浙江水学



本科实验报告

2025年5月10日

浙江大学实验报告

课程名称:	上物医学图像处理	里实验类型	길:	
实验项目名称:	基于互信	息与 SPM 的图	医学图像配准	
同组学生姓名:				
指导老师:	吴丹			
实验地点:	教 6 - 204	实验日期:	2025 年 5	月 10 日

一、实验目的和要求

- 1、掌握互信息(Mutual Information, MI)的计算原理,通过提取 MRI 模态(T1w 与 T2w)的冠状切片,创建联合直方图并计算跨模态及同模态的互信息值,对比分析模态差异对配准相似性的影响。
- 2、熟练使用 SPM12 工具包进行图像配准,包括核心配准 (Coregistration)、分割 (Segmentation)和归一化 (Normalisation)操作,理解参考图像与源图像的角色定义及目标函数 (互信息)的配置原理。
- 3、验证跨模态与同模态配准效果,通过对比配准前后的联合直方图分布、变形场参数及模板空间对齐结果,分析不同配准路径(如 T2w→T1w→模板)的优劣。4、可选任务:实现仿射变换配准算法,使用最速下降法估计变换参数,通过相似性指标(CC)验证算法准确性,加深对配准优化过程的理解。

二、实验内容和原理

(一) 互信息计算

1. 核心原理

互信息是衡量两图像空间相关性的指标,通过联合直方图计算像素灰度的共现概率分布。联合直方图是将两图像同位置像素灰度值映射为二维直方图,横轴为 T1w 灰度,纵轴为 T2w 灰度,反映灰度对的频率分布。互信息公式:

$$MI(X,Y) = \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} p_{XY}(i,j) \log_2 rac{p_{XY}(i,j)}{p_X(i)p_Y(j)}$$

其中 $p_{xy}(i,j)$ 为联合概率, $p_x(i)$ 和 $p_y(j)$ 为边缘概率。互信息值越高,两图像相关性越强。

2. 关键步骤切片提取: 从 3D 体积数据中选取相同解剖层面的冠状切片(如第50 层),确保两模态切片位置对应。

对于背景处理,首先通过掩码排除灰度值为 0 的背景像素,避免直方图被无效区域主导;随后根据图像实际灰度范围(非 0-255)设置直方图 bins 进行直方图归一化,提升计算精度。

(二) SPM 配准

1. 核心配准 (Coregister: Estimate & Reslice)

参考图像 (Reference Image): 配准中保持不动 (如 Tlw.nii), 作为空间对 齐的基准。

源图像(Source Image):通过仿射变换调整以匹配参考图像(如 T2w.nii),变换参数由目标函数优化确定。

目标函数: 归一化互信息 (Normalised Mutual Information, NMI), 通过直方图平滑(参数「7.7])减少噪声影响。

插值方法: 5次 B 样条插值(B-Spline),提升重采样图像的空间连续性。

2. 分割与模板配准 (Segmentation)

模板选择: 使用 ICBM 标准空间模板(如东亚脑模板),通过配准将个体图像映射到群体平均空间。

变形场生成:对 T1w 图像进行分割,生成 3 通道变形场文件(如 y_T1w.nii),记录每个体素在 x、v、z 方向的空间变换。

3. 归一化 (Normalisation)

将 T1w 到模板的变形场应用于 T2w 图像,通过重采样使 T2w 与模板空间对齐,输出文件名前缀 "w" (如 wT2w.nii),体素大小设为 [0.8,0.8,0.8] mm³。

(三) 仿射变换配准

1. 变换模型仿射变换包含平移、旋转、缩放,数学表达式为:

$$egin{bmatrix} x' \ y' \ z' \end{bmatrix} = egin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \ a_{21} & a_{22} & a_{23} \ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} egin{bmatrix} x \ y \ z \end{bmatrix} + egin{bmatrix} t_x \ t_y \ t_z \end{bmatrix}$$

通过优化相似性指标(如相关系数 CC)估计变换矩阵参数。

2. 优化算法使用**最速下降法**(Steepest Descent Method), 迭代更新变换参数, 沿负梯度方向最小化目标函数(如**最大化 CC 值**), 直至参数收敛。

