



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107822628 A

(43)申请公布日 2018.03.23

(21)申请号 201711190253.X

(22)申请日 2017.11.24

(71)申请人 山东财经大学

地址 250014 山东省济南市二环东路7366号

(72)发明人 耿蕾蕾 孟宪静 张春云 聂秀山 尹义龙

(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 黄海丽

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

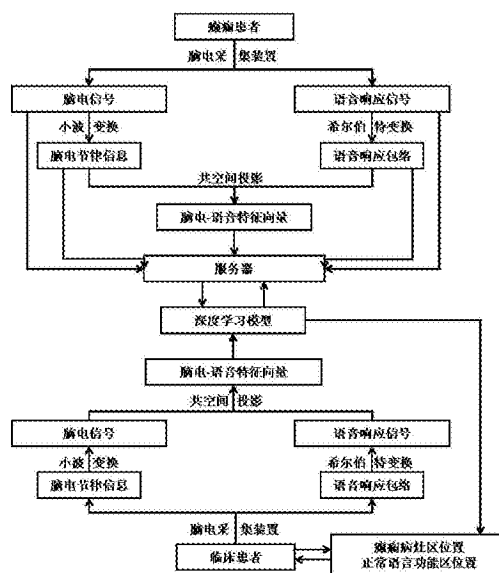
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

一种癫痫脑部病灶区自动定位装置及系统

(57)摘要

本发明涉及一种癫痫脑部病灶区自动定位装置及系统,装置包括:存储器、处理器以及存储在存储器上并在处理器上运行的计算机指令,所述计算机指令在处理器上运行时执行以下处理:接收样本用户按照设定方法获取的语音信号,以及相同时间段内的脑电信号;其中,样本用户的癫痫脑部病灶区位置为已知;基于所得到的语音信号和脑电信号,提取样本用户的语音-脑电融合特征集合;根据所述融合特征集合训练深度学习模型,采用训练完成的深度学习模型对测试用户进行癫痫脑部病灶区的自动定位。



1. 一种癫痫脑部病灶区自动定位装置, 其特征在于, 包括: 存储器、处理器以及存储在存储器上并在处理器上运行的计算机指令, 所述计算机指令在处理器上运行时执行以下处理:

接收样本用户按照设定方法获取的语音信号, 以及相同时间段内的脑电信号; 其中, 样本用户的癫痫脑部病灶区位置为已知;

基于所得到的语音信号和脑电信号, 提取样本用户的语音-脑电融合特征集合;

根据所述融合特征集合训练深度学习模型, 采用训练完成的深度学习模型对测试用户进行癫痫脑部病灶区的自动定位。

2. 根据权利要求1所述的装置, 其特征在于, 所述设定方法包括: 向样本用户下发指示信息, 指示信息包括多个单音节字符, 每个单音节字符持续时间M秒, 两两单音节字符的间隔时间任意设置, 每个单音节重复次数任意设置; 样本用户重复所述指示信息, 发出语音信号。

3. 根据权利要求2所述的装置, 其特征在于, 还包括对所述语音信号进行希尔伯特变换, 得到语音响应包络, 去除持续时间超过单音节字符持续时间N秒的语音响应包络, 基于所得到的语音响应包络提取样本用户的语音-脑电融合特征集合。

4. 根据权利要求1所述的装置, 其特征在于, 还包括对所述脑电信号进行小波变换, 得到脑电节律信息, 基于所得到的脑电节律信息提取样本用户的语音-脑电融合特征集合。

5. 根据权利要求4所述的装置, 其特征在于, 采用Daubechies正交小波基对所述脑电信号进行小波变换, 对脑电信号进行多尺度分解, 提取脑电节律信息。

6. 根据权利要求1所述的装置, 其特征在于, 基于所得到的语音信号、脑电信号, 提取样本用户的语音-脑电融合特征集合包括:

分别提取语音信号的语音特征向量, 以及脑电信号的脑电特征向量;

