



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109410195 B

(45) 授权公告日 2020.12.22

(21) 申请号 201811224365.7

(22) 申请日 2018.10.19

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 109410195 A

(43) 申请公布日 2019.03.01

(73) 专利权人 山东第一医科大学(山东省医学科学院)
地址 250012 山东省济南市经十路18877号

(72) 发明人 路伟钊 侯坤 邱建峰

(74) 专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限公司 37221
代理人 张庆骞

(51) Int. Cl.
G06T 7/00 (2017.01)
G06T 7/33 (2017.01)

(56) 对比文件
CN 101699515 A, 2010.04.28
CN 101699515 A, 2010.04.28
CN 106023194 A, 2016.10.12
CN 107392907 A, 2017.11.24
CN 101410869 A, 2009.04.15

CN 104103066 A, 2014.10.15

WO 2014055293 A1, 2014.04.10

张莎莎等.一种基于量子遗传算法的红外图像分割方法.《哈尔滨工业大学学报》.2007,第39卷(第9期),

李积英.融合量子衍生及DNA计算速率的智能算法在图像分割中的研究.《中国博士学位论文全文数据库信息科技辑》.2016,第2016年卷(第5期),

缙水平等.基于量子进化规划核聚类算法的图像分割.《计算机科学》.2008,第35卷(第7期),

Xiaowei Fu et al.Multi-threshold image segmentation with improved quantum-inspired genetic algorithm.《Automatic Target Recognition and Image Analysis》.2009,

Lu Weizhao et al.Recurrent neural network approach tu quantum signal: coherent state restoration for continuous-variable quantum key distribution.《Quantum Information Processing》.2018,

审查员 崔芳婷

权利要求书3页 说明书10页 附图7页

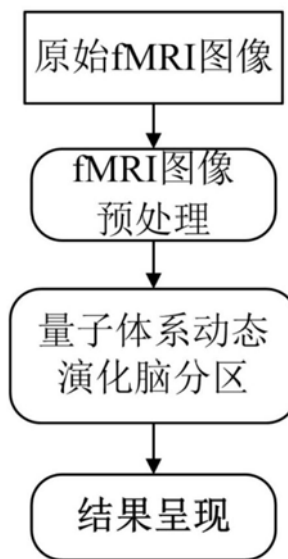
(54) 发明名称

一种磁共振成像脑分区方法及系统

(57) 摘要

本发明公开了一种磁共振成像脑分区方法及系统。其中，一种磁共振成像脑分区方法，包括：对fMRI脑图像进行预处理；利用量子体系动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区。本发明将脑分区转化为量子体系的动态演化过程，通过量子过程完成对单个个体或者多个个体的fMRI图像进行分区，发挥了量子模型和量子算法在处理高维度大数据时的优势，适用于fMRI图像的处理和大脑功能分区，提高了fMRI图像的处理效率以及脑分区结果的精度。

CN 109410195 B



1. 一种磁共振成像脑分区方法,其特征在于,包括:

对fMRI脑图像进行预处理;

利用量子体系动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区;

利用量子动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区的具体过程包括:

提取预处理后的fMRI脑图像中的灰质部分,得到灰质图像;

将灰质图像转换为二维矩阵形式M;其中,M的行数等于灰质图像的总像素数,列数为4的整数倍,且倍数等于待分区fMRI脑图像的数量;每一行代表一个体素,每4列分别代表体素的x、y、z轴位置坐标及体素的灰度值;

对每个体素构建一个对应的高斯核函数,进而将每一个体素关联为量子体系中一个粒子;

利用各个体素对应的高斯核函数来创建Gram矩阵N,并计算 $N^{-1/2}$;

根据各个体素对应的高斯核函数来计算哈密顿量矩阵H;

根据各个体素对应的高斯核函数和各个体素在Gram矩阵N中位置,计算位置矩阵;

利用哈密顿量矩阵H和位置矩阵均先左乘 $N^{-1/2}$,再右乘 $N^{-1/2}$,得到更新后的哈密顿量矩阵 H^{tr} 和更新后的位置矩阵 X^{tr} ;

将更新后的哈密顿量矩阵 H^{tr} 进行特征值分解,得到 $H^{tr} = UDU^{-1}$,其中U与 H^{tr} 的维数相同,U的第i列为 H^{tr} 的特征向量,D为对角矩阵,对角线上的元素为 H^{tr} 的特征值,得到 H^{tr} 的指数 $e^{H^{tr}}$, $e^{H^{tr}} = Ue^DU^{-1}$;

间隔预设时间更新每个体素的位置坐标,形成若干个团簇;

将每一个团簇按照x、y、z轴位置坐标从小到大依次赋予1,2,...,l个标签值,并将每个团簇中的对应体素与相应标签值进行关联;其中,l为大于1的正整数;

输出结果矩阵D;结果矩阵D的列数为4的整数倍,且倍数等于待分区fMRI脑图像的数量,每4列分别为体素的x、y、z轴位置坐标以及其对应的标签值;行数等于体素个数,每一行对应一个体素;

按照结果矩阵D中体素的x、y、z轴位置坐标将相应体素投影到三维曲面标准MNI脑模型中,不同的标签值显示不同的颜色,得到脑分区结果。

2. 如权利要求1所述的一种磁共振成像脑分区方法,其特征在于,在更新每个体素的位置坐标的过程中,定义预设时间 Δt 并设定一个时间限制 T_{set} ,若 $n \Delta t < T_{set}$,更新每个体素的位置坐标,否则输出结果矩阵D;其中,n为大于或等于1的正整数。

3. 如权利要求2所述的一种磁共振成像脑分区方法,其特征在于,更新每个体素的位置坐标 $x_i(t + \Delta t)$:

$$\langle x_i(t + \Delta t) \rangle = \langle conj(\varphi_i(t + \Delta t)) | X^{tr} | \varphi_i(t + \Delta t) \rangle$$

$$\text{其中, } conj \text{ 表示共轭, } conj(|\varphi_i(t + \Delta t)\rangle) = e^{i\Delta t H^{tr}} |\varphi_i(t)\rangle$$

$$|\varphi_i(t + \Delta t)\rangle = e^{-i\Delta t H^{tr}} |\varphi_i(t)\rangle$$

$$|\varphi_i(t = 0)\rangle = e^{-\frac{(x-x_i)^2}{2\sigma^2}}$$

其中 $x_i = [\beta_1, \beta_2, \beta_3 \dots, \beta_{4d}]$, $\beta_1, \beta_2, \beta_3 \dots, \beta_{4d}$ 分别为二维矩阵M的第i行的4d个元素,d为

待分区fMRI脑图像的数量, σ 为波函数的宽度参数, σ 的大小与分区数目相关; x 为根据输入值构建的多维列向量空间。

4.如权利要求1所述的一种磁共振成像脑分区方法,其特征在于,该方法还包括:调用OpenGL接口,通过三维渲染并将脑分区结果精确地呈现在三维MNI标准脑模型上;同时显示XZ平面、YZ平面和XY平面三视图,进而得到脑分区结果的矢状位、冠状位和横断位三视图。

