


应用研究经历

林梦然

目录

iiec.cqu.edu.cn



核磁共振成像

人脸标记点跟踪

压缩传感理论在静态成像上的应用

压缩传感理论在实时动态成像上的应用

总结



智能服务与软件工程中心
Center for Intelligent Services and Software Engineering

核磁共振成像

iiec.cqu.edu.cn

❖ MRI是用硬件的方法实现傅立叶变换

- 对人体的截面做傅立叶变换，然后采集变换后的数据
- 通过傅立叶逆变换重建图像



存在的问题

❖ 扫描时间比较长（几分钟）

- 扫描过程中，病人必须保持绝对静止
- 实时成像困难

❖ 传统解决方法

- 减少采样量
- 并行采样
 - 需要硬件支持

减少采样量

- ❖ 如果不做任何处理，根据Nyquist-Shannon采样定理，
 - 图像出现混叠（artifacts）
- ❖ 在减少采样量的情况下，如何尽可能地重建图像？
 - 正是CS解决的问题

模型

$$\begin{aligned} & \textit{Minimize} : \| \Psi(\mathbf{m}) \|_0 \\ & s.t., \| \Phi_F(\mathbf{m}) - \mathbf{y} \|_2 < \varepsilon \end{aligned}$$

Φ_F 部分傅立叶变换

Ψ 稀疏变换

问题

- 独立使用全局或局部稀疏字典，会分别导致图像细节或图像整体结构信息的丢失

GLSMRI成像模型

$$\min_{X, D, \Lambda = \{\alpha_{ij} | \forall i, j\}} \left\{ \|Y - F_u X\|_2^2 + \lambda_L \sum_{ij} \|R_{ij} X - D \alpha_{ij}\|_2^2 + \lambda_G \|\psi X\|_1 \right\}$$

$$\text{s. t. } \|\alpha_{ij}\|_0 \leq T_0 \quad \forall i, j$$

数据保真项

局部稀疏项

全局稀疏项

核磁共振成像

www.themegallery.com

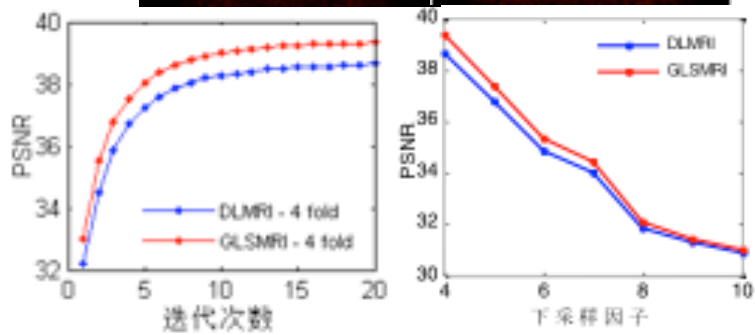
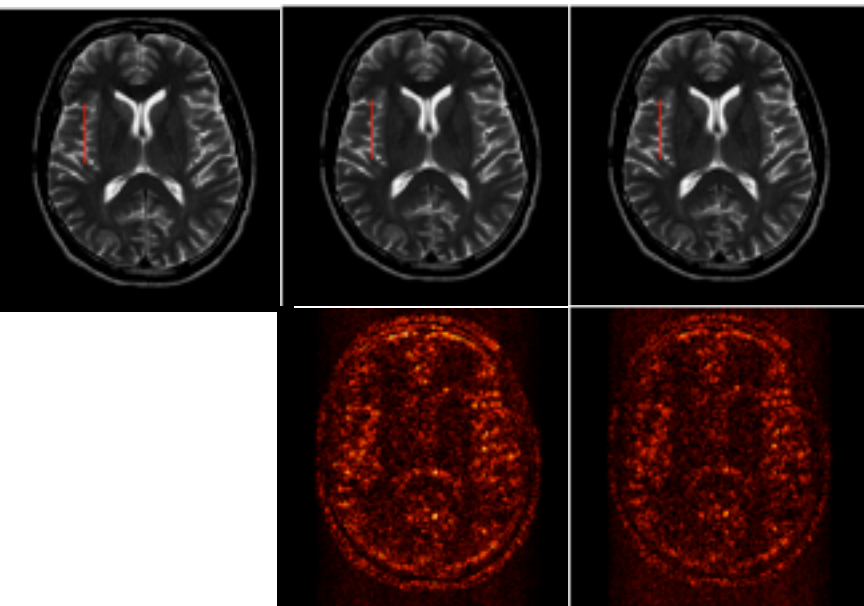
实验结果与讨论

