

基于机器学习和几何变换的实时 2D/3D 脊椎配准

陈智强^{1,2} 王作伟^{3,4} 方龙伟^{1,2} 菅凤增⁴ 吴毅红⁵ 李硕⁶ 何晖光^{1,2,7}

摘要 在图像引导的脊柱手术中, 实时高效的 2D/3D 配准是一项重要且具有挑战性的任务. 通常的 2D/3D 配准一般是将三维图像投影到二维平面, 然后进行 2D/2D 的配准. 由于投影空间涉及到 3 个平移以及 3 个旋转参数, 其投影空间的复杂度为 $O(n^6)$, 使得配准很难兼具高准确性和高实时性. 本文提出了一个结合机器学习与几何变换的 2D/3D 配准方法, 首先, 使用统计形状模型对目标脊椎进行建模, 并构建了一种新的投影方式, 使得 6 个投影参数中的 4 个可以使用几何的方法计算出来; 接下来利用回归学习的方法学习目标脊椎的形状与投影参数之间的关系; 最终, 结合学到的关系和几何变换完成配准. 本方法的两个姿态参数的平均预测误差为 0.84° 和 0.81° , 平均目标配准误差 (Mean target registration error, mTRE) 为 0.87 mm, 平均配准时间为 0.9 s. 实验结果表明本方法具有很好的实时性和准确性.

关键词 2D/3D 配准, 机器学习, 几何变换, 统计形状模型, 实时

引用格式 陈智强, 王作伟, 方龙伟, 菅凤增, 吴毅红, 李硕, 何晖光. 基于机器学习和几何变换的实时 2D/3D 脊椎配准. 自动化学报, 2018, 44(7): 1183–1194

DOI 10.16383/j.aas.2017.c160711

Real-time 2D/3D Registration of Vertebra via Machine Learning and Geometric Transformation

CHEN Zhi-Qiang^{1,2} WANG Zuo-Wei^{3,4} FANG Long-Wei^{1,2} JIAN Feng-Zeng⁴ WU Yi-Hong⁵
LI Shuo⁶ HE Hui-Guang^{1,2,7}

Abstract In spine operations, an effective 2D/3D registration is of great importance yet a challenging task. Traditional 2D/3D registration approach projects 3D data to a 2D plan then conducts a 2D/2D registration. It is difficult to obtain both high accuracy and good real-time performance, because the projection space has 3 translation and 3 rotation degrees of freedom and its complexity $O(n^6)$. In this paper we propose a method which combines machine learning strategy with geometric transformation. We build a shape model using statistical shape model and construct a new projection method, which makes it possible to calculate that 4 of the 6 projection parameters with the geometric method. Then we use regression learning method to learn a pose model between shape of vertebra and projection parameters. Finally we fulfill the registration by using the learned pose model and geometric transformation. Using the proposed method, the mean predicted errors of two pose parameters are 0.84° and 0.81° , respectively. The mean target registration error (mTRE) is 0.87 mm. And the mean time of registration is 0.9 s. These results show that our method owns both high accuracy and good real-time performance.

Key words 2D/3D registration, machine learning, geometry translation, statistical shape model, real-time

Citation Chen Zhi-Qiang, Wang Zuo-Wei, Fang Long-Wei, Jian Feng-Zeng, Wu Yi-Hong, Li Shuo, He Hui-Guang. Real-time 2D/3D registration of vertebra via machine learning and geometric transformation. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(7): 1183–1194

脊柱类疾病是比较常见的一种疾病, 手术是

收稿日期 2016-10-11 录用日期 2017-06-23
Manuscript received October 11, 2016; accepted June 23, 2017
国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2013AA013803), 中国自然科学基金 (91520202), 中国科学院青年创新促进会资助
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2013AA013803), National Natural Science Foundation of China (91520202), and Youth Innovation Promotion Association of Chinese Academy of Sciences

本文责任编辑 黄庆明
Recommended by Associate Editor HUANG Qing-Ming
1. 中国科学院自动化研究所类脑智能研究中心 北京 100190 中国
2. 中国科学院大学 北京 100049 中国 3. 北京医院神经外科 北京 100730 中国 4. 首都医科大学宣武医院神经外科 北京 100053 中国
5. 中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室 北京 100190 中

国 6. 加拿大西安大略大学 安大略 N6A3K7 加拿大 7. 中国科学院脑科学与智能技术卓越创新中心 北京 100190 中国

1. Research Center for Brain-inspired Intelligence, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China 3. Department of Neurosurgery, Beijing Hospital, Beijing 100730, China 4. Department of Neurosurgery, Xuanwu Hospital Capital Medical University, Beijing 100053, China 5. National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China 6. University of Western Ontario, Ontario N6A3K7, Canada 7. Center for Excellence in Brain Science and Intelligence Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

治疗脊柱类疾病的常见方式. 图像引导的脊柱手术能够大大提高手术的成功率, 尤其是 3D 的图像能够给医生提供包括病人脊椎姿态的丰富信息. 然而在术中获取病人的 3D 影像是十分困难的, 而获得 2D 的 X-ray 图像比较容易, 为了在术中给医生呈现病人的 3D 脊椎信息, 一个可行的方法便是对术前 3D 图像中的脊椎和术中 2D 图像中的脊椎进行配准, 从而间接地在术中为医生提供病人脊椎的 3D 姿态信息.

如图 1 所示, 传统的 2D/3D 配准方法是基于搜索的策略, 是将 3D 图像模拟投影成一系列的 2D 图像, 将这些模拟投影图像与真实的 2D 图像进行相似性度量, 找到一个最佳匹配的模拟投影图像, 从而完成配准^[1-4]. 在进行相似性度量时, 早期配准方法如^[2, 4-7]是对整幅图像或感兴趣区域进行配准, 这样目标周围的组织也会对配准产生影响. 为了避免邻近组织的影响, Pohl 等在配准前先对目标进行分割, 使得配准更加的精确^[8]. 在搜索的策略上, 由于投影空间复杂度较高为 $O(n^6)$, 包括 3 个平移自由度和 3 个旋转自由度, 所以计算量巨大, 为了减小计算量, 有许多启发式搜索的方法被提出, 如 Zollei 等和 Kim 等使用梯度下降的方法来引导搜索^[5-6], Chou 等使用回归学习的方法建立灰度残差与投影参数改变量的关系来引导投影参数的搜索方向^[9]. 这些基于启发式搜索的配准方法在一定程度上减小了计算量, 但是依然很难达到实时配准, 并且对初值敏感, 不易收敛.

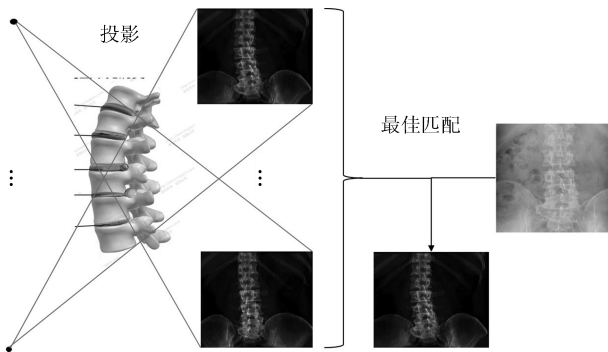


图 1 传统 2D/3D 配准流程

Fig. 1 Traditional 2D/3D registration process

由于基于搜索策略的配准方法计算量大, 越来越多的研究转向基于机器学习的方法^[10-12]. 基于机器学习的配准方法主要是学习模拟投影图像与投影参数之间的关系, 从而避免搜索的过程, 大大提高了配准的效率. 使用投影图像的哪些信息以及如何提取这些信息并建立与投影参数之间的关系是基于机器学习配准方法的一个重要的问题. Cyr 等只使用了简单的轮廓信息, 而没有使用内部丰富的结构信

息^[10]. 文献 [11] 中建立了目标的纹理模型, 并学习纹理模型与投影参数之间的关系, 在精度和速度上都有较好的效果, 但是这个工作配准的对象是干扰较小的头部图像, 因此并没有分割的过程. 文献 [12] 中使用标志点的统计分量来回归学习其与投影参数之间的关系, 但是其将分割、标志点定位和统计分量计算作为三个独立的问题进行处理, 且分割直接使用人工设定阈值的方法, 使得整个方法复杂且需要较多的人为干预, 稳定性和实用性欠佳.

