# 基于局部方差与残差复杂性的医学图像配准

卢振泰 张 娟 冯前进 陈武凡

(南方医科大学生物医学工程学院 广州 510515)

**摘 要** 文中提出了一种新的基于局部方差与残差复杂性的相似性测度.传统的基于灰度的相似性测度易受噪声、灰度偏移场和造影剂的影响造成误配.残差复杂性在一定程度上可以克服这一难点,但该测度对初始参数非常敏感,参数设置不正确往往达不到好的配准效果.文中利用图像的局部方差信息构造权重函数,在图像残差比较大的地方给予小的权重约束,在残差比较小的地方给予大的约束,计算约束后残差图像的残差复杂性作为新的相似 性测度.新测度更平滑、鲁棒性更好,不容易陷入局部极值.对模拟数据和真实数据的实验表明新测度对噪声、灰度 偏移场、造影剂和初始参数具有更高的鲁棒性,更加适合于医学图像配准.

关键词 局部方差;指数函数;残差复杂性;鲁棒估计;图像配准
中图法分类号 TP391 DOI号 10.11897/SP.J.1016.2015.02400

# Medical Image Registration Based on Local Variance and Residual Complexity

LU Zhen-Tai ZHANG Juan FENG Qian-Jin CHEN Wu-Fan

(School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515)

**Abstract** We propose a new similarity measure using local variance and residual complexity. Traditional intensity-based similarity measures are easily disturbed by noise, intensity bias field and contrast agent. Even though residual complexity can tackle this problem in some way, it may not have robust performance due to initial parameter. To address the poor robust problem, our new measure employs local variance of reference image to construct weighting function. This function could automatically constraint the residual image. It gives small weighting value to large residual value, and vice versa. Then, we calculate residual complexity of constrained residual image. We validate our algorithms using both simulated data and clinical data. The experiment results indicate that new measure is more robust to initial parameters, noise, intensity bias field and contrast agent.

**Keywords** local variance; exponential function; residual complexity; robust estimation; image registration

1 引 言

医学图像配准是指对一幅医学图像寻求一种空

间变换,使得该图像与另一幅医学图像上的对应点 在解剖结构和空间位置上达到一致.当两幅图像配 准后,我们可以对它们进行比较和分析.医学图像往 往是在不同时间同一成像设备或者不同时间不同成

投稿日期:2014-12-18;最终修改稿收到日期:2015-03-10.本课题得到国家自然科学基金(31000450)、广东省自然科学基金(2014A030313316) 和广州市珠江科技新星专项基金项目(2012J2200041)资助. **卢振泰**,男,1981年生,博士,副教授,主要研究方向为医学图像配准与融合、 图像检索及模式识别. E-mail: xylzj123@126.com. 张 娟,女,1986年生,博士,主要研究方向为医学图像配准. 冯前进(通信作者),男, 1974年生,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为医学图像处理、模式识别. E-mail: qianjinfeng@gmail.com. 陈武凡,男,1949年生, 教授,博士生导师,主要研究领域为图像处理、模式识别、广义模糊随机场模型.

像设备上获取的,临床上常常需要将病人的图像信息融合起来,便于医生更准确地诊断和治疗疾病,而 图像配准是图像融合的前提和关键步骤<sup>[1]</sup>.在计算 机辅助手术中,外科医生根据配准结果来精确定位 病灶,以便进行手术跟踪<sup>[2]</sup>.另外,图像配准在乳腺 及肝部疾病的发现和治疗、心脏运动估计<sup>[3]</sup>、医学图 谱的制作等方面也有重要意义.

在医学图像配准中,相似性测度是其中的一 个重要组成部分.常用的基于灰度的相似性测度 有平方差(Sum of Squared Differences,SSD)、绝对 差(Sum of Absolute Differences,SAD)、相关系数 (Correlation Coefficient,CC)、互信息量(Mutual Information,MI).基于灰度的相似性测度只定义了 对应像素的灰度关系,没有考虑像素之间的空间依 赖性,对于增强前后的图像或含有灰度偏移场和噪 声的图像,这类相似性测度鲁棒性差,往往不能产生 满意的配准结果.

