



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115089112 B

(45) 授权公告日 2024.04.30

(21) 申请号 202210487286.5

(22) 申请日 2022.05.06

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 115089112 A

(43) 申请公布日 2022.09.23

(73) 专利权人 清华大学  
地址 100084 北京市海淀区清华园1号

(72) 发明人 徐枫 马靓笛 郭雨晨

(74) 专利代理机构 北京清亦华知识产权代理事  
务所(普通合伙) 11201  
专利代理师 黄德海

(51) Int. Cl.  
A61B 5/00 (2006.01)  
A61B 5/11 (2006.01)

(56) 对比文件

- AU 2019204376 B1, 2020.07.02
- CN 101299964 A, 2008.11.05
- CN 110600053 A, 2019.12.20
- CN 111028863 A, 2020.04.17
- CN 111627567 A, 2020.09.04
- CN 112120790 A, 2020.12.25
- CN 113331844 A, 2021.09.03
- CN 113598711 A, 2021.11.05
- CN 113974612 A, 2022.01.28
- CN 114010173 A, 2022.02.08
- CN 114224343 A, 2022.03.25
- CN 212939675 U, 2021.04.13
- RU 2721465 C1, 2020.05.19
- US 2007299360 A1, 2007.12.27

审查员 秦书云

权利要求书1页 说明书9页 附图2页

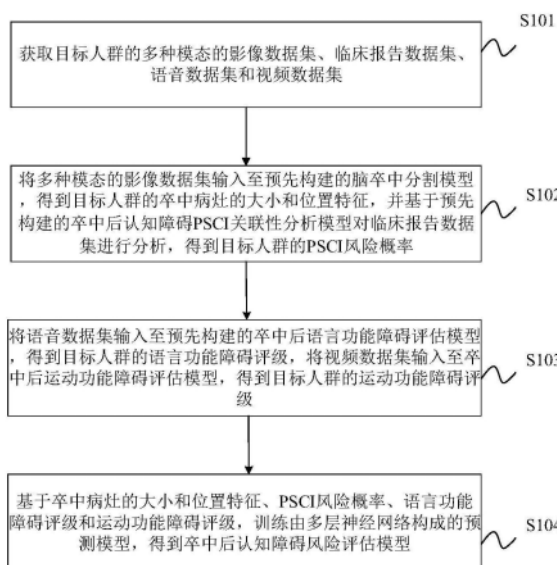
(54) 发明名称

卒中后认知障碍风险评估模型建立方法、装置及电子设备

(57) 摘要

本申请涉及一种卒中后认知障碍风险评估模型建立方法、装置及电子设备,其中,方法包括:获取目标人群的多种模态的相关数据集,并输入至预先构建的脑卒中分割模型,得到目标人群的卒中病灶的大小和位置特征,并基于预先构建的卒中后认知障碍PSCI关联性分析模型对临床报告数据集进行分析,得到目标人群的PSCI风险概率,将语音数据集输入至预先构建的卒中后语言功能障碍评估模型,得到目标人群的语言功能障碍评级,将视频数据集输入至卒中后运动功能障碍评估模型,得到目标人群的运动功能障碍评级,并基于得到的相关评级结果,训练由多层神经网络构成的预测模型,得到卒中后认知障碍风险评估模型。由此,卒中后认知障碍实现了更准确的评估。

CN 115089112 B



1. 一种卒中后认知障碍风险评估模型建立装置,其特征在于,包括:

采集模块,用于获取目标人群的多种模态的影像数据集、临床报告数据集、语音数据集和视频数据集;

风险分析模块,用于将所述多种模态的影像数据集输入至预先构建的脑卒中分割模型,得到所述目标人群的卒中病灶的大小和位置特征,并基于预先构建的卒中后认知障碍PSCI关联性分析模型对所述临床报告数据集进行分析,得到所述目标人群的PSCI风险概率;

评级模块,用于将所述语音数据集输入至预先构建的卒中后语言功能障碍评估模型,得到所述目标人群的语言功能障碍评级,将所述视频数据集输入至卒中后运动功能障碍评估模型,得到所述目标人群的运动功能障碍评级;以及

生成模块,用于基于所述卒中病灶的大小和位置特征、所述PSCI风险概率、所述语言功能障碍评级和所述运动功能障碍评级,训练由多层神经网络构成的预测模型,得到卒中后认知障碍风险评估模型;

其中,在将所述多种模态的影像数据集输入至预先构建的脑卒中分割模型之前,所述风险分析模块,具体用于:

利用医学图像配准方法对所述多种模态的影像数据集配准,得到配准后的多种模态的影像数据集;

基于所述配准后的多种模态的影像数据集和对应的诊断结果,训练预设的卷积神经网络,生成所述脑卒中分割模型;

