

# 基于 GPU 的 2D-3D 医学图像配准

党建武 杭利华 王阳萍 杜晓刚

(兰州交通大学电子与信息工程学院 兰州 730070)

**摘要** 在 2D-3D 医学图像配准中,数字影像重建(DRR)的生成与相似性测度是最重要同时也是最耗时的两个配准步骤。针对配准过程中计算量大、耗时长的问题,将模式强度与梯度相结合,简化模式强度相似性测度的计算量,同时利用图形处理器(GPU)的多线程并行计算在 GPU 上完成 DRR 生成与相似性测度,引入梯度下降与多分辨率策略对配准过程进行优化,完成整个配准过程。通过与多种相似性测度方法以及基于 CPU 的配准的比较,表明该方法在很好地兼顾配准精确度的同时,配准速度得到了大大提高。

**关键词** 2D-3D 医学图像配准,数字影像重建,模式强度,图形处理器,梯度下降

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A

## 2D-3D Medical Image Registration Based on GPU

DANG Jian-wu HANG Li-hua WANG Yang-ping DU Xiao-gang

(School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

**Abstract** In 2D-3D medical image registration, the DRR generation and the computation of the similarity measure between the DRR and the x-ray image are the most important and time-consuming registration procedures. Because of the problem of large amount of calculation in registration procedure, this paper combined the pattern intensity with gradient to simplify the calculation, and used GPU multithreading parallel computing to generate the DRR and compute the similarity on the GPU, introduced the gradient descent and multi-resolution strategies in the registration optimization procedure to complete the registration process. Compared with other similarity measures and registration on the CPU, this registration method ensures the registration precision and improves the registration speed.

**Keywords** 2D-3D medical image registration, Digitally reconstructed radiograph (DRR), Pattern intensity (PI), Graphic processing Unit (GPU), Gradient descent

## 1 引言

在计算机辅助外科手术和图像导航外科手术中,图像配准是重要的一环。术前的三维体数据与术中获取的二维 X 线图像间进行配准能够提供实时信息,对放射治疗中病人的摆位和多模图像之间的融合有很大帮助。在手术操作过程中,通常使用二维图像替代三维图像来记录当前病人和仪器的摆位,二维图像的获取要比三维图像的获取简单而且需要的时间短,这样可以减少病人和医生在手术过程中受到的辐射量。由于二维图像相对于三维图像缺乏很多空间信息,因此,将术中的 2D 图像与术前的 3D 图像之间的信息融合,从而矫正放疗过程中靶区及病人摆位的误差,显得尤为重要。

为了将术前的 CT 体数据作为图像导航外科手术的参考,必须实现 2D 图像与 3D 图像之间的配准。现有的 2D-3D 图像配准方法主要分为基于特征和基于灰度两大类<sup>[1]</sup>。基于特征<sup>[2]</sup>的配准方法利用固定在病人身体上的标记点或者人体

内部固有标记点进行定位,寻找一种精确的空间变换使 2D 图像与 3D 图像的相应特征点之间的几何距离最小化。通过分割来寻找一些几何特征点,可以减少计算的数据量,从而加快配准算法,但是配准算法的精确度很大程度上依赖于特征点的选取和匹配,同时分割步骤多需要人工干预,所以此方法的精确度和鲁棒性不高,并且很难实现自动化。基于灰度<sup>[3]</sup>的配准方法直接应用图像的灰度信息进行配准,通过变换使两幅图像像素间某种相似度量达到最优从而实现配准,由于其配准过程不需要分割步骤以及特征值的提取,可实现全自动化,相对于基于特征的配准方法,精确度和鲁棒性更好。基于灰度的 2D-3D 配准通常包含两个步骤,即 DRR 的生成以及计算 DRR 与 X 线图像之间的相似度。基于灰度的 2D-3D 医学图像配准中,主要的相似性测度包括相关系数、梯度系数、模式强度和互信息。Graeme<sup>[4]</sup>对基于灰度的 6 种相似性测度方法进行了测试,并对几种测度方法的精确度和鲁棒性进行了比较。通过研究表明,互信息在进行软组织配准时会

