也高达 98%以上, 均方根误差 RMSE 均值最小,相对差方和 RSSD 均 值最小.LECM Demons 算法的评价度量值均优于 FFD 算法、Log-Demons 算法和 Spectral Demons 算 法,这与主观可视化图像的观察结果一致.此外, 表1中最后一列给出了 LECM Demons 算法与先进 的微分同胚的形变配准算法 Spectral Demons 的实 验结果精确度进行比较.LECM Demons 算法由 式(12)获得的对两组人工合成图像的配准精度改善 率分别为 64.44%和 62.02%.配准精度有了重要意 义的改善.

4.2 医学图像对比分析

当前,影像学随访检查是监测肿瘤大小变化、是 否存在肿瘤组织残留和后期远处再发的主要手段. 为了对比分析4种算法在临床医学图像上的配准性 能,本研究进行了2组实验.第1组来源于同一肺癌 病人手术前后的两幅有肿瘤的肺CT图像,第2组 图像来源于同一肺癌病人术后随访的两幅无肿瘤的 肺CT图像.由于肺癌病人呼吸、脏器蠕动以及重复 摆位等变动,造成了肺器官的复杂形变,使得不同时 间点采集到肺CT图像的靶区以及正常组织的位置 及大小形状等发生了变化,因此随访肺CT之间的 配准是一直以来的挑战性的问题.

为了最小化处理时间和最大化配准效率,文中 首先对患者胸部 CT 做预分割处理,获取仅包含肺 实质部分的感兴趣区域.为了获取完整性及准确性 的肺实质区域,文中首先采用最优阈值法^[17]与区域 生长法^[18]相结合得到肺实质的粗分割结果,然后采 用区域生长法和形态学处理将肺气道区域从分割结 果中剔除,最后采用连通区域标签算法^[19]获取左肺 和右肺的标签值和形态学运算对肺实质内部小空洞 进行修补.为了减少待匹配图像之间的视场^[7],两图 像肺实质感兴趣区域的最小邻接矩阵被提取,其两 矩阵中心分别记为*G*和*H*,两矩阵最大的长和宽分 别记为*L*和*K*,然后在两图像上载取大小为*L*×*K* 像素、中心分别为G和H的两个图像,作为预分割 后具有相同尺寸的结果图像.

图 4 和图 5 是对两组医学图像配准后图像与参 考图像的差值图,(a)为参考图像;(b)为浮动图像; (c)为原始参考图像与浮动图像之差;(d)为 Spectral Demons 算法参考图像与配准后图像的差值图;(e)为 Log-Demons 算法参考图像与配准后图像的差值图; (f)为 LECM Demons 算法的 5 种参考图像与配准后 图像的差值图.表 2 为 FFD 算法、Log-Demons 算法、



图 5 无肿瘤肺 CT 图像之间在不同算法下参考图像与配准后图像的灰度差

2019 年

组合类型	评价方法	NMI	NCC	DSC	RMSE	RSSD	P_{e} / $\%$
	FFD	1.2710	0.8452	0.9285	358.8817	0.7850	24. 27
去脑廊陆 CT	Log-Demons	1.2848	0.8984	0.9585	298.0646	0.5415	
有胛瘤胂し1	Spectral Demons	1.2957	0.9100	0.9678	280.5004	0.4795	
	LECM Demons	1.3758	0.9636	0.9968	212.4105	0.2910	
	FFD	1.3845	0.9213	0.5047	384.4219	0.8773	43. 20
工 时 应时 CT	Log-Demons	1.4095	0.9530	0.9729	179.9010	0.1921	
九胛溜胛し	Spectral Demons	1.4057	0.9845	0.9838	123.9322	0.1164	
	LECM Demons	1.6135	0.9937	0.9922	70. 3973	0.0519	

表 2 临床肺 CT 图像配准结果的客观分析

Spectral Demons 算法和 LECM Demons 算法的 5 种 客观评价方法比较以及配准精度的改善率展示.

通过观察图 4 和图 5 可以发现,LECM Demons 算法的配准误差相比 Spectral Demons 算法和 Log-Demons 算法明显减少,差值图最平滑,没有出现明 显的配准误差区域.由于图像之间复杂的形变结构, 使得 Log-Demons 算法陷入局部极值,出现矫正过 小,造成较低的配准精度.在 Log-Demons 配准框架 基础上,Spectral Demons 算法旨在改进全局大形变 的配准,因而所获得的差值图同样出现明显的误差 区域.