Ardekani 等人<sup>[4]</sup> 提出在以每个像素为中心的 小窗口内,用局部相关系数作为相似性测度. Hermosillo 等人<sup>[5]</sup>通过局部化相关比和 MI,提出一 个局部相似性测度的框架. Zhao 和 Soatto<sup>[6]</sup>考虑到 局部归一化互信息对明暗不均匀不敏感,全局归一 化互信息不容易陷入局部极值的特点,从而将两者 结合起来.这类基于局部相似性测度的方法认为在 小邻域范围内,可将图像视为明暗均匀的,虽能对明 暗不均匀的图像产生较好的配准结果,但由于在小 窗口内进行统计,将会使目标函数产生更多的局部 极值,且此类方法对噪声和出格点比较敏感. El-Baz 等人<sup>[7]</sup>提出使用 Markov-Gibbs 随机场学习一幅图 像的先验表观模型,再对第二幅图像进行变换使其 概率最大. Wyatt 和 Noble<sup>[8]</sup>提出使用 Markov 随机 场模型迭代地分割和配准图像的类标签. Zheng 和 Zhang<sup>[9]</sup>提出基于灰度相似性测度的最大后验概率-马尔可夫随机场框架.这些基于 MRF 的方法严重依 赖于局部灰度的关系和初始参数的选择. Friston 等 人<sup>[10]</sup>提出使用非线性灰度变换和卷积滤波对图像 进行灰度校正,再使用 SSD 测度进行图像配准,但 针对不同的问题,必须手动选择不同的卷积滤波. Ashburner 和 Friston<sup>[11]</sup>提出关于联合配准、灰度归 一化和分割的概率框架,这类方法虽然可以产生较 准确的配准结果,但需要手动选择参数目计算量大. Myronenko 等人<sup>[12]</sup>提出基于残差复杂性(Residual Complexity, RC)的相似性测度, 通过解析方法求取 灰度偏移场并推导出 RC. 与前述方法的不同之处

在于,RC的表达式中不含灰度偏移场,从而自适应 地约束了灰度偏移场,保证了需要配准的两幅图在 灰度空间上的一致.但该方法对参数较敏感、抗噪能 力较弱、鲁棒性较差.这是因为传统 RC 对残差图像 中出格点、噪声点和其它点的约束相同,即没有考虑 残差图像自身的特征,因而产生误配.

鲁棒估计是基于鲁棒统计学提出的,主要研究 能够容忍一定量离群数据的估计问题.为了减少出 格点或噪声点对目标函数的影响,受鲁棒估计<sup>[13]</sup>的 启发,本文利用参考图像的局部方差构造权重函数, 在残差图像灰度值比较大的地方,分配小的权值,而 在残差图像灰度值比较小的地方分配大的权值.将 加权后残差图像的残差复杂性作为新的相似性 测度.

# 2 残差复杂性

假设待配准图像 I 和 J 存在如下关系:

 $\boldsymbol{I} = \boldsymbol{J}(\tau) + \boldsymbol{S} + \boldsymbol{\eta} \tag{1}$ 

其中:S是灰度偏移场,η是均值为零的高斯噪声,τ 为变形场.通过最大化后验概率的方法估计 S和τ.

 $P(\tau, S | \mathbf{I}, \mathbf{J}) \propto P(\mathbf{I}, \mathbf{J} | \tau, S) P(\tau) P(S) \quad (2)$ 假设 S 和  $\tau$  独立,  $P(\mathbf{I}, \mathbf{J} | \tau, S)$ 是似然项,  $P(\tau)$ 是变 形场  $\tau$  的先验, P(S)是灰度偏移场 S 的先验, 一般 可用  $P(S) \propto e^{-\beta \| \mathbf{P} \mathbf{S} \|^2}$ 表示,则式(2)等价于

 $E(S,\tau) = \| I - J(\tau) - S \|^2 + \beta \| PS \|^2$  (3) 其中, I, J, S 分别为参考图像、浮动图像、灰度偏移 场的矢量表示. 计算式(3)关于 S 的导数并置为 0, 可以求取灰度偏移场 S,并将 S 代入式(3),得

 $E(\tau) = \mathbf{r}^{\mathsf{T}} (\mathbf{Id} - (\mathbf{Id} + \beta \mathbf{P}^{\mathsf{T}} \mathbf{P})^{-1})\mathbf{r}$ (4) 其中 **Id** 为单位矩阵,  $\mathbf{r} = \mathbf{I} - \mathbf{J}(\tau)$ 为残差图像. 由于 方阵  $\mathbf{P}\mathbf{P}^{\mathsf{T}}$ 对称且半正定,所以可以进行谱分解  $\mathbf{P}^{\mathsf{T}}\mathbf{P} =$  $\mathbf{Q}\mathbf{A}\mathbf{Q}^{\mathsf{T}}, \mathbf{\Lambda} = d[\lambda_{1}, \dots, \lambda_{N}], \lambda_{i} \ge 0, 则$ 

$$E(\tau) = \mathbf{r}^{\mathrm{T}} \mathbf{Q} d \left(\beta \lambda_{i} / (1 + \beta \lambda_{i})\right) \mathbf{Q}^{\mathrm{T}}$$
  
=  $\mathbf{r}^{\mathrm{T}} \mathbf{Q} L \mathbf{Q}^{\mathrm{T}} \mathbf{r} = \mathbf{r}^{\mathrm{T}} A \mathbf{r}$  (5)

其中:d()表示对角矩阵, $A = QLQ^{T}$ , $L = d(l_1, \dots, l_N) = d(\beta\lambda_i/1 + \beta\lambda_i)$ , $1 \ge l_i \ge 0$ . 算子 **PP**<sup>T</sup>有相同的特征向量基 **Q**、不同的特征值. 我们使用 DCT 作为特征向量的基. 因为 L 是  $\lambda$  的函数,由此

