



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115813367 A

(43) 申请公布日 2023. 03. 21

(21) 申请号 202211508683.2

(22) 申请日 2022.11.29

(71) 申请人 深圳先进技术研究院

地址 518055 广东省深圳市南山区西丽大
学城学苑大道1068号

(72) 发明人 王书强 潘俊任 潘治文 陈绪行

(74) 专利代理机构 深圳市科进知识产权代理事
务所(普通合伙) 44316

专利代理师 孟洁

(51) Int. Cl.

A61B 5/055 (2006.01)

A61B 5/1455 (2006.01)

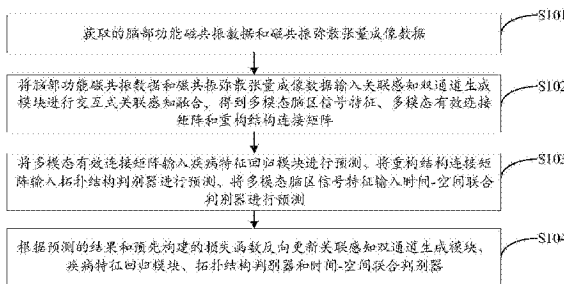
权利要求书3页 说明书12页 附图3页

(54) 发明名称

结构功能关联的多模态脑网络计算方法、装
置、设备及介质

(57) 摘要

本发明公开了一种结构功能关联的多模态脑网络计算方法、装置、设备及介质,其应用于训练脑部疾病预测模型,该模型包括关联感知双通道生成模块、疾病特征回归模块、拓扑结构判别器和时间-空间联合判别器,在模型训练过程中,通过对脑部功能磁共振数据与磁共振弥散张量成像数据的高阶拓扑特征进行多层级交互式融合学习得到各个脑区的多模态时间序列活动信号,结合基于脑区活动结构方程的定向整体因果推断,刻画了各个脑区之间具有方向性的因果作用关系,实现多模态有效连接计算,从而使得训练得到的模型能够利用多模态有效连接对神经退行性疾病患者进行智能辅助病理分析和病灶溯源。



1. 一种结构功能关联的多模态脑网络计算方法,其特征在于,其应用于训练脑部疾病预测模型,所述脑部疾病预测模型包括关联感知双通道生成模块、疾病特征回归模块、拓扑结构判别器和时间-空间联合判别器;所述方法包括:

获取的脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据;

将所述脑部功能磁共振数据和所述磁共振弥散张量成像数据输入所述关联感知双通道生成模块进行交互式关联感知融合,得到多模态脑区活动信号特征、多模态有效连接矩阵和重构结构连接矩阵;

将所述多模态有效连接矩阵输入所述疾病特征回归模块进行预测、将所述重构结构连接矩阵输入所述拓扑结构判别器进行预测、将所述多模态脑区活动信号特征输入所述时间-空间联合判别器进行预测;

根据预测的结果和预先构建的损失函数反向更新所述关联感知双通道生成模块、所述疾病特征回归模块、所述拓扑结构判别器和所述时间-空间联合判别器。

2. 根据权利要求1所述的结构功能关联的多模态脑网络计算方法,其特征在于,所述关联感知双通道生成模块包括脑区特征提取模块、结构至功能转换模块、功能至结构转换模块、定向整体因果推断模块和结构解码模块。

3. 根据权利要求2所述的结构功能关联的多模态脑网络计算方法,其特征在于,所述将所述脑部功能磁共振数据和所述磁共振弥散张量成像数据输入至关联感知双通道生成模块进行交互式关联感知融合,得到多模态脑区活动信号特征、多模态有效连接矩阵和重构结构连接矩阵,包括:

利用所述脑区特征提取模块分别从所述脑部功能磁共振数据、所述磁共振弥散张量成像数据提取得到第一初始特征、第二初始特征;

将所述第一初始特征和所述第二初始特征输入所述结构至功能转换模块,并将所述结构至功能转换模块输出的特征与所述第一初始特征进行加权融合,得到新的第一初始特征并重复执行本步骤,最终得到所述多模态脑区活动信号特征;

将所述第一初始特征和所述第二初始特征输入所述功能至结构转换模块,并将所述功能至结构转换模块输出的特征与所述第二初始特征进行加权融合,得到新的第二初始特征并重复执行本步骤,最终得到多模态结构特征;

将所述多模态脑区活动信号特征输入至所述定向整体因果推断模块,得到所述多模态有效连接矩阵,并将所述多模态结构特征输入至所述结构解码模块,得到所述重构结构连接矩阵。

4. 根据权利要求1所述的结构功能关联的多模态脑网络计算方法,其特征在于,所述将所述多模态有效连接矩阵输入所述疾病特征回归模块进行预测、将所述重构结构连接矩阵输入所述拓扑结构判别器进行预测、将所述多模态脑区活动信号特征输入所述时间-空间联合判别器进行预测,包括:

将所述多模态有效连接矩阵输入所述疾病特征回归模块进行预测,得到疾病状态预测概率;

将所述重构结构连接矩阵和预处理软件模板输出的经验结构连接矩阵输入所述拓扑结构判别器进行预测,得到所述重构结构连接矩阵是由所述关联感知双通道生成模块输出还是由预处理软件模板输出的概率;

将所述多模态脑区活动信号特征和预处理软件模板输出的经验血氧信号输入所述时间-空间联合判别器进行预测,得到所述多模态脑区活动信号特征是由所述关联感知双通道生成模块输出还是由预处理软件模板输出的概率。

5. 根据权利要求4所述的结构功能关联的多模态脑网络计算方法,其特征在于,所述时间-空间联合判别器包括时间差分判别模块和空间相位判别模块,所述时间差分判别模块用于从脑区活动时间序列信号的时间连续性特征对所述关联感知双通道生成模块进行约束,所述空间相位判别模块从脑区活动信号的空间场分布对所述关联感知双通道生成模块进行约束。

6. 根据权利要求5所述的结构功能关联的多模态脑网络计算方法,其特征在于,所述损失函数包括疾病特征回归损失、拓扑对抗损失、拓扑感知损失、时间-空间联合对抗损失和归因度量约束损失;

所述疾病特征回归损失用于指导所述疾病特征回归模块和所述关联感知双通道生成模块参数更新,其表示为:

$$\mathcal{L}_{cls} = \mathbb{E}_y[-\log p_c(y|A)];$$

其中, $\mathcal{L}_{cls}$ 表示疾病特征回归损失, A 表示多模态有效连接矩阵, y 表示疾病状态, $p_c(\cdot)$ 表示疾病状态预测概率, $\mathbb{E}_y$ 表示在真实标签分布下由模型预测的疾病状态概率的期望,以此作为指导模型学习的损失函数;

所述拓扑对抗损失用于指导所述拓扑结构判别器和所述关联感知双通道生成模块参数更新,其表示为:

$$\mathcal{L}_{top}^D = \mathbb{E}[\log D_{top}(S')] + \mathbb{E}[\log(1 - D_{top}(S))];$$

$$\mathcal{L}_{top}^G = \mathbb{E}[\log D_{top}(S)];$$

其中, $\mathcal{L}_{top}^D$ 表示指导拓扑结构判别器学习的损失函数, $\mathcal{L}_{top}^G$ 表示通过拓扑结构判别器指导生成器学习的损失函数, S 表示重构结构连接矩阵, S' 表示预处理软件模板输出的经验结构连接矩阵, D_{top} 表示拓扑结构判别器;

所述拓扑感知损失用于指导所述关联感知双通道生成模块参数更新,其表示为:

$$\mathcal{L}_{awa} = \|S - S'\|_2 + \lambda \|SS^T - (S')(S')^T\|_2;$$

其中, $\mathcal{L}_{awa}$ 表示拓扑感知损失, $\|\cdot\|_2$ 表示矩阵的Frobenius范数, λ 表示预设的超参数;

