



医学影像分析

Medical Image Analysis

王宽全
教授•博士生导师

哈尔滨工业大学•感知计算研究中心•计算医学课题组
HIT •Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

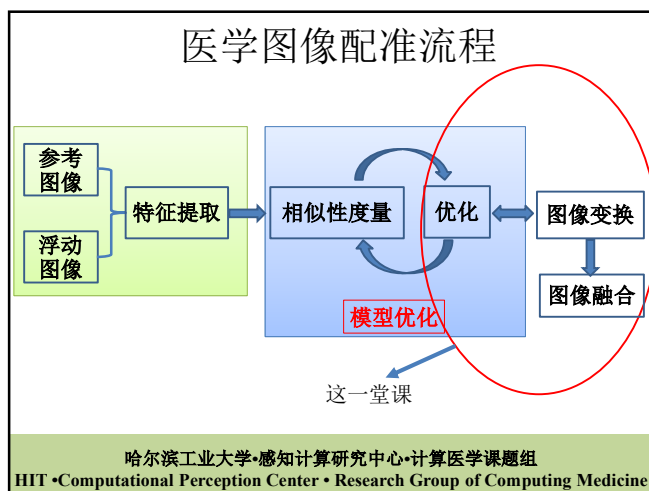
第15章 医学图像配准方法

哈尔滨工业大学•感知计算研究中心•计算医学课题组
HIT •Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

回顾

- 配准基本概念和案例
- 配准整体框架
- 配准关键技术概述
- 特征检测方法（点、线、面、Harris角点检测方法）
- SIFT图像配准方法
- 图像变换：刚性变换

哈尔滨工业大学•感知计算研究中心•计算医学课题组
HIT •Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine



医学图像配准关键技术

- 配准关键技术可以归纳为：
 - 特征提取：图像特征提取，关键点检测。
 - 图像变换（特征匹配）：刚体变换、放射变换、B-样条变换或者是弹性变换等；
 - 图像插值或重采样：最邻近插值、线性插值或三次卷积插值等（之前课程讲解过）；
 - 相似度测量：一个评价图像相似性的测度准则，例如欧氏距离、最大互信息测度；
 - 变换模型估计（模型优化）：寻找变换参数，即优化算法，常用的优化算法有Powell 算法，梯度下降法等。
 - 图像融合：从一幅图像中分割出感兴趣部分，嵌入到另一幅图像中，例如灰度调制法、小波变换融合法等

哈尔滨工业大学•感知计算研究中心•计算医学课题组
HIT •Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

目录

- 非刚性变换
- 传统模型优化方法
- 基于深度学习的优化方法
- 图像配准评价标准
- 图像融合方法

哈尔滨工业大学•感知计算研究中心•计算医学课题组
HIT •Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

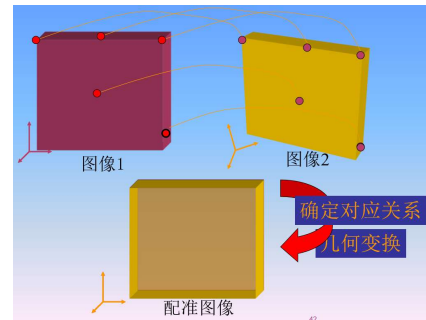
目录

- 非刚性变换
- 传统模型优化方法
- 基于深度学习的优化方法
- 图像配准评价标准
- 图像融合方法

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

几何变换是配准的执行者



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

刚体变换：指物体内部任意两点间的距离及平行关系保持不变（处理人脑图像，对不同方向成像的图像配准常使用刚体变换），包括旋转、平移

上节课

非
刚
性
变
换

仿射变换：保持平行性，但距离发生变化，直线还是直线（校正成像设备的误差产生的畸变），包含**旋转、平移和缩放**。
其中缩放变换为非刚性变换：图像尺度发生变化，
投影变换：直线映射成直线，平行性和两点间的距离变化（二维投影图像与三维图像的配准）
弯曲变换：直线变成曲线（解剖图谱变形拟合图像数据）

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

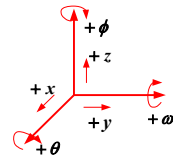
HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

回顾（旋转变换）

绕x轴旋转：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ 0 & -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} x \\ y \cos \theta + z \sin \theta \\ -y \sin \theta + z \cos \theta \\ 1 \end{bmatrix}$$



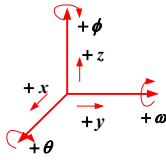
哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

回顾（旋转变换）

绕y轴旋转：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \omega & 0 & -\sin \omega & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin \omega & 0 & \cos \omega & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \cos \omega - z \sin \omega \\ y \\ x \sin \omega + z \cos \omega \\ 1 \end{bmatrix}$$



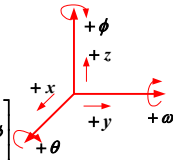
哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

回顾（旋转变换）

绕z轴旋转：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \phi & \sin \phi & 0 & 0 \\ -\sin \phi & \cos \phi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \cos \phi + y \sin \phi \\ -x \sin \phi + y \cos \phi \\ z \\ 1 \end{bmatrix}$$



