

# 非刚性医学图像配准与融合<sup>\*</sup>

徐克虎

(中国科学院自动化研究所 人工智能实验室 北京 100080)

(坦克学院 蚌埠 230013)

王小香

(中国科学院自动化研究所 人工智能实验室 北京 100080)

**摘 要** 非刚性医学图像的突出特点是不同图像间可能存在着较大的形态差异,因此非刚性医学图像的配准与融合是一项极富挑战性的研究工作.本文重点对现有的非刚性医学图像配准与融合的方法进行了归纳、总结和整理,并根据作者自己的研究体会,对这一领域内的发展方向做出了展望.

**关键词** 非刚性医学图像,形变,配准,融合

**中图法分类号** TP391

## 1 引 言

随着计算机技术的高度发展,目前已有多种影像设备应用于临床医学中,如 CT、MRI、B 超、SPECT、PET 等.但由于成像原理不同,不同影像所反映的信息也各有侧重,如 CT、MRI 以较高的分辨率提供了脏器或病灶的解剖形态信息,却无法反映其功能代谢情况;而 SPECT、PET(分辨率较低)虽能提供脏器或病灶的功能代谢信息,却无法反映其解剖细节.可见,由成像原理不同所造成的图像信息的局限性,使得临床上单独使用某一类医学影像进行诊疗的效果并不理想,一般只能得到定性的,或在一定条件下的定量分析.因此,如何综合利用多种影像信息便成为医学影像学的重要课题.基于模式识别与人工智能理论的医学图像配准与融合技术,就是在这种背景下产生并迅速发展起来的.

图像配准,就是将不同时间或不同种类的两幅图像统一到共同的空间坐标系中,并保持两幅图像中对应元素的位置一致性.其数学描述为求解一个数据集到另一个数据集的映射变换,经过变换后的两个图像集将达到最优匹配,即它们之间的误差最小.图像融合,就是将不同模态(CT、MRI、PET 等)或相同模态但成像参数(如 MRI 的多参数成像)或

成像时间不同的医学图像按照一定的标准综合在一起,得到一个新的、被优化的输出结果的过程.该结果比任一输入信息源包含更多的有用信息,它能更全面地反映人体的生理、病理变化形态和功能信息.

医学图像配准与融合的方法可简单划分为刚性图像的配准与融合和非刚性图像的配准与融合.鉴于临床的实际需求和医学影像研究的热点方向,本文主要对目前已有的关于非刚性医学图像配准与融合的典型算法进行归纳总结,并提出了作者自己的一些观点,希望能对致力于非刚性医学图像配准与融合技术研究的读者有所帮助.

## 2 非刚性医学图像的特点及坐标变换类型

在医学影像学中,刚性体是指那些不随人体生理运动(如呼吸、心跳、胃肠蠕动)发生变化或变化极小的人体组织或器官;非刚性体是指由于不自主生理运动的影响,其位置、尺寸和形状发生较大变化的组织或器官,如胸腔、腹部内的器官等.

对于刚性体,在不同时刻获得的图像之间会存在着灰度和分辨率上的差异,形态上有时也会有微小的差别,但这些图像的配准往往通过平移、旋转、

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金(No. 60172057)和博士后基金资助项目  
收稿日期:2002-07-23

比例、投影等线性变换即可实现. 而对于非刚性体, 不同时刻获得的图像不仅会在灰度和分辨率上存在着差异, 而且在形态上会有较大的差别, 这为非刚性医学图像的配准与融合带来了很大的困难.

人们早期关于医学图像配准与融合技术的研究, 主要是针对大脑等刚性体或准刚性体进行的. 随着计算机图形图像处理技术的发展, 目前, 人们已提出多种图像配准与融合的方法, 但比较成熟的仍主要应用于刚性体或准刚性体上, 而对非刚性体的研究仍相对薄弱. 随着人们对早期诊断要求的提高, 临床上对例如胸、腹部这类没有刚性边界, 甚至边界模糊的部位的配准要求尤为迫切, 这就促使医学图像配准与融合算法的研究重心逐步向非刚性图像领域转移. 在医学图像中, 由于形态变化的多样性, 有时仅靠基于参数的线性变换已很难描述图像所发生的形变, 因此, 在非刚性图像配准过程中, 往往需要采用非线性变换方法以及线性变换与非线性变换相结合的方法, 等等.

用于图像配准的变换空间通常有刚性变换、仿射变换、投影变换及弹性变换等. 刚性变换、仿射变换等线性变换是全局变换, 弹性变换等非线性变换是局部变换. 全局变换作用于整幅图像; 局部变换则通常是在全局变换的基础上, 作用于图像中感兴趣的局部区域(子图像). 刚性变换仅对图像进行平移和旋转; 仿射变换一般用于求解图像的坐标轴尺度因子; 弹性变换是基于弹性理论模型的方法, 中心任务是将由弹性形变引起的图像间的几何差异模型化, 这种方法首先由 Bajcsy 等人<sup>[1]</sup>提出, 并由 Christensen 等人<sup>[2]</sup>依据流体力学提出更加灵活的粘滞流体模型, 用于处理有较大形变的图像配准; 投影变换则很少见于有关图像配准的文献中.