到稿日期:2012-06-15 返修日期:2012-09-18 本文受国家自然科学基金项目(60962004,61162016),甘肃省科技支撑计划项目(0708GKCA047),甘肃省自然科学基金项目(0803RJZA015)资助。

党建武(1963-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理;杭利华(1988-),男,硕士生,主要研究方向为医学图像配准;王阳萍(1973-),女,博士,副教授,主要研究方向为医学图像处理;杜晓刚(1985-),男,博士生,助教,主要研究方向为医学图像处理。

有很大的误差,同时有支架介入时,相关系数和互信息都会出现很大的误差。Lilla<sup>[5]</sup>对几种相似性测度方法进行学习和比较后指出,当处理软组织及部分遮挡和截断时,配准效果较差,同时他还提出模式强度和梯度差值能够取得很好配准效果。但计算模式强度时需要针对不同图像的每个像素进行计算,计算复杂度高,耗时时间较长,影响了配准的效果。

完成 2D-3D 配准时,需要将不同维的图像配准转换为相同维度的图像配准,DRR 是实现这一转换的关键技术。通常 DRR 的生成是在 CPU 上完成,需要很长的时间。随着 GPU 的不断发展,GPU 逐渐被引入到了医学图像配准算法中<sup>[6]</sup>。为了提高 2D-3D 之间配准精确度和速度,降低模式强度的计算复杂度,本文对相似性测度模式强度的计算做了改进,同时在 GPU 上完成 DRR 的生成以及 DRR 图像与 X 线图像的相似性测度。通过多次试验验证表明该方法是一种精确度较高的配准算法。

## 2 数字影像重建技术

数字影像重建是图像引导放疗过程中实现 2D-3D 配准的关键技术,产生 DRR 的基本原理如图 1 所示。用光线投射的方法选择合适 X 射线虚拟光源位置,X 射线从虚拟的射线源射出经过由 CT 切片组成的三维体数据,向垂直于射线中轴的平面进行投射。当 X 射线以一定的步长射向 CT 体数据时,用插值的方法可以计算出 CT 切片上每个像素点的 CT 值,一条射线投射结束时,能够得到一个累加值,所有射线投射结束时,就可以得到所有点的 CT 累加值,将 CT 累加值转换为像素灰度值就得到了整个 DRR 图像。

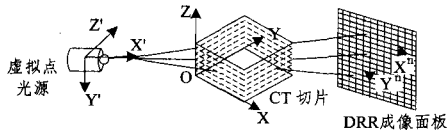


图 1 DRR 生成的基本原理

CT 体数据集中的每一个点的 CT 值(HU)与 X 线在该体元上的衰减是相关的,线性衰减是 X 线光子和电子密度的函数,运用适当的 CT 体数据转换可以得到 DRR 中的衰减,从这些衰减中能计算出可以显示的可见光,从而可以在屏幕显示出要得到的 DRR 图像。每个体元的衰减系数由  $\mu$  来表示, $\mu$  由 CT 值相对于 X 射线的平均能量得到,在水中 HU 值与衰减系数  $\mu$  之间的关系如式(1)所示:

$$HU = 1000 \frac{\mu - \mu_{water}}{\mu_{water}} \quad (1)$$

当 X 线投射经过一个与 X 线虚拟电光源距离为  $d$  的质地均匀的物体时,电子强度会发生衰减,电子强度  $J_0$  经过衰减变为  $J$ ,两者之间的关系可以由式(2)表示:

$$J = J_0 e^{-\mu d} \quad (2)$$

然而人体是质地不均匀的,而且不同的组织器官有着不同的衰减系数  $\mu$ ,不同组织器官离虚拟点光源的距离  $d$  也不相同,所以电子强度的衰减只能用积分形式表示,如式(3)所示:

$$J = J_0 e^{-\int_0^d \mu ds} \approx J_0 e^{-\sum_i \mu_i d_i} \quad (3)$$

按照文献[6]的方法生成 DRR 图像,首先将图像分化,分别求每块的平均电子强度,同时电子强度的计算需正则化,得到一个期望值  $J^{desired}$ ,每块的电子强度平均值为  $\bar{J}$ ,电子强度  $J$  的计算方法如式(4)所示:

$$J'(x, y) = \frac{J^{desired}}{\bar{J}} J(x, y) + J_{add} = J_{mult} J(x, y) + J_{add} \quad (4)$$