在基于所述卒中后认知障碍PSCI关联性分析模型对所述临床报告数据集进行分析之前,所述风险分析模块,还用于:

利用自然语言处理算法,从所述临床报告数据集中学习人口学特征、临床因素与卒中后认知障碍的关联性;

根据所述关联性构建所述PSCI关联性分析模型;

在将所述视频数据集输入至所述卒中后运动功能障碍评估模型之前,所述评级模块,还用于:

利用神经网络和频谱分析技术,从所述视频数据集中提取人体关节运动;

基于所述人体关节运动,计算关节坐标的包络面得到人体运动振幅,并使用小波变换拟合所述人体运动振幅,得到关节震颤的频率;

基于所述人体运动振幅和所述关节震颤的频率,构建所述卒中后运动功能障碍评估模型。

## 卒中后认知障碍风险评估模型建立方法、装置及电子设备

### 技术领域

[0001] 本申请涉及风险评估技术领域,特别涉及一种卒中后认知障碍风险评估模型建立方法、装置及电子设备。

### 背景技术

[0002] 脑卒中是城镇居民致死致残的首要原因,部分卒中患者会持续经历卒中后认知障碍(Post-stroke Cognitive Impairment,PSCI),导致患者生活质量及生存时间受到严重影响,是造成我国脑卒中疾病负担重的重要原因之一。

[0003] 相关技术中,对PSCI的防治主要通过早期评估和干预,以预防PSCI的发生并延缓认知障碍的发展。目前广泛使用的PSCI诊断和评估方法主要是利用筛查量表,通过要求患者进行一系列演示,医生对照筛查量表对患者的各项功能进行打分,并结合卒中临床诊断结果,综合评估患者的认知障碍发展情况。

[0004] 然而,人为地分析卒中患者的临床诊断结果并计算相关诊断指标是一项十分耗费时间的任务,通过筛查量表进行评估PSCI,存在耗时短和覆盖全的矛盾,并且评估结果对医生的主观依赖性强,容易产生较大误差,亟待解决。

### 发明内容

[0005] 本申请提供一种卒中后认知障碍风险评估模型建立方法、装置、电子设备及存储介质,以解决相关技术通过筛查量表进行评估PSCI,存在耗时短和覆盖全的矛盾,并且评估结果对医生的主观依赖性强,容易产生较大误差等问题。

[0006] 本申请第一方面实施例提供一种卒中后认知障碍风险评估模型建立方法,包括以下步骤:

[0007] 获取目标人群的多种模态的影像数据集、临床报告数据集、语音数据集和视频数据集;

[0008] 将所述多种模态的影像数据集输入至预先构建的脑卒中分割模型,得到所述目标人群的卒中病灶的大小和位置特征,并基于预先构建的卒中后认知障碍PSCI关联性分析模型对所述临床报告数据集进行分析,得到所述目标人群的PSCI风险概率;

[0009] 将所述语音数据集输入至预先构建的卒中后语言功能障碍评估模型,得到所述目标人群的语言功能障碍评级,将所述视频数据集输入至卒中后运动功能障碍评估模型,得到所述目标人群的运动功能障碍评级;以及

[0010] 基于所述卒中病灶的大小和位置特征、所述PSCI风险概率、所述语言功能障碍评级和所述运动功能障碍评级,训练由多层神经网络构成的预测模型,得到卒中后认知障碍风险评估模型。

[0011] 可选地,在将所述多种模态的影像数据集输入至预先构建的脑卒中分割模型之前,还包括:

[0012] 利用医学图像配准方法对所述多种模态的影像数据集配准,得到配准后的多种模

态的影像数据集；

[0013] 基于所述配准后的多种模态的影像数据集和对应的诊断结果,训练预设的卷积神经网络,生成所述脑卒中分割模型。

[0014] 可选地,在基于所述卒中后认知障碍PSCI关联性分析模型对所述临床报告数据集进行分析之前,还包括:

[0015] 利用自然语言处理算法,从所述临床报告数据集中学习人口学特征、临床因素与卒中后认知障碍的关联性;

[0016] 根据所述关联性构建所述PSCI关联性分析模型。

[0017] 可选地,在将所述语音数据集输入至所述卒中后语言功能障碍评估模型之前,还包括:

[0018] 从所述语音数据集中提取与语言功能相关特征;

[0019] 基于所述与语言功能相关特征对循环神经网络进行训练,构建所述卒中后语言功能障碍评估模型。

[0020] 可选地,在将所述视频数据集输入至所述卒中后运动功能障碍评估模型之前,还包括:

[0021] 利用神经网络和频谱分析技术,从所述视频数据集中提取人体关节运动;

[0022] 基于所述人体关节运动,计算关节点坐标的包络面得到人体运动振幅,并使用小波变换拟合所述人体运动振幅,得到关节震颤的频率;