### 3 非刚性医学图像配准技术

#### 3.1 原理

图像的配准过程就是寻找一个最优变换  $T: (x, y, z) \mapsto (x', y', z')$ , 使得在  $t$  时刻获得的图像

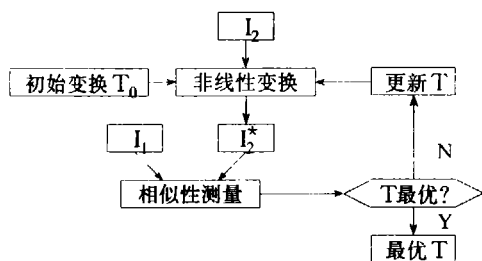


图1 非刚性图像配准流程图( $I_1$ :参考图; $I_2$ :浮动图)

$B$  中任一点  $(x, y, z, t)$ , 都能映射到在  $t_0$  时刻获得的参考图像  $A$  中的点  $(x', y', z', t_0)$ . 这就是图像配准的基本原理. 图1所示为非刚性图像配准的简单流程图.

#### 3.2 分类

从配准的对象上, 可将非刚性医学图像配准分为以下几类:

① 同一对象同一影像模式在不同时间的图像配准

这主要是利用不同时间采集的多幅图像间的差异性, 对感兴趣区域或目标的移动、形变和生长过程进行观察, 从而监视疾病的发展或对治疗效果进行有效的评价.

② 同一对象不同影像模式的配准

这主要是利用不同影像之间的信息互补优势(如解剖信息与功能信息), 提供更加丰富、可靠的人体信息, 这是医学影像配准与融合研究的重点.

③ 同一影像模式不同个体间的图像配准

这主要是将受试者的图像与正常人相同部位的图像进行对比, 以确定受试者是否正常; 或已知异常, 而与一些疾病的典型图像进行对比, 以确定受试者是否患有同样疾病.

④ 同一影像模式的病人图像与标准图谱的配准

这主要是利用标准图谱对疾病进行诊断.

从配准的机理上, 可将非刚性图像配准分成基于几何特征对应和基于像素(体素)相似性两大类.

基于几何特征对应的配准, 事实上就是将待配准图像中的点(解剖点、角点)、线(脊线、纹理)、曲面、区域等几何图元相对应的过程. 其关键是寻找对应的几何图元, 通常要对待配准图像进行以下预处理:

- ① 低通滤波去除随机噪声;
- ② 插值处理统一图像的分辨率;
- ③ 数据转换, 统一图像的数据格式;
- ④ 对比度增强, 提高图像的可视性;
- ⑤ 对图像中的目标或感兴趣区域进行分割, 提取特征;
- ⑥ 适当地选取对偶特征, 等等.

基于像素(体素)相似性的配准方法, 是利用图像全体像素(体素)的信息, 直接对不同影像模式的灰度统计特性进行全局最优化, 实现图像配准. 它不需要对图像进行分割、特征提取等预处理.

#### 3.3 常用算法

① 多项式配准法<sup>[3-7]</sup>. 该方法的一阶形式为仿射变换, 可表示为下述多项式形式:

$$\begin{aligned}x'_i &= a_{i1}x_i + b_{i1}y_i + c_{i1}z_i + d_{i1}, \\y'_i &= a_{i2}x_i + b_{i2}y_i + c_{i2}z_i + d_{i2}, \\z'_i &= a_{i3}x_i + b_{i3}y_i + c_{i3}z_i + d_{i3},\end{aligned}\quad (1)$$

其中  $a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}, b_{i1}, b_{i2}, b_{i3}, c_{i1}, c_{i2}, c_{i3}$  为多项式系数,  $(x_i, y_i, z_i)$  点经变换后为  $(x'_i, y'_i, z'_i)$ . 它的特例就是只有平移和旋转的刚性变换.

其思想是, 要使浮动图上任意一点  $(x_{i1}, y_{i1}, z_{i1})$  与参考图上的对应点  $(x_{i2}, y_{i2}, z_{i2})$  相匹配, 当且仅当变换后  $(x'_{i1}, y'_{i1}, z'_{i1})$  所对应的灰度值  $g(x'_{i1}, y'_{i1}, z'_{i1})$  与  $(x_{i2}, y_{i2}, z_{i2})$  所对应的灰度值  $g(x_{i2}, y_{i2}, z_{i2})$  之差的平方和  $E = \sum_i [g(x'_{i1}, y'_{i1}, z'_{i1}) - g(x_{i2}, y_{i2}, z_{i2})]^2$  小于给定的阈值. 具体应用时, 可首先根据浮动图与参考图中已知的对应特征点, 求得多项式的系数. 然后以此作为基准值并允许其有适当的变化范围, 根据此匹配条件, 求取优化的多项式系数, 进而变换整幅图像数据, 完成配准过程.

对于具有较大弹性形变的图像, 往往需要采用二次、三次或更高阶次的多项式函数来进行配准. 但高于三次的多项式函数会使计算量迅速增大, 并且会将图像的局部形变扩展到全局. 为了解决这些问题, Goshtasby<sup>[3]</sup> 提出分段多项式的方法, 将基于点的高阶多项式配准问题转变为求解其系数的线性方程解的问题.

