

基于非监督深度学习的肝脏医学影像柔性配准 算法研究

贾开

清华大学

March 10, 2015

指导老师	宋亦旭
报告人	贾开
学号	2011011275

目录

选题背景和意义

医学图像

深度学习

难点

相关领域研究现状

非刚性配准

深度学习

直接相关的工作

本研究的内容和目标

本研究的内容和目标

时间表

参考文献

目录

选题背景和意义

医学图像

深度学习

难点

相关领域研究现状

非刚性配准

深度学习

直接相关的工作

本研究的内容和目标

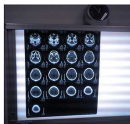
本研究的内容和目标

时间表

参考文献

医学影像的自动分析和处理

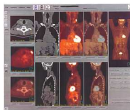
- ▶ 长期以来的研究热点，驱动机器视觉发展，但尚未完全解决
- ▶ 减轻医生负担，提高诊断准确率
- ▶ 交叉学科地带，整个领域随着医学、医学影像、计算机科学等领域的发展而不断变化



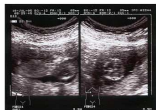
(a)



(b)



(c)



(d)

医学图像的配准

- ▶ 病例到标准模板的匹配
- ▶ 术前术后的匹配
- ▶ 刚性配准(rigid registration) vs
柔性配准(non-rigid registration/deformable registration)

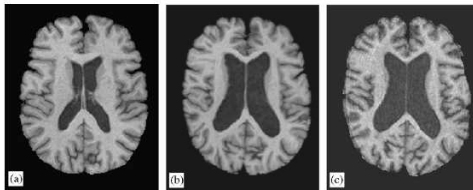


image source: [5]

神经网络的复兴-深度学习

- ▶ 相关理论已在二十多年前成型，但并未展示出明显优势
- ▶ 三年前 AlexNet 血洗 LSVRC2012 千分类竞赛，再次将神经网络推向浪尖
- ▶ 深度学习已在机器视觉、机器翻译、自然语言处理、语音识别、文本识别等很多领域超越或远超传统方法
- ▶ 目前尝试将其用在医学图像配准的工作不多

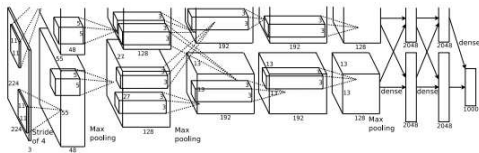


image source: [3]

本研究面临的难点

训练 只有无标注的原始数据，只能使用非监督学习

测试 目前我找到的数据集(LONI, IBSR, CUMC12, MGH10, NIREP, ADNI 等) 都是大脑影像，尚未发现肝脏或腹腔 MR 影像的数据集，因此定量测试上有一定困难

算法 非刚性配准和深度学习各自有较成熟的发展，但公开发表的结合两者应用于医学影像的工作不多见，用于肝脏影像的工作我尚未发现，因此不确定最终能否 work

目录

选题背景和意义

医学图像

深度学习

难点

相关领域研究现状

非刚性配准

深度学习

直接相关的工作

本研究的内容和目标

本研究的内容和目标

时间表

参考文献

问题描述

非刚性配准的问题可形式化表达如下[6]:

$$W^* = \arg \min_W M(T, S \circ W) + R(W)$$

其中 W 为待求变换的参数表示, S 和 T 分别是源影像与目标影像, $M(A, B)$ 评价 A 和 B 的不相似度, $R(W)$ 为 W 上基于先验知识的正则项。

解法的关键因素

变换模型 物理模型、基于插值的模型、基于先验知识的模型、具体任务相关的模型等

匹配标准 基于几何、基于图像、混合方法等

优化方法 连续数值优化、离散优化、贪心法、进化算法等

该领域已有大量工作，本研究侧重于用非监督深度学习得到的特征值实现上述基于图像的匹配标准。

传说中的深度学习?

深度学习：人工神经网络的 fancy 别名

模型 卷积神经网络(CNN)，递归神经网络(RNN)，受限玻耳兹曼机(RBM)等

优化方法 随机梯度下降及其变种(Momentum, AdaGrad, rmsprop 等)

tricks Pretrain, Drop Out, ReLU, Maxout, Max/Average Pooling, Batch Normalization 等等

为何深度学习可用？

LSVRC2012 中，AlexNet 取得前 5 猜想的 15% 错误率，而最好的传统方法为 26%。

理论可行性 足够大的神经网络可以无限逼近任意连续实函数

大数据 相对二十年前，现在有了足够多的数据，使得大模型不会过拟合

训练技巧 初始化、非线性、优化等各个环节的 tricks

硬件设备 GPU 使得快速大规模浮点运算成为可能

非监督的深度学习

降噪自动编码器[7]

$$h = \sigma(Wx + b), \tilde{x} = \sigma(W^T h + c)$$

层叠卷积自动编码器[4]

$$h = \sigma(x * W + b), \tilde{x} = \sigma(h * \tilde{W} + c)$$

基于数据增广和判别式训练[2]

