



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110236533 A

(43)申请公布日 2019.09.17

(21)申请号 201910389194.1

(22)申请日 2019.05.10

(71)申请人 杭州电子科技大学

地址 310018 浙江省杭州市下沙高教园区2  
号大街

(72)发明人 曹九稳 王耀民

(74)专利代理机构 杭州君度专利代理事务所

(特殊普通合伙) 33240

代理人 朱月芬

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

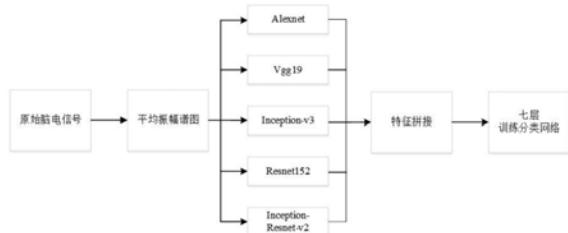
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

基于多深度神经网络迁移特征学习的癫痫  
发作预测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于多深度神经网络迁移特征学习的癫痫发作预测方法。本发明将原始脑电信号进行频域转换,对多个通道的特定频段进行特征预处理,得到平均振幅谱图,将特征图转换成图片作为深度神经网络预训练模型的输入,将五个经过ImageNet图像库训练得到的网络模型,冻结其网络瓶颈层权重,作为特征提取器对平均振幅谱图进行迁移特征学习,将五个单预训练模型提取的特征进行拼接,将融合后的特征输入给搭建的七层网络进行训练和分类。本发明采用多种深度神经网络对平均振幅谱图进行迁移特征学习与智能融合,将融合特征进行训练分类比单深度神经网络进行迁移特征学习并进行训练分类效果有明显提升。



1. 基于多深度神经网络迁移特征学习的癫痫发作预测方法, 其特征在于包括如下步骤:

步骤1、对原始信号进行频域转换, 每个通道的19个特定频段进行预特征提取, 即频段的平均值, 得到平均振幅谱MAS;

对原始脑电信号23个通道中的前18个通道进行特征预处理, 构成18\*19的平均振幅谱特征图, 将特征图转换成图片作为深度神经网络预训练模型的输入;

步骤2、将多通道脑电信号预处理得到的MAS图分别作为预训练模型Alexnet、VGG19、Inception-v3、Resnet152和Inception-Resnet-v2的输入, 进行迁移特征学习, 完成二次特征提取, 将五种单网络提取的特征进行拼接;

步骤3、将融合的特征输入到一个七层的网络进行训练分类;

2. 根据权利要求1所述的基于多深度神经网络迁移特征学习的癫痫发作预测方法, 其特征在于所述步骤1的具体实现包括以下几个步骤:

1-1. 将原始脑电信号分成五类; 发作期为癫痫发作时的脑电数据; 发作间期为癫痫发作前后四个小时的脑电数据; 发作前期为发作前一个小时的脑电数据, 发作前期均等分为三类: preI类定义为发作前60分钟~40分钟; preII类定义为发作前40分钟~20分钟; preIII类定义为发作前20分钟~发作时刻;

1-2. 对原始信号x(n)采用2s一帧的处理方式, 对每一个信号帧进行离散傅里叶变换;

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-\frac{2\pi j}{N} kn}$$

其中j为虚数单位, n表示所取采样点的序列, 取值范围为0~N-1, N表示帧的长度, k=0, ..., N-1;

1-3. 选取信号频段的范围为0~70Hz;

1-4. 每个通道分为19个子频段;

1-5. 计算频域信号的幅度谱;

$$P(k) = |X_k|$$

1-6. 计算每个子频段的均值幅度谱;

$$MAS_i = \text{mean}\{P(k), k \in K_i\} \quad i = 1, 2, \dots, 19$$

其中i=1, 2, ..., 19表示第i个子频段,  $K_i$ 为第i个子频段k值的集合; 例如, 将δ波的频段0~4Hz划分为0.5~1.5Hz, 1.5~2.5Hz, 2.5~4Hz三个子频段, 依次对应为前三个子频带, 其中 $K_1 \in \{1, 2, 3\}$ ,  $K_2 \in \{3, 4, 5\}$ ,  $K_3 \in \{5, 6, 7, 8\}$ ;

