



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110720906 A

(43)申请公布日 2020.01.24

(21)申请号 201910911572.8

(22)申请日 2019.09.25

(71)申请人 上海联影智能医疗科技有限公司

地址 200232 上海市徐汇区龙腾大道2879
号3楼3674室

(72)发明人 邢潇丹 石峰

(74)专利代理机构 北京华进京联知识产权代理
有限公司 11606

代理人 乔改利

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

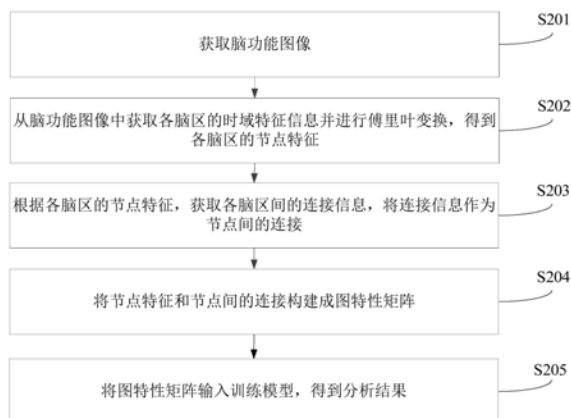
权利要求书2页 说明书13页 附图3页

(54)发明名称

脑图像处理方法、计算机设备和可读存储介质

(57)摘要

本发明涉及一种脑图像处理方法、计算机设备和可读存储介质,该方法包括:获取脑功能图像;从脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到各脑区的节点特征;节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征;根据各脑区的节点特征,获取各脑区间的连接信息,将连接信息作为节点间的连接;将节点特征和节点间的连接构建成图特性矩阵;将图特性矩阵输入训练模型,得到分析结果,其中,训练模型为样本脑功能图像构建的样本图特性矩阵,输入图网络中训练得到的模型。该方法中是将各脑区的时域特征信息进行傅里叶变换得到的频域特征作为各脑区的节点特征,能够更好地对脑功能图像中的噪声进行区分,提高了得到的分析结果的准确度。



1. 一种脑图像处理方法,其特征在于,所述方法包括:

获取脑功能图像;

从所述脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到所述各脑区的节点特征;所述节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征;

根据所述各脑区的节点特征,获取各所述脑区间的连接信息,将所述连接信息作为所述节点间的连接;

将所述节点特征和所述节点间的连接构建成图特性矩阵;

将所述图特性矩阵输入训练模型,得到分析结果,其中,所述训练模型为样本脑功能图像构建的样本图特性矩阵,输入图网络中训练得到的模型。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述图网络包括图卷积网络。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述根据所述各脑区的节点特征,获取各所述脑区间的连接信息,将所述连接信息作为所述节点间的连接,包括:

计算任意两个脑区的节点特征间的皮尔森相关系数,得到各所述脑区间的连接信息,将所述连接信息作为所述节点间的连接。

4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述图卷积网络包括至少一个图卷积层、全连接层、模计算层和分类函数层;所述全连接层用于分别对所述图卷积层输出的频域实部特征和频域虚部特征进行全连接处理,得到全连接处理结果;所述模计算层用于对所述全连接处理结果中的实部和虚部进行模计算处理,得到各脑区的特征值;所述分类函数层用于根据所述各脑区的特征值,计算得到所述各脑区的分类结果。

5. 根据权利要求2或4所述的方法,其特征在于,所述图卷积网络中图卷积层的卷积运算包括:

$$\begin{pmatrix} X_r^{l+1} \\ X_c^{l+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_r & -A_c \\ A_c & A_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_r^l & -X_c^l \\ X_c^l & X_r^l \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta_r^l \\ \theta_c^l \end{pmatrix},$$

式中, X_r^l 为所述图卷积层1输入的频域实部特征, X_c^l 为所述图卷积层1输入的频域虚部特征, θ_r^l 为所述图卷积层1的实部参数, θ_c^l 为所述图卷积层1的虚部参数, X_r^{l+1} 为所述图卷积层1输出的频域实部特征, X_c^{l+1} 为所述图卷积层1输出的频域虚部特征, A_r 为所述节点间的连接的实部, A_c 为所述节点间的连接的虚部。

6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述从所述脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到所述各脑区的节点特征,包括:

按照预设的脑部分区模板,对所述脑功能图像进行分割,获取各脑区中所有体素的血氧浓度相依对比信号的平均值;

对各所述平均值进行傅里叶变换,得到所述各脑区的节点特征。

7. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述训练模型的训练过程包括:

获取样本脑功能图像;

从所述样本脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到所述各脑区的样本节点特征;所述样本节点特征包括频域样本实部特征和频域样本虚部特征;

根据所述各脑区的样本节点特征,获取各所述脑区间的样本连接信息,将所述样本连

接信息作为所述样本节点间的连接；

将所述样本节点特征和所述样本节点间的连接构建成本图特性矩阵；

将所述样本图特性矩阵输入所述图网络进行训练，得到所述训练模型。

8. 根据权利要求7所述的方法，其特征在于，根据所述各脑区的样本节点特征，获取各所述脑区间的样本连接信息，将所述样本连接信息作为所述样本节点间的连接，包括：

计算任意两个脑区的样本节点特征间的皮尔森相关系数，得到各所述脑区间的样本连接信息，将所述样本连接信息作为所述样本节点间的连接。

9. 一种计算机设备，包括存储器和处理器，所述存储器存储有计算机程序，其特征在于，所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1-8中任一项所述方法的步骤。

10. 一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，其特征在于，所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1-8中任一项所述方法的步骤。

脑图像处理方法、计算机设备和可读存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及图像领域,特别是涉及一种脑图像处理方法、计算机设备和可读存储介质。

背景技术

[0002] 功能磁共振(Functional Magnetic Resonance Imaging,FMRI)通过测量血液中的血氧浓度相依对比(Blood oxygen-level dependent,BOLD)来检测脑部的活动。临床上主要有两种不同的方式对FMRI信号进行分析,一种是通过计算两两脑区之间的时序信号的相关性,从脑网络的角度分析大脑的连接特征;另一种是通过提取出FMRI信号的低频振幅(Amplitude of low frequency fluctuation,ALFF),局部一致性(Regional homogeneity,ReHo)等指标,使用简单的分类器,如支持向量机、决策树等对FMRI信号进行分类,从而对大脑的活动进行检测。近年来,随着神经网络技术的发展,研究人员开始使用图卷积神经网络(Graph Convolutional Networks,GCN)对FMRI信号进行分类。

[0003] 传统技术中,利用GCN对FMRI信号进行分类,通常是将每个脑区作为图结构中的节点,将每个脑区之间的连接作为图结构中的连接,对FMRI信号进行分类。但是,这种方法仅考虑了FMRI信号所包含的时域特征,而这些特征是相对且非定量的,无法对FMRI信号进行更准确地分类。

[0004] 因此,传统技术存在无法对FMRI信号进行比较准确地分类的问题。

发明内容

[0005] 基于此,有必要针对传统技术存在无法对FMRI信号进行比较准确地分类的问题,提供一种脑图像处理方法、计算机设备和可读存储介质。

[0006] 第一方面,本发明实施例提供一种脑图像处理方法,所述方法包括:

[0007] 获取脑功能图像;

[0008] 从所述脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到所述各脑区的节点特征;所述节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征;

[0009] 根据所述各脑区的节点特征,获取各所述脑区间的连接信息,将所述连接信息作为所述节点间的连接;

