

Clifford 代数几何不变量 3D 医学图像配准的方法

华亮^{1,2} 丁立军^{1,2} 黄宇¹ 冯浩¹ 顾菊平²

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)¹ (南通大学电气工程学院 南通 226019)²

摘要 就 3D 医学图像配准数据量大、计算复杂度、配准精度低的问题,提出一种基于 Clifford 代数几何不变量的配准方法,以实现人头颅部 3D 医学图像配准。提出配准所需的 Clifford 代数几何不变量及其 Clifford 代数方程算式,并构造适合于该几何参考轴旋转的 Clifford 几何旋转算子,利用所求的最大、最小值对应的 Clifford 几何不变量建立 Clifford 旋转算子,对浮动影像数据实现几何变换,以达到配准的结果。配准实验中对两个世界著名的 3D 医学数据集进行了测试,结果表明:该方法计算简单,几何意义直观,配准精度高,执行效率高,并且通过轴线变换不易陷入配准过程的局部极值点。

关键词 Clifford 代数,几何不变性,3D 医学图像配准,几何旋转算子

中图分类号 TP317.4 **文献标识码** A

Approach for 3D Medical Image Registration Based on Clifford Algebra Geometrical Invariance

HUA Liang^{1,2} DING Li-jun^{1,2} HUANG Yu¹ FENG Hao¹ GU Ju-ping²

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)¹

(School of Electrical Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China)²

Abstract Considering that 3D medical image registration has the problems of huge data, high computational complexity and low registration precision, this paper proposed a registration method based on Clifford algebra geometric invariants to realize 3D medical image registration of skull part for human, proposed Clifford algebra geometric invariants and Clifford algebra equation formulas needed by registration, constructed Clifford geometric rotation operator which is fit for rotation for the geometric reference axis, established the rotation composite operator using the corresponding Clifford geometric invariants obtained by the maximum and minimum values. To realize registration, geometric transformation was made for the floating image data. Two famous 3D medical data were tested in registration experiments. The experimental result indicates that this method has the advantages of simple calculation method, intuitive geometric meaning, high registration precision, high execution efficiency, and also not easily falls into the local extreme value in the registration process.

Keywords Clifford algebra, Geometrical invariance, 3D Medical image registration, Geometric rotation operator

1 引言

在实际医疗诊断中,经常会对同一人体部位进行多种模态医学图像获取,并且综合其各个模态的信息来诊断具体的医学内容,这需要一种处理手段来实现同部位的各种医学图像配准,方便临床医生更全面地把握病灶信息。在几何意义上,医学图像配准是对一幅医学图像寻找到一种空间上的变换,使其和参考图像相应的点在空间上一致,具体说来是指通过配准来达到两幅人体同部位医学解剖图像所有点匹配。一般地,医学图像的配准^[1-3]通常从提取解剖特征^[4]和灰度信息^[5,6]这两个方面来进行。前者是通过提取出医学图像较为

明显的解剖特征来确定图像的变换参数,寻找适合的、准确的、具有代表性的特征就成了主要的课题,目前基于光流场的配准是一种较为新颖的方法^[7,8];后者则是充分利用灰度信息而不提取结构特征来实现图像配准,常见的有互信息法^[9,10]、最小平方差法^[11]以及其他基于数学统计分布的方法^[12]。然而这类方法需要采用迭代法进行最优值搜索,虽然配准效果好、精度高,但整个配准过程需要耗费相当长的时间,计算复杂。尤其在 3D/3D 配准技术问题上,其研究对象的运动自由度成倍增加,数据量大幅度增加,导致变换复杂度急剧上升,计算开销远大于对应的 2D/2D 之间的配准。许多学者在 3D/3D 配准方法上提出很多方法,最具代表性的有文

到稿日期:2013-08-18 返修日期:2013-10-18 本文受国家自然科学基金(61273024),江苏省自然科学基金青年基金(KB2012227),浙江省重中之重学科信息处理与自动化技术开放基金项目(20120816),宁波市自然科学基金(2012A610050)资助。

华亮(1979-),男,博士生,副教授,主要研究方向为医学图形图像处理、模式识别等;丁立军(1979-),男,博士生,主要研究方向为医学图形图像处理、模式识别, E-mail: dljun2009@126.com(通信作者);黄宇(1987-),男,硕士生,主要研究方向为医学图形图像处理;冯浩(1956-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉、人工神经网络;顾菊平(1971-),女,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为机器人控制及信号处理等。