1-7. 重复步骤1-2到1-6, 对于每个2s一帧的原始信号, 获得相对应的均值幅度谱MAS, 构成大小为18\*19的MAS特征图;

所述的2s一帧的原始信号中, 步骤1-2中采用的2s一帧中有1s重叠;

所述的步骤1-4中, 0~70Hz的脑电信号主要由五种波形构成, 分别为δ波(0~4Hz), θ波(4~8Hz), α波(8~13Hz), β波(13~30Hz), 和低γ波(30~70Hz), 将这五种波形的频率范围分为19个频段, 其中δ, θ, α各有三个子频带, β, 低γ各有五个子频带;

所述的步骤1-7中, 由于该实验中深度神经网络的输入为图像格式, 需要将MAS特征图转换为图片; 将MAS特征图转换成图片, 图片尺寸分别为224\*224\*3, 224\*224\*3, 299\*299\*3,

224\*224\*3和299\*299\*3,依次作为Alexnet,VGG19,Inception-v3,Resnet152和Inception-Resnet-v2深度神经网络的输入。

3.根据权利要求1所述的基于多深度神经网络迁移特征学习的癫痫发作预测方法,其特征在于所述的步骤2具体实现如下:

2-1.将转换成图片格式的MAS特征图随机打乱,其中80%作为训练样本,20%作为测试样本,训练样本的90%用于训练,10%用于验证;

2-2.将预处理得到的MAS特征图分别作为预训练模型Alexnet,VGG19,Inception-v3,Resnet152和Inception-Resnet-v2的输入进行迁移特征学习,完成二次特征提取;

2-3.将五种预训练模型获取的特征进行拼接;Alexnet,VGG19,Inception-v3,Resnet152和Inception-Resnet-v2五种预训练模型利用迁移特征学习进行二次特征提取所获得的特征向量的维度分别为256,512,2048,2048和1536,将五种预训练模型获取的特征进行拼接,获得一个维度为6400的融合特征。

4.根据权利要求1所述的基于多深度神经网络迁移特征学习的癫痫发作预测方法,其特征在于步骤3基于深度神经网络获取的融合特征,利用一个七层的网络进行特征学习和分类;

3-1.将融合的特征输入到七层的网络,前六层为隐藏层;

3-2.基于隐藏层获得的特征,利用softmax函数进行分类,获得每个样本以及总的识别准确率;softmax层能够获取五个类别的预测概率,将最大的概率值作为最终的预测类别;

所述七层网络结构如下:

首先,将6400维的融合特征作为第一个线性全连接层的输入,全连接层输出维度为4096;全连接层的输出采用ReLU作为激活函数,将ReLU的输出进行batch normalization处理,将batch normalization处理得到的特征作为Dropout层的输入;

接着,将4096维特征作为第二个线性全连接层的输入,全连接层输出维度为2048;全连接层的输出采用ReLU作为激活函数,将ReLU的输出进行batch normalization处理,将batch normalization处理得到的特征作为Dropout层的输入;

然后,将2048维特征作为第三个线性全连接层的输入,全连接层输出维度为1024;全连接层的输出采用ReLU作为激活函数,将ReLU的输出进行batch normalization处理,将batch normalization处理得到的特征作为Dropout层的输入;

最后,将第三个Dropout层输出的特征利用softmax层进行分类,得到各个类别的分类准确率;

实验训练epochs为50,训练batchsize大小为24,隐藏层神经元的个数设置为1024,学习率按照指数衰减方式进行调整,初始学习率为0.01,weight\_decay大小为0.001。

## 基于多深度神经网络迁移特征学习的癫痫发作预测方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于医学信号与图像处理领域,涉及一种基于多种深度神经网络迁移特征学习与智能融合的癫痫发作前期预测与发作检测算法。

### 背景技术

[0002] 癫痫是最常见的神经系统疾病之一,影响着全球约5000万患者的生活。在这些病人中,约有10%~50%不适合药物治疗或外科治疗。因此,开发一种有效的癫痫发作预测算法可以提前让医生或患者采取有效措施从而大大减轻癫痫所造成危害。