[0010] 将所述节点特征和所述节点间的连接构建成图特性矩阵;

[0011] 将所述图特性矩阵输入训练模型,得到分析结果,其中,所述训练模型为样本脑功能图像构建的样本图特性矩阵,输入图网络中训练得到的模型。

[0012] 在其中一个实施例中,所述图网络包括图卷积网络。

[0013] 在其中一个实施例中,所述根据所述各脑区的节点特征,获取各所述脑区间的连接信息,将所述连接信息作为所述节点间的连接,包括:

[0014] 计算任意两个脑区的节点特征间的皮尔森相关系数,得到各所述脑区间的连接信息,将所述连接信息作为所述节点间的连接。

[0015] 在其中一个实施例中,所述图卷积网络包括至少一个图卷积层、全连接层、模计算层和分类函数层;所述全连接层用于分别对所述图卷积层输出的频域实部特征和频域虚部特征进行全连接处理,得到全连接处理结果;所述模计算层用于对所述全连接处理结果中的实部和虚部进行模计算处理,得到各脑区的特征值;所述分类函数层用于根据所述各脑区的特征值,计算得到所述各脑区的分类结果。

[0016] 在其中一个实施例中,所述图卷积网络中图卷积层的卷积运算包括:

$$[0017] \quad \begin{pmatrix} X_r^{l+1} \\ X_c^{l+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_r & -A_c \\ A_c & A_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_r^l & -X_c^l \\ X_c^l & X_r^l \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta_r^l \\ \theta_c^l \end{pmatrix},$$

[0018] 式中, X_r^l 为所述图卷积层1输入的频域实部特征, X_c^l 为所述图卷积层1输入的频域虚部特征, θ_r^l 为所述图卷积层1的实部参数, θ_c^l 为所述图卷积层1的虚部参数, X_r^{l+1} 为所述图卷积层1输出的频域实部特征, X_c^{l+1} 为所述图卷积层1输出的频域虚部特征, A_r 为所述节点间的连接的实部, A_c 为所述节点间的连接的虚部。

[0019] 在其中一个实施例中,所述从所述脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到所述各脑区的节点特征,包括:

[0020] 按照预设的脑部分区模板,对所述脑功能图像进行分割,获取各脑区中所有体素的血氧浓度相依对比信号的平均值;

[0021] 对各所述平均值进行傅里叶变换,得到所述各脑区的节点特征。

[0022] 在其中一个实施例中,所述训练模型的训练过程包括:

[0023] 获取样本脑功能图像;

[0024] 从所述样本脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到所述各脑区的样本节点特征;所述样本节点特征包括频域样本实部特征和频域样本虚部特征;

[0025] 根据所述各脑区的样本节点特征,获取各所述脑区间的样本连接信息,将所述样本连接信息作为所述样本节点间的连接;

[0026] 将所述样本节点特征和所述样本节点间的连接构建成样本图特性矩阵;

[0027] 将所述样本图特性矩阵输入所述图网络进行训练,得到所述训练模型。

[0028] 在其中一个实施例中,根据所述各脑区的样本节点特征,获取各所述脑区间的样本连接信息,将所述样本连接信息作为所述样本节点间的连接,包括:

[0029] 计算任意两个脑区的样本节点特征间的皮尔森相关系数,得到各所述脑区间的样本连接信息,将所述样本连接信息作为所述样本节点间的连接。

[0030] 第二方面,本发明实施例提供一种脑图像处理装置,所述装置包括:

[0031] 第一获取模块,用于获取脑功能图像;

[0032] 第二获取模块,用于从所述脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到所述各脑区的节点特征;所述节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征;

[0033] 第三获取模块,用于根据所述各脑区的节点特征,获取各所述脑区间的连接信息,将所述连接信息作为所述节点间的连接;

[0034] 第一构建模块,用于将所述节点特征和所述节点间的连接构建成图特性矩阵;

[0035] 分析模块,用于将所述图特性矩阵输入训练模型,得到分析结果,其中,所述训练模型为样本脑功能图像构建的样本图特性矩阵,输入图网络中训练得到的模型。

[0036] 第三方面,本发明实施例提供一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现以下步骤:

[0037] 获取脑功能图像;

[0038] 从所述脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到所述各脑区的节点特征;所述节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征;

[0039] 根据所述各脑区的节点特征,获取各所述脑区间的连接信息,将所述连接信息作为所述节点间的连接;

[0040] 将所述节点特征和所述节点间的连接构建成图特性矩阵;

[0041] 将所述图特性矩阵输入训练模型,得到分析结果,其中,所述训练模型为样本脑功能图像构建的样本图特性矩阵,输入图网络中训练得到的模型。

[0042] 第四方面,本发明实施例提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现以下步骤:

[0043] 获取脑功能图像;

[0044] 从所述脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到所述各脑区的节点特征;所述节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征;

[0045] 根据所述各脑区的节点特征,获取各所述脑区间的连接信息,将所述连接信息作为所述节点间的连接;

[0046] 将所述节点特征和所述节点间的连接构建成图特性矩阵;

[0047] 将所述图特性矩阵输入训练模型,得到分析结果,其中,所述训练模型为样本脑功能图像构建的样本图特性矩阵,输入图网络中训练得到的模型。

[0048] 上述实施例提供的脑图像处理方法、装置、计算机设备和可读存储介质中,计算机设备获取脑功能图像,从脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到各脑区的节点特征;节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征,根据各脑区的节点特征,获取各脑区间的连接信息,将连接信息作为节点间的连接,将节点特征和节点间的连接构建成图特性矩阵,将图特性矩阵输入训练模型,得到分析结果。在该方法中,由于输入训练模型的图特性矩阵是由各脑区的节点特征和节点间的连接构建的,而各脑区的节点特征是从脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换得到的,各脑区的节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征,频域特征能够更好地对脑功能图像中的噪声进行区分,这样能够更加全面准确的对图特性矩阵进行分析,提高了得到的分析结果的准确度;另外,利用训练模型能够快速的对图特性矩阵进行分析,提高了得到分析结果的效率。

附图说明

[0049] 图1为一个实施例提供的计算机设备的内部结构示意图;

[0050] 图2为一个实施例提供的脑图像处理方法的流程示意图;

[0051] 图3为一个实施例提供的构建图特性矩阵的过程示意图;

[0052] 图4为一个实施例提供的图卷积网络结构示意图;

[0053] 图5为一个实施例提供的图卷积层结构示意图;

- [0054] 图6为另一个实施例提供的脑图像处理方法的示意图；
[0055] 图7为另一个实施例提供的脑图像处理方法的流程示意图；
[0056] 图8为一个实施例提供的脑图像处理装置结构示意图。

具体实施方式

[0057] 为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下结合附图及实施例，对本申请进行进一步详细说明。应当理解，此处描述的具体实施例仅仅用以解释本申请，并不用于限定本申请。

[0058] 本申请实施例提供的脑图像处理方法，可以适用于如图1所示的计算机设备。该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器，该存储器中存储有计算机程序，处理器执行该计算机程序时可以执行下述方法实施例的步骤。可选的，该计算机设备还可以包括网络接口、显示屏和输入装置。其中，该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质、内存储器，该非易失性存储介质存储有操作系统和计算机程序。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该计算机设备的网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信。可选的，该计算机设备可以是服务器，可以是个人计算机，还可以是个人数字助理，还可以是其他的终端设备，例如平板电脑、手机等等，还可以是云端或者远程服务器，本申请实施例对计算机设备的具体形式并不做限定。