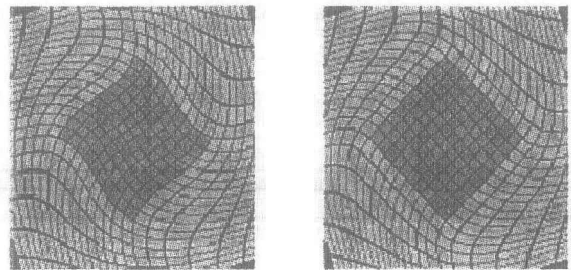
基于基点的配准问题, 要求基点的位置是准确的. 但基点的定位误差是不可避免的, 因而基于它们进行插值就会引起误差的扩散. 为提高插值精度, 就要选择尽可能多的基点, 这时得到的方程是一个病态的线性方程组, 需用最优化方法进行求解, 具体方法见文献[4]和文献[5]. 由于多种原因, 基于多项式的配准方法已逐渐被样条法所取代, 目前, 只能偶尔见于医学图像文献[6]和文献[7]中.

② 基于点的薄板样条插值法<sup>[9-14]</sup>. 在基于点的样条配准方法中, 目前使用较多是薄板样条插值法. 该方法最初由 Goshtasby<sup>[8]</sup> 用于描述二维平面内发生的形变, 并由 Bookstein F L<sup>[9]</sup> 首先引入 2D 医学图像形状比较中, 接着 Evans<sup>[10]</sup> 等人将该方法应用到 3D 医学图像分析中. 目前, 人们已利用这一方法成功地实现了 CT 和 MRI 图像间的弹性配准. 其具体思想是在统一的基准坐标系中, CT 图像的每一特征点  $(x_i, y_i, z_i)$  都与 MRI 图像中的一个特征点  $(x_i + d_{i1}, y_i + d_{i2}, z_i + d_{i3})$  相对应,  $(d_{i1}, d_{i2}, d_{i3})$  为两点间的位移矢量. 那么 CT 图像的任意一点与 MRI 图像的对应点之间的位移都可以通过这些特征点的位

移矢量插值得到. 最后得到使用薄板样条插值法实现弹性配准时, 与 CT 图像坐标点  $(x + \Delta x, y + \Delta y, z + \Delta z)$  处相对应的重采样 MRI 图像坐标点  $(x, y, z)$ , 从而做到全局三维非刚性配准.

然而, 在上述基于点的插值配准过程中, 总是潜意识地假设已知相应基点对的准确位置. 事实上, 这是不现实的. 为了增强配准的鲁棒性, Rohi 等人<sup>[11,12]</sup> 提出了近似薄板样条法 (approximating thin-plate splines), 该方法能够克服基点对之间存在的各向同性以及各向异性的误差, 达到较好的配准效果<sup>[13,14]</sup>.

③ 薄板样条法的扩展及它基于样条的方法. 在基于点的弹性配准中, 除了基点处的误差外, 加入一些其它的属性 (如基点处的轮廓方向、曲率信息等), 也可以在不增加额外基点的情况下, 大大提高配准的精度<sup>[13]</sup>. 文献[11]和文献[15]在极值函数中包含了方向性, 主要用于保持嵌在其它的弹性材质里的刚性结构 (如骨头) 的形状, 如图 2 所示. 显然在刚性结构的每个角加入方向信息之后, 可以很好的保持刚性物体的形状.



(a) 只采用标记点薄板样条插值法的配准结果 (b) 在标记点加入方向信息的配准结果

图 2 2D 合成图, 模拟嵌在其它弹性材质里的刚性结构的旋转

基于点的薄板样条图像配准也可以和灰度信息 (如互信息法) 结合起来<sup>[16]</sup>. Rueckert 等人<sup>[17]</sup> 将薄板样条法用于分析时域 - 空域医学图像 (心脏图像) 分析中取得了较好的结果. Davis 等人<sup>[18]</sup> 则提出了基于 Navier 方程解析解的样条 (弹性体样条), 这样既可以降低计算的复杂性, 又使得其数学理论易于理解.

薄板样条法的另一具有代表性的发展方向是基于曲线或表面的方法<sup>[19]</sup>, 这些方法具有更高的配准精度, 但其得到的弹性方程通常只能用有限元等数字方法求解, 计算代价特别巨大.

④ 三维表面配准法<sup>[20-22]</sup>. 在表面配准法中, 最

经典的基本方法是 Pelizzari、Chen<sup>[20]</sup> 等人提出的“头帽法(head-hat)”. 即:从一幅图中提取一组轮廓点作为“帽子”,从另一幅图中提取表面模型作为“头”,然后使用 Powell 等搜索算法(使帽点和头表面间的距离平均平方和最小)来确定变换关系.利用该方法不仅可实现头颅等 3D 刚性体图像的配准,而且可用于 3D 弹性(elastic)图像的配准,从而为一些非刚性组织器官的配准,如心脏、肝脏、肺等,提供了可能性.但这种方法与其它基于组织分割的算法一样,配准精度受限于组织分割的精度.目前,基于“头帽”的表面配准法主要应用于 PET-MRI 图像的配准,由于 SPECT 图像的边界模糊,不易使用此法<sup>[21]</sup>.

近年来,随着分割算法复杂程度降低、自动化程度提高以及斜面匹配技术在计算距离变换上的优势,该法有被广泛应用的趋势<sup>[22]</sup>.