式中, $J_{add}$  是恒量。最后将 CT 值转化得到像素的灰度值,从而得到需要的 DRR 图像。

## 3 基于 GPU 的 2D-3D 医学图像配准

### 3.1 2D-3D 医学图像配准

在 2D-3D 医学图像配准中,是将手术发生前的 CT 体数据集与手术发生中的 X 线图像进行配准,得到相应的配准参数来指导放疗。整个配准过程包括两个主要的步骤:DRR 图像的生成和 DRR 图像与 X 线图像之间的相似度计算。寻求一种最优的相似性测度方法,对于完成整个 2D-3D 配准起着至关重要的作用。DRR 图像  $I_{DRR(X)}$  与 X 线图像  $I_{(FLL)}$  通过一种相似性测度  $T$  来计算相似度,如式(5)所示:

$$T(I_{FLL}, I_{DRR(X)}) \quad (5)$$

而对配准进行优化,就是寻找最优的优化参数,使两者之间的相似性达到最大,如式(6)所示:

$$x^* = \arg \max_x T(I_{FLL}, I_{DRR(X)}) \quad (6)$$

式中, $x = (t_x, t_y, t_z, r_x, r_y, r_z)$ ,表示沿着 X, Y, Z 轴上的平移量和旋转度数。

2D-3D 医学图像配准中常用的配准有基于特征和基于灰度两类相似性测度方法,基于灰度的相似性测度相比于基于特征的相似性测度,配准的稳定性与精确度更高,被广泛地应用在配准算法中。常用的基于灰度的相似性测度目标函数大致有以下几种<sup>[4]</sup>:归一化互相关(NCC)、模式强度(PI)、互信息(MI)、梯度相关(GC)以及梯度差值(GD)。文献[4]对几种算法的精确度和鲁棒性进行了对比,结果表明模式强度和梯度差值的效果最好,能够很好地完成配准的要求。

### 3.2 模式强度相似性测度

模式强度作为 2D-3D 配准的相似性测度,具有很高的精确度和鲁棒性。模式强度是通过测量差值图像中存在的模式是否降到最低来判断图像配准是否成功,当一个像素与其临近像素的像素值的差别显著时,这个像素属于一个模式。配准的过程就是减弱模式的强度,随着模式强度的减少,当模式强度趋近于零时,模式强度测度趋近于一个最大值。通过比较 X 线图像与 DRR 图像之间在感兴趣区域(ROI)内每一个像素的强度差值,形成一个差值图像  $I_{diff}$ ,其表达式是:

$$I_{diff} = I_{FLL} - I_{DRR(X)} \quad (7)$$

模式强度通过计算差值图像  $I_{diff}$  的每一个像素与临近像素的差值来对图像配准进行测度,模式强度测度的数学表达形式如式(8)所示:

$$S_{PI}(x, y) = \sum_{x, y} \sum_{(v, w) \in N} \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + (I_{diff}(x, y) - I_{diff}(v, w))^2} \quad (8)$$

式中,  $N = \{(v, w) | (x-v)^2 + (y-w)^2 < r^2\}$ ,  $\sigma$  是一个常量,  $\sigma$  是减少噪声影响的一个约束, 文献[4]表明当  $r=3, \sigma=10$  时配准效果最好。

模式强度的计算是在每个像素的周围距离为  $r$  的半径区域内进行, 避免了区域外的像素的影响, 消除了图像的空间低频分量, 计算的精确度和鲁棒性较高, 但是由于模式强度的计算要遍历整个差值图像的每个像素点, 计算的复杂度大, 运算的时间长给配准带来了误差。

### 3.3 梯度相关与模式强度相结合的相似性测度

模式的强度计算要遍历整个差值图像, 以每个像素点为中心, 半径  $r$  内的整个区域的像素点都要统计在内, 计算量大, 耗时长。为了能够将计算的复杂度降低, 首先将模式强度计算的目标函数  $S$  进行正则化, 通过增加一个规范术语  $\frac{1}{WH\pi r^2}$ , 目标函数正则化之后的表达式为:

$$S = \frac{1}{WH\pi r^2} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H \sum_{d^2 \leq r^2} \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + (I_{diff}(x, y) - I_{diff}(v, w))^2} \quad (9)$$