从表 2 的 5 种客观评价度量可以看出, DECM Demons 算法的配准后图像与参考图像之间的归 化互信息 NMI 值最大, 互相关系数 NCC 值最大, Dice 相似度度量 DSC 值最大, 均方根误差 RMSE 均值最小, 相对差方和 RSSD 均值最小. LECM Demons 算法的各项客观评价指标最好, 所以配准 效果相对最优, 这也与前面主观可视化的观察结果 一致.此外,表2最后一列为LECM Demons 算法和 相对于先进的形变配准算法 Spectral Demons 的配 准精度改善率分别为 24.27%和 43.20%.因此, LECM Demons 算法在临床图像之间获得的配准精 度同样具有重要意义的改善.

4.3 LECM Demons 算法收敛速率和鲁棒性分析

为了分析和验证 LECM Demons 算法的收敛速 率和鲁棒性,文中分别使用 FFD 算法、Log-Demons 算法、Spectral Demons 算法和 LECM Demons 算法 做配准实验.实验对象是从 2012 年 12 月到 2016 年 3 月收集到的 8 例肺癌患者手术前后随访检查的 胸部 CT.每例病人随访检查时间间隔为 3 月、6 月 或 12 月.在配准之前,首先对获得的 CT 序列构建 归一化后的体数据场,避免由于设备定位不同所导 致的数据场不一致的干扰.配准实验的参考图像和 浮动图像分别选择术后某一时间点 CT 体素与相邻 的下一时间点的 CT 体素,共有 32 组待配准的体素 对进行实验,配准结果评估分析如表 3 所示.

NMI NCC DSC RMSE RSSD $P_e / \%$ 评估方法 时间/s 1.2811±0.12 0.8070 ± 0.13 707.75 \pm 426 54.84 配准前 0.7696 ± 0.09 FFD 算法 1.3495 ± 0.15 0.9098 ± 0.03 0.6085 ± 0.19 495.46 \pm 211 0.6602 ± 0.18 2.78 ± 0.96 Log-Demons 1.3749 ± 0.14 0.9273 ± 0.03 0.9523 ± 0.02 403.90 ± 280 0.3533 ± 0.13 29.46 \pm 1.77 Spectral Demons 1.4339 ± 0.10 0.9403 ± 0.04 0.9655 ± 0.02 356.66 ± 251 0.2528 ± 0.15 158.12±43.2 LECM Demons 1.5055 ± 0.12 0.9870 ± 0.01 0.9904 ± 0.01 161.08 ± 90 0.1037 ± 0.11 111.76 \pm 36.3

表 3 不同配准算法的平均配准性能分析和比较

从表 3 的 5 种客观评价度量均值可以看出, LECM Demons 算法的配准后图像与参考图像之间 的归一化互信息 NMI 均值最大且标准差最小,互 相关系数 NCC 均值最大且标准差最小,Dice 相似 度度量 DSC 均值最大且标准差最小,均方根误差 RMSE 均值最小且标准差最小,相对差方和 RSSD 均值最小且标准差最小.LECM Demons 算法的 5 种评价值均优于 FFD 算法、Log-Demons 算法和 Spectral Demons 算法,配准精度相比于先进的形 变配准算法 Spectral Demons 获得了 50%以上的改 善率,因而 LECM Demons 算法配准效果最好.此 外,LECM Demons 算法的 5 种评价度量的标准差 均是最小的,因而 LECM Demons 算法对复杂形变 和灰度变化的配准鲁棒性最好,进一步说明了 LECM Demons 算法比 FFD 算法、Log-Demons 算 法和 Spectral Demons 算法对复杂形变的配准更有 优势.

为了分析和比较 LECM Demons 算法收敛速 率,文中由图 6 展示了两种图像类型配准实验评估 度量曲线的例子,包括有 2 组人工合成图像和 3 组 医学图像分别使用 Log-Demons 算法、Spectral Demons 算法和 LECM Demons 算法获得的评估曲 线.图 6 是两种图像类型配准过程中目标能量函数 值随迭代次数变化曲线图:(a)为 2 组人工合成图像 分别采用 Log-Demons 算法、Spectral Demons 算法 和 LECM Demons 算法获得的目标能量函数值随迭

数 代次数变化曲线图;(b)为3组肺CT图像分别采用
Log-Demons算法、Spectral Demons算法和 LECM
Demons算法获得的目标能量函数值随迭代次数变
化曲线图.



从图 6 中可以看出, LECM Demons 算法对所 有组的实验均展现较快的收敛速率, 而且 20 次迭代 就可以非常接近于最优配准结果. 较快收敛速率的 获得是由于将每一像素的 Log-Euclidean 协方差矩 阵的相异度度量结合进配准目标能量函数中作为新 匹配项, 为形变场提供了对大的旋转、缩放、照度等 变化具有不变性的先验信息, 把此先验信息用于向 导配准过程, 克服了仅依赖灰度信息造成的驱动力 不足问题, 加快了目标能量函数的收敛速度, 改善了 配准性能.