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

仿射变换

仿射变换包括旋转和平移，仿射变换的统一表达形式可以通过前面讲过的旋转和平移等变换归纳为：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \lambda_2 & \lambda_3 & \lambda_4 \\ \lambda_5 & \lambda_6 & \lambda_7 & \lambda_8 \\ \lambda_9 & \lambda_{10} & \lambda_{11} & \lambda_{12} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{变换矩阵H}$$

共计12个自由度，可以实现除了旋转、平移、缩放之外的**剪切变换**。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

缩放变换

在刚体变换基础上增加一个新参数 m ，使图像全局缩放 m 倍

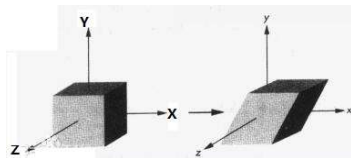
$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} mx \\ my \\ mz \\ 1 \end{bmatrix}$$

当 $m > 1$ 时，图像放大；当 $m < 1$ 时，图像缩小；
当 $m = 1$ 时，图像大小不变

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

剪切变换



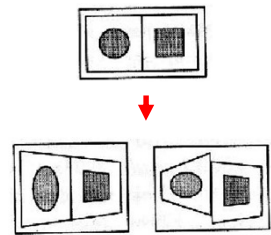
$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \cot\theta & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{控制剪切变换角度}$$

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

投影变换

又称**透视变换**，在可视化部分，我们曾经引入过**投影变换**概念。



直线经变换后还是直线，但平行的直线经变换后可能相交。变换矩阵包含16个自由度参数：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \lambda_2 & \lambda_3 & \lambda_4 \\ \lambda_5 & \lambda_6 & \lambda_7 & \lambda_8 \\ \lambda_9 & \lambda_{10} & \lambda_{11} & \lambda_{12} \\ \lambda_{13} & \lambda_{14} & \lambda_{15} & \lambda_{16} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}$$

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

弹性形变（弯曲变换）

- 弹性变换是变换模型中最复杂的一种变换，可以理解成一种**非线性变换**：

$$(x', y', z') = F(x, y, z)$$

其中 F 是一种弹性变换，是变换模型中最复杂的一种变换，可以理解成一种非线性变换，可以把一副图像中的直线转化为第二幅图像中的任意一种形式。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

弹性形变（弯曲变换）

之前所有变换都是**直线变成直线**

弯曲变换：**直线变成曲线**



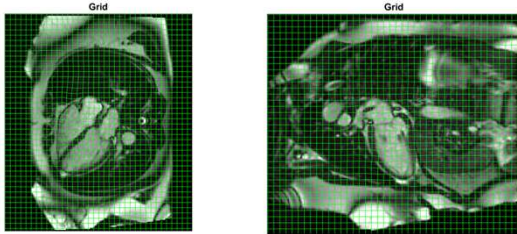
哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

弹性形变（弯曲变换）

之前所有变换都是直线变成直线

弯曲变换：直线变成曲线

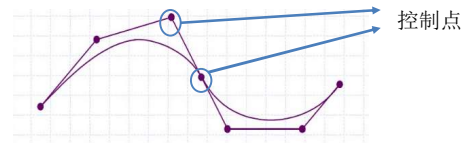


哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

弹性形变—B样条(B-spline)

- 通过控制点来生成任意形状的曲线或者曲面。



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

弹性形变—B样条(B-spline)

- B样条变换公式：

$$(x', y', z') = \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^3 B_l(u) B_m(r) B_n(w) \phi_{a+l, b+m, c+n}$$

$$a = \lfloor x / \beta \rfloor - 1, b = \lfloor y / \beta \rfloor - 1, c = \lfloor z / \beta \rfloor - 1$$

$$u = x / \beta - \lfloor x / \beta \rfloor, r = y / \beta - \lfloor y / \beta \rfloor, w = z / \beta - \lfloor z / \beta \rfloor,$$

基函数 控制点

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

弹性形变—B样条(B-spline)

- B样条基函数：

$$B_0(u) = (1-u)^3 / 6$$

$$B_1(u) = (3u^3 - 6u^2 + 4) / 6$$

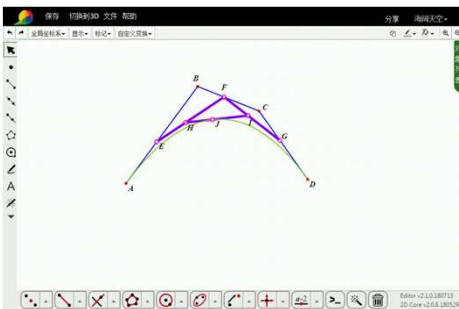
$$B_2(u) = (-3u^3 + 3u^2 + 3u + 1) / 6$$

$$B_3(u) = u^3 / 6$$

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

B样条(B-spline)--交互示例



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

弹性形变—B样条(B-spline)

基于B-spline的图像变换可以形象的理解为：通过控制点带动曲线变换，进而通过曲线的变换带动曲线周围像素点的形变！（这部分理解会比较抽象，深入理解需要code实现一下！）