式中,  $d^2 = (x-v)^2 + (y-w)^2$ ,  $W$  和  $H$  分别为 DRR 图像与 X 线图像的宽和高。通过正则化之后的目标函数, 无论差值图像的分辨率如何变化, 目标函数的值都是恒定的常数。

由于计算差值图像的模式强度, 需要计算整个图像的每一个像素, 而对于一些脊椎和骨骼的图像, 在骨组织外的像素点, 差值图像的模式强度与 X 线图像的模式强度是相同的<sup>[7]</sup>, 因此只需计算骨组织投影区域内差值图像与 X 图像之间的模式强度差值  $\Delta S(I_{diff})$ :

$$\Delta S(I_{diff}) = S(I_{diff}) - S(I_{FL}) \quad (10)$$

计算  $\Delta S(I_{diff})$  相对于计算  $S(I_{diff})$  的极大值, 需要较少的计算时间。

X 线虚拟电光源发射的射线往往是多色的光谱, X 线强度的衰减需考虑到多谱中各种光的衰减, 灰度值的计算较麻烦, 若只考虑多色光谱中对于实现 DRR 最有作用的单色光, 那么将射线的衰减系数近似地看作单色光的衰减, 灰度的计算就简化为<sup>[8]</sup>:

$$I(v, w) = I_0 \exp\left(-\int_{r(v, w)} \mu(x, y, z, E) dr\right) \quad (11)$$

X 射线由虚拟光源  $\vec{r}_s$  发出, 沿着 X 射线投射的方向, 经过 CT 体数据, 投射到 DRR 成像面板上  $\vec{r}_d(v, w)$ , 沿着 X 线投射的方向每个点的位置可以由式(12)确定:

$$\vec{r}(v, w, \lambda) = \vec{r}_s + \lambda(\vec{r}_d(v, w, \lambda) - \vec{r}_s), \lambda \in [0 \dots 1] \quad (12)$$

将式(12)代入式(11)像素点  $(v, w)$  的灰度值为:

$$I(v, w) = \int \mu(\vec{r}(v, w, \lambda))^T d\lambda \quad (13)$$

在差值图像中沿着图像梯度方向的水平和垂直方向对衰减系数求偏导数, 同时认为三维体数据的体元相对二维图像像素的大小是微不足道的, 可以得:

$$\frac{\partial I}{\partial v}(v, w) = \left(\sum_i \lambda_i \nabla \mu_i\right)^T \cdot \vec{v} \quad (14)$$

$$\frac{\partial I}{\partial w}(v, w) = \left(\sum_i \lambda_i \nabla \mu_i\right)^T \cdot \vec{w} \quad (15)$$

依据参考文献[8], 假设将  $I(v, w) = \frac{\partial I}{\partial v}(v, w)$  代入式(9)

中可以得到模式强度的计算公式为:

$$S = \frac{1}{WH\pi r^2} \sum_{x=1}^W \sum_{d^2 \leq r^2} \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + (\sum((\lambda_i \nabla \mu_i)^T \cdot \vec{x}) - \sum((\lambda_i \nabla \mu_i)^T \cdot \vec{v}))^2} \quad (16)$$

通过对模式强度计算公式的变形, 模式强度的计算得到了简化, 计算时间得到了缩短。

在计算差值图像的模式强度时, 需要遍历整个图像的每个像素, 并且以像素为中心, 半径  $r$  内的像素点也要参与运算, 可以看出每一个像素在计算的时候至少会被计算两次, 每次遍历计算一个像素模式强度时, 这个像素是其周围像素的中心<sup>[9]</sup>。所以当从左到右和从上到下扫描整个图像时, 只计算每个像素点右边和下面的像素点, 如图 2 所示, 这样可以使计算的复杂度降低一半, 缩短计算时间。