[0059] 需要说明的是，本申请实施例提供的脑图像处理方法，其执行主体可以是脑图像处理装置，该脑图像处理装置可以通过软件、硬件或者软硬件结合的方式实现成为计算机设备的部分或者全部。下述方法实施例中，均以执行主体是计算机设备为例来进行说明。

[0060] 需要说明的是，本申请实施例提供的脑图像处理方法可以用于早期轻度认知障碍(Mild cognitive impairment, MCI)的辅助诊断，也可以用于老年痴呆症、强迫症和自闭症等的辅助诊断。下面以具体的实施例对本发明的技术方案以及本发明的技术方案如何解决上述技术问题进行详细说明。下面这几个具体的实施例可以相互结合，对于相同或相似的概念或过程可能在某些实施例中不再赘述。

[0061] 图2为一个实施例提供的脑图像处理方法的流程示意图。图3为一个实施例提供的构建图特性矩阵的过程示意图。本实施例涉及的是计算机设备根据脑功能图像构建图特性矩阵，将图特性矩阵输入训练模型得到分析结果的具体实现过程。如图2所示，该方法可以包括：

[0062] S201，获取脑功能图像。

[0063] 其中，脑功能图像是指利用功能磁共振(Functional Magnetic Resonance Imaging, fMRI)得到的受试者的脑部功能性磁共振影像。可选的，计算机设备可以从PACS(Picture Archiving and Communication Systems, 影像归档和通信系统)服务器中获取脑功能图像，也可以从fMRI影像设备中获取脑功能图像。可选的，计算机设备还可以对获取的脑功能图像进行时间配准处理、头动矫正处理、标准化处理和实空间滤波处理中的至少一种预处理。

[0064] S202，从脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换，得到各脑区的节点特征；节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征。

[0065] 可以理解的是,在对受试者的脑部进行FMRI扫描时,可以在很短的时间内扫描出一叠功能图像,因此得到的脑功能图像的时间分辨率很高,而空间分辨率比较低。脑功能图像包含的时域特征是相对的且非定量的,经过傅里叶变换后可以将脑功能图像的时域特征转换为频域特征。具体的,计算机设备从脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息,并对获取的时域特征信息进行傅里叶变换,得到各脑区的包括频域实部特征和频域虚部特征的节点特征。

[0066] S203,根据各脑区的节点特征,获取各脑区间的连接信息,将连接信息作为节点间的连接;

[0067] 具体的,计算机设备根据各脑区的节点特征,计算两两脑区之间的连接强度,获取各脑区间的连接信息,将得到的连接信息作为节点间的连接。可以理解的是,各脑区的节点特征包括各脑区的频域实部特征和各脑区的频域虚部特征,若用矩阵 X 表示各脑区的节点特征, $X = X_r + iX_c$,式中, X_r 表示各脑区的频域实部特征, X_c 表示各脑区的频域虚部特征,则可将各脑区间的连接信息表示为 $A = A_r + iA_c$,式中, A_r 表示各脑区间的连接信息的实部, A_c 表示各脑区间的连接信息的虚部。

[0068] S204,将节点特征和节点间的连接构建成图特性矩阵。

[0069] 具体的,计算机设备在得到上述节点特征和节点间的连接后,将节点特征和节点间的连接构建成图特性矩阵。也就是,计算机设备可以将各脑区的时域特征信息进行傅里叶变化后得到的特征作为节点特征,将各脑区间的连接信息作为节点间的连接,构建成图特性矩阵。示例性地,以将脑功能图像划分为4个脑区为例进行说明,从脑功能图像中获取各4个脑区的时域特征信息,并对获取到的时域特征信息进行傅里叶变换,得到各4个脑区的节点特征,根据各4个脑区的节点特征,获取各脑区的连接信息,将获取到的连接信息作为节点间的连接,将节点特征和节点间的连接构建成图特性矩阵 X ,

$$[0070] \quad X = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & v_{13} & v_{14} \\ v_{21} & v_{22} & v_{23} & v_{24} \\ v_{31} & v_{32} & v_{33} & v_{34} \\ v_{41} & v_{42} & v_{43} & v_{44} \end{bmatrix}$$

[0071] 其中, $v_{11}, v_{22}, v_{33}, v_{44}$ 分别为4个脑区各脑区的特征信息,且 $v_{11}, v_{22}, v_{33}, v_{44}$ 均为复数, v_{12}, v_{21} 为一脑区与二脑区的功能连接信息, v_{13}, v_{31} 为一脑区与三脑区的功能连接信息, v_{14}, v_{41} 为一脑区与四脑区的功能连接信息, v_{23}, v_{32} 为二脑区与三脑区的功能连接信息, v_{24}, v_{42} 为二脑区与四脑区的功能连接信息, v_{34}, v_{43} 为三脑区与四脑区的功能连接信息,且 $v_{12}, v_{21}, v_{13}, v_{31}, v_{14}, v_{41}, v_{23}, v_{32}, v_{24}, v_{42}, v_{34}, v_{43}$ 均为复数。

[0072] S205,将图特性矩阵输入训练模型,得到分析结果,其中,训练模型为样本脑功能图像构建的样本图特性矩阵,输入图网络中训练得到的模型。

[0073] 具体的,计算机设备将上述构建的图特性矩阵输入训练模型中,得到分析结果。其中,训练模型为样本脑功能图像构建的样本图特性矩阵,输入图网络中训练得到的模型。示例性地,当分析受试者的脑功能图像是否为早期MCI患者对应的脑功能图像时,可选的,分析结果可以为正常或为早期MCI。

[0074] 在本实施例中,由于输入训练模型的图特性矩阵是由各脑区的节点特征和节点间的连接构建的,而各脑区的节点特征是从脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行

傅里叶变换得到的,各脑区的节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征,频域特征能够更好地对脑功能图像中的噪声进行区分,这样能够更加全面准确的对图特性矩阵进行分析,提高了得到的分析结果的准确度;另外,利用训练模型能够快速的对图特性矩阵进行分析,提高了得到分析结果的效率。

[0075] 在上述实施例的基础上,作为一种可选的实施方式,图网络包括图卷积网络。

[0076] 具体的,上述将构建的样本图特性矩阵输入图网络中进行训练的图网络包括图卷积网络。可以理解的是,图卷积网络通过矩阵运算的方式,对图中的节点进行信息交互,因此,图卷积网络模型也被成为信息交互模型。对于图结构,定义其节点特征矩阵为 $X \in R^{M \times N}$,其中,M为节点的个数,N为每个节点的特征数量;定义其连接矩阵 $A \in R^{M \times M}$,矩阵中的每一个元素为对应节点之间的连接,在神经网络的第1层,基于信息交互的图卷积模型定义如下:

$$[0077] \quad X^{l+1} = GNN(A, X^l) = \text{ReLU}(D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}} X^l \theta^l),$$

[0078] 式中,D为连接矩阵A的度量矩阵, $D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}}$ 用于对连接矩阵进行归一化,ReLU为激活函数,用于在图卷积网络中引入非线性部分, θ 为需要图卷积网络学习的参数。可选的,在经过图网络得到分析结果后,可以使用支持向量机(Support Vector Machine,SVM)、超限学习机(ELM)、决策树、随机森林法、逻辑回归、岭回归中的任意一种模型对得到的分析结果进行分类。可选的,图网络还可以包括图递归网络、图注意网络或图生成网络。