三、主要仪器设备

硬件: Windows 计算机

软件:

MATLAB R2023b (含 NIfTI 工具包)

SPM12 (Statistical Parametric Mapping, 版本 7771)

数据: Tlw.nii 与 T2w.nii (3D MRI 体积数据)

四、操作方法和实验步骤

(一) 互信息计算

1、数据预处理与切片提取

使用 niftiread 函数读取 3D NIfTI 格式图像,得到 T1w 和 T2w 的 3D 矩阵(维度为 $x \times y \times z$)。计算 3D 数据的 z 轴尺寸,选择中心切片(z_center=round(z/2)),通过 squeeze 函数提取冠状面切片,得到 2D 切片矩阵(尺寸为 300×320),确保两模态切片位置一致。

2、归一化

分别计算 T1w 和 T2w 切片的灰度最大值,将切片数据归一化到 [0,1] 范围,避免灰度范围差异对后续计算的影响。

3、联合直方图创建

使用 histogram2 函数分别绘制 Tlw 与自身、Tlw 与 T2w 的联合直方图,设置 bin 数量为 50,以 tile 形式显示,直观反映像素灰度对的频率分布。

T1w 自身的联合直方图集中在对角线附近,表明同模态像素灰度高度相关;

跨模态直方图分布较分散,体现 Tlw 与 T2w 的灰度差异。

4、互信息计算

自定义 mutual_information 函数基于信息论公式计算互信息,通过联合直方图计算联合概率分布 pxy 和边缘概率分布 px、py。分别输出同模态(T1w 自身)和跨模态(T1w 与 T2w)的互信息值、联合直方图非零元素数量及最大值,定量分析模态间相关性。

(二) SPM 配准

1、准备工作

(1) 备份数据

在开始前,复制一份 T2w. nii 文件,因为在配准过程中原文件会被覆盖

(2) 启动 MATLAB 和 SPM

打开 MATLAB, 输入 spm 命令启动 SPM12, 在 SPM 界面中选择"fMRI"模式

2, Coregistration

(1) 配准步骤

在 SPM 主界面点击"Coregister (Estimate & Reslice)" 设置参数:

Reference Image (参考图像): 选择 Tlw. nii

Source Image (源图像): 选择 T2w. nii (这个将被重写)

保持其他参数为默认值

点击"Run"开始配准

(2) 结果检查

配准完成后,原始的T2w.nii被覆盖为配准后的结果这一步将T2w配准到了T1w的空间

3、分割 (Segmentation)

(1) 分割步骤

在 SPM 主界面点击"Segment"

设置参数:

Volumes: 选择 T1w. nii

展开"Tissue probability maps"确认使用默认模板

在"Deformation Fields"选项中选择"Forward"(将产生 y T1. nii 文件)

点击"Run"开始分割

(2) 分割结果

分割会产生多个文件:

c1, c2, c3 等: 不同组织类型的概率图

y_T1. nii: 从原始空间到模板空间的变形场(重要!)

4、标准化 (Normalisation)

(1) 标准化步骤

在 SPM 主界面点击"Normalise (Write)"

设置参数:

Deformation Field: 选择 y_T1.nii

Images to Write: 选择已配准的 T2w. nii

点击"Run"开始标准化

(2) 标准化结果

生成w开头的文件(如wT2w.nii),表示被扭曲到模板空间的T2w

5、结果检查

(1) 使用 SPM 的 Check Reg 功能

在 SPM 主界面点击"Display"→"Check Reg"

依次加载以下文件进行比较:

wT2w. nii (T2w 先扭曲到 T1w 再扭曲到模板)

wT1w.nii (T1w 扭曲到模板)

T2w. nii (配准到 T1w 的 T2w)

Template 图像(可在 SPM12 安装目录下的 templates 文件夹中找到)

T1w.nii (原始 T1w)

(2) 比较观察

注意观察这些图像之间的对齐程度,特别关注解剖结构是否对齐。

(三) 仿射变换配准

- 1、加载原始 T1w 医学图像并选择合适切片
- 2、应用预设仿射变换参数(旋转角度、平移、缩放)
- 3、使用改进的最速下降法估计变换参数
- 4、基于估计参数重建图像并验证估计准确性