 $E(L,\tau) = \mathbf{r}^{\mathsf{T}} A \mathbf{r} = (\mathbf{Q}^{\mathsf{T}} \mathbf{r})^{\mathsf{T}} L(\mathbf{Q}^{\mathsf{T}} \mathbf{r})$  (6) 当 L 为单位矩阵时, $E(L,\tau) = \|\mathbf{r}\|^2$ 即为 SSD 测度, 这等价于对灰度偏移场 S 不施加任何约束. 当 L 为 零矩阵时,目标函数 E 获得了我们并不感兴趣的最 小值. 为了避免上述情况的发生,对 L 施加约束  $E(L,\tau) = (Q^{T}r)^{T}L(Q^{T}r) + \alpha R(L)$ (7) 其中 R(L) =  $-\sum_{i} p_{i} \log (p_{i}/l_{i}) + l_{i} - p_{i}, Q =$ [q<sub>1</sub>,...,q<sub>N</sub>],q<sub>i</sub>为特征向量.对目标函数(7)求取关 于 L 的导数,并置为 0,可以得到 L 的表达式,将其 代入式(6),可得基于 RC 的相似性测度的表达式:

$$E(\tau) = -\sum_{n=1}^{N} \log \frac{1}{(\boldsymbol{q}_{n}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{r})^{2} / \alpha + 1}; \ \boldsymbol{r} = \boldsymbol{I} - \boldsymbol{J}(\tau) \ (8)$$

# 3 基于局部方差与残差复杂性的图像 配准

#### 3.1 局部方差

图像的局部方差<sup>[14]</sup>,可以表示图像局部区域中 各个像素之间的关系,体现了图像的结构信息.图像 【的局部方差可以表示为

$$V(x,y,z) = \frac{1}{(2R+1)^3} \sum_{k=x-R}^{x+R} \sum_{l=y-R}^{y+R} \sum_{p=z-R}^{z+R} \left[ \mathbf{I}(k,l,p) - \frac{1}{(2R+1)^3} \sum_{w=x-R}^{x+R} \sum_{s=y-R}^{y+R} \sum_{q=z-R}^{z+R} \mathbf{I}(w,s,q) \right]^2$$
(9)

R为计算局部方差的邻域半径, $N = (2R+1) \times (2R+1) \times (2R+1) \times (2R+1)$ 为邻域大小,图1显示了一幅脑部 MR 图像在邻域大小为  $N = 3 \times 3$ 、 $N = 5 \times 5$ 、 $N = 7 \times 7$ 下的局部方差图.



图 1 脑部 MR 图在不同邻域大小下的局部方差图

匀质区域内局部方差小,非匀质区域处的局部 方差大.N较小时,局部方差图包含的图像信息更 清楚、更丰富;N较大时,局部方差图包含的图像信息相对模糊.N会影响局部方差图的平滑性.

#### 3.2 基于局部方差与残差复杂性的相似性测度

统计学中,出格点被认为是一组数据中的离群 点,容易对统计产生负面影响,使得统计结果受到严 重挑战.鲁棒估计最初源于鲁棒统计学,主要研究能 够容忍一定量离群数据的方法,即当观测数据中,部 分样本不符合统计模型假设时,如何保证参数估计 和统计推断的准确性.传统的鲁棒估计有 M-估计、 LMedS 估计、LTS 估计、MCD 估计等.其中,M-估 计在运动估计中应用的基本思想是通过选择不同的 损失函数实现加权最小二乘估计,抑制离群数据的 影响,从而实现鲁棒估计.

图 2(a)、(b)为待配准的两幅乳腺图像,图 2(c) 为图(a)与图(b)的残差图像.对照图 2 右侧的灰度 条可知:在残差图像中,像素的亮度越亮(越接近灰 度条中 200)或越暗(越接近灰度条中-200)表示残 差值越大,像素的亮度越灰(越接近灰度条中 0)表 示残差值越小.观察图(c),不难发现:在残差图像 中,未配准区域的残差值较大.残差图像中残差值较 大的像素点通常可以视为出格点或者噪声点.



为了抑制出格点或噪声的影响,受 M 估计的启发,我们需要设计一个权重函数,该函数可以容忍大的残差值,可以使用不同的函数值来加权不同像素的残差值.当残差值较大时,权重函数值较小,当残差值误差较小时,权重函数的值相对较大.也就是说,对于出格点或者噪声点,权重函数给予较小的惩

罚约束,对于其余点则给予相对大的惩罚约束.