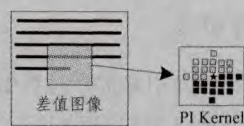


图2 模式强度计算示意图

### 3.4 2D-3D 配准的 GPU 实现

近年来, GPU 作为一个强大的计算平台逐渐受到了人们的关注, 它提供了灵活的编程环境, 并且可以处理大量复杂数据的并行计算。GPU 被成功地应用于计算机辅助手术中, 同时也被应用于 2D-3D 医学图像配准中。GPU 提供的线程可以与图像的大小相同, 线程与图像的像素一一对应, 将线程索引作为图像的坐标, 就可以并行地计算每个像素的灰度, 相比于在 CPU 上完成 2D-3D 医学图像配准, 可以大大加速配准的速度。

2D-3D 图像配准过程主要包含 DRR 图像的生成与 DRR 图像与 X 线图像之间相似度计算两个主要步骤, 本文将这两个步骤在 GPU 的并行计算平台上完成, 整个配准的过程如图 3 所示。

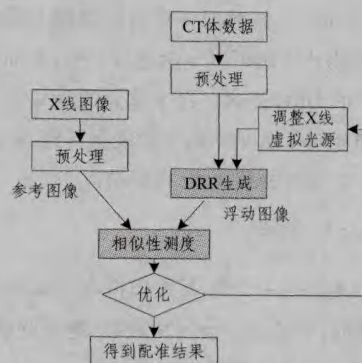


图3 2D-3D 配准流程图

### 3.5 优化

配准优化的过程是寻找优化参数使 DRR 图像与 X 线图像之间的相似度最大, 得到最好的配准效果。本文的优化过程是使用梯度下降优化策略来寻找最优参数, 在不断的迭代

过程中,通过得到的参数指导下一步迭代的图像变换,得到最大的相似性测度。为了能够提高配准的计算速度以及算法的鲁棒性,避免优化出现局部极值,采用了多分辨率策略<sup>[10]</sup>。配准的过程首先在粗糙的低分辨率完成,一旦完成一层的配准,用这层得到的优化的变换参数作为下一层较高分辨率的配准的输入,依次迭代完成整个配准。

#### 4 实验结果与分析

本文实验采用的硬件配置为:内存 4.0GB,显卡 Intel(R) HD Graphics Family,静态处理器为 1GB。实验环境为 Windows XP 下的 Visual Studio 2008,实验以盆骨的 X 线图像以及 CT 体数据为输入,其中 X 线图像大小为  $512 \times 512$ ,CT 体数据大小为  $512 \times 512 \times 360$ 。实验以 X 线图像为参考图像,DRR 图像为浮动图像<sup>[11]</sup>,配准效果图如图 4 所示。

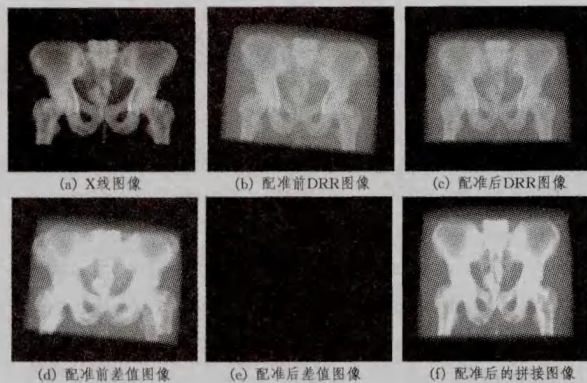


图 4 配准效果图

为了进一步验证实验结果,本文同时使用相关系数、互信息以及传统模式强度测度方法对配准过程作了相似性测度,并对结果作了总结,与本文相似性测度方法作了对比,如表 1 所列。

表 1 几种相似性测度方法比较

| 相似性测度方法 | $t_x$ | $t_y$ | $t_z$ | $r_x$ | $r_y$ | $r_z$ | CPU (s) | GPU (s) | 加速比  |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|---------|---------|------|
| 相关系数    | 15.2  | 20.3  | 1.02  | 1.62  | 1.63  | 0.40  | 350.2   | 10.5    | 33.4 |
| 互信息     | 16.8  | 22.5  | 1.15  | 2.01  | 2.12  | 0.36  | 380.4   | 14.3    | 26.6 |
| 模式强度    | 12.8  | 18.3  | 0.95  | 0.70  | 1.50  | 0.30  | 400.5   | 18.5    | 21.6 |
| 本文方法    | 10.2  | 15.4  | 0.80  | 0.65  | 1.40  | 0.25  | 360.2   | 8.2     | 44.0 |

