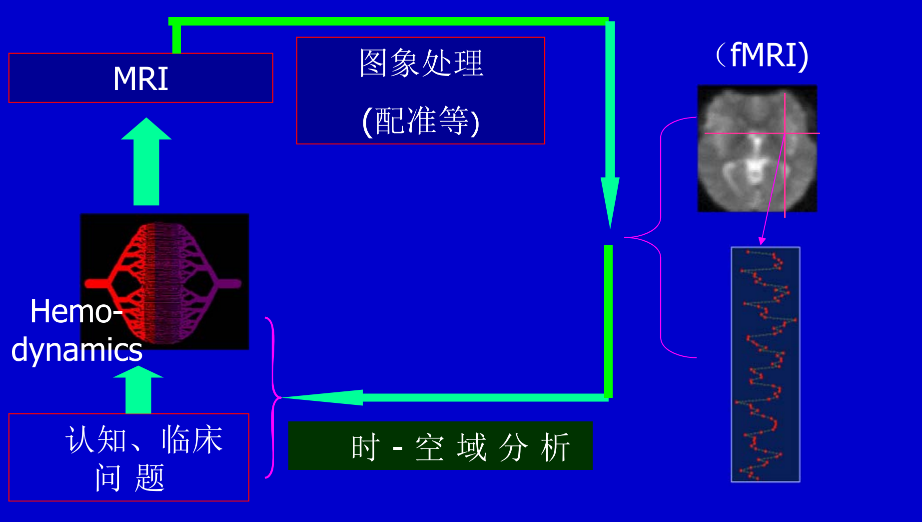
fMRI 数据处理方法

fMRI 的理论与技术问题



内容：

fMRI的原理

fMRI的数据处理方法

PCA

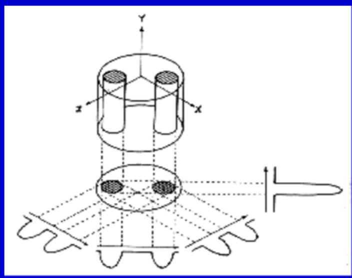
ICA

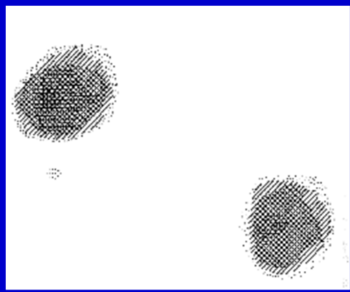
CA

History of Magnetic Resonance

- 1946 NMR *Purcell and Bloch*
  Physics, Chemistry, Biology
- 1973 MRI *Lauterbur and Mansfield*
  Radiology
- 1990 fMRI *Belliveau, Ogawa, and Kwong*
  Neuroscience