另外,我们发现未配准区域的残差值比较大,对 应着局部方差比较大的区域.由于图像的局部方差, 可以表示图像局部区域中各个像素之间的关系,体 现了图像的结构信息.因而,我们可以充分利用图像 自身的信息构造权重函数,以此来自适应地加权残 差图像中的像素灰度值.为了满足上述的自适应的 加权法则,我们引入局部方差,利用指数函数构造权 重函数.

$$(x, y, z) = e^{-\frac{V(x, y, z)}{\sum V(x, y, z)}}$$
(10)

 $V(x,y,z) \ge 0$ ,显然, $0 < \omega(x,y,z) \le 1$ , $m \times n \times s$  为 图像体素的数量.用 $p = V(x,y,z) / \sum V(x,y,z)$ 来 表示归一化的局部方差.由于归一化的局部方差 p的取值普遍偏小,使得 $\omega$ 的取值过于集中,将导致 残差图像中不同灰度值的加权值非常相近,这与实 际情况相违背.因而,我们加入系数  $\varepsilon$  来调节权重 $\omega$ 范围的参数.则

$$w(x,y,z) = e^{\frac{V(x,y,z)}{\sum V(x,y,z)}/\varepsilon}$$
(11)

实验中取经验值  $\omega = 0.01$ ,使得归一化后  $\omega$  的最小 值接近于 0,而最大值接近于 1.由此,将式(12)代人 式(8)中,得到新的相似性测度(LVRC)可以表示为  $E(\tau) = -\sum_{n=1}^{N} \log \frac{1}{(q_n^{\mathrm{T}}(r\boldsymbol{\omega}))^2/\alpha+1}$ ;  $r = I - J(\tau)(12)$ 其中, $\boldsymbol{\omega}$  为权重矩阵, $\omega(x, y, z)$ 是  $\boldsymbol{\omega}$  的元素.比较

其中,ω 为权重矩阵,ω(x,y,z) 差ω的元素.比较 式(8)与式(13),不难发现,式(8)没有使用加权函数 ω来加权残差图像,即残差图像所有体素的灰度值



的权值均为 ω=1. 如果对残差图像中出格点或者噪 声点分配的权值等同于对残差图像中其它体素分配 的权值,则会扩大出格点或噪声点对目标函数的影响.因此,本文引入一个由局部方差构造的加权项来 有效地解决上述问题.为了减少出格点或噪声点对 目标函数的影响,当残差图像中体素的灰度值较大 时,加权函数分配其较小的权值,反之,残差图像中 体素的灰度值较小时,加权函数给予其较大的权值.

下面是一组明暗不均匀的灰度带图像,分别使用 SAD、MI、RC 以及 LVRC 测度进行图像配准的 对比实验.该实验旨在说明相似性测度的特性.图 3 (a)为参考图像,对图 3(a)对称裁剪,并施加灰度不 均匀场得到图 3(b),定义其为浮动图像.



(b)浮动图像图 3 待配准的两幅灰度带图像

先将浮动图像图沿着 x 轴平移-50~50 像素, 再计算相似性测度.显然,当浮动图像平移 0 个像素 时,两幅图像达到完全配准.SAD、RC、LVRC 值达 到最小,MI 值达到最大.

图 4 描绘了使用不同相似性测度的曲线图,显



图 4 不同相似性测度的曲线

然 SAD 和 MI 均不能在两幅图像正确配准时达到 最值; RC 值和 LVRC 值在浮动图像平移的像素为零 时,曲线值均达到最小,但 RC 不够平滑,且多处出现 局部极小值,而 LVRC 曲线平滑性好,无局部极小值.

#### 3.3 基于局部方差与残差复杂性图像配准

本文使用自由形变模型(Free-Form Deformation,FFD)建模变形场  $T^{[15]}$ ,FFD 是一种空间变换 模型,通过先求取网格控制点处的位移量,再使用 B 样条插值求得图像中每个像素点的位移量而获取变 换后的浮动图像.浮动图像 J 中任意一个体素点 (x,y,z)的形变可以通过 B 样条加权相邻的 4×4×4 控制点的位置来表示:

 $\begin{aligned} \tau(\mathbf{x}) &= \sum_{l=0}^{3} \sum_{w=0}^{3} B_{l}(u) B_{w}(v) B_{v}(w) \varphi_{i+l,j+m,k+n}(13) \\ \varphi 为控制点的位置, 网格大小为<math>n_{x} \times n_{y} \times n_{z}. B_{l}$ 是 B 样 条的的第 l个基函数.  $i = \lfloor x/n_{x} \rfloor - 1, j = \lfloor y/n_{y} \rfloor - 1, k = \lfloor z/n_{z} \rfloor - 1, u = x/n_{x} - \lfloor x/n_{x} \rfloor, v = y/n_{y} - \lfloor y/n_{y} \rfloor, w = z/n_{z} - \lfloor z/n_{z} \rfloor. \end{aligned}$ 

本文选用梯度下降法迭代地优化目标函数,进而 更新变形场.我们提出的 LVRC 的导数表达式如下:

$$\nabla E = -\boldsymbol{q}^{-1} \left\{ \frac{2\boldsymbol{q}(\boldsymbol{r}\boldsymbol{\omega})/\alpha}{(\boldsymbol{q}(\boldsymbol{r}\boldsymbol{\omega}))^2/\alpha + 1} \right\} \nabla \boldsymbol{J}(\tau) \frac{\partial \tau}{\partial \theta},$$
$$\boldsymbol{r} = \boldsymbol{I} - \boldsymbol{I}(\tau)$$
(14)

其中:q和 $q^{-1}$ 分别表示正向和逆向的离散余弦换; ▽J为浮动图像的梯度; $\theta$ 表示变换参数; $\alpha$ 为约束L 的权重,见式(7).

