



## (12)发明专利

(10)授权公告号 CN 110097968 B

(45)授权公告日 2020.06.30

(21)申请号 201910236949.4

G06T 7/00(2017.01)

(22)申请日 2019.03.27

G06T 7/11(2017.01)

(65)同一申请的已公布的文献号

A61B 5/055(2006.01)

申请公布号 CN 110097968 A

(43)申请公布日 2019.08.06

(73)专利权人 中国科学院自动化研究所

地址 100190 北京市海淀区中关村东路95号

(56)对比文件

CN 107392907 A,2017.11.24,

CN 105046709 A,2015.11.11,

CN 103886328 A,2014.06.25,

审查员 刘瑛

(72)发明人 隋婧 燕卫政

(74)专利代理机构 北京市恒有知识产权代理事务所(普通合伙) 11576

代理人 郭文浩 尹文会

(51)Int.Cl.

G16H 50/20(2018.01)

G16H 50/50(2018.01)

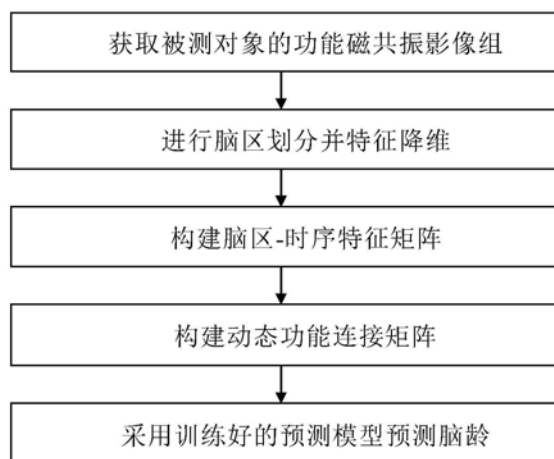
权利要求书3页 说明书8页 附图2页

(54)发明名称

基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法、系统

(57)摘要

本发明属于计算机医学领域,具体涉及了一种基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法、系统,旨在解决无法基于动态功能连接的功能磁共振影像预测脑龄的问题。本发明方法包括:获取被测对象的功能磁共振影像组;分别对每一个影像进行脑区划分,并对各脑区进行特征降维;基于降维后的功能磁共振影像组以及时间序列,构建脑区-时序特征矩阵;基于脑区-时序特征矩阵构建动态功能连接矩阵;通过预训练好的分类模型进行脑龄预测。本发明通过计算机手段快速、便捷地实现了动态功能连接的功能磁共振影像脑龄预测,快速判断婴幼儿大脑的发育程度与其实际年龄是否匹配,及时发现可能存在的脑发育迟缓现象,有助于辅助医师的临床决策。



1. 一种基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法,其特征在于,包括:

步骤S10,获取被测对象的功能磁共振影像组;所述功能磁共振影像组包括多个功能磁共振影像;

步骤S20,分别对所述功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分,并对各脑区进行特征降维,获得降维后的功能磁共振影像组;

步骤S30,基于所述降维后的功能磁共振影像组以及其中各功能磁共振影像的时间序列,构建脑区-时序特征矩阵;

步骤S40,基于所述脑区-时序特征矩阵构建动态功能连接矩阵;

步骤S50,基于训练好的预测模型,依据所述动态功能连接矩阵,获得预测脑龄并输出;

其中,所述预测模型包括提取动态功能连接矩阵的高阶序列特征的图卷积网络以及基于所述高阶序列特征进行脑龄预测的循环神经网络;

所述图卷积网络依次对所述动态功能连接矩阵进行边到边卷积操作、边到点卷积操作、点到图卷积操作,对动态功能连接矩阵的特征进行层次特征整合得到高阶序列特征。

2. 根据权利要求1所述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法,其特征在于,步骤S20中“分别对所述功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分,并对各脑区进行特征降维”,其步骤为:

步骤S21,采用脑模板分别对所述功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分;

步骤S22,对划分后得到的每个脑区图像,计算其图像中像素的平均值作为该脑区的特征值,获得降维后的功能磁共振影像组。

3. 根据权利要求1所述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法,其特征在于,所述脑区-时序特征矩阵为 $T \times n$ 的二维矩阵;

其中, $n$ 为所划分的脑区的总数, $T$ 为每个被测对象功能磁共振影像组中影像序列的总数。

4. 根据权利要求1所述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法,其特征在于,所述动态功能连接矩阵为一个 $M \times n \times n$ 的三维矩阵,该矩阵中的元素表示为 $(m, Q_{ij})$ ;

其中, $n$ 为所划分的脑区的总数; $M = \frac{T-W}{l} + 1$ ,为动态功能连接矩阵的总数, $T$ 为每个被测对象功能磁共振影像组中影像序列的总数, $W$ 为动态功能连接矩阵的生成采用的滑动窗的宽度, $l$ 为设定的滑动步长; $(m, Q_{ij})$ 为第 $m$ 个功能连接矩阵中第 $i$ 个与第 $j$ 个脑区动态功能连接强度。

5. 根据权利要求1所述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法,其特征在于,步骤S20中“分别对所述功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分,并对各脑区进行特征降维”之前,还设置有对功能磁共振影像去除噪声、增加信噪比的影像预处理步骤,其方法为:

采用以下方法中的一种或多种分别处理功能磁共振影像组中每一个影像:头动校正;层时间校正;标准化到蒙特利尔空间;回归去除六个方向上的头动参数和脑脊液信号以及它们的一阶导数;基于带宽滤波器进行滤波;采用高斯滤波核做平滑。

6. 根据权利要求1所述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法,其特征在于,所述边到边卷积操作为:

$$A_{i,j}^{l+1} = \sum_{m=1}^{M^l} \sum_{k=1}^{|\Omega|} r_k^{l,m} A_{i,k}^{l,m} + c_k^{l,m} A_{k,j}^{l,m}$$

其中,  $A_{i,j}^{l+1}$  为边到边卷积操作的输出;  $M^l$  表示网络第1层的特征映射的总数量,  $l$  表示网络的第1层,  $m$  表示卷积操作后的第  $m$  个特征映射;  $A_{i,k}^{l,m}$ 、 $A_{k,j}^{l,m} \in R^{|\Omega| \times |\Omega|}$  表示第1层第  $m$  个特征映射,  $i$  为沿水平方向的第  $i$  个节点,  $j$  为沿垂直方向的第  $j$  个节点,  $k$  表示水平方向卷积核与垂直方向卷积核的交叉点,  $R$  代表向量空间,  $\Omega$  代表脑区节点的总数量;  $r_k^{l,m}$  表示第1层水平方向针对第  $m$  个特征映射的卷积核权重,  $c_k^{l,m}$  表示第1层垂直方向针对第  $m$  个特征映射的卷积核权重。

7. 根据权利要求1所述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法, 其特征在于, 所述边到点卷积操作为:

$$a_i^{l+1,n} = \sum_{m=1}^{M^l} \sum_{k=1}^{|\Omega|} r_k^{l,m,n} A_{i,k}^{l,m} + c_k^{l,m,n} A_{k,i}^{l,m}$$

其中,  $a_i^{l+1,n}$  为边到点卷积操作的输出;  $M^l$  表示网络第1层的特征映射的总数量,  $l$  表示网络的第1层,  $m$  表示卷积操作后的第  $m$  个特征映射,  $n$  表示边到点卷积操作输出的第  $n$  个特征映射;  $A_{i,k}^{l,m}$ 、 $A_{k,i}^{l,m} \in R^{|\Omega| \times |\Omega|}$  表示第1层第  $m$  个特征映射,  $i$  为沿水平方向的第  $i$  个节点,  $k$  表示水平方向卷积核与垂直方向卷积核的交叉点,  $R$  代表向量空间,  $\Omega$  代表脑区节点的总数量;  $c_k^{l,m,n}$ 、 $r_k^{l,m,n} \in R^{2|\Omega|}$  代表第1层的针对第  $m$  个特征映射的卷积核权重。

8. 根据权利要求1所述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法, 其特征在于, 所述点到图卷积操作为:

$$a^{l+1,n} = \sum_{m=1}^{M^l} \sum_{i=1}^{|\Omega|} w_i^{l,m,n} a_i^{l,m}$$

其中,  $a^{l+1,n}$  是点到图卷积操作的输出;  $M^l$  表示网络第1层的特征映射的总数量,  $l$  表示网络的第1层,  $m$  表示卷积操作后的第  $m$  个特征映射,  $n$  表示点到图卷积操作输出的第  $n$  个特征映射;  $a_i^{l,m} \in R^{|\Omega|}$  表示第1层第  $m$  个特征映射,  $i$  为沿水平方向的第  $i$  个节点,  $R$  代表向量空间,  $\Omega$  代表脑区节点的总数量;  $w_i^{l,m,n} \in R^{|\Omega|}$  代表第1层的针对第  $m$  个特征映射的卷积核权重。

9. 根据权利要求1所述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法, 其特征在于, 基于图卷积网络对动态功能连接矩阵中的每个矩阵分别进行特征提取, 获得高阶特征矩阵, 并将所述高阶序列特征作为循环神经网络的输入, 进行模型训练获得脑龄的预测模型。

10. 一种基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测系统, 其特征在于, 包括获取模块、去噪模块、降维模块、脑区-时序特征矩阵模块、动态功能连接矩阵模块、预测模块、输出

模块；

所述获取模块，配置为获取被测对象的功能磁共振影像组；

所述去噪模块，配置为对获取的功能磁共振影像组进行去噪、增加信噪比，获得去噪的功能磁共振影像组；

所述降维模块，配置为分别对获取的功能磁共振影像组或去噪的功能磁共振影像组中每一个影像进行特征降维，获得降维后的功能磁共振影像组；

所述脑区-时序特征矩阵模块，配置为基于降维后的功能磁共振影像组以及功能磁共振影像组中各功能磁共振影像的时间序列，构建脑区-时序特征矩阵；

所述动态功能连接矩阵模块，配置为基于脑区-时序特征矩阵构建动态功能连接矩阵；

所述预测模块，配置为基于训练好的预测模块，依据动态功能连接矩阵，获得预测脑龄；

所述输出模块，配置为将获取的预测脑龄输出。

11. 根据权利要求10所述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测系统，其特征在于，所述降维模块包括脑区划分模块、特征降维模块；