4倍笛卡尔采样

Truth

DLMRI

GLSMRI

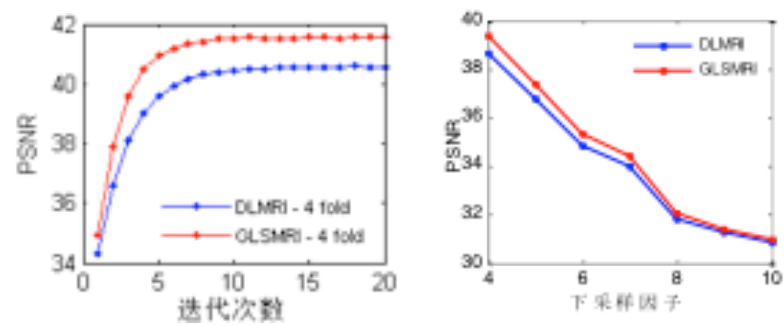
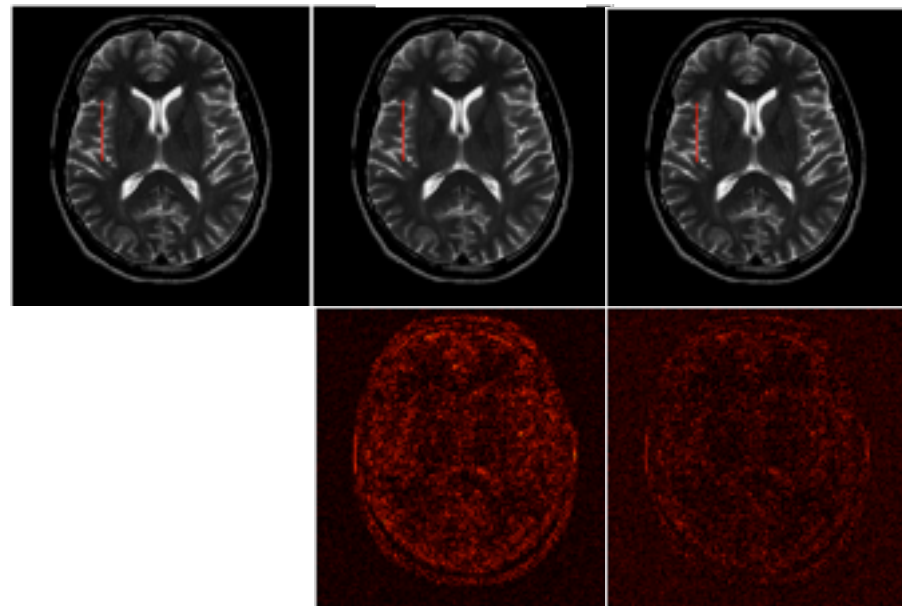


4倍随机采样

Truth

DLMRI

GLSMRI

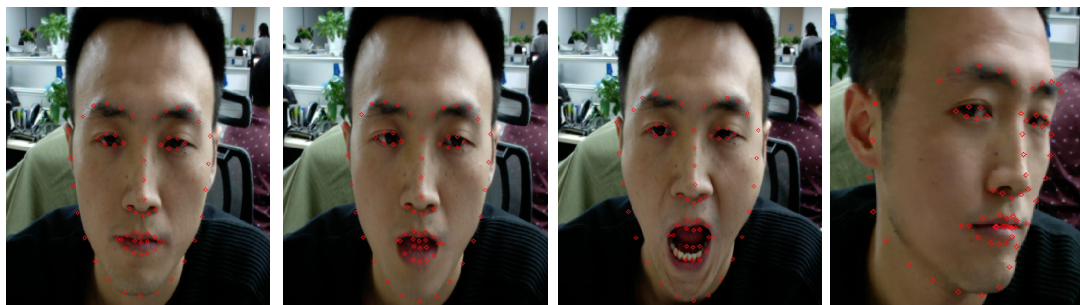


人脸标记点跟踪

www.themegallery.com

简介

- 独在运动过程中对人脸关键部位进行跟踪，应用于人脸识别、人脸重建。



Neural network

www.themegallery.com

性质

- 1> 一个带有线性输出的两层网络，只要隐含单元的数量足够多，可以在任意精度下近似任何输入变量较少的连续函数。这个结果对于一大类隐含单元激活函数都成立，但是不包括多项式函数。
- 2> 关键是对参数的求解（极大似然、贝叶斯策略）

我的疑问是：那为什么只有深度学习，而没有宽度学习

Neural network

www.themegallery.com

Network training

1>极大似然策略下的回归:

1. 与线性模型没差别, 仍然给输出一个条件分布 (如**Gaussian**),
2. 高斯分布下极大似然解就是极小化**sum of squares**得到的解

2>极大似然策略下的**binary**分类:

性质: 输出的**activation function**与**error function** (负**log like hood**) 有一个自然的映射, 因此可从**activation function**入手导出目标的条件分布, 然后求**likelihood function**。

Parameter optimization

1>极大似然策略下

- a. 用迭代的方法求连续非线性函数的最优值问题
- b. 基于泰勒展开的对误差函数的局部近似
- c. 想要使驻点处为唯一最小值，应该保证后面的二次型为在任意情况下都是正的，也就是**Hessian**为正定的。（半正定意味着多个最小值）
- d. **sgd**的优点：抗数据冗余；可以避免局部极值

Ps: 可以给出求解对比

Neural network

www.themegallery.com

Error Backpropagation

1>计算梯度的方法

给初始值 w_0 ，一路算到尾，期间记录下 $a_j, h(a_j), h'(a_j),$ ；从尾巴error function处开始算，一路算出 λa_j ，以及error function对参数值的偏导数，最终得到梯度向量，进而更新参数，最终迭代收敛



重庆大学
CHONGQING UNIVERSITY

Thank You !