[0079] 在本实施例中,将构建的样本图特性矩阵输入图网络中进行训练的图网络包括图卷积网络,该图卷积网络能够处理复数的节点特征和节点间的连接,能够更好的对样本图特性矩阵进行分析和处理,而训练模型是对图网络进行训练得到的模型,进而使得训练模型对图特性矩阵能够进行更好的分析和处理。

[0080] 在上述实施例的基础上,作为一种可选的实施方式,上述S203,包括:计算任意两个脑区的节点特征间的皮尔森相关系数,得到各脑区间的连接信息,将连接信息作为节点间的连接。

[0081] 具体的,计算机设备通过计算任意两个脑区的节点特征间的皮尔森相关系数,得到各脑区间的连接信息,将得到的连接信息根据脑区的序数进行排列作为上述节点间的连接。其中,皮尔森相关系数也称皮尔森积矩相关系数,是一种线性相关系数,皮尔森相关系数是用来反映任意两个脑区的节点特征间的线性相关程度的统计量,描述的是任意两个脑区的节点特征间线性相关强弱的程度,皮尔森相关系数的绝对值越大表明两个脑区的节点特征间相关性越强。

[0082] 在本实施例中,计算机设备通过计算任意两个脑区的节点特征间的皮尔森相关系数,得到各脑区间的连接信息,将连接信息作为节点间的连接,能够更好地反映脑功能图像的特性,使得构建的图特性矩阵更加地准确,进而能够更加准确地的对图特性矩阵进行分析。

[0083] 图4为一个实施例提供的图卷积网络结构示意图。图5为一个实施例提供的图卷积层结构示意图。在上述实施例的基础上,作为一种可选的实施方式,上述图卷积网络包括至少一个图卷积层、全连接层、模计算层和分类函数层;全连接层用于分别对图卷积层输出的频域实部特征和频域虚部特征进行全连接处理,得到全连接处理结果;模计算层用于对全连接处理结果中的实部和虚部进行模计算处理,得到各脑区的特征值;分类函数层用于根

据各脑区的特征值,计算得到各脑区的分类结果。

[0084] 具体的,如图4所示,上述图卷积网络包括至少一个图卷积层、全连接层、模计算层和分类函数层。其中,全连接层用于分别对图卷积层输出的频域实部特征和频域虚部特征进行全连接处理,得到全连接处理结果;模计算层用于对全连接处理结果中的实部和虚部进行模计算处理,得到各脑区的特征值;分类函数层用于根据各脑区的特征值,计算得到各脑区的分类结果。

[0085] 可选的,如图5所示,图卷积层可以包括复数图卷积层、复数池化层、批量归一化层和激活函数层。可以理解的是,由于复数的批量归一化涉及到指数和三角函数的计算,因此在进行复数的批量归一化前,可以分别对复数的实部和虚部进行归一化。

[0086] 具体的,根据上述描述可知,图结构在神经网络的第1层,图卷积网络模型被定义为:

$$[0087] \quad X^{l+1} = GNN(A, X^l) = \text{ReLU}(D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}} X^l \theta^l),$$

[0088] 考虑到复数的存在,根据该定义可以得到上述图卷积网络中复数图卷积层的卷积

运算包括: $\begin{pmatrix} X_r^{l+1} \\ X_c^{l+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_r & -A_c \\ A_c & A_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_r^l & -X_c^l \\ X_c^l & X_r^l \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta_r^l \\ \theta_c^l \end{pmatrix}$, 式中, X_r^l 为图卷积层1输入的频域实部特

征, X_c^l 为图卷积层1输入的频域虚部特征, θ_r^l 为图卷积层1的实部参数, θ_c^l 为图卷积层1的虚部参数, X_r^{l+1} 为图卷积层1输出的频域实部特征, X_c^{l+1} 为图卷积层1输出的频域虚部特征, A_r 为节点间的连接的实部, A_c 为节点间的连接的虚部。

[0089] 在神经网络的第1层,图的池化操作定义如下:

$$[0090] \quad X^{l+1} = (S^l)^T Z^l \in R^{M_{l+1} \times N_{l+1}}; \quad A^{l+1} = (S^l)^T A^l S^l \in R^{M_{l+1} \times M_{l+1}},$$

[0091] 其中, S 为需要学习的池化矩阵,用于对各脑区间的连接信息进行池化, Z 为嵌入矩阵,用于计算经过池化后的节点特征。 S 和 Z 通过如下的方式计算:

$$[0092] \quad Z^l = GNN_{embed}(A^l, X^l) \in R^{M_l \times N_{l+1}},$$

$$[0093] \quad S = \text{soft max}(GNN_{pool}(A^l, X^l)) \in R^{M_l \times M_{l+1}}$$

[0094] 可以理解的是,对于一个大小为 $P \times Q$ 的矩阵 V , soft max 计算的公式为:

$$[0095] \quad S^{P,Q} = \frac{e^{V^{P,Q}}}{\sum_{P,Q} e^{V^{P,Q}}},$$

[0096] 由此可以得到,对于一个大小为 $P \times Q$ 的复数矩阵 $V = V_r + iV_c$, softmax 的计算公式为:

$$[0097] \quad S_r^{P,Q} = \frac{e^{V_r^{P,Q}} \sin V_c^{P,Q} \sum e^{V_r^{P,Q}} \sin V_c^{P,Q} + e^{V_r^{P,Q}} \cos V_c^{P,Q} \sum e^{V_r^{P,Q}} \cos V_c^{P,Q}}{(\sum e^{V_r^{P,Q}} \sin V_c^{P,Q})^2 - (\sum e^{V_r^{P,Q}} \cos V_c^{P,Q})^2},$$

$$[0098] \quad S_c^{P,Q} = \frac{e^{V_r^{P,Q}} \cos V_c^{P,Q} \sum e^{V_r^{P,Q}} \sin V_c^{P,Q} - e^{V_r^{P,Q}} \sin V_c^{P,Q} \sum e^{V_r^{P,Q}} \cos V_c^{P,Q}}{(\sum e^{V_r^{P,Q}} \sin V_c^{P,Q})^2 - (\sum e^{V_r^{P,Q}} \cos V_c^{P,Q})^2}.$$

[0099] 可以理解的是,通过矩阵的乘法,可以定义如下的批量归一化:

[0100] $\bar{X} = V^{-\frac{1}{2}}(x - E(x)),$

[0101] 据此,可以得到对于复数,有协方差矩阵

[0102] $V = \begin{pmatrix} V_{rr} & V_{rc} \\ V_{cr} & V_{cc} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{cov}(x_r, x_r) & \text{cov}(x_r, x_c) \\ \text{cov}(x_c, x_r) & \text{cov}(x_c, x_c) \end{pmatrix},$

[0103] 由于V是半正定的矩阵,可以保证 $V^{-\frac{1}{2}}$ 有意义,卷积神经网络在计算出 $\bar{X}$ 之后,还需要学习尺度变换 γ 和偏移量 β ,批量归一化层的输出为 $y = \gamma\bar{X} + \beta$,我们定义批量归一化层的

输出中的 $\gamma = \begin{pmatrix} \gamma_{rr} & \gamma_{rc} \\ \gamma_{cr} & \gamma_{cc} \end{pmatrix}$ 。