将所得到的语音特征向量与脑电特征向量由异构空间映射到同构空间中, 得到语音-脑电融合特征集合。

7. 根据权利要求1所述的装置, 其特征在于, 根据所述融合特征集合训练深度学习模型包括前向传播和反向传播:

前向传播包括将语音-脑电融合特征输入深度学习模型的第1层, 经过中间各隐含层的变换和映射, 直到输出层, 生成第一深度学习模型;

反向传播包括: 采用语音-脑电融合特征, 对第一深度学习模型的参数进行调优, 当调优后的参数满足设定要求后, 得到第二深度学习模型作为训练完成的深度学习模型。

8. 根据权利要求7所述的装置, 其特征在于, 所述第一深度学习模型中第i层的第j个特征矩阵 $X_{i,j}$ 如下式所示:

$$X_{i,j} = \mathcal{F} \left(\sum_{l \in M_j} X_{i-1,l} \times w_{i,j} + b_{i,j} \right)$$

式中: M_j 表示作为输入的前一层特征矩阵 $X_{i-1,j}$ 集合, $b_{i,j}$ 表示特征矩阵 $X_{i,j}$ 的偏置, $w_{i,j}$ 表示特征矩阵 $X_{i,j}$ 的一个权值。

9. 一种癫痫病灶区自动定位系统, 其特征在于, 包括:

指示装置: 用于向样本用户下发指示信息, 使样本用户根据指示信息发出语音信号, 其中, 样本用户的癫痫脑部病灶区位置为已知;

语音信号采集装置：用于获取用户按照指示装置发出的语音信号；

脑电信号采集装置：用于获取用户的脑电信号，其中脑电信号与语音信号具有相同的时间段；

以及权利要求1-8任一项所述的癫痫脑部病灶区自动定位装置，其中，语音信号采集装置、脑电信号采集装置分别与癫痫脑部病灶区自动定位装置采用有线或无线连接。

10. 根据权利要求9所述的系统，其特征在于，所述指示装置采用显示装置或语音装置。

一种癫痫脑部病灶区自动定位装置及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及一种癫痫脑部病灶区自动定位装置及系统。

背景技术

[0002] 癫痫是一种严重危害人类健康的常见脑部疾病,它极大地危害着人们的健康,严重时可导致人死亡。因此,癫痫病灶的精确定位对癫痫手术的成功具有举足轻重的意义,成为当前的研究热点。切除病灶作为控制癫痫病发作以及根治癫痫的有效措施,该手术成功的关键是术前癫痫病灶精确定位。脑电信号(EEG)包含了大量的生理与疾病信息,是脑神经细胞电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映。分析癫痫患者与健康人的脑电信号,可以更深入的认知癫痫疾病,并获得大量疾病信息。癫痫的神经外科手术所面临的一大难题是如何在切除病灶的同时不破坏正常脑功能区。由于语言功能区在大脑皮层中分布复杂,个体差异大,在手术规划时确定关键语言功能区显得尤为重要。在临床神经外科手术方案的制定中,医生需要考虑2个重要的因素,一方面要保证通过脑外科手术将癫痫病灶彻底切除,另一方面也要确保病人正常脑功能不受损伤。因此,癫痫外科术前的病灶区和语言功能区的精确定位就成为临床的关键技术性问题。

[0003] 癫痫病灶区定位中的脑电信号特征提取一直是一个困难的研究课题,不但在于其信号的非平稳性,还在于其信号波形的多样性。传统的癫痫脑电信号的特征提取方式,是基于癫痫脑电的时频分析,通过设计识别算法自动提取出与癫痫脑电相关的众多特征。但是,识别算法在对特征提取的过程中往往需要人为设计,提取的初始特征在表征癫痫脑电与正常脑电差异方面存在冗余或者不相关,因此,识别精度并不是很高。同时,传统手术依赖脑解剖形态学识别脑功能区,但是该方法受到病患个体化差异、解剖结构变形、空间分辨率差以及术者的主观判断等因素影响,使精确定位脑功能区存在困难。目前临床上用来进行脑功能定位的金标准,是Penfield等提出的皮层电刺激技术。但皮层电刺激存在很多不足:电刺激可能诱发术后放电,具有风险性;需要对电极的排列组合进行逐对刺激,非常耗时;需要操作者具有丰富的临床经验和病人的高度配合。