预设仿射变换参数:

旋转角度: 17°

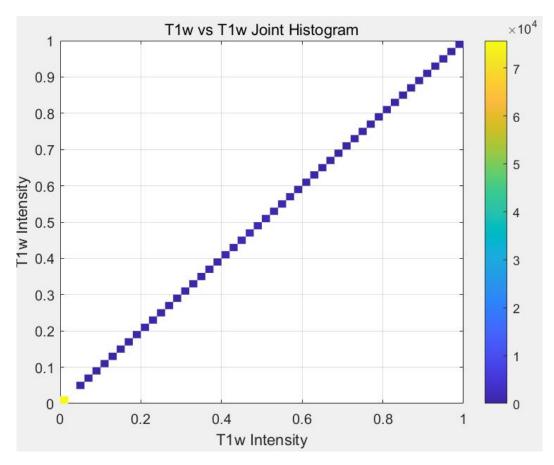
X方向平移: 20 像素

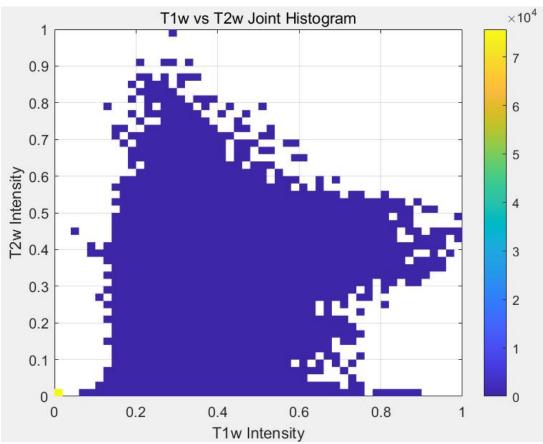
Y方向平移: 2 像素

缩放因子: 1.1

五、实验数据记录和处理

(一) 互信息计算



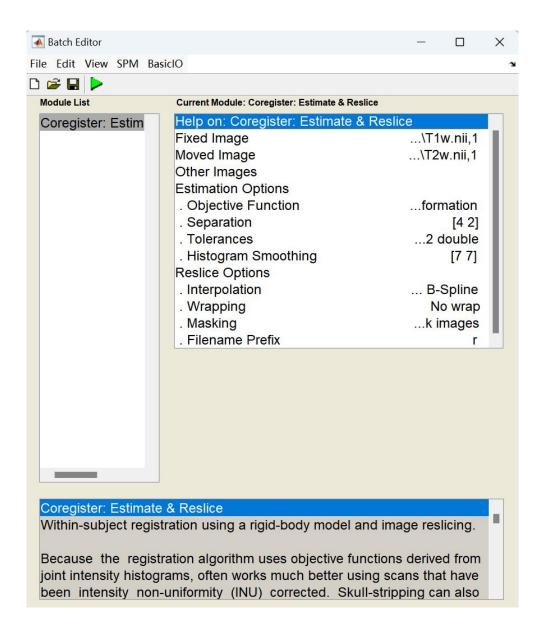


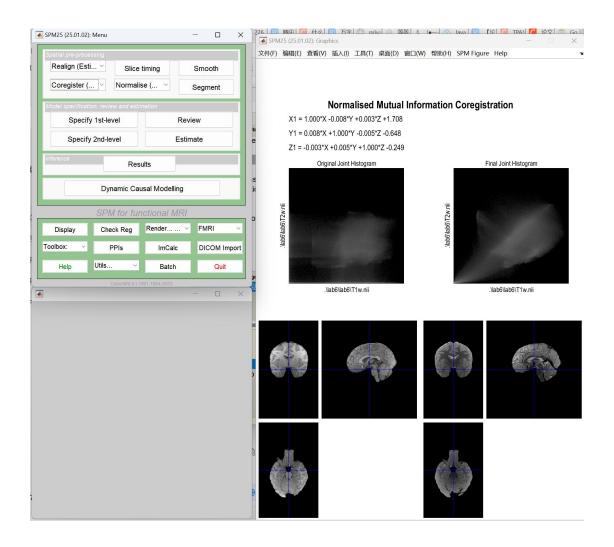
数据类型	T1w 自身	T1w 与 T2w 跨模态	
灰度范围 (原始)	[0.00, 414.00]	[0.00, 362.00]	
切片位置	z=104		
切片尺寸	300×320	300×320	
归一化范围	[0.0000, 1.0000]		
互信息值 (MI)	1. 7239	0. 782	
联合直方图非零元素	49	1171	
直方图最大值	0. 7885	0. 7885	

