

西安邮电大学

毕业设计（论文）

题目：核医学心脏图像序列配准

学院：自动化学院

专业：自动化专业

班级：自动 1403

学生姓名：张萌洁

学号：06141102

导师姓名：汤少杰 职称：副教授

起止时间：2017 年 12 月 5 日至 2018 年 6 月 10 日

毕业设计（论文）声明书

本人所提交的毕业论文《核医学心脏图像序列配准》是本人在指导教师指导下独立研究、写作的成果，论文中所引用他人的文献、数据、图件、资料均已明确标注；对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明并表示感谢。

本人完全理解《西安邮电大学本科毕业设计（论文）管理办法》的各项规定并自愿遵守。

本人深知本声明书的法律责任，违规后果由本人承担。

论文作者签名：

日期： 年 月 日

西安邮电大学本科毕业设计(论文)选题审批表

申报人	汤少杰	职 称	副教授	学 院	自动化学院			
题目名称	核医学心脏图像序列配准							
题目来源	科研	√			教学		其它	
题目类型	硬件设计		软件设计	√	论文	√	艺术作品	
题目性质	应用研究		√		理论研究			
题目简述	<p>图像配准是一种重要的图像处理技术,借以确定序列图像的相对位移,具有重要的应用价值。医学图像配准对象可以是同种医学成像设备、同样成像参数下、不同时刻具有相对位移的图像序列,可以是同种成像设备、不同成像参数下具有相对位移的图像序列,更可以是不同成像设备采集的同一成像对象的图像序列。医学图像配准有单模态与多模态之分,有基于不同优化准则之分。该研究针对核医学心脏图像序列,探索如何实现图像序列配准。</p>							
对学生知识与能力要求	<p>1、数字图像处理理论; 2、MATLAB 编程。</p>							
具体任务以及预期目标	<p>基于 MATLAB 编程的算法实现</p>							

时间 进度	2017. 12. 5-2018. 1. 15 查阅相关文献		
	2018. 1. 15-2018. 3. 1 熟悉图像处理理论		
	2018. 3. 1-2018. 5. 1 编写与调试相关程序代码		
	2018. 5. 1-2018. 5. 31 准备并完成毕业论文		
	2018. 6. 1-2018. 6. 7 准备毕业论文答辩 PPT		
	2018. 6. 8-2018. 6. 10 准备毕业论文答辩		
系（教研室）主任 签字	年 月 日	主管院长 签字	年 月 日

西安邮电大学本科毕业设计（论文）开题报告

学生姓名	张萌洁	学号	06141102	专业班级	自动 1403
指导教师	汤少杰	题目	核医学心脏图像序列配准		
<p>选题目的（为什么选该课题）</p> <p>过去十年，核医学心脏成像技术经历了显著且持续的改进。但相关图像后处理技术如图像配准尚缺少充分研究。核医学心脏图像序列配准技术可借以研究不同时刻心脏的运动状况，从而反应出心脏的功能，对临床诊断有着重要的意义。</p>					
<p>前期基础（已学课程、掌握的工具，资料积累、软硬件条件等）</p> <p>已学课程：《模式识别技术应用》、《模式识别 A》、《MATLAB 编程》等</p> <p>掌握工具： 电脑</p> <p>资料积累：《图像处理中的数学问题》、《图像配准的数值方法》、《二维和三维图像注册》、《非刚性形态配准的变分方法》等</p> <p>软硬件条件： 软件：MATLAB、Protues、Altium Designer、OPENcv</p>					
<p>要研究和解决的问题（做什么）</p> <ol style="list-style-type: none">1、图像格式转换；2、图像二维配准；3、图像三维配准；4、图像运动参数估计。					
<p>工作思路和方案（怎么做）</p> <ol style="list-style-type: none">1、对于图像进行预处理、变换及配准；2、用真实数据直接验证，并缩小误差；3、对配准效果做评估。					
<p>指导教师意见</p> <p>签字： 年 月 日</p>					

西安邮电大学毕业设计（论文）成绩评定表

学生姓名	张萌洁	性别	女	学号	06141102	专业 班级	自动 1403
课题名称	核医学心脏图像序列配准						
指导 教师 意见	<div>评分（百分制）： 指导教师(签字)： _____ 年 月 日</div>						
评阅 教师 意见	<div>评分（百分制）： 评阅教师(签字)： _____ 年 月 日</div>						
验收 小组 意见	<div>评分（百分制）： 验收教师(签字)： _____ 年 月 日</div>						
答辩 小组 意见	<div>评分（百分制）： 答辩小组组长(签字)： _____ 年 月 日</div>						
评分比例	指导教师评分(20%) 评阅教师评分(30%) 验收小组评分(30%) 答辩小组评分(20%)						
学生总评 成绩	百分制成绩				等级制成绩		

答辩委员会意见	<div>毕业论文(设计)最终成绩(等级):</div> <div>学院答辩委员会主任(签字、学院盖章):<div>年 月 日</div></div>
---------	---

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	II
第一章 绪论.....	- 1 -
1.1 研究背景及意义.....	- 1 -
1.2 医学图像配准方法简述.....	- 2 -
1.3 本文研究内容及章节安排.....	- 3 -
第二章 医学图像配准流程.....	- 4 -
2.1 引言.....	- 4 -
2.2 特征提取.....	- 4 -
2.2.1 点特征提取.....	- 4 -
2.2.2 面特征提取.....	- 5 -
2.2.3 矩和主轴特征提取.....	- 5 -
2.2.4 特征提取影响因素.....	- 5 -
2.3 特征匹配.....	- 6 -
2.4 变换模型.....	- 6 -
2.4.1 刚体变换.....	- 6 -
2.4.2 仿射变换.....	- 7 -
2.4.3 投影变换.....	- 7 -
2.5 坐标变换及插值.....	- 8 -
2.6 本章小结.....	- 9 -
第三章 配准方法适用性比较及选择.....	- 10 -
3.1 引言.....	- 10 -
3.2 相似性测量.....	- 11 -
3.2.1 互信息法.....	- 11 -
3.2.2 基于序列相关法.....	- 11 -
3.2.3 互相关法.....	- 12 -
3.3 本章小节.....	- 12 -
第四章 实验结果.....	- 13 -
4.1 引言.....	- 13 -

4.2 算法有效性验证.....	13	-
4.3 算法配准率验证.....	14	-
4.4 算法鲁棒性验证.....	16	-
4.5 本章小节.....	18	-
第五章 总结与展望.....	20	-
5.1 总结.....	20	-
5.2 展望.....	20	-
致 谢.....	22	-
参考文献.....	23	-
附录 A: 二维配准程序.....	24	-
附录 B: 三维配准程序.....	27	-
附录 C: 合成程序.....	29	-

摘 要

图像配准的本质就是通过寻找一系列合适的空间变换及配准算法,使得待配准图像与参考图像在空间上对齐的一种图像处理步骤。根据配准环节的不同,配准有多种命名的维度。应用最广的一种分类,是将配准分为基于特征的配准和基于灰度的配准两类。基于特征的配准是通过寻找两幅图像之间点线面的对应关系进行配准的。它的优点在于计算量小、鲁棒性好,缺点在于配准的精度较低。基于灰度的配准是直接通过配准特定区域内图像的灰度数值来进行的。它的缺点在于计算量稍大,优点在于精度高、稳健性强,且具有不需预处理就可以自动配准的特点。本文选取了基于灰度的配准来进行不同时刻的心脏图像的配准。空间变换选取了仿射变换,相似性度量上,选择了互信息法。在配准的流程上,是先通过二维配准选出最优参数,再将其应用到三维配准当中直接合成来完成的。

关键词: 图像配准; 基于灰度配准; 仿射变换; 互信息法; 二维配准; 三维配准

ABSTRACT

The essence of image registration is an image processing step in which a series of suitable spatial transformation and registration algorithms are sought to spatially align the registration image and the reference image. According to the different aspects of non-registration, registration has a variety of named dimensions. One of the most widely used classifications is to divide registration into feature-based registration and gray-scale registration. Feature-based registration is achieved by finding the correspondence between point and line surfaces between two images. Its advantage lies in the small amount of calculation and good robustness. The disadvantage is that the accuracy of registration is low. Grayscale-based registration is performed directly by registering the grayscale values of the images in a specific area. Its disadvantage is that the calculation is slightly larger. The advantage is that it has high accuracy and robustness, and it has the feature of automatic registration without preprocessing. In this paper, gray-scale registration is selected to register heart images at different times. The affine transformation was chosen for the spatial transformation and the mutual information method was chosen for the similarity measurement. In the registration process, the optimal parameters are first selected through two-dimensional registration, and then applied directly to the three-dimensional registration.