所述脑区划分模块，配置为采用模板分别对获取的功能磁共振影像组或去噪的功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分；

所述特征降维模块，配置为对脑区划分后得到的每个脑区图像，计算其图像中像素的平均值作为该脑区的特征值，获得降维后的功能磁共振影像组。

12. 一种存储装置，其中存储有多条程序，其特征在于，所述程序适于由处理器加载并执行以实现权利要求1-9任一项所述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法。

13. 一种处理装置，包括

处理器，适于执行各条程序；以及

存储装置，适于存储多条程序；

其特征在于，所述程序适于由处理器加载并执行以实现：

权利要求1-9任一项所述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法。

## 基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法、系统

### 技术领域

[0001] 本发明属于计算机医学领域,具体涉及了一种基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法、系统。

### 背景技术

[0002] 自闭症是一种常见的因脑部发育障碍所导致的疾病,其病症表现为不正常的社交能力、沟通能力、兴趣和行为模式,是威胁儿童和青少年健康的一大难题。有研究表明,及时地发现并进行干预对于自闭症的治疗有明显的帮助。然而,由于婴幼儿的沟通理解能力较弱,难以通过直接的交流及时发现其早期症状。通常来说,自闭症的症状要等到三岁之后才能够表现出来,因此,通过一些客观的指标来对大脑的发育阶段进行准确地评估,及时发现脑发育迟缓等异常情况对于自闭症等脑疾病的诊断和治疗具有重要意义,也是当前精神病学研究的前沿热点问题。

[0003] 作为一种非侵入性成像技术,功能磁共振技术通过采集血氧水平依赖信号 (Blood Oxygen Level Dependent, BOLD) 来反映大脑处于任务态或者静息态的神经元活动,能够有效地反映神经网络的内部组织拓扑结构,具有无创伤,空间时间分辨率都较好的特性,被广泛应用于大脑认知以及精神疾病等方面的研究。然而,磁共振影像本身具有维度高,信噪比低,图像采集成本高的特性,这给分析磁共振影像带来了障碍。近年来,伴随着机器学习技术的迅猛发展,手段较之前明显提升,对于高维小样本数据的分析技术取得了突破性进展。将机器学习算法用于医学图像,提取有效的生物特征,生成计算机辅助诊断系统已经成为一个备受关注的前沿热点问题。关于功能磁共振技术的分析方法,目前主流方法是使用脑图谱模版进行特征提取,得到脑区-时序特征矩阵,传统的人脑连接组学研究基于整段静息态功能磁共振扫描数据,通过计算不同脑区之间协方差得到反映脑区之间连接强度的静态功能连接矩阵,使用该静态功能连接矩阵内部的元素对被预测指标(脑龄,认知评分等)进行回归预测。静态功能连接矩阵假设脑区间的功能连接在整段扫描过程中保持不变,然而,研究表明,功能连接会随着时间动态变化,动态功能连接矩阵能够更好地刻画出大脑的动态变化过程。

[0004] 伴随着深度学习技术的迅猛发展,深度学习模型,尤其是图卷积神经网络 (CNN) 和循环神经网络 (RNN) 在处理医学图像的预测任务中发挥了重大的作用。CNN模型可以自动地学习空间局部特征,RNN可以学习时间动态特征。此外,区别于自然图像,功能连接矩阵在进行卷积操作时需要设计特殊的滤波器,所以我们提出一种图卷积循环神经网络来从功能连接中提取特征,然后将提取的特征输入到循环神经网络。目前尚未有方法可以针对动态功能连接矩阵进行被测对象的脑龄预测。

### 发明内容

[0005] 为了解决现有技术中的上述问题,即无法基于动态功能连接的功能磁共振影像预测脑龄的问题,本发明提供了一种基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法,包括:

[0006] 步骤S10,获取被测对象的功能磁共振影像组;所述功能磁共振影像组包括多个功能磁共振影像;

[0007] 步骤S20,分别对所述功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分,并对各脑区进行特征降维,获得降维后的功能磁共振影像组;

[0008] 步骤S30,基于所述降维后的功能磁共振影像组以及其中各功能磁共振影像的时间序列,构建脑区-时序特征矩阵;

[0009] 步骤S40,基于所述脑区-时序特征矩阵构建动态功能连接矩阵;

[0010] 步骤S50,基于训练好的预测模型,依据所述动态功能连接矩阵,获得预测脑龄并输出;所述预测模型为基于图卷积循环神经网络构建的用于预测动态功能连接矩阵对应的被测对象的脑龄的网络。

[0011] 在一些优选的实施例中,步骤S20中“分别对所述功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分,并对各脑区进行特征降维”,其步骤为:

[0012] 步骤S21,采用脑模板分别对所述功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分;

[0013] 步骤S22,对划分后得到的每个脑区图像,计算其图像中像素的平均值作为该脑区的特征值,获得降维后的功能磁共振影像组。

[0014] 在一些优选的实施例中,所述脑区-时序特征矩阵为 $T \times n$ 的二维矩阵;

[0015] 其中, $n$ 为所划分的脑区的总数, $T$ 为每个被测对象功能磁共振影像组中影像序列的总数。

[0016] 在一些优选的实施例中,所述动态功能连接矩阵为一个 $M \times n \times n$ 的三维矩阵,该矩阵中的元素表示为 $(m, Q_{ij})$ ;

