



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110693493 A

(43)申请公布日 2020.01.17

(21)申请号 201910967804.1

(22)申请日 2019.10.12

(71)申请人 北京工业大学

地址 100124 北京市朝阳区平乐园100号

(72)发明人 段立娟 侯金泽 乔元华 苗军
陈军成

(74)专利代理机构 北京思海天达知识产权代理
有限公司 11203

代理人 吴荫芳

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书1页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

一种基于卷积与循环神经网络结合时间多尺度的癫痫脑电预测方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于卷积与循环神经网络结合时间多尺度的癫痫脑电预测方法。将N导癫痫患者脑电信号根据距离发作期远近分为间期、前期数据,对两类数据进行滑窗分段,窗口大小为30s,作为一个样本。由于两类数据量失衡,为增加前期样本,前期滑窗重叠率为20%,间期无重叠。对数据进行三层小波包分解得到八个频带的小波系数,然后重构回对应频带的时域信号,提取电极间相关性系数作为特征矩阵。将特征矩阵输入到卷积网络,通过卷积核对数据的不断融合来学习数据的高层表征。卷积网络的输出作为循环网络的输入来学习脑电信号时序上的隐含关系,并通过多个时间尺度信息的融合来降低生物信号非稳定性特点的影响从而提升模型的分

CN 110693493 A



1. 一种基于卷积与循环神经网络结合时间多尺度的癫痫脑电预测方法,其特征在于包括以下步骤:

步骤(1):将N导癫痫患者脑电信号分为癫痫前期数据与癫痫间期数据,前期定义为距离上次发作至少四小时,距离下次发作五分钟之前的一小时以内的数据;间期定义为距离上次发作至少四小时同时距离下次发作也至少四小时之间的数据;将数据按一定比例分为训练集和测试集;

步骤(2):脑电信号分段处理;

步骤(2.1):将前期,间期脑电采用滑窗划分成30s数据段,由于前期数据不足,分段过程中针对前期采取20%滑动步长,间期数据滑窗无重叠,30s数据段视为一个样本S,对每个样本打上类别标签;

步骤(2.2):将每个样本S分别等分为 N_1 段时长为 T_1 的数据, N_2 段时长为 T_2 的数据, \dots ,和 N_m 段时常为 T_m 的数据,从而每个样本S得到m个数据集合,每个集合中数据段长度为 $T_i, i \in (1, 2, \dots, m)$;

步骤(3):特征提取,特征提取基于S内的时长为 T_1, T_2, \dots ,和 T_m 数据段;为突出不同病人在癫痫发作前期痫样信号可能存在于不同频带上的特异性,将步骤(2.2)中每个样本S得到的m个脑电数据集合的各个数据段分别经过小波包分解等分到8个频带;根据相应频带分解得到的小波系数重构得到对应频带的时域信号,分别计算8个频带内N个电极之间的相关性系数,提取的各频带电极之间相关性系数即为特征,并作为网络的输入;

步骤(4):神经网络搭建;

步骤(4.1):构建卷积神经网络,用于进一步提取数据中的隐含特征,首先将步骤3中得到的特征矩阵输入到卷积神经网络,通过分层卷积来学习数据的高层表征;

步骤(4.2):构建循环神经网络,用于学习癫痫脑电信号时域上的隐含关系,把数据经过卷积网络的输出按时间先后顺序分别作为循环网络每一个时刻的输入;具体结构为m个并列的循环神经网络,即对步骤2.2中得到的样本S的m个集合分别构建一路循环神经网络,来学习多个时间尺度上的信息;

步骤(4.3):融合m个尺度的脑电信号,将每个尺度下对应的循环网络最后一时刻隐藏层状态拼接在一起并输入到全连接层;

步骤(5):分类,根据样本标签有监督训练神经网络,对数据进行分类;