为了更好地分割目标, 本文对脊椎建立了统计形状模型^[13-14]. 统计形状模型最早应用于人脸分割上, 文献 [15-16] 将统计形状模型应用在医学影像的分割上, 得到了不错的效果. 统计形状模型除了分割目标外, 还能提取形状分量、灰度分量、标志点位置等信息, 相比文献 [12] 中将这三个步骤作为三个独立的问题进行处理, 统计形状模型具有更高的稳定性和实用性. 文献 [11] 中使用了灰度信息建立了纹理模型, 但是 2D/3D 配准是跨模态的, 灰度信息易受到模态的影响, 而形状信息并不会受到模态的影响, 因此本文采用形状信息建立与投影角度的关系, 即姿态模型.

另一方面, 可以证明 6 个投影参数, 在选择合理的投影方式下, 其中 4 个投影参数的效果可以等效为一个仿射变换, 有了标志点的位置, 可以通过几何的方法直接计算出这个仿射变换, 因此姿态模型只需要建立两个投影参数与形状分量的关系.

基于以上考虑, 本文提出了一个结合几何与学习的 2D/3D 脊椎配准方法, 该方法使用统计形状模型对目标脊椎进行分割并提取形状信息, 在一个本文构建的新的投影方式下, 两个参数通过学习求解, 其余 4 个投影参数通过几何求解.

本文的主要贡献如下: 通过学习的方法建立投影图像与投影参数之间的关系, 构建了一个新的投影变换方式, 使用几何和学习相结合的方法计算投影参数. 故而, 本文的方法实时性好, 准确性高, 鲁棒性好.

1 方法

1.1 总体流程

如图 2 所示, 本方法主要包括三个部分. 第一部分为建立统计形状模型, 在术前使用训练集的 CT 图像投影生成 2D 的 DRR (Digitally reconstructed radiograph) 图像, 并和 X-ray 图像一起建立统计形状模型 AAM (Active appearance model); 第二部分为建立姿态模型, 在术前对病人的 CT 图像进行 DRR 投影, 使用 AAM 模型分割 DRR 图像中目标脊椎, 并得到形状参数, 然后建立投影参数与形状参

数之间的关系; 第三部分为配准, 在术中, 使用 AAM 模型对 X-ray 图像的目标脊椎进行分割, 并得到形状参数, 再使用姿态模型通过形状参数直接得到投影参数, 从而完成配准。

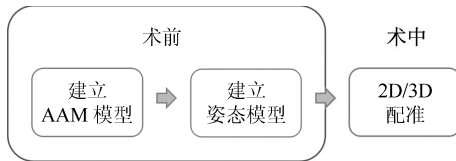


图 2 总体流程图

Fig. 2 Overall flow chart

1.2 建立统计形状模型

统计形状模型广泛地应用在医学影像分割当中, 常用的统计形状模型包括 ASM (Active shape model)^[13] 和 AAM^[14], 其中 ASM 只对形状信息进行建模, 而 AAM 不仅对形状信息进行建模同时也对灰度信息进行建模, 因此具有更好的分割性能, 因此本文采用 AAM 来建立统计形状模型。

本文将 3D 的 CT 图像投影成 2D 的 DRR 图像, 并对 2D 的 DRR 图像和 X-ray 图像进行 AAM 建模. 为了可以使用同一个统计形状模型来对 DRR 图像和 X-ray 进行标志点的定位, 本文将 DRR 图像和 X-ray 图像放在一起建立一个统一的 AAM 模型。

为了提取建立 AAM 模型所需的标志点, 如图

3 所示, 本文对每个样本使用人工提取的方法提取所需的标志点, 并使用普氏分析 (Procrustes analysis)^[17] 将提取的标志点映射到一个共同的坐标系下, 使得每个样本标志点的重心为原点, 并消除平移、放缩、旋转对不同样本标志点的影响。

1.2.1 形状模型

本文对映射到共同坐标系下的标志点使用 PCA (Principal component analysis) 得到形状模型 (见文献 [13]), 每个样本的特征点 $x(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 可以表示为

$$x = \bar{x} + P_s b_s \quad (1)$$

这里是 \bar{x} 平均形状, P_s 是对标志点使用 PCA 得到的一组标准正交基, b_s 是形状模型参数。

1.2.2 表观模型

我们把对所有的样本进行变形, 使得其特征点变形到平均形状上 (使用三角算法)^[18]. 我们把经过形状标准化的图像, 在其形状模型所覆盖的区域进行采样, 并对采样点进行归一化使其均值为 0, 方差为 1, 以消除亮度的影响, 从而得到 g . 对 g 我们使用 PCA 得到表观模型^[14], 则 g 可以表示为

$$g = \bar{g} + P_g b_g \quad (2)$$

这里 \bar{g} 是平均灰度, P_g 是灰度模型的标准正交基, b_g 是灰度模型参数。

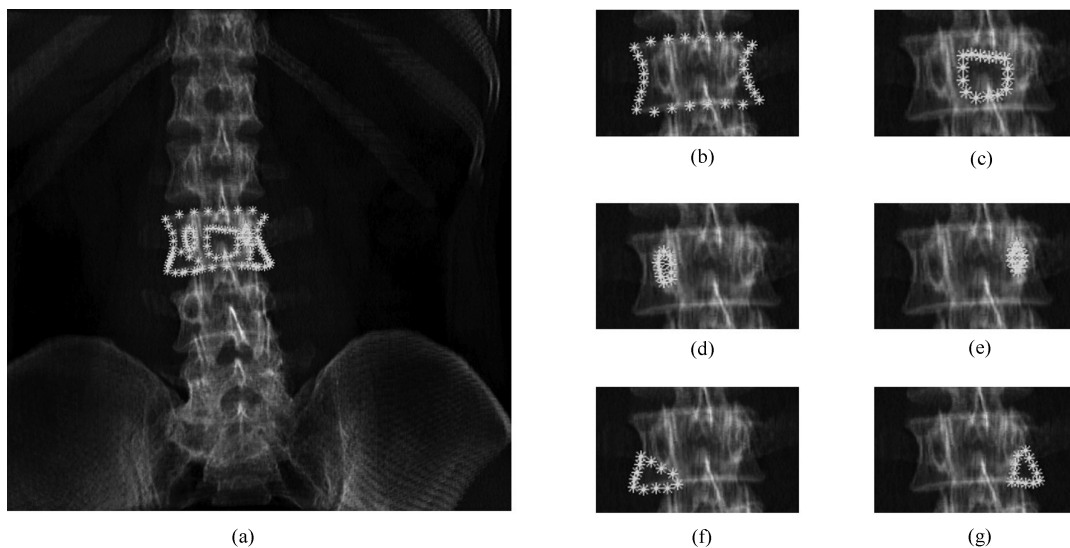


图 3 提取标志点 (我们对每幅图像手动提取 93 个标志点, 所有标志点总体分为 6 个部分: (a) 为所有的标志点, (b)、(c)、(d)、(e)、(f)、(g) 为 6 个部分每个部分的标志点, 其中 (b) 为椎体轮廓, (c) 为中央灰度凹陷, (d) 和 (e) 接近于生理结构的椎弓根, (f) 和 (g) 为椎体左右下切角)

Fig. 3 Extract landmarks (We manually extract 93 landmarks for each image, all landmarks are divided into 6 parts, in which (a) contains all landmarks, while (b), (c), (d), (e), (f), (g) contain one of 6 parts, among them, (b) is vertebral body contour, (c) is the central gray depression, (d) and (e) are close to the pedicle of the physiological structure, and (f) and (g) are the left and right bottom of the vertebral body.)