为了分析和比较 LECM Demons 算法的配准效 率,本研究在表3最后一列给出上面提到的32组图 像配准实验的运行时间均值.从表3最后一列中可 以看出,FFD 算法运行时间均值最少不足 3 s,但 FFD 算法的客观评价度量是最差的,原因是本研究 实验所使用的复杂形变图像所涉及到的 FFD 配准 参数较多,极易陷入局部极值,很快停止迭代过程, 导致误配的结果出现,因此该算法运行时间不具 参考意义.在表 3 中, LECM Demons 算法在相同的 100次迭代下所需运行时间大于 Log-Demons 算 法,但小于 Spectral Demons 算法,原因是每次迭代 中都需要计算变换后浮动图像的协方差矩阵以及其 相关性测度,虽然协方差矩阵采用了快速计算方法, 但仍然推迟了配准过程,然而,LECM Demons 算法 具有较快的收敛速率,迭代20次就可以非常接近于 最佳配准结果,因此本研究可以通过减少迭代次数 获得与 Log-Demons 算法相当的运行时间,同时获 得较高配准性能.

5 结 论

本文首先总结了基于经典的 Log-Demons 算法 的非刚性配准框架的主要实现过程,指出其基于梯 度信息的形变场更新方案受限于图像梯度的局部范 围和 SSD 相似性测度用于复杂大形变图像之间配 准的弱鲁棒性等的缺点. 接着, 通过在 Log-Demons 配准能量函数中结合一个微分同胚的 LECM 特征 描述符匹配项与SSD共同充当相似性测度,获得了 对形变场具有结构信息约束作用的更新方案,构建 了一种新的配准算法 LECM Demons. 经过在人工 合成图像和临床医学图像上的实验表明, LECM Demons 算法的配准性能要优于基于 B 样条的 FFD 算法、Log-Demons 算法和先进的形变配准算法 Spectral Demons. 对于复杂大形变图像的配准, LECM Demons 算法获得比先进的形变配准算法 Spectral Demons 更强的鲁棒性. 因此,文中提出的 算法是一种有效的处理复杂形变配准的方法.

参考文献

[1] Schnabel J A, Heinrich M P, Papieó B W, et al. Advances and challenges in deformable image registration: From image fusion to complex motion modelling. Medical Image Analysis, 2016, 33(2016): 145-148

- [2] Peroni M, Golland P, Sharp G C, et al. Stopping criteria for Log-Domain Diffeomorphic Demons registration: An experimental survey for radiotherapy application. Technology in Cancer Research & Treatment, 2016, 49(14): 77-90
- [3] Vercauteren T, Pennec X, Perchant A, et al. Diffeomorphic Demons: Efficient non-parametric image registration. Neuroimage, 2009, 45(1): S61-S72
- [4] Mansi T, Pennec X, Sermesant M, et al. iLogDemons: A Demons-based registration algorithm for tracking incompressible elastic biological tissues. International Journal of Computer Vision, 2011, 92(1): 92-111
- [5] Lorenzi M, Ayache N, Frisoni G B, et al. LCC-Demons: A robust and accurate symmetric diffeomorphic registration algorithm. Neuroimage, 2013, 81(6): 470-483
- [6] Zhao L, Jia K. Deep Adaptive Log-Demons: Diffeomorphic image registration with very large deformations. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2015, 2015(3):1-16
- [7] Mehdi H H, Marco L, Nicholas A, et al. Longitudinal analysis of image time series with diffeomorphic deformations: A computational framework based on stationary velocity fields. Frontiers in Neuroscience, 2016, 10(236): 1-18
- [8] Reaungamornrat S, Silva T D, Uneri A, et al. MIND demons: Symmetric diffeomorphic deformable registration of MR and CT for image-guided spine surgery. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2016, 35(11): 2413-2424
- [9] Lombaert H, Grady L, Pennec X, et al. Spectral Log-Demons: Diffeomorphic image registration with very large deformations. International Journal of Computer Vision, 2014, 107(3): 254-271
- [10] Heinrich M P, Jenkinson M, Bhushan M, et al. MIND: Modality independent neighbourhood descriptor for multimodal deformable registration. Medical Image Analysis, 2012, 16(7): 1423-1435



ZHANG Li, Ph. D. candidate. Her current research interests include pattern recognition, medical image registration and artificial intelligence.

LI Bin, Ph. D., associate professor. His current research interests include medical image processing and pattern recognition.

TIAN Lian-Fang, Ph. D., professor. His current research interests focus on biomedical image processing.