步骤(6):输出结果,根据分类结果判断所给脑电数据是前期信号还是间期信号,从而达到癫痫预测的目的。

2. 根据权利要求1所述的一种基于卷积与循环神经网络结合时间多尺度的癫痫脑电预测方法,其特征在於:所述的卷积神经网络优选VGG16。

3. 根据权利要求1所述的一种基于卷积与循环神经网络结合时间多尺度的癫痫脑电预测方法,其特征在於:所述的循环神经网络优选双向循环神经网络。

4. 根据权利要求1所述的一种基于卷积与循环神经网络结合时间多尺度的癫痫脑电预测方法,其特征在於:步骤3中选取Daubechies4小波函数。

一种基于卷积与循环神经网络结合时间多尺度的癫痫脑电预测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及模式识别领域,特别涉及一种癫痫脑电信号特征提取及分类的方法。

背景技术

[0002] 脑电信号的识别是认知神经科学,信号处理和计算机科学等多领域的交叉学科。针对癫痫脑电信号预测任务,至今仍未有行之准确有效的方法。如何从采集到的癫痫脑电中提取有用信息并构建模型对其进行识别一直是该领域的热点和难点。

[0003] 癫痫是由脑细胞群放电异常引起的,常伴随着相关的无意识异常运动。癫痫预测常采用脑电信号,脑电信号又分为颅内脑电和头皮脑电。颅内脑电受到外界噪声干扰比较小,采集到的信号信噪比高且空间分辨率高易于精准控制,但采集风险大,代价昂贵。头皮脑电空间分辨率低,对外界噪声敏感,但采集方便,代价低。目前头皮脑电常被用来做信号分析。

[0004] 癫痫脑电分析方法有时域分析法,如求信号的均值、方差、偏态、峰度;频域分析法,如傅里叶变换;时频分析法,如短时傅里叶变换,小波变换;非线性动力学分析,如近似熵、样本熵、Lyapunov指数;基于图论的分析方法,如脑网络的构建。对癫痫脑电的预测主要有基于传统的机器学习方法和近年来基于深度学习的方法。基于传统机器学习首先要对脑电信号进行特征提取,将提取的特征向量输入到如支持向量机,决策树等分类器进行分类。基于深度学习的方法如应用CNN和循环神经网络经过非线性变换来提取原始信号的高层特征,进而区分类间差异。

[0005] 癫痫发作具有多样性,诸如性别之间的差异,年龄之间的差异,个体之间的差异。而目前的癫痫预测研究大多是基于个体实现的,特异性强。这样的模型不具有普适性。

发明内容

[0006] 本发明提出一种基于卷积循环神经网络结合时间多尺度的癫痫脑电分析方法。该方法首先提取脑电信号多频带上的特征矩阵来突出不同个体痫样信号的频带特异性;然后将特征矩阵输入到卷积网络来学习数据的高层表征,并将卷积网络的输出作为循环网络的输入学习时序上的隐含关系,从而联合考虑了空间与时间关系。并引入多个时间尺度信息来降低生物信号非稳定性所带来的影响,从而提升分类准确率。

[0007] 实现本发明的主要思路是:把N导脑电信号分段处理,30s作为一个判定样本,然后将每个样本再等分成更小尺度的数据段。将每个样本内的小数据段经过3层小波包分解与重构得到8个频带范围的时域信号;对各频带数据分别计算电极之间的相关性系数矩阵,并只取上三角阵消除数据冗余性;把计算得到的相关系数作为卷积网络的输入进行各频带数据融合并学习高层特征;将每个样本内的每一小段数据所对应的卷积网络的输出作为循环网络一个时刻的输入来学习样本内的时序关系;为了降低生物信号非稳定性的影响,把每个样本分别划分成多个时间尺度的数据集,来学习不同尺度下脑电信号的时序隐含关系,

通过全连接层融合多个尺度下的信息并通过softmax层对数据进行识别分类。

[0008] 本发明方法包括如下步骤：

[0009] 步骤(1)：将N导癫痫患者脑电信号分为癫痫前期数据与癫痫间期数据，前期定义为距离上次发作至少四小时，距离下次发作五分钟之前的一小时以内的数据；间期定义为距离上次发作至少四小时同时距离下次发作也至少四小时之间的数据。将数据按一定比例分为训练集和测试集；