First MRI image





Lauterbur, *Nature*, 1973

Research Imaging Center UT Health Science Center

Mechanism of BOLD Functional MRI

Brain activity ↑

↙ ↘

Oxygen consumption ↑ Cerebral blood flow ↑↑

↘ ↙

Oxyhemoglobin ↑
Deoxyhemoglobin ↓

↓

Magnetic susceptibility ↓

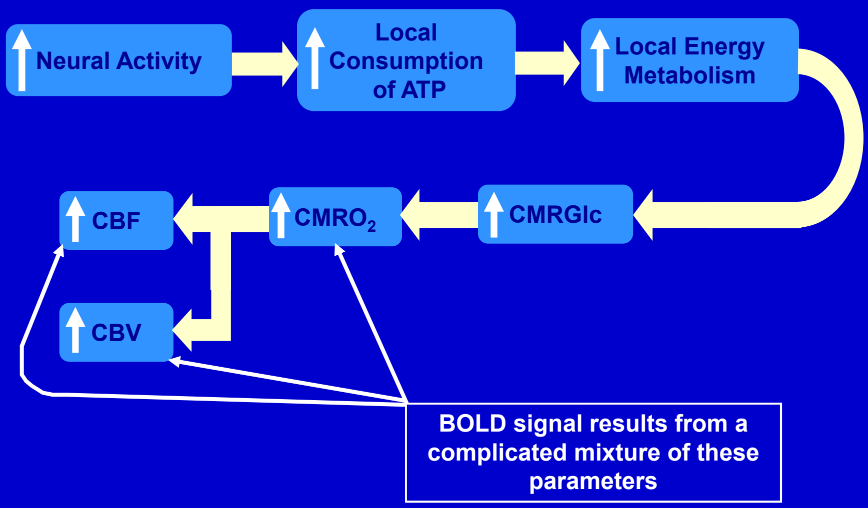
↓

T2* ↑

↓

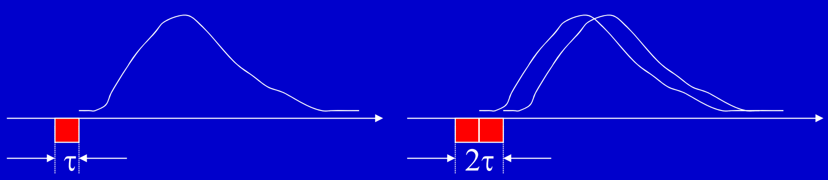
MRI signal intesity ↑

From A Physiology POV

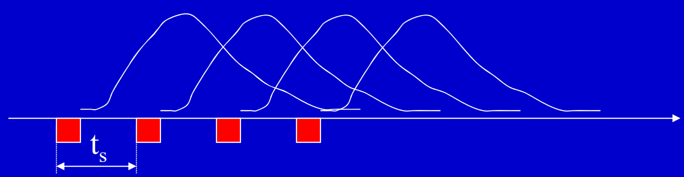


Non-linearity of BOLD Response

BOLD response vs. length of stimulation

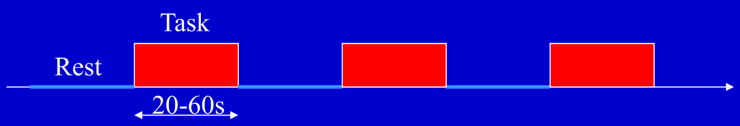


BOLD response during rapidly-repeated stimulation

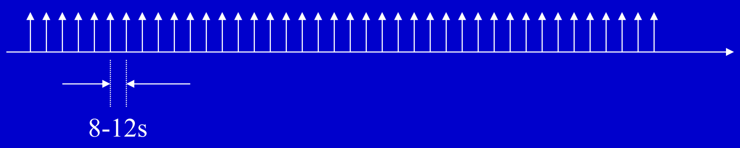


Experimental Designs in fMRI

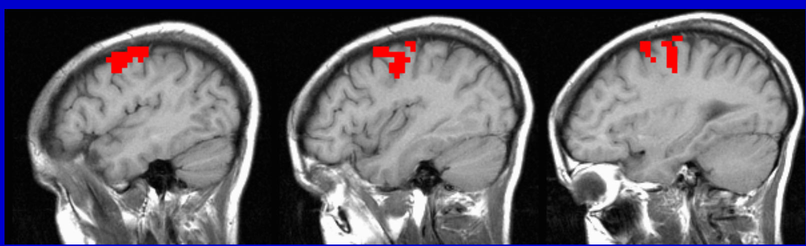
Block-Design fMRI

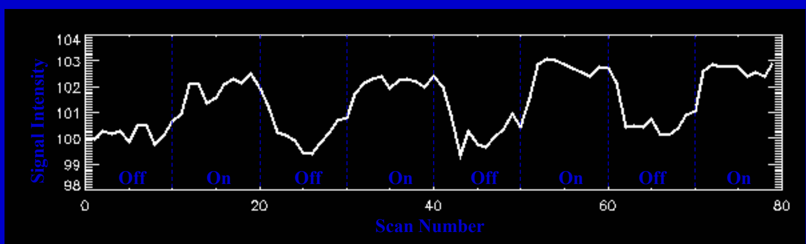


Event-Related fMRI



Time Series and Activation Maps





fMRI 数据处理方法

背景:

数据驱动（data—driven）:PCA,ICA,FCA 等

模型驱动（model—driven）：相关法

广义线性模型

一.主成分分析（PCA, principle component analysis ）

假设fMRI的数据为data,那么它的协方差:

$$R = data^T \times data$$

对协方差矩阵R进行奇异值分解:

[u,d,v]=SVD(R)

其中，u和v分别是特征向量，d是对角线为A阵奇异值的对角阵，且奇异值是按从大到小的顺序排列的。

一. 主成分分析（PCA）

把原数据向特征空间投影，得到原数据data的主成分

PCA＝ data*U(:,1)

若需要取原数据A的前k个主成分，则

PCA＝ data*U(:,1:k)

投影到原始数据

Data’=data*U(:,1:k)*U(:,1:k)’