5.如权利要求1所述的一种磁共振成像脑分区方法,其特征在于,将预处理后的fMRI脑图像与标准MNI空间的灰质模板进行点乘,提取预处理后的fMRI脑图像中的灰质部分,得到灰质图像;

或/和

当待分区fMRI脑图像的数量至少为2个时,对灰质图像转换的二维矩阵进行奇异值分解。

6.如权利要求1所述的一种磁共振成像脑分区方法,其特征在于,对fMRI脑图像进行预处理的过程,包括:

对fMRI脑图像的时间层进行对齐;

将fMRI每一个时间点的脑图像与第一个时间点的脑图像进行对齐,进行头动矫正;

将个体fMRI脑图像配准到MNI空间模板上;

对配准到MNI空间模板的fMRI脑图像进行空间平滑处理;

对空间平滑处理后的fMRI脑图像进行滤波。

7.如权利要求6所述的一种磁共振成像脑分区方法,其特征在于,采用sinc函数插值重采样的方法对fMRI脑图像的时间层进行对齐;

或/和

采用刚体配准的方法将fMRI每一个时间点的脑图像与第一个时间点的脑图像进行对齐;

或/和

采用非线性仿射变换方法将个体fMRI脑图像配准到MNI空间模板上;

或/和

采用高斯核与配准到MNI空间模板的fMRI脑图像进行卷积计算,实现空间平滑处理,高斯核的半高全宽可自由设置;

或/和

采用可选频段的低通滤波器对卷积处理后的fMRI脑图像进行滤波。

8.一种磁共振成像脑分区系统,其特征在于,包括:存储器和处理器;所述处理器,被配置为执行以下步骤:

对fMRI脑图像进行预处理;

利用量子体系动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区;

在所述处理器中,利用量子动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区的具体过程为:

提取预处理后的fMRI脑图像中的灰质部分,得到灰质图像;

将灰质图像转换为二维矩阵形式;其中,行数等于灰质图像的总像素数,列数为4的整数倍,且倍数等于待分区fMRI脑图像的数量;每一行代表一个体素,每4列分别代表体素的

x、y、z轴位置坐标及体素的灰度值；

对每个体素构建一个对应的高斯核函数，进而将每一个体素关联为量子体系中一个粒子；

利用各个体素对应的高斯核函数来创建Gram矩阵N，并计算 $N^{-1/2}$ ；

根据各个体素对应的高斯核函数来计算哈密顿量矩阵H；

根据各个体素对应的高斯核函数和各个体素在Gram矩阵N中位置，计算位置矩阵；

利用哈密顿量矩阵H和位置矩阵均先左乘 $N^{-1/2}$ ，再右乘 $N^{-1/2}$ ，得到更新后的哈密顿量矩阵 H^{tr} 和更新后的位置矩阵 X^{tr} ；

将更新后的哈密顿量矩阵 H^{tr} 进行特征值分解，得到 $H^{tr} = UDU^{-1}$ ，其中U与 H^{tr} 的维数相同，U的第i列为 H^{tr} 的特征向量，D为对角矩阵，对角线上的元素为 H^{tr} 的特征值，得到 H^{tr} 的指数 $e^{H^{tr}}$ ， $e^{H^{tr}} = Ue^DU^{-1}$ ；

间隔预设时间更新每个体素的位置坐标，形成若干个团簇；

将每一个团簇按照x、y、z轴位置坐标从小到大依次赋予1, 2, ..., l个标签值，并将每个团簇中的对应体素与相应标签值进行关联；其中，l为大于1的正整数；

输出结果矩阵D；结果矩阵D的列数为4的整数倍，且倍数等于待分区fMRI脑图像的数量，每4列分别为体素的x、y、z轴位置坐标以及其对应的标签值；行数等于体素个数，每一行对应一个体素；

按照结果矩阵D中体素的x、y、z轴位置坐标将相应体素投影到三维曲面标准MNI脑模型中，不同的标签值显示不同的颜色，得到脑分区结果。

一种磁共振成像脑分区方法及系统

技术领域

[0001] 本发明属于图像处理领域,尤其涉及一种磁共振成像脑分区方法及系统。

背景技术

[0002] 基于功能磁共振成像(functional magnetic resonance imaging, fMRI)的大脑功能分区是指根据fMRI图像采用一定方法将大脑分为若干具有一致性且不相互重叠的功能区域的技术。经研究表明,基于fMRI图像的功能分区比传统的大脑结构分区具有更高的功能一致性,对大脑功能网络的研究具有重要意义。而且基于fMRI图像的功能分区可以反应大脑功能特征,揭示全脑或局部脑区的功能特征。因此基于fMRI图像的大脑功能分区具有重要的实际意义。

[0003] 目前大脑功能分区技术已经得到了广泛的应用,现有的大脑功能分区技术主要有两种,一种是基于模型驱动的大脑功能分区,另一种是基于数据驱动的大脑分区。

[0004] 基于模型驱动的脑功能分区技术,主要运用概率分布模型和广义线性模型两类模型。(1) 概率分布模型方法利用马尔科夫随机场等概率模型对大脑进行建模,将大脑分区转化为模型最优化问题,但是在一般情况下难以选择最合适的概率分布模型,而且存在参数最优化瓶颈等问题。(2) 广义线性模型,通常与机器学习算法相结合进行功能分区。通过广义线性模型分析全脑的一些功能指标,比如功能连接值、局部一致性,然后将指标输入机器学习算法进行训练,对不同体素的功能指标进行分类,但这种方法在通常情况下训练过程缓慢,难以找到合适的训练集,受限于fMRI样本数据量,结果受到输入样本顺序的影响。

[0005] 基于数据驱动的脑功能分区技术,可以通过聚类算法和字典学习等算法对fMRI图像进行分区。(1) 聚类算法属于一种无监督学习的算法,目前用于脑功能分区的聚类算法主要有k-均值聚类、谱聚类、层次聚类等算法。虽然k-均值聚类算法效率较高,但是对初始值比较敏感,分区结果不稳定。谱聚类建立在图谱理论基础,将聚类转化为图的最优划分问题,虽然效果比较稳定,但是在构图步骤中对于参数选择敏感,难以定义图的权重。(2) 不同于聚类算法,字典学习算法是一种有监督的学习算法。它将脑区作为字典元素,通过大量训练样本数据建立起一套完备的分区字典。与聚类算法相比,字典学习算法具有更高的准确性,但是字典算法复杂度较高,分区结果受fMRI数据量的限制,难以找到合适的训练集,而且运算效率低下。

[0006] 综上所述,现有的磁共振成像脑分区方法普遍存在对于高维度大数据处理效率低且得到的脑分区结果精度差的问题,因此,亟需一种适用于高维度大数据,脑分区处理效率高且脑分区结果精度高的方法。

发明内容

[0007] 为了解决现有技术的不足,本发明的第一目的是提供一种磁共振成像脑分区方法,其将脑分区转化为量子体系的动态演化过程,通过量子过程完成对单个个体或者多个个体的fMRI图像进行分区,发挥了量子模型和量子算法在处理高维度大数据时的优势,适