[0010] 步骤(2)：脑电信号分段处理；

[0011] 步骤(2.1)：将前期，间期脑电采用滑窗划分成30s数据段，由于前期数据不足，分段过程中针对前期采取20%滑动步长，间期数据滑窗无重叠，30s数据段视为一个样本S，对每个样本打上类别标签；

[0012] 步骤(2.2)：将每个样本S分别等分为 N_1 段时长为 T_1 的数据， N_2 段时长为 T_2 的数据， \dots ，和 N_m 段时常为 T_m 的数据，从而每个样本S得到m个数据集合，每个集合中数据段长度为 $T_i, i \in (1, 2, \dots, m)$ ；

[0013] 步骤(3)：特征提取，特征提取基于S内的时长为 T_1, T_2, \dots ，和 T_m 数据段；为突出不同病人在癫痫发作前期痫样信号可能存在于不同频带上的特异性，将步骤(2.2)中每个样本S得到的m个脑电数据集合的各个数据段分别经过小波包分解等分到8个频带，这里选取Daubechies4小波函数；根据相应频带分解得到的小波系数重构得到对应频带的时域信号，分别计算8个频带内N个电极之间的相关性系数，由于相关性矩阵为对称阵，故只取上三角阵来消除数据冗余，作为网络的输入；

[0014] 步骤(4)：神经网络搭建；

[0015] 步骤(4.1)：构建卷积神经网络，为进一步提取数据中的隐含特征，首先将步骤3中得到的特征矩阵输入到卷积神经网络，通过分层卷积来学习数据的高层表征；

[0016] 步骤(4.2)：构建循环神经网络，为学习癫痫脑电信号时域上的隐含关系，把数据经过卷积网络的输出按时间先后顺序分别作为循环网络每一个时刻的输入；由于脑电信号是非稳定的生物信号，为了降低信号的不稳定性对模型的影响，对步骤2.2中得到的样本S的m个集合分别构建一路循环神经网络，来学习多个时间尺度上的信息；

[0017] 步骤(4.3)：融合m个尺度的脑电信号，将每个尺度下对应的循环网络最后一时刻隐藏层状态拼接在一起并输入到全连接层；

[0018] 步骤(5)：分类，根据样本标签有监督训练神经网络，对数据进行分类；

[0019] 步骤(6)：输出结果，根据分类结果判断所给脑电数据是前期信号还是间期信号，从而达到癫痫预测的目的。

[0020] 有益效果：

[0021] (1) 通过多个频带一定程度上解决了不同患者之间频带差异性问题的；

[0022] (2) 卷积网络与循环网络结合联合考虑了空间与时间上的隐含关系；

[0023] (3) 通过融合多个时间尺度数据学习脑电不同时间分辨率下所包含的信息。

附图说明

[0024] 图1为本发明方法流程图；

[0025] 图2为本发明的框架示意图；

[0026] 图3为本发明的数据分段示意图；

具体实施方式

[0027] 下面结合附图和具体实施方式对本发明做进一步描述。

[0028] 本发明所涉及方法流程如图1所示,包括以下步骤:

[0029] 步骤1,脑电数据采集与分段处理。

[0030] 本方法所用数据为波士顿儿童医院癫痫患者脑电数据。数据采自22个癫痫患者,其中包括17名女性,年龄范围1.5-19;五名男性,年龄范围3-22。病人被连续监控长达多天,其间连续的信号记录了患者发作期与非发作期的数据。电极在头皮上的位置按照国际10-20标准分布,采样频率为256HZ。