1.2.3 联合模型

我们将形状模型参数和灰度模型参数串联起来建立一个联合模型. 由于形状模型和灰度模型具有不同的量纲, 因此我们对形状模型加一个系数以统一量纲.

$$b = \begin{bmatrix} W_s b_s \\ b_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_s P_s^T (x - \bar{x}) \\ P_g^T (g - \bar{g}) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, W_s 是一个对角阵来平衡形状模型和灰度模型参数的量纲 (见文献 [14]).

为了进一步挖掘形状模型和灰度模型之间相关性, 我们对串联的形状模型和灰度模型参数使用 PCA 得到联合模型 (见文献 [14]), 由于形状模型参数和灰度模型参数的均值为 0, 所以 b 均值为 0, 则有:

$$\hat{b} = Qc \quad (4)$$

Q 是表征模型正交基, c 是表征模型参数: 这样我们可以更直接地使用 c 来表达形状和灰度

$$\hat{x} = \bar{x} + P_s W_s Q_s c, \quad \hat{g} = \bar{g} + P_g Q_g c \quad (5)$$

其中

$$Q = \begin{bmatrix} Q_s \\ Q_g \end{bmatrix} \quad (6)$$

1.2.4 分割模型

建立了形状和灰度的联合统计模型之后, 使用该统计模型对目标进行分割, 分割使用迭代的策略. 为了使得分割迭代修正的过程更加高效, 分割模型使用了学习的方法, 使用一个线性模型去学习灰度的偏差与联合统计模型参数的偏移量之间的关系:

$$\delta c = A\delta I \quad (7)$$

为了得到 A , 在模型的参数上人为增加一个偏移量 δc , 计算增加了偏移量之后图像灰度的变化 δI , 使用多元线性回归来拟合 A . 为了拟合平移 t_x 、 t_y 、旋转 θ 和尺度 s 的变化带来的变化, 在模型参数上增加额外的 4 个参数 (s_x, s_y, t_x, t_y) , 其中 $s_x = s \cos(\theta)$, $s_y = s \sin(\theta)$. 同时将原图像的灰度 I 标准化后进行采样得到纹理 g , 则偏移关系变为

$$\delta c = A\delta g \quad (8)$$

其中

$$\delta g = g_s - g_m \quad (9)$$

g_s 为原图像纹理, g_m 为模型的当前迭代联合统计模型的纹理.

1.3 建立姿态模型

由于病人的 CT 图像可以在术前得到, 所以可以在术前从病人的 CT 图像中尽可能地获取信息以辅助术中的配准, 提高术中的配准速度和精度.

本节通过对病人术前 CT 图像投影生成一系列 DRR 图像, 并使用 AAM 模型对目标脊椎进行分割得到其统计模型参数, 从这个参数中得到目标脊椎的形状分量和灰度分量.

为了避免配准搜索的过程, 本节建立了姿态模型, 即脊椎和投影参数之间的关系. 由于 DRR 图像和 X-ray 图像属于不同的模态, 其灰度信息有一定的差异, 因此用 DRR 图像的灰度信息建立的姿态模型直接应用于 X-ray 图像并不合适. 考虑到脊椎的形状信息不但受模态的影响小而且与投影参数也有较强的相关性, 所以本文使用形状信息来建立姿态模型.

在投影生成 DRR 图像时, 如果让 CT 以一些特定的方式变换, 4 个投影参数的作用可以等效为一个仿射变换. 这就意味着部分投影参数可被几何变换代替. 本文构建了一种新的投影变换, 如图 4 所示, (r, θ, ϕ) 为球形坐标系的参数. (u, v, w) 为投影对象自身姿态坐标系, 此姿态坐标系与球形坐标系联动, 姿态坐标系的 u 轴平行于球坐标系的纬线切线指向如图 4(b) 中所示方向, v 轴平行于球坐标系的经线指向如图 4(b) 中所示方向, w 轴沿径向方法指向背离圆心的方向.

为了使问题更加简化且清晰, 本文在对 CT 投影之前, 先将目标脊椎的中心移动到初始投影位置. 对于新的投影方式, 投影过程可以表示为

$$I = P(T(I_{3D}; r_u, r_v, r_w, r, \theta, \phi)) \quad (10)$$

其中, I_{3D} 为 3D 图像, T 为本文构建的三维空间变换, P 为 DRR 投影, I 为投影生成的 2D 的 DRR 图像.

由于我们获得 X-ray 图像生成时, 投影对象距离光源的大致距离 r_0 , 因此可以将 r_0 作为投影的基准值, 实际投影的距离可以表示为 $r_0 + \delta r$, 这样投影过程可以表示为

$$I = P(T(I_{3D}; r_u, r_v, r_w, r_0 + \delta r, \theta, \phi)) \quad (11)$$

由于 $\delta r \ll r_0$, 因此我们可以近似认为 δr 的改变所引起的投影图像的变化为一个放缩变换 (证明详见附录 A).

令

$$I_a = P(T(I_{CT}; r_u, r_v, 0, r_0, 0, 0)) \quad (12)$$

$$I_c = P(T(I_{CT}; r_u, r_v, r_w, r_0 + \delta r, \theta, \phi)) \quad (13)$$

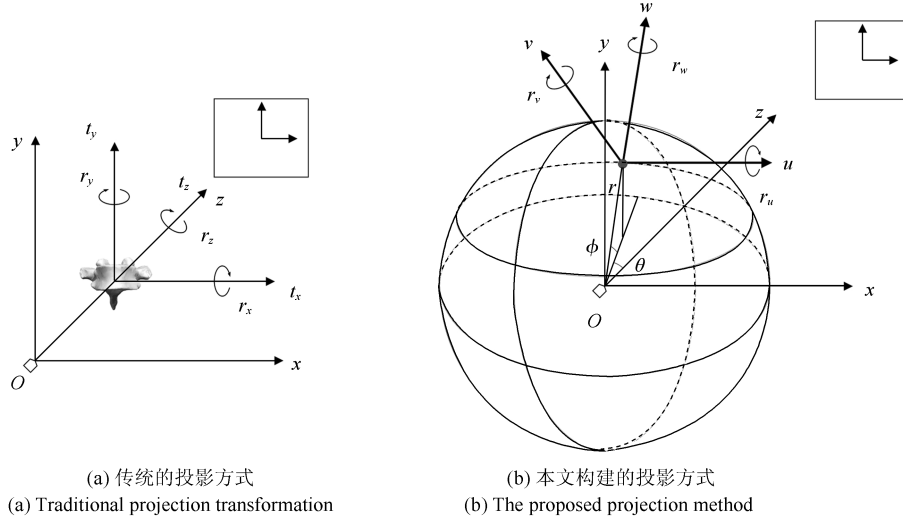


图 4 投影变换 ((a) 图是传统的投影方式, (x, y, z) 为世界坐标系, (t_x, t_y, t_z) 是三个平移参数 (r_x, r_y, r_z) 为三个旋转参数. (b) 图是本文构建的投影方式, (x, y, z) 为世界坐标系, $(x'O'y')$ 为投影平面坐标系, 此坐标系沿世界坐标系 z 轴向投影与 (xOy) 重合. (r, θ, ϕ) 为球形坐标系的参数. (u, v, w) 为投影对象自身姿态坐标系, 此姿态坐标系与球形坐标系联动, 姿态坐标系的 u 轴平行于球坐标系的纬线切线指向如图 4 (b) 中所示方向, v 轴平行于球坐标系的经线指向如图 4 (b) 中所示方向, w 轴沿径向方法指向背离圆心的方向.)