用于fMRI图像的处理和大脑功能分区,提高了fMRI图像的处理效率以及脑分区结果的精度。

[0008] 本发明的一种磁共振成像脑分区方法,包括:

[0009] 对fMRI脑图像进行预处理;

[0010] 利用量子体系动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区。

[0011] 进一步的,利用量子动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区的具体过程包括:

[0012] 提取预处理后的fMRI脑图像中的灰质部分,得到灰质图像;

[0013] 将灰质图像转换为二维矩阵形式,记为M;其中,M的行数等于灰质图像的总像素数,列数为4的整数倍,且倍数等于待分区fMRI脑图像的数量;每一行代表一个体素,每4列分别代表体素的x、y、z轴位置坐标及体素的灰度值;

[0014] 对每个体素构建一个对应的高斯核函数,进而将每一个体素关联为量子体系中一个粒子;

[0015] 利用各个体素对应的高斯核函数来创建Gram矩阵N,并计算 $N^{-1/2}$;

[0016] 根据各个体素对应的高斯核函数来计算哈密顿量矩阵H;

[0017] 根据各个体素对应的高斯核函数和各个体素在Gram矩阵N中位置,计算位置矩阵X;

[0018] 利用哈密顿量矩阵H和位置矩阵X均先左乘 $N^{-1/2}$,再右乘 $N^{-1/2}$,得到更新后的哈密顿量矩阵 H^{tr} 和更新后的位置矩阵 X^{tr} ;

[0019] 将更新后的哈密顿量矩阵 H^{tr} 进行特征值分解,得到 $H^{tr} = UDU^{-1}$,其中U与 H^{tr} 的维数相同,U的第i列为 H^{tr} 的特征向量,D为对角矩阵,对角线上的元素为 H^{tr} 的特征值,得到 H^{tr} 的指数 $e^{H^{tr}}$: $e^{H^{tr}} = Ue^DU^{-1}$;

[0020] 间隔预设时间更新每个体素的位置坐标,形成若干个团簇;

[0021] 将每一个团簇按照x、y、z轴位置坐标从小到大依次赋予1,2,⋯,l个标签值,并将每个团簇中的对应体素与相应标签值进行关联;其中,l为大于1的正整数;

[0022] 输出结果矩阵D;结果矩阵D的列数为4的整数倍,且倍数等于待分区fMRI脑图像的数量,每4列分别为体素的x、y、z轴位置坐标以及其对应的标签值;行数等于体素个数,每一行对应一个体素;

[0023] 按照结果矩阵D中体素的x、y、z轴位置坐标将相应体素投影到三维曲面标准MNI脑模型中,不同的标签值显示不同的颜色,得到脑分区结果。

[0024] 进一步的,在更新每个体素的位置坐标的过程中,定义预设时间 Δt 并设定一个时间限制 T_{set} ,若 $n \Delta t < T_{set}$,更新每个体素的位置坐标,否则输出结果矩阵D;其中,n为大于或等于1的正整数。

[0025] 进一步的,更新每个体素的位置坐标 $x_i(t + \Delta t)$:

$$[0026] \quad \langle x_i(t + \Delta t) \rangle = \langle \text{conj}(\varphi_i(t + \Delta t)) | X^{tr} | \varphi_i(t + \Delta t) \rangle$$

$$[0027] \quad \text{其中,conj表示共轭,} \text{conj}(|\varphi_i(t + \Delta t)\rangle) = e^{i\Delta t H^{tr}} |\varphi_i(t)\rangle$$

$$[0028] \quad |\varphi_i(t + \Delta t)\rangle = e^{-i\Delta t H^{tr}} |\varphi_i(t)\rangle$$

$$[0029] \quad |\varphi_i(t=0)\rangle = e^{-\frac{(x-x_i)^2}{2\sigma^2}}$$

[0030] 其中 x 为根据输入值构建的多维列向量空间,如果没有特殊说明,默认 $x=M$ 。 $x_i=[\beta_1, \beta_2, \beta_3 \dots, \beta_{4d}]$, $\beta_1, \beta_2, \beta_3 \dots, \beta_{4d}$ 分别为二维矩阵 M 第 i 行的 $4d$ 个元素, d 为待分区fMRI脑图像的数量, σ 为波函数的宽度参数, σ 的大小与分区数目相关。

[0031] 进一步的,该方法还包括:调用OpenGL接口,通过三维渲染并将脑分区结果精确地呈现在三维MNI标准脑模型上;同时显示XZ平面、YZ平面和XY平面三视图,进而得到脑分区结果的矢状位、冠状位和横断位三视图。

[0032] 进一步的,当待分区fMRI脑图像的数量至少为2个时,可对二维矩阵 M 进行奇异值分解。

[0033] Gram矩阵 N 可通过特征值分解分解为三个较小的矩阵的乘积进行代替,进而提高了数据处理速度,最终提高了fMRI脑图像的处理效率。

[0034] 进一步的,将预处理后的fMRI脑图像与标准MNI空间的灰质模板进行点乘,提取预处理后的fMRI脑图像中的灰质部分,得到灰质图像。

[0035] 进一步的,对fMRI脑图像进行预处理的过程,包括:

[0036] 对fMRI脑图像的时间层进行对齐;

[0037] 将fMRI每一个时间点的脑图像与第一个时间点的脑图像进行对齐,进行头动矫正;

[0038] 将个体fMRI脑图像配准到MNI空间模板上;

[0039] 对配准到MNI空间模板的fMRI脑图像进行空间平滑处理;

[0040] 对空间平滑处理后的fMRI脑图像进行滤波。

[0041] 本发明通过对fMRI脑图像进行预处理,提高了fMRI脑图像中脑分区结果的准确性。

[0042] 进一步的,采用sinc函数插值重采样的方法对fMRI脑图像的时间层进行对齐。

[0043] 需要说明的是,fMRI脑图像的时间层对齐还可采用其他现有的方法,如:线性插值法、立方插值法、邻域插值法等方法。

[0044] 进一步的,采用刚体配准的方法将fMRI每一个时间点的脑图像与第一个时间点的脑图像进行对齐。

[0045] 需要说明的是,将fMRI每一个时间点的脑图像与第一个时间点的脑图像对齐还可采用其他现有的方法,如:非刚体配准法、自由变形法、PCA融合法、小波融合法等方法。

[0046] 进一步的,采用非线性仿射变换方法将个体fMRI脑图像配准到MNI空间模板上。

[0047] 需要说明的是,将个体fMRI脑图像配准到MNI空间模板上还可采用EPI模板配准法、结构像联合配准法等方法。

[0048] 进一步的,采用高斯核与配准到MNI空间模板的fMRI脑图像进行卷积计算,实现空间平滑处理,高斯核的半高全宽可自由设置。

[0049] 需要说明的是,对配准到MNI空间模板的fMRI脑图像进行空间平滑处理还可采用邻域平滑滤波法、中值滤波法等方法。

[0050] 进一步的,采用可选频段的低通滤波器对卷积处理后的fMRI脑图像进行滤波。

[0051] 需要说明的是,对卷积处理后的fMRI脑图像进行滤波还可采用高通滤波器、带通

滤波器等方法。

[0052] 本发明的第二目的是提供一种磁共振成像脑分区方法,其将脑分区转化为量子体系的动态演化过程,通过量子过程完成对单个个体或者多个个体的fMRI图像进行分区,更准确的反应当前fMRI数据的脑功能特征。而且得到的结果可以作为脑图谱,应用于fMRI功能连接和大脑功能网络的分析中,提高了现有fMRI分析的精确性。