所述时间-空间联合对抗损失用于指导所述时间差分判别模块、所述空间相位判别模块和所述关联感知双通道生成模块参数更新,其表示为:

$$\mathcal{L}_{uni}^D = \mathbb{E}[\log(\frac{1}{2}D_{tmp}(S') + \frac{1}{2}D_{spa}(S'))] + \mathbb{E}[\log(1 - \frac{1}{2}D_{tmp}(S) - \frac{1}{2}D_{spa}(S))];$$

$$\mathcal{L}_{uni}^G = \mathbb{E}[\log(\frac{1}{2}D_{tmp}(S) + \frac{1}{2}D_{spa}(S))];$$

其中, $\mathcal{L}_{uni}^D$ 表示指导时间-空间联合判别器学习的损失函数, $\mathcal{L}_{uni}^G$ 表示通过时间-空间

联合判别器指导生成器学习的损失函数, D_{tmp} 表示时间差分判别模块, D_{spa} 表示空间相位判别模块;

所述归因度量约束损失用于指导所述关联感知双通道生成模块参数更新, 其表示为:

$$\mathcal{L}(A, B) = \|A \cdot AB - 2AB + B\|_2;$$

其中, $\mathcal{L}(A, B)$ 表示归因度量约束损失, B 表示多模态脑区活动信号特征。

7. 根据权利要求1所述的结构功能关联的多模态脑网络计算方法, 其特征在于, 所述拓扑结构判别器包括多层非线性拓扑感知网络 and 全连接层, 所述多层非线性拓扑感知网络的更新公式表示为:

$$F^{(l+1)} = \sigma(D^{-\frac{1}{2}} \cdot S \cdot D^{-\frac{1}{2}} F^{(l)} W^{(l)} + b^{(l)});$$

其中, S 表示重构结构连接矩阵, D 表示重构结构连接矩阵对应的加权色散矩阵, $F^{(l)}$ 表示第 l 层的拓扑特征, $F^{(l+1)}$ 表示第 $l+1$ 层的拓扑特征, $W^{(l)}$ 是第 l 层中可学习的权重矩阵, $b^{(l)}$ 是第 l 层中可学习的非线性偏差, σ 表示 sigmoid 激活函数。

8. 一种结构功能关联的多模态脑网络计算装置, 其特征在于, 其包括:

获取模块, 用于获取的脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据;

融合模块, 用于将所述脑部功能磁共振数据和所述磁共振弥散张量成像数据输入脑部疾病预测模型的关联感知双通道生成模块进行交互式关联感知融合, 得到多模态脑区活动信号特征、多模态有效连接矩阵和重构结构连接矩阵;

预测模块, 用于将所述多模态有效连接矩阵输入脑部疾病预测模型的疾病特征回归模块进行预测、将所述重构结构连接矩阵输入脑部疾病预测模型的拓扑结构判别器进行预测、将所述多模态脑区活动信号特征输入脑部疾病预测模型的时间-空间联合判别器进行预测;

更新模块, 用于根据预测的结果和预先构建的损失函数反向更新所述关联感知双通道生成模块、所述疾病特征回归模块、所述拓扑结构判别器和所述时间-空间联合判别器。

9. 一种计算机设备, 其特征在于, 所述计算机设备包括处理器、与所述处理器耦接的存储器, 所述存储器中存储有程序指令, 所述程序指令被所述处理器执行时, 使得所述处理器执行如权利要求1-7中任一项权利要求所述的结构功能关联的多模态脑网络计算方法的步骤。

10. 一种存储介质, 其特征在于, 存储有能够实现如权利要求1-7中任一项所述的结构功能关联的多模态脑网络计算方法的程序指令。

结构功能关联的多模态脑网络计算方法、装置、设备及介质

技术领域

[0001] 本申请涉及机器学习技术领域,特别是涉及一种结构功能关联的多模态脑网络计算方法、装置、设备及介质。

背景技术

[0002] 目前,脑部疾病已经成为当今世界普遍存在的健康问题,它严重危及到了患者的生命安全。因此,对于脑部疾病的检测诊断受到越来越多的研究关注,脑连接研究方向正是其中一个方面,通过分析脑连接有助于神经退行性疾病的诊断和病理溯源,以阿尔茨海默症(Alzheimer's disease,AD)为例,阿尔茨海默症患者在疾病发展过程中会出现脑连接变化。这些变化特征可以通过fMRI、DTI等脑影像得到,传统的常规方法是由专业医师通过软件模板设置特定的参数、手动配准、图像校正得到有效连接。这种传统的病理特征分析方法高度依赖于专业医师的经验,有着很高的时间成本和人力成本,且输出效果受软件模板的参数设置影响很大,不利于个性化精准诊疗。

[0003] 随着人工智能技术的发展,已出现众多无需依赖专业医师的脑连接智能计算系统。有效连接智能计算系统可分为两大类:1)基于单模态的有效连接智能计算;2)基于多模态的有效连接智能计算。但是,上述单模态信号主要反映了脑区的活动特征,主要缺陷在于缺失了脑区之间的神经纤维结构特征,从而导致无法利用整体脑拓扑结构信息对脑区之间具有方向性的因果作用关系进行指导,因此限制了模型的学习能力和精度。另一方面,现有基于多模态神经影像数据的智能计算系统仅仅使用仿射拼接或加权求和的方式对多模态数据进行融合,这些方法的问题在于忽略了不同模态数据的异质-异构性,因此难以深入挖掘不同模态之间的互补信息,限制了模型的性能,导致最终得到的模型实用性较差,精度较低。

发明内容

[0004] 有鉴于此,本申请提供一种结构功能关联的多模态脑网络计算方法、装置、设备及介质,以解决现有脑部疾病预测模型实用性差、精度低的问题。

[0005] 为解决上述技术问题,本申请采用的一个技术方案是:提供一种结构功能关联的多模态脑网络计算方法,其应用于训练脑部疾病预测模型,脑部疾病预测模型包括关联感知双通道生成模块、疾病特征回归模块、拓扑结构判别器和时间-空间联合判别器;方法包括:获取的脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据;将脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据输入关联感知双通道生成模块进行交互式关联感知融合,得到多模态脑区活动信号特征、多模态有效连接矩阵和重构结构连接矩阵;将多模态有效连接矩阵输入疾病特征回归模块进行预测、将重构结构连接矩阵输入拓扑结构判别器进行预测、将多模态脑区活动信号特征输入时间-空间联合判别器进行预测;根据预测的结果和预先构建的损失函数反向更新关联感知双通道生成模块、疾病特征回归模块、拓扑结构判别器和时间-空间联合判别器。

[0006] 作为本申请的进一步改进,关联感知双通道生成模块包括脑区特征提取模块、结构至功能转换模块、功能至结构转换模块、定向整体因果推断模块和结构解码模块。

[0007] 作为本申请的进一步改进,将脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据输入至关联感知双通道生成模块进行交互式关联感知融合,得到多模态脑区活动信号特征、多模态有效连接矩阵和重构结构连接矩阵,包括:利用脑区特征提取模块分别从脑部功能磁共振数据、磁共振弥散张量成像数据提取得到第一初始特征、第二初始特征;将第一初始特征和第二初始特征输入结构至功能转换模块,并将结构至功能转换模块输出的特征与第一初始特征进行加权融合,得到新的第一初始特征并重复执行本步骤,最终得到多模态脑区活动信号特征;将第一初始特征和第二初始特征输入功能至结构转换模块,并将功能至结构转换模块输出的特征与第二初始特征进行加权融合,得到新的第二初始特征并重复执行本步骤,最终得到多模态结构特征;将多模态脑区活动信号特征输入至定向整体因果推断模块,得到多模态有效连接矩阵,并将多模态结构特征输入至结构解码模块,得到重构结构连接矩阵。