Fig. 4 Projection transformation ((a) is traditional projection transformation, and (x, y, z) is world coordinate system, and (t_x, t_y, t_z) are three translation parameters, while (r_x, r_y, r_z) are three rotation parameters. b) is the proposed projection method. (x, y, z) is the world coordinate system, and $x'O'y'$ is the coordinate system of projective plane. This coordinate system coincides with the axial projection of z in the world coordinate system (xOy) . (r, θ, ϕ) are parameters for the spherical coordinate system. (u, v, w) is pose projection coordinates of object, and it coact with spherical coordinates as the (b) shows.)

x^a 为 I^a 某点的坐标, x^c 为 I^c 中 x^a 的对应点的坐标, 我们把二维的投影坐标系下的坐标点增广表示在三维的世界坐标系中则有 $x^A = \begin{bmatrix} x^a \\ h \end{bmatrix}$, $x^C = \begin{bmatrix} x^c \\ h \end{bmatrix}$. h 是光源到投影平面原点的距离. 则有 (证明过程详见附录 A)

$$x^C = kRSx^A \quad (14)$$

其中, k 为一个系数使得等式右边的第三维为 h , 且

$$S = \begin{bmatrix} s & 0 & 0 \\ 0 & s & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos r_w & \sin r_w & 0 \\ -\sin r_w & \cos r_w & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$s = \frac{r_0}{(r_0 + \Delta r)} \quad (16)$$

其中

$$R = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ -\sin \theta & \sin \phi & \cos \theta \cos \phi \\ \sin \theta \sin \phi & \cos \phi & -\cos \theta \sin \phi \end{bmatrix} \quad (17)$$

r_u 和 r_v 是空间的旋转参数, 表示的是脊椎的空间姿态, 我们称之为姿态参数, $r_w, \delta r, \theta, \phi$ 可以使用一个几何变换代替, 我们称之为几何参数. 具有相同姿态参数的 DRR 图像之间可以使用几何变换 (齐次空间下) 相互转换, 这就意味着对相同的姿态参数只需要投影生成一张 DRR 图像, 其他相同姿态参数的 DRR 图像可以通过几何变换的方法得到. 这样需要进行 DRR 投影的参数空间就可以从 $O(n^6)$ 减少为 $O(n^2)$. 对于图像上的标志点, 同样可以使用线性变换得到, 需要定位标志点位置的图像空间也可以从 $O(n^6)$ 减少为 $O(n^2)$, 这样显著的减少了定位标志点的工作量.

为了学习姿态参数与目标脊椎形状参数之间的关系, 对 CT 图像生成 n 幅 DRR 图像. 对于 n 幅生成的投影图像, 使用 AAM 分割目标脊椎并获得 n 组形状参数 $\mathbf{B} = (b_1, b_2, \dots, b_n)$, 每个投影图像对应的姿态参数为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{R}_u \\ \mathbf{R}_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{u1} & r_{u2} & \cdots & r_{un} \\ r_{v1} & r_{v2} & \cdots & r_{vn} \end{bmatrix}$$

本文使用一个线性模型 M 去学习形状参数与姿态参数之间的关系,

$$\begin{bmatrix} R_u \\ R_v \end{bmatrix} = MB \quad (18)$$

$$M = \begin{bmatrix} R_u \\ R_v \end{bmatrix} B^T (BB^T)^{-1} \quad (19)$$

则 M 即是我们需要的姿态模型. 通过该姿态模型, 我们可以使用形状参数直接求出对应的投影姿态参数. 给定一幅图像目标脊椎的形状参数 b , 则其对应的姿态参数为

$$\begin{bmatrix} r_u \\ r_v \end{bmatrix} = Mb \quad (20)$$

1.4 配准

如图 5 所示, 在术前, 针对由 CT 投影生成的 DRR 图像, 首先用 AAM 模型分割目标脊椎得到其形状参数, 然后建立姿态模型, 即形状参数与投影角度之间的关系; 在术中, 先对 X-ray 图像使用 AAM 模型分割目标脊椎得到形状参数, 然后通过术前得到的姿态模型求取投影参数. 具体如下:

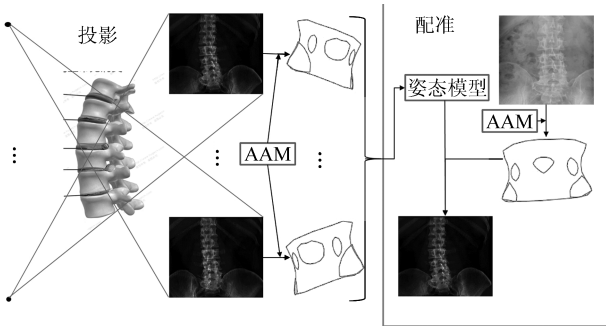


图 5 本文配准示意图

Fig. 5 Illustration of registration in this paper

对于术中待配准的 X-ray 图像 $I_{X\text{-ray}}$, 我们使用 AAM 模型分割目标脊椎 (需手动指定初始位置) 并获得其形状参数 $b_{X\text{-ray}}$, 则其对应的姿态参数为

$$\begin{bmatrix} r_u \\ r_v \end{bmatrix} = Mb_{X\text{-ray}} \quad (21)$$

获得了姿态参数后, 使用此姿态参数生成对应的 DRR 图像. 利用生成的 DRR 图像和 X-ray 图像上标志点的几何变换关系, 我们可以求出几何参数. 具体如下:

我们根据得出的姿态参数对目标 CT 图像 I_{CT} 进行 DRR 投影, 得到对应的 DRR 图像 I_{DRR} , 有:

$$I_{DRR} = P(T(I_{CT}; r_u, r_v, 0, r_0, 0, 0)) \quad (22)$$

$x_{X\text{-ray}}$ 是 $I_{X\text{-ray}}$ 中一点 (齐次坐标下), x_{DRR} 是 I_{DRR} 中的 $x_{X\text{-ray}}$ 的对应点 (齐次坐标下).

$$x_{X\text{-ray}} = kRSx_{DRR} \quad (23)$$

对于 $I_{X\text{-ray}}$ 中目标脊椎的标志点的点集为 $X_{X\text{-ray}}$, 和 I_{DRR} 中目标脊椎的标志点的点集为 X_{DRR} . $X_{X\text{-ray}}$ 的重心在二维投影平面的坐标为 (cx, cy) ; 由于 CT 中目标脊椎的中心在投影初始位置, 所以我们可以通过 $X_{X\text{-ray}}$ 重心的位置求出 θ 和 ϕ ,

$$\theta = \arctan\left(-\frac{cx}{h}\right), \quad \phi = \arctan\left(\frac{cy}{h}\right) \quad (24)$$

通过 θ 和 ϕ 我们可以得到 R , 于是我们可以消除球面旋转的影响:

$$k^{-1}R^{-1}x_{X\text{-ray}} = Sx_{DRR} \quad (25)$$

此时, 我们只要求出相似矩阵 S 的旋转系数和放缩系数就可以求出 X-ray 图像与 CT 的配准关系. 我们使用以下目标函数来求相似矩阵 S 的旋转系数 r_z 和放缩系数 s .

$$(r_z, s) = \arg \min_{(r_z, s)} \left(\sum_{i=1}^n \| k_i^{-1}R^{-1}x_i - Sy_i \| \right), \quad x_i \in X_{X\text{-ray}}, y_i \in X_{DRR} \quad (26)$$

得到 (r_z, s) 之后, 我们可以使用 s 和 r_0 求出 δr

$$\frac{r_0}{(r_0 + \Delta r)} = s \Rightarrow \Delta r = \frac{r_0(1 - s)}{s} \quad (27)$$

这样我们就求出了和 X-ray 相对应的 DRR 图像的所有投影参数, 即完成了配准.

2 实验

2.1 实验数据和实验环境

CT 数据由北京医院提供. CT 采集设备为 GE 公司的 Discovery HD720, CT 数据分辨率为 $0.24 \text{ mm} \times 0.24 \text{ mm} \times 0.7 \text{ mm}$. 有 6 组 CT 数据和与其对应的冠状面 X 光图像, 构建统计形状模型时, 本文又同时使用没有对应图像的另外 5 个 CT 数据和 20 个 X-ray 冠状面图像. 处理数据和运行算法是在一台个人电脑上进行的, 配置为 Intel(R) Core(TM) i5-2400 CPU @ 3.10 GHz, 4 GB 内存. 运行算法平台为 Matlab R2014b.