发明内容

[0004] 针对现有技术中存在的不足,本发明提供了一种癫痫脑部病灶区自动定位装置,同时提取用户的语音信息以及脑电信息,通过深度学习模型提取融合特征,提高了癫痫病灶区的定位精度。

[0005] 本发明的技术方案为:

[0006] 一种癫痫脑部病灶区自动定位装置,包括:存储器、处理器以及存储在存储器上并在处理器上运行的计算机指令,所述计算机指令在处理器上运行时执行以下处理:

[0007] 接收样本用户按照设定方法获取的语音信号,以及相同时间段内的脑电信号;其中,样本用户的癫痫脑部病灶区位置为已知;

[0008] 基于所得到的语音信号和脑电信号,提取样本用户的语音-脑电融合特征集合;

[0009] 根据所述融合特征集合训练深度学习模型,采用训练完成的深度学习模型对测试用户进行癫痫脑部病灶区的自动定位。

[0010] 进一步的,所述设定方法包括:向样本用户下发指示信息,指示信息包括多个单音节字符,每个单音节字符持续时间M秒,两两单音节字符的间隔时间任意设置,每个单音节重复次数任意设置;样本用户重复所述指示信息,发出语音信号。

[0011] 进一步的,还包括对所述语音信号进行希尔伯特变换,得到语音响应包络,去除持续时间超过单音节字符持续时间N秒的语音响应包络,基于所得到的语音响应包络提取样本用户的语音-脑电融合特征集合。

[0012] 进一步的,还包括对所述脑电信号进行小波变换,得到脑电节律信息,基于所得到的脑电节律信息提取样本用户的语音-脑电融合特征集合。

[0013] 进一步的,采用Daubechies正交小波基对所述脑电信号进行小波变换,对脑电信号进行多尺度分解,提取脑电节律信息。

[0014] 进一步的,基于所得到的语音信号、脑电信号,提取样本用户的语音-脑电融合特征集合包括:

[0015] 分别提取语音信号的语音特征向量,以及脑电信号的脑电特征向量;

[0016] 将所得到的语音特征向量与脑电特征向量由异构空间映射到同构空间中,得到语音-脑电融合特征集合。

[0017] 进一步的,根据所述融合特征集合训练深度学习模型包括前向传播和反向传播:

[0018] 前向传播包括将语音-脑电融合特征输入深度学习模型的第1层,经过中间各隐含层的变换和映射,直到输出层,生成第一深度学习模型;

[0019] 反向传播包括:采用语音-脑电融合特征,对第一深度学习模型的参数进行调优,当调优后的参数满足设定要求后,得到第二深度学习模型作为训练完成的深度学习模型。

[0020] 进一步的,所述第一深度学习模型中第i层的第j个特征矩阵 $X_{i,j}$ 如下式所示:

$$[0021] \quad X_{i,j} = \mathcal{F} \left(\sum_{i \in M_j} X_{i-1,j} \times w_{i,j} + b_{i,j} \right)$$

[0022] 式中: M_j 表示作为输入的前一层特征矩阵 $X_{i-1,j}$ 集合, $b_{i,j}$ 表示特征矩阵 $X_{i,j}$ 的偏置, $w_{i,j}$ 表示特征矩阵 $X_{i,j}$ 的一个权值。

[0023] 本发明还提出了一种癫痫病灶区自动定位系统,包括:

[0024] 指示装置:用于向样本用户下发指示信息,使样本用户根据指示信息发出语音信号,其中,样本用户的癫痫脑部病灶区位置为已知;

[0025] 语音信号采集装置:用于获取用户按照指示装置发出的语音信号;