一. 主成分分析（PCA）

如果需要计算这k个主成分在原数据中的所占比例，即k个主成分的累计方差贡献率， 则 η_k

$$\eta_k = \sum_{i=1}^{k} d_{ii} \Big/ \sum_{i=1}^{p} d_{ii}$$

通常当 η_k >90%时，可以确定保留这k个主成分比较合适，而其余的主成分则可以略去。

主成分分析（PCA） 应用

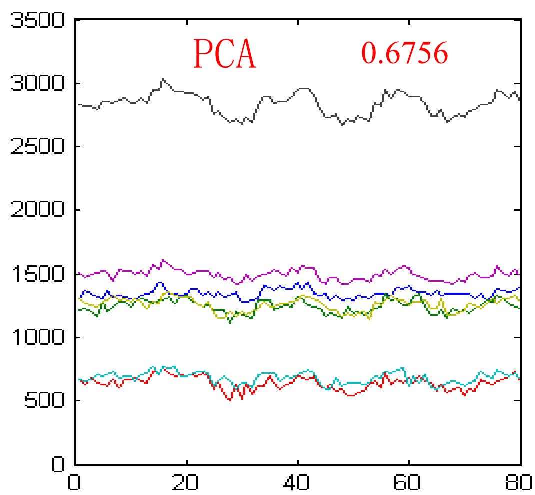
(1). 特征值

PCA＝ data*U(:,1)

(2).去伪迹

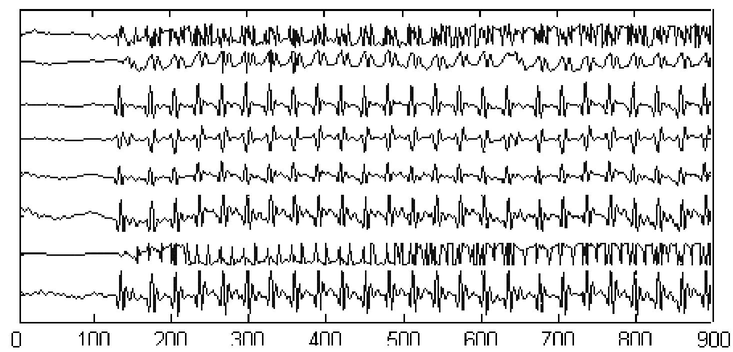
PCA＝ data*U(:,3:32)

(1). 特征值

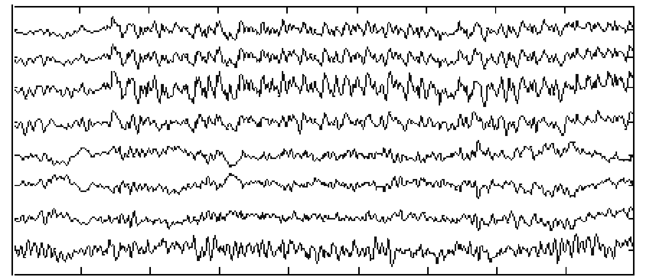


0. 3122，0. 4713，0. 4458, 0. 5044,0. 4146,

(2).去伪迹



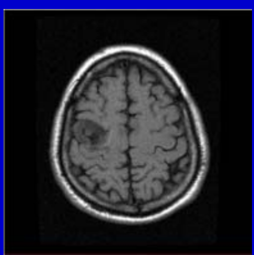
noise EEG signal



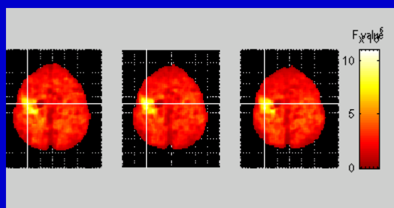
PCA result

PCA fMRI应用(癫痫病胶质瘤)