[0053] 本发明的第三目的是提供一种磁共振成像脑分区系统,其将脑分区转化为量子体系的动态演化过程,通过量子过程完成对单个个体或者多个个体的fMRI图像进行分区,发挥了量子模型和量子算法在处理高维度大数据时的优势,适用于fMRI图像的处理和大脑功能分区,提高了fMRI图像的处理效率以及脑分区结果的精度。

[0054] 本发明的一种磁共振成像脑分区系统,包括:存储器和处理器;所述处理器,被配置为执行以下步骤:

[0055] 对fMRI脑图像进行预处理;

[0056] 利用量子体系动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区。

[0057] 进一步的,在所述处理器中,利用量子动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区的具体过程为:

[0058] 提取预处理后的fMRI脑图像中的灰质部分,得到灰质图像;

[0059] 将灰质图像转换为二维矩阵形式;其中,行数等于灰质图像的总像素数,列数为4的整数倍,且倍数等于待分区fMRI脑图像的数量;每一行代表一个体素,每4列分别代表体素的x、y、z轴位置坐标及体素的灰度值;

[0060] 对每个体素构建一个对应的高斯核函数,进而将每一个体素关联为量子体系中一个粒子;

[0061] 利用各个体素对应的高斯核函数来创建Gram矩阵N,并计算 $N^{-1/2}$;

[0062] 根据各个体素对应的高斯核函数来计算哈密顿量矩阵H;

[0063] 根据各个体素对应的高斯核函数和各个体素在Gram矩阵N中位置,计算位置矩阵X;

[0064] 利用哈密顿量矩阵H和位置矩阵X均先左乘 $N^{-1/2}$,再右乘 $N^{-1/2}$,得到更新后的哈密顿量矩阵 H^{tr} 和更新后的位置矩阵 X^{tr} ;

[0065] 将更新后的哈密顿量矩阵 H^{tr} 进行特征值分解,得到 $H^{tr}=UDU^{-1}$,其中U与 H^{tr} 的维数相同,U的第i列为 H^{tr} 的特征向量,D为对角矩阵,对角线上的元素为 H^{tr} 的特征值,得到 H^{tr} 的指数 $e^{H^{tr}}$: $e^{H^{tr}}=ue^DU^{-1}$;

[0066] 间隔预设时间更新每个体素的位置坐标,形成若干个团簇;

[0067] 将每一个团簇按照x、y、z轴位置坐标从小到大依次赋予1,2,...l个标签值,并将每个团簇中的对应体素与相应标签值进行关联;其中,l为大于1的正整数;

[0068] 输出结果矩阵D;结果矩阵D的列数为4的整数倍,且倍数等于待分区fMRI脑图像的数量,每4列分别为体素的x、y、z轴位置坐标以及其对应的标签值;行数等于体素个数,每一行对应一个体素;

[0069] 按照结果矩阵D中体素的x、y、z轴位置坐标将相应体素投影到三维曲面标准MNI脑模型中,不同的标签值显示不同的颜色,得到脑分区结果。

[0070] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:

[0071] 本发明的一种磁共振成像脑分区方法和磁共振成像脑分区方法系统,将脑分区转化为量子体系的动态演化过程,通过量子过程完成对单个个体或者多个个体的fMRI图像进行分区,发挥了量子模型和量子算法在处理高维度大数据时的优势,适用于fMRI图像的处理和大脑功能分区,提高了fMRI图像的处理效率以及脑分区结果的精度。通过量子过程完成对单个个体或者多个个体的fMRI图像进行分区,更准确的反应当前fMRI数据的脑功能特征,而且得到的结果可以作为脑图谱,应用于fMRI功能连接和大脑功能网络的分析中,提高了现有fMRI分析的精确性。

附图说明

[0072] 构成本申请的一部分的说明书附图用来提供对本申请的进一步理解,本申请的示意性实施例及其说明用于解释本申请,并不构成对本申请的不当限定。

[0073] 图1是本发明的一种磁共振成像脑分区方法流程图;

[0074] 图2是本发明的fMRI脑图像进行预处理流程图;

[0075] 图3是本发明的利用量子体系动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区流程图;

[0076] 图4(a)是 $t=0$ 时刻大脑67531个体素的散点图;

[0077] 图4(b)是10个 Δt 时刻大脑67531个体素的散点图;

[0078] 图4(c)是20个 Δt 时刻大脑67531个体素的散点图;

[0079] 图4(d)是30个 Δt 时刻大脑67531个体素的散点图;

[0080] 图4(e)是40个 Δt 时刻大脑67531个体素的散点图;

[0081] 图4(f)是50个 Δt 时刻大脑67531个体素的散点图;

[0082] 图4(g)是得到的动态分区结果图;

[0083] 图5(a)是三维脑分区结果图;

[0084] 图5(b)是横断位视角结果图;

[0085] 图5(c)是矢状位视角结果图;

[0086] 图5(d)是冠状位视角结果图。

具体实施方式

[0087] 应该指出,以下详细说明都是例示性的,旨在对本申请提供进一步的说明。除非另有指明,本文使用的所有技术和科学术语具有与本申请所属技术领域的普通技术人员通常理解相同含义。

[0088] 需要注意的是,这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式,而非意图限制根据本申请的示例性实施方式。如在这里所使用的,除非上下文另外明确指出,否则单数形式也意图包括复数形式,此外,还应当理解的是,当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时,其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。

[0089] Gram矩阵,也就是格拉姆矩阵,其可以看做feature之间的偏心协方差矩阵(即没有减去均值的协方差矩阵),在feature map中,每个数字都来自于一个特定滤波器在特定位置的卷积,因此每个数字代表一个特征的强度,而Gram计算的实际上是两两特征之间的相关性,哪两个特征是同时出现的,哪两个是此消彼长的等等,同时,Gram的对角线元素,还

体现了每个特征在图像中出现的量,因此,Gram有助于把握整个图像的大体风格。有了表示风格的Gram Matrix,要度量两个图像风格的差异,只需比较它们Gram Matrix的差异即可。

[0090] 格拉姆矩阵用于度量各个维度自己的特性以及各个维度之间的关系。内积之后得到的多尺度矩阵中,对角线元素提供了不同特征图各自的信息,其余元素提供了不同特征图之间的相关信息。这样一个矩阵,既能体现出有哪些特征,又能体现出不同特征间的紧密程度。