[0023] 基于所述人体运动振幅和所述关节震颤的频率,构建所述卒中后运动功能障碍评估模型。

[0024] 本申请第二方面实施例提供卒中后认知障碍风险评估模型建立装置,包括:

[0025] 采集模块,用于获取目标人群的多种模态的影像数据集、临床报告数据集、语音数据集和视频数据集;

[0026] 风险分析模块,用于将所述多种模态的影像数据集输入至预先构建的脑卒中分割模型,得到所述目标人群的卒中病灶的大小和位置特征,并基于预先构建的卒中后认知障碍PSCI关联性分析模型对所述临床报告数据集进行分析,得到所述目标人群的PSCI风险概率;

[0027] 评级模块,用于将所述语音数据集输入至预先构建的卒中后语言功能障碍评估模型,得到所述目标人群的语言功能障碍评级,将所述视频数据集输入至卒中后运动功能障碍评估模型,得到所述目标人群的运动功能障碍评级;以及

[0028] 生成模块,用于基于所述卒中病灶的大小和位置特征、所述PSCI风险概率、所述语言功能障碍评级和所述运动功能障碍评级,训练由多层神经网络构成的预测模型,得到卒中后认知障碍风险评估模型。

[0029] 可选地,在将所述多种模态的影像数据集输入至预先构建的脑卒中分割模型之前,所述风险分析模块,具体用于:

[0030] 利用医学图像配准方法对所述多种模态的影像数据集配准,得到配准后的多种模态的影像数据集;

[0031] 基于所述配准后的多种模态的影像数据集和对应的诊断结果,训练预设的卷积神经网络,生成所述脑卒中分割模型。

[0032] 可选地,在基于所述卒中后认知障碍PSCI关联性分析模型对所述临床报告数据集进行分析之前,所述风险分析模块,还用于:

[0033] 利用自然语言处理算法,从所述临床报告数据集中学习人口学特征、临床因素与卒中后认知障碍的关联性;

[0034] 根据所述关联性构建所述PSCI关联性分析模型。

[0035] 可选地,在将所述语音数据集输入至所述卒中后语言功能障碍评估模型之前,所述评级模块,具体用于:

[0036] 从所述语音数据集中提取与语言功能相关特征;

[0037] 基于所述与语言功能相关特征对循环神经网络进行训练,构建所述卒中后语言功能障碍评估模型。

[0038] 可选地,在将所述视频数据集输入至所述卒中后运动功能障碍评估模型之前,所述评级模块,还用于:

[0039] 利用神经网络和频谱分析技术,从所述视频数据集中提取人体关节运动;

[0040] 基于所述人体关节运动,计算关节坐标的包络面得到人体运动振幅,并使用小波变换拟合所述人体运动振幅,得到关节震颤的频率;

[0041] 基于所述人体运动振幅和所述关节震颤的频率,构建所述卒中后运动功能障碍评估模型。

[0042] 本申请第三方面实施例提供一种电子设备,包括:存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序,以实现如上述实施例所述的卒中后认知障碍风险评估模型建立方法。

[0043] 本申请第四方面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,该程序被处理器执行,以用于实现如上述实施例所述的卒中后认知障碍风险评估模型建立方法。

[0044] 由此,本申请实施例的卒中后认知障碍风险评估模型建立方法具有以下优点。

[0045] (1) 本申请实施例利用多种不同模态的数据,不同数据之间可以起到相互补充相互促进的作用。

[0046] (2) 本申请实施例能够利用多种不同模态的数据提取更丰富的特征表示,提高模型的准确性和鲁棒性。

[0047] (3) 本申请实施例利用不同模态数据和多种神经网络技术,自动化实现卒中后认知障碍评级和风险预测,避免人工诊断的主观性。

[0048] 本申请附加的方面和优点将在下面的描述中部分给出,部分将从下面的描述中变得明显,或通过本申请的实践了解到。

## 附图说明

[0049] 本申请上述的和/或附加的方面和优点从下面结合附图对实施例的描述中将变得明显和容易理解,其中:

[0050] 图1为根据本申请实施例提供的卒中后认知障碍风险评估模型建立方法的流程图;

[0051] 图2为根据本申请实施例提供的卒中后认知障碍风险评估模型建立方法装置的方

框示例图；

[0052] 图3为根据本申请实施例提供的电子设备的示例图。

### 具体实施方式

[0053] 下面详细描述本申请的实施例,所述实施例的示例在附图中示出,其中自始至终相同或类似的标号表示相同或类似的元件或具有相同或类似功能的元件。下面通过参考附图描述的实施例是示例性的,旨在用于解释本申请,而不能理解为对本申请的限制。