[0008] 作为本申请的进一步改进,将多模态有效连接矩阵输入疾病特征回归模块进行预测、将重构结构连接矩阵输入拓扑结构判别器进行预测、将多模态脑区活动信号特征输入时间-空间联合判别器进行预测,包括:将多模态有效连接矩阵输入疾病特征回归模块进行预测,得到疾病状态预测概率;将重构结构连接矩阵和预处理软件模板输出的经验结构连接矩阵输入拓扑结构判别器进行预测,得到重构结构连接矩阵是由关联感知双通道生成模块输出还是由预处理软件模板输出的概率;将多模态脑区活动信号特征和预处理软件模板输出的经验血氧信号输入时间-空间联合判别器进行预测,得到多模态脑区活动信号特征是由关联感知双通道生成模块输出还是由预处理软件模板输出的概率。

[0009] 作为本申请的进一步改进,时间-空间联合判别器包括时间差分判别模块和空间相位判别模块,时间差分判别模块用于从脑区活动时间序列信号的时间连续性特征对关联感知双通道生成模块进行约束,空间相位判别模块从脑区活动信号的空间场分布对关联感知双通道生成模块进行约束。

[0010] 作为本申请的进一步改进,损失函数包括疾病特征回归损失、拓扑对抗损失、拓扑感知损失、时间-空间联合对抗损失和归因度量约束损失;

[0011] 疾病特征回归损失用于指导疾病特征回归模块和关联感知双通道生成模块参数更新,其表示为:

$$[0012] \quad \mathcal{L}_{cls} = \mathbb{E}_y[-\log p_c(y|A)];$$

[0013] 其中, $\mathcal{L}_{cls}$ 表示疾病特征回归损失, A 表示多模态有效连接矩阵, y 表示疾病状态, $p_c(y|A)$ 表示疾病状态预测概率, $\mathbb{E}_y$ 表示在真实标签分布下由模型预测的疾病状态概率的期望,以此作为指导模型学习的损失函数;

[0014] 拓扑对抗损失用于指导拓扑结构判别器和关联感知双通道生成模块参数更新,其表示为:

$$[0015] \quad \mathcal{L}_{top}^D = \mathbb{E}[\log D_{top}(S')] + \mathbb{E}[\log(1 - D_{top}(S))];$$

$$[0016] \quad \mathcal{L}_{top}^G = \mathbb{E}[\log D_{top}(S)];$$

[0017] 其中, $\mathcal{L}_{top}^D$ 表示指导拓扑结构判别器学习的损失函数, $\mathcal{L}_{top}^G$ 表示通过拓扑结构判别器指导生成器学习的损失函数, S 表示重构结构连接矩阵, S' 表示预处理软件模板输出的经验结构连接矩阵, D_{top} 表示拓扑结构判别器;

[0018] 拓扑感知损失用于指导关联感知双通道生成模块参数更新, 其表示为:

$$[0019] \quad \mathcal{L}_{awa} = \|S - S'\|_2 + \lambda \|SS^T - (S')(S')^T\|_2;$$

[0020] 其中, $\mathcal{L}_{awa}$ 表示拓扑感知损失, $\|\cdot\|_2$ 表示矩阵的Frobenius范数, λ 表示预设的超参数;

[0021] 时间-空间联合对抗损失用于指导时间差分判别模块、空间相位判别模块和关联感知双通道生成模块参数更新, 其表示为:

$$[0022] \quad \mathcal{L}_{uni}^D = \mathbb{E}[\log(\frac{1}{2}D_{tmp}(S') + \frac{1}{2}D_{spa}(S'))] + \mathbb{E}[\log(1 - \frac{1}{2}D_{tmp}(S) - \frac{1}{2}D_{spa}(S))];$$

$$[0023] \quad \mathcal{L}_{uni}^G = \mathbb{E}[\log(\frac{1}{2}D_{tmp}(S) + \frac{1}{2}D_{spa}(S))];$$

[0024] 其中, $\mathcal{L}_{uni}^D$ 表示指导时间-空间联合判别器学习的损失函数, $\mathcal{L}_{uni}^G$ 表示通过时间-空间联合判别器指导生成器学习的损失函数, D_{tmp} 表示时间差分判别模块, D_{spa} 表示空间相位判别模块;

[0025] 归因度量约束损失用于指导关联感知双通道生成模块参数更新, 其表示为:

$$[0026] \quad \mathcal{L}(A, B) = \|A \cdot AB - 2AB + B\|_2;$$

[0027] 其中, $\mathcal{L}(A, B)$ 表示归因度量约束损失, B 表示多模态脑区活动信号特征。

[0028] 作为本申请的进一步改进, 拓扑结构判别器包括多层非线性拓扑感知网络 and 全连接层, 多层非线性拓扑感知网络的更新公式表示为:

$$[0029] \quad F^{(l+1)} = \sigma(D^{-\frac{1}{2}} \cdot S \cdot D^{-\frac{1}{2}} F^{(l)} W^{(l)} + b^{(l)});$$

[0030] 其中, S 表示重构结构连接矩阵, D 表示重构结构连接矩阵对应的加权色散矩阵, $F^{(l)}$ 表示第 l 层的拓扑特征, $F^{(l+1)}$ 表示第 $l+1$ 层的拓扑特征, $W^{(l)}$ 是第 l 层中可学习的权重矩阵, $b^{(l)}$ 是第 l 层中可学习的非线性偏差, σ 表示sigmoid激活函数。

[0031] 为解决上述技术问题, 本申请采用的又一个技术方案是: 提供一种结构功能关联的多模态脑网络计算装置, 其包括: 获取模块, 用于获取的脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据; 融合模块, 用于将脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据输入脑部疾病预测模型的关联感知双通道生成模块进行交互式关联感知融合, 得到多模态脑区活动信号特征、多模态有效连接矩阵和重构结构连接矩阵; 预测模块, 用于将多模态有效连接矩阵输入脑部疾病预测模型的特征回归模块进行预测、将重构结构连接矩阵输入脑部疾病预测模型的拓扑结构判别器进行预测、将多模态脑区活动信号特征输入脑部疾病预测模型的时间-空间联合判别器进行预测; 更新模块, 用于根据预测的结果和预先构建的损失函数反向更新关联感知双通道生成模块、特征回归模块、拓扑结构判别器和时间-空间联合判别器。

[0032] 为解决上述技术问题,本申请采用的再一个技术方案是:提供一种计算机设备,所述计算机设备包括处理器、与所述处理器耦接的存储器,所述存储器中存储有程序指令,所述程序指令被所述处理器执行时,使得所述处理器执行如上述任一项的结构功能关联的多模态脑网络计算方法的步骤。

[0033] 为解决上述技术问题,本申请采用的再一个技术方案是:提供一种存储介质,存储有能够实现上述任一项的结构功能关联的多模态脑网络计算方法的程序指令。

[0034] 本申请的有益效果是:本申请的结构功能关联的多模态脑网络计算方法通过利用脑部疾病预测模型的关联感知双通道生成模块对脑部功能磁共振数据与磁共振弥散张量成像数据进行交叉融合,得到多模态脑区活动信号特征、多模态有效连接矩阵和重构结构连接矩阵,其实现多模态异质-异构数据的非线性多层级融合,再利用多模态脑区活动信号特征对疾病特征回归模块进行对抗学习、利用多模态有效连接矩阵和拓扑结构判别器进行对抗学习、利用重构结构连接矩阵和时间-空间联合判别器进行对抗学习,构建了一种多元协同生成对抗策略,从脑区活动时间序列信号的时间连续性、空间场分布、拓扑结构三方面综合指导模型的学习,实现对多模态有效连接的功能状态和内蕴结构的双向约束,大幅提升了模型的精度、鲁棒性和泛化能力。