Key words: Image registration; grayscale registration; affine transformation; mutual information method; two-dimensional registration; three-dimensional registration

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

众所周知，在临床医学领域，医生诊断疾病尤其是内科疾病时，往往需要借助于不同的医学成像设备来进行，才能保证清晰明确病因，准确改善病疾。随着近些年来，全世界范围内科学技术以及信息技术的发展，应用于人体不同部位的各种医学成像仪器被相继开发并投入了应用之中。然而由于各类设备成像原理的不同，造成了医生需要集成并整合多时刻、或多角度医学照片来明晰患者准确病因的现象。因此，为了方便医生对于图像信息的综合提取，提高临床诊断的速度和准确率，产生了医学图像配准这一技术概念^[1]。即就是通过集成整合医学成像照片，来寻求某种空间上的最优变换，以便利于图像在空间上达到定位和配准的过程^[11]。这一技术在医学领域上对于反映器官功能有重要的应用价值，所以成为相关领域学者们争先研究和优化的重点问题。

从成像结果的维度出发，医学影像分为功能成像和解剖成像两大版块^[1]。在当下的临床诊断中，功能成像可以实时反映出脏器自主运动时的功能信息，但分辨率低，成像效果较差。其常用成像技术主要分为两类：其一是正电子发射计算机断层扫描（Position Emission Tomography），简称为 PET；其二是单光子发射断层扫描（Single Photo Emission Tomography），简称为 SPECT。而在解剖成像方面常用成像技术有以下三类：一是超声成像（UltraSonography），简称为 US；其二是电子计算机断层扫描（Computed Tomography），简称为 CT；其三是磁共振成像（Magnetic Resonance Imaging），简称为 MRI。这三类解剖成像设备仪器的成像原理是大不相同的，因此从图片上能够反馈给医生的信息也是各有不同的。CT 图的优势在于成像图片的分辨率高，因此成像更显清晰，有利于医生对于病变部位的精确定位，劣势在于应用范围较窄，其对于人体内部骨骼框架的成像显示较为清晰，但对于人体内部软组织的成像因为分辨率低则显得稍差。因此 CT 图目前更多被应用在外科手术的成像过程中。MRI 图的优势在于其极大地方便了人体内部软组织的成像，且可以对软组织实现多方位的拍照成像。劣势在于其对骨骼框架的成像或钙化器官的成像效果欠佳。因此可以说 MRI 和 CT 图达到了临床应用上优势互补的关系。

单模图像和多模图像也是医学成像领域常用的两个概念^[1]。其是根据图片来源于一台或多台成像设备来进行定义的。单模图像是指来自于同一脏器、同一设备、不同时刻的影像，因此在用途方面可以很好反映出脏器在治疗前后的功能信息，对于医治效果的验证和医治策略的及时调整有很大作用。在应用方面，其更多被应用于术中的辅助导航，便于为医生寻找到距离短、到达快的路径。多模图像是指来源于同一脏器、不同设备的影像。成像原理使然，其可以提供更多维度更多方位的成像信息。

综上所述，医学影像配准就是在两幅或若干幅医学影像中，确定一幅标准图像（同参考图像），将其余影像与这幅标准图像的空间对应转换关系寻找到，使得图像之间有诊断参考意义的点达到空间上的匹配及对其的一个配准过程^[2]。

1.2 医学图像配准方法简述

随着时间的推移和科学技术的进步，在国内外研究学者们的努力下，医学图像配准已经取得了一些可喜的成就与进步。而目前图像配准领域的研究热度也是一直不减反升，我们将过去已被应用的成熟的图像配准技术，与当下热门的或优化后的图像配准技术作以分类和归纳之后，划分出了以下几个不同维度的配准技术。

若只考虑图像的配准维度不考虑其他因素，医学图像配准分为二维配准和三维配准两类^[9]。二维配准顾名思义就是二维影像间的配准，被应用于观察脏器病变部位医治前后的变化。三维配准是空间影像间的配准，被更多应用于人体骨骼实时情况的观察。

若只考虑配准图像的来源不考虑其他因素，医学图像配准分为单模图像配准、多模图像配准、模态与模型间的配准、病变部位与图谱图像间的配准四类^[9]。单模图像的定义是来源于同一成像设备、不同成像时刻的影像的配准。多模图像配准指将来源于不同成像设备的影像进行配准的一种方法。模态与模型间的配准则是指患者病变部位影像与正常人对对应部位影像间的配准。病变部位与图谱图像间的配准，是患者患病部位的与该部位标准解剖图谱上的配准。

根据配准象的不同，医学图像配准分为两大类。一类是特征的配准，一类是基于像素点灰度的配准^[9]。基于特征的配准是指标准图像与待配准图像的采集点或特征点之间的对应配准。基于像素点灰度的配准则是指标准图像与待配准图像间灰度信息的直接配准。相比较而言，前者在配准前需要进行的是图像分割，

后者在配准中需进行的是相似性度量，虽然耗时上比前者稍长，但贵在其配准率高。

根据配准过程中空间变换模型的不同，医学图像配准分为刚体变换配准、仿射变换配准、投影变换配准、非线性变换配准四类^[9]。刚体变换是指以平移和旋转为主的变换。仿射变换是指以线性变换和平移为主的变换。投影变换是指将直线依旧映射成直线的变换，其参数通常为定值。非线性变换也被称为弹性变换，也是变换模型中的一种，它的特点在于将直线映射成曲线。简而言之，这几种空间变换的方法在实际情况中的适用范围上也是各有不同的。

以上的维度并没有将多有的配准方法完全包含进去，基于薄板样条函数的配准及基于 B 样条的配准也是常用的两种模型。

1.3 本文研究内容及章节安排

本文主要研究的是核医学心脏图像序列的配准，在配准的研究上，对目前已有的配准方法进行了讨论和适用性的研究。在配准的实现上，主要着眼于基于灰度的图像配准方法。论文共分为五章，具体的章节内容大致如下：

第一章 首先介绍了课题的研究意义及背景，并对配准方法进行了分类和简述。

第二章 对配准过程作了一般性步骤的归纳，并对相应模块算法的原理及数学模型作了详细的论述。

第三章 对相似性度量版块作的方法做了说明，并选择出了本文适用的模型变换方法及相似性度量方法。

第四章 对本文所用的配准算法进行了性能的验证。

第五章 总结与展望

第二章 医学图像配准流程

2.1 引言

由上一章的论述可以知晓的是，医学图像的配准在相关领域有巨大的研究价值和研究意义。加之现代社会互联网与科技的加成因素，图像配准已经被应用到了除医学之外的很多其它领域。因此随之而来的，是国内外学者们各种配准算法的相继面世。但是这些以不同维度去命名和划分的算法，当然也都有自己的适用范围与优劣势，我们很难客观地将所有算法在同一个标准下排出优先级，但是我们总结出来了如下图像配准的几个步骤，则是包涵所有算法的，具体如下：