[0017] 其中, $n$ 为所划分的脑区的总数; $M = \frac{T-W}{l} + 1$ ,为动态功能连接矩阵的总数, $T$ 为每个被测对象功能磁共振影像组中影像序列的总数, $W$ 为动态功能连接矩阵的生成采用的滑动窗的宽度, $l$ 为设定的滑动步长(默认设定为1); $(m, Q_{ij})$ 为第 $m$ 个功能连接矩阵中第 $i$ 个与第 $j$ 个脑区动态功能连接强度。

[0018] 在一些优选的实施例中,步骤S20中“分别对所述功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分,并对各脑区进行特征降维”之前,还设置有对功能磁共振影像去除噪声、增加信噪比的影像预处理步骤,其方法为:

[0019] 采用以下方法中的一种或多种分别处理功能磁共振影像组中每一个、影像:头动校正;层时间校正;标准化到蒙特利尔空间;回归去除六个方向上的头动参数和脑脊液信号以及它们的一阶导数;基于带宽滤波器进行滤波;采用高斯滤波核做平滑。

[0020] 本发明的另一方面,提出了一种基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测系统,包括获取模块、去噪模块、降维模块、脑区-时序特征矩阵模块、动态功能连接矩阵模块、预测模块、输出模块;

[0021] 所述获取模块,配置为获取被测对象的功能磁共振影像组;

[0022] 所述去噪模块,配置为对获取的功能磁共振影像组进行去噪、增加信噪比,获得去噪的功能磁共振影像组;

[0023] 所述降维模块,配置为分别对获取的功能磁共振影像组或去噪的功能磁共振影像组中每一个影像进行特征降维,获得降维后的功能磁共振影像组;

[0024] 所述脑区-时序特征矩阵模块,配置为基于降维后的功能磁共振影像组以及功能磁共振影像组中各功能磁共振影像的时间序列,构建脑区-时序特征矩阵;

[0025] 所述动态功能连接矩阵模块,配置为基于脑区-时序特征矩阵构建动态功能连接矩阵;

[0026] 所述预测模块,配置为基于训练好的预测模块,依据动态功能连接矩阵,获得预测脑龄;

[0027] 所述输出模块,配置为将获取的预测脑龄输出。

[0028] 在一些优选的实施例中,所述降维模块包括脑区划分模块、特征降维模块;

[0029] 所述脑区划分模块,配置为采用模板分别对获取的功能磁共振影像组或去噪的功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分;

[0030] 所述特征降维模块,配置为对脑区划分后得到的每个脑区图像,计算其图像中像素的平均值作为该脑区的特征值,获得降维后的功能磁共振影像组。

[0031] 本发明的第三方面,提出了一种存储装置,其中存储有多条程序,所述程序适于由处理器加载并执行以实现上述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法。

[0032] 本发明的第四方面,提出了一种处理装置,包括处理器、存储装置;所述处理器,适于执行各条程序;所述存储装置,适于存储多条程序;所述程序适于由处理器加载并执行以实现上述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法。

[0033] 本发明的有益效果:

[0034] (1) 本发明通过构建的动态功能连接特征矩阵,采用计算机快速便捷地实现了基于功能磁共振影像的婴幼儿脑龄预测。通过使用预定义的脑模版对进行预处理之后的功能磁共振数据进行时间序列信号提取,使用滑动窗方法生成动态功能连接矩阵;利用图卷积循环神经网络对动态功能连接矩阵进行脑龄预测模型建模,基于预测模型对新输入的被测对象的一组功能磁共振数据进行有效的脑龄预测。相比于现有的使用功能连接特征对脑龄进行回归预测的方法,本发明方法检测结果更加准确,实用性更高。

[0035] (2) 本发明中方法首次提出了一种图卷积循环神经网络算法,对使用脑网络组图谱进行降维后得到的动态功能连接矩阵进行建模,建立有效的功能磁共振预测模型,对被测对象的功能磁共振影像进行婴幼儿脑龄预测,判断婴幼儿大脑的发育程度与其实际年龄是否匹配,可以及时发现可能存在的脑发育迟缓现象,有助于辅助医师的临床决策。

## 附图说明

[0036] 通过阅读参照以下附图所作的对非限制性实施例所作的详细描述,本申请的其它特征、目的和优点将会变得更明显:

[0037] 图1是本发明基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法的流程示意图;

[0038] 图2是本发明基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法一种实施例的基于一个被测试对象样本训练示意图;

[0039] 图3是本发明基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法一种实施例的基于滑动窗的动态功能连接矩阵的生成方法示意图。

## 具体实施方式

[0040] 下面结合附图和实施例对本申请作进一步的详细说明。可以理解的是,此处所描述的具体实施例仅用于解释相关发明,而非对该发明的限定。另外还需要说明的是,为了便于描述,附图中仅示出了与有关发明相关的部分。

[0041] 需要说明的是,在不冲突的情况下,本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。下面将参考附图并结合实施例来详细说明本申请。

[0042] 本发明提供一种基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法,以对婴幼儿扫描的功能磁共振影像(fMRI,functional Magnetic Resonance Imaging)为基础,训练基于图卷积循环神经网络构建的用于预测动态功能连接矩阵对应的被测对象的脑龄的网络的预测模型。基于训练好的预测模型,依据获取的未知脑龄的被测对象的功能磁共振影像生成的动态功能连接矩阵,获取被测对象的预测脑龄。