[0104] 对于激活函数层,在本实施例中采用modReLU函数,

[0105] $\text{modReLU}(x) = \text{ReLU}(|x| + b)e^{i\theta} = \begin{cases} (|x| + b)\frac{x}{|x|}, & |x| + b > 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases},$

[0106] 式中,b为需要被学习的参数。可选的,激活函数还可以采用CReLU函数、zReLU函数

等,其中 $\text{CReLU}(x) = \text{ReLU}(x_r) + i\text{ReLU}(x_c)$, $\text{zReLU}(x) = \begin{cases} x, & \theta \in [0, \frac{\pi}{2}]; \\ 0 \end{cases}$ 。

[0107] 在本实施例中,图卷积网络包括至少一个图卷积层、全连接层、模计算层和分类函数层,全连接层能够用于分别对图卷积层输出的频域实部特征和频域特征进行全连接处理,模计算层能够用于对全连接处理结果中的实部和虚部进行模计算,得到各脑区的特征值,分类函数层能够用于根据各脑区的特征值,计算得到各脑区的分类结果,通过该网络结构能够对复数的图特性矩阵进行处理分析,得到分析结果,扩大了该图卷积网络的使用场景,对于复数的图特性矩阵也能够进行处理。

[0108] 图6为另一个实施例提供的脑图像处理方法示意图。本实施例涉及的是计算机设备得到各脑区的节点特征的具体实现过程。如图6所示,在上述实施例的基础上,作为一种可选的实施方式,上述S202,包括:

[0109] S601,按照预设的脑部分区模板,对脑功能图像进行分割,获取各脑区中所有体素的血氧浓度相依对比信号的平均值。

[0110] 具体的,计算机设备按照预设的脑部分区模板,对上述脑功能图像进行分割,获取各脑区中所有体素的血氧浓度相依对比(Blood oxygen-level dependent, BOLD)信号的平均值。可选的,预设的脑部分区模板可以是解剖自动标记(Anatomical Automatic Labeling, AAL)模板,也可以是其他的脑部分区模板,例如, SRI24模板。可选的,计算机设备可以按照预设的脑部分区模板将脑结构图像划分为116个脑区。

[0111] S602,对各平均值进行傅里叶变换,得到各脑区的节点特征。

[0112] 具体的,计算机设备对上述得到的各脑区中所有体素的BOLD信号的平均值进行傅里叶变换,得到各脑区的节点特征。可以理解的是,进行傅里叶变化后将复数引进了各脑区的节点特征中,得到的各脑区的节点特征是包括实部和虚部的节点特征。

[0113] 在本实施例中, 计算机设备按照预设的脑部分区模板, 对获取的脑功能图像进行分割, 获取各脑区中所有体素的血氧浓度相依对比信号的平均值后, 对获取的各平均值进行傅里叶变换, 就可以得到各脑区的节点特征, 该计算过程十分简单, 提高了得到各脑区的节点特征的效率。

[0114] 图7为另一个实施例提供的脑图像处理方法的流程示意图。本实施例涉及的是计算机设备对训练模型进行训练的具体实现过程。如图7所示, 训练模型的训练过程可以包括:

[0115] S701, 获取样本脑功能图像。

[0116] 可选的, 计算机设备可以从PACS(Picture Archiving and Communication Systems, 影像归档和通信系统)服务器中获取样本脑功能图像, 也可以从fMRI影像设备中获取样本脑功能图像。可选的, 计算机设备还可以对获取的样本脑功能图像进行时间配准处理、头动矫正处理、标准化处理和实空间滤波处理中的至少一种预处理。

[0117] S702, 从样本脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换, 得到各脑区的样本节点特征; 样本节点特征包括频域样本实部特征和频域样本虚部特征。

[0118] 具体的, 计算机设备按照预设的脑部分区模板, 对样本脑功能图像进行分割, 从样本脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换, 得到各脑区的样本节点特征。可选的, 预设的脑部分区模板可以是AAL模板, 也可以是其他的脑部分区模板, 例如, SRI24模板。可选的, 计算机设备可以按照预设的脑部分区模板将样本脑功能图像划分为116个脑区, 获取各116个脑区的时域特征, 并进行傅里叶变换, 得到各脑区的样本节点特征。

[0119] S703, 根据各脑区的样本节点特征, 获取各脑区间的样本连接信息, 将样本连接信息作为样本节点间的连接。

[0120] 具体的, 计算机设备根据各脑区的样本节点特征, 计算两两脑区之间的连接强度, 获取各脑区间的连接信息, 将得到的连接信息作为样本节点间的连接。可以理解的是, 各脑区的样本节点特征包括各脑区的频域实部特征和各脑区的频域虚部特征, 则得到的样本节点间的连接包括实部的样本节点间的连接和虚部的样本节点间的连接。

[0121] S704, 将样本节点特征和样本节点间的连接构建成样本图特性矩阵。

[0122] 具体的, 计算机设备在得到各脑区的样本节点特征和样本节点间的连接后, 将样本节点特征和样本节点间的连接构建成样本图特性矩阵。也就是, 计算机设备可以将各脑区的时域特征信息进行傅里叶变化后得到的特征作为节点特征, 将各脑区间的连接信息作为节点间的连接, 构建成图特性矩阵。

[0123] S705, 将样本图特性矩阵输入图网络进行训练, 得到训练模型。

[0124] 具体的, 计算机设备将样本图特性矩阵输入图网络中, 对图网络进行训练, 得到训练模型。需要说明的是, 样本脑功能图像为已经标记的样本图像, 计算机设备将样本图特性矩阵作为输入, 将样本图特性矩阵的分析结果作为输出, 根据样本图特性矩阵的分析结果和已标记的样本图像, 对图网络进行训练, 得到训练模型。可选的, 图网络可以是图卷积网络, 也可以是图递归网络、图注意网络或图生成网络。

[0125] 在本实施例中, 计算机设备将样本图特性矩阵输入图网络进行训练, 进而得到训练模型, 而样本图特性矩阵是将从样本脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅

里叶变换作为样本节点特征,样本节点特征是复数形式的特征,根据各脑区的样本节点特征,获取各脑区间的样本连接信息,将样本连接信息作为样本节点间的连接,样本节点间的连接也是复数形式的,因此,样本图特性矩阵能够反映样本脑功能图像的频域特征信息,这样将样本图特性矩阵输入图网络进行训练,能够提高得到的训练模型的准确度,使得获得的训练模型更加的准确;另外,输入图网络的样本图特性矩阵是复数的矩阵,通过对图网络进行训练,使得到的训练模型能够对复数进行处理。

[0126] 在上述实施例的基础上,作为一种可选的实施方式,上述S703,包括:计算任意两个脑区的样本节点特征间的皮尔森相关系数,得到各脑区间的样本连接信息,将样本连接信息作为样本节点间的连接。

[0127] 具体的,计算机设备通过计算任意两个脑区的样本节点特征间的皮尔森相关系数,得到各脑区间的样本连接信息,将得到的样本连接信息根据脑区的序数进行排列作为上述样本节点间的连接。

[0128] 在本实施例中,计算机设备通过计算任意两个脑区的样本节点特征间的皮尔森相关系数,得到各脑区间的样本连接信息,将样本连接信息作为样本节点间的连接,能够更好地反映样本脑功能图像的特性,使得构建的样本图特性矩阵更加地准确,进而能够更加准确地对样本图特性矩阵进行分析。