[0026] 脑电信号采集装置:用于获取用户的脑电信号,其中脑电信号与语音信号具有相同的时间段;

[0027] 以及上述的癫痫脑部病灶区自动定位装置,其中,语音信号采集装置、脑电信号采集装置分别与癫痫脑部病灶区自动定位装置采用有线或无线连接。

[0028] 进一步的,所述指示装置采用显示装置或语音装置。

[0029] 本发明的有益效果:

[0030] 1、结合癫痫患者语音响应信号下的脑电信号识别分析,信息更加全面,提高了癫痫病灶区的识别精度以及语言功能区的定位精度。

[0031] 2、将两种多模态数据(脑电节律信息和语音响应包络)投影到公共子空间,获得脑电-语音特征向量的方法,简单有效。

[0032] 3、方法简单有效,基于语言任务下提取的脑电-语音特征向量能准确表征癫痫病灶区与非癫痫病灶区的差异。同时,还能准确表征正常语言功能区与非正常语言功能区的差异。

[0033] 4、基于本发明提取识别的脑电-语音特征,癫痫病灶区和语正常言功能区的识别定位模型易取得良好的分类效果和泛化性能。

附图说明

[0034] 图1为语言任务下的癫痫病灶区自动定位方法结构框架图;

[0035] 图2为带有麦克和数据传输功能的脑电采集装置示意图;

[0036] 图3为脑电节律信息和语音响应包络同步分段示意图;

[0037] 图4为深度学习模型示意图a;

[0038] 图5为深度学习模型示意图b。

具体实施方式:

[0039] 下面结合附图与实施例对本发明作进一步说明:

[0040] 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的相同含义。

[0041] 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。

[0042] 深度学习与传统模式识别方法的最大不同在于它是从大数据中自动学习特征,而非采用手工设计的特征。深度学习能够非常有效地从大量有标签数据中深度提取数据的特征信息,充分挖掘数据的内在属性和有价值的表征数据,然后组合低层特征为更加抽象的高层特征,而高级特征则是数据更高级、更本质的描述,由此可以在分类问题上得到更优的结果。因此,本发明围绕语言任务信息加工的EEG特征分析的科学问题,使用深度学习算法,系统研究了语言任务下脑电网络特征提取与识别方法,为基于语言任务的癫痫病灶区精确定位提供依据。

[0043] 如图1所示,本发明提供了一种癫痫病灶区自动定位装置,可以获取在语言任务下的癫痫病患者病灶区的定位信息,包括存储器、处理器以及存储在存储器上并在处理器上运行的计算机指令,在处理器执行以下处理:

[0044] 接收样本用户按照设定方法获取的语音信号,以及相同时间段内的脑电信号;

[0045] 样本用户的癫痫脑部病灶区位置是已知的;

[0046] 基于所得到的语音信号和脑电信号,提取样本用户的语音-脑电融合特征集合;

[0047] 根据融合特征集合训练深度学习模型,采用训练完成的深度学习模型对测试用户进行癫痫脑部病灶区的自动定位。

[0048] 当样本量较大时,本实施例中的装置可以替换为服务器,服务器包括了存储器和处理器,处理器执行相关指令,同样用于实现上述处理过程。

[0049] 本发明在上述实施例的基础上,还提出了一种癫痫病灶区自动定位系统,包括:

[0050] 指示装置:用于向样本用户下发指示信息,使样本用户根据指示信息发出语音信号,其中,样本用户的癫痫脑部病灶区位置为已知;

[0051] 语音信号采集装置:用于获取用户按照指示装置发出的语音信号;

[0052] 脑电信号采集装置:用于获取用户的脑电信号,其中脑电信号与语音信号具有相同的时间段;

[0053] 以及上述的癫痫脑部病灶区自动定位装置,其中,语音信号采集装置、脑电信号采集装置分别与癫痫脑部病灶区自动定位装置采用有线或无线连接。

[0054] 其中,向用户下发指示信息,以及采集脑电、语音信息可以采用以下具体方式:

[0055] 癫痫患者坐立,计算机放在距被试患者约1米的一张桌子上。计算机屏幕左下角有一个白色方块,并用发光二极管贴在屏幕角上用于同步记录视觉刺激时刻。麦克风放置在靠近被试的唇部,用于获取语音响应信号(44.1KHz),并与神经信号同步记录。多通道数据采集系统用于进行脑电数据采集,采样率最大可达30KHz。由于放大器的导数的限制,标准电极采用临床放大器采集。为了便于离线分析研究,利用采集系统将采集的脑电信号降采样为1000Hz,并进行线路噪声的消除。

[0056] 本实施例中指示装置可以采用显示装置,也可以采用语音装置,下面给出采用显示装置的具体应用:

[0057] 癫痫患者按照计算机屏幕的指示出声阅读一组英文音节。所有音节由白色粗体显示在黑色背景的LCD显示器上,每个音节出现的时间为1s,音节间隔从2000ms,2250ms,2500ms之间随机选择,刺激音节之间,屏幕上显示“+”。被试每个音节重复10次,共阅读120次,采集时间约为15分钟。

[0058] 同样也可以采用语音装置,当语音装置发出指示信息时,被试患者跟随语音装置发音。

[0059] 当获取语音信号和脑电信号后,我们可以对语音信号以及脑电信号进行进一步的处理,以指示信息,可以是单音节字符的起始时刻作为0点,提取单音节字符出现前1s作为基线,选取单音节字符出现前1s,开始后3s,共4s的信号为一段。将每4s一段的脑电信号和语音响应信号,分别进行以下处理:

[0060] 1) 利用小波变换方法对脑电信号进行滤波,并提取其脑电节律信息。具体为:使用Daubechies正交小波基,对采集到的脑电信号进行多尺度分解,实现对脑电信号进行滤波处理和对脑电节律($\delta, \theta, \alpha, \beta$)的提取。

[0061] Daubechies构造紧支集标准正交小波基的方法依赖于下述方程,如(1)所示:

$$P(y) = P_N(y) + y^N R(y) \quad (1)$$

[0063] 其中N为自然数,是y的奇次多项式。在Daubechies的构造中,选取 $R \equiv 0$,此时 $P(y) = P_N(y)$ 。

[0064] 2) 通过希尔伯特变换获得每次语音响应信号 $x(t)$ 的包络,再通过视觉检测每个音节的包络谱,去掉响应时间超过单音节字符持续时间2s的音节包络,获得语音响应包络。

[0065] 希尔伯特变换构造语音响应包络的方法依赖于下述方程,如(2)所示:

$$[0066] \quad g(t) = x(t) + j\hat{x}(t), \quad \hat{x}(t) = x(t) * \frac{1}{\pi t} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (2)$$

[0067] $g(t)$ 的幅值为 $A(t) = \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)}$, 获得的解析信号 $g(t)$ 的幅值被认为是语音响应信号的幅值。

[0068] 此刻获取的脑电包络信息具体为平均120段的响应信号的包络, 我们可以设置阈值为1.5倍的基线幅值, 超过阈值的第一个及最后一个时刻分别为平均响应起始时刻和结束时刻。将刺激时刻到响应起始时刻认为是发音准备阶段, 响应起始时刻到结束时刻为发音阶段。

[0069] 然后将每4s一段的两种信息模态(即脑电信号和语音响应信号)作为输入信息, 分别送入深度学习根部网络进行训练, 得到训练完的子卷积神经网络模型1和子卷积神经网络模型2。针对不同的模态信息, 子卷积神经网络模型1和子卷积神经网络模型2, 包含了不同数量的隐藏层。子卷积神经网络分别负责对输入的不同模态的数据做变换处理, 通过卷积神经网络的多重非线性变换, 从原始的低层次数据表征抽取得到新的精炼过的高层抽象特征, 即脑电特征向量和语音特征向量。