献[13]提出采用头部标识物进行配准的方法,但这类方法每次配准时需要精心设计标识,具有配准过程不可逆的缺点;文献[14]提出采用体素灰度信息进行3D-MR/CT及CT/PET配准的方法。事实上,3D颅位影像数据在高分辨率下的体素计量很大,并且附上灰度信息后,数据存储量更庞大,给配准过程带来巨大的计算开销。3D医学数据一般以层的形式储存,每层按物理序列可以重构成3D特性,其轮廓点云数据的相对位置具有旋转平移不变性,因此选取头部医学影像的轮廓点云作为配准的操作对象不仅可以达到较高的配准精度,而且可以大大减少计算量。

为此本文提出选取3D影像数据的轮廓点云作为配准研究对象,提出Clifford代数几何不变量的几何要素,构造与求解Clifford几何不变量,对参考图像及目标图像都求解各自对应的Clifford几何不变量,并以此为几何位置参考依据,构造其Clifford代数空间上的旋转几何算子,实现参考图像数据的几何变换,完成配准。实验证明该方法具有几何意义直观、计算量少、配准精度高的优点。

2 Clifford代数基本几何要素与几何操作运算

Clifford代数作为一种非经典几何学已经逐渐成为科学计算与信息处理研究领域的核心工具^[15],其核心内容上引入了向量的几何积的概念。建立在欧氏向量空间 R^n 上的Clifford代数空间,记 G_n ,对于向量 $a, b \in R^n$,其对应的几何积定义为:

$$ab = a \cdot b + a \wedge b \quad (1)$$

其中, $a \cdot b$ 表示向量的内积, $a \wedge b$ 表示向量的外积,向量的外积不满足交换律,但满足反交换律。

Clifford代数空间上,最基本的计算元称为多重向量,本文将要用到的关于多重向量 M 的基本运算规则如下:

(1) 范数

对于多重向量 $M = \sum_{i=1}^k \langle M \rangle_i$,其范数平方为:

$$\|M\|^2 = \left\| \sum_{i=1}^k \langle M \rangle_i \right\|^2 = \sum_{i=1}^k \|\langle M \rangle_i\|^2 \quad (2)$$

其中, $\|\langle M \rangle_i\|^2, \langle M \rangle_i$ 为 i 重向量。

(2) 逆运算

多重向量 M 的逆运算,记为 M^\dagger ,即:

$$M^\dagger = \sum_{i=1}^k (-1)^{i(i-1)/2} \langle M \rangle_i \quad (3)$$

(3) 倒运算

多重向量 M 的倒运算,记为 M^{-1} ,即:

$$M^{-1} = \frac{M^\dagger}{\|M\|^2} \quad (4)$$

另外,在Clifford代数空间上,几何基本要素点、线、面具有其独到的描述方式,尤其是线与面。

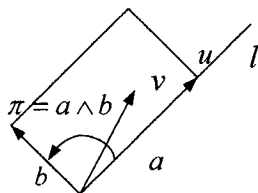


图1 直线与平面

· 线

如图1所示, l 为向量 a 所在的直线,假设 $\|a\|=1$,则直

线 l 上的任何点 $u \in l$ 都满足方程(5):

$$u \wedge a = 0 \quad (5)$$

式(5)也称为Clifford代数空间上的直线方程。

· 面

如图1所示,向量的外积 $a \wedge b$ 与它们所在的平面 π 在几何描述上是等价的。特别地,根据 G_3 空间上向量的几何积计算性质,平面 π 上的任意向量 $v \in \pi$,都满足等式(6),即:

$$(v-a) \wedge \pi = 0 \quad (6)$$

式(6)即为Clifford代数空间上的平面方程。

有了上述基本几何要素,下面重点论述向量关于平面“反射”与“投影”两种几何操作运算。

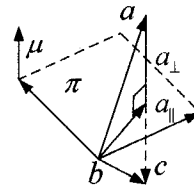


图2 向量关于平面反射运算

· 投影

如图2所示, π 为平面, μ 为单位法向量,将 a 相对于平面 π 分解成垂直分量 a_\perp 及平行分量 a_\parallel ,记 $a_\perp = S_\pi(a)$ 。则:

$$a_\perp \pi = \underbrace{a_\perp \cdot \pi}_{=0} + a_\perp \wedge \pi = a_\perp \wedge \pi + \underbrace{a_\parallel \wedge \pi}_{=0} = a \wedge \pi \quad (7)$$