⑤ 形变模型法<sup>[2,23-28]</sup>.由于形变模型能够任意变形,以匹配到参考图像的显著特征,因而成为非刚性医学图像配准中一个比较重要的方法.形变模型的概念起源于 Widrow<sup>[23]</sup> 的橡皮模型,这里,widrow 为描述二维不规则图形,给出了一个典型的参数化形变模型.参数化形变模型的应用,要求待配准图像特征的几何形状已知,并可以用少量参数表示,如人脸的面部特征等.这样,大大限制了形变模型的应用范围.以 Kass<sup>[24]</sup> 等人的 snake 活动轮廓模型为代表的自由式形变模型,不需要全局结构的先验知识,可以表示任意形状,因而具有更广泛的用途.自由式形变模型和参数化形变模型的目标函数,都是一个由内部能量和外部能量组合而成的,能表征形变模型和图像之间配准程度的能量函数.

早期 snake 模型要求有一个合适的初始化轮廓,然后通过梯度下降法收敛到极小值.因而它对初始位置非常敏感,轮廓经常会收敛到能量函数的某个局部极小值.为此 Neuenschwander<sup>[25]</sup> 等人允许用户确定理想轮廓上的两个端点,在优化过程中边缘信息从该两端点向中心传播;而 Fua<sup>[26]</sup> 等人则提出,为让优化轮廓通过图像上的某些特定点,以及在上述点上具有某些斜率,须外加吸引因子和切线上的硬约束,这都较好地解决了上述问题.

Christensen 等人<sup>[2,28]</sup> 则提出了一种具有正则化约束的粘滞流体形变模型,它融合变形的动力学信息,用从流体力学中导出的偏微分方程来约束模型的演化.该类模型可以匹配发生较大形变的图像,曾被誉为最完美的非刚性配准模型,但由于它的计算量巨大,在一定程度上影响了它的使用.虽然,人们对它进行了一些改进,如 Lester<sup>[54]</sup> 等人提出了一个

不均匀粘滞流体模型,而 Wang and Staib<sup>[55]</sup> 则根据统计特性,用目标形状的附加信息来约束配准过程,以提高配准质量,但其效果仍不理想.

文献[27]对形变模型的模型结构、能量公式和形变方法都做了改进,在一定的应用领域内取得了较好的实验效果.

理论上,形变模型基本上可以解决绝大多数非刚性医学图像的配准问题,但由于它要求具有较清晰的轮廓特征,因而在某些轮廓特征模糊的情况下不宜使用.另外,基于形变模型的配准需要分割、边缘提取等预处理工作,这也在一定程度上限制了它的使用范围.

⑥ 最大互信息法<sup>[29-41]</sup>.该方法分别由 Collignon<sup>[29]</sup> 与 Viola<sup>[30]</sup> 等人率先引入医学图像的配准中,它是利用全体像素(体素)灰度(intensity)的统计信息,而不是通常的几何特征实现配准的.它的原理是将图像的灰度值分布视作随机变量,互信息就是两个随机变量统计相关性的测度.如果两幅图像几何上配准(即对齐),那么它们对应像素对的灰度值的互信息最大.其数学描述为

设  $p_A(i)$ 、 $p_B(j)$ 、 $p_{AB}(i,j)$  分别是图像 A、B 灰度直方图的边缘分布函数和联合灰度直方图的联合分布函数,若

$$I(A,B) = \sum_{i,j} p_{AB}(i,j) \log \frac{p_{AB}(i,j)}{p_A(i)p_B(j)} \quad (2)$$

达到最大,则图像 A、B 配准.其中  $i,j$  满足  $0 \leq i,j \leq 255$  为图像 A、B 的灰度值.

由于该方法不需要对图像作分割、特征提取等预处理,几乎可以用在任何不同模式图像的配准,并具有较强的鲁棒性<sup>[35]</sup>,特别是当其中一个图像的数据部分缺损时也能得到很好的配准效果<sup>[36]</sup>.因此,从它一开始出现,就得到了学者们的广泛重视和普遍应用.但是,Studholme<sup>[31,32]</sup> 通过研究发现,互信息本身大小与待配准两图像间的重叠度具有一定的关联性.为了消除这种关联关系,他提出利用标准化互信息

$$I(A,B) = \frac{H(A) + H(B)}{H(A,B)}$$

来作为图像配准程度的判断标准.这里  $H(A)$ 、 $H(B)$  分别是图像 A、B 的边缘熵, $H(A,B)$  是他们的联合熵.则配准的过程就是寻找最优变换  $T_0$  的过程,

$$\begin{aligned} T_0 &= \arg \max_T I(A, TB) \\ &= \arg \max_T \frac{H(A) + H(TB)}{H(A, TB)}, \end{aligned} \quad (3)$$

它将 B 变换为  $T_0B$ ,并且最可能多的包含了参考图

像 A 的信息. F. Maes<sup>[33]</sup> 等人也提出了类似的标准互信息配准准则. 最初的互信息法主要用于头部等刚性图像的配准, 目前已有许多用于非刚性配准的例子<sup>[34,37-41]</sup>, B. Likar<sup>[37]</sup> 等人提出了一个基于互信息法的弹性图像由粗(低分辨率)到精(高分辨率)分层配准方法, 该方法将先验联合概率和当前浮动联合概率(floating joint probability)相结合, 不断地将待图像对细分、局部配准、弹性插值, 直至实现两幅图像配准, 其过程如图 3 所示. 该类方法美中不足的是它的计算量大, 且不适于对发生非弹性形变的局部图像作配准. 但该方法与薄板样条插值法等局部非线性配准法相结合, 无疑会成为今后一段时间内, 最具活力的非刚性医学图像配准方法之一.