[0070] 将深度学习中部网络获得的脑电-语音特征向量作为输入, 送入到深度学习上层网络进行训练, 得到训练完的深度学习上层网络模型, 并存储于服务器中。深度学习上层网络选用自适应加权混合核函数SVM对脑电-语音特征向量进行识别, 从而达到对癫痫病灶区识别的目的。

[0071] 具体为:

[0072] 1) 将脑电-语音特征向量作为训练数据, 通过输入设备存储于计算机中;

[0073] 2) 前向传播, 将脑电-语音特征向量直接输入网络的第1层即输入层, 经过中间各隐层, 逐层变换, 逐层映射, 直到输出层; 第*i*层的第*j*个特征矩阵 $X_{i,j}$ 如式(3)所示:

$$[0074] \quad X_{i,j} = \mathcal{F} \left(\sum_{l \in M_j} X_{i-1,l} \times w_{l,j} + b_{i,j} \right) \quad (3)$$

[0075] 式中: M_j 表示作为输入的前一层特征矩阵 $X_{i-1,j}$ 集合, $b_{i,j}$ 表示特征矩阵 $X_{i,j}$ 的偏置, $w_{i,j}$ 表示特征矩阵 $X_{i,j}$ 的一个权值。

[0076] 3) 反向传播, 用有标签的原始数据, 进一步对整个多层网络模型的参数进行有监督调优, 即在反向传播学习过程中进行权值 $w_{i,j}$ 更新。

[0077] 4) 得到训练完成后深度训练模型, 作为癫痫病灶区和语音功能区识别定位的依据存储于服务器中。

[0078] 步骤三, 患者通过佩戴带有麦克和数据传输功能的脑电采集装置, 采集脑电信号和语音响应信号, 然后利用深度学习模型处理患者的脑电信号和语音响应信号。

[0079] 其中, 脑电信号和语音响应信号的处理同样需要变换以及提取融合特征, 然后利用训练完成的模型进行定位, 定位结果分为三种: 一种是癫痫病灶区, 第二种是正常语言功能区, 第三种是既不是癫痫病灶区也不是正常语言功能区。

[0080] 本发明所提供癫痫病灶区自动定位装置及系统结合了两种多模态数据进行识别分析, 信息更加全面, 提高了癫痫病灶区的识别精度以及语言功能区的定位精度, 具有良好的分类效果和泛化性能。

[0081] 以上所述仅为本申请的优选实施例而已, 并不用于限制本申请, 对于本领域的技术人员来说, 本申请可以有各种更改和变化。凡在本申请的精神和原则之内, 所作的任何修