2.2 生成 DRR 投影图像

对于有 6 组有对应冠状面 X-ray 图像的 CT 图像, 本文使用式 (7) 所示的投影方式, 投影参数 $r_u \in (-5^\circ, 5^\circ)$, $r_v \in (-10^\circ, 10^\circ)$, 且以 1° 为间

隔, 其他参数 $r_w \in (-45^\circ, 45^\circ)$, $\Delta r \in (-50 \text{ mm}, 50 \text{ mm})$, $\theta \in (-10^\circ, 10^\circ)$, $\phi \in (-10^\circ, 10^\circ)$, 在区间内随机指定, 每个 CT 投影生成 $11 \times 21 = 231$ 张图像. 对于没有对应冠状面 X-ray 图像的 CT, 本文投影参数的范围控制在 $r_u \in (-5^\circ, 5^\circ)$, $r_v \in (-10^\circ, 10^\circ)$, $r_w \in (-45^\circ, 45^\circ)$, $\Delta r \in (-50 \text{ mm}, 50 \text{ mm})$, $\theta \in (-10^\circ, 10^\circ)$, $\phi \in (-10^\circ, 10^\circ)$, 在这个投影参数空间中随机投影生成 15 张 DRR 图像. 在进行 DRR 投影时, 投影源到投影平面的距离 $h = 1000 \text{ mm}$, 投影对象的初始距离 $r_0 = 500 \text{ mm}$.

2.3 实验过程

为了充分利用数据, 我们对 6 组有配套 CT 和 X-ray 图像的数据使用留一交叉验证. 每次我们使用这 6 组数据中的 5 组作为训练集, 剩下的一组作为测试集. 我们使用训练集的 5 组数据和没有对应图像的另外 5 个 CT 和 20 个 X-ray 数据来建立 AAM 模型, 使用测试集的 CT 数据来建立姿态模型, 使用测试集的 X-ray 数据来与测试集的 CT 数据进行配准来验证本文方法的性能.

在建立 AAM 模型时, 本文从每个 CT 投影生成的 DRR 图像中随机不重复的抽取 15 张图像, 并和其他的 X-ray 图像一起建立 AAM 模型, 这样用来建立 AAM 模型的图像共有 $(5+5) \times 15 + 5 + 20 = 175$ 幅图像. 我们对每幅图像手动提取 93 个标志点, 如图 2 所示.

在建立姿态模型时, 本文使用测试集的 CT 投影生成的 DRR 图像来建立姿态模型. 同时为了比较线性模型和更高阶模型如二次、三次、四次模型, 本文也做了对比实验. 为了比较 r_u 和 r_v 在不同采样间隔下建立的姿态模型的性能, 本文也对 1° 、 2° 、 3° 采样间隔下建立的姿态模型做了对比.

2.4 评价准则

对于最终的配准性能的评价, 本文使用平均目标误差 (Mean target register error, mTRE). 对 X-ray 图像和配准得到的其对应的 DRR 图像, 手动分割出目标脊椎的轮廓, 衡量两个轮廓之间的误差来衡量配准的性能. 若 G 为 X-ray 图像的脊椎轮廓点集, H 为配准得到的 DRR 图像的脊椎轮廓的点集, 则 G 和 H 的 mTRE 为

$$m(G, H) = \frac{\sum_{i=1}^n \min_{j=1}^m d(g_i, h_j)}{n}, \quad (28)$$

$$g_i \in G, h_j \in H$$

其中, $d(g_i, h_j)$ 为 g_i 和 h_j 的欧氏距离.

3 结果

图 6(a) 和 (b) 展示了在建立姿态模型时, 分别使用线性、二次、三次和四次的模型在采样间隔为 1° 和 2° 时对 r_u 和 r_v 进行拟合时的预测误差. 图 6(c) 和 (d) 展示了使用线性模型时, 训练样本使用 1° 、 2° 、 3° 采样间隔的 r_u 和 r_v 来进行拟合时的 r_u 和 r_v 的预测误差. 其表明相比之下在 1° 采样间隔和使用线性模型来建立姿态模型时, 具有较好的性能.

图 7 是配准结果, 第一行是每个病人的 X-ray 图像, 黑线是目标脊椎的轮廓; 第二行是配准后对应的 DRR 图像, 白线是目标脊椎的轮廓; 第三行是配准结果, 底图是 X-ray 图像, 黑线是 X-ray 图像中目标脊椎的轮廓, 白线是 DRR 中目标脊椎轮廓对应到 X-ray 图像中的显示.

表 1 是每组 CT 在采样间隔为 1° 和使用线性模型下的姿态预测误差, 配准的平均轮廓距离和配准 (包含分割) 所耗费时间, 其中可以看出本文的方法精度较高, 实时性好. 表 2 为本文方法与其他方法在配准精度和时间上的对比, 可以看出本文方法具有一定的优越性.

表 1 配准结果
Table 1 Results of registration

对象	姿态误差 r_u ($^\circ$)	姿态误差 r_v ($^\circ$)	mTRE (mm)	时间 (s)
PA1	0.92 ± 0.69	0.88 ± 0.71	0.88 ± 0.73	0.96
PA2	0.62 ± 0.51	0.70 ± 0.62	1.13 ± 0.75	0.88
PA3	0.52 ± 0.44	0.70 ± 0.58	1.01 ± 0.62	0.88
PA4	1.43 ± 1.05	1.13 ± 0.92	0.77 ± 0.58	0.89
PA5	0.78 ± 0.61	0.62 ± 0.48	0.73 ± 0.45	0.88
PA6	0.76 ± 0.63	0.81 ± 0.64	0.68 ± 0.46	0.88
平均	0.84	0.81	0.87	0.90

表 2 各种方法对比
Table 2 Comparison with other methods

作者	方法框架	相似度度量	mTRE (mm)	时间 (s)
Russakof	基于搜索	互信息	1.3	-
Russakof	基于搜索	交叉相关	1.5	-
Russakof	基于搜索	梯度相关	1.3	-
Russakof	基于搜索	灰度模式	1.6	-
Russakof	基于搜索	梯度差	1.3	-
Russakof	基于搜索	Diff. 图像熵	1.9	-
Otake	基于搜索	NGI	-	6.3 ~ 54
Philipp	基于学习	纹理	1.05	0.02
本文	基于学习	形状	0.87	0.90