[0091] 图1是本发明的一种磁共振成像脑分区方法流程图。

[0092] 如图1所示,本发明的一种磁共振成像脑分区方法,至少包括:

[0093] 步骤1:对fMRI脑图像进行预处理。

[0094] 如图2所示,对fMRI脑图像进行预处理的过程,包括:

[0095] 步骤1.1:对fMRI脑图像的时间层进行对齐。

[0096] 在一实施例中,采用sinc函数插值重采样的方法对fMRI脑图像的时间层进行对齐。

[0097] 需要说明的是,fMRI脑图像的时间层对齐还可采用其他现有的方法,如:线性插值法、立方插值法、邻域插值法等方法。

[0098] 步骤1.2:将fMRI每一个时间点的脑图像与第一个时间点的脑图像进行对齐,进行头动矫正。

[0099] 在一实施例中,采用刚体配准的方法将fMRI每一个时间点的脑图像与第一个时间点的脑图像进行对齐。

[0100] 需要说明的是,将fMRI每一个时间点的脑图像与第一个时间点的脑图像对齐还可采用其他现有的方法,如:非刚体配准法、自由变形法、PCA融合法、小波融合法等方法。

[0101] 步骤1.3:将个体fMRI脑图像配准到MNI空间模板上。

[0102] 在一实施例中,采用非线性仿射变换方法将个体fMRI脑图像配准到MNI空间模板上。

[0103] 需要说明的是,将个体fMRI脑图像配准到MNI空间模板上还可采用EPI模板配准法、结构像联合配准法等方法。

[0104] 步骤1.4:对配准到MNI空间模板的fMRI脑图像进行卷积处理。

[0105] 在一实施例中,采用高斯核与配准到MNI空间模板的fMRI脑图像进行卷积计算,实现空间平滑处理。高斯核的半高全宽可自由设置。

[0106] 需要说明的是,对配准到MNI空间模板的fMRI脑图像进行空间平滑处理还可采用邻域平滑滤波法、中值滤波法等方法。

[0107] 步骤1.5:对卷积处理后的fMRI脑图像进行滤波。

[0108] 在一实施例中,采用可选频段的低通滤波器对卷积处理后的fMRI脑图像进行滤波。

[0109] 需要说明的是,对卷积处理后的fMRI脑图像进行滤波还可采用高通滤波器、带通滤波器等。

[0110] 本发明通过对fMRI脑图像进行预处理,提高了fMRI脑图像中脑分区结果的准确性和普适性。

[0111] 步骤2:利用量子体系动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区。

[0112] 如图3所示,利用量子动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区的具体过程包括:

[0113] 步骤2.1:提取预处理后的fMRI脑图像中的灰质部分,得到灰质图像;

[0114] 在具体实施中,将预处理后的fMRI脑图像与标准MNI空间的灰质模板进行点乘,提取预处理后的fMRI脑图像中的灰质部分,得到灰质图像。

[0115] 步骤2.2:将灰质图像转换为二维矩阵形式;其中,行数等于灰质图像的总像素数,列数为4的整数倍,且倍数等于待分区fMRI脑图像的数量;每一行代表一个体素,每4列分别代表体素的x、y、z轴位置坐标及体素的灰度值;

[0116] 例如:将灰质图像转换为67531行4d列的二维矩阵形式M,其中每一行代表一个体素,行数等于灰质图像的总像素数,每4列分别代表体素的x、y、z轴位置坐标以及体素的灰度值,d为待分区fMRI脑图像的数量,即fMRI数据数量,当只有一个待分区fMRI脑图像时,d=1。

[0117] 步骤2.3:对每个体素构建一个对应的高斯核函数,进而将每一个体素关联为量子体系中一个粒子。

[0118] 具体地,对每个体素构建一个高斯核函数 $\varphi_i(x) = e^{-\frac{(x-x_i)^2}{2\sigma^2}}$,其中x为根据输入值构建的多维列向量空间,如果没有特殊说明,默认 $x = M$ 。 $x_i = [\beta_1, \beta_2, \beta_3 \cdots, \beta_{4d}]$, $\beta_1, \beta_2, \beta_3 \cdots, \beta_{4d}$ 分别为M的第i行的4d个元素, σ 为波函数的宽度参数,改变 σ 的大小,可以改变分区数目。经过这一步,将fMRI提取灰质后图像中的每一个体素关联为量子体系中一个粒子。

[0119] 步骤2.4:利用各个体素对应的高斯核函数来创建Gram矩阵N,并计算 $N^{-1/2}$ 。

[0120] 具体地,Gram矩阵N,其形式如下式所示

$$[0121] \quad N_{ij} = \langle \varphi_i | \varphi_j \rangle = e^{-\frac{(x_i - x_j)^2}{4\sigma^2}}$$

[0122] 其中 $x_i = [\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \cdots, \alpha_{4d}]$ 为二维矩阵M的第i行的4d个元素, $x_j = [\beta_1, \beta_2, \beta_3 \cdots, \beta_{4d}]$ 为二维矩阵M的第j行的4d个元素。

[0123] 首先将Gram矩阵N进行特征值分解,得到 $N = QAQ^{-1}$,其中Q与N具有相同维数,Q的第i列为N的特征向量,A为对角矩阵,对角线上的元素为N的特征值,由此可以得到 $N^{-1/2}$:

$$[0124] \quad N^{-\frac{1}{2}} = QA^{-\frac{1}{2}}Q^{-1}$$

[0125] 步骤2.5:根据各个体素对应的高斯核函数来计算哈密顿量矩阵H;

[0126] 哈密顿量矩阵H,形式如下;

$$[0127] \quad H = T + V$$

[0128] 首先计算哈密顿量中的动能部分T,其形式如下所示

$$[0129] \quad T = \langle \varphi_i | T(x) | \varphi_j \rangle = \frac{1}{2m} \frac{(x_i - x_j)^2}{2\sigma^2} e^{-\frac{(x_i - x_j)^2}{4\sigma^2}}$$

[0130] 式中,m为量子粒子的质量,默认m值为1。

[0131] 然后计算哈密顿量中的势能部分V

$$[0132] \quad V = \langle \varphi_i | V(x) | \varphi_j \rangle = e^{-\frac{(x_i-x_j)^2}{4\sigma^2}} \left(-\frac{d}{2} + \frac{1}{2\sigma^2 \sum_i e^{-\frac{(x_i-x_j)^2}{8\sigma^2}}} \sum_i \frac{(x_i-x_j)^2}{4} e^{-\frac{(x_i-x_j)^2}{8\sigma^2}} \right)$$

[0133] 步骤2.6:根据各个体素对应的高斯核函数和各个体素在Gram矩阵N中位置,计算位置矩阵X;

$$[0134] \quad \text{其中, } X_{ij} = \langle \varphi_i | x | \varphi_j \rangle = \frac{x_i+x_j}{2} e^{-\frac{(x_i-x_j)^2}{4\sigma^2}}。$$

[0135] 步骤2.7:利用哈密顿量矩阵H和位置矩阵X均先左乘 $N^{-1/2}$,再右乘 $N^{-1/2}$,得到更新后的哈密顿量矩阵 H^{tr} 和更新后的位置矩阵 X^{tr} ;