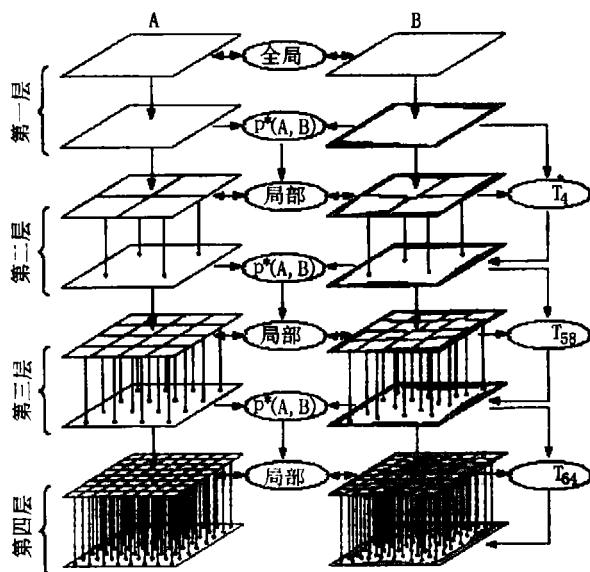


图3 基于互信息的分层配准方法

⑦ 其他配准方法. 素有数学显微镜之称的小波变换, 目前也被应用到医学图像配准过程中<sup>[42,43]</sup>, 它可以利用在较低分辨率下的配准参数作为基础和引导, 从而得到高分辨率下更为准确的结果. 它的这种层层细化、逐步逼近的方法, 不但加快了配准参数的搜索速度, 而且也可得到较高的配准精度. 此外还有基于光流运动模型<sup>[44]</sup>、B-样条变换<sup>[45]</sup>、有限元法<sup>[46]</sup>等的配准方法. 另外, 作者通过研究认为, 先对待配准图像进行局部刚性配准(包括特征点对、曲线对等), 以此结果为引导, 可在较小的搜索范围内获得全局最优仿射变换, 进行粗配准, 最后再对发生较大形变的局部进行弹性插值配准. 这样, 既可减少配准计算量, 又可保证配准的精度. 需指出的是, 利用上述方法对胸、腹部的脏器(或肿瘤)进行配准时, 有时需要在成像过程中施加标记(如橡胶绑带), 以增

加粗配准时的刚性特征点.

## 4 非刚性医学图像融合技术

### 4.1 原理

设  $S_1$ 、 $S_2$  为两个源图像,  $S$  为  $S_1$  与  $S_2$  的融合图像, 则

$$S(i, j) = \lambda_{s1} S_1(i, j) \pm \lambda_{s2} S_2(i, j), \quad (4)$$

其中  $S_k(i, j)$  为  $S_k(k=1, 2)$  在  $(i, j)$  点处的像素值,  $\lambda_k(i, j)$  为  $S_k(i, j)$  的加权值.

式(4)中取正号, 则可得到两幅图像的互补信息; 取负号则可得两幅图像的差异信息, 如数字剪影. 这就是信息融合的基本原理.

### 4.2 分类

与配准的类型相似, 非刚性图像的融合, 可以分为以下三类:

单模式融合(mono-modality). 它指待融合的两幅图像是由同一类成像设备获取的, 如 CT-CT、SPECT-SPECT 等;

多模融合(multi-modality). 是指待融合的两幅图像来源于不同类成像设备, 如 CT-MRI、SPECT-MRI 等;

模板融合(model). 这种方式适用于不同患者间的图像融合. 模板可为采集的图像, 也可为解剖、生理或数学图谱.

### 4.3 方法

一般而言, 图像的配准是以数据融合为目的的, 因此配准后的图像要将多种图像模式的特点同时表现出来, 突出最能反映生理、病理变化的形态和功能信息. 为避免覆盖、遮挡, 一般可采用多种显示方法, 如给不同区域定义多个灰度或彩色, 或用不同纹理区别显示等<sup>[20,47,48]</sup>. 如以某个图像为基准, 该图像用灰度色阶显示, 另一个图像迭加在基准图像上, 用彩色色阶显示.

融合图像有多种直观的显示方法. 常用的有表面显示法、断层显示法和三维显示法. 关于断层图显示主要是将融合的三维数据以横断面、冠状面和矢状面断层图像同步地显示, 便于观察者进行诊断; 关于三维显示主要是面显示和体显示; Stokking<sup>[49]</sup> 等人以灰度显示脑三维表面结构(MRI), 将放射性分布信息(SPECT)以彩色方式叠加于表面, 并以色彩浓淡表示浓度, 再用这种融合显示方式同时显示多个深度(5mm, 10mm, 15mm)的脑三维表面, 给医生很直观的诊断信息; 体显示是将融合的三维数据以三维图像的形式显示, 使观察者可更加直观地观察

病灶的解剖位置,在外科手术设计和放疗计划制定中有重要的意义。

目前,通用电器公司(GE)开发了在同一台设备上把 SPECT 或 PET 图像与 CT 图像融合的软件,该软件对 F-511-FDG 图像和单光子阳性显像图像具有重要的定位作用。它是目前进行 SPECT 与 CT 图像融合最准确、最方便的系统,已受到国内许多用户的认可<sup>[50]</sup>。