本文提出的基于 LVRC 的算法的流程如图 5 所示.首先,计算参考图像的局部方差图,利用该局 部方差图构造指数函数形式的加权函数.再计算参 考图像和浮动图像之间的残差图像.使用加权函数 自适应地加权参考图像和浮动图像之间的残差图 像,从而得到本文提出的相似性测度 LVRC.本文利 用梯度下降法迭代地更新变形场,再使用 FFD 变换 更新浮动图像.如此循环,直到得到最优的变形场, 最终输出变形后的浮动图像.为提高计算效率,避免



陷入局部极值,采用多分辨率技术优化配准过程.在 当前水平获得的变形参数值将作为下一水平参数的 初始值.由于在一个分辨率水平下,参考图像不变, 所以参考图像的局部方差图只需计算一次.图 5 的 虚线框表示每次迭代所包含的步骤.

#### 4 实验结果和分析

为了验证 LVRC 具有对参数值不敏感、抗噪能 力强、鲁棒性好等特点,我们用 Matlab7.12.0 在 PC 机(Intel Core2 Quad CPU 2.33GHz,8GB 内存)上 进行实验,并与 MI 和 RC 进行了比较.定义绝对残 差图像为配准后两幅图像相减后的绝对值.为了评 估配准效果,我们以配准后两副图像的互信息 MI、 绝对残差图像的均值 μ 和方差σ作为评价标准.为 了避免混淆,用 MIsim 表示配准后两幅图像的互信 息.μ、σ 的值越小,表明配准的精确度越高,反之,配 准效果越差.若 MIsim 的值越大,则参考图像和最 终变换后的浮动图像间的相似程度越大,即配准效 果越好,反之亦然.

实验1. 噪声和灰度偏移场对配准的影响.

实验选用源于 BrainWeb<sup>①</sup> 的脑部 MR 数据. 我 们对其进行人工形变并施加灰度不均匀场和不同程 度的高斯噪声. 图 6 显示了待配准的两组图像. 图 6



(a) 参考图像1

(b) 浮动图像1



(c)参考图像2(d)浮动图像2图 6 待配准的两组图像

① http://mouldy.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/

配准.

(a)、(b)为第1组待配准的两幅图像,其中图6(a) 是加入均值为0、方差为0.01的高斯噪声后的脑部 图像,图6(b)是加入均值为0、方差为0.001的高斯 噪声后的非均匀脑部图像.图像6(c)、(d)为第2组 待配准的两幅图像,均是加入均值为0、方差为0.001 的高斯噪声后的明暗不均匀的脑部图像.我们将 图6(a)、(c)作为参考图像,图6(c)、(d)作为浮动图 像.分别使用 MI、RC、LVRC 这3种测度进行配准 对比实验.

第1组实验的参数取值为  $\alpha = 0.8$ ,网格间距  $\delta = 8$ ,第2组实验的参数取值为  $\alpha = 0.6$ , $\delta = 7$ .图7 的两列分别对应两组实验的结果,3行分别对应使 用 MI、RC、LVRC 方法配准后的结果图,包括变换 后(配准后)的浮动图像和形变网格.观察第1组实 验结果发现:使用 MI 测度后的浮动图像在脑部多 处均未配准,且形变网格出现大的折叠现象;使用

第1组实验结果



RC 的只在脑桥处没有配准,且形变网格在小范围 内出现折叠现象,而使用 LVRC 的在脑部各处均配 准且形变网格光滑,并未出现折叠现象.观察第2组 的实验结果发现:使用 MI 后的浮动图像完全误配, 且形变网格出现大规模的折叠现象;使用 RC 后的 在直回、眶回、眶内眼球和脑壳处没有配准,形变网 格在小范围内出现折叠现象;而使用 LVRC 的方法 在脑部各处均配准且形变网格光滑,未出现折叠现 象.这是由于 MI 对噪声敏感,易受明暗不均匀性的 影响;RC 可以自适应地约束灰度偏移场,所以配准 结果比 MI 有所提高,但该方法的鲁棒性差,如图 7 中的第2行,形变网格出现折叠现象.而本文算法利 用参考图像的局部方差信息,针对残差图像自身的 特征赋予不同的权重,使得配准效果明显提升.可见 MI 不适合处理明暗不均匀图像,而 LVRC 优于 RC