[0003] 传统的癫痫发作预测方法主要根据癫痫患者的脑电信号分为发作前期,发作间期以及发作期。通过对三种状态的脑电信号进行特征提取,然后利用传统分类算法进行癫痫状态分类,根据癫痫状态分类的结果进行癫痫发作预测,这种癫痫预测方法存在以下2个缺点:

[0004] 1. 传统分类算法大部分基于浅层算法结构,往往不能充分提取脑电信号的特征;

[0005] 2. 传统癫痫分类算法通常将癫痫发作前一小时定义为发作前期,这种数据分割方法中发作前期跨度太长,无法实现较精准的发作前期预测。

[0006] 深度神经网络以其强大的信号表示能力与高效的识别效果,近年来被广泛的应用于机器视觉、图像分类、海量目标检索等多个领域,但其在脑电信号癫痫发作检测与发作前期预测的研究仍在起步阶段,具有良好的研究和应用前景。但深度神经网络的模型构建往往依赖于大量的数据、复杂的参数调试以及繁琐的参数学习过程,使得其在生物医学领域的应用面临一定的挑战。针对这个问题,本发明具体采用了五个经过ImageNet图像库训练得到的深度神经网络模型,冻结其网络瓶颈层权重从而作为特征提取器,有效降低了训练模型的复杂程度,大大减少了参数调试以及参数学习的工作量,大大节约了网络模型搭建和训练的时间并且明显提升了识别准确率,尤其在实验数据量不充足的情况下优势更加明显。

### 发明内容

[0007] 本发明针对传统癫痫预测方案和深度神经网络的不足,基于不同时期脑电信号的特征,提出了一种基于多深度神经网络迁移特征学习的癫痫发作预测方法。一种基于多种深度神经网络迁移特征学习与智能融合的癫痫发作前期预测与发作检测算法。本发明的主要思想是将原始脑电信号进行频域转换,对多个通道的特定频段进行特征预处理,得到平均振幅谱图(MAS, Mean Amplitude Spectrum),将特征图转换成图片作为深度神经网络预训练模型的输入,将五个经过ImageNet图像库训练得到的网络模型,冻结其网络瓶颈层权重,作为特征提取器对平均振幅谱图进行迁移特征学习,将五个单预训练模型提取的特征进行拼接,将融合后的特征输入给搭建的七层网络进行训练和分类。本发明采用的五种经过预训练的深度神经网络模型分别为:Alexnet, VGG19, Inception-v3, Resnet152和Inception-Resnet-v2。Alexnet使用了ReLU激活函数代替sigmoid激活函数,克服了梯度消

失问题并加快了训练速度,将max pooling替换成Average pooling提升了特征的丰富性。VGG19使用了3个3\*3卷积核来代替7\*7卷积核,使用了2个3\*3卷积核来代替5\*5卷积核,这样做的主要目的是在保证具有相同感知野的条件下,大大减少了参数量,提升了网络的深度,在一定程度上提升了神经网络的效果。Inception-v3是GoogLeNet的一种改进版,将卷积层的核尺寸减小并行结合了不同的卷积层,经过卷积核分解后,减少了网络的参数量和计算复杂度,增加了网络的深度和非线性。Resnet152共有152层,引用一种resnet单元,有效的解决了深度神经网络的退化问题。Inception-Resnet-v2结合了Inception结构和Resnet单元的优点,既减少了训练时间又解决了深层网络的退化问题。本发明采用多种深度神经网络对平均振幅谱图进行迁移特征学习与智能融合,将融合特征进行训练分类比单深度神经网络进行迁移特征学习并进行训练分类效果有明显提升。

[0008] 本发明的技术方案主要包括如下步骤:

[0009] 步骤1、对原始信号进行频域转换,每个通道的19个特定频段进行预特征提取,即频段的平均值,得到平均振幅谱(MAS, Mean Amplitude Spectrum)。

[0010] 对原始脑电信号23个通道中的前18个通道进行特征预处理,构成18\*19的平均振幅谱特征图,将特征图转换成图片作为深度神经网络预训练模型的输入。

[0011] 步骤2、将多通道脑电信号预处理得到的MAS图分别作为预训练模型Alexnet, VGG19, Inception-v3, Resnet152和Inception-Resnet-v2的输入,进行迁移特征学习,完成二次特征提取,将五种单网络提取的特征进行拼接。