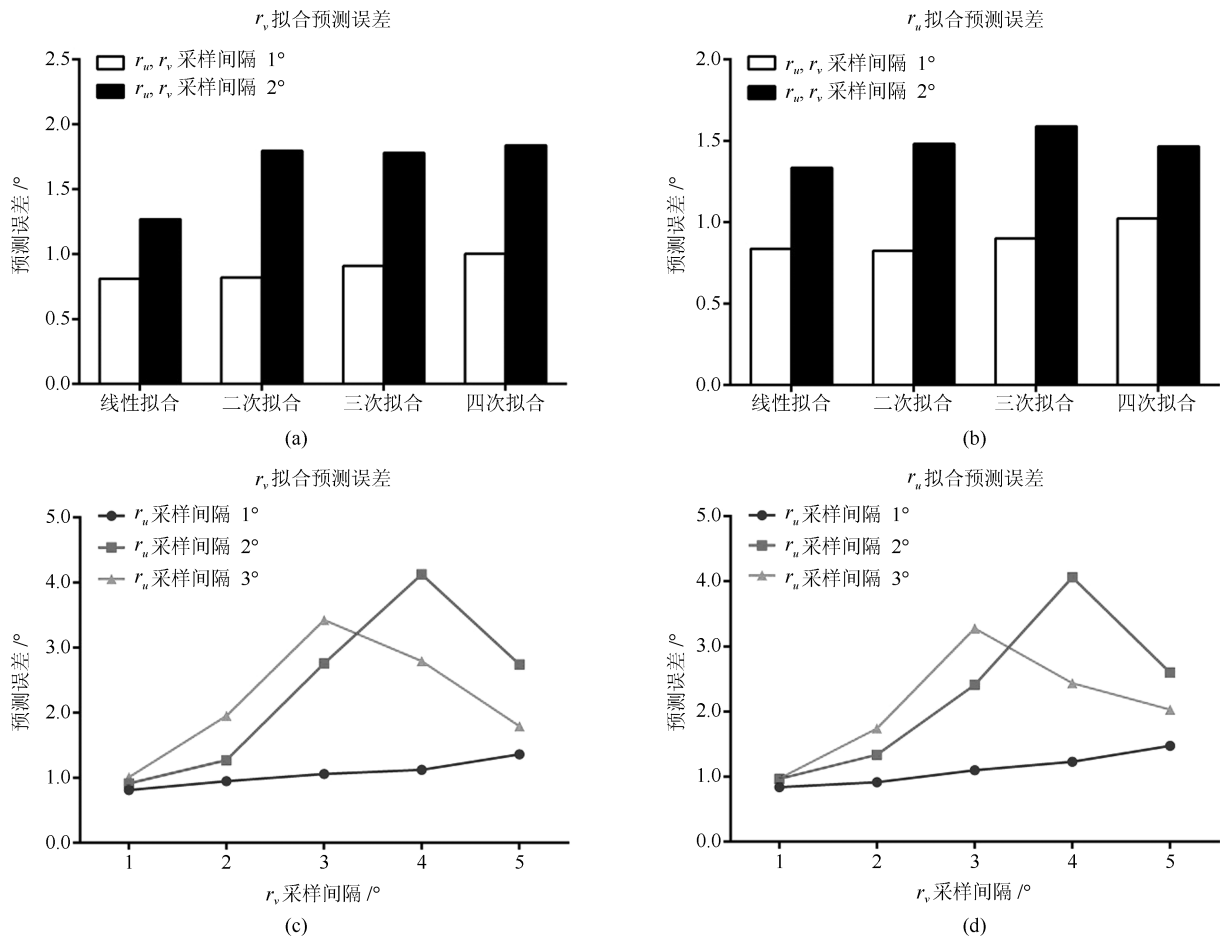


图6 线性和高阶拟合((a)和(b))与不同采样间隔下预测误差的变化((c)和(d))

Fig. 6 The difference of prediction error between linear model and high order model (a), (b) and by difference sampling intervals (c), (d)

4 讨论

如图6所示,在建立姿态模型时,本文同时实验了使用线性、二次、三次、四次的模型来拟合姿态模型,但是其预测结果却并不如简单的线性模型好,说明形状参数与姿态参数之间具有较好的线性关系,使用高次的模型反而容易过拟合.同时我们测试了在线性模型下使用不同的采样间隔的预测性能,在测试范围内的趋势为采样越密集模型的预测性能就越好,在采样间隔为 1° 时既能有较好的预测性能又不用生成过多的投影图像.在 1° 采样间隔下,使用线性模型的预测平均误差 r_u 仅为 0.84° , r_v 仅为 0.81° (表1),这说明了用线性模型来回归学习形状参数和姿态参数的关系是有效的.因此本文配准采用的姿态模型为 1° 采样间隔和线性回归学习下的模型.

表1展示了拟合姿态模型的误差和配准误差,可以看出本文使用学习的策略来预测投影姿态的角度误差在 0.5° 度到 1.4° 度之间,平均预测误差

r_u 为 0.84° , r_v 为 0.81° .其中第4组数据的误差比较大,主要在于第4组数据的图像质量明显不如其他的几组数据,因此其角度误差有明显增大.若除去第4组数据,投影姿态角度预测误差在 0.5° 到 0.9° 之间,平均为 0.72° 和 0.74° .配准误差在 $0.6\text{ mm} \sim 1.2\text{ mm}$ 之间,平均 0.87 mm ,配准速度平均为 0.9 s ,可以看出本方法具有精度较高.传统的基于搜索策略的2D/3D配准,搜索空间的复杂度为 $O(n^6)$,很难达到实时配准,而本文的方法仅需要 0.9 s ,能够满足实际应用的实时配准需求.

总体来说,本文使用机器学习的方法,通过建立姿态模型,即形状参数与投影角度之间的关系,来进行2D/3D配准,避免了繁重的搜索.在计算投影参数时,使用机器学习和几何变换相结合的方法,使用几何变换的方法计算出6个投影参数中的4个,使用机器学习的方法学习剩余的两个,大大减小了要学习的参数空间.因此,本方法具有实时性好,准确性高,鲁棒性强的优点.本文的配准方法在普通PC配置,没有GPU加速,以及使用计算效率并不高的

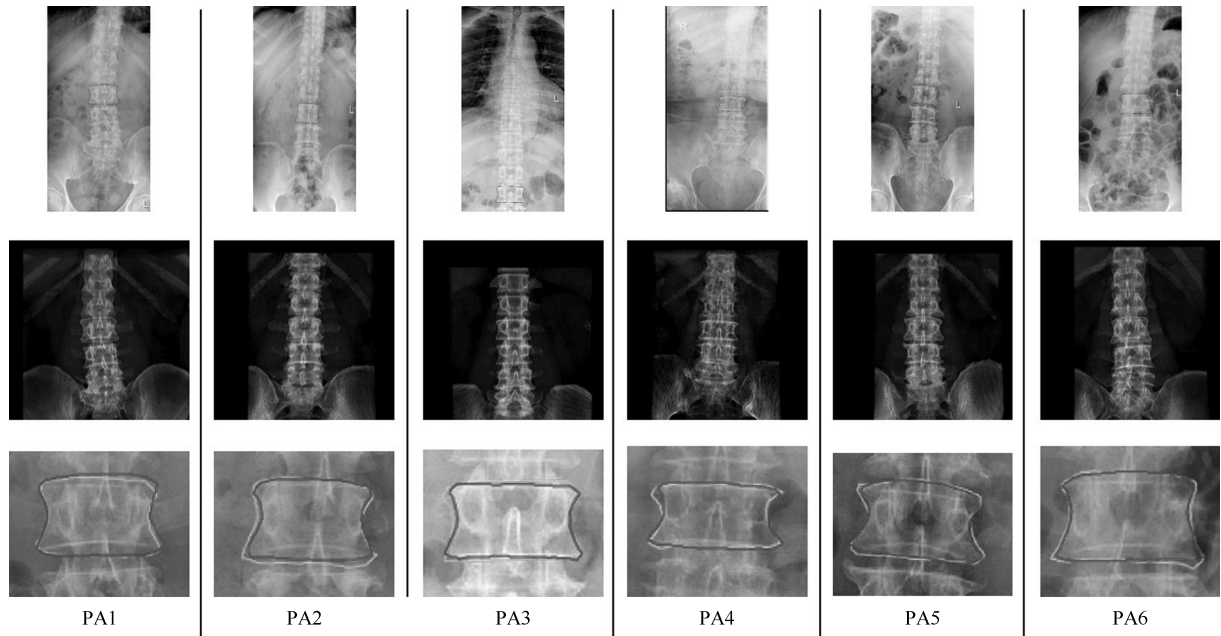


图 7 配准结果

Fig. 7 The results of registration

MATLAB 且并未对代码进行太多优化的情况下依然能够在 1s 以内完成配准, 完全可以达到实时配准.

在建立 DRR 图像与投影参数的关系时, 本文并没有使用 DRR 图像的灰度信息作为学习的对象, 而是使用了形状信息, 由于形状信息与投影参数有非常好的线性相关性, 所以能够得到较好的配准结果. 在学习投影参数时, 本文使用了新的投影方式, 使直接的投影图像空间和需要定位标志点的图像空间均从 $O(n^6)$ 减少到了 $O(n^2)$, 大大减少了术前的工作量. 在新的投影方式下, 几何参数和姿态参数相互独立, 因此可以用几何的方法求几何参数, 用学习的方法求姿态参数, 两者之间不会交叉影响, 也使得配准更加有效率, 结果也更准确.