[0043] 本发明的一种基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法,包括:

[0044] 步骤S10,获取被测对象的功能磁共振影像组;所述功能磁共振影像组包括多个功能磁共振影像;

[0045] 步骤S20,分别对所述功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分,并对各脑区进行特征降维,获得降维后的功能磁共振影像组;

[0046] 步骤S30,基于所述降维后的功能磁共振影像组以及其中各功能磁共振影像的时间序列,构建脑区-时序特征矩阵;

[0047] 步骤S40,基于所述脑区-时序特征矩阵构建动态功能连接矩阵;

[0048] 步骤S50,基于训练好的预测模型,依据所述动态功能连接矩阵,获得预测脑龄并输出;所述预测模型为基于图卷积循环神经网络构建的用于预测动态功能连接矩阵对应的被测对象的脑龄的网络。

[0049] 为了更清晰地对本发明基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法进行说明,下面结合图1对本发明方法实施例中各步骤展开详述。

[0050] 本发明一种实施例的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法,包括步骤S10-步骤S50,各步骤详细描述如下:

[0051] 步骤S10,获取被测对象的功能磁共振影像组;所述功能磁共振影像组包括多个功能磁共振影像。

[0052] 静息态功能磁共振成像是保持清醒的状态下的被测对象进行扫描,得到磁共振图像并进行研究,期间被测对象不需要完成特定任务。在本实施例中,对同一目标按照一定时间间隔采集多个脑部功能磁共振影像,构成功能磁共振影像组。

[0053] 步骤S20,分别对所述功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分,并对各脑区进行特征降维,获得降维后的功能磁共振影像组。

[0054] 所获取的原始的静息态功能磁共振影像(fMRI),包含较多噪声,为了达到更好的效果,还可以增加去噪步骤,以去除噪声、增加信噪比,可采用以下方法中的一种或多种分别处理功能磁共振影像组中每一个影像:

[0055] (1) 头动校正。

[0056] (2) 层时间校正。

[0057] (3) 标准化到蒙特利尔空间。本发明的一个优选的实施例中将磁共振影像中的每



个体素重采样成 $3\text{mm} \times 3\text{mm} \times 3\text{mm}$ 。

[0058] (4) 回归去除六个方向上的头动参数, 白质和脑脊液信号以及它们的一阶导数。

[0059] (5) 基于带宽滤波器进行滤波。本发明的一个优选的实施例中选择带宽 $0.01 \sim 0.15\text{Hz}$ 带宽的滤波器进行滤波。

[0060] (6) 采用高斯滤波核做平滑。本发明的一个优选的实施例中选择 $8\text{mm}$ 全宽半最大值高斯滤波核 (Full width at half maximum) 对影像做平滑处理。

[0061] 步骤S21, 采用脑模板分别对所述功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分。

[0062] 本发明一个优选的实施例采用的脑模板为脑网络组图谱, 通过脑网络图片分别对功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分。除了脑网络组图谱还可以使用其他脑模板, 比如独立成分分析法, 首先设定提取的独立成分个数, 独立成分分析后根据实际情况排除掉伪独立成分。

[0063] 步骤S22, 对划分后得到的每个脑区图像, 计算其图像中像素的平均值作为该脑区的特征值, 获得降维后的功能磁共振影像组。

[0064] 步骤S30, 基于所述降维后的功能磁共振影像组以及其中各功能磁共振影像的时间序列, 构建脑区-时序特征矩阵。

[0065] 构建的脑区-时序特征矩阵为 $T \times n$ 的二维矩阵。

[0066] 其中,  $n$ 为所划分的脑区的总数,  $T$ 为每个被测对象功能磁共振影像组中影像序列的总数。

[0067] 步骤S40, 基于所述脑区-时序特征矩阵构建动态功能连接矩阵。

[0068] 构建的动态功能连接矩阵为一个 $M \times n \times n$ 的三维矩阵, 该矩阵中的元素表示为 $(m, Q_{ij})$ 。

[0069] 其中,  $n$ 为所划分的脑区的总数;  $M = \frac{T-W}{l} + 1$ , 为动态功能连接矩阵的总数,  $T$ 为每个被测对象功能磁共振影像组中影像序列的总数,  $W$ 为动态功能连接矩阵的生成采用的滑动窗的宽度,  $l$ 为设定的滑动步长 (默认设定为1);  $(m, Q_{ij})$  为第 $m$ 个功能连接矩阵中第 $i$ 个与第 $j$ 个脑区动态功能连接强度。

[0070] 本发明一个优选的实施例使用滑动窗来进行动态功能连接矩阵的生成, 如图3所示, 为本发明基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法一种实施例的基于滑动窗的动态功能连接矩阵的生成方法示意图, 在获取到的脑区-时序特征的基础上, 选取长度为 $W$ 的窗宽, 滑动的步长为1, 得到 $T-W+1$ 个 $W \times n$ 时间序列, 其中 $n$ 为脑图谱定义脑区的总数,  $M = T-W+1$ 。依次计算每个 $W \times n$ 脑区-时序特征矩阵的相关系数矩阵, 得到每个时间点上大脑各个脑区之间的功能连接矩阵。记作 $F = [Q_1, Q_2, \dots, Q_M]$ , 其中 $Q$ 是 $n \times n$ 的功能连接矩阵。至此, 完成一个样本的动态功能连接矩阵的构建。