采图像块并进行变换，要求从同一个图像块变换得到的图像块被分到一类

与肝脏医学影像配准直接相关的工作

- ▶ 现有肝脏影像配准的相关工作不多，如[1]评测了十五年前的一些方法，
- ▶ 与本研究较接近的是[8]，使用非监督深度学习的方法进行大脑 MR 影像的配准，使用了两层的卷积 ISA 模型
- ▶ 现有工作尚未进入真正的临床应用，实际中是医生手标关键点求出刚性变换。

目录

选题背景和意义

医学图像

深度学习

难点

相关领域研究现状

非刚性配准

深度学习

直接相关的工作

本研究的内容和目标

本研究的内容和目标

时间表

参考文献

研究概览

研究目标

尝试用非监督深度学习的方法得到更鲁棒、更具区分性的肝脏影像特征表示，并将该特征用于非刚性配准。

研究内容

- ▶ 实现[8]中算法并用于肝脏影像
- ▶ 尝试用前述的其他非监督深度学习方法习得特征，并比较效果
- ▶ 扩展内容：将上述特征用于半自动的病变区域选取

可能的缺陷

本研究最大的可能缺陷是缺乏定量评测的带标注数据和评测算法，导致难以定量比较，可能只能靠人来直观感受。

基础算法概述

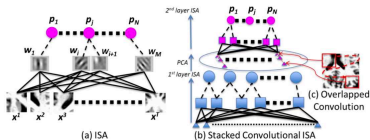


Fig. 2. Graphical depiction of ISA and the stacked convolutional ISA network

特征提取[8] 基于独立子空间分析(ISA), 并将两层 ISA 层叠起来以处理高维输入的问题

配准模型[5]

$$\begin{aligned}
 h(u) &= u + d(u) \\
 E &= \sum_u \omega_T(u) \left(\frac{\sum_{z \in n(u)} \varepsilon(z) (1 - m(a_T(z), a_S(h(z))))}{\sum_{z \in n(u)} \varepsilon(z)} \right) \\
 &+ \sum_v \omega_S(v) \left(\frac{\sum_{z \in n(v)} \varepsilon(z) (1 - m(a_T(h^{-1}(z)), a_S(z)))}{\sum_{z \in n(v)} \varepsilon(z)} \right) \\
 &+ \beta \sum_u \|\nabla^2 d(u)\|
 \end{aligned}$$

时间表

寒假	研究数据格式，导出数据(已基本完成)
1-3 周	实现卷积 ISA，得到基本可用的特征
4-7 周	实现、调优并测试基本的配准算法
8 周	准备期中检查
9-12 周	尝试其他的非监督深度学习方法
13-15 周	如果进展顺利，则尝试扩展内容
16 周	整理实验内容，完成论文

目录

选题背景和意义

医学图像

深度学习

难点

相关领域研究现状

非刚性配准

深度学习

直接相关的工作

本研究的内容和目标

本研究的内容和目标

时间表

参考文献

参考文献 I

- [1] Andreas Carrillo et al. “Semiautomatic 3-D image registration as applied to interventional MRI liver cancer treatment”. In: *Medical Imaging, IEEE Transactions on* 19.3 (2000), pp. 175–185.
- [2] Alexey Dosovitskiy et al. “Discriminative unsupervised feature learning with convolutional neural networks”. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2014, pp. 766–774.
- [3] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E Hinton. “Imagenet classification with deep convolutional neural networks”. In: *Advances in neural information processing systems*. 2012, pp. 1097–1105.
- [4] Jonathan Masci et al. “Stacked convolutional auto-encoders for hierarchical feature extraction”. In: *Artificial Neural Networks and Machine Learning–ICANN 2011*. Springer, 2011, pp. 52–59.
- [5] Dinggang Shen. “Image registration by local histogram matching”. In: *Pattern Recognition* 40.4 (2007), pp. 1161–1172.

参考文献 II

- [6] Aristeidis Sotiras, Christos Davatzikos, and Nikos Paragios. “Deformable medical image registration: A survey”. In: *Medical Imaging, IEEE Transactions on* 32.7 (2013), pp. 1153–1190.
- [7] Pascal Vincent et al. “Stacked denoising autoencoders: Learning useful representations in a deep network with a local denoising criterion”. In: *The Journal of Machine Learning Research* 11 (2010), pp. 3371–3408.
- [8] Guorong Wu et al. “Unsupervised deep feature learning for deformable registration of MR brain images”. In: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2013*. Springer, 2013, pp. 649–656.

Thanks!