[0054] 下面参考附图描述本申请实施例的卒中后认知障碍风险评估模型建立方法、装置、电子设备及存储介质。针对上述背景技术中心提到的相关技术通过筛查量表进行评估PSCI,存在耗时短和覆盖全的矛盾,并且评估结果对医生的主观依赖性强,容易产生较大误差的问题,本申请提供了一种卒中后认知障碍风险评估模型建立方法,在该方法中,利用Transformer(预训练模型)提取患者人口学特征、卒中相关特征以及PSCI相关危险因素,利用卷积神经网络实现卒中的诊断及卒中量化指标计算,利用循环神经网络评估患者的语言功能,利用频谱分析对患者视频中的异常动作进行识别与量化,并最终通过多任务学习策略实现认知障碍精准评级。

[0055] 在介绍本申请实施例的卒中后认知障碍风险评估模型建立方法之前,介绍一下卒中后认知障碍和相关技术。

[0056] 卒中后认知障碍(PSCI)是一种与卒中病变特性密切相关的持续性的认知功能受损,具有发病率高的特点,约有30%至80%的卒中患者会在发生卒中后3-6个月内持续经历卒中后认知障碍,导致患者生活质量及生存时间受到严重影响。

[0057] 卒中的诊断以及卒中相关的各项量化指标的计算(例如缺血容积、出血容积等)都离不开各种各样的医学影像辅助,包括CT(Computed Tomography,电子计算机断层扫描)、MR(Magnetic Resonance,磁共振检查)等。筛查量表中的大多数评估内容需要对患者的语音、行为进行记录和分析,因此,如果能够同时利用患者的影像、临床报告、语音记录以及视频记录,采用自动化的方法综合分析上述多种模态的数据,开发基于多模数据的自动化卒中后认知障碍风险评估系统,则能为现代化卒中诊疗过程提供强有力的辅助。

[0058] 并且,深度学习技术在近年来飞速发展,并在各领域得到了广泛使用。其中,基于Transformer的自然语言处理方法能够有效分析大规模文本数据,适用于对临床文本数据进行解析,提取关键信息;基于卷积神经网络的医学图像处理方法能够对脑部神经影像进行高效特征提取,辅助卒中诊断与相关量化指标的计算;基于循环神经网络的语音识别技术和频谱分析方法能够精确分析和提取语音和视频数据中的关键信息,准确评估患者的语言、运动等各项功能。因此,通过将上述多种技术进行集成和融合,采用多任务深度学习的策略,可以构建基于多模数据的卒中后认知障碍风险评估模型。

[0059] 具体而言,图1为本申请实施例所提供的一种卒中后认知障碍风险评估模型建立方法的流程示意图。

[0060] 如图1所示,该卒中后认知障碍风险评估模型建立方法包括以下步骤:

[0061] 在步骤S101中,获取目标人群的多种模态的影像数据集、临床报告数据集、语音数据集和视频数据集。

[0062] 具体地,本申请实例使用3种不同模态(CT、MR、CTA(动脉血管的CT造影检查))的影

像数据集,临床报告数据集,包含语言功能障碍的语音数据集,以及包含运动功能障碍的视频数据集进行训练。

[0063] 在步骤S102中,将多种模态的影像数据集输入至预先构建的脑卒中分割模型,得到目标人群的卒中病灶的大小和位置特征,并基于预先构建的卒中后认知障碍PSCI关联性分析模型对临床报告数据集进行分析,得到目标人群的PSCI风险概率。

[0064] 可选地,在一些实施例中,在将多种模态的影像数据集输入至预先构建的脑卒中分割模型之前,还包括:利用医学图像配准方法对多种模态的影像数据集配准,得到配准后的多种模态的影像数据集;基于配准后的多种模态的影像数据集和对应的诊断结果,训练预设的卷积神经网络,生成脑卒中分割模型。

[0065] 其中,脑卒中分割模型可以使用卷积神经网络,基于大量不同模态的医学影像学卒中相关影像学特征来构建。可选地,在一些实施例中,在基于卒中后认知障碍PSCI关联性分析模型对临床报告数据集进行分析之前,还包括:利用自然语言处理算法,从临床报告数据集中学习人口学特征、临床因素与卒中后认知障碍的关联性;根据关联性构建PSCI关联性分析模型。

[0066] 其中,PSCI关联性分析模型可以利用BERT(Bidirectional Encoder Representation from Transformers,预训练的语言表征模型)算法,从大量临床诊断报告中学习人口学特征、临床因素与卒中后认知障碍的关联性,构建出基于临床因素分析的PSCI关联性分析模型。