本文的方法是基于分割与标志点的定位之上的, 标志点定位的效果对配准的影响较大, 本文的方法时间开销也主要耗费在分割和标志点定位上, 如果分割和标志点定位能够更加准确、快速, 本文的方法也能够更准确, 实时性更好.

附录 A

本文构建的投影方式可以表示为

$$I = P(T(I_{3D}; r_u, r_v, r_w, r, \theta, \phi)) \quad (A1)$$

对象的姿态坐标系 (图 3(b) 所示) 的基底 β 在世界

坐标系下的表示为

$$\beta_E = \begin{bmatrix} u & v & w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta\cos\phi & \sin\theta\sin\phi \\ 0 & \sin\phi & \cos\phi \\ \sin\theta & \cos\theta\cos\phi & -\cos\theta\sin\phi \end{bmatrix} \quad (A2)$$

在实际的操作中, 由于我们可以得到 X-ray 投影时投影对象与 X-ray 光源的大致距离 r_0 , 因此对 I_{3D} 进行 DRR 投影时可令 r 的初始值为 r_0 , 而 r 的实际影值可表示为 $r_0 + \Delta r$, 投影过程可以表示为

$$I = P(T(I_{3D}; r_u, r_v, r_w, r_0 + \Delta r, \theta, \phi)) \quad (A3)$$

由于 $\Delta r \ll r_0$, 因此我们可以近似认为 Δr 的改变并不引起图像结构的变化. 如图 A1 所示, 从 O 点发出的 X-ray 射线经过 A 点从 B 点穿出, 当 O 点移动 Δr 到 O' 时, X-ray 射线经过 A 点从 B' 点穿出. 则

$$BB' = \frac{\Delta r l h}{(r - \Delta r)r} \quad (A4)$$

脊椎的厚度和宽度均远远小于投影距离, 因此 $l \ll r, h \ll r$, 有 $BB' \approx 0$, 这样可以近似地认为放射源经过 Δr 的移动经过 A 点在脊椎内部通过的路径并没有发生变化, 即经过 A 点成的像的灰度值没有变化.

由于我们近似地认为 Δr 的变化并不引起投影图像的灰度值的变化, 那么 Δr 的改变仅引起投影

图像大小的变化 (A2), 大小的变化可以使用一个放缩变换来代替.

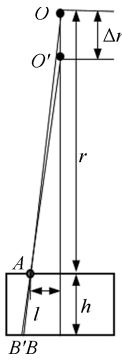


图 A1 第 Δr 对灰度的影响
Fig. A1 The effect to image of Δr

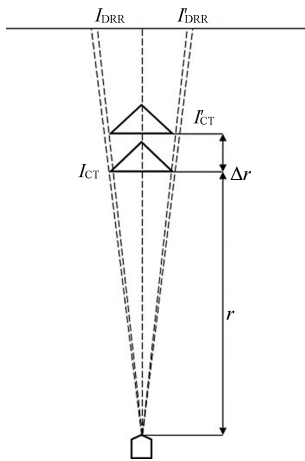


图 A2 Δr 近似等效于相似变换
Fig. A2 The effect of Δr approximate to similar transformation

为了方便证明 $r_w, \Delta r, \theta, \phi$ 的改变引起的投影图像的变化可以使用几何变换来代替, 我们将投影变换拆解成 3 部分 (如图 A3 所示):

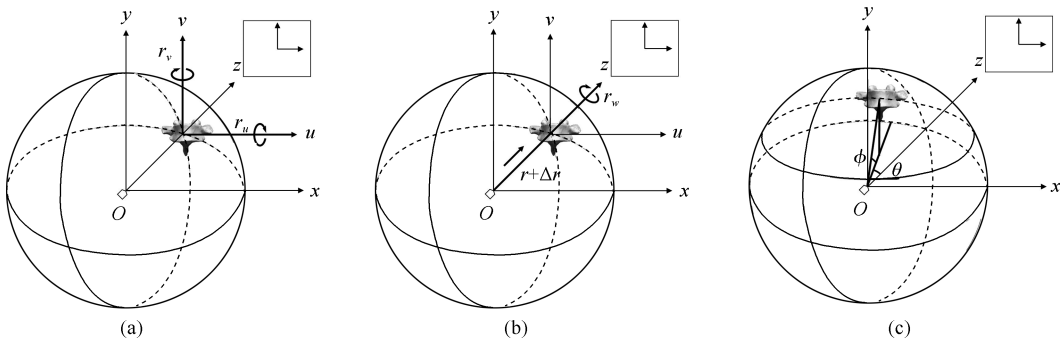


图 A3 投影变换拆解
Fig. A3 3 steps of projection

首先, 如图 A3 (a) 所示, 初始化投影对象的位置为球形坐标系中 $r = r_0, \theta = 0, \phi = 0$. 然后对投影对象沿 u 轴旋转 r_u , 沿 v 轴旋转 r_v . 投影过程可以表示为

$$I^a = P(T(I_{CT}; r_u, r_v, 0, r_0, 0, 0)) \quad (A5)$$

如图 A3 所示, 在图 A3 (b) 的基础上, 对投影对象沿 w 轴旋转 r_w , 并沿径向方向向外移动 Δr . 投影过程可以表示为

$$I^b = P(T(I_{CT}; r_u, r_v, r_w, r_0 + \Delta r, 0, 0)) \quad (A6)$$

如图 A3 (c) 所示, 在图 A3 (b) 的基础上, 对投影对象沿 x 轴旋转 θ , 然后沿 y 轴旋转 ϕ . 投影过程可以表示为

$$I^c = P(T(I_{CT}; r_u, r_v, r_w, r_0 + \Delta r, \theta, \phi)) \quad (A7)$$

我们令 x^a 为 I^a 某点的坐标, x^b 为 I^b 中 x^a 的对应点的坐标, x^c 为 I^c 中 x^b 的对应点的坐标, 我们把二维的投影坐标系下的坐标点增广到齐次坐标系下则有 $x^A = \begin{bmatrix} x^a \\ h \end{bmatrix}, x^B = \begin{bmatrix} x^b \\ h \end{bmatrix}, x^C = \begin{bmatrix} x^c \\ h \end{bmatrix}$. h 是光源到投影平面原点的距离.

图 A3 (b) 过程可以使用一个旋转变换和一个放缩变换来代替. x^A 和 x^B 之间的关系可以表示为

$$x^B = Sx^A \quad (A8)$$

其中

$$S = \begin{bmatrix} s & 0 & 0 \\ 0 & s & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos r_w & \sin r_w & 0 \\ -\sin r_w & \cos r_w & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (A9)$$

$$s = \frac{r_0}{(r_0 + \Delta r)}$$

图 A3(c) 过程可以等价于成像平面以相同的坐标轴为轴沿相反的方向旋转, 这个过程可以等价于计算机视觉中的相机纯旋转. x^B 和 x^C 之间的关系可以表示为

$$x^C = kRx^B \quad (\text{A10})$$

其中

$$R = [E]_\beta = ([\beta]_E)^T = \beta^T = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ -\sin\theta\cos\phi & \sin\phi & \cos\theta\cos\phi \\ \sin\theta\sin\phi & \cos\theta & -\cos\theta\sin\phi \end{bmatrix} \quad (\text{A11})$$

E 为世界坐标系的基底, k 为一个平衡系数使得 x^C 的第三维为 h .