附图说明

[0035] 图1是本发明实施例的脑部疾病预测模型的结构示意图;

[0036] 图2是本发明实施例的结构功能关联的多模态脑网络计算方法的一流程示意图;

[0037] 图3是本发明实施例的关联感知双通道生成模块的结构示意图;

[0038] 图4是本发明实施例的结构功能关联的多模态脑网络计算装置的功能模块示意图;

[0039] 图5是本发明实施例的计算机设备的结构示意图;

[0040] 图6是本发明实施例的存储介质的结构示意图。

具体实施方式

[0041] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅是本申请的一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本申请保护的范围。

[0042] 本申请中的术语“第一”、“第二”、“第三”仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”、“第三”的特征可以明示或者隐含地包括至少一个该特征。本申请的描述中,“多个”的含义是至少两个,例如两个,三个等,除非另有明确具体的限定。本申请实施例中所有方向性指示(诸如上、下、左、右、前、后……)仅用于解释在某一特定姿态(如附图所示)下各部件之间的相对位置关系、运动情况等,如果该特定姿态发生改变时,则该方向性指示也相应地随之改变。此外,术语“包括”和“具有”以及它们任何变形,意图在于覆盖不排他的包含。例如包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备没有限定于已列出的步骤或单元,而是可选地还包括没有列出的步骤或单元,或可选地还包括对于这些过程、方法、产品或设备

固有的其它步骤或单元。

[0043] 在本文中提及“实施例”意味着,结合实施例描述的特定特征、结构或特性可以包含在本申请的至少一个实施例中。在说明书中的各个位置出现该短语并不一定均是指相同的实施例,也不是与其它实施例互斥的独立的或备选的实施例。本领域技术人员显式地和隐式地理解的是,本文所描述的实施例可以与其它实施例相结合。

[0044] 图1是本发明实施例的脑部疾病预测模型的结构示意图。如图1所示,该脑部疾病预测模型包括关联感知双通道生成模块、疾病特征回归模块、拓扑结构判别器和时间-空间联合判别器。其中,关联感知双通道生成模块用于将从脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据中提取的脑区图像特征进行多层级非线性相互转换,融合脑部内部组织的脑区功能信息和物理神经元连接信息。疾病特征回归模块用于根据关联感知双通道生成模块输出的多模态有效连接矩阵预测患者患有被测试的脑部疾病的概率。拓扑结构判别器和时间-空间联合判别器用于从脑区活动时间序列信号的时间连续性、空间场分布、拓扑结构三方面综合指导模型的学习,实现对多模态有效连接的功能状态和内蕴结构的双向约束。

[0045] 图2是本发明实施例的结构功能关联的多模态脑网络计算方法的流程示意图。需注意的是,若有实质上相同的结果,本发明的方法并不以图2所示的流程顺序为限。如图2所示,该结构功能关联的多模态脑网络计算方法包括步骤:

[0046] 步骤S101:获取的脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据。

[0047] 具体地,本实施例以预先获取的脑部功能磁共振数据(functional Magnetic Resonance Imaging,fMRI)和磁共振弥散张量成像数据(Diffusion Tensor Imaging,DTI)作为样本数据训练脑部疾病预测模型。

[0048] 步骤S102:将脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据输入关联感知双通道生成模块进行交互式关联感知融合,得到多模态脑区活动信号特征、多模态有效连接矩阵和重构结构连接矩阵。

[0049] 具体地,请参阅图3,关联感知双通道生成模块包括脑区特征提取模块、结构至功能转换模块、功能至结构转换模块、定向整体因果推断模块和结构解码模块。该关联感知双通道生成模块采用交替式多层穿插结构能够提取异质数据中不同尺度不同层级的互补信息,以非线性反复交互的方式进行深度互补信息融合,达到高效融合异质特征的效果

[0050] 进一步的,步骤S102具体包括:

[0051] 1、利用脑区特征提取模块分别从脑部功能磁共振数据、磁共振弥散张量成像数据提取得到第一初始特征、第二初始特征。

[0052] 具体地,利用脑区特征提取模块分别从脑部功能磁共振数据、磁共振弥散张量成像数据提取,将从脑部功能磁共振数据提取的第一初始特征记为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^{n \times p}$,将从磁共振弥散张量成像数据提取的第二初始特征记为 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n) \in \mathbb{R}^{n \times q}$,其中,n代表脑区个数,p和q分别表示每个脑区关于第一初始特征向量维数和关于第二初始特征向量维数。

[0053] 2、将第一初始特征和第二初始特征输入结构至功能转换模块,并将结构至功能转换模块输出的特征与第一初始特征进行加权融合,得到新的第一初始特征并重复执行本步骤,最终得到多模态脑区活动信号特征。

[0054] 3、将第一初始特征和第二初始特征输入功能至结构转换模块,并将功能至结构转换模块输出的特征与第二初始特征进行加权融合,得到新的第二初始特征并重复执行本步骤,最终得到多模态结构特征。

[0055] 本实施例中,通过功能至结构转换模块和结构至功能转换模块对第一初始特征和第二初始特征进行相互转化,上述两个转化模块基于关联感知Transformer实现。其中,功能至结构转换模块的输出公式为:

[0056] $F2S(X, Y) = \text{Attention}(q(X), k(Y), v(X || \eta \cdot Y))$;

[0057] 其中, η 表示超参数,默认值为0.1,符号 $||$ 表示特征关联聚合, $q(\cdot), k(\cdot), v(\cdot)$ 是由神经网络构成的变换函数,分别将 X 映射到维度为 $\mathbb{R}^{n \times d_k}$ 的特征空间,将 Y 映射到维度为 $\mathbb{R}^{n \times d_k}$ 的特征空间,将 $X || \eta \cdot Y$ 映射到维度为 $\mathbb{R}^{n \times d_v}$ 的特征空间。

[0058] 同理,结构至功能转换模块的输出公式为:

[0059] $S2F(X, Y) = \text{Attention}(q(Y), k(X), v(Y || \eta \cdot X))$ 。

[0060] 其中,将 X 映射到维度为 $\mathbb{R}^{n \times d_k}$ 的特征空间,将 Y 映射到维度为 $\mathbb{R}^{n \times d_k}$ 的特征空间,将 $Y || \eta \cdot X$ 映射到维度为 $\mathbb{R}^{n \times d_v}$ 的特征空间。

[0061] 本实施例中,注意力机制Attention的计算公式如下:

[0062] $\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}})V$;

[0063] 其中, $Q \in \mathbb{R}^{n \times d_k}, K \in \mathbb{R}^{n \times d_k}, V \in \mathbb{R}^{n \times d_v}$ 。

[0064] 具体地,当将第一初始特征和第二初始特征输入结构至功能转换模块,并将结构至功能转换模块输出的特征与第一初始特征进行加权融合得到新的第一初始特征,其加权系数设置为0.1,同理,由功能至结构转换模块得到新的第二初始特征,至此完成第一次交互式关联感知融合,然后对新的第一初始特征和新的第二初始特征再次执行上述过程,在经过若干次关联感知融合后,最终得到多模态脑区活动信号特征 $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$ 和多模态结构特征 $D = (d_1, d_2, \dots, d_n)$ 。