## 5 非刚性医学图像配准与融合技术的应用

在肿瘤诊断过程中,利用图像融合技术将同一患者的几幅图像放在一起分析,可得到该患者的多方面信息,提高对肿瘤的诊断、定级、定位和定量分析。如在肿瘤治疗中,可以通过不同时间的 PET 图像分析,可以知道哪些肿瘤是新生的,哪些是经放疗、化疗已纤维化的,哪些部分为转移灶。

在制定放射治疗计划时,需要用 CT 图像进行放射剂量分布的计算,用 MRI(磁共振成像)来决定放射线的投照区域。在实际操作过程中,用经过配准的 MRI 图像确定病灶区域,后把这一区域转换为相应的 CT 图像区域,这样,放射系统可在具有 CT 跟踪的条件下,很好的完成治疗任务。

在神经外科手术中,配准后的 CT/MRI 图像能给手术医生更多的病变区域及周围相关的解剖结构信息。

在癫痫病的治疗中,一方面要通过 CT、MRI 等获得病人的解剖信息,另一方面又要通过 SPECT 等得到病人的功能信息,融合两方面的信息将大大有助于对病人的治疗。

此外,放射治疗后扫描的 MRI 图像中,坏死组织往往表现为亮区,很容易与癌症复发混淆。与配准的 PET 或 SPECT 一起使用,可以区分坏死组织(没有代谢)与肿瘤复发(通常表现为高代谢)。

总之,图像融合丰富了图像信息,为各类诊断和治疗提供了更加科学的依据。

## 6 结论与展望

关于图像配准与融合,目前尚未找到一种完全通用、确保有效的方法。特别是非刚性医学图像的配准与融合,更具有一定的难度。综合运用多种手段可能是今后非刚性医学图像配准与融合技术的主要发

展趋势。例如,更多生物机械模型的综合、物理和统计的变形模型的结合、基于点和基于面的方法的结合、基于几何和基于灰度统计的方法相组合、大面积变形的处理以及不确定和错误信息的综合等等。

另一方面,生产厂商从改进图像获取的设备着手,将不同的成像系统,如把功能性成像系统和结构性成像系统集成在同一套设备上,也是今后实现图像配准的一个重要发展方向。通用电器公司(GE)的 Hawkeye 将 CT 球管安装在双探头具有符合探测功能的 SPECT 系统中<sup>[51]</sup>,X-CT 球管、探测器及放射性核素探头装在同一旋转机架上,病人可同时进行 CT 和 SPECT 检查。得到的 X 线图像不仅可以用来与 SPECT 图像进行融合,还可以通过不同软组织及骨骼对 X 线与单光子的不同衰减比例因子,由 CT 值计算线性衰减系数,进行 SPECT 的衰减校正。

在配准对象方面,目前众多的多模态图像配准与融合中,很少涉及到超声波图像。而超声波是一种物美价廉、实时灵活、在我国临床上使用最广泛的一种设备。近来,国外已有人对超声图像与其它模式图像的配准与融合进行了研究<sup>[40,52,53]</sup>,我国医学影像工作者应抓住机遇,在这方面多做一些研究工作。

另外,由于待配准的多幅图像基本都是在不同时间、不同条件下获取的,所以很难实现绝对配准。这样,对不同方法的配准效果进行评估,就显得十分必要。因此,寻求一个通用的配准与融合评价标准,也是今后一个时期迫切需要解决关键问题。

注:本文在写作过程中得到了田捷教授和张晓鹏副研究员的热情帮助和指导,在此深表谢意。

## 参 考 文 献

- [1] Bajcsy R, Kovacic S. Multiresolution Elastic Matching. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1989, 46(1): 1-21
- [2] Christensen G E, Miller M I, Vannier M, *et al.* Individualizing Neuroanatomical Atlases Using a Massively Parallel Computer. *IEEE Computer*, 1996, 29(1): 32-38
- [3] Goshtasby A. Piecewise Linear Mapping Functions for Image Registration. *Pattern Recognition*, 1986, 19(6): 459-466
- [4] Press W H, Teukolsky S A, Vetterling W T, *et al.* Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing. 2nd edition, Cambridge, England: Cambridge University Press, 1992
- [5] Shikin E V, Plis A I. Handbook on Splines for the User. New York: CRC press, 1995
- [6] Kotsas P, Malasiotis S, Strintzis M G, *et al.* A Fast and Accurate Method for Registration of MR Images of the Head. *International Journal on Medical Informatics*, 1998, 52(1-3): 167-182
- [7] Noz M E, Maguire G Q Jr, Zeleznik M P, *et al.* A Versatile Func-