[0129] 应该理解的是,虽然图2-7的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示,但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明,这些步骤的执行并没有严格的顺序限制,这些步骤可以以其它的顺序执行。而且,图2-7中的至少一部分步骤可以包括多个子步骤或者多个阶段,这些子步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成,而是可以在不同的时刻执行,这些子步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次进行,而是可以与其它步骤或者其它步骤的子步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

[0130] 图8为一个实施例提供的脑图像处理装置结构示意图。如图8所示,该装置可以包括:第一获取模块10、第二获取模块11、第三获取模块12、第一构建模块13和分析模块14。

[0131] 具体的,第一获取模块10,用于获取脑功能图像;

[0132] 第二获取模块11,用于从脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到各脑区的节点特征;节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征;

[0133] 第三获取模块12,用于根据各脑区的节点特征,获取各脑区间的连接信息,将连接信息作为节点间的连接;

[0134] 第一构建模块13,用于将节点特征和节点间的连接构建成图特性矩阵;

[0135] 分析模块14,用于将图特性矩阵输入训练模型,得到分析结果,其中,训练模型为样本脑功能图像构建的样本图特性矩阵,输入图网络中训练得到的模型。

[0136] 可选的,图网络包括图卷积网络。

[0137] 可选的,图卷积网络包括至少一个图卷积层、全连接层、模计算层和分类函数层;全连接层用于分别对图卷积层输出的频域实部特征和频域虚部特征进行全连接处理,得到全连接处理结果;模计算层用于对全连接处理结果中的实部和虚部进行模计算处理,得到各脑区的特征值;分类函数层用于根据各脑区的特征值,计算得到各脑区的分类结果。

[0138] 可选的,图卷积网络中图卷积层的卷积运算包括:

$$[0139] \quad \begin{pmatrix} X_r^{l+1} \\ X_c^{l+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_r & -A_c \\ A_c & A_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_r^l & -X_c^l \\ X_c^l & X_r^l \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta_r^l \\ \theta_c^l \end{pmatrix},$$

[0140] 式中, X_r^l 为图卷积层1输入的频域实部特征, X_c^l 为图卷积层1输入的频域虚部特征, θ_r^l 为图卷积层1的实部参数, θ_c^l 为图卷积层1的虚部参数, X_r^{l+1} 为图卷积层1输出的频域实部特征, X_c^{l+1} 为图卷积层1输出的频域虚部特征, A_r 为节点间的连接的实部, A_c 为节点间的连接的虚部。

[0141] 本实施例提供的脑图像处理装置,可以执行上述方法实施例,其实现原理和技术效果类似,在此不再赘述。

[0142] 在上述实施例的基础上,可选的,上述第三获取模块12包括:第一获取单元。

[0143] 具体的,第一获取单元,用于计算任意两个脑区的节点特征间的皮尔森相关系数,得到各脑区间的连接信息,将连接信息作为节点间的连接。

[0144] 本实施例提供的脑图像处理装置,可以执行上述方法实施例,其实现原理和技术效果类似,在此不再赘述。

[0145] 在上述实施例的基础上,可选的,上述第二获取模块11包括:第二获取单元和第三获取单元。

[0146] 具体的,第二获取单元,用于按照预设的脑分区模板,对脑功能图像进行分割,获取各脑区中所有体素的血氧浓度相依对比信号的平均值;

[0147] 第三获取单元,用于对各平均值进行傅里叶变换,得到各脑区的节点特征。

[0148] 本实施例提供的脑图像处理装置,可以执行上述方法实施例,其实现原理和技术效果类似,在此不再赘述。

[0149] 在上述实施例的基础上,可选的,上述装置还包括:第四获取模块、第五获取模块、第六获取模块、第二构建模块和训练模块。

[0150] 具体的,第四获取模块,用于获取样本脑功能图像;

[0151] 第五获取模块,用于从样本脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到各脑区的样本节点特征;样本节点特征包括频域样本实部特征和频域样本虚部特征;

[0152] 第六获取模块,用于根据各脑区的样本节点特征,获取各脑区间的样本连接信息,将样本连接信息作为样本节点间的连接;

[0153] 第二构建模块,用于将样本节点特征和样本节点间的连接构建成样本图特性矩阵;

[0154] 训练模块,用于将样本图特性矩阵输入图网络进行训练,得到训练模型。

[0155] 本实施例提供的脑图像处理装置,可以执行上述方法实施例,其实现原理和技术效果类似,在此不再赘述。

[0156] 在上述实施例的基础上,可选的,上述第六获取模块包括:第四获取单元。

[0157] 具体的,第四获取单元,用于计算任意两个脑区的样本节点特征间的皮尔森相关系数,得到各脑区间的样本连接信息,将样本连接信息作为样本节点间的连接。

[0158] 本实施例提供的脑图像处理装置,可以执行上述方法实施例,其实现原理和技术

效果类似,在此不再赘述。

[0159] 关于脑图像处理装置的具体限定可以参见上文中对于脑图像处理方法的限定,在此不再赘述。上述脑图像处理装置中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中,也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中,以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

[0160] 在一个实施例中,提供了一种计算机设备,包括存储器和处理器,存储器中存储有计算机程序,该处理器执行计算机程序时实现以下步骤:

[0161] 获取脑功能图像;

[0162] 从脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到各脑区的节点特征;节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征;

[0163] 根据各脑区的节点特征,获取各脑区间的连接信息,将连接信息作为节点间的连接;

[0164] 将节点特征和节点间的连接构建图特性矩阵;

[0165] 将图特性矩阵输入训练模型,得到分析结果,其中,训练模型为样本脑功能图像构建的样本图特性矩阵,输入图网络中训练得到的模型。

[0166] 上述实施例提供的计算机设备,其实现原理和技术效果与上述方法实施例类似,在此不再赘述。

[0167] 在一个实施例中,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,计算机程序被处理器执行时实现以下步骤:

[0168] 获取脑功能图像;

[0169] 从脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换,得到各脑区的节点特征;节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征;

[0170] 根据各脑区的节点特征,获取各脑区间的连接信息,将连接信息作为节点间的连接;

[0171] 将节点特征和节点间的连接构建图特性矩阵;

[0172] 将图特性矩阵输入训练模型,得到分析结果,其中,训练模型为样本脑功能图像构建的样本图特性矩阵,输入图网络中训练得到的模型。

[0173] 上述实施例提供的计算机可读存储介质,其实现原理和技术效果与上述方法实施例类似,在此不再赘述。

[0174] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读取存储介质中,该计算机程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用,均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器(ROM)、可编程ROM(PROM)、电可编程ROM(EPROM)、电可擦除可编程ROM(EEPROM)或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器(RAM)或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限,RAM以多种形式可得,诸如静态RAM(SRAM)、动态RAM(DRAM)、同步DRAM(SDRAM)、双数据率SDRAM(DDRSDRAM)、增强型SDRAM(ESDRAM)、同步链路(Synchlink)DRAM(SLDRAM)、存储器总线(Rambus)直接RAM(RDRAM)、直接存储器总线动态RAM(DRDRAM)、以及存储器总线动态RAM(RDRAM)等。

[0175] 以上所述实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0176] 以上所述实施例仅表达了本发明的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但并不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本发明的保护范围。因此,发明专利的保护范围应以所附权利要求为准。