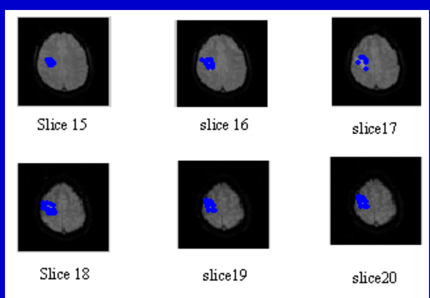
lipoma epilepsy



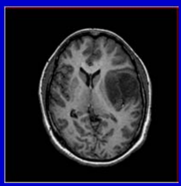
结构MRI



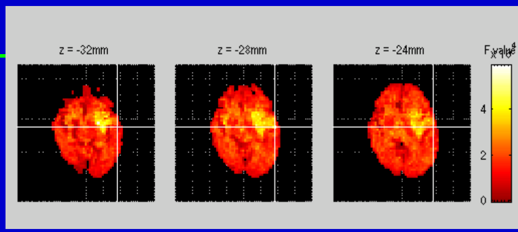
SPM-ICA-PCA结果



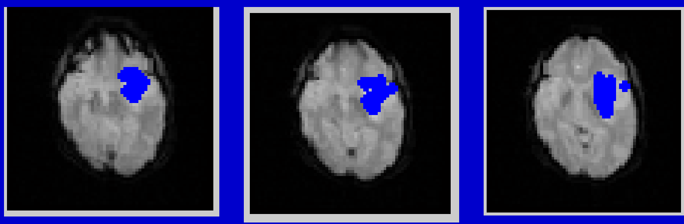
Delay PCA结果



结构MRI



SPM-ICA-PCA结果



Delay PCA结果

二. 独立成分分析 （ICA independent component analysis)

背景： $X=AS$

ICA的目的是：在未知A的情况下，根据观测数据X去发现未知的统计独立的源信号S。

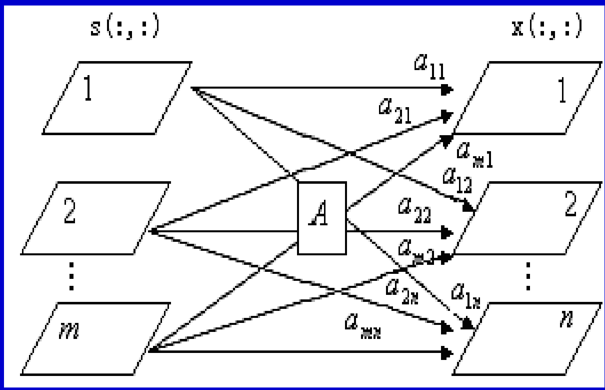
开始：1990

代表：P.Com (1994)

A. Hyvarinen（1999，2000）

1. ICA模型

设无噪声信号模型为 **X=As**



A 为信号混合矩阵，x是 N维观测信号向量，s是 M (N>M) 维原始信号向量。

由（1）可见，信号S放大 k 倍与A的相应列缩小k倍的结果相同,从而决定了ICA得到的信号存在强度的不确定性。为此，在求解时往往把观测信号先转化为有单位协方差的信号，即在ICA之前先有一个白化过程[2]。

设信号向量y的联合概率密度为p(y)，而每一个信号成分的概率密度为p(y_i)，则信号向量的互信息可以表示为：

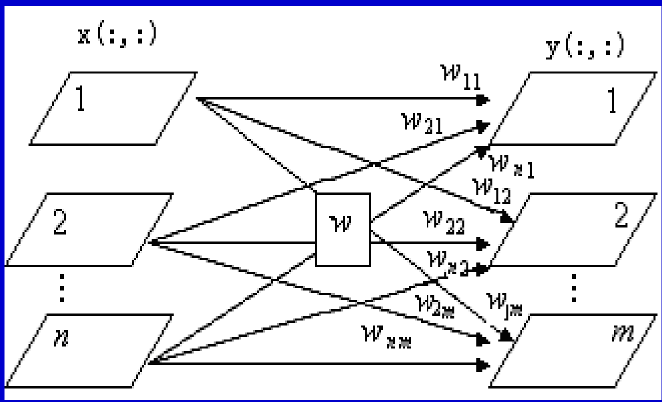
$$I(y) = \int p(y)\log\frac{p(y)}{\prod_{i=1}^{M} p_i(y_i)}dy \qquad (2)$$

当各个信号成份相互独立时， $p(y)=\prod_{i=1}^{M} p(y_i)$

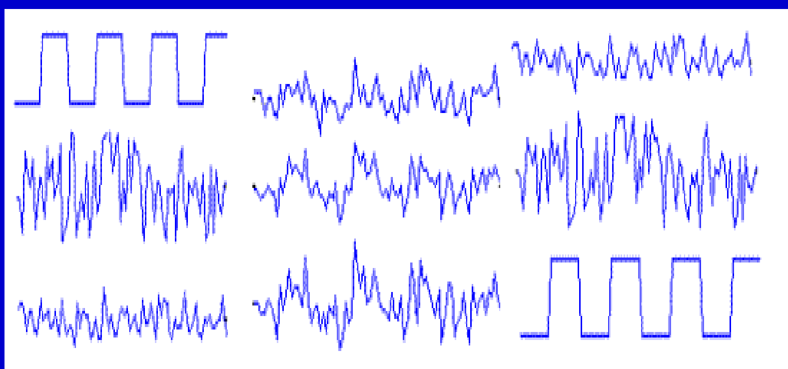
则 $I(y)=0$ 。 (3)