图 7 3 种方法配准后的浮动图像和形变网格

实验 2. 局部方差邻域尺度对配准的影响. 本实验旨在验证局部方差的邻域尺度 N 是否 会对局部方差产生影响.图 8 为两组真实的乳腺动 态增强磁共振图像(DCE-MRI).图 8(a)、(b)分别对 应病人1在增强后不同时间的乳腺图像,图 8(c)、 (d)分别对应病人2在增强后不同时间的乳腺图像. 由于增强后,造影剂会逐渐地被人体代谢,因此可将 增强后不同时间的图像视为明暗不均匀的图像.定 义图 8(a)、(c)为参考图像,图 8(b)、(d)为浮动图 像.该实验使用 LVRC 在 N=3×3,N=5×5,N=

0

0

本实验中,图9显示了3个不同的邻域尺度下,

#### 7×7下,对这两组乳腺 DCE-MRI 进行配准.

20

10

0

病人1

(a) 残差均值µ





病人2

0.5

病人1

(b) 相似性比较MIsim

病人2

实验 3. 网格间距对配准结果的影响.

本实验采用乳腺 DCE-MRI,如图 11(a),定义 其为参考图像.对该图像进行人工变形并施加少量 不均匀性,将此图像定义为浮动图像,见图 11(b). 分别使用 RC 和 LVRC 在  $\delta = 6$  和  $\delta = 10$  时进行图 像配准,采用  $N=3\times3$ .

本部分的所有实验均使用相同的参数  $\alpha =$  0.05.图12的第1行、第2行分别显示了 $\delta = 6, \delta =$  10的配准结果.图12(a)、(c)分别为使用 RC 配准 后输出的浮动图像和形变网格,图12(b)、(d)分别 为使用 LVRC 配准后输出的浮动图像和形变网格. 当网格间距 $\delta = 6$ ,使用 RC 配准后的浮动图像在多 处未配准,且最终的形变网格也出现不同程度的折 叠现象. 当网格间距  $\delta$ =10 时,使用 RC 测度产生了 完全错误的配准,且最终的形变网格也出现大范围 的折叠现象,如图 12 所示. 而利用 LVRC 进行配 准,得到的形变网格光滑、无折叠现象.



图 11 待配准的两幅图像

(a) 参考图像

(b) 浮动图像

(c) RC(δ=10)配准后的结果

(d) LVRC (δ=10)配准后的结果图

图 12 不同网格大小的配准结果

我们在不同网格间距下,分别使用 RC 和 LVRC 对配准结果进行统计.包括 μ,σ,*MIsim*.由 表1发现:当网格间距一定时,使用 LVRC 测度配 准后的 μ,σ总是要比使用 RC 测度配准后的小;且 使用 LVRC 测度配准后的 *MIsim* 总是比使用 RC 测度配准后的大.这说明在处理明暗不均匀图像时, LVRC 测度比 RC 测度更有效.

表 1 网格间距对配准结果的影响

		μ	σ	MIsim
$\delta = 10$	RC	7.1394	483.8234	1.6394
	LVRC	3.5116	42.0778	2.1531
$\delta = 6$	RC	3.7590	70.4783	2.2655
	LVRC	3.1445	38.9338	2.2762

实验 4. 人工变形的 2D 数据.

取来自不同病人的4幅真实乳腺DCE-MRI, 见图13的首行(a)~(d),定义其均为参考图像.对 每一幅图像进行人工形变,并施加少量灰度不均匀 性得到4幅形变图像,定义其均为浮动图像,见 图13末行(e)~(h).本实验中,分别使用MI、RC和 LVRC对这4组图像进行配准,并对配准结果作了 定性和定量分析.

本实验中,配准前两组图像时 $\alpha = 0.05, \delta = 6$ , 配准第3组图像和第4组图像的参数分别为 $\alpha = 0.9$ ,  $\delta = 8$  和 $\alpha = 0.5, \delta = 6$ .图14中每一列为使用3种测 度配准一组图像后的实验结果;每一行代表使用一 种相似性测度配准后产生的残差图像,从第1行到 第3行依次为 MI、RC、LVRC.由右边的颜色条知, 如果两幅图像成功配准,残差图像的灰度值为0, 否则残差值的绝对值较大,在视觉上表现为过亮或 过暗的像素点.当使用我们提出的 LVRC 测度时, 残差图中很少出现过量或者过暗的像素点,见图 14 的最后一行(i)~(1).当使用 RC 测度时,残差图中 出现少量的过亮或者过暗的像素点,见图 14 的中 间一行(e)~(h).当使用 MI 测度时,残差图中出现 大量的过亮或者过暗的像素点,见图 14 的第 1 行 (a)~(d).显而易见,LVRC是一种比 MI 或 RC 更有 效的相似性测度.使用 RC 比使用 MI 配准后的效果 有所提升.另外,乳腺图像中通常含有大量的噪声,从 图中可以明显地观察到 LVRC 对噪声的鲁棒性好.