[0071] 步骤S50, 基于训练好的预测模型, 依据所述动态功能连接矩阵, 获得预测脑龄并输出; 所述预测模型为基于图卷积循环神经网络构建的用于预测动态功能连接矩阵对应的被测对象的脑龄的网络。

[0072] 本发明优选实施例的预测模型采用图卷积循环神经网络模型 (GCLSTM, Graph-Convolutional Long Short-term Memory Network), 该模型主要分为两部分, 第一部分是图卷积网络; 第二部分是循环神经网络。对于输入的动态功能连接矩阵, 首先通过图卷积网

络提取特征,然后输入到循环神经网络进行预测。在模型优化过程中,需要从训练数据中抽出部分数据作为模型训练的监督数据,用来测试模型的性能是否持续提升(即是收敛)。当模型分类性能不再提升时,将模型保存下来。如图2所示,为本发明基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法一种实施例的基于一个被测试对象样本训练示意图,如图2左侧所示,卷积核分为三种,分别是“边对边”卷积核,“边到点”卷积核和“点到图”卷积核:

[0073] “边对边”卷积操作如式(1)所示:

$$A_{i,j}^{l+1} = \sum_{m=1}^{M^l} \sum_{k=1}^{|\Omega|} r_k^{l,m} A_{i,k}^{l,m} + c_k^{l,m} A_{k,j}^{l,m} \quad \text{式(1)}$$

[0075] 其中,  $A_{i,j}^{l+1}$  为“边到边”卷积操作的输出;  $l$  表示网络的第  $l$  层;  $m$  表示卷积操作后的第  $m$  个特征映射(feature map);  $A_{i,j}^{l,m} \in R^{|\Omega| \times |\Omega|}$  表示第  $l$  层第  $m$  个特征映射,  $i$  为沿水平方向的第  $i$  个节点,  $j$  为沿垂直方向的第  $j$  个节点;  $r_k^{l,m}$  表示第  $l$  层水平方向针对第  $m$  个特征映射的卷积核权重;  $c_k^{l,m}$  表示第  $l$  层垂直方向针对第  $m$  个特征映射的卷积核权重;  $k$  表示水平方向卷积核与垂直方向卷积核的交叉点。

[0076] “边到点”卷积操作如式(2)所示:

$$a_i^{l+1,n} = \sum_{m=1}^{M^l} \sum_{k=1}^{|\Omega|} r_k^{l,m,n} A_{i,k}^{l,m} + c_k^{l,m,n} A_{k,i}^{l,m} \quad \text{式(2)}$$

[0078] 其中,  $a_i^{l+1,n}$  为“边到点”卷积操作的输出;  $A_{i,j}^{l,m} \in R^{|\Omega| \times |\Omega|}$  是一个  $n \times n$  的矩阵,  $c^{l,m}, r^{l,m} = w^{l,m} \in R^{2|\Omega|}$  代表第  $l$  层的第  $m$  个滤波器权重。

[0079] “点到图”卷积操作如式(3)所示:

$$a^{l+1,n} = \sum_{m=1}^{M^l} \sum_{i=1}^{|\Omega|} w_i^{l,m,n} a_i^{l,m} \quad \text{式(3)}$$

[0081] 其中,  $a_i^{l+1}$  是“点到图”卷积操作的输出;  $a_i^{l,m} \in R^{|\Omega|}$  是  $n \times 1$  的向量,  $w^{l,m} \in R^{|\Omega|}$  代表第  $l$  层的第  $m$  个滤波器权重。

[0082] 如图2右侧所示,为预测模型的循环网络部分,本发明优选的实施例中采用长短期记忆网络(LSTM, Long-Short Term Memory)作为预测模型的循环网络,依次接受图卷积神经网络的输出特征作为每个时刻的输入,长短期记忆网络最后连接全连接层进行脑龄预测。

[0083] 下面结合实例对本发明中脑龄预测模型的训练及测试进行说明。该实例中,对样本功能磁共振影像组的可以采用步骤S20-S40的步骤进行处理。

[0084] 步骤B10,获取200名被测对象的功能磁共振影像组及他们的实际年龄(以天为单位)。

[0085] 每个被测对象的各功能磁共振影像组中每一个影像经过统计参数映射(SPM, Statistical Parameter Mapping)专业处理软件进行去噪处理,包括:头动校正;层时间校

正;空间标准化;数据平滑处理;剔除每个被测对象的功能磁共振影像组中前5个功能磁共振影像;剩余影像经过时间延迟矫正和空间位移矫正,删除头动平移超过3mm或者旋转超过 $3^{\circ}$ 的影像;数据重采样为 $3\text{mm} \times 3\text{mm} \times 3\text{mm}$ 体素,经过带宽滤波为0.01-0.15HZ,使用8mm的全宽半最大值高斯滤波核进行空间平滑。

[0086] 步骤B20,分别对获取的功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分,并对各脑区进行特征降维,获得降维后的功能磁共振影像组。