由式(7)两边与 π^{-1} 右几何积,得

$$a_\perp = \underbrace{a_\perp \pi \pi^{-1}}_{=1} = (a \wedge \pi) \pi^{-1} \quad (8)$$

式(8)即为垂直分量的Clifford代数计算式。事实上,向量投影到向量上的其垂直分量的计算形式也是类似的。

· 反射

如图2所示,向量 a 对称于平面 π 得到向量 b ,即 a, b 关于 π 上下对称,称为向量 a 关于平面 π 反射运算。则:

$$\begin{aligned} \mu a &= \mu(a_\perp + a_\parallel) = \mu a_\perp + \mu a_\parallel \\ &= (\mu \cdot a_\perp + \mu \wedge a_\perp) + (\mu \cdot a_\parallel + \mu \wedge a_\parallel) \end{aligned} \quad (9)$$

又因 $\mu \cdot a_\parallel = 0, \mu \wedge a_\perp = 0$,则式(9)可化简,得:

$$\mu a = a_\perp \mu - a_\parallel \mu = (a_\perp - a_\parallel) \mu \quad (10)$$

又因 $\mu = \mu^{-1}$,则由式(10)进一步推得:

$$-\mu a \mu^{-1} = a_\parallel - a_\perp = b \quad (11)$$

因此向量 a 关于法向量为 μ 的平面反射运算之结果为:

$$b = -\mu a \mu^{-1} \quad (12)$$

3 Clifford几何不变量与旋转算子的构造

在力学领域内,任何刚体具有很多力学要素及几何元素,表征在刚体几何结构上,这些物理参量或几何要素与其质点在空间的分布有关,如质心、重心、曲率等几何要素,再如转动惯量、力矩等力学要素。并且这些要素相对于刚体都具有几何位置不变性。

图3所示的三维坐标系中,过原点 o 的任意方向一轴线为 l ,其单位方向向量为 μ ,即 $\mu = x \cdot e_1 + y \cdot e_2 + z \cdot e_3$,则刚体(由 n 个可计数的离散点云 v_i 组成)绕其轴 l 转动惯量 J 的Clifford代数表达式为:

$$J(\mu) = \sum_{i=1}^n m_i \cdot \left\| \frac{v_i \wedge \mu}{\mu} \right\|^2 = \sum_{i=1}^n m_i \cdot \|(v_i \wedge \mu) \mu^{-1}\|^2 \quad (13)$$

点云 $v_i = x_{v_i} \cdot e_1 + y_{v_i} \cdot e_2 + z_{v_i} \cdot e_3$, m_i 表示点云 v_i 处的质量。从力学上分析,任何刚体 Φ 绕不同的轴所对应的转动惯量 $J(\mu)$ 是物体特有的力学特性,它具有几何相对不变的特性,也即 Clifford 几何不变量,因此表征最大值或最小值转动惯量的轴一般是唯一确定的,本文以此作为几何参考量,确定刚体相对于该轴线的空间位置。接下来求解刚体 Φ 最大转动惯量所对应的转轴的方向向量 μ_{\max} ,即

$$\mu_{\max} = \underset{\|\mu_{\max}\|=1}{\arg \max} [J(\mu)] \quad (14)$$

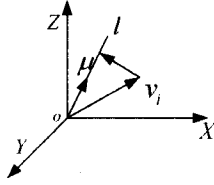


图3 刚体转动惯量

设 Φ 任何点云 v_i 的质量 $m_i=1$,则式(13)约简为:

$$J(\mu) = \sum_{i=1}^n \|(v_i \wedge \mu)\|^2 \quad (15)$$

任意点云 v_i 与 μ 的外积的范数平方为:

$$\|v_i \wedge \mu\|^2 = (x_{v_i}y_{\mu} - y_{v_i}x_{\mu})^2 + (y_{v_i}z_{\mu} - z_{v_i}y_{\mu})^2 + (z_{v_i}x_{\mu} - x_{v_i}z_{\mu})^2 \quad (16)$$