[0067] 具体地,本申请实施例需要使用医学图像配准方法,将输入不同模态医学图像向模板对齐,从而获得不同脑区的分割结果。所有数据集图像数据经过配准后,和对应的诊断结果一起来训练由卷积神经网络构成的图像分割模型,得到卒中病灶的大小和位置特征。图像分割模型包含编码器和解码器模块,其中编码器包含3路,分别对应3种不同的图像模态,将图像映射到同一空间中的低维图像特征;解码器将低维图像特征解码为原始图像。为了使得不同模态的医学影像映射到同一低维特征空间,使用对抗学习策略,设置一个判别器来判断低维特征属于哪一个模态,促使编码器编码不同模态图像到相同特征空间。

[0068] 本申请实施例还需要使用自然语言处理方法,使用临床报告数据集中的文本数据训练一个PSCI关联性分析模型,获取报告中与PSCI关联性高的特征。PSCI关联性分析模型包含一个由双向Transformer结构组成的编码器模块以及一个由多层神经网络组成的分类器,编码器模块将输入的文本数据分割为一组词向量,并将词向量映射到高维特征空间中,生成能融合文本中的左右上下文信息的深层双向语言表征。分类器通过监督学习的方式以前述生成的语言表征作为输入,学习表征与PSCI分级结果之间映射关系,最终得到根据文本数据预测的PSCI风险概率。

[0069] 在步骤S103中,将语音数据集输入至预先构建的卒中后语言功能障碍评估模型,得到目标人群的语言功能障碍评级,将视频数据集输入至卒中后运动功能障碍评估模型,得到目标人群的运动功能障碍评级。可选地,在一些实施例中,在将语音数据集输入至卒中后语言功能障碍评估模型之前,还包括:从语音数据集中提取与语言功能相关特征;基于与语言功能相关特征对循环神经网络进行训练,构建卒中后语言功能障碍评估模型。

[0070] 其中,卒中后语言功能障碍评估模型可以利用LSTM(Long Short-Term Memory,时间循环神经网络)算法,从大量卒中患者的语音录音中学习语言功能相关特征来构建。

[0071] 可选地,在一些实施例中,在将视频数据集输入至卒中后运动功能障碍评估模型之前,还包括:利用神经网络和频谱分析技术,从视频数据集中提取人体关节运动;基于人体关节运动,计算关节坐标的包络面得到人体运动振幅,并使用小波变换拟合人体运动振幅,得到关节震颤的频率;基于人体运动振幅和关节震颤的频率,构建卒中后运动功能障碍评估模型。

[0072] 其中,卒中后运动功能障碍评估模型可以通过频谱分析技术,从患者的视频中对PSCI筛查量表中的相关指标进行提取来实现。具体而言,本申请实施例使用语言功能障碍数据集训练一个由循环神经网络构成的语音特征分析和语言功能障碍评估模型,该模型输入一段由正常人或语言功能障碍患者录制的音频数据,利用循环神经网络进行特征提取,将一段音频数据映射到抽象特征空间中,再进一步利用神经网络学习抽象特征表示与是否患有语言功能障碍之间的映射关系,得到由音频数据分析产生的卒中后语言功能障碍评估结果。

[0073] 本申请实施例还利用神经网络和频谱分析技术,使用运动功能障碍数据集设计人体姿态估计模型,提取人体关节运动,然后计算关节坐标的包络面获得人体运动振幅,并使用小波变换拟合波形得到关节震颤的频率。最终根据震颤幅度和频率,参考量表对患者的运动功能障碍进行自动化评级。

[0074] 在步骤S104中,基于卒中病灶的大小和位置特征、PSCI风险概率、语言功能障碍评级和运动功能障碍评级,训练由多层神经网络构成的预测模型,得到卒中后认知障碍风险评估模型。

[0075] 其中,卒中后认知障碍风险评估模型可以利用神经网络的多层特征提取能力,根据前述获取的多项特征和指标,提取完整的卒中后认知障碍特征表示来实现精准构建。

[0076] 具体地,本申请实施例将多任务的结果进行综合,用于训练一个由多层神经网络构成的PSCI预测模型。PSCI预测模型输入采用到的卒中位置与大小特征、基于临床报告预测的PSCI风险概率、基于音频数据生成的语言功能障碍评级以及基于视频数据生成的运动功能障碍评级,利用神经网络的多层特征提取能力,学习前述多项指标与最终PSCI诊断分级间的映射关系,得到最终的基于多模数据的卒中后认知障碍风险评估模型。

[0077] 根据本申请实施例提出的卒中后认知障碍风险评估模型建立方法,利用Transformer提取患者人口学特征、卒中相关特征以及PSCI相关危险因素,利用卷积神经网络实现卒中的诊断及卒中量化指标计算,利用循环神经网络评估患者的语言功能,利用频谱分析对患者视频中的异常动作进行识别与量化,并最终通过多任务学习策略实现认知障碍精准评级。由此,解决相关技术通过筛查量表进行评估PSCI,存在耗时短和覆盖全的矛盾,并且评估结果对医生的主观依赖性强,容易产生较大误差等问题。