[0031] 本实验使用所有患者数据,由于记录患者脑电电极存在差异,挑选出患者共有的18个电极,分别为:FP1-F7,F7-T7,T7-P7,P7-O1,FP1-F3,F3-C3,C3-P3,P3-O1,FP2-F4,F4-C4,C4-P4,P4-O2,FP2-F8,F8-T8,T8-P8,P8-O2,FZ-CZ和CZ-PZ。定义前期、间期数据并对数据进行划分,把划分好的数据分为训练集和测试集,分别用来训练和评估神经网络模型。对数据集分段处理,如图3所示,采用30s作为网络一个输入样本,由于前期数据不足,对前期处理时,窗口大小为30s,滑动步长为20%,来对数据扩容;对于间期数据,窗口大小为30s,步长为30s,也即无重叠。将30s长样本划分成多个时间尺度的小片段,实验具体采用三种时间尺度,即 $m=3$,3个数据集合中数据段长分别为1s,2s,3s。

[0032] 步骤2,特征提取。

[0033] 特征提取对于癫痫脑电信号识别十分重要,经已有研究发现,对提取的特征进行识别准确率往往高于原始未经过处理的信号。为降低患者之间的频带差异影响,首先将脑电信号划分到八个频带。由于脑电为非稳定的生物信号,采用小波包分解对其进行处理更为理想,小波函数采用Daubechies4小波,作3层分解。然后根据对应频带小波系数进行数据重构,得到相应频带的时域信号,提取各频带电极之间相关性作为特征。 m 个脑电数据集中的每个时间片段得到维度为 $[N,N,8]$ 的特征矩阵,由于相关性矩阵具有对称性,故取其上三角矩阵来消除数据冗余,得到新的维度为 $[\frac{N(N-1)}{2},8]$ 的特征矩阵。由此,每个样本 S 得到三个时间尺度上的特征矩阵,维度分别为 $[30, \frac{N(N-1)}{2},8]$, $[15, \frac{N(N-1)}{2},8]$ 和 $[10, \frac{N(N-1)}{2},8]$ 。将原始信号直接提取相关性矩阵与提取八个频带上的相关性矩阵实验结果对比如表1,其中网络结构为卷积网络结合循环网络,时间尺度为单一尺度(2s)。

[0034] 表1

	Accuracy	Sensitivity	Specificity
[0035] 原始数据相关性	0.859	0.762	0.954
八频带相关性	0.934	0.895	0.972

[0036] 步骤3,神经网络搭建。

[0037] 步骤3.1,构建卷积神经网络:卷积神经网络结构优选VGG16,但并不限于此。由于

数据量相对较少,防止过拟合,达到更好的效果,还可以对VGG16进行改进,本实施例中减少了卷积层数量与卷积层内部卷积核数量。经过实验选择,所用卷积网络结构如表2所示。其中##*-#,从左到右#分别表示卷积核height,卷积核width,和卷积核数量。Maxpool为局部最大池化,layer4用作降维处理。为了改善网络的性能和稳定性,在卷积层内,数据经过激活函数之前增加批标准化处理。卷积层激活函数为relu函数。

[0038] 表2.卷积网络结构参数

	Layer1	Layer2	Layer3	Layer4
[0039]	conv1*3-16	conv1*3-32	conv1*3-64	conv1*1-16
	conv1*3-16	conv1*3-32	conv1*3-64	
[0040]	maxpool	maxpool	conv1*3-64	
			maxpool	

[0041] 步骤3.2,构建循环神经网络:为学习脑电时序上的关系,把卷积网络的输出作为循环网络的输入来学习时序上的隐含特征。已有研究发现,双向循环神经网络往往能更好的表征时序信号,故采用双向循环神经网络,循环单元使用Gated Recurrent Unit (GRU),隐藏层神经单元设置为256。试验中,融合三种时间尺度信息的结构如图2所示,有三路循环网络。卷积网络和循环网络结合与只有循环网络实验结果比较如表3,其中所用特征为多频带特征,时间尺度为单一尺度(2s)。

[0042] 表3

	Accuracy	Sensitivity	Specificity
[0043] 循环网络	0.893	0.871	0.913
卷积循环网络	0.934	0.895	0.972