ICA的目的是：在我们不知道混合矩阵的情况下，寻找线性映射w，从观测信号中提取不能被直接观测的原信号，这里把它记为：

$$y=wx=wAs \quad (4)$$

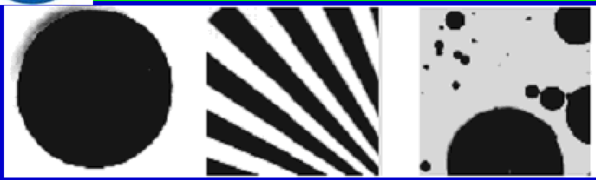


2. ICA算法仿真实例：



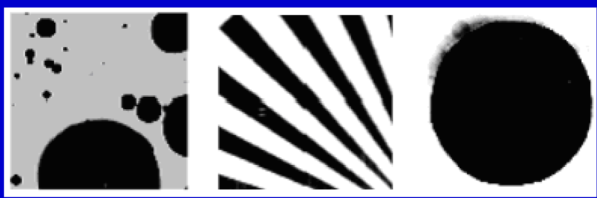
原始信号　　混合信号　　ICA 分离信号

ICA分离图像仿真实验



原始图像

混合图像



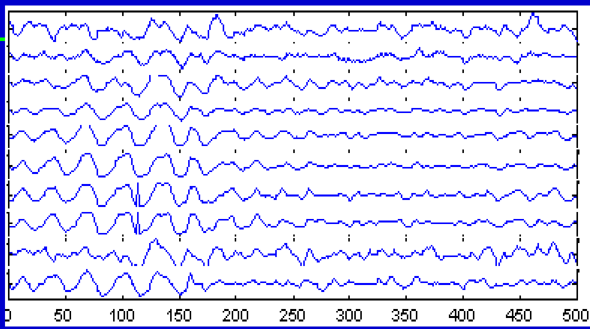
ICA分离图像

3. 独立成分分析(ICA)应用

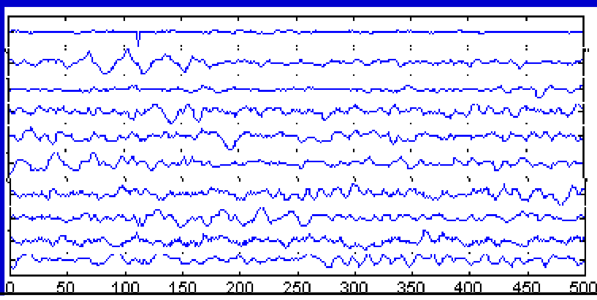
（1）EEG 脑电信号

（2）fMRI 信号

（1）EEG 脑电信号



癫痫EEG数据



ICA分离成份

（2） ICA-fMRI数据处理模型

空间ICA-fMRI:信号与噪声的空域分布相互独立

时间ICA-fMRI:信号与噪声的时间过程相互独立

1) ICA-fMRI数据模型

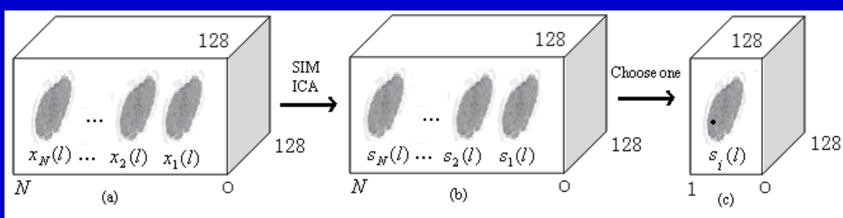
$$x = As$$

$s=\{s_1, s_2 \cdots, s_N\}$ 是N个相互独立的fMRI源信号

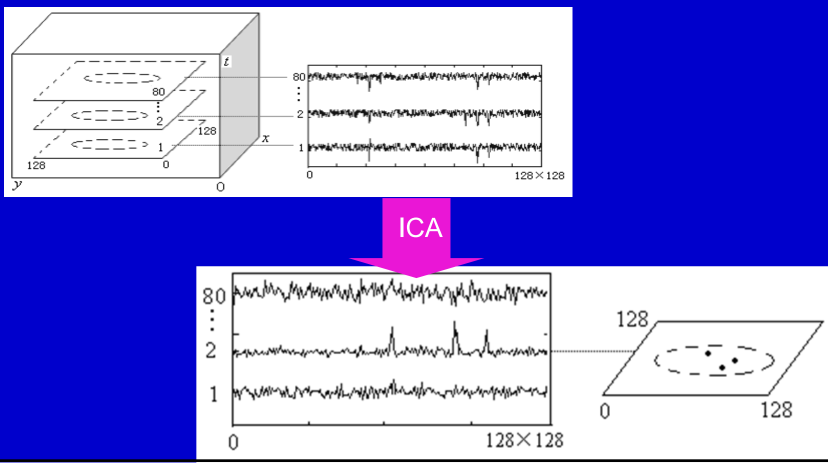
$x = \{x_1, x_2, \cdots, x_M\}$ 是M个观测的fMRI数据。

A 是 $M \times N$ 维的未知的不变混合矩阵

2） 空间ICA的算法示意图(一)

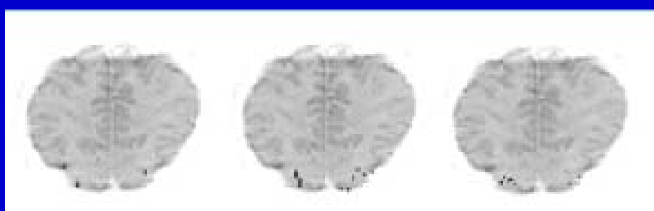


2）空间ICA的算法示意图(二)

