



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110013248 A

(43)申请公布日 2019. 07. 16

(21)申请号 201810016111.X

(22)申请日 2018.01.08

(71)申请人 上海交通大学

地址 200240 上海市闵行区东川路800号

(72)发明人 张丽清 刘烨 陈牧尚书

(74)专利代理机构 上海交达专利事务所 31201

代理人 王毓理 王锡麟

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

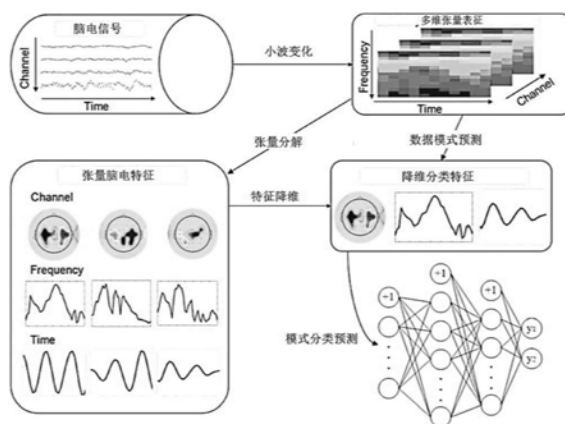
权利要求书2页 说明书4页 附图1页

(54)发明名称

脑电张量模式识别技术与脑机交互康复系统

(57)摘要

一种脑电张量模式识别技术与脑机交互康复系统,包括:信号采集模块、小波变化模块、张量分解模块、数据模式预测模块、特征降维模块和模式分类预测模块,本发明采用高维度的张量分析方法来处理脑电信号,从多模态得到患者的脑电信号特征。在模型训练方面,采用多层深度网络进行训练,运用深度学习训练方法得到鲁棒模型。在康复训练时,在训练时给患者提供反馈信号,让患者直观的通过反馈来调整自己的思维活动。同时,模型在患者康复训练的过程中也逐步微调,根据患者较新的脑电信号数据更新,这样在经过一段时间的磨合后,可以训练出自适应患者的模型,从而更好的帮助患者进行康复训练和治疗恢复。



1. 一种脑电张量模式识别技术与脑机交互康复系统,其特征是,包括:依次连接的脑电采集设备、信号采集模块、小波变化模块、张量分解模块、特征选择模块、模式预测模块以及神经反馈模块,其中:信号采集模块与脑电采集设备相连,采集预处理后的数据并输出至小波变化模块;小波变化模块将模数转化后的数据转换为多维度数据输出至张量分解模块;张量分解模块对多维度数据进行Tucker分解并将降维后的脑电张量特征输出至特征选择模块,特征降维模块采用神经网络自编码器进一步降维处理后输出低维特征至模式预测模块;模式预测模块根据低维特征预测得到脑电模式并输出至神经反馈系统模块进行虚拟现实控制;

所述的多维度数据是指:对脑电信号用时间、频率、空间三阶张量表示,可以有效地保留时间-空间-频率的判别特性,具体为:设 $X \in \mathbb{R}^{d \times L}$ 是d个导联,长度为L的脑电数据,利用Morlet小波函数来进行卷积: $\varphi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(2i\pi t) \exp(\frac{-t^2}{2})$ 将脑电信号X变换为时间-空间-频率三阶张量,用 $E(c, f, t)$ 表示。

2. 根据权利要求1所述的系统,其特征是,所述的降维处理是指:特征降维模块采用四层深度网络训练模型,逐层训练栈式自编码器,该模型采用如下准则来训练:

$J(\theta, \theta') = \sum_{x \in D_n} E_{\tilde{x} \sim q(\tilde{x}|x)} [L(x, g_{\theta'}(f_{\theta}(\tilde{x}))) + \beta \sum_{j=1}^d KL(\rho \| \hat{\rho}_j)]$, 其中: $J(\theta, \theta')$ 是目标函数, $f_{\theta}(x)$ 是编码器映射, $g_{\theta'}(x)$ 是解码器映射, $L(x, g_{\theta'}(f_{\theta}(\tilde{x})))$ 是加噪重构误差, D_n 是训练数据集, $q(\tilde{x}|x)$ 是训练时的加噪过程, β 控制着稀疏惩罚项, ρ 是稀疏参数, $\hat{\rho}_j$ 是隐藏神经元j的平均激活值。