[0136] 步骤2.8:将更新后的哈密顿量矩阵 H^{tr} 进行特征值分解,得到 $H^{tr} = UDU^{-1}$,其中U与 H^{tr} 的维数相同,U的第i列为 H^{tr} 的特征向量,D为对角矩阵,对角线上的元素为 H^{tr} 的特征值,得到 H^{tr} 的指数 $e^{H^{tr}}$: $e^{H^{tr}} = Ue^DU^{-1}$;

[0137] 步骤2.9:间隔预设时间更新各个体素的位置坐标,形成若干个团簇,如图4(a)-图4(g)所示。

[0138] 在具体实施中,在更新各个体素的位置坐标的过程中,定义预设时间 Δt 并设定一个时间限制 T_{set} ,若 $n \Delta t < T_{set}$,更新各个体素的位置坐标,否则输出结果矩阵D;其中,n为大于或等于1的正整数。

[0139] 其中,更新各个体素的位置坐标 $x_i(t + \Delta t)$:

$$[0140] \quad \langle x_i(t + \Delta t) \rangle = \langle \text{conj}(\varphi_i(t + \Delta t)) | X^{tr} | \varphi_i(t + \Delta t) \rangle$$

$$[0141] \quad \text{其中, conj表示共轭, } \langle \text{conj}(\varphi_i(t + \Delta t)) \rangle = e^{i\Delta H^{tr}} | \varphi_i(t) \rangle$$

$$[0142] \quad | \varphi_i(t + \Delta t) \rangle = e^{-i\Delta H^{tr}} | \varphi_i(t) \rangle$$

$$[0143] \quad | \varphi_i(t = 0) \rangle = e^{-\frac{(x-x_i)^2}{2\sigma^2}}$$

[0144] 其中x为根据输入值构建的多维列向量空间,如果没有特殊说明,默认 $x = M$ 。 $x_i = [\beta_1, \beta_2, \beta_3 \dots, \beta_{4d}]$, $\beta_1, \beta_2, \beta_3 \dots, \beta_{4d}$ 分别为二维矩阵M的的第i行的4d个元素,d为待分区fMRI脑图像的数量, σ 为波函数的宽度参数, σ 的大小与分区数目相关。

[0145] 步骤2.10:将每一个团簇按照x、y、z轴位置坐标从小到大依次赋予1,2,⋯,l个标签值,并将每个团簇中的对应体素与相应标签值进行关联;其中,l为大于1的正整数;

[0146] 步骤2.11:输出结果矩阵D;结果矩阵D的列数为4的整数倍,且倍数等于待分区fMRI脑图像的数量,每4列分别为体素的x、y、z轴位置坐标以及其对应的标签值;行数等于体素个数,每一行对应一个体素;

[0147] 步骤2.12:按照结果矩阵D中体素的x、y、z轴位置坐标将相应体素投影到三维曲面标准MNI脑模型中,不同的标签值显示不同的颜色,得到脑分区结果。

[0148] 在另一实施例中,该方法还包括:调用OpenGL接口,通过三维渲染并将脑分区结果精确地呈现在三维MNI标准脑模型上;同时显示XZ平面、YZ平面和XY平面三视图,进而得到脑分区结果的矢状位、冠状位和横断位三视图,如图5(a)-图5(d)所示,图5(a)为三维脑分区结果图;图5(b)为横断位视角结果图;图5(c)为矢状位视角结果图;图5(d)为冠状位视角

结果图。

[0149] 在另一实施例中,当待分区fMRI脑图像的数量至少为2个时,对二维矩阵M进行奇异值分解。

[0150] 当 $d=1$ 时,无需进行此步骤,当 $d>1$ 时,可以进行奇异值分解(SVD),得到 $M=USV^*$,U为 67531×67531 阶酉矩阵,S为 $67531 \times 4d$ 阶对角阵,对角线上存放着奇异值, V^* 为 $4d \times 4d$ 阶酉矩阵,选取U的前 r 列,S的前 r 个奇异值和 V^* 的前 r 行,则 $M_{67531 \times 4d} \approx U_{67531 \times r} S_{r \times r} V_{r \times 4d}^*$,这样在后续的计算中矩阵M就可以通过三个较小的矩阵的乘积进行代替。

[0151] 这样当待分区fMRI脑图像的数量至少为2个时,二维矩阵M则可通过三个较小的矩阵的乘积进行代替,进而提高了数据处理速度,最终提高了fMRI脑图像的处理效率。

[0152] 本发明还提供了一种磁共振成像脑分区系统,其将脑分区转化为量子体系的动态演化过程,通过量子过程完成对单个个体或者多个个体的fMRI图像进行分区,发挥了量子模型和量子算法在处理高维度大数据时的优势,适用于fMRI图像的处理和大脑功能分区,提高了fMRI图像的处理效率以及脑分区结果的精度。通过量子过程完成对单个个体或者多个个体的fMRI图像进行分区,更准确的反应当前fMRI数据的脑功能特征,而且得到的结果可以作为脑图谱,应用于fMRI功能连接和大脑功能网络的分析中,提高了现有fMRI分析的精确性。

[0153] 本发明的一种磁共振成像脑分区系统,包括:存储器和处理器;所述处理器,被配置为执行以下步骤:

[0154] 对fMRI脑图像进行预处理;

[0155] 利用量子体系动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区。

[0156] 在具体实施中,在所述处理器中,利用量子动态演化对预处理后的fMRI脑图像进行分区的具体过程为:

[0157] 提取预处理后的fMRI脑图像中的灰质部分,得到灰质图像;

[0158] 将灰质图像转换为二维矩阵形式;其中,行数等于灰质图像的总像素数,列数为4的整数倍,且倍数等于待分区fMRI脑图像的数量;每一行代表一个体素,每4列分别代表体素的x、y、z轴位置坐标及体素的灰度值;

[0159] 对每个体素构建一个对应的高斯核函数,进而将每一个体素关联为量子体系中一个粒子;

[0160] 利用各个体素对应的高斯核函数来创建Gram矩阵N,并计算 $N^{-1/2}$;

[0161] 根据各个体素对应的高斯核函数来计算哈密顿量矩阵H;

[0162] 根据各个体素在Gram矩阵N中位置,计算位置矩阵X;

[0163] 利用哈密顿量矩阵H和位置矩阵X均先左乘 $N^{-1/2}$,再右乘 $N^{-1/2}$,得到更新后的哈密顿量矩阵 H^{tr} 和更新后的位置矩阵 X^{tr} ;

[0164] 将更新后的哈密顿量矩阵 H^{tr} 进行特征值分解,得到 $H^{tr}=UDU^{-1}$,其中U与 H^{tr} 的维数相同,U的第 i 列为 H^{tr} 的特征向量,D为对角矩阵,对角线上的元素为 H^{tr} 的特征值,得到 H^{tr} 的指数 $e^{H^{tr}}$: $e^{H^{tr}}=Ue^DU^{-1}$;