优势：

- 善于表达局部形变！
- 可以实现任意自由度的形变！

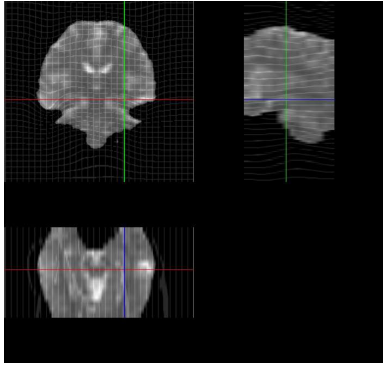
缺点：

- 计算复杂！

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

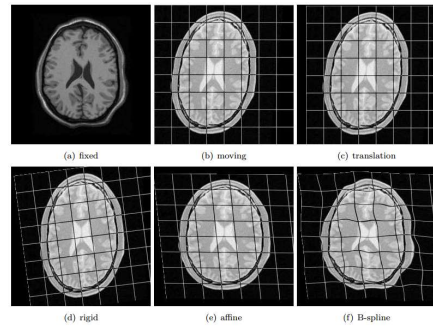
弹性形变



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

弹性形变（对比）



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

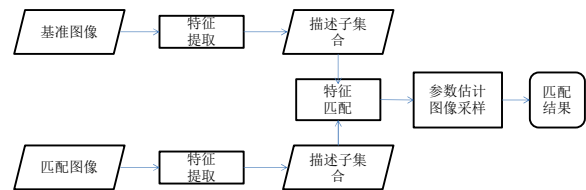
目录

- 非刚性变换
- 传统模型优化方法
- 基于深度学习的优化方法
- 图像配准评价标准
- 图像融合方法

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

非优化方式（SIFT算法）



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

非优化方式（SIFT算法）

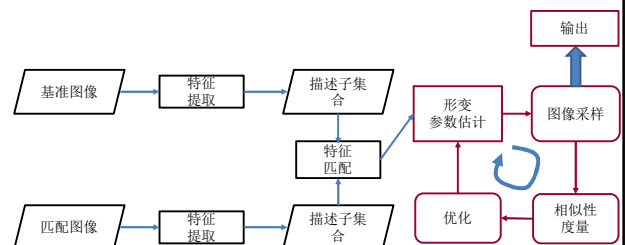
非优化匹配方式的缺点：

只能进行一次匹配，无法进行模型优化。可以进行迭代优化的算法往往具有更高配准准确性。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

基于优化理论的配准框架



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

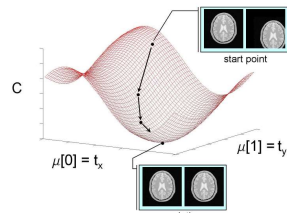
HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

优化模型

配准优化：通过评价配准结果的相似度（以相似度作为**代价函数**），调整变换参数。

主要包括如下几种优化方法：

- Powell法
- 单纯形法（Simplex）
- 随机梯度下降方法
- 牛顿法
- 共轭梯度法
-



将选择性介绍一些配准方法的原理。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

代价函数

- 代价函数是优化模型的优化目标。
- 在配准问题中，代价函数常常被表达为**转换后的原图像T**和参考图像**R**的相似度。

常见的相似性度量方法有：

- 差值平方和
- 绝对误差和
- 归一化互相关
- 互信息
-

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

代价函数

- 差值平方和：

$$S_{SSD} = \sum_{i=1}^N (F(T_u(x_i, y_i, z_i)) - R(x_i, y_i, z_i))^2$$

- 绝对误差和：

$$S_{SAD} = \sum_{i=1}^N |F(T_u(x_i, y_i, z_i)) - R(x_i, y_i, z_i)|$$

N表示图像像素点数量， T_u 表示空间变换参数

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

代价函数

- 归一化互相关：

$$S_{NCC} = \frac{\sum_{i=1}^N (F(T_u(x_i, y_i, z_i)) - \bar{F})(R(x_i, y_i, z_i) - \bar{R})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (F(T_u(x_i, y_i, z_i)) - \bar{F})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (R(x_i, y_i, z_i) - \bar{R})^2}}$$

$$\bar{F} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F(T_u(x_i, y_i, z_i)), \bar{R} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R(x_i, y_i, z_i)$$

该度量方法，采用统计量衡量相似度。值越大表示两个图像的相关度越高，反之相关性越小，相似度越低！

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

代价函数

- 互信息测度

互信息是信息理论中的一个基本概念，通常用于描述两个系统间的统计相关性，或者是在一个系统中包含的另一个系统的信息的多少。

在多模医学图像配准问题中，虽然两幅图像来源于不同的成像设备，但是它们基于共同的人体解剖信息，所以当两幅图像的空间位置完全一致时，其中一幅图像表达的关于另一幅图像的信息，也就是对应像素灰度的互信息应为最大。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

代价函数

- 互信息是信息理论中的一个基本概念，通常用于描述两个系统间的统计相关性，或者是在一个系统中包含的另一个系统的信息的多少，可以用熵来描述。熵表达的是一个系统的复杂性或者是不确定性。
- 系统A的熵定义为：

$$H(A) = - \sum_a p_A(a) \log p_A(a)$$

P表示概率分布函数。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

两个系统的联合熵为：

$$H(A, B) = - \sum_{a, b} p_{AB}(a, b) \log p_{AB}(a, b)$$

其中， $a \in A, b \in B$

如果 $H(A|B)$ 表示已知系统B时A的条件熵，那么

$$H(A) \text{ 与 } H(A|B)$$

的差值，就代表了在系统B中包含的A的信息，即互信息。
因此两个系统间的互信息可以用下式描述：

$$\begin{aligned} I(A, B) &= H(A) + H(B) - H(A, B) = H(A) - H(A|B) \\ &= H(B) - H(B|A) \end{aligned}$$