[0065] 4、将多模态脑区活动信号特征输入至定向整体因果推断模块,得到多模态有效连接矩阵,并将多模态结构特征输入至结构解码模块,得到重构结构连接矩阵。

[0066] 本实施例的关联感知双通道生成模块利用交替式多层穿插结构,实现不同层级特征的整体非线性融合,相比于传统的协同融合或者塔式融合,本实施例提出的交替式多层穿插结构能够提取异质数据中不同尺度不同层级的互补信息,以非线性反复交互的方式进行深度互补信息融合,达到高效融合异质特征的效果。

[0067] 步骤S103:将多模态有效连接矩阵输入疾病特征回归模块进行预测、将重构结构连接矩阵输入拓扑结构判别器进行预测、将多模态脑区活动信号特征输入时间-空间联合判别器进行预测。

[0068] 具体地,在得到多模态有效连接矩阵、重构结构连接矩阵和多模态脑区活动信号特征后,将其分别输入疾病特征回归模块、拓扑结构判别器、时间-空间联合判别器进行对抗学习,其中,疾病特征回归模块用于预测患有被测试的脑部疾病的预测概率,拓扑结构判别器和时间-空间联合判别器用于从脑区活动时间序列信号的时间连续性、空间场分布、拓

扑结构三方面综合指导模型的学习。

[0069] 进一步的,步骤S103具体包括:

[0070] 1、将多模态有效连接矩阵输入疾病特征回归模块进行预测,得到疾病状态预测概率。

[0071] 具体地,疾病特征回归模块以多模态有效连接矩阵作为输入,输出对被测试疾病状态的预测概率。疾病特征回归模块由特征感知器、信息聚合层、高阶特征提取层、整体特征分析层、状态概率预测网络所组成,最终得到被测试疾病状态的概率。通过和已知的被试真实疾病状态标签进行比较,指导关联感知双通道生成模块学习。

[0072] 2、将重构结构连接矩阵和预处理软件模板输出的经验结构连接矩阵输入拓扑结构判别器进行预测,得到重构结构连接矩阵是由关联感知双通道生成模块输出还是由预处理软件模板输出的概率。

[0073] 具体地,拓扑结构判别器以重构结构连接矩阵和预处理软件模板输出的经验结构连接矩阵为输入,输出重构结构连接矩阵是由关联感知双通道生成模块输出还是由预处理软件模板输出的概率。其中,拓扑结构判别器包括多层非线性拓扑感知网络 and 全连接层,多层非线性拓扑感知网络的更新公式表示为:

$$[0074] \quad F^{(l+1)} = \sigma(D^{-\frac{1}{2}} \cdot S \cdot D^{-\frac{1}{2}} F^{(l)} W^{(l)} + b^{(l)});$$

[0075] 其中,S表示重构结构连接矩阵,D表示重构结构连接矩阵对应的加权色散矩阵, $F^{(l)}$ 表示第l层的拓扑特征, $F^{(l+1)}$ 表示第l+1层的拓扑特征, $W^{(l)}$ 是第l层中可学习的权重矩阵, $b^{(l)}$ 是第l层中可学习的非线性偏差, σ 表示sigmoid激活函数,sigmoid是深度学习框架pytorch中的库函数。

[0076] 具体地,多层非线性拓扑感知网络,以图拓扑迭代技术,感知结构网络中的同调关系,从结构连接矩阵中直接定量计算了各阶拓扑特征,相比于传统方法用多层感知机的特征提取方式,本实施例提出的多层非线性拓扑感知网络专注于拓扑特征的学习,排除了其他无关特征的干扰,能够更加全面、系统、整体的从拓扑特征上对结构连接进行刻画。

[0077] 3、将多模态脑区活动信号特征和预处理软件模板输出的经验血氧信号输入时间-空间联合判别器进行预测,得到多模态脑区活动信号特征是由关联感知双通道生成模块输出还是由预处理软件模板输出的概率。

[0078] 其中,时间-空间联合判别器包括时间差分判别模块和空间相位判别模块。时间差分判别模块由时序二阶差分层、振荡拟合层、非线性融合层、连续性分析网络构成;空间判别器由相位感知层、场强探测层、场作用路径计算层、非线性融合层、场分布预测层构成。时间差分判别模块用于从脑区活动时间序列信号的时间连续性特征对关联感知双通道生成模块进行约束,空间相位判别模块从脑区活动信号的空间场分布对关联感知双通道生成模块进行约束,实现对多模态有效连接矩阵的功能状态和内蕴结构的双向约束。

[0079] 具体地,时间差分判别模块和空间相位判别模块以多模态脑区活动信号特征和预处理软件模板输出的经验血氧信号为输入,输出多模态脑区活动信号特征是由关联感知双通道生成模块输出还是由预处理软件模板输出的概率。

[0080] 步骤S104:根据预测的结果和预先构建的损失函数反向更新关联感知双通道生成模块、疾病特征回归模块、拓扑结构判别器和时间-空间联合判别器。

[0081] 其中,损失函数包括疾病特征回归损失、拓扑对抗损失、拓扑感知损失、时间-空间联合对抗损失和归因度量约束损失。

[0082] 疾病特征回归损失基于Kullback-Leibler散度构建,用于指导疾病特征回归模块和关联感知双通道生成模块参数更新,其表示为:

$$[0083] \quad \mathcal{L}_{cls} = \mathbb{E}_y[-\log p_c(y|A)];$$

[0084] 其中, $\mathcal{L}_{cls}$ 表示疾病特征回归损失, A 表示多模态有效连接矩阵, y 表示疾病状态, 例如以阿尔茨海默症为例进行说明, 该疾病状态包括健康对照组、轻度认知障碍、晚期认知障碍、阿尔茨海默症, $p_c(y|A)$ 表示疾病状态预测概率, $\mathbb{E}_y$ 表示在真实标签分布下由模型预测的疾病状态概率的期望, 以此作为指导模型学习的损失函数;。

[0085] 拓扑对抗损失用于指导拓扑结构判别器和关联感知双通道生成模块参数更新, 其表示为:

$$[0086] \quad \mathcal{L}_{top}^D = \mathbb{E}[\log D_{top}(S')] + \mathbb{E}[\log(1 - D_{top}(S))];$$

$$[0087] \quad \mathcal{L}_{top}^G = \mathbb{E}[\log D_{top}(S)];$$

[0088] 其中, $\mathcal{L}_{top}^D$ 表示指导拓扑结构判别器学习的损失函数, $\mathcal{L}_{top}^G$ 表示通过拓扑结构判别器指导生成器学习的损失函数, 二者共同构成了拓扑对抗损失, 旨在学习结构连接的分布, S 表示重构结构连接矩阵, S' 表示预处理软件模板输出的经验结构连接矩阵, D_{top} 表示拓扑结构判别器。

[0089] 为了更好的捕捉重构结构连接和经验结构连接之间的高阶拓扑结构差异, 本实施例中设计了拓扑感知损失, 用于指导关联感知双通道生成模块参数更新, 其表示为:

$$[0090] \quad \mathcal{L}_{awa} = \|S - S'\|_2 + \lambda \|SS^T - (S')(S')^T\|_2;$$

[0091] 其中, $\mathcal{L}_{awa}$ 表示拓扑感知损失, $\|\cdot\|_2$ 表示矩阵的Frobenius范数, λ 表示预设的超参数。本实施例提出了结构解码模块和拓扑感知损失, 相比于传统对抗学习方法直接比较脑区特征, 拓扑感知损失刻画了重构结构脑网络和由预处理软件模板得到的经验结构脑网络之间的低阶-高阶综合拓扑差异, 在模型训练完成后, 无需专业医师的标注, 模型也能够准确的学习到多模态数据中的拓扑结构特征, 以此提升多模态有效连接计算的精确性。