[0165] 间隔预设时间更新每个体素的位置坐标,形成若干个团簇;

[0166] 将每一个团簇按照x、y、z轴位置坐标从小到大依次赋予1,2,...1个标签值,并将每个团簇中的对应体素与相应标签值进行关联;其中,1为大于1的正整数;

[0167] 输出结果矩阵D;结果矩阵D的列数为4的整数倍,且倍数等于待分区fMRI脑图像的数量,每4列分别为体素的x、y、z轴位置坐标以及其对应的标签值;行数等于体素个数,每一行对应一个体素;

[0168] 按照结果矩阵D中体素的x、y、z轴位置坐标将相应体素投影到三维曲面标准MNI脑模型中,不同的标签值显示不同的颜色,得到脑分区结果。

[0169] 上述虽然结合附图对本发明的具体实施方式进行了描述,但并非对本发明保护范围的限制,所属领域技术人员应该明白,在本发明的技术方案的基础上,本领域技术人员不需要付出创造性劳动即可做出的各种修改或变形仍在本发明的保护范围以内。

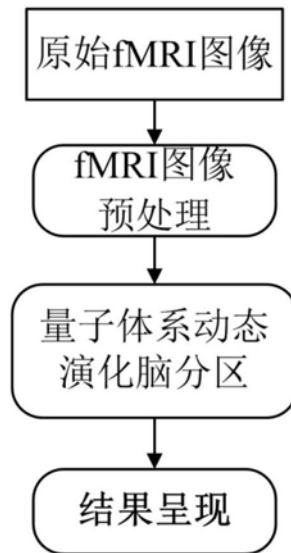


图1

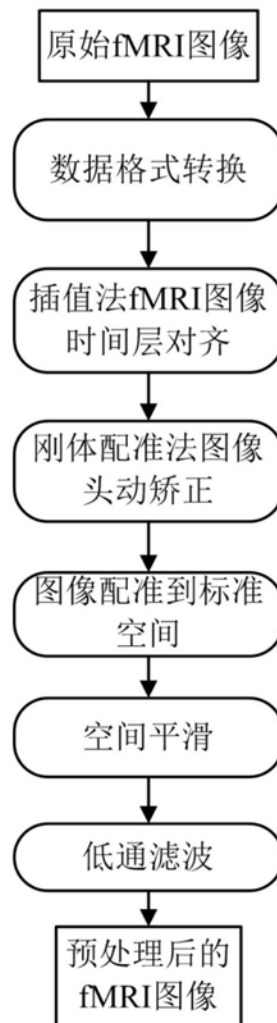


图2

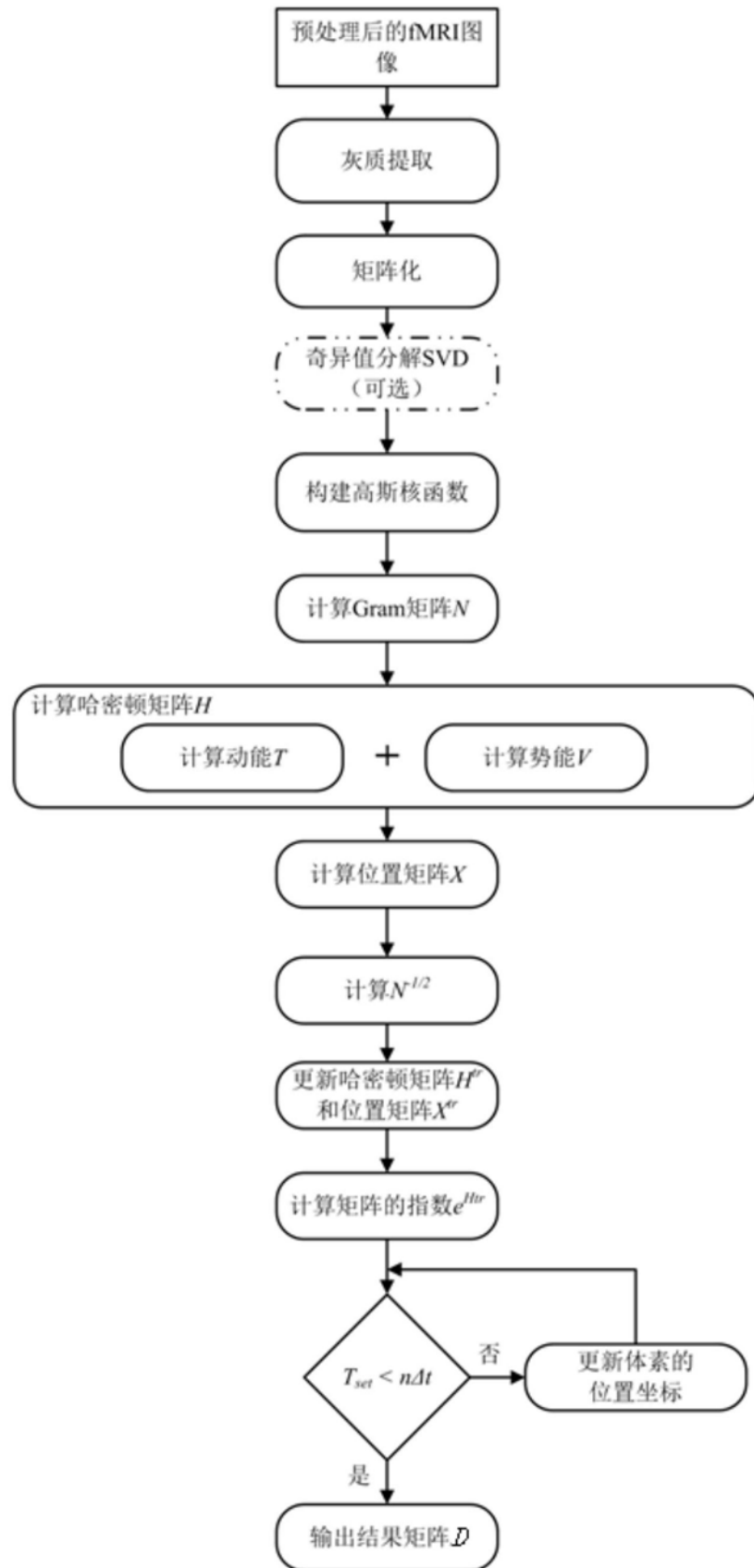


图3

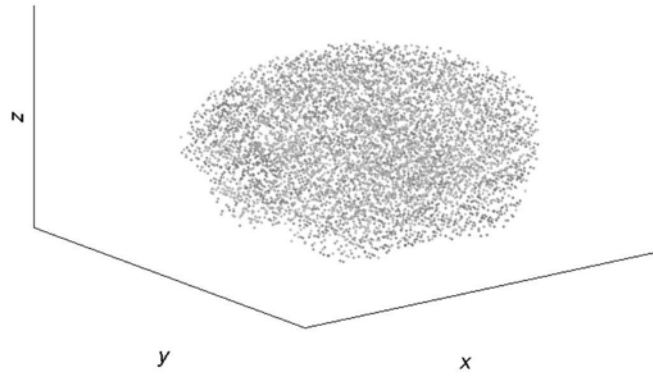


图4(a)