[0012] 步骤3、将融合的特征输入到一个七层的网络进行训练分类。

[0013] 所述步骤1的具体实现包括以下几个步骤:

[0014] 1-1. 将原始脑电信号分成五类。发作期(seizure类)为癫痫发作时的脑电数据;发作间期(interictal类)为癫痫发作前后四个小时的脑电数据;发作前期为发作前一个小时的脑电数据,发作前期均等分为三类:(preI类)定义为发作前60分钟~40分钟;(preII类)定义为发作前40分钟~20分钟;(preIII类)定义为发作前20分钟~发作时刻。

[0015] 上述工作可以更有效的对发作前期状态进行识别,从而达到癫痫预测的目的。对各个类别均采取以下处理:

[0016] 1-2. 对原始信号x(n)采用2s一帧的处理方式,对每一个信号帧进行离散傅里叶变换(DFT)。

$$[0017] X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-\frac{2\pi j}{N} kn}$$

[0018] 其中j为虚数单位,n表示所取采样点的序列,取值范围为0~N-1,N表示帧的长度,k=0,⋯,N-1。

[0019] 1-3.选取信号频段的范围为0~70Hz。

[0020] 1-4. 每个通道分为19个子频段。

[0021] 1-5. 计算频域信号的幅度谱。

[0022]  $P(k) = |X_k|$

[0023] 1-6. 计算每个子频段的均值幅度谱。

[0024]  $MAS_i = \text{mean}\{P(k), k \in K_i\} i = 1, 2, \dots, 19$

[0025] 其中 $i=1,2,\dots,19$ 表示第*i*个子频段, $K_i$ 为第*i*个子频段k值的集合。例如,将δ波的频段0~4Hz划分为0.5~1.5Hz,1.5~2.5Hz,2.5~4Hz三个子频段,依次对应为前三个子频带,其中 $K_1 \in \{1,2,3\}$ , $K_2 \in \{3,4,5\}$ , $K_3 \in \{5,6,7,8\}$ 。

[0026] 1-7.重复步骤1-2到1-6,对于每个2s一帧的原始信号,获得相对应的均值幅度谱MAS,构成大小为18\*19的MAS特征图。

[0027] 所述的2s一帧的原始信号中,考虑两帧数据之间的关联性,在步骤1-2中采用的2s一帧中有1s重叠。

[0028] 所述的步骤1-3中由于脑电信号主要信息集中在0~70Hz,为了提高实验的精确度舍弃高于70Hz的脑电信号。

[0029] 所述的步骤1-4中,0~70Hz的脑电信号主要由五种波形构成,分别为δ波(0~4Hz),θ波(4~8Hz),α波(8~13Hz),β波(13~30Hz),和低γ波(30~70Hz),将这五种波形的频率范围分为19个频段,其中δ,θ,α各有三个子频带,β,低γ各有五个子频带。

[0030] 所述的步骤1-7中,由于该实验中深度神经网络的输入为图像格式,需要将MAS特征图转换为图片。将MAS特征图转换成图片,图片尺寸分别为224\*224\*3,224\*224\*3,299\*299\*3,224\*224\*3和299\*299\*3,依次作为Alexnet,VGG19,Inception-v3,Resnet152和Inception-Resnet-v2深度神经网络的输入。

[0031] 所述的步骤2具体实现如下:

[0032] 2-1.将转换成图片格式的MAS特征图随机打乱,其中80%作为训练样本,20%作为测试样本,训练样本的90%用于训练,10%用于验证。

[0033] 2-2.将预处理得到的MAS特征图分别作为预训练模型Alexnet,VGG19,Inception-v3,Resnet152和Inception-Resnet-v2的输入进行迁移特征学习,完成二次特征提取。

[0034] 2-3.将五种预训练模型获取的特征进行拼接。Alexnet,VGG19,Inception-v3,Resnet152和Inception-Resnet-v2五种预训练模型利用迁移特征学习进行二次特征提取所获得的特征向量的维度分别为256,512,2048,2048和1536,将五种预训练模型获取的特征进行拼接,获得一个维度为6400的融合特征。