则 Φ 绕轴 l 的转动惯量为:

$$J(\mu) = \sum_{i=1}^n [(x_{v_i}y_{\mu} - y_{v_i}x_{\mu})^2 + (y_{v_i}z_{\mu} - z_{v_i}y_{\mu})^2 + (z_{v_i}x_{\mu} - x_{v_i}z_{\mu})^2] \quad (17)$$

这样,求转动惯量最大值即为目标函数(17)在等约束条件(18)下的极值问题:

$$\varphi(\mu) = \|\mu\|^2 - 1 = 0 \quad (18)$$

设拉格朗日函数 $L(\mu, \lambda)$:

$$L(\mu, \lambda) = J(\mu) + \lambda \varphi(\mu) \quad (19)$$

令梯度 $\nabla L(\mu, \lambda) = 0$,得到方程组(20),即:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial x} = \sum_{i=1}^n [(z_{v_i}^2 + y_{v_i}^2)x - x_{v_i}y_{v_i}y - x_{v_i}z_{v_i}z] + \lambda x = 0 & \text{①} \\ \frac{\partial L}{\partial y} = \sum_{i=1}^n [(x_{v_i}^2 + z_{v_i}^2)y - x_{v_i}y_{v_i}x - y_{v_i}z_{v_i}z] + \lambda y = 0 & \text{②} \\ \frac{\partial L}{\partial z} = \sum_{i=1}^n [(y_{v_i}^2 + x_{v_i}^2)z - x_{v_i}z_{v_i}x - y_{v_i}z_{v_i}y] + \lambda z = 0 & \text{③} \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} = x^2 + y^2 + z^2 - 1 = 0 & \text{④} \end{cases} \quad (20)$$

将式(20)前3个方程①②③组成一个新的方程组,即:

$$Mf = -\lambda f \quad (21)$$

$$\text{其中, } M = \sum_{i=1}^n \begin{pmatrix} (z_{v_i}^2 + y_{v_i}^2) & -x_{v_i}y_{v_i} & -x_{v_i}z_{v_i} \\ -x_{v_i}y_{v_i} & (x_{v_i}^2 + z_{v_i}^2) & -y_{v_i}z_{v_i} \\ -x_{v_i}z_{v_i} & -y_{v_i}z_{v_i} & (y_{v_i}^2 + x_{v_i}^2) \end{pmatrix},$$

$$f = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}.$$

考虑方程组(21),其非零解即为矩阵 M 的标准特征向量。再考虑式(20)的④式,很显然,标准特征向量有 $\|f\| = 1$,即满足式(20)的④式,则特征向量 f 就是方程组(20)的解。这归结为:求解最大转动惯量轴对应的方向向量 μ_{\max} 就是求解矩阵 M 的特征向量,值得指出的是 μ_{\max} 一般为矩阵 M 最后

一个特征向量,即它所对应的特征值 $-\lambda$ 最小,即 $\mu_{\max} = f_3$;最小转动惯量轴对应的方向向量 $\mu_{\min} = f_1$ 。事实上,后面的实验数据证明了这一点。

上述方法求解的 μ_{\max}, μ_{\min} 即为刚体中 2 个 Clifford 代数不变量,利用 Clifford 代数方法建立的转动惯量数学模型大大简化了一般欧氏空间几何描述的模型。给定两个或若干个不同模态医学影像数据点云集,在求得对应的不变量 μ_{\max}, μ_{\min} 后,如何应用这些几何不变量进行不同模态数据的旋转等几何操作,以实现配准,为此,本文再提出构造 Clifford 几何旋转算子 $T \in \mathcal{G}_3$,实现浮动模态点云数据的旋转操作,使之参考模态、浮动模态数据所对应的最大、最小转动惯量轴线 $l_{r-\max}$ 和 $l_{f-\max}, l_{r-\min}$ 和 $l_{f-\min}$ 互相重合。下面论述如何构造旋转算子 T 。