- tional-Anatomic Image Fusion Method for Volume Data Sets. *Journal of Medical Systems*, 2001, 25(5): 297 – 307
- [8] Goshtasby A. Registration of Images with Geometric Distortions. *IEEE Trans Geoscience and Remote Sensing*, 1988, 26(1): 60 – 64
- [9] Bookstein F L. Principal Warps: Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformations. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(6): 567 – 585
- [10] Evans A C, Dai W, Collins L, *et al.* Warping of a Computerized 3-D Atlas to Match Brain Image Volumes for Quantitative Neuroanatomical and Functional Analysis. In: *Proc of the International Society of Optical Engineering: Medical Imaging*. San Jose, California, 1991, 1445: 236 – 247
- [11] Rohr K, Fomefett M, Stiehl H S. Approximating Thin-Plate Splines for Elastic Registration: Integration of Landmark Errors and Orientation Attributes. In: *Proc of Information Processing in Medical Imaging*. Visegrad, Hungary: Springer-Verlag Berlin, 1999, 252 – 265
- [12] Rohr K. Image Registration Based on Thin-Plate Splines and Local Estimates of Anisotropic Landmark Localization Uncertainties. In: *Proc of Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*. Cambridge/MA, USA, OCT: Springer Verlag Berlin, 1998, 1174 – 1183
- [13] Rohr K. Elastic Registration of Multimodal Medical Images: A Survey. *Kunstliche Intelligenz*, 2000, 14(3): 11 – 17
- [14] Rohr K, Stiehl H S, Sprengel R, *et al.* Landmark-Based Elastic Registration Using Approximating thin-Plate Splines. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 2001, 20(6): 526 – 534
- [15] Fomefett M, Rohr K, Sprengel R, Stiehl H S. Elastic Medical Image Registration Using Orientation Attributes at Landmarks. In: Berry, *et al.*, eds. *Proc of Medical Image Understanding and Analysis*. University of Leeds/UK: University Print Services Leeds, 1998, 49 – 52
- [16] Meyer C R, Boes J L, Kim B, *et al.* Demonstration of Accuracy and Clinical Versatility of Mutual Information for Automatic Multimodality Image Fusion Using Affine and Thin-Plate Spline Warped Geometric Deformations. *Medical Image Analysis*, 1996, 1(3): 195 – 206
- [17] Rueckert D, Sanchez-Ortiz G I, Burger P. Motion and Deformation Analysis of the Myocardium Using Density and Velocity Encoded MR Images. In: *Proc of the 10th International Symposium on Computer Assisted Radiology*. Paris: Elsevier Amsterdam, 1996, 125 – 130
- [18] Davis M H, Khotanzad A, Flamig D P, *et al.* A Physics-Based Coordinate Transformation for 3-D Image Matching. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 1997, 16(3): 317 – 328
- [19] Fomefett M, Rohr K, Stiehl F S. Elastic Medical Image Registration Using Surface Landmarks with Automatic Finding of Correspondences. In: *Proc of the Workshop on Bildverarbeitung Für die Medizin 2000*. Munchen, Germany: Springer-Verlag Berlin, 2000, 48 – 52
- [20] Pelizzari C, Chen G, Spelbring D, *et al.* Accurate Three Dimensional Registration of CT PET and/or MR Images of the Brain. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 1989, 13(1): 20 – 26
- [21] West J, Fitzpatrick J M, Wang M Y, *et al.* Retrospective Intermodality Registration Techniques for Images of the Head: Surface-Based Versus Volume-Based. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 1999, 18(2): 144 – 150
- [22] Kagadis G C, Delibasis K K, Matsopoulos G K, *et al.* A Comparative Study of Surface-and Volume-Based Techniques for the Automatic Registration between CT and SPECT Brain Images. *Medical Physics*, 2002, 29(2): 201 – 213
- [23] Widrow B. The Rubber Mask Technique, Parts I and II. *Pattern Recognition*, 1973, 5(3): 175 – 211
- [24] Kass M, Terzopoulos W A. Snakes: Active Contour Models. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321 – 331
- [25] Neuenschwarder W, Fua P, Szekely G, *et al.* Making Snakes Converge from Minimal Initialization. In: *Proc of International Conference on Pattern Recognition*. Jerusalem, Israel, 1994, A: 613 – 615
- [26] Fua P, Brechbuhler C. Imposing Hard Constraints on Soft Snakes. In: *Proc of 4th European Conference on Computer Vision*. Cambridge, UK, 1996, II: 495 – 506
- [27] 刘继敏, 王伟, 史忠植. 一个新的变形模板匹配方法. *计算机学报*, 1999, 22(4): 359 – 363
- [28] Christensen G E, Robbitt R D, Miller M I. Deformable Template Using Large Deformation Kinematics. *IEEE Trans on Image Processing*, 1996, 5(10): 294 – 302
- [29] Collignon A, Maes F, Delaere D, *et al.* Automated Multimodality Image Registration Using Information Theory. In: Bizais Y, Barillot C, eds. *Information Processing in Medical Imaging*. Brest, France, 1995, 263 – 274
- [30] Viola P, Wells III, W M. Alignment by Maximization of Mutual Information. In: *Proc of the International Conference on Computer Vision*. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press, 1995, 16 – 23
- [31] Studholme C. Measures of 3D Medical Images Alignment. PhD Thesis, United Medical and Dental Schools of Guy's and St. Thomas's Hospitals, 1997
- [32] Studholme C, Hill D L G, Hawkes D J. An Overlap Invariant Entropy Measure of 3D Medical Images Alignment. *Pattern Recognition*, 1999, 32(1): 71 – 86
- [33] Maes F, Collignon A, Vandermeulen D, Marechal G, *et al.* Multi-Modality Image Registration by Maximization of Mutual Information. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 1997, 16(2): 187 – 198
- [34] Gaens T, Maes F, Vandermeulen D, Suetens P. Non-Rigid Multimodal Image Registration Using Mutual Information. In: Wells W M, Colchester A, Delp S, eds. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, Lecture Notes in Computer Science, 1998, 1496: 1099 – 1106
- [35] Wells *et al.* Multi-Modal Volume Registration by Maximization of Mutual Information. *Medical Image Analysis*, 1996, 1(1): 35 – 51
- [36] 罗述谦. 医学图像配准技术. *中国图像图形学报(B版)*, 2000, 5(7–8): 72 – 76
- [37] Likar B, Pernuš F. A Hierarchical Approach to Elastic Registration Based on Mutual Information. *Image and Vision Computing*,