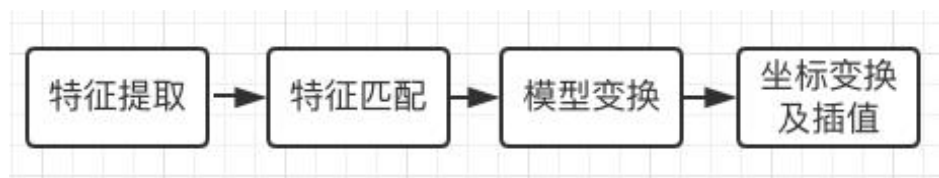


图 2.1

2.2 特征提取

特征提取在图像配准过程中的意义担当，我们可以把它理解成为是寻找标准图像与浮动图像间比较对象的这么一个行为^[3]。它是图像配准中的第一个也是最关键的一个步骤，而较为简单的提取算法，已经在 Matlab 中封装好了，可以在配准时直接调用，无需编写算法的代码。在图像中可以提取的特征，本文总结出来了有以下几类，它们是：图像的灰度值、图像的点特征、图像的线特征、图像的面特征等^[3]。下面对这四种特征作以介绍。

2.2.1 点特征提取

点特征提取是被应用最多的一种方式^[6]。点特征提取方式的优势在于可以快速且较为精准的找到对应的变换参数，劣势在于使用范围较窄。它只适用于两幅图像的空间变换较小、且点特征提取难度小的情况下。在实际应用中，若通过观察发现图像中某些点与其周围区域的像素差异较大，则可以应用点特征提取的

方法。已经面世的点特征提取算法中，有基于图像灰度梯度、基于图像灰度直方图、基于灰度角点检测等。

2.2.2 面特征提取

面特征提取是一种对于区域性分布像素差异较小时的提取方法。其特征提取的过程是采用规定特征搜索起点及搜索方向的方式进行的。当能确定出待提取区域的中心或待提取区域呈圆形时，通常从中心或圆心开始逐渐向外发散并扩大搜索范围。当待提取区域呈大致的方形时，通常从水平、垂直、对角线几个方向搜索，使得两幅图像的交叉信息最大化。面特征的应用实例为，国蔬地里面作物生长情况的分析时，先对拍摄点进行标记并用计算机模拟分隔土地面积，然后再对分块后的区域作灰度统计与比较。

2.2.3 矩和主轴特征提取

矩和主轴法也是应用较为广泛的一种提取方式。其配准的方式是将两幅图像的质心和主轴进行比较。矩和主轴是从物理学中借用来的概念，但是在配准领域，其定义和物理学中的定义略有不同。在图像配准领域，主轴是使同一幅图像中，使得两边像素均等分布的一条线。质心则用图像的平均灰度值来表示。

2.2.4 特征提取影响因素

仅仅一幅图像中的特征提取，已经在相关领域有了较为精准和快捷的算法。而配准过程中图像的提取，也就是两幅图像中的特征提取技术，则需要在单幅提取算法上进行再优化。优化的目的是为了配准率高、鲁棒性好，因此从特征相似性、计算复杂性、匹配效率、图像质量几个方面来权衡。

- (1) 配准的成功与否与配准的质量高低，取决于待配准特征之间的相似性。我们可以允许配准精度在合理范围内的误差，但是必须保证标准图像和浮动图像间的大部分特征是互相对应的。其次要保证的是特征的提取要规避开噪声，以免噪声对配准算法产生干扰作用。
- (2) 特征提取的速度，也在相对程度上取决于特征提取的速度和提取特征的数量。因为如果不考虑速度问题，大量的耗时会严重影响到配准算法性能的

评估。因此除了灵活运用并合理组合各种提取算法之外，也可以适当加上人为的经验，以提高整体算法的配准速度，降低整体算法的配准耗时。

- (3) 特征的提取更应该考虑显著的特征集，如果提取的特征都较难匹配，那么也会影响到整体算法的性能。
- (4) 若因为客观因素，造成了待配准图像与其它浮动图像间的差异，此时应该舍弃掉这张图像上的特征点提取，因为这里的特征不具有普适性。

2.3 特征匹配

特征匹配是建立待配准图像与标准图像之间特征映射关系的一个过程。图像中的点、线、面以及灰度值都可以当作被提取的特征。为了阐释特征匹配的本质，我们用一个易于理解的小例子去说明。设 A 图像中有 m 个特征被提取，图像 B 中有 n 个图像被提取，在大多数情况下 m 和 n 的值是不相等的。若在图像 A 和 B 之间有 k 对相同的特征，那么使得这 k 对特征在空间上对齐的过程，就是特征匹配的本质。

特征匹配通常是图像配准中比较重要且耗时的一个步骤，特征匹配直接影响了最后配准结果的好坏。然而特征提取同样被两个先决因素决定着，其一是所提取特征的明显性，其二是合适空间变换模型的选取^[14]，后者就是下一节要讨论的问题。

2.4 变换模型

2.4.1 刚体变换

刚体变换是较为基础的一种变换，它包含了平移、旋转、缩放在内。它的特征是保留了原有图像中直线间的关系，如平行、垂直等。



图 2.2 刚体变换

因为任意一个点在变换前后的坐标是一致的，在原图上随机取一个点记为 $m_1(x, y)$ ，则变换后为 $m'_1(x', y')$ ，则有公式如下：

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = S \begin{pmatrix} \cos\theta & \pm\sin\theta \\ \sin\theta & \mu\cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (2-1)$$

其中， $\begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix}$ 为比例缩放参数， θ 是旋转角度， $\begin{pmatrix} \cos\theta & \pm\sin\theta \\ \sin\theta & \mu\cos\theta \end{pmatrix}$ 是旋转矩阵。

2.4.2 仿射变换

仿射变换是解释图像间空间形变的一种变换，在大多数情况下不具有线性。它的特征是保持图像中直线间的平行性，但不保持垂直性。



图 2.3 仿射变换

它是在旋转变换和缩放变换的基础上，最后进行平移的变换，其公式如下：

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{13} & a_{14} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (2-2)$$

其中， $\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{13} & a_{14} \end{pmatrix}$ 是一个实矩阵。

2.4.3 投影变换

投影变换是指图像中直线变换后仍然为直线的投影。它的特征是不能保持原图中直线间的关系。

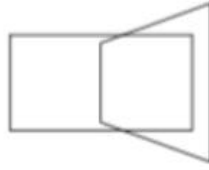


图 2.4 投影变换

$$\text{数学公式为: } \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2-3)$$

因此由上式可以知道，投影变换由较强的适用性，其对于二维和多维图像的配准都是通用的。

2.5 坐标变换及插值

选取好空间变换的模型之后，只需要让待配准图像按照既定的矩阵运算进行变换后，就可以得到配准后的图像。然而在实际应用中，这样的做法往往会使得实际输出的图像与预期相差较大，究其原因是在变换过程中，会出现因缩放等导致的像素丢失，或像素点是非整数因此造成影射误差的现象。针对与这一问题，像素插值法应运而生，可以较好补充所需坐标的像素灰度。下面将集中插值算法作以介绍：

- (1) 最近邻域法。顾名思义，它是取与待配准点距离最短点的灰度值作为该点的灰度值。具体的做法是取该点周围的 4 个点，然后计算距离最小值。然而这样做并不具备由很高的普适性。例如当所取 4 点与待配准点的距离相等时，取灰度值就需要灵活对待了。例如可以取 4 点的灰度平均值，或随机取 4 点中一点的灰度值。
- (2) 双线性插值法。双线性插值法是从水平和垂直两个方向进行内插的方法。与最近邻域法相比，它的优势在于在处理 4 像素灰度情况时，有更强的综合性，而且处理结果也更为接近自然采集到的图像灰度。其劣势在于设计起来较为复杂，且可能会有模糊图像细节的可能。公式如下：

$$f(p,q) = \frac{f_1\Delta p_2\Delta q_2 + f_2\Delta p_1\Delta q_2 + f_3\Delta p_2\Delta q_1 + f_4\Delta p_1\Delta q_1}{(\Delta p_1 + \Delta p_2)(\Delta q_1 + \Delta q_2)} \quad (2-4)$$