通过实验表明,模式强度相似性测度在 2D-3D 医学图像配准中效果最好,而本文通过将模式强度与梯度相结合,对模式强度的计算进行了改进,配准的精确度和速度都有所提高。而基于 GPU 的配准在保持高的配准精度的同时,相比于基于 CPU 的配准速度有了明显的提高,很好地加速了配准的过程。

由于配准过程中计算量大,本文在采用梯度下降优化寻找最优参数的同时,引进了多分辨率策略<sup>[12]</sup>,起初在较低的分辨率下进行粗配准,将得到的配准变换参数作为下次分辨率较高的配准输入,完成整个配准过程。当分辨率较小时,GPU 的加速效果并不明显,随着分辨率的增加,GPU 的加速效果有着显著的增长。不同分辨率下 GPU 相对于 CPU 配准的时间比较如表 2 所列。

表 2 不同分辨率下 CPU 与 GPU 运行时间比较

| 图像分辨率     | CPU 配准时间(s) | GPU 配准时间(s) | 加速比  |
|-----------|-------------|-------------|------|
| 256×256   | 260.5       | 10.4        | 25.0 |
| 512×512   | 350.2       | 12.3        | 28.5 |
| 1024×1024 | 420.0       | 14.2        | 30.0 |

从上面与其他相似性测度方法相比较表明,本文的配准算法在保持精确度的同时,引入多分辨率策略,采用 GPU 硬件加速对配准速度有了显著的提高。

**结束语** DRR 生成与相似性测度是 2D-3D 医学图像配准两个重要的组成部分。很多文献研究表明,基于光线投影的 DRR 生成与基于模式强度的相似性测度是两种精确度较高的方法,但是两种方法都非常耗时。提出一种模式强度与梯度相结合的相似性测度以及使用 GPU 的硬件的加速配准,从而快速高效地完成了 2D-3D 图像的配准,得到了不错的配准结果。以后的工作将着重研究如何减少配准过程计算量大的问题,寻找合适的配准分辨率以及 GPU 硬件在医学图像配准中的应用,使得该配准方法得到进一步改进,以满足临床的实时性需求。

#### 参考文献

- [1] van de Kraats E B, Penney G P, et al. Standardized evaluation methodology for 2D-3D registration [J]. IEEE Transaction on Medical Imaging, 2005, 24(9): 1177- 1189
- [2] Groher M, Bender F, Hoffmann R T, et al. Segmentation-driven 2D-3D registration for abdominal catheter interventions [J]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2007, 4971: 527- 535
- [3] Birkfellner W, Stock M. Stochastic rank correlation: A Robust merit function for 2D/3D registration of image data obtained at different energies[J]. Medical Physics, 2009, 36(8): 3420-3428
- [4] Penney G P, Weese J. A Comparison of Similarity Measures for Use in 2D-3D Medical Image Registration [J]. Lecture Notes in Computer Science, 1998, 17(4): 594
- [5] Zollei L. 2D-3D Rigid-Body Registration of X-Ray Fluoroscopy and CT Images[D]. Electrical Engineering Computer Science, 2001
- [6] Kubias A. 2D/3D Image Registration on the GPU [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2008, 18(3): 382-383
- [7] Weese J, Buzug T M. An Approach to 2D/3D Registration of a Vertebra in 2D X-ray Fluoroscopies with 3D CT Images[C]// Computer Vision Virtual Reality and Robotics in Medicine and Medical Robotics. 1997: 124
- [8] Wein W. 2D/3D Registration Based on Volume Gradients[C]// Computer Aided Medical Procedures. 2005
- [9] Wein W. Intensity Based Rigid 2D-3D Registration Algorithms for Radiation Therapy[D]. Collaboration with Siemens Corporate Research, 2003
- [10] 李雄飞, 张存利. 医学图像配准技术进展[J]. 计算机科学, 2010, 37(7): 31
- [11] 徐建, 秦安. 基于 CUDA 的 2D-3D 配准技术的研究[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(11): 57
- [12] 袁修国, 彭国华. 基于 GPU 的变型 SIFT 算子实时图像配准[J]. 计算机科学, 2011, 38(3): 303