[0092] 时间-空间联合对抗损失用于指导时间差分判别模块、空间相位判别模块和关联感知双通道生成模块参数更新, 其表示为:

$$[0093] \quad \mathcal{L}_{uni}^D = \mathbb{E}[\log(\frac{1}{2}D_{tmp}(S') + \frac{1}{2}D_{spa}(S'))] + \mathbb{E}[\log(1 - \frac{1}{2}D_{tmp}(S) - \frac{1}{2}D_{spa}(S))];$$

$$[0094] \quad \mathcal{L}_{uni}^G = \mathbb{E}[\log(\frac{1}{2}D_{tmp}(S) + \frac{1}{2}D_{spa}(S))];$$

[0095] 其中, $\mathcal{L}_{uni}^D$ 表示指导时间-空间联合判别器学习的损失函数, $\mathcal{L}_{uni}^G$ 表示通过时间-空间联合判别器指导生成器学习的损失函数, 旨在让模型生成的多模态脑区活动信号学习到从fMRI数据中提取得到的血氧水平依赖性的时频分布, D_{tmp} 表示时间差分判别模块, D_{spa} 表示空间相位判别模块。本实施例提出的时间-空间联合对抗损失, 将多模态脑区活动序列

的时间连续性特征和空间场分布整合成为一个有机的整体,通过引入由二阶差分层、振荡拟合层对时间序列的连续性特征进行刻画,同时通过相位感知层、场强探测层、场作用路径计算层对脑区活动的空间场分布进行刻画,二者联合共同约束对抗学习,解决了传统生成对抗策略在时间序列生成、提取上出现的准确度低下的问题。

[0096] 需要理解的是,有效连接刻画了各脑区活动信号之间的因果作用关系,满足结构方程 $t_i = \sum_{j=1}^n A_{i,j} t_j + \epsilon_i$ 的定向整体约束,这里 ϵ_i 表示噪声,基于该结构方程,本实施例设计了归因度量约束损失来对模型学习到的多模态有效连接矩阵以及多模态脑区活动信号特征进行约束,用于指导关联感知双通道生成模块参数更新,其表示为:

$$[0097] \quad \mathcal{L}(A, B) = \|A \cdot AB - 2AB + B\|_2;$$

[0098] 其中, $\mathcal{L}(A, B)$ 表示归因度量约束损失, B 表示多模态脑区活动信号特征。本实施例的关联感知双通道生成模块中,基于有效连接中的脑区活动信号结构方程理论,设计了定向整体因果推断模块和归因度量约束损失,相比于传统有效连接计算模型直接对有效连接进行计算,本实施例提出的关联感知双通道生成模块同时对多模态有效连接矩阵和多模态脑区活动信号特征进行输出,同时利用归因度量约束损失对二者之间的内在联系进行约束,使得本实施例训练得到的脑部疾病预测模型的输出精准度比传统预测模型更高,且有更强的可解释性。

[0099] 本实施例的结构功能关联的多模态脑网络计算方法通过利用脑部疾病预测模型的关联感知双通道生成模块对脑部功能磁共振数据与磁共振弥散张量成像数据进行交叉融合,得到多模态脑区活动信号特征、多模态有效连接矩阵和重构结构连接矩阵,其实现多模态异质-异构数据的非线性多层级融合,再利用多模态脑区活动信号特征对疾病特征回归模块进行对抗学习、利用多模态有效连接矩阵和拓扑结构判别器进行对抗学习、利用重构结构连接矩阵和时间-空间联合判别器进行对抗学习,构建了一种多元协同生成对抗策略,从脑区活动时间序列信号的时间连续性、空间场分布、拓扑结构三方面综合指导模型的学习,实现对多模态有效连接的功能状态和内蕴结构的双向约束,大幅提升了模型的精度、鲁棒性和泛化能力。

[0100] 进一步的,该结构功能关联的多模态脑网络计算好之后,即可使用该脑部疾病预测进行脑部疾病预测,使用该脑部疾病预测模型预测脑部疾病的方法包括:

[0101] 1、获取患者的脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据。

[0102] 2、将所述脑部功能磁共振数据和所述磁共振弥散张量成像数据输入所述关联感知双通道生成模块进行交互式关联感知融合,得到多模态有效连接矩阵。

[0103] 3、将所述多模态有效连接矩阵输入所述疾病特征回归模块进行预测,得到所述患者患有脑部疾病的预测概率。

[0104] 图4是本发明实施例的结构功能关联的多模态脑网络计算装置的功能模块示意图。如图4所示,该结构功能关联的多模态脑网络计算装置20包括获取模块21、融合模块22、预测模块23和更新模块24。

[0105] 获取模块21,用于获取的脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据;

[0106] 融合模块22,用于将脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据输入脑部疾病预测模型的关联感知双通道生成模块进行交互式关联感知融合,得到多模态脑区信号特

征、多模态有效连接矩阵和重构结构连接矩阵；

[0107] 预测模块23,用于将多模态有效连接矩阵输入脑部疾病预测模型的疾病特征回归模块进行预测、将重构结构连接矩阵输入脑部疾病预测模型的拓扑结构判别器进行预测、将多模态脑区信号特征输入脑部疾病预测模型的时间-空间联合判别器进行预测；

[0108] 更新模块24,用于根据预测的结果和预先构建的损失函数反向更新关联感知双通道生成模块、疾病特征回归模块、拓扑结构判别器和时间-空间联合判别器。

[0109] 可选地,关联感知双通道生成模块包括脑区特征提取模块、结构至功能转换模块、功能至结构转换模块、定向整体因果推断模块和结构解码模块。

[0110] 可选地,融合模块22执行将脑部功能磁共振数据和磁共振弥散张量成像数据输入至关联感知双通道生成模块进行交互式关联感知融合,得到多模态脑区信号特征、多模态有效连接矩阵和重构结构连接矩阵的操作,具体包括:利用脑区特征提取模块分别从脑部功能磁共振数据、磁共振弥散张量成像数据提取得到第一初始特征、第二初始特征;将第一初始特征和第二初始特征输入结构至功能转换模块,并将结构至功能转换模块输出的特征与第一初始特征进行加权融合,得到新的第一初始特征并重复执行本步骤,最终得到多模态脑区信号特征;将第一初始特征和第二初始特征输入功能至结构转换模块,并将功能至结构转换模块输出的特征与第二初始特征进行加权融合,得到新的第二初始特征并重复执行本步骤,最终得到多模态结构特征;将多模态脑区信号特征输入至定向整体因果推断模块,得到多模态有效连接矩阵,并将多模态结构特征输入至结构解码模块,得到重构结构连接矩阵。

[0111] 可选地,预测模块23执行将多模态有效连接矩阵输入疾病特征回归模块进行预测、将重构结构连接矩阵输入拓扑结构判别器进行预测、将多模态脑区信号特征输入时间-空间联合判别器进行预测的操作,具体包括:将多模态有效连接矩阵输入疾病特征回归模块进行预测,得到疾病状态预测概率;将重构结构连接矩阵和预处理软件模板输出的经验结构连接矩阵输入拓扑结构判别器进行预测,得到重构结构连接矩阵是由关联感知双通道生成模块输出还是由预处理软件模板输出的概率;将多模态脑区信号特征和预处理软件模板输出的经验血氧信号输入时间-空间联合判别器进行预测,得到多模态脑区信号特征是由关联感知双通道生成模块输出还是由预处理软件模板输出的概率。

[0112] 可选地,时间-空间联合判别器包括时间差分判别模块和空间相位判别模块,时间差分判别模块用于从脑区活动时间序列信号的时间连续性特征对关联感知双通道生成模块进行约束,空间相位判别模块从脑区活动信号的空间场分布对关联感知双通道生成模块进行约束。