2.6 本章小结

本章主要是将图像配准的过程进行总结,并归纳出了四个一般性的步骤。这四个步骤分别是特征提取、特征匹配、选取变换模型及求其参数、坐标变换和插值^[15]。在特征提取版块,对于常见的点、线、面特征的提取进行了简单的介绍。在模型变换版块,对于应用较为广泛的刚体、仿射、投影等变换模型进行了讲解。

第三章 配准方法适用性比较及选择

3.1 引言

由上几章的论述可以知道，常见的图像配准方法有多种分类的维度，若依据配准参考对象的不同来进行划分，已有的图像配准技术可以被分为基于特征的配准方法和基于灰度的配准方法两大类。这两类算法在实现上有一些不同之处，因此两者的优劣势和适用范围也是各有不同的。

基于特征的配准本质是通过寻找标准图像与待配准图像之间的点线面的对应关系来完成配准的。这类算法包括 Harris 角点算法、SIFT 算法、SURF 算法等。它的优势在于计算量较小、鲁棒性好，缺点在于配准的精度较低。它更适用于边界及区域性明显且对精度要求不高的匹配 [8]。基于灰度的配准是直接通过配准特定区域内图像的灰度数值来进行的 [2]。它的缺点在于计算量稍大，优点在于精度高、稳健性强，且具有不需预处理就可以自动配准的特点。它适用于图像较多且对精度要求较高的配准。

由于基于特征的匹配，是丰富的特征提取经验使然的。若是对此领域了解不深就贸然适用特征匹配的方法，很有可能因为特征提取的不佳，导致实验结果与预期的大相径庭。而基于灰度的匹配方法，则直接省略掉了特征提取和特征匹配的两个步骤，有利于快速达到精度较高的配准结果。因此本文选择了基于灰度的配准方法作为实现的算法。由下图可知，基于灰度的配准中，几何变换和相似性度量是较为重要的两个步骤。下一节是对相似性度量的方法介绍。

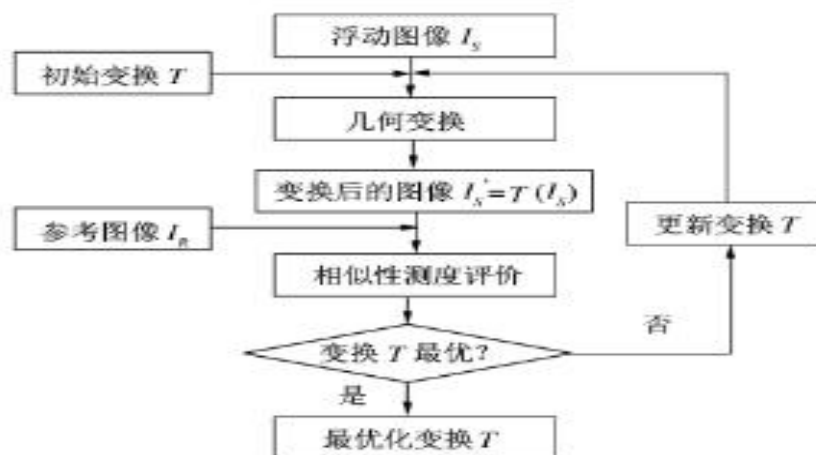


图 3.1 基于灰度的图像配准基本过程

3.2 相似性测量

3.2.1 互信息法

基于互信息的方法是当下应用最多的一种相似性度量方法,在基于灰度进行配准的领域内^[5]。下面我们更为直接可观的数学模型来解释一下互信息法的核心内容。设定两个随机变 A, B , 则它们的边缘分布概率分别为 $P_A(a)$ 、 $P_B(b)$, 联合概率分布为 $P_{AB}(a, b)$ 。若满足条件 $P_{AB}(a, b) = P_A(a) \times P_B(b)$, 则这两个随机变量 A 、 B 统计独立; 若满足 $P_A(a) = P_B(T(a)) = P_{AB}(a, T(a))$, 即可以找到一个变换 T , 使 A 、 B 满足一一映射的关系, 则认为此时 A 、 B 间具有最大的相关程度^[13]。 $I(A, B)$, 即互信息量, 就是用来衡量随机变量 A 、 B 间相互依赖程度的。

$$I(X, Y) = - \sum_{xy} P_{X,Y}(x, y) \log \frac{P_{X,Y}(x, y)}{P_X(x) \cdot P_Y(y)} \quad (3-1)$$

写成熵的形式则有

$$I(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y) \quad (3-2)$$

其中:

$$H(X) = - \sum_x P_X(x) \log P_X(x) \quad (3-3)$$

$$H(Y) = - \sum_y P_Y(y) \log P_Y(y) \quad (3-4)$$

$$H(X, Y) = - \sum_{xy} P_{X,Y}(x, y) \log P_{X,Y}(x, y) \quad (3-5)$$

在实际情况中应用互信息量进行相似度测量时, 要注意此算法的几个特性。特性一是互信息量具有非负性, 即两幅图像间的共有的灰度信息是大于等于 0 的。只有当两幅图像完全不相关时, 互信息才等于 0。特征二是互信息量具有对称性, 即 B 图在 A 图中的共同信息, 与 A 图在 B 图中的共同信息是一样的因此具有一样的互信息量。特征三和特征四分别是具有便捷特性和变换特性。

3.2.2 基于序列相关法

随着科技的进步与发展, 摄影器材与设备在性能与精度上也得到了大幅的提升与改良。随之而来的, 是各种诸如连拍、慢动作摄影等先进的摄影技术。那么在面对这样一些相邻图片之间具有较高相似性的匹配时, 基于序列相关法的相似

性测量久应运而生了。基于序列相关的方法分为指定匹配、顺序匹配、基于特征匹配三种处理方式。指定匹配是指指定某张照片中某些特征进行匹配方法。顺序匹配是指按照既有的图片序列依次进行匹配的一种方法。当然这种匹配方法会存在一个缺点，就是特征传递难。基于特征匹配是指在顺序匹配的基础上，不断往特征库里加入新的、且特征较好的特征的一种方法^[12]。其相似性差异公式及归一化公式如下：

$$e(u,v) = \sum_x \sum_y |T(x,y) - f(x-u,y-v)| \quad (3-6)$$

$$e(u,v) = \sum_x \sum_y |T(x,y) - E(T) - f(x-u,y-v) + E(f)| \quad (3-7)$$

3.2.3 互相关法

互相关法也是相似性测量的一种。它的本质是寻找一种使得两幅图像间相关性最大化的变换参数^[10]。虽然此方法已经在心脏图像配准中被应用，但相对而言，其更适用于单模的，特别是系列图像的配准。互相关法中性能最好的是归一化的相关系数，公式为：

$$CC = \frac{\sum_i (I_R(i) - \bar{I}_R)(I_S(i) - \bar{I}_S)}{\sum_i (I_R(i) - \bar{I}_R)^2 \sum_i (I_S(i) - \bar{I}_S)^2} \quad (3-8)$$

上式中， $I_R(i)$ 是标准图像 R 中点 i 处的灰度值， $I_S(i)$ 是待配准图像 S 中对应点 i 处的灰度值， \bar{I}_R 和 \bar{I}_S 是标准图像与待配准图像的灰度均值。

3.3 本章小节

本章节主要是对灰度配准中相似性度量环节的方法进行了简单的介绍。通过整体的比较来看，由于受限于课题原始数据是多模态，且各方向线性程度较差的情况，排除了互相关和基于序列的方法，选择互信息法作为本课题中相似性度量的算法。