[0078] 其次参照附图描述根据本申请实施例提出的卒中后认知障碍风险评估模型建立装置。

[0079] 图2是本申请实施例的卒中后认知障碍风险评估模型建立装置的方框示意图。

[0080] 如图2所示,该卒中后认知障碍风险评估模型建立装置10包括:采集模块100、风险分析模块200、评级模块300和生成模块400。

[0081] 其中,采集模块100,用于获取目标人群的多种模态的影像数据集、临床报告数据集、语音数据集和视频数据集;

[0082] 风险分析模块200,用于将多种模态的影像数据集输入至预先构建的脑卒中分割模型,得到目标人群的卒中病灶的大小和位置特征,并基于预先构建的卒中后认知障碍PSCI关联性分析模型对临床报告数据集进行分析,得到目标人群的PSCI风险概率;

[0083] 评级模块300,用于将语音数据集输入至预先构建的卒中后语言功能障碍评估模型,得到目标人群的语言功能障碍评级,将视频数据集输入至卒中后运动功能障碍评估模型,得到目标人群的运动功能障碍评级;以及

[0084] 生成模块400,用于基于卒中病灶的大小和位置特征、PSCI风险概率、语言功能障碍评级和运动功能障碍评级,训练由多层神经网络构成的预测模型,得到卒中后认知障碍风险评估模型。

[0085] 可选地,在一些实施例中,在将多种模态的影像数据集输入至预先构建的脑卒中分割模型之前,评级模块300,具体用于:

[0086] 利用医学图像配准方法对多种模态的影像数据集配准,得到配准后的多种模态的影像数据集;

[0087] 基于配准后的多种模态的影像数据集和对应的诊断结果,训练预设的卷积神经网络,生成脑卒中分割模型。

[0088] 可选地,在一些实施例中,在基于卒中后认知障碍PSCI关联性分析模型对临床报告数据集进行分析之前,风险分析模块200,具体用于:

[0089] 利用自然语言处理算法,从临床报告数据集中学习人口学特征、临床因素与卒中后认知障碍的关联性;

[0090] 根据关联性构建PSCI关联性分析模型。

[0091] 可选地,在一些实施例中,在将语音数据集输入至卒中后语言功能障碍评估模型之前,评级模块300,具体用于:

[0092] 从语音数据集中提取与语言功能相关特征;

[0093] 基于与语言功能相关特征对循环神经网络进行训练,构建卒中后语言功能障碍评估模型。

[0094] 可选地,在一些实施例中,在将视频数据集输入至卒中后运动功能障碍评估模型之前,评级模块300,还用于:

[0095] 利用神经网络和频谱分析技术,从视频数据集中提取人体关节运动;

[0096] 基于人体关节运动,计算关节坐标的包络面得到人体运动振幅,并使用小波变换拟合人体运动振幅,得到关节震颤的频率;

[0097] 基于人体运动振幅和关节震颤的频率,构建卒中后运动功能障碍评估模型。

[0098] 需要说明的是,前述对卒中后认知障碍风险评估模型建立方法实施例的解释说明也适用于该实施例的卒中后认知障碍风险评估模型建立装置,此处不再赘述。

[0099] 根据本申请实施例提出的卒中后认知障碍风险评估模型建立装置,利用Transformer提取患者人口学特征、卒中相关特征以及PSCI相关危险因素,利用卷积神经网络实现卒中的诊断及卒中量化指标计算,利用循环神经网络评估患者的语言功能,利用频谱分析对患者视频中的异常动作进行识别与量化,并最终通过多任务学习策略实现认知障碍精准评级。由此,解决相关技术通过筛查量表进行评估PSCI,存在耗时短和覆盖全的矛盾,并且评估结果对医生的主观依赖性强,容易产生较大误差等问题。