[0113] 可选地,损失函数包括疾病特征回归损失、拓扑对抗损失、拓扑感知损失、时间-空间联合对抗损失和归因度量约束损失;

[0114] 疾病特征回归损失用于指导疾病特征回归模块和关联感知双通道生成模块参数更新,其表示为:

$$[0115] \quad \mathcal{L}_{cls} = \mathbb{E}_y[-\log p_c(y|A)];$$

[0116] 其中, $\mathcal{L}_{cls}$ 表示疾病特征回归损失, A 表示多模态有效连接矩阵, y 表示疾病状态, 例如以阿尔茨海默症为例进行说明, 该疾病状态包括健康对照组、轻度认知障碍、晚期认知

障碍、阿尔茨海默症, $p_c(\cdot)$ 表示疾病状态预测概率, $\mathbb{E}_y$ 表示在真实标签分布下由模型预测的疾病状态概率的期望, 以此作为指导模型学习的损失函数;

[0117] 拓扑对抗损失用于指导拓扑结构判别器和关联感知双通道生成模块参数更新, 其表示为:

$$[0118] \quad \mathcal{L}_{top}^D = \mathbb{E}[\log D_{top}(S')] + \mathbb{E}[\log(1 - D_{top}(S))];$$

$$[0119] \quad \mathcal{L}_{top}^G = \mathbb{E}[\log D_{top}(S)];$$

[0120] 其中, $\mathcal{L}_{top}^D$ 表示指导拓扑结构判别器学习的损失函数, $\mathcal{L}_{top}^G$ 表示通过拓扑结构判别器指导生成器学习的损失函数, 二者共同构成了拓扑对抗损失, 旨在学习结构连接的分布, S 表示重构结构连接矩阵, S' 表示预处理软件模板输出的经验结构连接矩阵, D_{top} 表示拓扑结构判别器;

[0121] 拓扑感知损失用于指导关联感知双通道生成模块参数更新, 其表示为:

$$[0122] \quad \mathcal{L}_{awa} = \|S - S'\|_2 + \lambda \|SS^T - (S')(S')^T\|_2;$$

[0123] 其中, $\mathcal{L}_{awa}$ 表示拓扑感知损失, $\|\cdot\|_2$ 表示矩阵的Frobenius范数, λ 表示预设的超参数;

[0124] 时间-空间联合对抗损失用于指导时间差分判别模块、空间相位判别模块和关联感知双通道生成模块参数更新, 其表示为:

$$[0125] \quad \mathcal{L}_{uni}^D = \mathbb{E}[\log(\frac{1}{2}D_{tmp}(S') + \frac{1}{2}D_{spa}(S'))] + \mathbb{E}[\log(1 - \frac{1}{2}D_{tmp}(S) - \frac{1}{2}D_{spa}(S))];$$

$$[0126] \quad \mathcal{L}_{uni}^G = \mathbb{E}[\log(\frac{1}{2}D_{tmp}(S) + \frac{1}{2}D_{spa}(S))];$$

[0127] 其中, $\mathcal{L}_{uni}^D$ 表示指导时间-空间联合判别器学习的损失函数, $\mathcal{L}_{uni}^G$ 表示通过时间-空间联合判别器指导生成器学习的损失函数, 旨在让模型生成的多模态脑区活动信号学习到从fMRI数据中提取得到的血氧水平依赖性的时频分布, D_{tmp} 表示时间差分判别模块, D_{spa} 表示空间相位判别模块;

[0128] 归因度量约束损失用于指导关联感知双通道生成模块参数更新, 其表示为:

$$[0129] \quad \mathcal{L}(A, B) = \|A \cdot AB - 2AB + B\|_2;$$

[0130] 其中, $\mathcal{L}(A, B)$ 表示归因度量约束损失, B 表示多模态脑区信号特征。

[0131] 可选地, 拓扑结构判别器包括多层非线性拓扑感知网络 and 全连接层, 多层非线性拓扑感知网络的更新公式表示为:

$$[0132] \quad F^{(l+1)} = \sigma(D^{-\frac{1}{2}} \cdot S \cdot D^{-\frac{1}{2}} F^{(l)} W^{(l)} + b^{(l)});$$

[0133] 其中, S 表示重构结构连接矩阵, D 表示重构结构连接矩阵对应的加权色散矩阵, $F^{(l)}$ 表示第 l 层的拓扑特征, $F^{(l+1)}$ 表示第 $l+1$ 层的拓扑特征, $W^{(l)}$ 是第 l 层中可学习的权重矩阵, $b^{(l)}$ 是第 l 层中可学习的非线性偏差, σ 表示sigmoid激活函数, sigmoid是深度学习框架pytorch中的库函数。

[0134] 关于上述实施例多模态脑网络计算装置中各模块实现技术方案的其他细节,可参见上述实施例中的多模态脑网络计算方法中的描述,此处不再赘述。

[0135] 需要说明的是,本说明书中的各个实施例均采用递进的方式描述,每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处,各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可。对于装置类实施例而言,由于其与方法实施例基本相似,所以描述的比较简单,相关之处参见方法实施例的部分说明即可。

[0136] 请参阅图5,图5为本发明实施例的计算机设备的结构示意图。如图5所示,该计算机设备30包括处理器31及和处理器31耦接的存储器32,存储器32中存储有程序指令,程序指令被处理器31执行时,使得处理器31执行上述任一实施例所述的多模态脑网络计算方法步骤。

[0137] 其中,处理器31还可以称为CPU(Central Processing Unit,中央处理单元)。处理器31可能是一种集成电路芯片,具有信号的处理能力。处理器31还可以是通用处理器、数字信号处理器(DSP)、专用集成电路(ASIC)、现场可编程门阵列(FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

[0138] 参阅图6,图6为本发明实施例的存储介质的结构示意图。本发明实施例的存储介质存储有能够实现上述多模态脑网络计算方法的程序指令41,其中,该程序指令41可以以软件产品的形式存储在上述存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)或处理器(processor)执行本申请各个实施方式所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质,或者是计算机、服务器、手机、平板等计算机设备。

[0139] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的计算机设备,装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0140] 另外,在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。以上仅为本申请的实施方式,并非因此限制本申请的专利范围,凡是利用本申请说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换,或直接或间接运用在其他相关的技术领域,均同理包括在本申请的专利保护范围内。