为了更准确地反映配准结果,图 15 绘制了使用 3 种方法配准后的绝对残差图的 µ 和 MIsim.显然, 使用 MI 配准后产生的 µ 最大,其次是 RC,本文提 出的测度最小;而使用本文测度配准后产生的 MIsim 最大,其次为 RC,最后为 MI;这是由于 LVRC 考虑 了局部方差信息,自适应地赋予残差图像权重,使得 配准效果明显有所提升.



图 14 使用 MI、RC、LVRC 对 4 组病人数据配准后的残差图像





图 15 3 种配准方法的配准结果

实验 5. 真实数据.

为了有效地帮助医生更多地获取信息来准确地 诊断肝脏疾病,常常需要配准平扫图像和增强图像. 该实验取 3D 肝部增强数据对 LVRC 测度进行验 证. 文中采用的增强前后的 3D 肝脏数据由天津医 科大学总医院提供,由飞利浦 64 排 CT 在注入造影 剂后的动脉期和静脉期扫描获得.图像大小均为 512×512×397,体素大小为 0.68 mm×0.68 mm× 0.50mm. 分别使用 RC 和 LVRC 进行比对实验,并 对配准结果做了定性和定量分析,分别将增强后的 图像(图 16(a))、增强前的图像(图 16(b))定义为参 考图像和浮动图像.

该实验取参数  $\alpha = 0.0001, \delta = 5, 为了便于观$ 察,图17显示了配准前后的三视图,第1列到第3列



(a) 增强后的CT数据 (b) 增强前的CT数据 图 16 造影剂增强前后的 3D 数据

分别为配准前、使用 RC 和 LVRC 配准后的绝对残 差色图. 首行(图 17(a)~(c))分别为横断面第 90 层的绝对残差色图,中间行(图 17(d)~(f))为冠状 面的第64层绝对残差色图,末行(图17(g)~(i))为 矢状面第83层的绝对残差色图.虽然使用 RC 配准



(g) 矢状面配准前

(h) 矢状面 RC

图 17 3D数据配准前后的绝对残差色图 的结果比配准前有所提高,但并没有使得增强前后 的图像完全配准,具体可见各器官的边缘处.LVRC 结合参考图像的局部方差信息,以指数函数的形式 有针对性地自动约束残差图像.当残差值小时,赋予 残差图像大的权重;当残差值大时,赋予残差图像小 的权重.从而保证了目标函数的鲁棒性.

同样地,即使两幅图像完全配准时,绝对残差色 图像某些区域的残差值仍然不小,这是由于注入造 影剂引起的.同样地,我们对使用 RC 测度和 LVRC 测度的配准结果进行定量分析,包括均值  $\mu$ 、方差  $\sigma$ 、 相似性 *MIsim*.表 2 列出了配准前后的统计结果.不 难发现,使用 RC 测度和 LVRC 测度配准后的结果 均比配准前的结果有所提高.在数值上表现为  $\mu$ 、 $\sigma$ 减小、*MIsim* 增大.这进一步说明:对于明暗不均匀 图像的配准,LVRC 是一种比 RC 更有效的相似性 测度.

表 2 不同相似性测度的配准结果

	μ	σ	MIsim
配准前	8.0000	310.0500	3.0708
RC	6.7478	220.8966	3.0920
LVRC	5.7552	169.7269	3.1716

# 5 结 论

图像的局部方差信息描述了局部区域中各像素 之间的关系,反映图像信息的丰富程度.受鲁棒估计 的启发,我们利用局部方差构造权重函数,在图像残 差比较大的地方,给予小的权重约束,而在图像残差 比较小的地方,给予大的权重约束从而得到新的相 似性测度,减少了出格点和噪声点对目标函数的影 响.我们使用5组对比实验来验证该算法的可行 性.结果表明:MI不适合处理非均匀图像,而LVRC 算法具有对参数值不敏感、抗噪能力强、鲁棒性好等 特点,比 RC 更适用于非均匀医学图像的配准.然 而,我们对 LVRC 的计算是以参考图像与浮动图像 之间的残差图像为基础的.因而本文提出的相似性测 度有一定的局限性:只适用于单模态图像配准.后续 工作可以考虑将该方法扩展到多模态图像配准中.