(二) SPM 配准

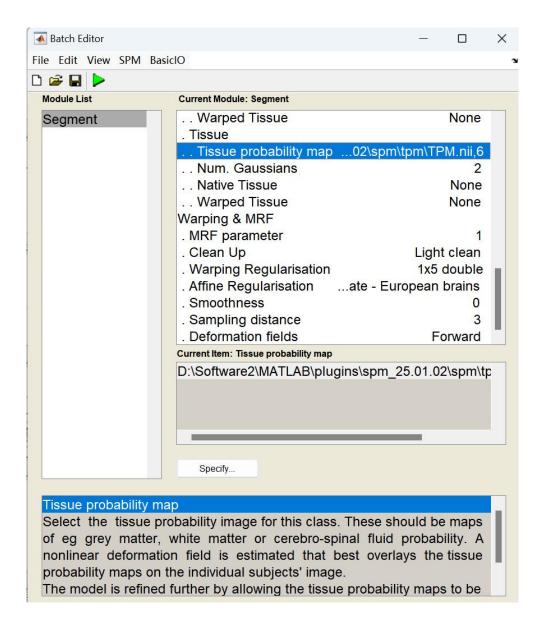
整个流程是: $T2w \rightarrow \mathbb{R}/\mathbb{A} \rightarrow T1w \rightarrow \mathcal{D}$ 割和变形 \rightarrow 模板空间 T2w 通过 T1w 作为"桥梁"最终被标准化到模板空间。

1. Coregistration

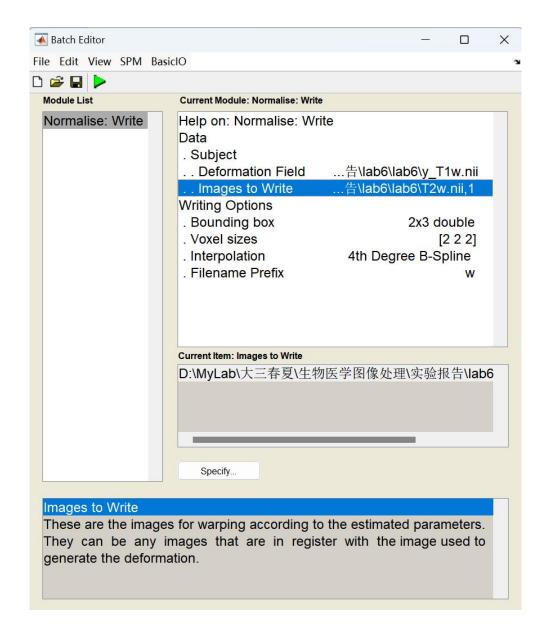




2, Segmentation



3, Normalisation



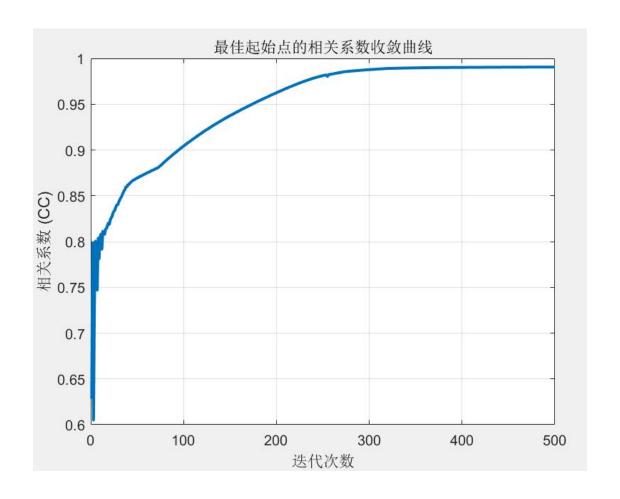
(三) 仿射变换配准

通过多起始点策略,实验尝试了6个不同的初始参数组合:

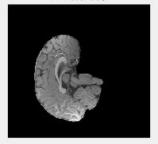
起始点编号	初始参数 [角度, X 平移, Y 平移, 缩放]	最终 CC 值	最终参数 [角度,X 平移,Y 平移,缩放]
1	[0, 0, 0, 1] 无变换起始点	0. 406314	[2. 58, 1. 68, -4. 75, 1. 84]

2	[10, 10, 0, 1] 有旋转和平移	0. 9184	[14.60, 18.15, -7.19, 1.12]
3	[20, 20, 0, 1] 接近真实平移	0. 990599	[17.79, 17.05, 3.78, 1.11]
4	[15, 15, 0, 1.1] 接近真实参数	0. 981152	[16. 60, 17. 80, -2. 37, 1. 12]
5	[-10, -10, -5, 0.9] 负向变换	-0. 128756	[-10.00, -9.98, -4.97, 0.50]
6	[30, 5, 5, 1.2] 过度变换	0. 905693	[23. 22, -1. 52, 17. 70, 1. 14]

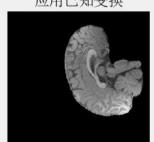
从结果可见,第3个起始点获得了最高的相关系数(0.99),其最终参数也最接近真实值。



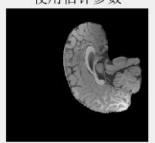
原始图像



应用已知变换



使用估计参数



六、实验结果与分析

(一) 互信息计算

对于 T1w vs T1w 联合直方图, 所有数据点严格分布在对角线上, 形成一条 完美的直线, 这表明图像与自身完全相关(理论上互信息达到最大值)。

T1w vs T2w 联合直方图的数据分布则呈现扩散状态,不再沿对角线分布。这种分散的分布表明两种模态的图像之间存在非线性关系,即 T1w 中较亮的区域在 T2w 中可能较暗,这种模式反映了不同组织在 T1 和 T2 加权成像中的不同表现:

脑脊液的纵向磁化恢复时间(T1值)较长,在T1加权像中,其信号强度较低,通常呈现为暗色;而在T2加权像中,其信号强度较高,通常呈现为亮白色。

正常髓鞘化的**白质**含有较多的脂肪成分,脂肪的 T1 值较短,使得白质在 T1 加权像中呈现相对较高的信号,通常为中等偏高的灰度。

T1w 自身的互信息值 1.7239 高于 T1w 与 T2w 跨模态的 0.7820。互信息值衡量的是两图像的相关性,T1w 自身互信息值高,说明同模态图像灰度分布高度相关,像素灰度一致性强;而跨模态互信息值低,反映出 T1w 与 T2w 因组织对比度差异,灰度值关联性弱,也表明两种模态图像需要通过配准来实现空间对齐。

(二) SPM 配准

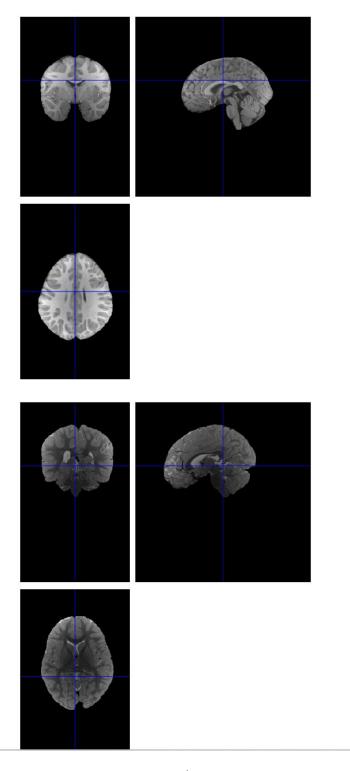


图 1 Tlw_copy.nii 和 T2w_copy.nii

图 1 为原始备份的 T1w. nii 和 T2w. nii。在 spm 中可以通过鼠标滚轮进行切片位置的选择。从原始图像可以明显观察到,两种模态的图像尚未对齐,在边缘和内部结构上存在位置差异,这突显了进行多模态配准的必要性。