- [0100] 图3为本申请实施例提供的电子设备的结构示意图。该电子设备可以包括：
- [0101] 存储器301、处理器302及存储在存储器301上并可在处理器302上运行的计算机程序。
- [0102] 处理器302执行程序时实现上述实施例中提供的卒中后认知障碍风险评估模型建立方法。
- [0103] 进一步地,电子设备还包括：
- [0104] 通信接口303,用于存储器301和处理器302之间的通信。
- [0105] 存储器301,用于存放可在处理器302上运行的计算机程序。
- [0106] 存储器301可能包含高速RAM存储器,也可能还包括非易失性存储器(non-volatile memory),例如至少一个磁盘存储器。
- [0107] 如果存储器301、处理器302和通信接口303独立实现,则通信接口303、存储器301和处理器302可以通过总线相互连接并完成相互间的通信。总线可以是工业标准体系结构(Industry Standard Architecture,简称为ISA)总线、外部设备互连(Peripheral Component,简称为PCI)总线或扩展工业标准体系结构(Extended Industry Standard Architecture,简称为EISA)总线等。总线可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。为便于表示,图3中仅用一条粗线表示,但并不表示仅有一根总线或一种类型的总线。
- [0108] 可选的,在具体实现上,如果存储器301、处理器302及通信接口303,集成在一块芯片上实现,则存储器301、处理器302及通信接口303可以通过内部接口完成相互间的通信。
- [0109] 处理器302可能是一个中央处理器(Central Processing Unit,简称为CPU),或者是特定集成电路(Application Specific Integrated Circuit,简称为ASIC),或者是被配置成实施本申请实施例的一个或多个集成电路。
- [0110] 本申请实施例还提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如上的卒中后认知障碍风险评估模型建立方法。
- [0111] 在本说明书的描述中,参考术语“一个实施例”、“一些实施例”、“示例”、“具体示例”、或“一些示例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本申请的至少一个实施例或示例中。在本说明书中,对上述术语的示意性表述不必针对的是相同的实施例或示例。而且,描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任一个或N个实施例或示例中以合适的方式结合。此外,在不相互矛盾的情况下,本领域的技术人员可以将本说明书中描述的不同实施例或示例以及不同实施例或示例的特征进行结合和组合。
- [0112] 此外,术语“第一”、“第二”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”的特征可以明示或者隐含地包括至少一个该特征。在本申请的描述中,“N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。
- [0113] 流程图中或在此以其他方式描述的任何过程或方法描述可以被理解为,表示包括一个或更N个用于实现定制逻辑功能或过程的步骤的可执行指令的代码的模块、片段或部分,并且本申请的优选实施方式的范围包括另外的实现,其中可以不按所示出或讨论的顺序,包括根据所涉及的功能按基本同时的方式或按相反的顺序,来执行功能,这应被本申请的实施例所属技术领域的技术人员所理解。

[0114] 在流程图中表示或在此以其他方式描述的逻辑和/或步骤,例如,可以被认为是用于实现逻辑功能的可执行指令的定序列表,可以具体实现在任何计算机可读介质中,以供指令执行系统、装置或设备(如基于计算机的系统、包括处理器的系统或其他可以从指令执行系统、装置或设备取指令并执行指令的系统)使用,或结合这些指令执行系统、装置或设备而使用。就本说明书而言,“计算机可读介质”可以是任何可以包含、存储、通信、传播或传输程序以供指令执行系统、装置或设备或结合这些指令执行系统、装置或设备而使用的装置。计算机可读介质的更具体的示例(非穷尽性列表)包括以下:具有一个或N个布线的电连接部(电子装置),便携式计算机盘盒(磁装置),随机存取存储器(RAM),只读存储器(ROM),可擦除可编程只读存储器(EPROM或闪速存储器),光纤装置,以及便携式光盘只读存储器(CDROM)。另外,计算机可读介质甚至可以是可在其上打印所述程序的纸或其他合适的介质,因为可以例如通过对纸或其他介质进行光学扫描,接着进行编辑、解译或必要时以其他合适方式进行处理来以电子方式获得所述程序,然后将其存储在计算机存储器中。

[0115] 应当理解,本申请的各部分可以用硬件、软件、固件或它们的组合来实现。在上述实施方式中,N个步骤或方法可以用存储在存储器中且由合适的指令执行系统执行的软件或固件来实现。如,如果用硬件来实现和在另一实施方式中一样,可用本领域公知的下列技术中的任一项或他们的组合来实现:具有用于对数据信号实现逻辑功能的逻辑门电路的离散逻辑电路,具有合适的组合逻辑门电路的专用集成电路,可编程门阵列(PGA),现场可编程门阵列(FPGA)等。

[0116] 本技术领域的普通技术人员可以理解实现上述实施例方法携带的全部或部分步骤是可以通程序来指令相关的硬件完成,所述的程序可以存储于一种计算机可读存储介质中,该程序在执行时,包括方法实施例的步骤之一或其组合。

[0117] 此外,在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理模块中,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模块中。上述集成的模块既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能模块的形式实现。所述集成的模块如果以软件功能模块的形式实现并作为独立的产品销售或使用,也可以存储在一个计算机可读取存储介质中。

[0118] 上述提到的存储介质可以是只读存储器,磁盘或光盘等。尽管上面已经示出和描述了本申请的实施例,可以理解的是,上述实施例是示例性的,不能理解为对本申请的限制,本领域的普通技术人员在本申请的范围内可以对上述实施例进行变化、修改、替换和变型。