[0044] 步骤3.3,将三路循环网络最后一时刻的隐状态拼接在一起,输入到全连接层,最后输入到softmax层进行分类,损失函数为交叉熵损失,整个网络作为一个整体进行训练。网络权重优化采用加动能的梯度下降,初始学习率为0.0005。多尺度融合与只有单一尺度实验结果对比如表4,其中所用特征为多频带特征,所用网络为卷积网络结合循环网络。

[0045] 表4

	Accuracy	Sensitivity	Specificity
[0046]			

	1s	0.933	0.894	0.971
	2s	0.934	0.895	0.972
[0047]	3s	0.932	0.893	0.971
	三尺度融合	0.948	0.917	0.977

[0048] 步骤4,应用有监督的反向传播算法优化网络参数,待模型稳定后,输入测试信号,来区分前期间期从而达到癫痫预测目的。

[0049] 从表1中可看出,提取多频带特征矩阵相比于只提取原始数据的特征矩阵分类效果有明显提升。数据先经过卷积网络提取高层表征再经过循环网络学习时序关系效果亦优于只使用循环网络,如表3所示。如表4所示,多尺度信息融合后效果较单一尺度均有所提升,可以理解为经过多个尺度信息的融合,从不同尺度提取特征,从而降低了脑电非稳定性所带来的影响,证实了方法的有效性。