[0035] 所述步骤3基于深度神经网络获取的融合特征,利用一个七层的网络进行特征学习和分类。

[0036] 3-1.将融合的特征输入到七层的网络,前六层为隐藏层。这六层的作用是让预训练模型获取到的特征更适用于实验样本。

[0037] 3-2.基于隐藏层获得的特征,利用softmax函数进行分类,获得每个样本以及总的识别准确率。softmax层可以获取五个类别的预测概率,将最大的概率值作为最终的预测类别,可以得到一个更精准的预测结果。

[0038] 所述七层网络结构如下:

[0039] 首先,将6400维的融合特征作为第一个线性全连接层的输入,全连接层输出维度为4096。全连接层的输出采用ReLU作为激活函数,将ReLU的输出进行batch normalization处理,将batch normalization处理得到的特征作为Dropout层( $p=0.5$ )的输入。

[0040] 接着,将4096维特征作为第二个线性全连接层的输入,全连接层输出维度为2048。全连接层的输出采用ReLU作为激活函数,将ReLU的输出进行batch normalization处理,将batch normalization处理得到的特征作为Dropout层( $p=0.5$ )的输入。

[0041] 然后,将2048维特征作为第三个线性全连接层的输入,全连接层输出维度为1024。全连接层的输出采用ReLU作为激活函数,将ReLU的输出进行batch normalization处理,将batch normalization处理得到的特征作为Dropout层( $p=0.5$ )的输入。

[0042] 最后,将第三个Dropout层输出的特征利用softmax层进行分类,得到各个类别的分类准确率。

[0043] 实验训练epochs为50,训练batchsize大小为24,隐藏层神经元的个数设置为1024,学习率按照指数衰减方式进行调整,初始学习率为0.01,weight\_decay大小为0.001。

[0044] 本发明有益效果如下:

[0045] 此种基于多种深度神经网络迁移特征学习与智能融合的癫痫发作前期预测与发作检测算法,有效降低了训练模型的复杂程度,大大减少了参数调试以及参数学习的工作量,大大节约了网络模型搭建和训练的时间并且明显提升了识别准确率,尤其在实验数据量不充足的情况下优势更加明显,而且通过对样本的识别分类判断是否属于前期的某个子区间从而达到癫痫预测的目的,对前期状态进一步详细分类更具有实时性,能够给医生或患者带来更大的便利。

## 附图说明

[0046] 图1(a)为发作间期的MAS图;

[0047] 图1(b)为preI的MAS图;

[0048] 图1(c)为preII的MAS图;

[0049] 图1(d)为preIII的MAS图;

[0050] 图1(e)为发作期的MAS图;

[0051] 图2本发明五种深度神经网络结构图;

[0052] 图3本发明原理流程图。

## 具体实施方式

[0053] 下面结合附图和具体实施方式对本发明作详细说明。

[0054] 如图3所示,本发明技术方案主要有以下步骤:

[0055] 步骤1、对原始信号进行频域转换,每个通道的19个特定频段进行预特征提取,即频段的平均值,得到平均振幅谱(MAS, Mean Amplitude Spectrum)。

[0056] 我们对原始脑电信号23个通道中的前18个通道进行特征预处理,构成 $18 \times 19$ 的平均振幅谱特征图,将特征图转换成图片作为深度神经网络预训练模型的输入。

[0057] 步骤2、将多通道脑电信号预处理得到的MAS图分别作为预训练模型Alexnet, VGG19, Inception-v3, Resnet152和Inception-Resnet-v2的输入,进行迁移特征学习,完成二次特征提取,将五种单网络提取的特征进行拼接。

[0058] 步骤3、将融合的特征输入到一个七层的网络进行训练分类。

[0059] 如图1(a)、1(b)、1(c)、1(d)、1(e)所示,步骤1的具体实现包括以下几个步骤:

[0060] 1-1. 将原始脑电信号分成五类。发作期(seizure类)为癫痫发作时的脑电数据;发作间期(interictal类)为癫痫发作前后四个小时的脑电数据;发作前期为发作前一个小时的脑电数据,发作前期均等分为三类:(preI类)定义为发作前60分钟~40分钟;(preII类)

定义为发作前40分钟~20分钟; (preIII类) 定义为发作前20分钟~发作时刻。

[0061] 上述工作可以更有效的对发作前期状态进行识别,从而达到癫痫预测的目的。对各个类别均采取以下处理:

[0062] 1-2. 对原始信号 $x(n)$ 采用2s一帧的处理方式,对每一个信号帧进行离散傅里叶变换(DFT)。

$$[0063] X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-\frac{2\pi j}{N} kn}$$

[0064] 其中N表示帧的长度,k=0,⋯,N-1。

[0065] 1-3.选取信号频段的范围为0~70Hz。

[0066] 1-4. 每个通道分为19个频段。

[0067] 1-5. 计算频域信号的幅度谱。

[0068]  $P(k) = |X_k|$

[0069] 1-6. 计算每个子频段的均值幅度谱。

[0070]  $MAS_i = \text{mean}\{P(k), k \in K_i\}$   $i = 1, 2, \dots, 19$

[0071] 其中*i*=1,2,⋯,19表示第*i*个子频段, $K_i$ 为第*i*个子频段k值的集合。

[0072] 1-7. 重复步骤1-2到1-6,对于每个2s一帧的原始信号,可以获得相对应的MAS,构成大小为18\*19的特征图。

[0073] 步骤1需要注意如下几点:

[0074] (1) 考虑到两帧数据之间的关联性,在1-2中采用的2s一帧中有1s重叠。

[0075] (2) 1-3中由于脑电信号主要信息集中在0~70Hz,为了提高实验的精确度舍弃高于70Hz的脑电信号。

[0076] (3) 1-4中,0~70Hz的脑电信号主要由五种波形构成,分别为δ波(0~4Hz),θ波(4~8Hz),α波(8~13Hz),β波(13~30Hz),和低γ波(30~70Hz),将这五种波形的频率范围分为19个频段,其中δ,θ,α各有三个子频带,β,低γ各有五个子频带。

[0077] (4) 在1-7中,由于该实验中深度神经网络的输入为图像格式,需要将MAS特征图转换为图片。将MAS特征图转换成图片,图片尺寸分别为224\*224\*3,224\*224\*3,299\*299\*3,224\*224\*3和299\*299\*3,依次作为Alexnet,VGG19,Inception-v3,Resnet152和Inception-Resnet-v2深度神经网络的输入。

[0078] 2-1. 将转换成图片格式的MAS特征图随机打乱,其中80%作为训练样本,20%作为测试样本,训练样本的90%用于训练,10%用于验证。

[0079] 2-2. 将预处理得到的MAS特征图分别作为预训练模型Alexnet,VGG19,Inception-v3,Resnet152和Inception-Resnet-v2的输入进行迁移特征学习,完成二次特征提取。如图2所示。

[0080] 2-3. 将五种预训练模型获取的特征进行拼接。Alexnet,VGG19,Inception-v3,Resnet152和Inception-Resnet-v2五种预训练模型利用迁移特征学习进行二次特征提取所获得的特征向量的维度分别为256,512,2048,2048和1536,将五种预训练模型获取的特征进行拼接,可以获得一个维度为6400的融合特征。

[0081] 所述步骤3基于深度神经网络获取的融合特征,利用一个七层的网络进行特征学

习和分类。

[0082] 3-1. 将融合的特征输入到七层的网络,前六层为隐藏层。这六层的作用是让预训练模型获取到的特征更适用于实验样本。

[0083] 3-2. 基于隐藏层获得的特征,利用softmax函数进行分类,获得每个样本以及总的识别准确率。softmax层可以获取五个类别的预测概率,将最大的概率值作为最终的预测类别,可以得到一个更精准的预测结果。

[0084] 本发明提出的预测方法获得的总体识别率为96.38%。对于同样的数据,将预处理获得的MAS特征利用超限学习机(ELM)进行分类获得的总体识别率为79.09%;将预处理获得的MAS特征利用支持向量机(SVM)进行分类获得的总体识别率为40.28%。通过结果对比,证明了本发明的有效性。



图1 (a)

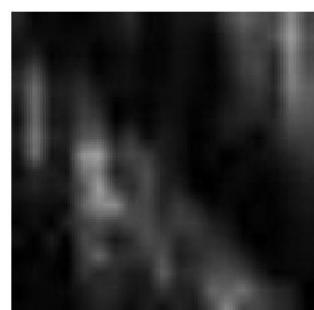


图1 (b)