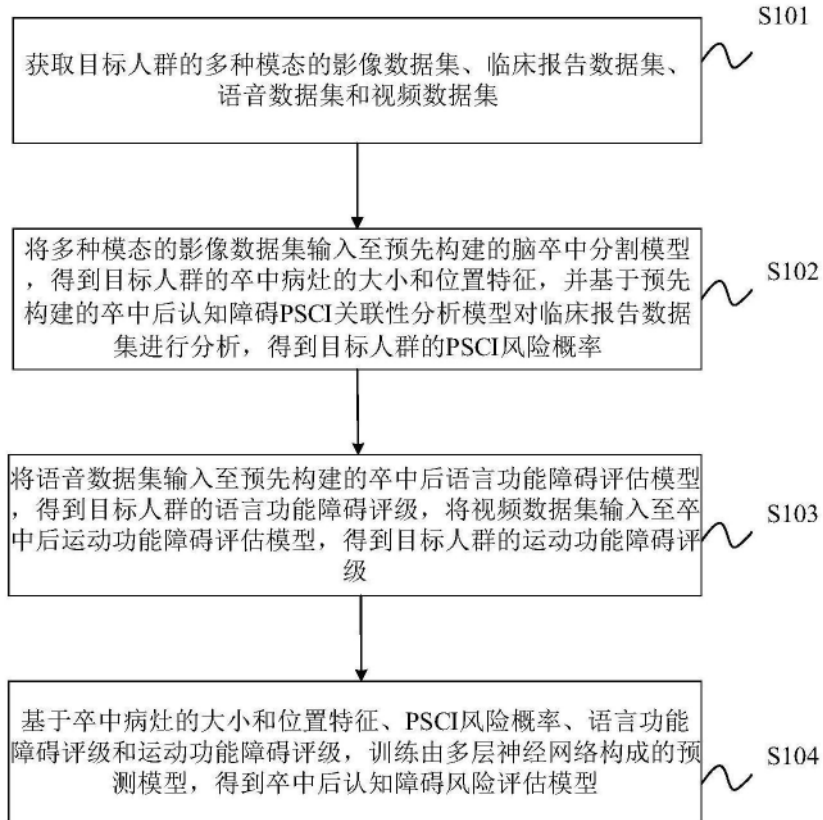


图1

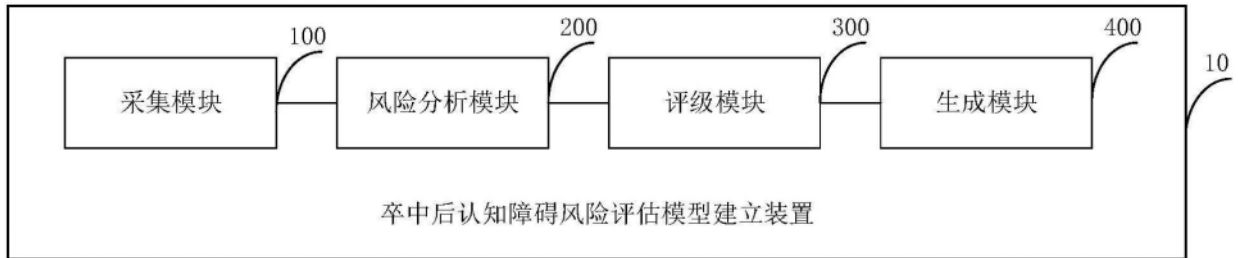


图2

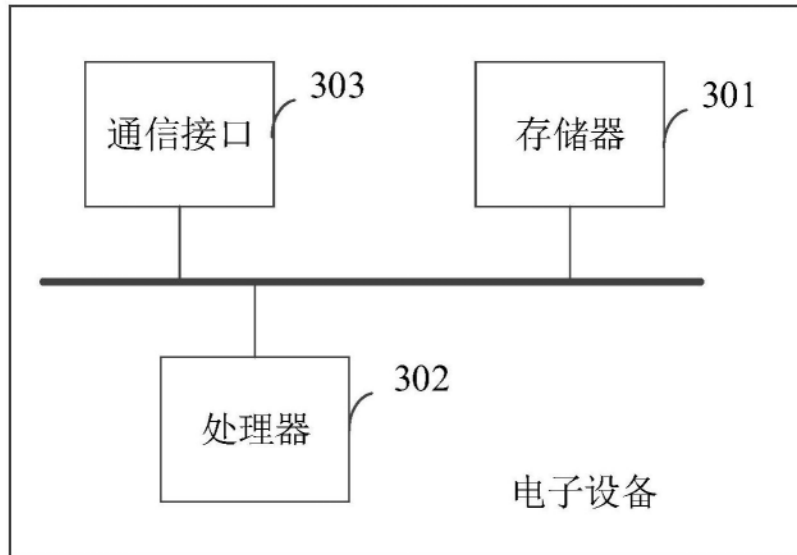


图3