设向量 a 旋转任意角度 θ 得到向量 b ,如图 4 所示,该过程实质上是向量 a 进行连续两次式(12)反射变换得到 b 。分析如下:在平面 $a \wedge b$ 内作向量 a, b 夹角 θ 的单位角平分向量 η ,再作 η 垂面 π_1 ,据式(12),向量 a 相对于平面 π_1 的反射向量 c 为:

$$c = -\eta \eta \in \mathcal{G}_3 \quad (22)$$

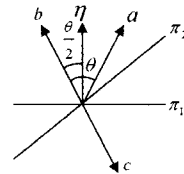


图4 旋转算子构造算法

再作垂直向量 b 的平面 π_2 ,向量 c 和 b 都垂直于平面 π_2 ,即它们也关于平面 π_2 对称,并且 π_2 的法向量为 b (假设 a, b 已被单位化),则有:

$$b = -bc b \quad (23)$$

结合式(22)、式(23),得:

$$b = -b(-\eta \eta)b = b \eta \eta b = T a T^\dagger \quad (24)$$

其中, T 即为所构建的几何旋转算子,即:

$$T = b \eta \in \mathcal{G}_3 \quad (25)$$

$T^\dagger = \eta b$ 称为算子 T 的逆, $\eta = \frac{a+b}{\|a+b\|}$ 。因此,向量 a 按式(24)旋转运算后,与参考向量 b 重合。

4 配准方法

两个由离散点云构成的不同模态数据中,本文选取对应轮廓点云作为配准实验操作对象,这样不仅能减少计算量,而且也能保证配准精度。

图 5(a),(b)为参考模态头及浮动模态颅部影像数据的最大转动惯量轴 ($l_{r-\max}, l_{f-\max}$),最小转动惯量轴 ($l_{r-\min}, l_{f-\min}$)。配准前,先按式(26)分别计算参考模态点云集的质心向量 o_r 与浮动模态点云集质心向量 o_f :

$$o = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i \quad (26)$$

根据各自质心向量 o_r, o_f ,将浮动模态的质心平移到参考模态质心位置,与之重合,其中对应的平移量 $\Delta \in \mathcal{G}_3$:

$$\Delta = o_r - o_f \quad (27)$$

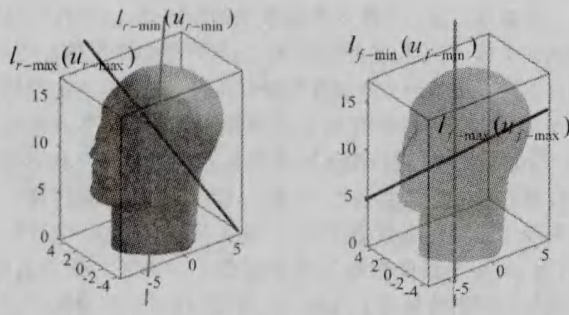


图5 3D医学影像数据的最大、最小转动惯量轴线

再求取两个模态点云集的转动惯量最大值与最小值对应轴线的方向向量 μ_{r-max} 与 μ_{f-max} 及 μ_{r-min} 与 μ_{f-min} 。并构造算子 T_1 , 即:

$$T_1 = \mu_{r-max} \left(\frac{\mu_{r-max} + \mu_{f-max}}{\|\mu_{r-max} + \mu_{f-max}\|} \right) \quad (28)$$

这里值得指出的是:两个3D模态点云集,在旋转配准过程中,若仅完成 l_{r-max} 和 l_{f-max} 或 l_{r-min} 和 l_{f-min} 中的一组轴线对齐或重合是不够的,由于其中一组轴线对齐后,却不能保证任何垂直该组轴线的平面上的点云都完全配准,因此需要在一组轴线对齐的基础上,再进行第二组轴线的对齐操作,这样能最大程度提高配准精度。至于哪组先进行旋转运算并无影响,因为这2组轴线互相独立。

因此浮动模态点云数据集 $\{v_i^f\}_{i=1}^{n_f}$ (其质心与参考模态重合)经旋转算子 T_1 操作后,得到新的点云集 $\{v_i^f\}_{i=1}^{n_f}$:

$$v_i^f = T_1 v_i^f T_1^\dagger \quad (i=1, 2, \dots, n_f) \quad (29)$$

在此基础上,再求数据集 $\{v_i^f\}_{i=1}^{n_f}$ 所对应的最小转动惯量轴方向向量 μ_{f-min} , 并构造旋转算子 T_2 , 即:

$$T_2 = \mu_{f-min} \left(\frac{\mu_{r-min} + \mu_{f-min}}{\mu_{r-min} + \mu_{f-min}} \right) \quad (30)$$