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

Powell法

- Powell法（鲍威尔法）是M. J. D. Powell发表的，因其卓越贡献，此方法以其名字命名。文章发表在The Computer Journal, Vol. 7, No. 4, pp.352-355, 时间是1964年1月。
- 鲍威尔法又称方向加速法，是利用共轭方向可以加快收敛速度的性质形成的一种搜索方法。该方法不需要对目标函数进行求导，当目标函数的导数不连续的时候也能应用，因此，鲍威尔算法是一种十分有效的直接搜索法。

参考：

M. J. D. Powell. An efficient method for finding the minimum of a function of several variables without calculating derivatives[J]. The Computer Journal, 1964, 7 (4), 352-355

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

Powell法

- 基本Powell算法流程：

Step1: 选取初始数据。选取初始点 x_0 , n 个线性无关的搜索方向 d_0, d_1, \dots, d_{n-1} ，给定允许误差 Err ，令 $k > 0$ ； d_0, d_1, \dots, d_{n-1} 可以理解为图像刚性或者非刚性变换的参数！

Step2: 进行基本搜索。令 $y_0 = x_1$ ，依次沿 d_0, d_1, \dots, d_{n-1} 进行一维搜索。

Step3: 计算梯度，进行加速搜索。

Step4: 调整搜索方向。在原来 n 个方向 $d(0), d(1), \dots, d(n-1)$ 中，除去 $d(0)$ 增添 $d(n)$ ，构成新的搜索方向，返回Step2。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

基于梯度的优化方法

$$S(T) = S(A(X), B(T(X)))$$

式中 S 是相似性测度， T 是空间变换。

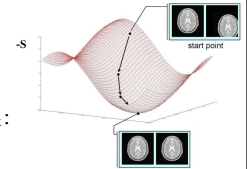
配准的过程可归结为寻求最佳空间变换：

$$\hat{T} = \arg \max_T S(T)$$

由于空间变换包含多个参数，这是一个多参数最优化问题，一般由迭代过程实现。

$$T' = T + \Delta T$$

增量 ΔT 可以用计算梯度的方法计算 $\Delta T = \lambda \frac{dS(T)}{dT}$



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

深度学习方法是否可以应用于配准呢？
如何将深度学习技术应用于配准任务？
有没有同学可以提出一些想法

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

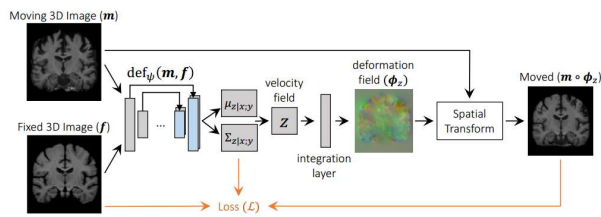
目录

- 非刚性变换
- 传统模型优化方法
- 基于深度学习的优化方法
- 图像配准评价标准
- 图像融合方法

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

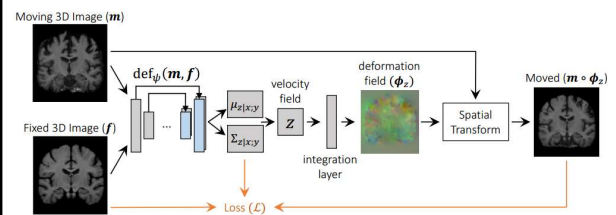
医学图像配准中的深度学习方法



Adrian V. Dalca (MIT), Unsupervised learning of probabilistic diffeomorphic registration for images and surfaces, *Medical Image Analysis*, 2019

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组
HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

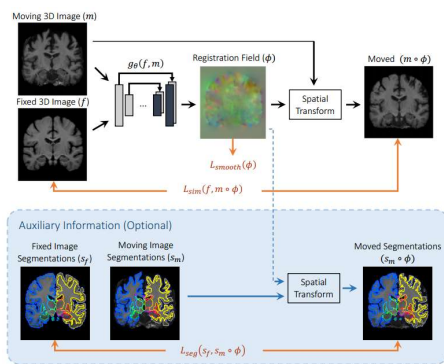
医学图像配准中的深度学习方法



The implementation is available online at
<http://voxelmorph.csail.mit.edu>

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组
HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

医学图像配准中的深度学习方法



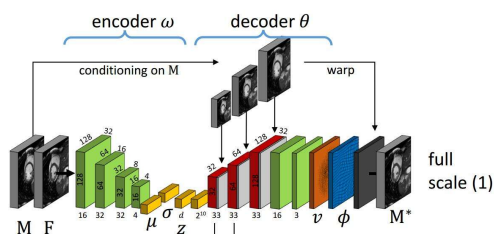
哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组
HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

医学图像配准中的深度学习方法

- Adrian V. Dalca, VoxelMorph: A Learning Framework for Deformable Medical Image Registration, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2019.
- code is freely available at
<http://voxelmorph.csail.mit.edu>

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组
HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

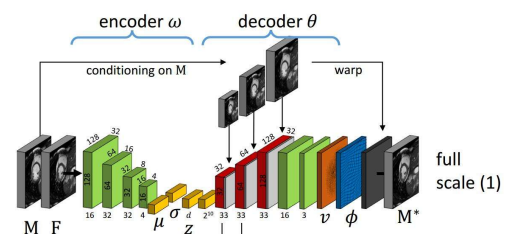
医学图像配准中的深度学习方法



Julian Krebs, Learning a Probabilistic Model for Diffeomorphic Registration, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2019.