原始的 T1 加权和 T2 加权图像展示了不同的组织对比度特性。T1w 图像中,

灰质呈现为中等信号强度(灰色),白质呈现为高信号强度(亮色),而脑脊液呈现为低信号强度(暗色)。相比之下,T2w图像中,脑脊液呈现为高信号强度,灰质和白质的对比度相对较低。

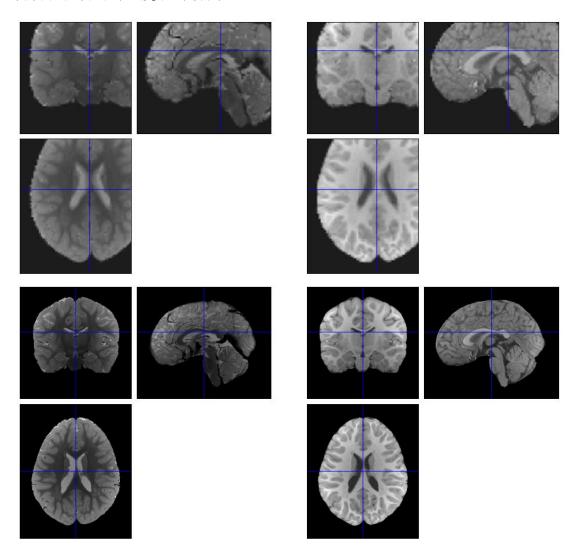
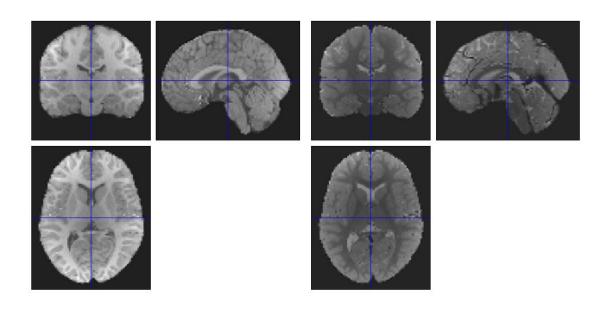


图 2 wT2w.nii (T2w 通过 T1w 扭曲到模板)、wT1w.nii (T1w 扭曲到模板)、T2w.nii (配准到 T1w 的 T2w)与 T1w.nii (原始 T1w)

然后是图 2, 这组图像展示了完整的配准处理链。

对比原始 T1w 图像和配准到 T1w 空间的 T2w 图像,可以观察到 T2w 图像已经与 T1w 图像在空间上对齐,表明配准(Coregistration)步骤成功实现了两个模态之间的对应。进一步观察 wT1w 和 wT2w,这两个图像已经被扭曲到标准模板空间,其形状和大小都发生了变化,以匹配标准模板的空间维度。值得注意的是,经过配准和标准化处理后,T2w 图像保留了其固有的组织对比度特征,同时实现了与 T1w 和标准空间的空间一致性。



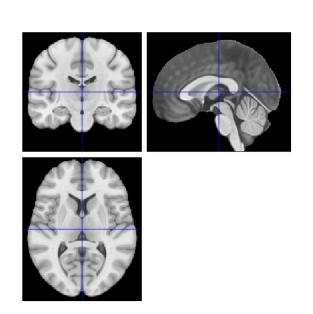


图 3 wT1w.nii(T1w 扭曲到模板)、wT2w.nii(T2w 扭曲到模板)与 template.nii(ICBM 模板)

标准化后的 T1w 和 T2w 图像与 ICBM 模板的对比清晰地展示了标准化的效果。可以观察到,wT1w 和 wT2w 的整体脑结构形态已经与标准模板高度匹配,包括大脑皮层轮廓、脑室系统和主要皮质下结构。这种标准化使得不同个体的图像可以进行直接比较,对于群体分析至关重要。