- 2001, 19(1-2): 33-44
- [38] Skouson M B, Guo Q, Liang Z P. A Bound on Mutual Information for Image Registration. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 2001, 20(8): 843-846
- [39] Lau Y H, Braun M, Hutton B F. Non-Rigid Image Registration Using a Median-Filtered Coarse-to-Fine Displacement Field and a Symmetric Correlation Ratio. *Physics in Medicine and Biology*, 2001, 46(4): 1297-1319
- [40] Shekhar R, Zagrodsky V. Mutual Information-Based Rigid and Nonrigid Registration of Ultrasound Volumes. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 2002, 21(1): 9-22
- [41] 陈 昱, 庄天戈, 王 合. 直方图估计互信息在非刚性图像配准中的应用. *计算机学报*, 2000, 23(1): 444-447
- [42] Downie T R, Shepstone L, Silverman B W. A Wavelet Based Approach to Deformable Templates. In: Madia K V, *et al.*, eds. *Proc of Image Fusion and Shape Variability Techniques*. Leeds, UK: Leeds University Press, 1996, 161-169
- [43] Dinov I D, Mega M S, Thompson P M, *et al.* Quantitative Comparison and Analysis of Brain Image Registration Using Frequency-Adaptive Wavelet Shrinkage. *IEEE Trans on Information Technology in Biomedicine*, 2002, 6(1): 73-85
- [44] Vemuri B C, Huang S, Sahni S, Leonard C M, Mohr C, Gilmore R, Fitzsimmons J. An Efficient Motion Estimator with Application to Medical Image Registration. *Medical Image Analysis*, 1998, 2(1): 79-98
- [45] Otte M. Elastic Registration of FMRI Data Using Bezier-Spline Transformations. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 2001, 20(3): 193-206
- [46] Bharatha A, Hirose M, Hata N, *et al.* Evaluation of Three-Dimensional Finite Element-Based Deformable Registration of Pre-and Intraoperative Prostate Imaging. *Medical Physics*, 2001, 28(12): 2551-2560
- [47] Parsai E I, Ayyanger K M, Dobelbower R R, *et al.* Clinical Fusion of Three-Dimensional Using Bremsstrahlung SPECT and CT. *Journal of Nuclear Medicine*, 1997, 38(2): 319-324
- [48] Pietrzyk U, Herholz K, *et al.* Clinical Applications of Registration and Fusion of Multimodality Brain Images from PET, SPECT, CT and MRI. *European Journal of Radiology*, 1996, 21(3): 174-182
- [49] Stokking R, Zuiderveld K J, *et al.* Normal Fusion for Three-Dimensional Integrated Visualization of SPECT and Magnetic Resonance Brain Images. *Journal of Nuclear Medicine*, 1997, 38(4): 624-629
- [50] 朱家瑞, 吴文凯. 核医学图像处理工作站进展. *核医学/PET*. GE Medical Systems. [http://www.gemedicalsystems.com/cnzh/rad/nm\\_pet/specialist\\_discussion/workstation.html](http://www.gemedicalsystems.com/cnzh/rad/nm_pet/specialist_discussion/workstation.html)
- [51] 吴 蔚, 朱家瑞. 医学图像融合技术简介. *核医学/PET*. GE Medical Systems. [http://www.gemedicalsystems.com/cnzh/rad/nm\\_pet/specialist\\_discussion/introduction.html](http://www.gemedicalsystems.com/cnzh/rad/nm_pet/specialist_discussion/introduction.html)
- [52] Langer S G, Carter S J, Haynor D R, *et al.* Image Acquisition: Ultrasound, Computed Tomography, and Magnetic Resonance Imaging. *World Journal of Surgery*, 2001, 25(11): 1428-1437
- [53] Slomka P J, Mandel J, Downey D, *et al.* Evaluation of Voxel-Based Registration of 3-D Power Doppler Ultrasound and 3-D Magnetic Resonance Angiographic Images of Carotid Arteries. *Ultrasound Medical Biology*, 2001, 27(7): 945-955
- [54] Lester H, Arridge S, Jansons K, *et al.* Nonlinear Registration with the Variable Viscosity Fluid Algorithm. In: *Information Processing in Medical Imageing*. Visegrad, Hungary: Springer-Verlag, 1999, 238-251
- [55] Wang Y, Staib L. Physical Model-Based Non-Rigid Registration Incorporating Statistical Shape Information. *Medical Image Analysis*, 2000, 4(1): 7-20

## NON-RIGID MEDICAL IMAGES REGISTRATION AND FUSION

Xu Kehu

(Artificial Intelligence Laboratory, Institute of Automation, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

(Tank College, Bengbu 230013)

Wang Xiaoxiang

(Artificial Intelligence Laboratory, Institute of Automation, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

### ABSTRACT

Deformation is the prominent characteristic of non-rigid medical images, which makes the non-rigid medical image registration and fusion very difficult. This paper summaries the existing methods of non-rigid medical image registration and fusion. Then the authors prospect some new aspects of this research.

**Key Words** Non-Rigid Medical Image, Deformation, Registration, Fusion