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组
HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

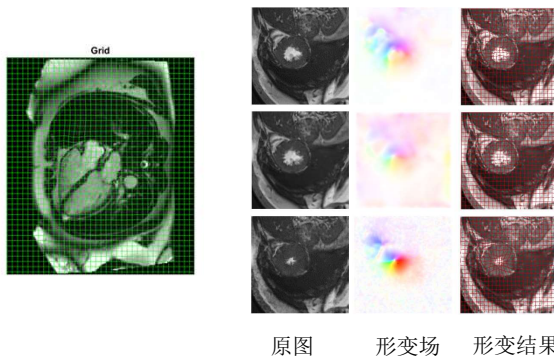
医学图像配准中的深度学习方法



在时间维度上实现相邻帧之间的配准！

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组
HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

医学图像配准中的深度学习学习方法



原图 形变场 形变结果

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

医学图像配准中的深度学习学习方法

这三篇代表作的共性：

$$\arg \min_{\phi} \mathcal{L}_{sim}(f, m \circ \phi) + \lambda \mathcal{L}_{smooth}(\phi)$$

相似性度量

平滑约束项

$$\mathcal{L}_{smooth}(\phi) = \sum_{\mathbf{p} \in \Omega} \|\nabla \mathbf{u}(\mathbf{p})\|^2$$

$$\nabla \mathbf{u}(\mathbf{p}) = \left(\frac{\partial \mathbf{u}(\mathbf{p})}{\partial x}, \frac{\partial \mathbf{u}(\mathbf{p})}{\partial y}, \frac{\partial \mathbf{u}(\mathbf{p})}{\partial z} \right)$$

$$\frac{\partial \mathbf{u}(\mathbf{p})}{\partial x} = \mathbf{u}((p_x + 1, p_y, p_z)) - \mathbf{u}((p_x, p_y, p_z))$$

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

目录

- 非刚性变换
- 传统模型优化方法
- 基于深度学习的优化方法
- 图像配准评价标准
- 图像融合方法

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

医学图像配准的评估

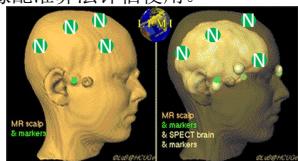
- 医学图像配准，特别是多模医学图像配准结果的评估一直是件很困难的事情。由于待配准的多幅图像基本上都是在不同时间或/条件下获取的，所以没有绝对的配准问题，即不存在什么金标准（Gold Standard）。只有相对的最优（某种准则下的）配准。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

基于标记的配准评估

使用人工记号作准标的方法很多。一种准标（Fiducial Marks）是使用9根棍棒组成的3个方向的N字型结构。在CT测试时，棒内充以硫酸铜溶液；作PET测试则填充氟18。这样，在两组图像中都可见此N字型准标，从而可对图像准确空间定位。例如用在人脑表面嵌螺丝作标记（每人8个）的方法对多个病人做CT、MR（T1、T2及PD）和PET实测，得到多组数据。这些数据专门用于多模医学图像配准算法评估使用。



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

基于标记的配准评估

目标配准误差（Target Registration Error, TRE）的定义为：

$$TRE = T(p) - q$$

式中，T为三维空间变换，p和q是一组临床相关的标记解剖点在两幅图像中对应位置。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

基于标记的配准评估

- 相对覆盖率 (Relative Overlap):

$$RO(P,S) = \frac{Volume(P \cap S)}{Volume(P \cup S)}$$

相对覆盖率定义为一个在浮动图像中分割的解剖对象P和参考图像中对应的解剖对象S像素体积交集与并集之比，是一个反映三维的解剖对象之间的相似性测度。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

配准评估数据集

- 1、回顾性图像配准评估RIRE数据库 (The Retrospective Image Registration Evaluation Project) 美国田纳西州的Vanderbilt大学的“回顾性图像配准算法评估”项目，该项目受美国NIH支持，又称Vanderbilt Database，基于标记的回顾式图像配准评估。提供的七个病人的41套CT和MR图像的三维体积数据，包括每个病人的1套CT体数据和6套MR体数据：PD、T1、T2和分别矫正过几何失真的PD_rectified、T1_rectified、T2_rectified图像（代号Patient_006的病人没有T1_rectified数据）。用于PET-MR 配准的三维体数据共35套。新增DICOM兼容的数据格式。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

配准评估数据集

- 2. 非刚性图像配准评估数据库 (The Non-Rigid Image Registration Evaluation Project , NIREP) NIREP配准数据集由美国爱荷华大学 (University of Iowa) 提供。用于个体内部或个体之间解剖变形的比较，包括16名正常被试的三维MR脑图像体数据，其中 男性8人，平均年龄32.1岁，标准差8.8岁，年龄范围22-49岁；女性8人，平均年龄32.6岁，标准差7.5岁，年龄范围23-47岁。每套数据分割出32个三维的灰质感兴趣区 (ROI) ，包括FP, SFG, MFG, IFG, OrbG, PreCG, PostCG, SPL, IPL, STG, ITG, TP等，分别位于额叶、顶叶、颞叶和枕叶、扣带回及脑岛。不包括小脑、下丘脑和脑干部分。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