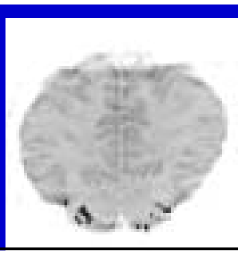


应用研究

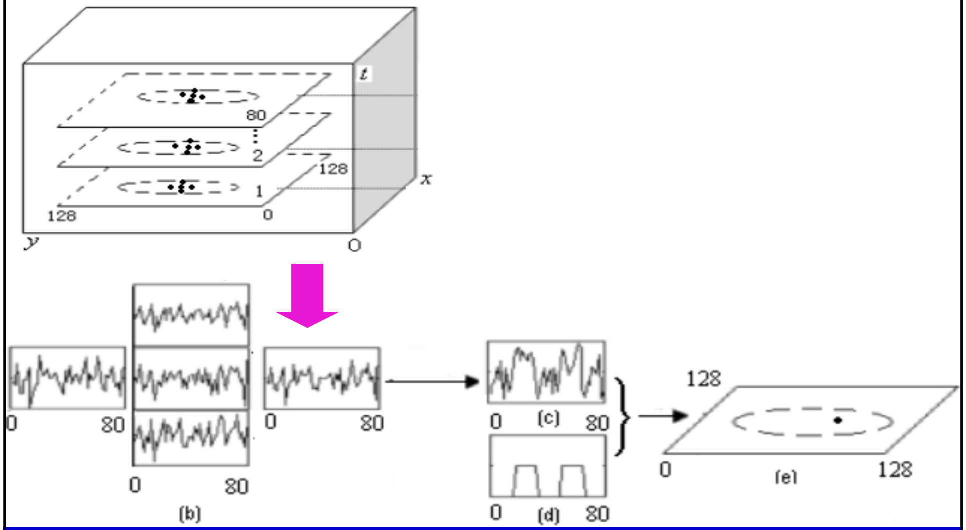
空间ICA的分离结果



空间ICA组合结果

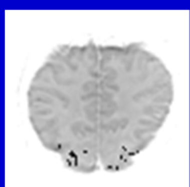


3）邻域时间ICA-fMRI模型

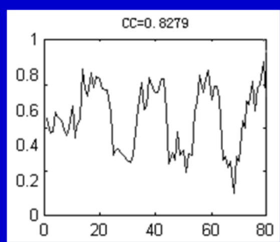


应用研究

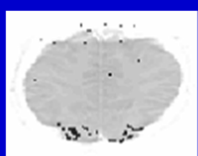
时间ICA的结果



阈值0.55



阈值0.50