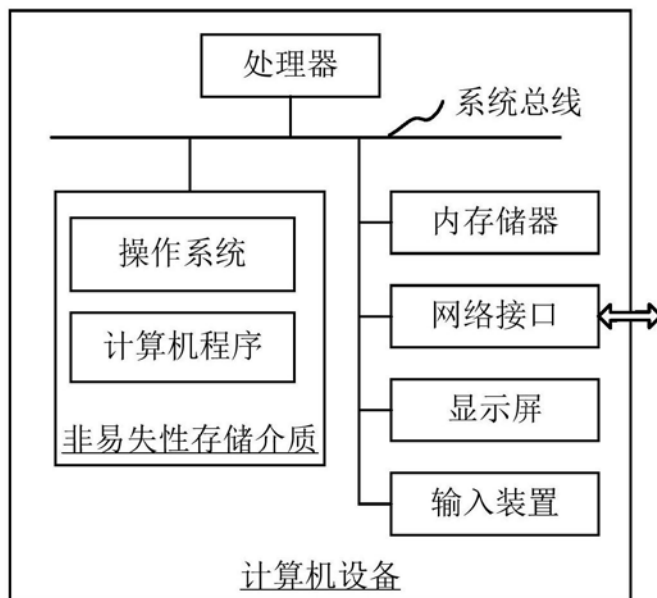


图1

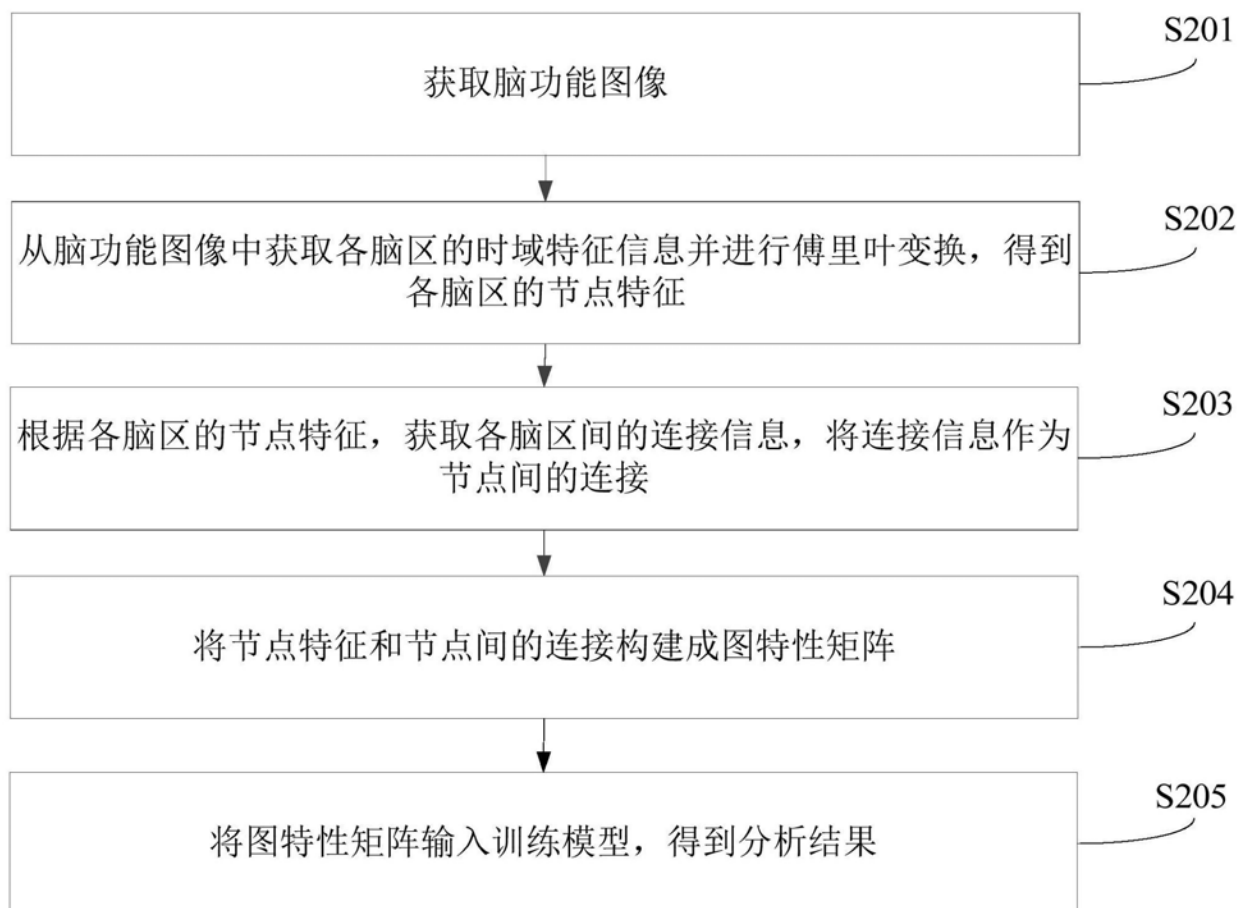


图2

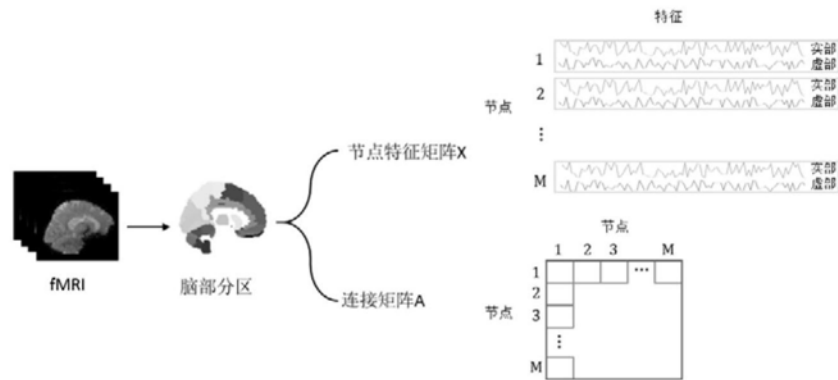


图3

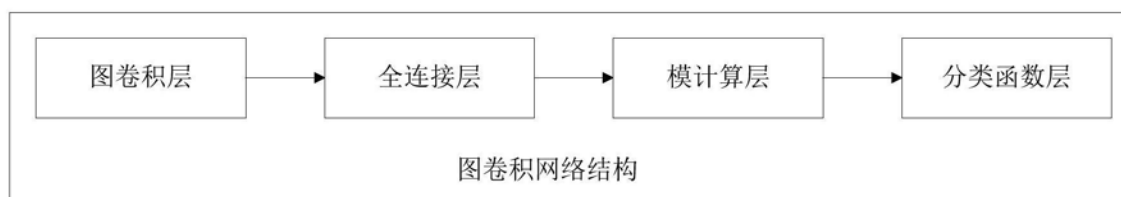


图4

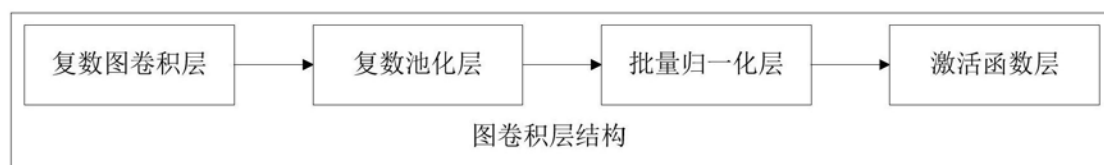


图5

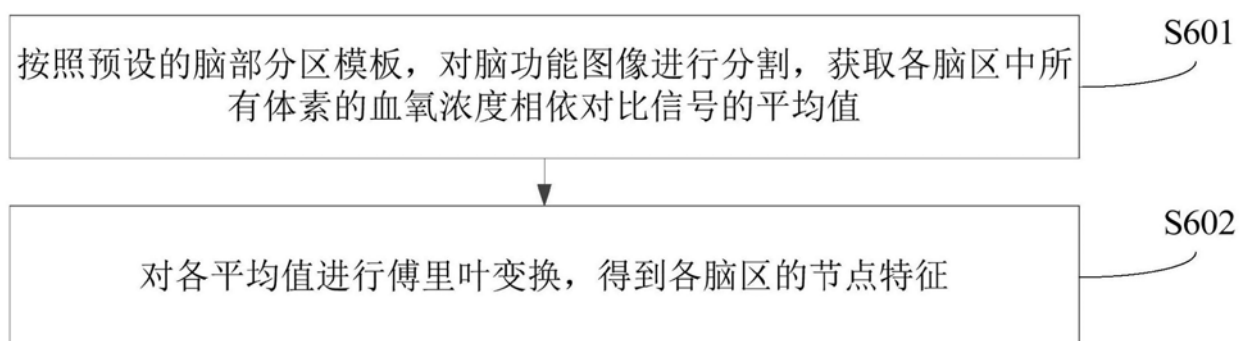


图6

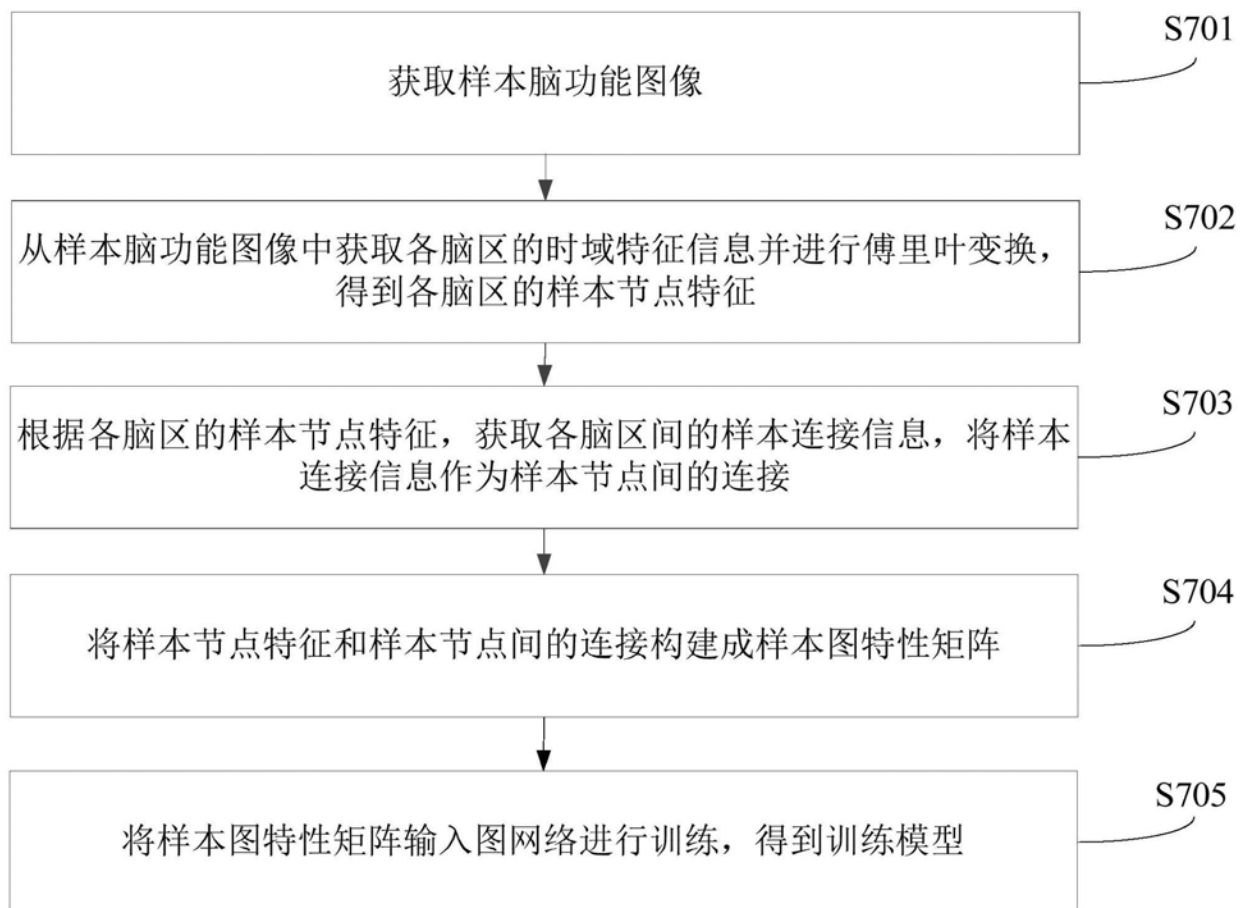


图7

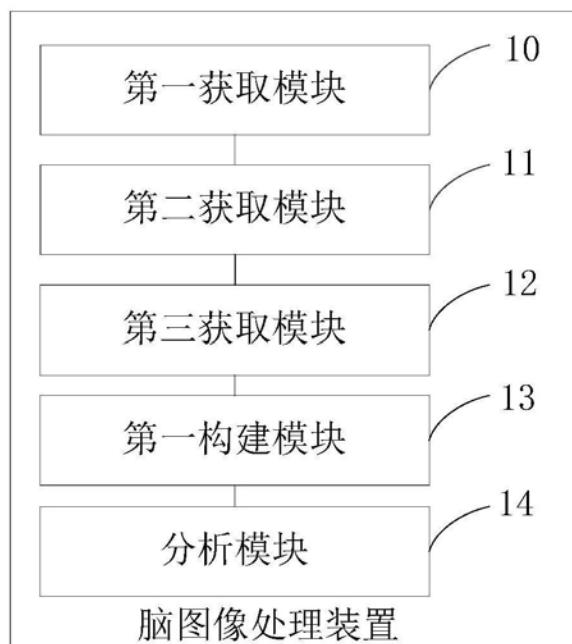


图8

专利名称(译)	脑图像处理方法、计算机设备和可读存储介质		
公开(公告)号	CN110720906A	公开(公告)日	2020-01-24
申请号	CN201910911572.8	申请日	2019-09-25
[标]发明人	邢潇丹 石峰		
发明人	邢潇丹 石峰		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/7257 A61B5/7264 A61B2576/026		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种脑图像处理方法、计算机设备和可读存储介质，该方法包括：获取脑功能图像；从脑功能图像中获取各脑区的时域特征信息并进行傅里叶变换，得到各脑区的节点特征；节点特征包括频域实部特征和频域虚部特征；根据各脑区的节点特征，获取各脑区间的连接信息，将连接信息作为节点间的连接；将节点特征和节点间的连接构建图特性矩阵；将图特性矩阵输入训练模型，得到分析结果，其中，训练模型为样本脑功能图像构建的样本图特性矩阵，输入图网络中训练得到的模型。该方法中是将各脑区的时域特征信息进行傅里叶变换得到的频域特征作为各脑区的节点特征，能够更好地对脑功能图像中的噪声进行区分，提高了得到的分析结果的准确度。