[0087] 本发明对预测模型的训练中使用脑网络组图谱对每个被测对象的各功能磁共振影像进行特征降维,脑网络组图谱定义了246个脑区及其范围,并对每个被试的各功能磁共振图像分别计算各脑区所有像素的平均值作为该脑区的特征值。

[0088] 步骤B30,基于降维后的功能磁共振影像组以及其中各功能磁共振影像的时间序列,构建脑区-时序特征矩阵。

[0089] 对于每个被测对象得到一个 $[170 \times 246]$ 的二维矩阵,该矩阵中脑图谱定义脑区的总数为246个,被测对象功能磁共振影像的总数为170幅。

[0090] 步骤B40,基于脑区-时序特征矩阵构建动态功能连接矩阵。

[0091] 选择宽度为 $W=30$ 的窗宽用于构建动态功能连接矩阵,滑动步长设为1,共得到 $170-30+1=141$ 个功能连接矩阵,构建的动态功能连接矩阵为:

[0092]  $F=[Q_1, Q_2, \dots, Q_{141}]$

[0093] 其中,该矩阵中各行表示各功能磁共振影像下各脑区的特征值,本示例中有200个样本,共有200列,每个被试含有141个功能连接矩阵,每个被试有246个脑区,Q是 $246 \times 246$ 的矩阵。

[0094] 步骤B50,将获取的200个样本分割成两部分,一部分作为训练集,另一部分作为测试集。模型的输入是每个样本的 $[141 \times 246 \times 246]$ 的矩阵,图卷积神经网络采用的是长短期记忆网络(LSTM, Long-Short Term Memory),内部隐含层节点为32,初始学习率设置为0.001并在训练过程中逐渐递减。模型的输出是样本的预测标签。在模型训练过程中,通过使用训练样本的真实样本标签与预测标签的误差来进行网络的迭代优化。在每次迭代完成后,将验证集输入模型以检测模型的判别性能是否在持续提升。当模型的性能不再提升时,停止训练并保存模型及其参数,获得训练好的预测模型。

[0095] 本发明第二实施例的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测系统,包括获取模块、去噪模块、降维模块、脑区-时序特征矩阵模块、动态功能连接矩阵模块、预测模块、输出模块;

[0096] 所述获取模块,配置为获取被测对象的功能磁共振影像组;

[0097] 所述去噪模块,配置为对获取的功能磁共振影像组进行去噪、增加信噪比,获得去噪的功能磁共振影像组;

[0098] 所述降维模块,配置为分别对获取的功能磁共振影像组或去噪的功能磁共振影像组中每一个影像进行特征降维,获得降维后的功能磁共振影像组;

[0099] 所述脑区-时序特征矩阵模块,配置为基于降维后的功能磁共振影像组以及功能磁共振影像组中各功能磁共振影像的时间序列,构建脑区-时序特征矩阵;

[0100] 所述动态功能连接矩阵模块,配置为基于脑区-时序特征矩阵构建动态功能连接矩阵;

[0101] 所述预测模块,配置为基于训练好的预测模块,依据动态功能连接矩阵,获得预测脑龄;

[0102] 所述输出模块,配置为将获取的预测脑龄输出;

[0103] 其中,所述降维模块包括脑区划分模块、特征降维模块;

[0104] 所述脑区划分模块,配置为采用模板分别对获取的功能磁共振影像组或去噪的功能磁共振影像组中每一个影像进行脑区划分;

[0105] 所述特征降维模块,配置为对脑区划分后得到的每个脑区图像,计算其图像中像素的平均值作为该脑区的特征值,获得降维后的功能磁共振影像组。

[0106] 所属技术领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统的具体工作过程及有关说明,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0107] 需要说明的是,上述实施例提供的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测系统,仅以上述各功能模块的划分进行举例说明,在实际应用中,可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块来完成,即将本发明实施例中的模块或者步骤再分解或者组合,例如,上述实施例的模块可以合并为一个模块,也可以进一步拆分成多个子模块,以完成以上描述的全部或者部分功能。对于本发明实施例中涉及的模块、步骤的名称,仅仅是为了区分各个模块或者步骤,不视为对本发明的不当限定。

[0108] 本发明第三实施例的一种存储装置,其中存储有多条程序,所述程序适于由处理器加载并执行以实现上述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法。

[0109] 本发明第四实施例的一种处理装置,包括处理器、存储装置;处理器,适于执行各条程序;存储装置,适于存储多条程序;所述程序适于由处理器加载并执行以实现上述的基于静息态功能磁共振影像的婴儿脑龄预测方法。

[0110] 所属技术领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的存储装置、处理装置的具体工作过程及有关说明,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0111] 本领域技术人员应该能够意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的模块、方法步骤,能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实现,软件模块、方法步骤对应的程序可以置于随机存储器(RAM)、内存、只读存储器(ROM)、电可编程ROM、电可擦除可编程ROM、寄存器、硬盘、可移动磁盘、CD-ROM、或技术领域内所公知的任意其它形式的存储介质中。为了清楚地说明电子硬件和软件的可互换性,在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以电子硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。本领域技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

[0112] 术语“包括”或者任何其它类似用语旨在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者设备/装置不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其它要素,或者还包括这些过程、方法、物品或者设备/装置所固有的要素。