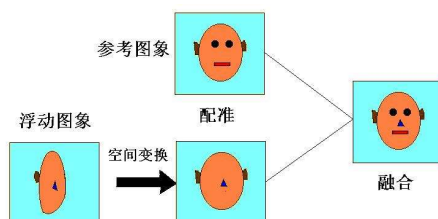
目录

- 非刚性变换
- 传统模型优化方法
- 基于深度学习的优化方法
- 图像配准评价标准
- 图像融合方法

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

医学图像融合流程示意



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

图像融合技术

将几幅图像的信息融合到一幅图像中，并可视化显示的过程

前提：图像已经较好的配准

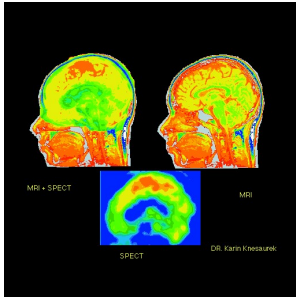
融合的图像可能有以下性质：

- 在一副图象中出现的特征，在另一幅中没有
- 感兴趣物体在两幅图像中具有相同信息，但不同的对比度
- 两幅图像的动态范围不同，或分辨率不同
- 图像存在噪声或局部信息丢失
- 要求融合的图像视觉效果好，看上去自然

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

图像融合方法



1. 基于分割的图像融合：从一幅图像中分割出感兴趣部分，嵌入到另一幅图像中
2. 加权平均：将一幅图像对应的像素乘上一个系数，加到另一幅图像
3. Toet法*（课下学习）
4. 灰度调制法*（课下学习）
5. **小波变换融合法***

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

小波分解图像融合方法

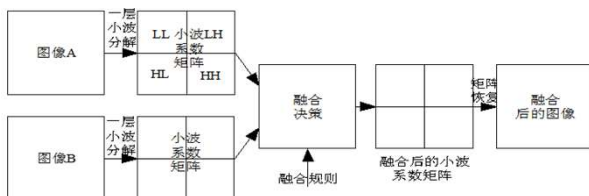
首先，将已经配准后的两幅（或多幅）图像分别进行小波变换，**分解**为小波系数；然后，将其对应的小波系数依据一定的准则进行**融合**，最后，将融合的系数进行逆变换，进行图像**重构**，即可获得融合后的图像。

该方法充分利用了小波分解的多尺度、多分辨特性。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

小波分解图像融合方法



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

融合规则

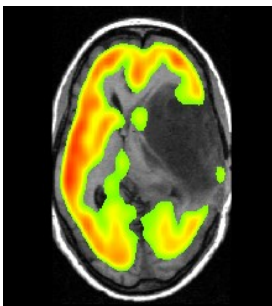
多数融合算法都是基于这样的假设，即图像中的特征都表现在小波系数绝对值大的地方，因此出现了一些基本规则：

- (1) 取最大值
- (2) 加权平均法
- (3) 方差协方差准则
- (4) 梯度准则
- (5) 局部能量法

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

图像融合示例

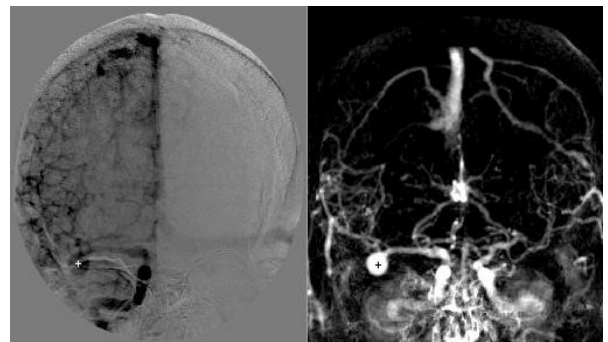


绿色对应低水平糖代谢(glucose metabolism)
红色对应高水平糖代谢。
低于某阈值的PET图像被略去。
图中可以清晰看到肿瘤和瘤腺体。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

利用 CTA 最大密度像与 DSA 融合标识动脉瘤



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

可形变图像的配准

单模态下的配准模型

设已知图像 $T(x)$ 是图像 $S(x)$ 的某个函数, 即 $T(x) = f(S(x) | \alpha)$, 其中参数 α 是未知的. 这样, 配准问题也就转换为寻找位移场 $u(x)$ 和参数向量 α 使得

(a) u 能够尽可能的光滑;

(b) $S(x + u(x)) - f(S(x) | \alpha)$ 趋向于 0, 或者说是远远小于 1. 这两种表述均是 跋某种意义上达到的.