- [11] Reaungamornrat S, De S T, Uneri A, et al. Performance evaluation of MIND demons deformable registration of MR and CT images in spinal interventions. Physics in Medicine and Biology, 2016, 61(23): 8276-8297
- [12] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409
- [13] Wachinger C, Navab N. Simultaneous registration of multiple images: Similarity metrics and efficient optimization. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2013, 35(5): 1221-1233
- [14] Schmidt-Richberg A, Werner R, Handels H, et al. Estimation of slipping organ motion by registration with directiondependent regularization. Medical Image Analysis, 2012, 16(1): 150-159
- [15] Studholme C, Hill D L G, Hawkes D J. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment. Pattern Recognition, 1999, 32(1): 71-86
- [16] Xue Peng, Yang Pei, Cao Zhu-Lou, et al. Active Demons non-rigid registration algorithm based on balance coefficient. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(9): 1389-1400(in Chinese) (薛鹏,杨佩,曹祝楼等. 基于平衡系数的 Active Demons 非 刚性配准算法. 自动化学报, 2016, 42(9): 1389-1400)
- [17] Sluimer I, Prokop M, Ginneken B V. Toward automated segmentation of the pathological lung in CT. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2005, 24(8): 1025-1038
- [18] Nakagomi K, Shimizu A, Kobatake H, et al. Multi-shape graph cuts with neighbor prior constraints and its application to lung segmentation from a chest CT volume. Medical Image Analysis, 2013, 17(1): 62-77
- [19] He L, Ren X, Gao Q, et al. The connected-component labeling problem: A review of state-of-the-art algorithms. Pattern Recognition, 2017, 70(2017): 25-43

ZHANG Ming-Sheng, Ph. D., chief physician, professor. His current research interests include medical anatomy and rehabilitation medicine.

WANG Lei, Ph. D., associate professor. His current research interests focus on multi-model medical image processing.

LI Xiang-Xia, Ph. D. candidate. Her current research interests include medical image processing and pattern recognition.

LIU Shuang-Chun, M. S. Her current research interest is pulmonary rehabilitation after resection of lung cancer.

Background

Deformation image registration is an important technique in computer vision and medical image analysis. It is also a crucial step to achieve information fusion, disease diagnosis, surgical planning, surgical navigation, and target delineation. Rigid registration represents the translation, scaling, or rotation of the whole image, which merely means the spatial alignment between the images to be registered. It has been well applied in the relatively fixed parts of the medical images, such as the brain, spine, or pelvis. However, rigid registration cannot deal with local deformation caused by respiratory motions, organ peristalsis, gravity, postural changes and so on. Therefore, deformation image registration has great theoretical significance and practical value for meeting the needs of clinical diagnosis and target delineation.

There are two mainstream approaches for deformation image registration, Demons and Free-Form Deformations (FFD) using B-splines. In comparison with FFD model algorithm, Demons are much more suitable for practical applications due to the quality of the registration results and the absolute advantage in computational complexity. Therefore, the algorithm used for the deformation image registration in our study is based on Demons algorithm.

However, the update schemes underlying the convertional Demons methods rely on forces derived from the image gradients and are inherently limited by their local scope, This local scope typically limits current registration methods to small deformation, weak robustness, and low precision. In order to recover small deformations, improve the registration accuracy and accelerate the registration process, many variants of Demons algorithm have been proposed over these years. Wang et al. proposed Active Demons algorithm to reduce the mismatch of large deformations. However, it was difficult to balance the registration of large deformation and small deformation region, which led to low registration accuracy. Recently, Reaungamornrat et al. proposed MIND Demons algorithm, which solved large deformation as well as obtained fairly registration accuracy. However, the increase in computation time could outweigh the benefit. Lombaert et al. proposed a novel enhanced version of the popular Log-Demons algorithm, named the Spectral Log-Demons registration algorithm. The Spectral Log-Demons method introduced a new approach for image registration based on a direct feature matching technique that generated updates with a global scope instead of a typical local scope, which was efficient for very large image deformations. However, the method assumed that registered images must have a similar topology with no occlusions, holes, or missing parts, which may be a limiting factor in specific applications, e.g., organs with missing structures between images.

Our research group's interests include the reduction of mismatch between images with complex deformations, the enhancement of robustness, and the improvement of registration accuracy in deformation image registration. The group has proposed a novel registration algorithm, called LECM Demons, incorporating the Log-Euclidean covariance matrices descriptor into the objective function of registration model.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (61305038, 61273249, 61502282), the Public Science and Technology Research Funds Projects of Ocean (201505002), the Key Laboratory of Autonomous Systems and Network Control of Ministry of Education (SCUT of China), the National Engineering Research Center for Tissue Restoration and Reconstruction and the Guangdong Key Laboratory for Biomedical Engineering (SCUT of China).