因为当浮动模态的点云集经 T_1 算子旋转操作后,其对应的向量 μ_{f-min} 也随着发生旋转, 变换成 μ_{f-min} , 点云集 $\{v_i^f\}_{i=1}^{n_f}$ 经算子 T_2 旋转后的最终点集为 $\{v_i^f\}_{i=1}^{n_f}$, 即:

$$v_i^f = T_2 v_i^f T_2^\dagger, \quad (i=1, 2, \dots, n_f) \quad (31)$$

实际上,式(30)、式(31)中2个算子 T_1, T_2 可以复合成一个算子 T 。

5 实验结果与分析

为验证算法的有效性性与可行性,本文分别对两个著名数据集进行配准实验,第一组配准实验对象为 brainweb 数据库(SBD)上的3D影像数据,该库上的3D-MRI数据是由“MRI仿真器”产生的,从病理上分为“正常模式(Nor)”与“多发性硬化症模式(MS)”两类数据模式,任何模式的数据都包括3个模态(T1, T2, PD-)。该数据库的建立是为了测试各类配准及分析方法的有效性,它具备“配准标准(RST)”,各类配准方法的结果可以与其配准标准(RST)进行对照性的比较与综合,以验证算法的有效性。第一组配准数据选取“正常模式”中T2和PD两个模态数据进行配准,其中T2作为浮动图像,PD作为参考图像,其对应的数据信息描述如表1所列。经上文方法计算,配准参数如表2所列。

表1 SBD的3D-MR数据参数描述

模态	3D-图像大小			空间分辨(mm)			轮廓 点云数
	x	y	z	x	y	z	
MR-T2-	181	217	181	1	1	1	96076
MR-PD-	181	217	181	1	1	1	98557

表2 SBD 3D-MR数据第一次配准计算得到参数

几何参数	参数值
μ_{r-max}	$-0.415e_1 - 0.273e_2 + 0.868e_3$
1次旋转 μ_{f-max}	$-0.431e_1 - 0.265e_2 + 0.863e_3$
μ_{r-min}	$-0.544e_1 - 0.689e_2 - 0.477e_3$
Δ	$0.199e_1 - 0.165e_2 - 0.801e_3$
T_1	$0.99996 - 0.00391e_{12} - 0.00309e_{23} - 0.007964e_{31}$
2次旋转 μ_{f-min}	$-0.547e_1 - 0.689e_2 - 0.474e_3$
T_2	$1.0 - 0.00057e_{12} - 0.00142e_{23} + 0.00152e_{31}$

SBD库上样本按本文方法配准结束后,两个3D模态对应剖面(XY剖面, YZ剖面, XZ剖面)上的显示与配准后的融合效果如图6—图8所示。将配准结果与配准标准(RST)进行比较,其误差绝对值较小,如表3所列。这里值得指出的是,本文算法配准结束后,其中旋转参数部分最终以几何旋转算子形式给出,因此在需要将旋转算子转换成3D欧氏空间上的相对绕三正交轴的转角 $\Delta\theta_x, \Delta\theta_y, \Delta\theta_z$ 后再与配准标准进行比较。从表3数据看,本文方法配准精较高。