对于 (a), 通过以前的知识可以知道, 其表述的即为正则项, 具体的形式可以取为 筹等.

$$\int_{\Omega} |\nabla u(x)|^2 dx, \quad \int_{\Omega} |\nabla u(x)| dx, \quad \int_{\Omega} KL(\nabla u(x), 1) dx,$$

为了使模型便于求导或者说是便于使用变分的方法来处理, 可将正则项取为

$$\int_{\Omega} |\nabla u(x)|^2 dx.$$

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

对于 (b), 以距离形式给出, 其具体形式为

$$\text{Distance}(S(x + u(x)), T(x)) = \int_{\Omega} |S(x + u(x)) - T(x)|^2 dx$$

这样, 可以得到相应的能量泛函

$$E(u) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|S(x + u(x)) - T(x)|^2 + \lambda |\nabla u(x)|^2) dx,$$

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

极小化上述能量泛函就是所得的单模态图像配准模型. λ —预先固定的正参数. 称这种保真项以平方距离函数形式给出的能量泛函为 SSD (sum of squared distance). 很明显, 极小化这样的能量泛函满足先前所给的条件 (a) 和 (b). 然而, 此模型配准效果的好坏将依赖于参数 λ 的取值. 因此, 改进的办法是根据配准的变化来调节 λ 的大小. 令 $\text{Smooth}/\text{SSD} = \lambda$, 其中 Smooth 与 SSD 分别表示正则项和保真项前的系数. 刚开始配准的时候, 源图像与目标图像还相差较大, 也就是说能量泛函中第一项的值比较大, 这是图像配准不希望看到的, 所以赋予 λ 以较大的值, 使得光滑项起主要作用. 随着配准的进行, 源图像与目标图像渐趋接近, 这样第一项的值也相应减小, 也就是说其保真度增加, 那么为了凸显出重要性, 就应该赋予 λ 较小的值. 此时, λ 的变化与选取是主观的, 真正操作时需要多次调节, 才能使得 λ 达到最优, 非常繁琐. 所以我们引进先前讲述的最大似然估计 (MLE) 方法来构建保真项, 即 MLE-SSD 方法.

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

首先我们假设

$$\{S(x + u(x)) - T(x), x \in \Omega\} \text{ 独立同分布于 } G(0, \sigma^2)$$

因为在样本点足够多且独立的情形下, 由林德贝格-勒维中心极限定理可知, 这样的假设是合理的. 平均值为 0, 是因为最理想的配准情形是源图像和目标图像完全吻合 (虽然这极不可能发生); 方差为 σ^2 , 是允许配准有一定的误差. 这里的 σ^2 是未知的参量. 对应的似然函数为

$$L = \prod_{x \in \Omega} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} (S(x + u(x)) - T(x))^2 \right\}.$$

欲使得 L 取得最大, 等价于求 $-\log L$ 的最小值, 而

$$-\log L = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{x \in \Omega} (S(x + u(x)) - T(x))^2 + |\Omega| \log \sigma + \frac{1}{2} |\Omega| \log 2\pi$$

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

因为此时考虑的情形为离散状况, 这里的 $|\Omega|$ 应该理解为 Ω 内点的个数. 上述式子中的最后一项为常数项, 对求能量泛函的极小值没有任何影响, 故而不加考虑. 这样, 可以得出相应的连续状态下的极小能量

$$\min_{u, \sigma} E(u, \sigma) = \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |\nabla u(x)|^2 dx + \int_{\Omega} \frac{1}{2\sigma^2} |S(x + u(x)) - T(x)|^2 dx + |\Omega| \log \sigma, \quad (7.1.6)$$

这里考虑的是连续状态, 所以此处的 $|\Omega|$ 指的是区域面积.

首先考虑 σ 的最优估计:

$$0 = \frac{\partial E}{\partial \sigma} = - \int_{\Omega} \frac{1}{\sigma^3} |S(x + u(x)) - T(x)|^2 dx + \frac{1}{\sigma} |\Omega|$$

所以

$$\sigma^2 = \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} |S(x + u(x)) - T(x)|^2 dx$$

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

现在再来看 $\text{Smooth}/\text{SSD} = \lambda \sigma^2$. 预先给定 λ 的值, 因为起初要配准的图像间相差还比较大, 那么能量泛函 $E(u, \sigma)$ 中第一项的值就比较大, 由 σ 的最优估计得 σ 的值也比较大, 从而 $\lambda \sigma^2$ 相应较大, 这使得光滑项起主要作用. 随着配准的进行, 两粘, 保真项起主要作用. 可以看出, σ^2 具有自动调节的功能. 同时, 由于 σ 的存在, 给予配准一定的变化空间, 相应地减少了配准的时间, 使得计算也更加快捷了. 最后, 利用变分法求得位移场 u 的演化方程为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \lambda \Delta u(x) + \frac{1}{\sigma^2} (T(x) - S(x + u(x))) \nabla S(x + u(x)).$$

图 7.1 为本节模型 (7.1.9) 对于合成图像的配准结果, 从差别图像 $|S(x + u(x)) - T(x)|$ 可以看出, $S(x)$ 经过形变后的图像 $S(x + u(x))$ 与 $T(x)$ 非常相近.

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

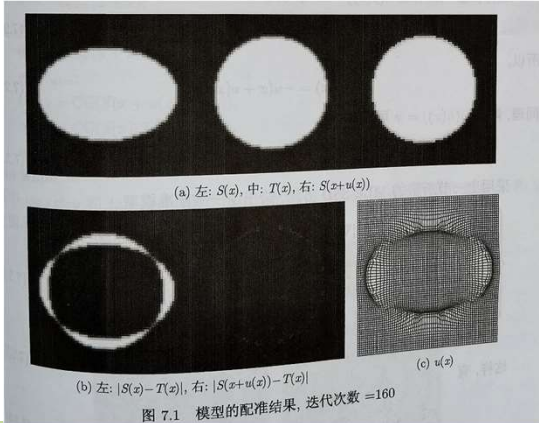
HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