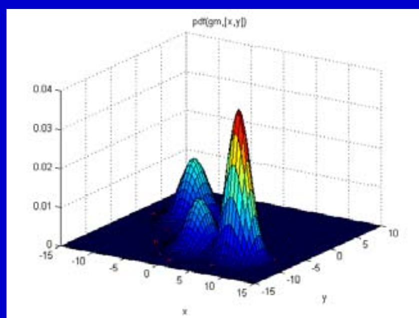


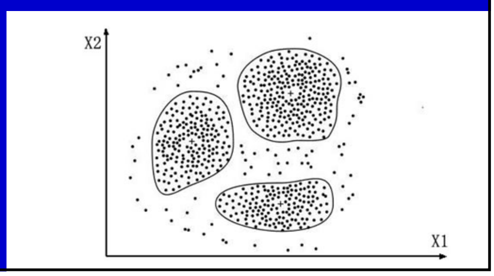
三. 聚类fMRI方法

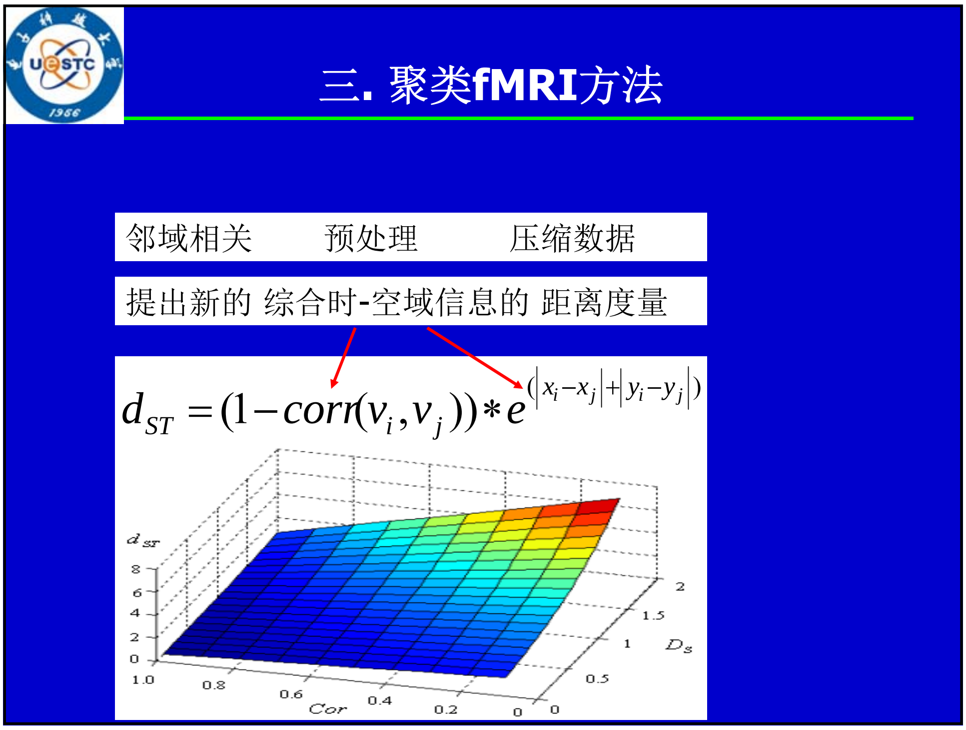
聚类分析法是理想的多变量统计技术.
基本思想：我们所研究的样品或变量之间存在程度不同的相似性（亲疏关系——以样品间距离衡量）。于是根据一批样品的多个观测指标，具体找出一些能够度量样品或指标之间相似程度的统计量，以这些统计量为划分类型的依据。把一些相似程度较大的样品（或指标）聚合为一类，把另外一些彼此之间相似程度较大的样品（或指标）又聚合为另一类，直到把所有的样品（或指标）聚合完毕。