第四章 实验结果

4.1 引言

由上一章的论述可以知道，本文选择的是基于灰度的配准方法中互信息的方法。因此仿真的本质就是寻找二维配准时最优变换参数问题。

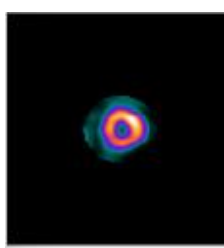
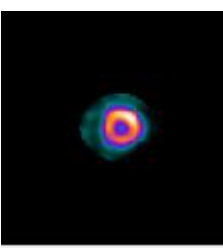
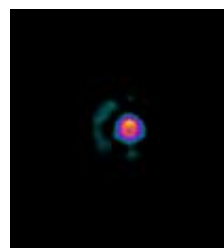
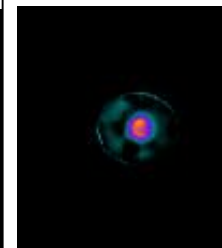
由于此次实验要配准的心脏图像是在不同时刻的且多个方向的图像，因此是一个非常典型的多模配准问题。因此在配准的流程上，应该先将处于不同时刻、同一方向、同一位置上的两幅图像进行二维配准，然后将这一方向上，所有不同时刻、同一位置的图像用同样的参数进行三维的配准，然后得到一个方向上，不同时刻的所有图像的配准。然后将另外两个方向的图片用同样的方法处理。最后将三个方向再进行立体合成的过程。

本次实验中，对于算法功能及性能的验证分为了三个部分进行。第一部分是验证其有效性，第二部分是验证其配准率，第三部分是验证其鲁棒性。

4.2 算法有效性验证

选择了第一组三个方向上的三张图作为标准图像组，将第二组对应位置的三张图作为待配准图像组。为了验证配准算法的有效性，将三个方向图片在配准前后的差别进行了说明，图像及数据如下：

表 4.1 默认参数下图像配准前后差异

切片名称	标准图像	待配准图像	配准前两图之差	配准后两图之差
Slice1				

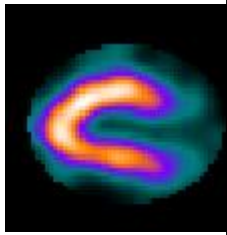
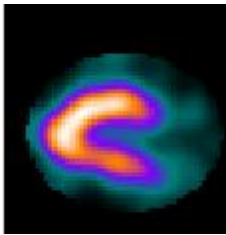
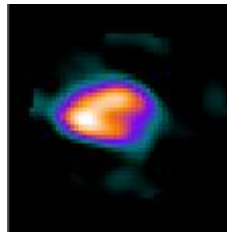
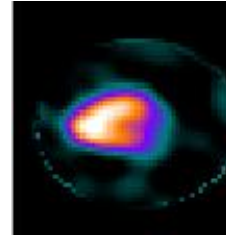
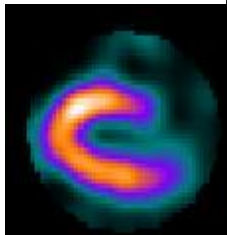
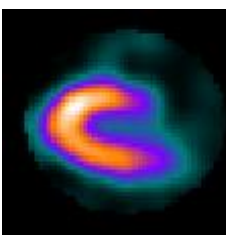
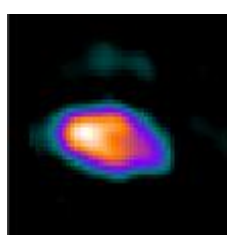

名称	标准图像	待配准图像	配准前两图之差	配准后两图之差
Slice2				
Slice3				

表 4.2 默认参数下配准前后数据差异

切片名称	配准前差值	配准后差值	运行时间
Slice1	0.3566	0.3337	5.3s
Slice2	1.3906	1.3906	5.3s
Slice3	1.1558	1.1558	5.3s

从上文中的图片和数据可以看到，在默认参数下，三组图片在配准后的差值均小于配准前的差值，因此说明此配准算法对于心脏图像的 2D 配准是有粗配准的效果的。

4.3 算法配准率验证

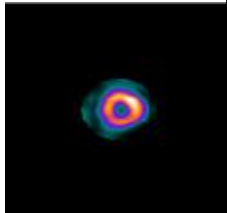
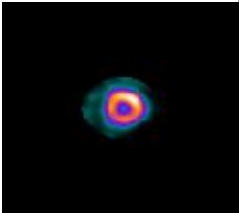


选择了第一组三个方向上的三张图作为标准图像组，将第二组对应位置的三张图作为待配准图像组。为了验证配准算法的配准率，将不同参数下，三个方向图片在配准前后的差别进行了说明，图像及数据如下：

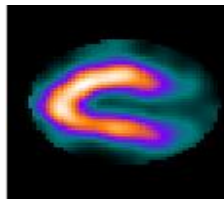
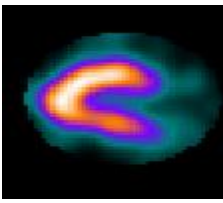
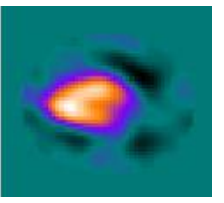
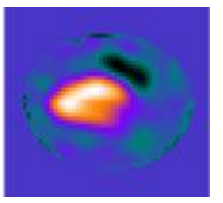
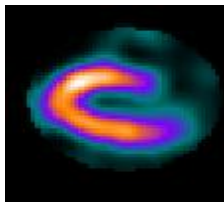
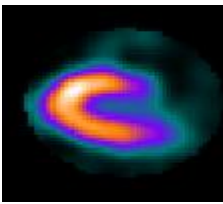
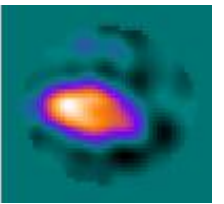
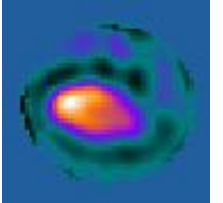
表 4.3 不同变换参数下配准前后实验数据

步长	切片名称	配准前差值	配准后差值	运行时间
默认	Slice1	0.3566	0.3337	5.3s
	Slice2	1.3906	1.3906	
	Slice3	1.1558	1.1558	
/4	Slice1	0.3566	0.0795	5.6s
	Slice2	1.3906	1.9118	
	Slice3	1.1558	1.2255	
/3.5	Slice1	0.3566	0.2564	5.6s
	Slice2	1.3906	0.6584	
	Slice3	1.1558	0.3308	
/3	Slice1	0.3566	0.2821	5.8s
	Slice2	1.3906	0.5098	
	Slice3	1.1558	0.174	
/2.5	Slice1	0.3566	0.2673	5.8s
	Slice2	1.3906	0.3295	
	Slice3	1.1558	0.0051	
/2	Slice1	0.3566	0.2718	5.4s
	Slice2	1.3906	0.0361	
	Slice3	1.1558	0.9813	

由以上五组实验数据可知，当步长=原步长的 / 2.5 时，来自于第一组和第二组的两幅不同时刻、同一方向、同一位置的图像，配准后的差值达到相对最小，且其配准时间与其它组保持持平。因此验证了此算法的配准率。在取使结果达到最优的这个参数继续进行后面 3D 的配准与合成之前，我们先来看一下这个参数作用下的 2D 配准前后结果在图像的直接显示。

表 4.4 第一第二组一步长 / 2.5 时

切片名称	标准图像	待配准图像	配准前两图之差	配准后两图之差
Slice1				

切片名称	标准图像	待配准图像	配准前两图之差	配准后两图之差
Slice2				
Slice3				

上图即是最优参数作用下，两图配准前后的直观差显示。我们可以明显看到，配准后两图之差相比于配准前的两图之差减小了很多。我们将此参数应用于3D配准合成中后，有图下的配准结果。在图4.1中，图(a)为标准图像，图(b)为待配准图像，图(c)为配准后图像。