#### 参考文献

[1] Bhattacharya M, Das A. Multimodality medical image registration and fusion techniques using mutual information and genetic algorithm-based approaches. Software Tools and Algorithms for Biological Systems, 2011, 696; 441-449

- Makni N, Toumi I, Puech P, et al. A nonrigid registration and deformation algorithm for ultrasound & MR images to guide prostate cancer therapies//Proceedings of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Buenos Aires, Argentina, 2010: 3711-3714
- [3] De Craene M, Piella G, Camara O, et al. Temporal diffeomorphic free-form deformation: Application to motion and strain estimation from 3D echocardiography. Medical Image Analysis, 2012, 16(2): 427-450
- [4] Ardekani B A, Guckemus S, Bachman A, et al. Quantitative comparison of algorithms for inter-subject registration of 3D volumetric brain MRI scans. Journal of Neuroscience Methods, 2005, 142(1): 67-76
- [5] Hermosillo G, Faugeras O. Dense image matching with global and local statistical criteria: A variational approach// Proceedings of the IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai, USA, 2001: 73-78
- [6] Zhao Y, Soatto S. Nonrigid registration combining global and local statistics//Proceedings of the IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA, 2009: 2200-2207
- [7] El-Baz A, Farag A, Gimel'farb G, Abdel-Hakim A E. Image alignment using learning prior appearance model//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Atlanta, USA, 2006: 341-344
- [8] Wyatt P, Noble J. MAP-MRF joint segmentation and registration//Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention. Tokyo, Japan, 2002, 2488: 580-587
- [9] Zheng G, Zhang X. A unifying MAP-MRF framework for deriving new point similarity measures for intensity-based 2D~ 3D registration//Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong, China, 2006: 1181-1185
- [10] Friston K J, Ashburner J, Frith C D, et al. Spatial registration and normalization of images. Human Brain Mapping, 1995, 3(3): 165-189
- [11] Ashburner J, Friston K J. Unified segmentation. Neuroimage, 2005, 26(3): 839-851
- [12] Myronenko A, Song X. Intensity-based image registration by minimization of residual complexity. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010, 29(11): 1882-1891
- [13] Li S Z. Markov Random Field Modeling in Image Analysis.2nd Edition. Tokyo, Japan: Springer, 2001
- [14] Aja-Fernández S, Estépar R S J, Alberola-López C, Westin C-F. Image quality assessment based on local variance// Proceedings of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. New York, USA, 2006: 4815-4818
- [15] Rueckert D, Sonoda L, Hayes C, et al. Nonrigid registration using free-form deformations: Application to breast MR images. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18(8): 712-721



LU Zhen-Tai, born in 1981, Ph. D., associate professor. His current research interests include medical image registration, medical image fusion, medical image retrieval and pattern recognition.

#### Background

Medical Image registration is a primary task in medical image analysis for diagnosis, image guided therapy and image guided surgery. It aims to achieve the best correspondence among two or more images to provide an informative, quantitative view of the clinical situation. Similarity measure is a fundamental part in medical image registration. Intensitybased techniques are commonly used because they do not deal with identifying geometrical landmarks. In general, it includes a number of popular similarity measures, e.g., sum of squared differences sum of absolute differences, correlation coefficient and mutual information (MI). They are based on the assumption that the intensity relationship between pixels is independent and stationary. However, none of them is able to process images with intensity distortion, which is mainly caused by intensity bias field in MRI. In addition, compared to pre-contrast image, post-contrast enhanced image of the same patient could be supposed to possess the property of intensity distortion. Thus, the registration of images with intensity distortion is a challenging task because of its violation on the assumption.

To deal with this problem, many methods have been proposed over these years, which can be classified as being either local measure based, probabilistic model based, or intensity distortion correction based and local measure based method using sum of local measures. In general, this method performed better than the registration using global similarity measure. Nevertheless, it is sensitive to noise and outliers. Moreover, it suffers from expensive computation. As an **ZHANG Juan**, born in 1986, Ph. D. Her current research interests focus on medical image registration.

**FENG Qian-Jin**, born in 1974, Ph.D., professor, Ph.D. supervisor. His research interests include medical image processing, pattern recognition.

**CHEN Wu-Fan**, born in 1949, professor, Ph. D. supervisor. His research interests include image processing, pattern recognition, generalized fuzzy random field model.

alternative approach, more probabilistic models are utilized to model higher order pixel interdependence. Such technique heavily relies on the definition of local intensity interactions. The last kind of method corrects intensity distortions simultaneously with image registration. Such hybrid methods require defining intensity correction function accurately. Moreover, it is computationally complex. Andriy Myronenko et al. proposed residual complexity measure to solve the intensity correction field. However, residual complexity is sensitive to parameter. Relatively minor modifications of parameters can generate dramatically different results. In addition, it is sensitive to noise and outliers. Inspired by the robust estimation, a novel robust similarity measure, local variance and residual complexity, was presented to deal with above problem, which is an extension to the residual complexity.

Our research group's interests include image understanding and analysis, image segmentation, registration and medical image computing. The group has proposed some novel algorithms about image registration, such as elastic registration algorithm of medical image based on the prior knowledge and Markov Random Field model, a new registration method based on co-occurrence mutual information, etc.

This work was supported in part by the National Natural Science Foundation of China under grant No. 31000450, Guangdong Natural Science Foundation under grant No. 2014A030313316, and Pearl River S&T Nova Program of Guangzhou under grant 2012J2200041.