从图 3 可以看出,不同模态的图像虽然组织对比度不同,但经过标准化后,它们在同一标准空间中可以被精确对齐和比较。Tlw 图像的组织分割信息帮助了

T2w 图像的准确标准化。

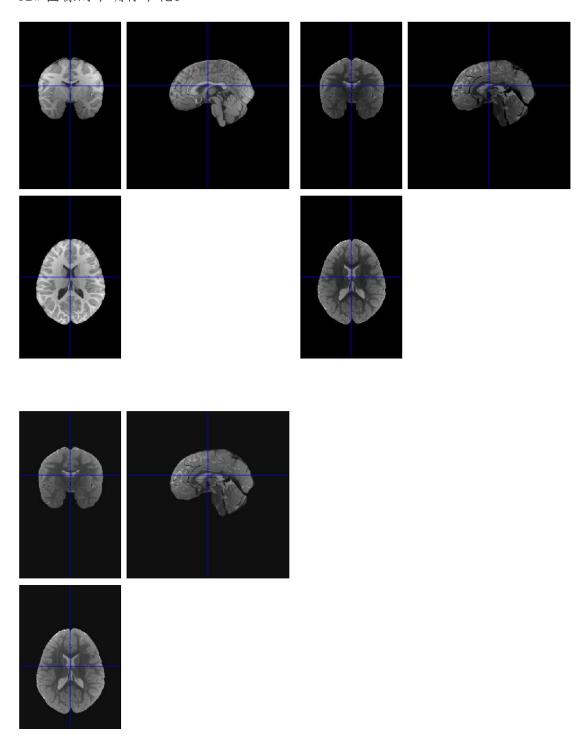


图 4 Tlw.nii (原始 Tlw)、T2w.nii (配准到 Tlw 的 T2w)与 rT2w.nii (重采样的 T2w)

对比原始 T1w、配准后的 T2w 和重采样的 rT2w, 可以深入分析配准过程中的细节变化。可以观察到, T2w 经过配准后, 其主要解剖结构(如脑室、基底节、皮层)与 T1w 图像实现了良好的空间对应。而 rT2w. nii 作为配准过程的中间结

果,展示了重采样过程对图像质量的影响。从图中可见,重采样操作在保留 T2w 信号特征的同时,调整了其体素排列以匹配 T1w 图像。

(三) 仿射变换配准

本实验的最速下降法因为不做要求,所以都是自己探索学习,由于相关系数对参数的导数难以直接计算,因此在这里使用**有限差分法**近似计算梯度,首先对每个参数前与后分别做微小扰动(delta),计算扰动前后相关系数的变化,用变化量除以2倍扰动大小,得到该方向的梯度近似值。

这种方法避免了复杂的解析梯度计算,适用于医学图像这类复杂的目标函数场景。此外,我们还尝试了下面的优化方法:

差异化学习率: 平移参数(tx, ty)使用更大学习率(×10)

动量项: 动量项通过累积历史梯度信息,使参数更新方向更稳定,有效减少 震荡并帮助逃离局部最优解

参数约束:角度限制在±90°,缩放因子>0.5

从迭代记录可见,不同起始点的收敛速度和最终结果差异较大。接近真实参数的起始点(如第3和第4点)收敛更快,且能达到更高的相关系数。这表明在实际应用中,如果能基于**先验**知识设置更合理的初始参数,将显著提高算法效率和准确性。

七、讨论、心得

本实验通过互信息计算、SPM 配准和仿射变换算法实现,深入理解了医学图像配准的原理与实践。互信息分析揭示了T1w和T2w模态间的非线性关系,验证了其作为跨模态配准相似性度量的有效性。SPM工具展示了完整的临床配准流程,从模态间配准到空间标准化,实现了不同个体间的空间对齐。仿射变换实验通过最速下降法成功估计了变换参数,多起始点策略有效避免了局部最优解。实验中梯度计算、差异化学习率和动量项的运用加深了对优化算法的理解。这些方法对医学图像分析、疾病诊断和术前规划具有重要价值,也为个人今后从事医学图像处理领域奠定了坚实基础。

八、实验参考

豆包

Cursor Claude Sonnet 3.7