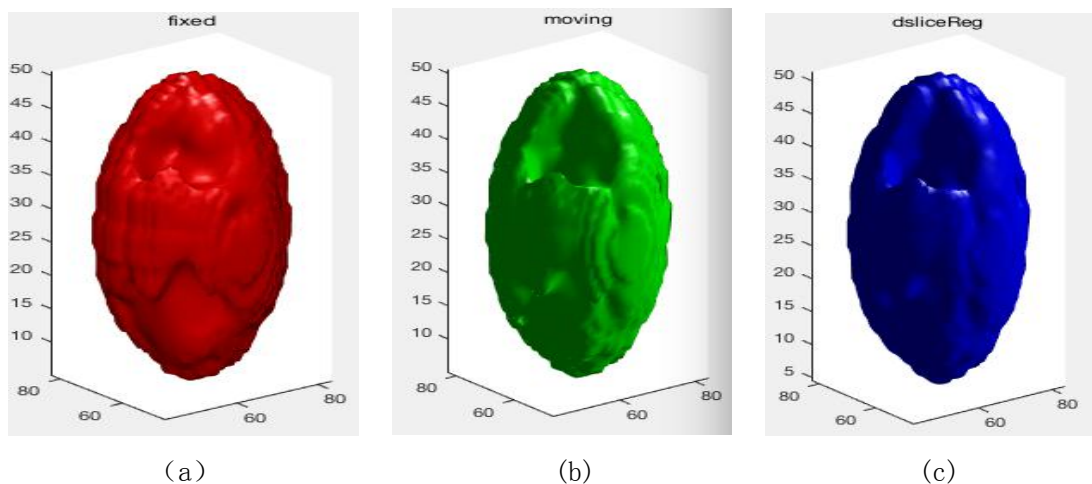


图 4.1

4.4 算法鲁棒性验证

选择了第二组三个方向上的三张图作为标准图像组，将第三组对应位置的三张图作为待配准图像组。为了验证配准算法的鲁棒性，将三个方向图片在配准前后的差别进行了说明，图像及数据如下：

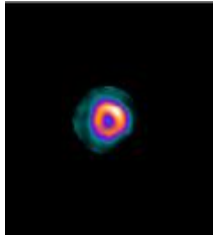
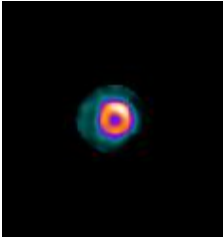
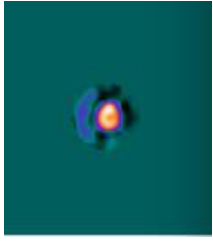
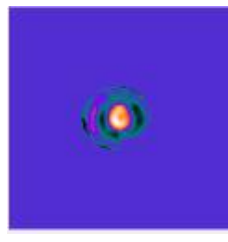
表 4.5 不同变换参数下配准前后实验数据

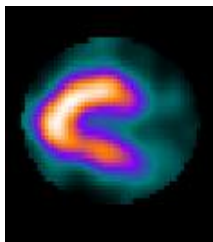
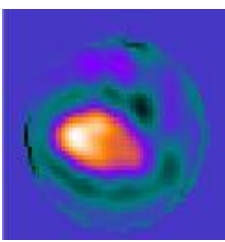
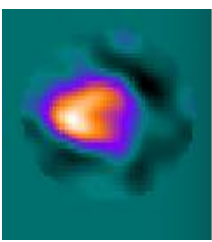


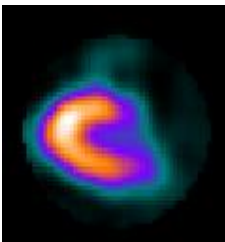
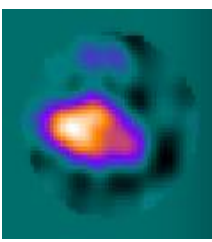
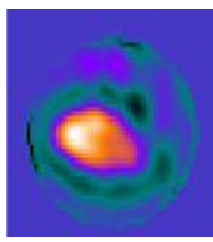
步长	切片名称	配准前差值	配准后差值	运行时间
默认	Slice1	0.334	0.319	5.9s
	Slice2	1.227	1.227	
	Slice3	1.2126	-2.448	
/4	Slice1	0.334	0.3953	6s
	Slice2	1.227	1.4369	
	Slice3	1.2126	0.8658	
/3.5	Slice1	0.334	0.4052	5.6s
	Slice2	1.227	1.3358	
	Slice3	1.2126	0.3985	
/3	Slice1	0.334	0.4149	5.9s
	Slice2	1.227	0.0219	
	Slice3	1.2126	0.2383	
/2.5	Slice1	0.334	0.1731	5.9s
	Slice2	1.227	0.2138	
	Slice3	1.2126	-0.2547	
/2	Slice1	0.334	0.252	6s
	Slice2	1.227	1.2891	
	Slice3	1.2126	-0.1413	

由以上五组实验数据可知，当步长=原步长的 / 2.5 时，来自于第二组和第三组的两幅不同时刻、同一方向、同一位置的图像，配准后的差值达到相对最小，且其配准时间与其它组保持持平。

因此验证了此算法的配准率。在取使结果达到最优的这个参数继续进行后面 3D 的配准与合成之前，先来看一下这个参数作用下的 2D 配准前后结果在图像的直接显示。

表 4.6 不同变换参数下配准前后图像差异

切片名称	标准图像	待配准图像	配准前两图之差	配准后两图之差
Slice1				

切片名称	标准图像	待配准图像	配准前两图之差	配准后两图之差
Slice2				
Slice3				

上图即是最优参数作用下，两图配准前后的直观差显示。我们可以明显看到，配准后两图之差相比于配准前的两图之差减小了很多。我们将此参数应用于3D配准合成中后，有图下的配准结果。在图4.2中，图(a)为标准图像，图(b)为待配准图像，图(c)为配准后图像。