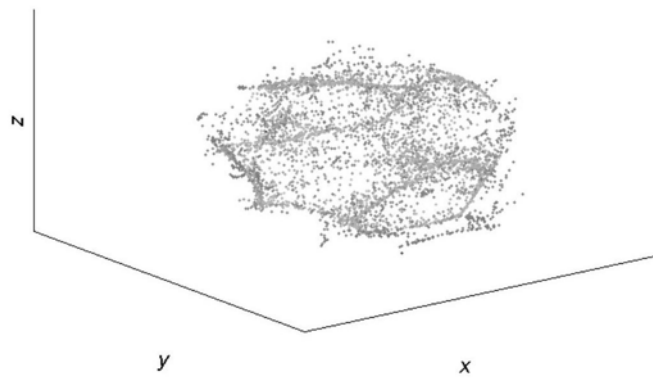


图4(b)

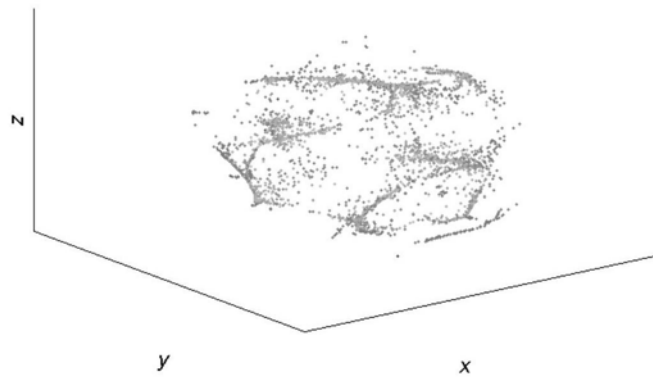


图4(c)

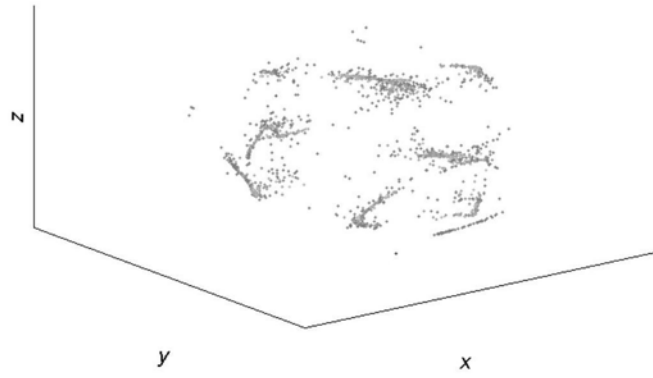


图4(d)

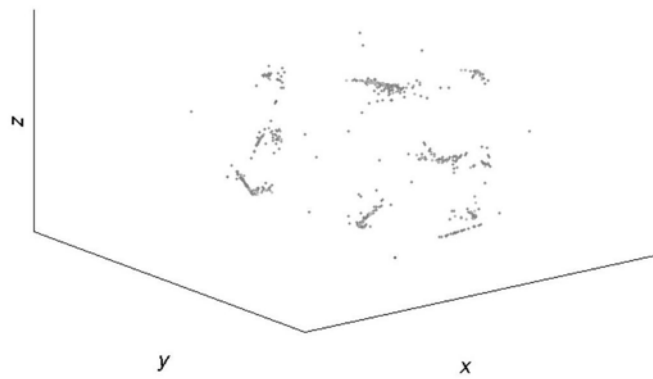


图4(e)

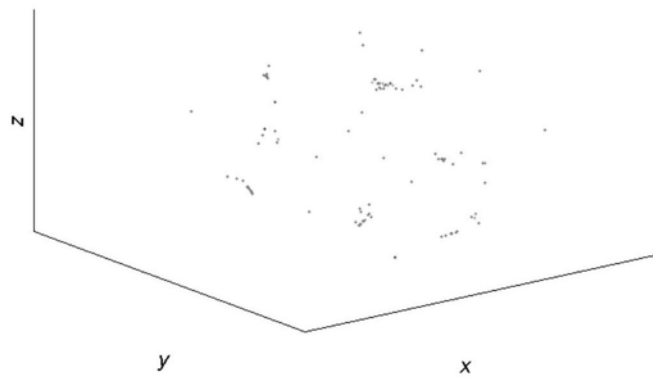


图4(f)

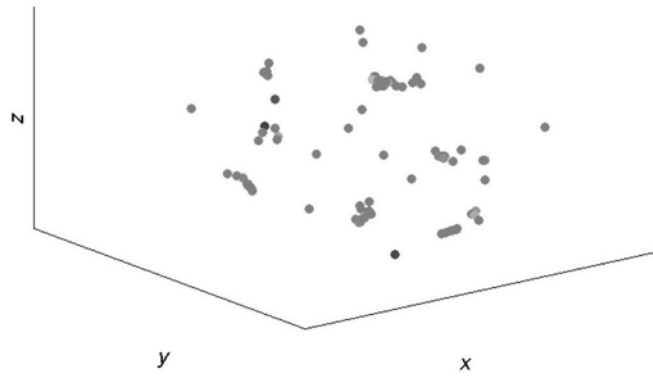


图4(g)

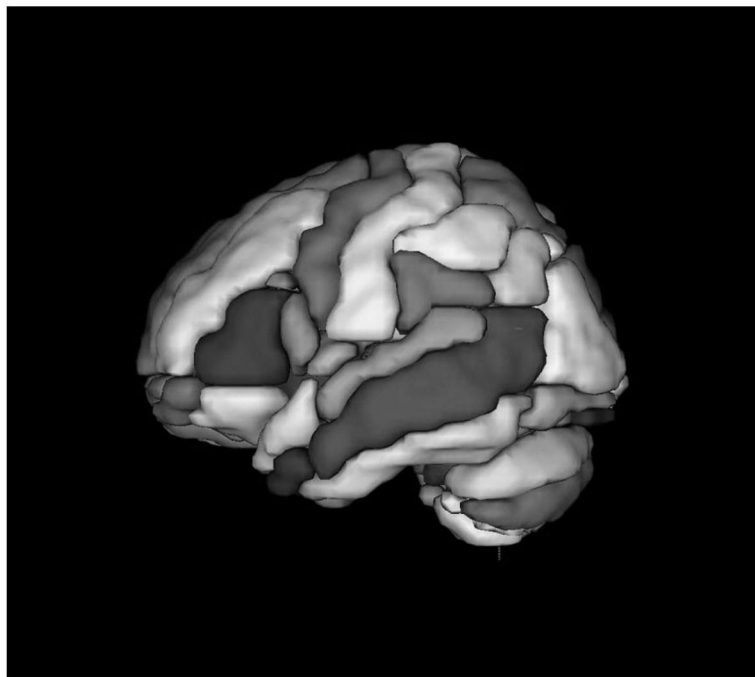


图5(a)



图5 (b)



图5 (c)



图5 (d)