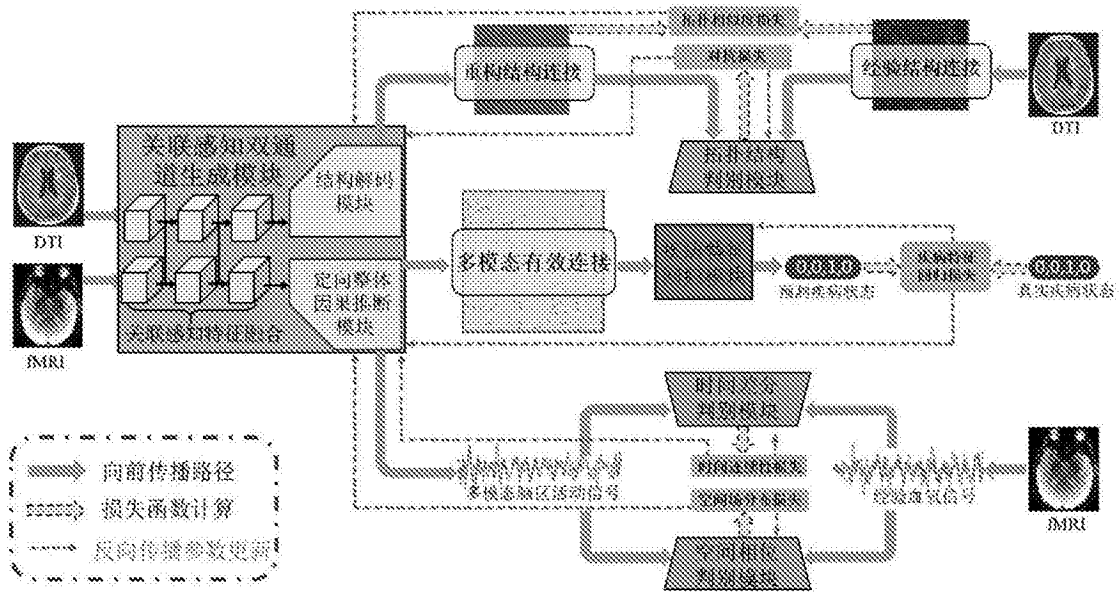


图1

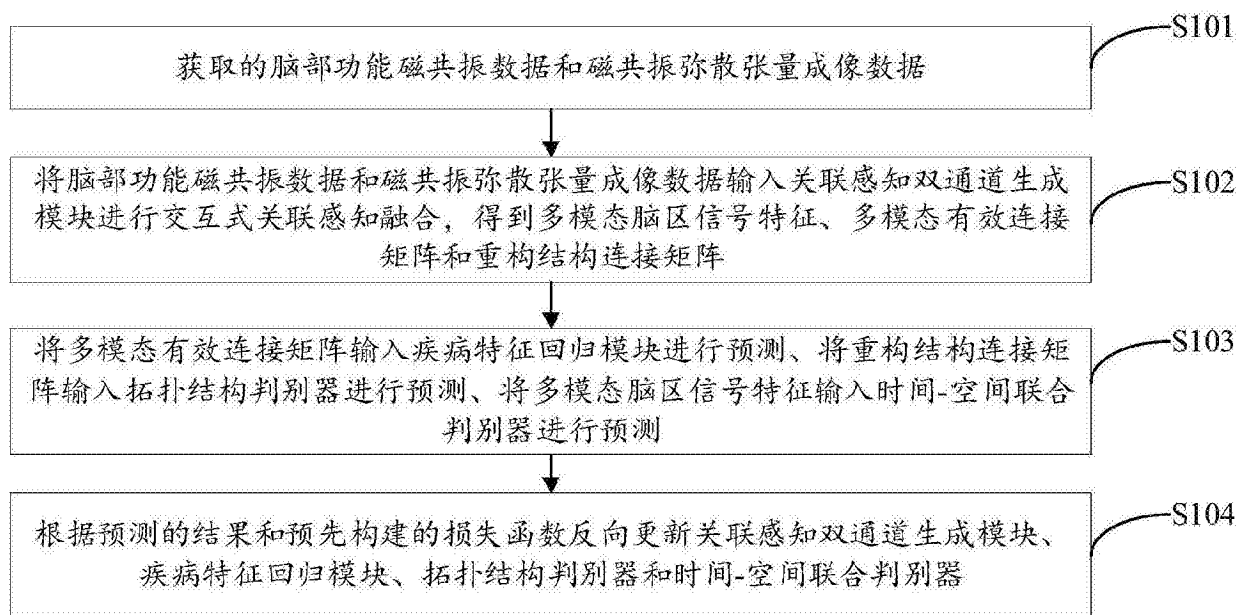


图2

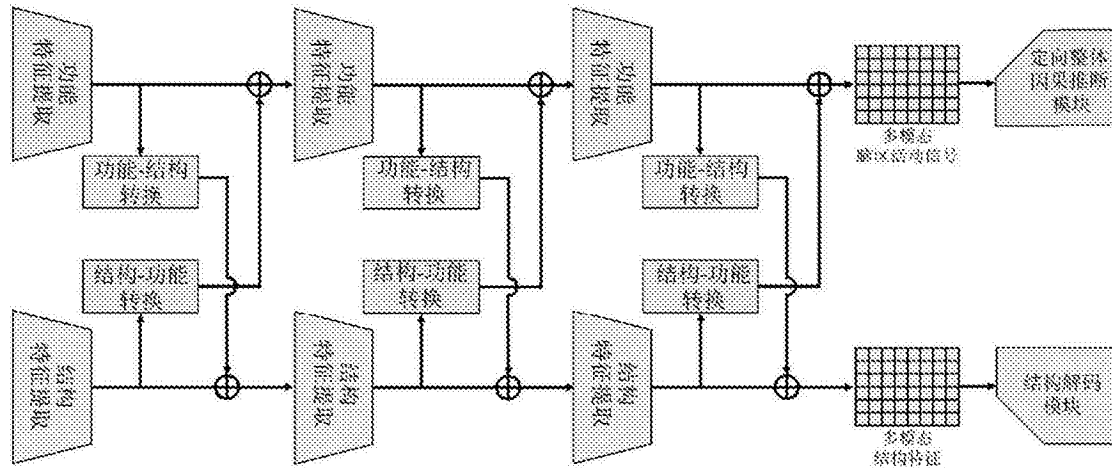


图3

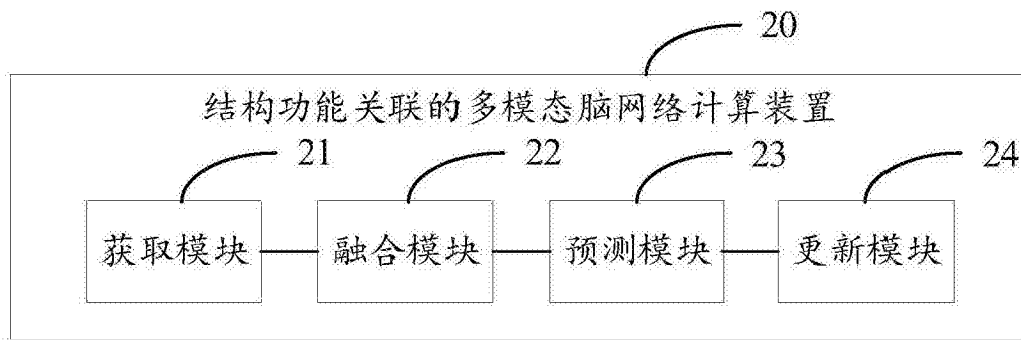


图4

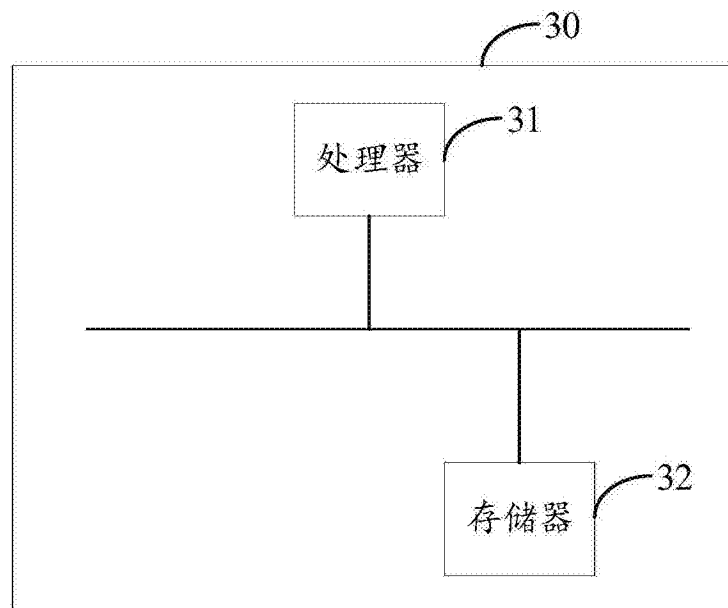


图5



图6