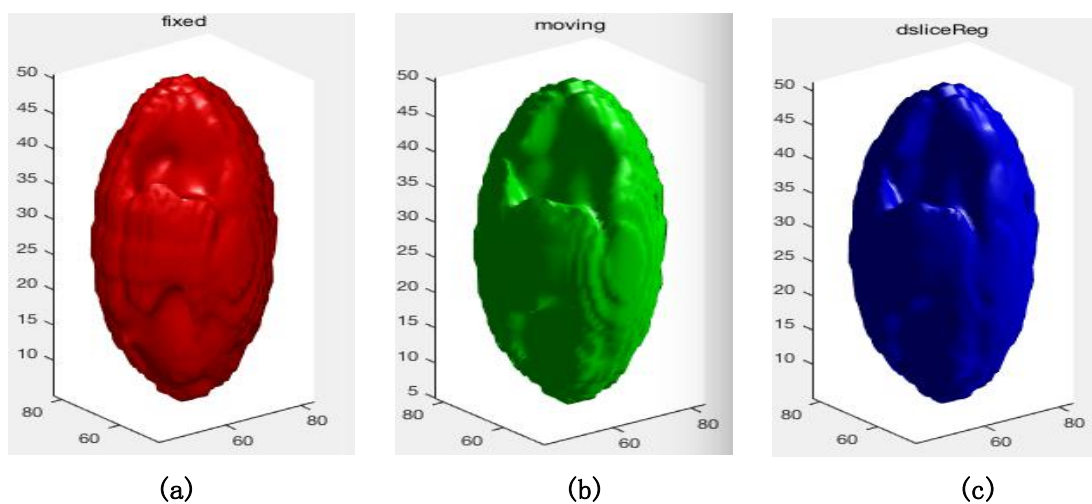


图 4.2

4.5 本章小节

本章对于基于互信息法的灰度配准方法进行了算法性能的仿真与调试。由于

优化器里面的计算步长会影响结果的精度。因此本文对同步长下的配准效果进行了对比。因此在本章结尾，我们实现了良好的图像配准效果。

第五章 总结与展望

5.1 总结

随着时间的推移和技术的进步,图像配准已经被应用到了除临床医学以外的更多其它领域上。图像配准不再是一个晦涩的概念和小众的技术,它在机器视觉、目标检测等研究领域也有了自己的用武之地。除此之外,图像配准本身也是一系列复杂化、多元化图像处理过程中的第一个关键步骤。因此,多方面的因素综合在一起,使得图像配准领域专家对其的研究一直保持着较高的热度。加之当代社会利于图像配准的设备仪器也非常之多,所以我们非常有必要在前人的基础上,对这个领域进行继续的深耕。本文首先对图像配准的概念进行了比喻性的说明,然后对其目前领域的研究现状及主要配准方法进行了简单的介绍。紧接着从配准流程的维度出发,抽象出了一般图像配准的四个步骤,即特征提取、特征匹配、模型变换及参数选择、坐标变换和插值。在特征提取版块,对点特征、线特征、面特征的提取原理及方法进行了说明。在模型变换版块,则是对常用的平移、缩放、仿射、镜像、刚性变换进行了介绍。在以上的整体介绍之后,结合所选课题实际情况,本文在对变换模型、配转算法进行了比对分析之后,选择了基于灰度配准,以仿射变换及互信息法为主的配准方法。在此算法的性能验证上,本文采取了多组多维度的仿真方法,通过优化数学参数的方法,不断提高各方面性能,也对算法的配准率和鲁棒性进行了验证。在此算法的优化上,本文使用了差值比较的方法,来更直观获得配准前后的效果对比。

5.2 展望

本课题对于医学图像配准的相关技术和算法模型有了一定的学习和研究,但是受限于时间和精力,对于此领域的深耕工作,还有很多值得进一步探索和思考的地方,具体有以下几个方面:

- (1) 本文的配准选取的是在连续的若干个时间间隔内的图像进行配准,因此图像间的相关性较大,也在一定程度上降低了配准的难度。然而在实际生活中,很有可能会面临到图像间相关性极小的配准挑战,因此对于差异性大的图像进行配准,是以后一个继续研究的方向。

- (2) 本文介绍了图像配准的多个步骤及其对应的多种模型算法，然而在算法之间缺乏横向的实验对比，只是对灰度配准这一种算法实现了纵向的对比，也就是精度的不断提高。因此为了有更好的实验结果，以后应该对同一个课题实现多种算法的仿真。
- (3) 本文对于算法性能的衡量与验证，是通过不断提高精度缩小误差的方式来进行的，缺少准确的精度指标是本次课题的一个小小的不足之处，因此希望以后可以寻找到适配不同器官不同状态下的精度指标集，以期有更好配准结果的输出。

致 谢

时光荏苒，岁月如梭，春梦秋云，聚散真容易。四年的大学生活，也很快要在不舍中挥手道别了。在此，我想由衷地对我的母校、我的老师、我的父母、和我的同学朋友们说一声谢谢。

感谢我的母校西安邮电大学，幸运与你相遇，让我在完成学业之外，也给了我更多的机会与这个世界产生交互。谢谢有你，让我完成从懵懂少年到进取青年的成长，以及到职场新人的转变。

感谢自动化学院的全体老师，是你们的悉心教导和关心，让我汲取到了更多专业知识的养分，老师们对待专业的态度会让我在以后的人生路上获益良久。

感谢我的论文指导老师汤少杰。从研究方向的选择，到毕设课题的确定，再到过程中实验细节的确立，汤老师都耐心给予了我专业的意见和无微不至的关怀。在大学二年级的时候，也曾加入过汤老师在学校的学生项目一段时间，老师对待学术的态度和格局，真的让我学到很多。

感谢我的父亲母亲与爷爷奶奶，养育之恩，无以为报，感谢你们在我成长过程中对我正确价值观的引导；感谢你们对于我大学期间每一个决定的支持。因为有你们在后方，我才可以更安心地去看世界。

感谢我身边的同学朋友们，因为与你们相识，我更加认识到了这个世界的丰富多彩，你们每一个人都是我的益友和良师。

毕业在即，在今后的工作生活当中，我一定会继续努力，好好工作认真生活，谨记各位的教诲，希望做到永远自信、专业、强大、温暖。

参考文献

- [1] 陈珊. 医学图像刚性配准与非刚性配准技术研究 [D]. 浙江工业大学, 2015:1-5
- [2] 金英, 杨丰, 王楠. 基于灰度的医学图像配准技术研究 [J]. 信息技术, 2011:2
- [3] 黄宝康. 基于灰度的图像配准技术研究[D]. 江西理工大学, 2016:8-12
- [4] 范俐捷, 王岩飞, 高鑫. 一种新的基于灰度的图像匹配方法[J]. 微计算机信息, 2007:1
- [5] 张娟. 医学图像配准中相似性测度的研究[D]. 南方医科大学, 2014
- [6] 刘薇. 医学图像配准的关键技术研究[D]. 电子科技大学, 2017
- [7] 王雷, 高欣, 崔学理, 梁志远. 基于灰度距离融合的 2D/3D 刚性配准[J]. 光学精密工程, 2014
- [8] 刘哲, 宋余庆, 王栋栋. 一种医学图像配准方法 [M]. 江苏大学, 2017
- [9] 刘益含, 闫德勤, 刘彩凤. 图像图像配准分类研究 [J]. 计算机科学, 2015
- [10] 孟勋. 典型医学图像配准方法及优化策略的研究进展[J]. 中国医疗设备, 2015
- [11] Bernd Fischer, Jan Modersitzki. 病态医学—图像注册简介[D]. Institute of Mathematics, University of Lubeck, 2010
- [12] J Modersitzki. 图像配准的数值方法[D]. Oxford University Press, 2004
- [13] O Faugeras, G Aubert, and P Kornprobst. 图像处理中的数学问题[D]. Springer, New-York, 2002
- [14] C Glasbey. 图像变形方法综述[J]. *Journal of Applied Statics*, 1998
- [15] LG Brown. 图像配准技术的调查[J]. *ACM Computing Surveys*, 1992