图1

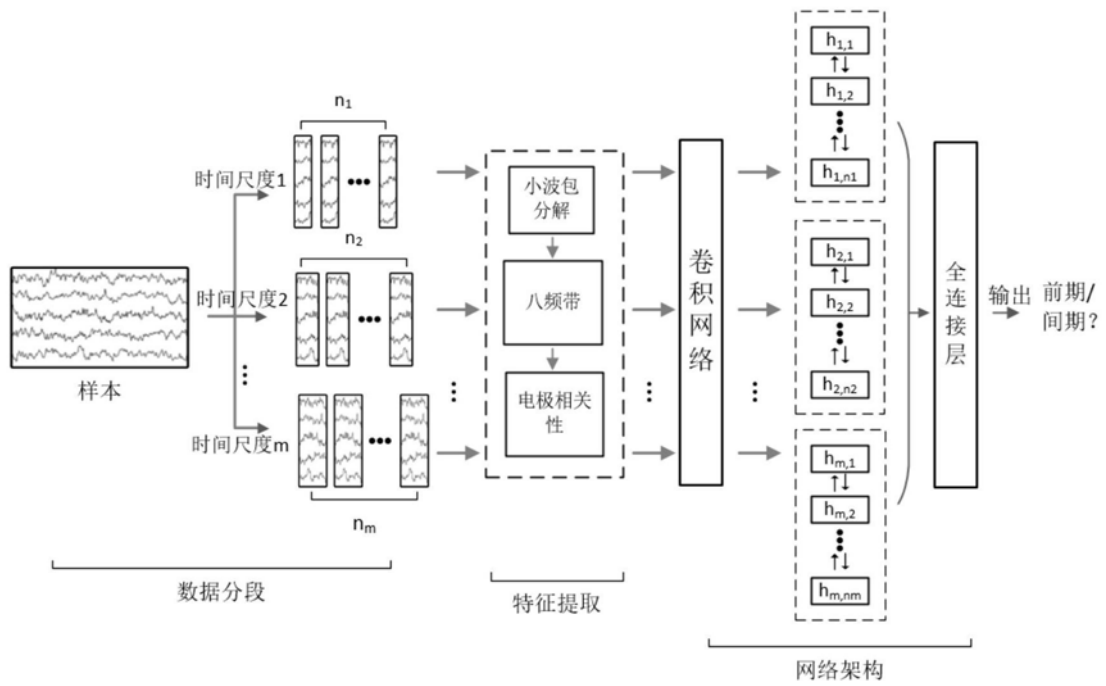


图2

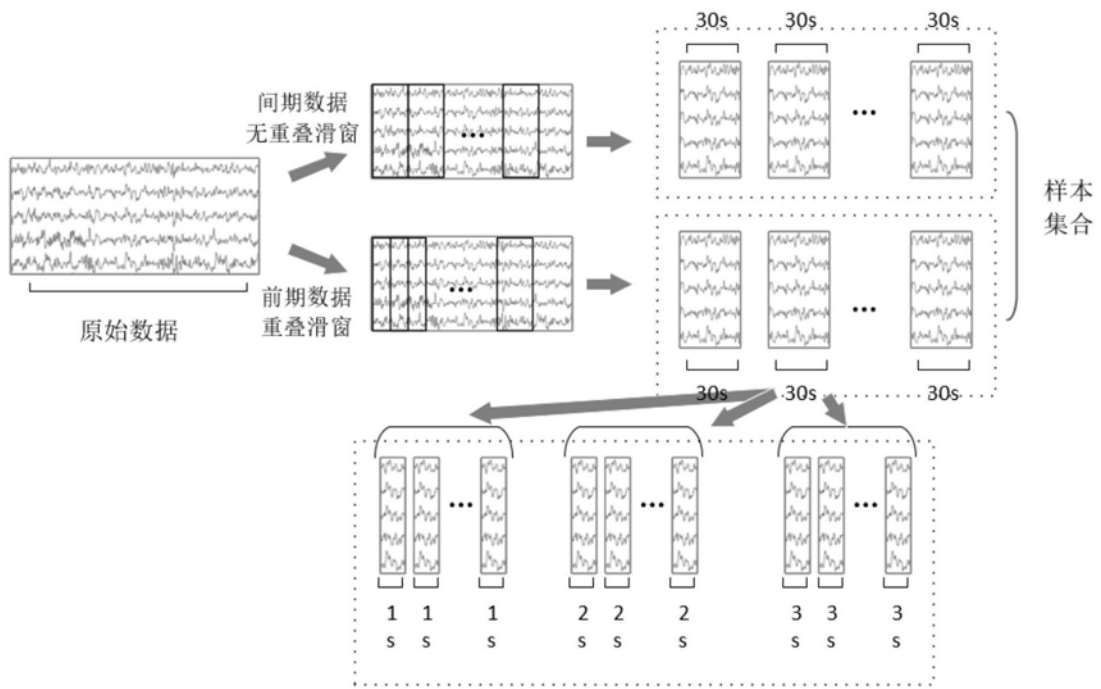


图3

专利名称(译)	一种基于卷积与循环神经网络结合时间多尺度的癫痫脑电预测方法		
公开(公告)号	CN110693493A	公开(公告)日	2020-01-17
申请号	CN201910967804.1	申请日	2019-10-12
[标]申请(专利权)人(译)	北京工业大学		
申请(专利权)人(译)	北京工业大学		
当前申请(专利权)人(译)	北京工业大学		
[标]发明人	段立娟 乔元华 苗军 陈军成		
发明人	段立娟 侯金泽 乔元华 苗军 陈军成		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/4094 A61B5/7267 A61B5/7275		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种基于卷积与循环神经网络结合时间多尺度的癫痫脑电预测方法。将N导癫痫患者脑电信号根据距离发作期远近分为间期、前期数据，对两类数据进行滑窗分段，窗口大小为30s，作为一个样本。由于两类数据量失衡，为增加前期样本，前期滑窗重叠率为20%，间期无重叠。对数据进行三层小波包分解得到八个频带的小波系数，然后重构回对应频带的时域信号，提取电极间相关性系数作为特征矩阵。将特征矩阵输入到卷积网络，通过卷积核对数据的不断融合来学习数据的高层表征。卷积网络的输出作为循环网络的输入来学习脑电信号时序上的隐含关系，并通过多个时间尺度信息的融合来降低生物信号非稳定性特点的影响从而提升模型的分类准确率。