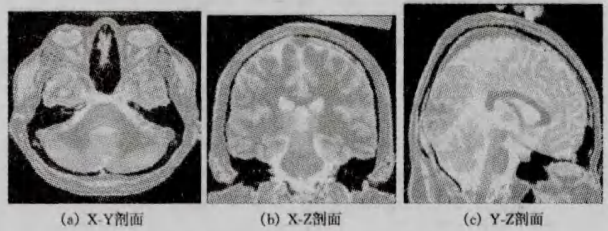


图6 MR-PD的三视图

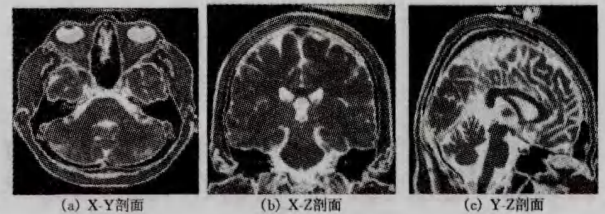


图7 MR-T2的三视图

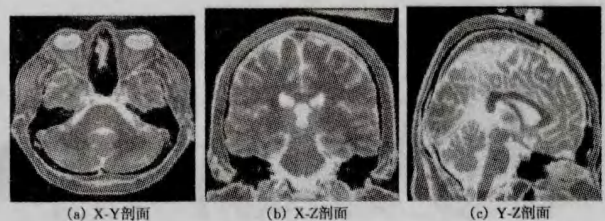


图8 MR-T2, MR-PD模态配准后融合三视图

表3 配准完成后与配准标准(RST)比较

配准参数	平移			旋转		
	dx	dy	dz	$\Delta\theta_x$	$\Delta\theta_y$	$\Delta\theta_z$
本文配准参数	0.19984	-0.16461	-0.80088	-0.0659	-0.1628	0.1744
配准标准(RST)	0	0	0	0°	0°	0°
误差绝对值	0.19984	0.1646	0.8008	0.0659	0.1628	0.1744

第二组配准实验选取美国 Vanderbilt 大学的“回顾性图像配准评估 (Evaluation of Retrospective Image Registration)”项目病人临床上的数据,并且选取其中编号为“Patient_001”中的 CT 图像作为参考图像, mr-PD 作为浮动图像,其数据规格等相关信息描述如表 4 所列。

表 4 Vanderbilt 大学 3D 图像数据规格

模态	3D-图像大小			空间分辨(mm)			轮廓点云数
	x	y	z	x	y	z	
CT	512	512	29	0.6535	0.6535	4.0000	62832
mr-PD	256	256	26	1.2500	1.2500	4.0000	51904

通过表 4 表明, CT, mr-PD 两个模态的图像大小与空间分辨率均不一致,在配准之前,需将其统一到相同的尺度下,见表 5 所列的统一后的尺度,其空间分辨率统一为 1.0mm * 1.0mm * 1.0mm。表 6 为 Vanderbilt 大学数据第一次配准计算得到的参数。两个 3D 模态对应剖面(XY 剖面, YZ 剖面, XZ 剖面)上的显示与配准后的融合效果如图 9—图 11 所示。

表 5 尺度统一后的图像规格

模态	3D-图像大小			空间分辨(mm)		
	x	y	z	x	y	z
CT	334	334	116	1.0	1.0	1.0
mr-PD	320	320	104	1.0	1.0	1.0

表 6 Vanderbilt 大学数据第一次配准计算得到的参数

几何参数	参数值
1 次旋转 μ_t -max	$-0.128e_1 - 0.175e_2 + 0.976e_3$
μ_t -min	$-0.078e_1 - 0.196e_2 + 0.977e_3$
Δ	$0.744e_1 + 0.633e_2 + 0.211e_3$
T_1	$0.99964 + 0.00567e_{12} + 0.01004e_{23} + 0.02425e_{31}$
2 次旋转 μ_t -min	$0.741e_1 + 0.629e_2 + 0.233e_3$
T_2	$0.99994 - 0.00077e_{12} + 0.00742e_{23} - 0.00845e_{31}$