附录

附录 A：二维配准程序

```
%2D-配准
%% 清理空间
clear all;
close all;
clc;
%% 载入图像colormap
GEColormap=loadGEColormap();
%载入数据
load imagedata;%4-D数据, 8x54x128x128, 8组, 每组54张图像, 每张图像分辨率为128x128 pixel
imagedata=imagedata*255/max(imagedata(:));%数据归一化
[row col page gate]=size(imagedata);%获得数据维度, 行, 列...
%% 选择
igate_fixed=2;%第一组作为基准数据
igate_moving=3;%第二组作为匹配数据
fixed = imagedata(:, :, :, igate_fixed);
moving = imagedata(:, :, :, igate_moving);

slice_1=round(page/2);%第一个角度横切面
slice_2=round(col/2);%第二个角度横切面
slice_3=round(row/2);%第三个角度横切面

%获得基准数据的3个方向的切面
fixedslice_1=fixed(:, :, slice_1);
fixedslice_2=fixed(:, slice_2, :);
fixedslice_3=fixed(slice_3, :, :);
fixedslice_2=reshape(fixedslice_2, row, page);
fixedslice_3=reshape(fixedslice_3, col, page);
%获得配准数据的3个方向的切面
movingslice_1=moving(:, :, slice_1);
movingslice_2=moving(:, slice_2, :);
movingslice_3=moving(slice_3, :, :);
movingslice_2=reshape(movingslice_2, row, page);
movingslice_3=reshape(movingslice_3, col, page);
%获得基准数据与配准数据3切面的差值
dslice_1= movingslice_1-fixedslice_1;
dslice_2 = movingslice_2-fixedslice_2;
dslice_3= movingslice_3-fixedslice_3;
```

```
figure;
subplot(1,3,1);imshow(fixedslice_1,[],'InitialMagnification','fit','border','tight');
title('fixedslice1')
subplot(1,3,2);imshow(movingslice_1,[],'InitialMagnification','fit','border','tight');
title('movingslice1')
subplot(1,3,3);imshow(dslice_1,[],'InitialMagnification','fit','border','tight');
title('dslice1')
colormap(GEColormap);
```

```
figure;
subplot(1,3,1);imshow(fixedslice_2,[],'InitialMagnification','fit','border','tight');
title('fixedslice2')
subplot(1,3,2);imshow(movingslice_2,[],'InitialMagnification','fit','border','tight');
title('movingslice2')
subplot(1,3,3);imshow(dslice_2,[],'InitialMagnification','fit','border','tight');
title('dslice2')
colormap(GEColormap);
```

```
figure;
subplot(1,3,1);imshow(fixedslice_3,[],'InitialMagnification','fit','border','tight');
title('fixedslice3')
subplot(1,3,2);imshow(movingslice_3,[],'InitialMagnification','fit','border','tight');
title('movingslice2')
subplot(1,3,3);imshow(dslice_3,[],'InitialMagnification','fit','border','tight');
title('dslice3')
colormap(GEColormap);
```

```
[optimizer, metric] = imregconfig('multimodal');
optimizer.InitialRadius=optimizer.InitialRadius/2.5;
movingRegisteredslice_1 = imregister(movingslice_1, fixedslice_1,
'affine', optimizer, metric);
```

```
dsliceReg_1= movingRegisteredslice_1 -fixedslice_1;
figure;
subplot(1,2,1);imshowpair(movingRegisteredslice_1,fixedslice_1);
title('slice1 register')
subplot(1,2,2);imshow(dsliceReg_1,[]);
title('dslice1 register')
colormap(GEColormap);

movingRegisteredslice_2= imregister(movingslice_2, fixedslice_2,
'affiliate', optimizer, metric);
dsliceReg_2= movingRegisteredslice_2 -fixedslice_2;
figure;
subplot(1,2,1);imshowpair(movingRegisteredslice_2,fixedslice_2);
title('slice2 register')
subplot(1,2,2);imshow(dsliceReg_2,[]);
title('dslice2 register')
colormap(GEColormap);

movingRegisteredslice_3= imregister(movingslice_3, fixedslice_3,
'affiliate', optimizer, metric);
dsliceReg_3= movingRegisteredslice_3 -fixedslice_3;
figure;
subplot(1,2,1);imshowpair(movingRegisteredslice_3,fixedslice_3);
title('slice3 register')
subplot(1,2,2);imshow(dsliceReg_3,[]);
title('dslice3 register')
colormap(GEColormap);

%差值求和
Sum_dslicel1=sum((dslice_1(:)));
Sum_dslicel2=sum((dslice_2(:)));
Sum_dslicel3=sum((dslice_3(:)));

Sum_dslicelReg_1=sum((dsliceReg_1(:)));
Sum_dslicelReg_2=sum((dsliceReg_2(:)));
Sum_dslicelReg_3=sum((dsliceReg_3(:)));
```

附录 B: 三维配准程序

```

%3D-配准
%% 清理空间
clear all;
close all;
clc;
%% 载入图像colormap
GEColormap=loadGEColormap();
%载入数据
load imagedata;%4-D数据, 8x54x128x128 ,8组, 每组54张图像, 每张图像分辨率为
128x128 pixel
imagedata=imagedata*255/max(imagedata(:));%数据归一化
[row col page gate]=size(imagedata);%获得数据维度, 行, 列...
%% 选择
igate_fixed=1;%第一组作为基准数据
igate_moving=2;%第二组作为匹配数据
fixed = imagedata(:,:,:,igate_fixed);
moving = imagedata(:,:,:,igate_moving);

slice_1=round(page/2);%第一个角度横切面
slice_2=round(col/2);%第二个角度横切面
slice_3=round(row/2);%第三个角度横切面

%获得基准数据的3个方向的切面
fixedslice_1=fixed(:,:,slice_1);
fixedslice_2=fixed(:,slice_2,:);
fixedslice_3=fixed(slice_3, :, :);
fixedslice_2=reshape(fixedslice_2,row,page);
fixedslice_3=reshape(fixedslice_3,col,page);
%获得配准数据的3个方向的切面
movingslice_1=moving(:,:,slice_1);
movingslice_2=moving(:,slice_2,:);
movingslice_3=moving(slice_3, :, :);
movingslice_2=reshape(movingslice_2,row,page);
movingslice_3=reshape(movingslice_3,col,page);
%获得基准数据与配准数据3切面的差值
dslice_1= movingslice_1-fixedslice_1;
dslice_2 = movingslice_2-fixedslice_2;

```

```
dslice_3= movingslice_3-fixedslice_3;
dslice=moving-fixed(:,:,:);

%切面1,共54张
figure;
for i=1:page

subplot(1,3,1);imshow(fixed(:,:,i),[],'InitialMagnification','fit','b
order','tight');
    title('fixedslice1')

subplot(1,3,2);imshow(moving(:,:,i),[],'InitialMagnification','fit','
border','tight');
    title('movingslice1')

subplot(1,3,3);imshow(dslice(:,:,i),[],'InitialMagnification','fit','
border','tight');
    title('dslice1')
    colormap(GEColormap);
    pause(0.5)
    hold on
end

[optimizer, metric] = imregconfig('multimodal');
optimizer.InitialRadius=optimizer.InitialRadius/2.5;
movingRegistered = imregister(moving, fixed, 'affine', optimizer,
metric);

dsliceReg= movingRegistered -fixed;
figure;
for j=1:page
    subplot(1,2,1);imshowpair(movingRegistered(:,:,j),fixed(:,:,j));
    title('slice register')
    subplot(1,2,2);imshow(dsliceReg(:,:,j),[]);
    title('dslice register')
    colormap(GEColormap);
    pause(0.5)
    hold on
end
```

附录 C: 合成程序

```

%3-D合成
%% 清理空间
clear all;
close all;
clc;
%% 载入图像colormap
GEColormap=loadGEColormap();
%载入数据
load imagedata;%4-D数据, 8x54x128x128 ,8组, 每组54张图像, 每张图像分辨率为
128x128 pixel
imagedata=imagedata*255/max(imagedata(:));%数据归一化
[row col page gate]=size(imagedata);%获得数据维度, 行, 列...
%% 选择
igate_fixed=2;%第一组作为基准数据
igate_moving=3;%第二组作为匹配数据
fixed = imagedata(:,:,:,igate_fixed);
moving = imagedata(:,:,:,igate_moving);
[optimizer, metric] = imregconfig('multimodal');
optimizer.InitialRadius=optimizer.InitialRadius/2.5;
movingRegistered = imregister(moving, fixed, 'affine', optimizer,
metric);
dsliceReg= abs(movingRegistered -fixed);
%% fixed
figure
colormap(GEColormap);
%
hiso = patch(isosurface(fixed,5),...
    'FaceColor','r',...
    'EdgeColor','none');
isonormals(fixed,hiso)
view(3)
axis tight
daspect([1,1,.4])
lightangle(145,130);
lighting gouraud
title('fixed');
%% moving
figure

```



```
colormap(GEColormap);
% movingRegistered
hiso = patch(isosurface(moving,5),...
    'FaceColor','g',...
    'EdgeColor','none');
isonormals(moving,hiso)
view(3)
axis tight
daspect([1,1,.4])
lightangle(45,30);
lighting gouraud
title('moving');

%% regist
figure
colormap(GEColormap);
% movingRegistered
hiso = patch(isosurface(movingRegistered,5),...
    'FaceColor','b',...
    'EdgeColor','none');
isonormals(movingRegistered,hiso)
view(3)
axis tight
daspect([1,1,.4])
lightangle(45,30);
lighting gouraud
title('dsliceReg');
%% 差值
figure
colormap(GEColormap);
% movingRegistered
hiso = patch(isosurface(dsliceReg,5),...
    'FaceColor','b',...
    'EdgeColor','none');
isonormals(dsliceReg,hiso)
view(3)
axis tight
daspect([1,1,.4])
lightangle(45,30);
lighting gouraud
title('dsliceReg');
```

```
%% 求和  
sumd=sum(dsliceReg(:));
```