从以上可得:

$$x^C = kRSx^A \quad (\text{A12})$$

其中

$$S = \begin{bmatrix} s & 0 & 0 \\ 0 & s & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos r_w & \sin r_w & 0 \\ -\sin r_w & \cos r_w & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A13})$$

$$s = \frac{r_0}{(r_0 + \Delta r)}$$

$$R = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ -\sin\theta\cos\phi & \sin\phi & \cos\theta\cos\phi \\ \sin\theta\sin\phi & \cos\theta & -\cos\theta\sin\phi \end{bmatrix} \quad (\text{A14})$$

References

- 1 Wu J, Kim M, Peters J, Chung H, Samant S S. Evaluation of similarity measures for use in the intensity-based rigid 2D-3D registration for patient positioning in radiotherapy. *Medical Physics*, 2009, **36**(12): 5391–5403
- 2 Russakoff D B, Rohlfing T, Adler J R, Maurer C R. Intensity-based 2D-3D spine image registration incorporating a single fiducial marker. *Academic Radiology*, 2005, **12**(1): 37–50
- 3 Otake Y, Wang A S, Webster S J, Uneri A, Kleinszig G, Vogt S, Khanna A J, Gokaslan Z L, Siewerdsen J H. Robust 3D-2D image registration: application to spine interventions and vertebral labeling in the presence of anatomical deformation. *Physics in Medicine and Biology*, 2013, **58**(23): 8535–8553
- 4 Russakoff D B, Rohlfing T, Ho A, Kim D H, Shahidi R, Adler J R, Maurer C R. Evaluation of intensity-based 2D-3D spine image registration using clinical gold-standard data. In: Proceedings of the 2nd International Workshop on Biomedical Image Registration (WBIR 2003). Philadelphia, PA, USA: Springer-Verlag, 2003. 151–160
- 5 Zollei L, Grimson E, Norbash A, Wells W. 2D-3D rigid registration of X-ray fluoroscopy and CT images using mutual information and sparsely sampled histogram estimators. In: Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001). Kauai, HI, USA: IEEE, 2001. II-696–II-703
- 6 Kim J, Yin F F, Zhao Y, Kim H J. Effects of X-ray and CT image enhancements on the robustness and accuracy of a rigid 3D/2D image registration. *Medical Physics*, 2005, **32**(4): 866–873
- 7 Chen H M, Goela A, Garvin G J, Li S. A parameterization of deformation fields for diffeomorphic image registration and its application to myocardial delineation. In: Proceedings of the 13th international conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention — (MICCAI 2010). Beijing, China: Springer-Verlag, 2010. 340–348
- 8 Pohl K M, Wells W M, Guimond A, Kasai K, Shenton M E, Kikinis R, et al. Incorporating non-rigid registration into expectation maximization algorithm to segment MR images. In: Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention — (MICCAI 2002). Tokyo, Japan: Springer-Verlag, 2002. 564–571
- 9 Chou C R, Frederick B, Mageras G, Chang S, Pizer S. 2D/3D Image Registration using Regression Learning. *Computer Vision and Image Understanding*, 2013, **117**(9): 1095–1106
- 10 Cyr C M, Kamal A F, Sebastian T B, Kimia B B. 2D-3D registration based on shape matching. In: Proceedings of the 2000 IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis. Washington, D. C., USA: IEEE Computer Society, 2000. 198
- 11 Philipp S, Markus N, Karl F, Felix S, Deutschmann H. A novel class of machine-learning-driven real-time 2D/3D tracking methods: texture model registration (TMR). *Proceedings of the SPIE*, 2011, DOI: 10.1117/12.878147
- 12 Gouveia A R, Metz C, Freire L, Klein S. 3D-2D image registration by nonlinear regression. In: Proceedings of the 9th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. Barcelona, Spain: IEEE, 2012. 1343–1346
- 13 Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H, Graham J. Active shape models-their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, **61**(1): 38–59
- 14 Cootes T F, Edwards G J, Taylor C J. Active appearance models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(6): 681–685
- 15 van Ginneken B, Frangi A F, Staal J J, Ter Haar Romeny B M, Viergever M A. Active shape model segmentation with optimal features. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, **21**(8): 924–933
- 16 Cootes T F, Hill A, Taylor C J, Haslam J. The use of active shape models for locating structures in medical images. In: Proceedings of the 13th International Conference on Information Processing in Medical Imaging. London, UK: Springer-Verlag, 1993. 33–47

17 Gower J G. Procrustes Analysis. *International Encyclopedia of the Social and Behavioral Sciences*, 2001, **39**(4): 12141–12143

18 Lee D T, Schachter B J. Two algorithms for constructing a Delaunay triangulation. *International Journal of Parallel Programming*, 1980, **9**(3): 219–242



陈智强 中国科学院自动化研究所类脑智能研究中心博士研究生. 2014 年获得北京科技大学智能科学与技术系学士学位. 2017 年获得中国科学院大学硕士学位. 主要研究方向为医学影像分析, 类脑智能.

E-mail: chenzhiquang2014@ia.ac.cn

(**CHEN Zhi-Qiang** Ph. D. candidate at the Research Center for Brain-inspired Intelligence, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. He received his bachelor degree from University of Science and Technology Beijing in 2014. He received his master degree from University of Chinese Academy of Sciences in 2017. His research interest covers medical image analysis, and brain-like intelligence.)

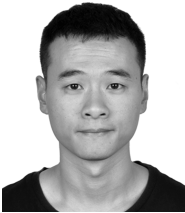
He received his bachelor degree from University of Science and Technology Beijing in 2014. He received his master degree from University of Chinese Academy of Sciences in 2017. His research interest covers medical image analysis, and brain-like intelligence.)



王作伟 北京医院神经外科副主任医师. 主要研究方向为脊柱微创手术.

E-mail: wzw6855@163.com

(**WANG Zuo-Wei** Associate chief physician of Neurosurgery, Beijing Hospital. His main research interest is minimally invasive spine surgery.)



方龙伟 中国科学院自动化研究所类脑智能研究中心博士研究生. 2010 年获得中国矿业大学学士学位. 2013 年获得北京航空航天大学硕士学位. 主要研究方向为医学影像.

E-mail: fanglongwei2014@ia.ac.cn

(**FANG Long-Wei** Ph. D. candidate at the Research Center for Brain-inspired Intelligence, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. He received his bachelor degree from China University of Mining and Technology in 2010. He received his master degree from Beihang University in 2013. His main research interest is medical image.)

He received his bachelor degree from China University of Mining and Technology in 2010. He received his master degree from Beihang University in 2013. His main research interest is medical image.)



菅凤增 首都医科大学宣武医院神经外科主任医师. 主要研究方向颈椎病, 腰椎病.

E-mail: fengzengjian@hotmail.com

(**JIAN Feng-Zeng** Chief physician of neurosurgery, Capital Medical University Xuanwu Hospital. His research interest covers cervical and lumbar spondylosis.)

bar spondylosis.)



吴毅红 中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室研究员. 主要研究方向为计算机视觉.

E-mail: yihong.wu@ia.ac.cn

(**WU Yi-Hong** Professor at the State Key Laboratory of pattern recognition, Institute of automation, Chinese Academy of Sciences. Her main research interest is computer vision.)

research interest is computer vision.)



李 硕 加拿大西安大略大学医学生物物理系副教授. 主要研究方向为医学影像. E-mail: slishuo@gmail.com

(**LI Shuo** Associate professor in the Department of Medical Biophysics, University of Western Ontario, Canada. His main research interest is medical image.)



何晖光 中国科学院自动化研究所类脑智能研究中心研究员, 中国科学院大学岗位教授. 主要研究方向为类脑智能, 脑机接口, 医学影像分析. 本文通信作者. E-mail: huiguang.he@ia.ac.cn

(**HE Hui-Guang** Professor at the Research Center for Brain-inspired Intelligence, Institute of automation, Chinese Academy of Sciences and professor in University of the Chinese Academy of Sciences. His research interest covers brain-inspire intelligence, brain computer interface, and medical image analysis. Corresponding author of this paper.)

His research interest covers brain-inspire intelligence, brain computer interface, and medical image analysis. Corresponding author of this paper.)