改、等同替换、改进等,均应包含在本申请的保护范围之内。

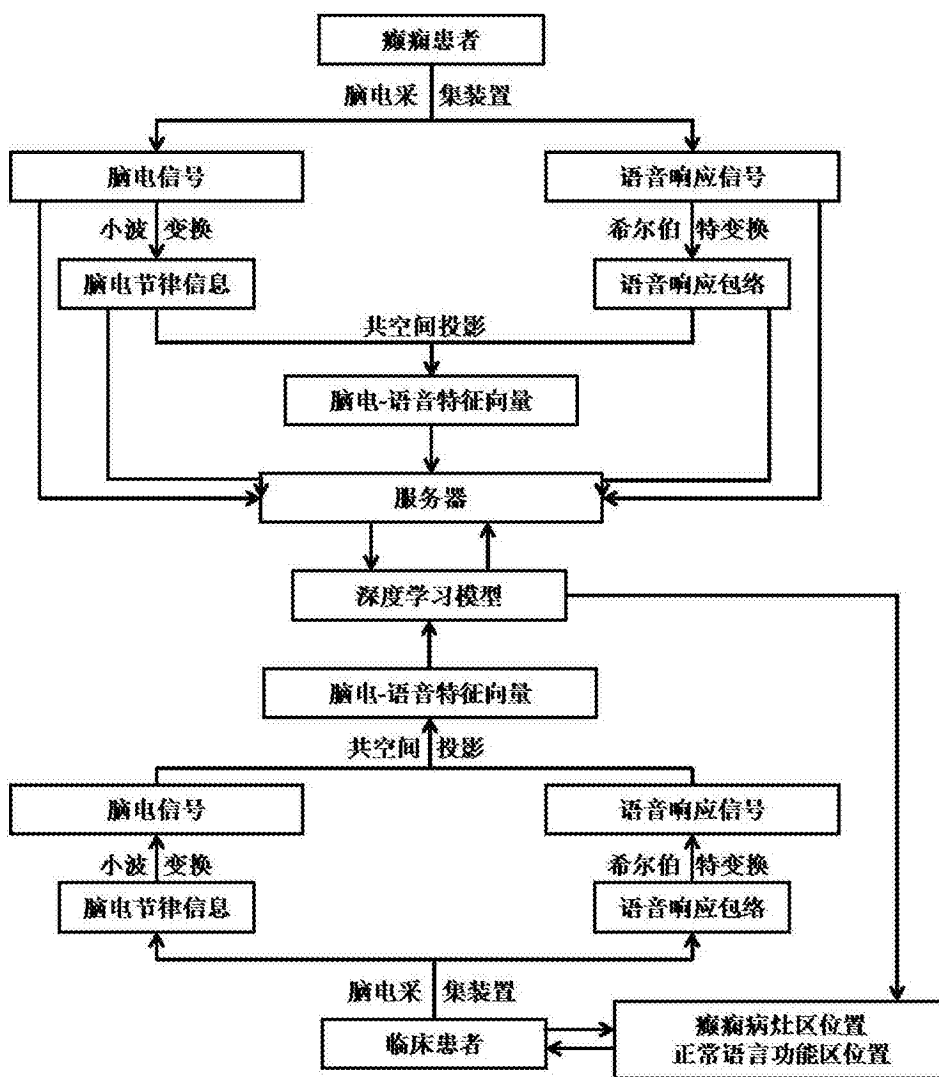


图1

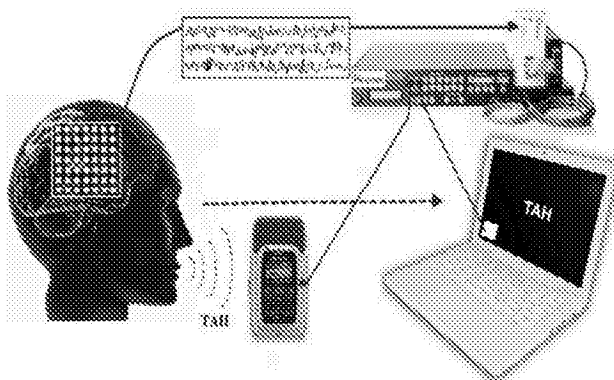


图2

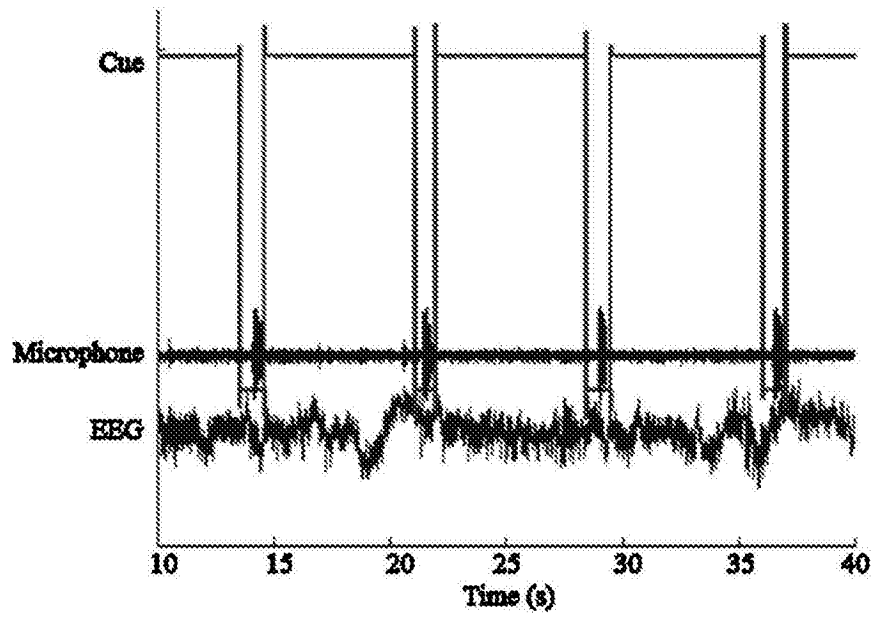


图3

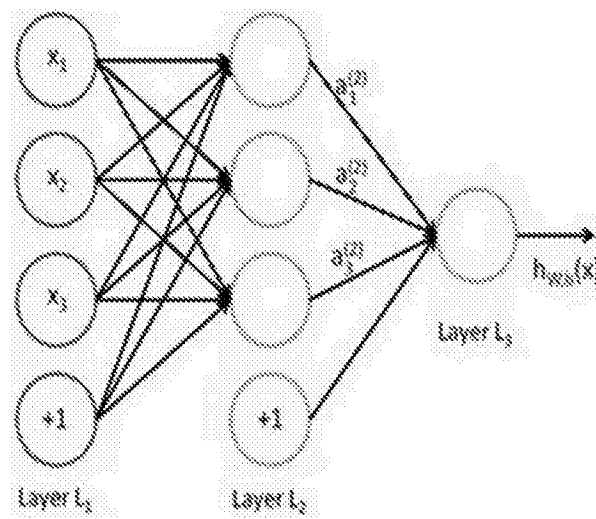


图4

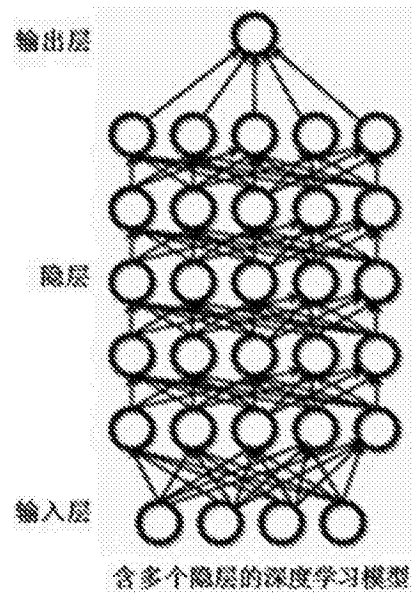


图5

专利名称(译)	一种癫痫脑部病灶区自动定位装置及系统		
公开(公告)号	CN107822628A	公开(公告)日	2018-03-23
申请号	CN2017111190253.X	申请日	2017-11-24
[标]申请(专利权)人(译)	山东财经大学		
申请(专利权)人(译)	山东财经大学		
当前申请(专利权)人(译)	山东财经大学		
[标]发明人	耿蕾蕾 孟宪静 张春云 聂秀山 尹义龙		
发明人	耿蕾蕾 孟宪静 张春云 聂秀山 尹义龙		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/4094 A61B5/4803 A61B5/725 A61B5/7267		
代理人(译)	黄海丽		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种癫痫脑部病灶区自动定位装置及系统，装置包括：存储器、处理器以及存储在存储器上并在处理器上运行的计算机指令，所述计算机指令在处理器上运行时执行以下处理：接收样本用户按照设定方法获取的语音信号，以及相同时间段内的脑电信号；其中，样本用户的癫痫脑部病灶区位置为已知；基于所得到的语音信号和脑电信号，提取样本用户的语音-脑电融合特征集合；根据所述融合特征集合训练深度学习模型，采用训练完成的深度学习模型对测试用户进行癫痫脑部病灶区的自动定位。