[0113] 至此,已经结合附图所示的优选实施方式描述了本发明的技术方案,但是,本领域技术人员容易理解的是,本发明的保护范围显然不局限于这些具体实施方式。在不偏离本发明的原理的前提下,本领域技术人员可以对相关技术特征作出等同的更改或替换,这些更改或替换之后的技术方案都将落入本发明的保护范围之内。

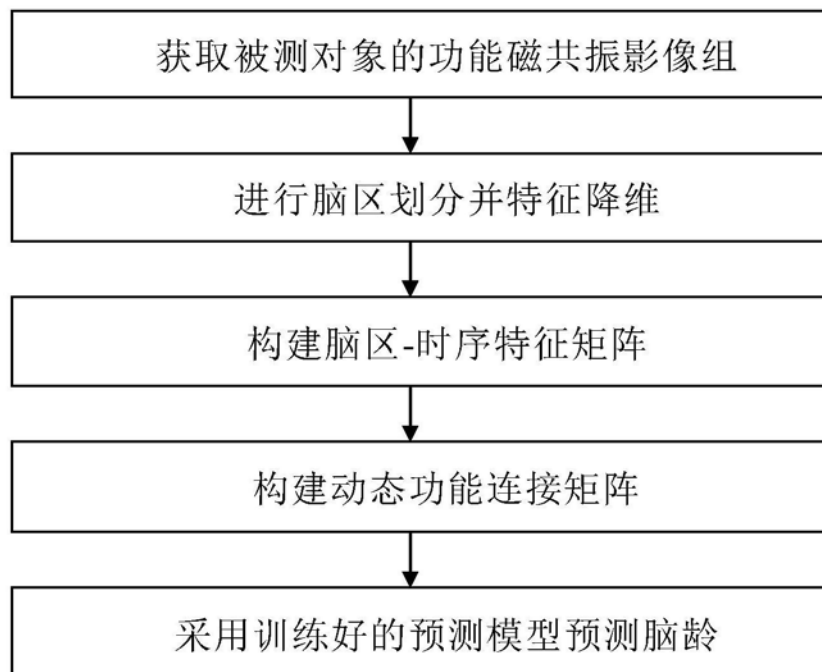


图1

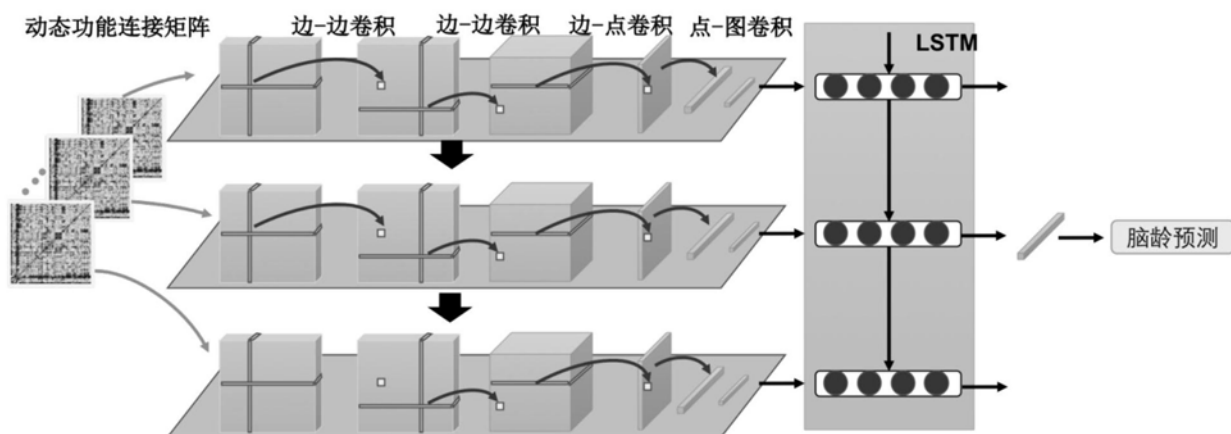


图2

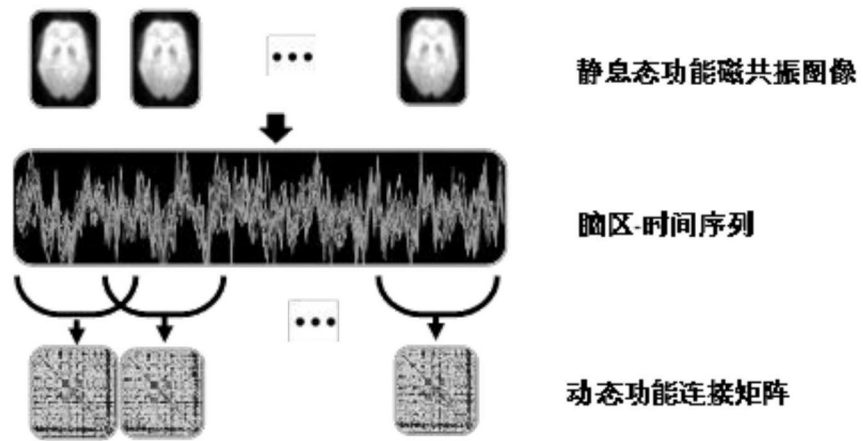


图3