可形变图像的配准

多模态下的配准模型

多模态配准在医学中受到越来越多的重视，在计算机辅助诊疗和计算机辅助外科手术中有着重要的应用，譬如一个重要的应用是它能够综合不同模态图像的优点从而为医生所关注的部位提供更全面更有价值的信息。然而多模态图像配准的最大问题是对图像相同部位对应点的灰度值（信号值）不能直接比较，如何定义图像间的距离（度量）成为问题的关键，为此人们提出一些基于统计相关性的相似性度量，这其中应用最广泛的是互信息与此类似的还有 Kullback-Leibler 散度、最小联合熵等。

互信息等度量都是用来衡量两个随机变量的相关性的度量，两个连续 n 维随机变量 X 和 Y 之间的互信息 MI 被定义为：



哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

$$MI(X, Y) = \int_{\mathbb{R}^n} \int_{\mathbb{R}^n} p_{XY}(x, y) \log \left(\frac{p_{XY}(x, y)}{p_X(x)p_Y(y)} \right) dx dy,$$

其中 $p_{X,Y}(x, y)$ 是联合概率密度函数， $p_X(x)$ 和 $p_Y(y)$ 是边缘概率密度函数。 $MI = 0$ 当且仅当相应的两个随机变量是相互独立的； $MI = 1$ 表示两个随机变量能指相互决定即成函数关系。值得注意的是概率统计理论上并没有定量度量两个随机变量的相关性的度量，而只是定义了完全函数相关和相互独立两个极端；但是在实际应用中如多模态的情形下一般函数相关无法达到，所以一般假定度量值 D 越接近 1 认为相关性越好，越接近零相关性越差，这在实验中也得到了证实。 $MI(X, Y)$ 描述的是随机变量 X, Y 之间相互包含的信息量的多少。 MI 值越大表示包含的信息量越多， MI 为 1 的情况表示两个随机变量具有函数关系。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

论的图像分割方法，我们选取极大化互信息来测量两幅图像之间的相关性。此时的能量泛函为

$$E(u) = \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |\nabla u(x)|^2 dx - \int_{\Omega} MI(S(x + u(x)), T(x)) dx$$

其中

$$MI(X, Y) = \int_{\mathbb{R} \times \mathbb{R}} p_{XY}(i, j) \log \frac{p_{XY}(i, j)}{p_X(i)p_Y(j)} di dj$$

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

这里 $X = S(x + u(x))$, $Y = T(x)$ 。此模型的关键是要估计联合密度函数 $p_{XY}(i, j)$ 。由于通常不知道图像满足的概率分布，所以往往采用非参数方法估计。非参数估计是直接利用已知样本来估计总体密度分布，包括直方图方法、核方法等，具体可看 5.2 节。这里仍采用核方法估计，即

$$p_{XY}(i, j) = \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} K_{\sigma}(i - S(x + u(x)), j - T(x)) dx dy,$$

$$p_X(i) = \int_{\mathbb{R}} p_{XY}(i, j) dj,$$

$$p_Y(j) = \int_{\mathbb{R}} p_{XY}(i, j) di.$$

这里的 K_{σ} 特殊地可以取为高斯核 G_{σ} 。极小化 $E(u)$ 便得到基于互信息的多模态图像配准模型。

利用变分法可得能量泛函 (7.3.2) 所对应的 E-L 方程为

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

利用变分法可得能量泛函 (7.3.2) 所对应的 E-L 方程为

$$-\lambda \Delta u - k(i - S(x + u(x)), j - T(x)) * \left(\frac{\partial_1 p_{XY}(i, j)}{p_{X,Y}(i, j)} - \frac{\partial p_X(i)}{p_X(i)} \right) = 0.$$

那么，位移场 u 的演化方程为

$$\begin{cases} \frac{\partial u(x, t)}{\partial t} = \lambda \Delta u + \left(\frac{\partial_1 p_{XY}(i, j)}{p_{X,Y}(i, j)} - \frac{\partial p_X(i)}{p_X(i)} \right) \nabla S(x + u(x)), & x \in \Omega, \quad t > 0, \\ \frac{\partial u}{\partial \nu} = 0, & (x, t) \in \partial \Omega \times \mathbb{R}^+, \\ u(x, 0) = 0, & x \in \Omega, \end{cases}$$

其中 ν 为图像区域 Ω 的边界 $\partial \Omega$ 的单位外法向量。

哈尔滨工业大学·感知计算研究中心·计算医学课题组

HIT • Computational Perception Center • Research Group of Computing Medicine

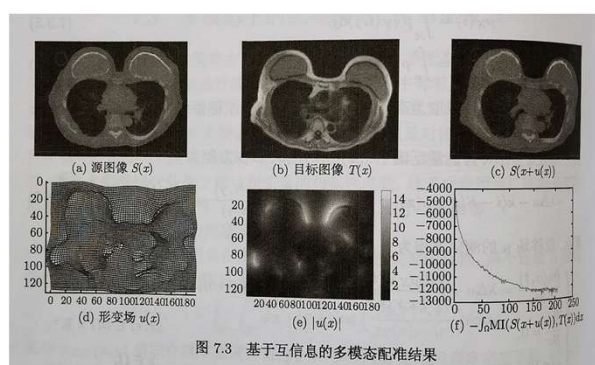


图 7.3 基于互信息的多模态配准结果