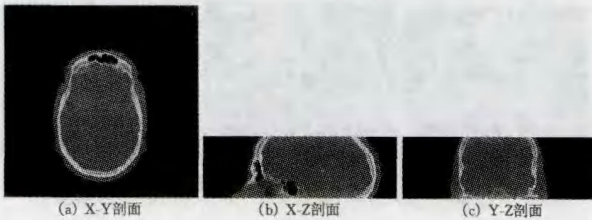


图 9 CT 的三视图

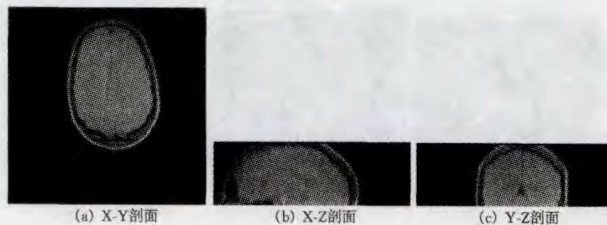


图 10 mr-PD 的三视图

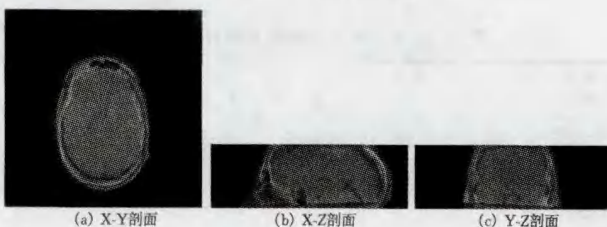


图 11 CT, mr-PD 模态配准后融合三视图

结束语 鉴于头颅部影像数据的特殊性,由于外头颅骨的刚性支撑,它不易受外部挤压、扭伸等外力产生弹性变形,因此本文提出基于头颅影像数据集几何不变量作为配准的依据是非常适合的,这有益于快速配准,提高效率。提出的 Clifford 代数方法进行刚体转动惯量方程的建模与求解避免了传统方法的形式复杂性,构造的 Clifford 几何旋转算子快速实现了浮动模态数据的旋转,其几何意义直观,执行效率高,为 3D 头颅影像数据的配准提供了一种新的研究思路。这里值得指出的是基于本文方法进行 3D 医学图像配准在各个 3D 数据模态具有一定的相似性条件下,其各个模态的几何不变量具有更稳定的几何表征特性,其配准效果更佳。对于多个模态之间相似性的差异较大尤其是易受压变形的模态数据间的配准,其对应的不变量相对其模态整体的几何关系的差异也较大,则配准效果欠佳,一般需要进行粗细两步配准,即采用不变量方法进行粗配准,之后建立新的相似性测度进行精配准,最终达到最佳的配准效果。另一方面,探索与寻求一种更高效的 3D 影像数据的几何不变量,并应用于配准将作为今后继续研究的重点与方向。

参考文献

- [1] 李雄飞,张存利,李鸿鹏,等. 医学图像配准技术进展[J]. 计算机科学,2010,37(7):27-33
- [2] Lu Xiao-qi, Ma Hong-li, Zhang Bao-hua. A non-rigid medical image registration method based on improved linear elastic model [J]. International Journal for Light and Electron Optics, 2012, 123(20):1867-1873
- [3] Hill D L G, Batchelor P G, Holden M, et al. Medical image registration[J]. Physics in Medicine and Biology, 2001, 46(3):1-45
- [4] Collignon A M F, Vandermeulen D, Suetens P, et al. Surface-based registration of 3D medical images [J]. Proceedings of SPIE, 1993, 1898:32-42
- [5] Yang Xuan, Pei Ji-hong, Sun Wei. Elastic image registration using hierarchical spatially based mean shift [J]. Computers in Biology and Medicine, 2013, 43(9):1086-1097
- [6] Pluim J, Maintz J, Viergever M. Mutual-information-based registration of medical images: A survey [J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2003, 22(8):986-1004
- [7] 王婕妤,王加俊,张静亚. 基于改进光流场和尺度不变特征变换的非刚性医学图像配准 [J]. 电子与信息学报, 2013, 35(5):1222-1228
- [8] 许鸿奎,江铭炎,杨明强. 基于改进光流场模型的脑部多模医学图像配准 [J]. 电子学报, 2012, 40(3):525-529
- [9] 潘晓光,李宏,康雁,等. 双向梯度归一化互信息医学图像配准方法 [J]. 东北大学学报:自然科学版, 2012, 33(8):1107-1110
- [10] 杜晓刚,党建武,王阳萍,等. 基于萤火虫算法的互信息医学图像配准 [J]. 计算机科学, 2013, 40(7):273-276
- [11] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey [J]. Image Vision Comp, 2003, 21(11):977-1000
- [12] 葛永新,杨丹,雷明. 基于良分布的亚像素定位角点的图像配准 [J]. 电子与信息学报, 2010, 32(2):427-431
- [13] Andre G, Wu K. Providing visual information to validate 2-D to 3-D registration [J]. Medical Image Analysis, 2000, 4(4):357-368
- [14] Li Guang, Xie Hu-chen, Ning H, et al. Accuracy of 3D volumetric image registration based on CT, MR and PET/CT phantom experiments [J]. Journal of Applied Clinical Medical Physics, 2008, 9(4):17-36
- [15] 李洪波. 共形几何代数-几何代数的新理论和计算框架 [J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2005, 17(11):2383-2393