图1 (c)



图1 (d)



图1 (e)

Alexnet	VGG19	Inception-v3	Resnet152	Inception-Resnet-v2
input: MAS Images				
conv-11	2×conv-3	conv-3	conv-7	stem
Max-pooling		conv-3	pooling	5×Inception-Resnet
conv-5	2×conv-3	conv padded		3×Residual
Max-pooling		pooling		Reduction
conv-3	4×conv-3	conv-3		8×Residual
	Max-pooling	conv-3		10×Inception-Resnet
conv-3	4×conv-3	conv-3		
	Max-pooling	3×Inception		36×Residual
conv-3	4×conv-3	5×Inception		Reduction
	Max-pooling	2×Inception		3×Residual
				5×Inception-Resnet
2×fc-4096			Max-pooling	
fc-1000	linear	fc-1000		dropout
				soft-max

图2

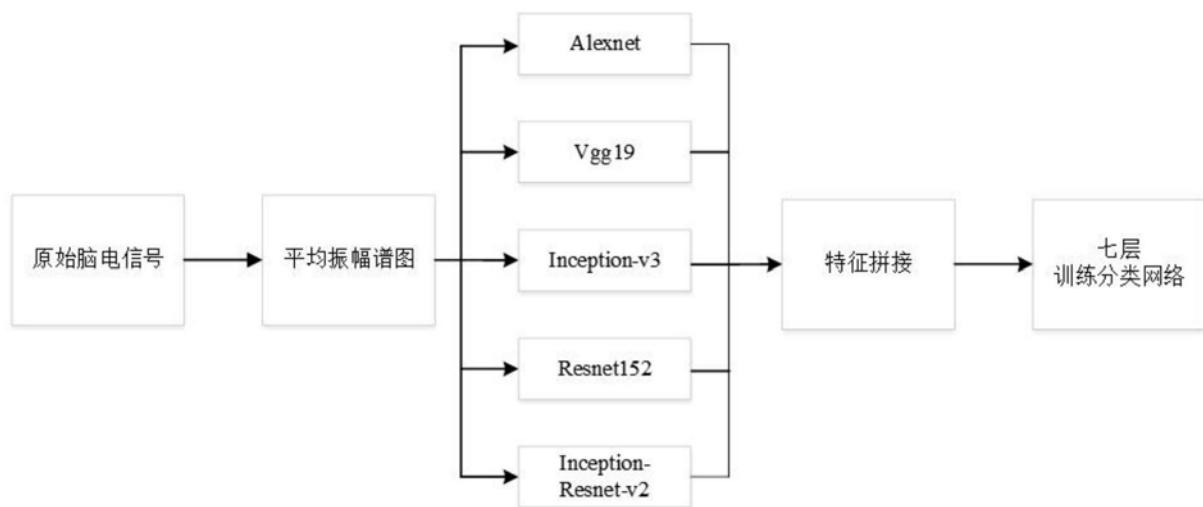


图3

专利名称(译)	基于多深度神经网络迁移特征学习的癫痫发作预测方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110236533A</a>	公开(公告)日	2019-09-17
申请号	CN201910389194.1	申请日	2019-05-10
[标]申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
当前申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
[标]发明人	曹九稳 王耀民		
发明人	曹九稳 王耀民		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/4094 A61B5/7257 A61B5/7267 A61B5/7275		
代理人(译)	朱月芬		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a>	<a href="#">Sipo</a>	

### 摘要(译)

本发明公开了一种基于多深度神经网络迁移特征学习的癫痫发作预测方法。本发明将原始脑电信号进行频域转换，对多个通道的特定频段进行特征预处理，得到平均振幅谱图，将特征图转换成图片作为深度神经网络预训练模型的输入，将五个经过ImageNet图像库训练得到的网络模型，冻结其网络瓶颈层权重，作为特征提取器对平均振幅谱图进行迁移特征学习，将五个单预训练模型提取的特征进行拼接，将融合后的特征输入给搭建的七层网络进行训练和分类。本发明采用多种深度神经网络对平均振幅谱图进行迁移特征学习与智能融合，将融合特征进行训练分类比单深度神经网络进行迁移特征学习并进行训练分类效果有明显提升。