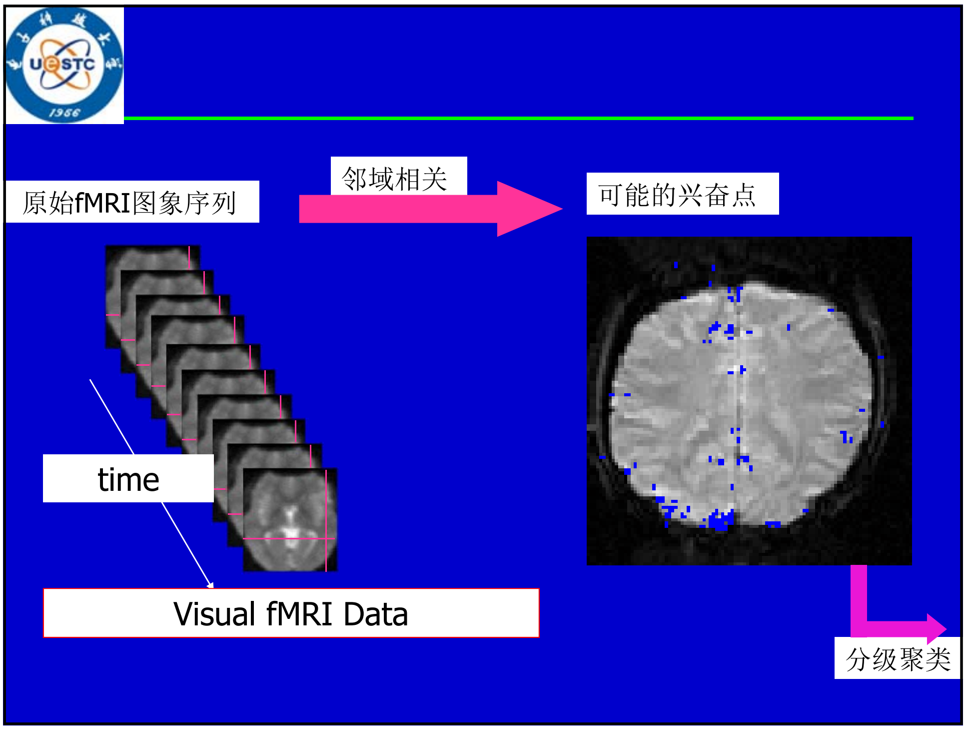
三. 聚类fMRI方法

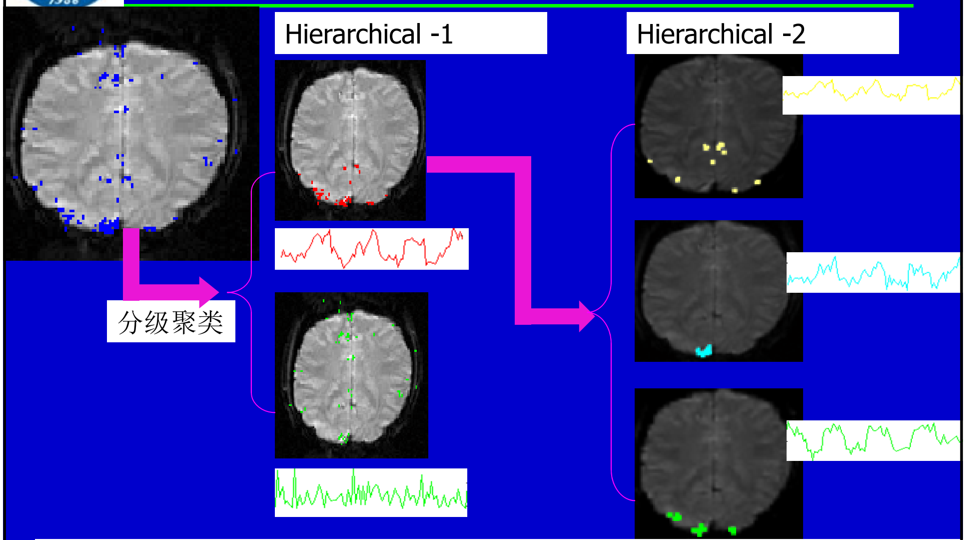
聚类的方法有：
直接聚类法；
最短距离聚类法；
最远距离聚类法；






三. 聚类fMRI方法
邻域相关 预处理 压缩数据
提出新的 综合时-空域信息的 距离度量
$d_{ST} = (1-corr(v_i, v_j)) * e^{(|x_i-x_j|+|y_i-y_j|)}$
d_{ST}
Cor
D_S
8
6
4
2
0
1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0
0
0.5
1
1.5
2


原始fMRI图象序列
邻域相关
可能的兴奋点
time
Visual fMRI Data
分级聚类



分级聚类 不仅能用于脑功能的定位，还可用于 fMRI响应模式的分类及应用，有助于fMRI数据的深层次分析

Tnank You for your attention