3. 根据权利要求1所述的系统,其特征是,所述的Tucker分解是指:将 $E(c, f, t)$ 投影到低维的核张量 $Y(c, f, t) = E(c, f, t) \prod_{l=1}^M \times_l U_l$,其中: $M=3$ 是张量阶数, U_l 分别是三个维度的投影矩阵;投影矩阵 U_l 从训练数据中学习,学习的准则为:

$\{\hat{U}_l\}_{l=1}^3 = \arg \max L(\{U_l\}_{l=1}^3) = \sum_{k=1}^N \|E_k(c, f, t) \prod_{l=1}^M \times_l U_l\|^2$, 其中: N 是采集的脑电数据片段数目,极小化上面的代价函数,我们得到各个模上的投影矩阵 U_l ;

进一步计算得到核张量 $Y_k(c, f, t) = E_k(c, f, t) \prod_{l=1}^M \times_l U_l$,将该特征向量化得到给脑电片段的特征向量,记为 $u_k, k=1, \dots, N$ 。

4. 根据权利要求1所述的系统,其特征是,所述的模式预测模块利用支持向量机对提取的特征向量进行分类,分辨得到的脑电的模式包括:左右手运动想象、下肢运动想象和脑电静态模式。

5. 根据权利要求1所述的系统,其特征是,所述的虚拟现实控制是指:神经反馈系统模块基于脑电模式,利用虚拟现实环境的虚拟人的动作反馈给受试者,当受试者做肢体动作想象时,虚拟人也呈现相应的动作。

6. 根据权利要求1所述的系统,其特征是,所述的脑电采集设备的电极与皮肤阻抗小于 $6k \Omega$ 以保证良好的脑电信号传导。

7. 根据权利要求1所述的系统,其特征是,所述的预处理用于消除肌电和眼电的影响,

以及去基线漂移,该预处理的滤波截止频率为4~45Hz。

脑电张量模式识别技术与脑机交互康复系统

技术领域

[0001] 本发明涉及的是一种医疗器械领域的技术,具体是一种脑电张量模式识别技术与脑机交互康复系统。

背景技术

[0002] 基于脑机交互技术的康复装置提供了脑运动功能康复一个可行的解决方案。通过脑机交互技术读取受试者的运动意向,利用神经反馈来强化脑区运动功能的重建。这种基于脑机交互康复系统提供主动学习和神经反馈功能,使得受试者在神经反馈中获得奖励进行强化学习,有效调整运动想象模式,使得脑运动功能不断强化训练,达到脑功能重建的目的。对于这样一个系统,准确的识别出病人的脑电模式非常重要,直接影响到了康复系统的可用性。由于脑电信号易受到眼电、肌电的干扰,噪声通常较大,而且病人的脑电模式在康复过程中常常发生变化,就使得正确的识别病人脑电信号的难度大大增加。

[0003] 对于正常人的脑电信号数据,已经有了一些经典的算法、特征提取方法,如主成分分析(PCA)、公共空间模式(CSP)等。但是,如果直接将这些方法应用在脑卒中患者的脑电数据中,取得的效果将不甚理想,主要原因在于损伤脑运动区的表征形式不同于正常脑运动区的表征形式,需要借助生物学和统计学的方法来研究损伤脑运动区的表征形式。因此,需要有一个更好的模型和训练方法来处理病人的脑电数据,帮助病人更有效的参与康复训练。

发明内容

[0004] 本发明针对现有技术存在的上述不足,提出一种脑电张量模式识别技术与脑机交互康复系统,采用高维度的张量分析方法来处理脑电信号,从多模态得到患者的脑电信号特征。在模型训练方面,采用多层深度网络进行训练,运用深度学习训练方法得到鲁棒模型。在康复训练时,在训练时给患者提供反馈信号,让患者直观的通过反馈来调整自己的思维活动。同时,模型在患者康复训练的过程中也逐步微调,根据患者较新的脑电信号数据更新,这样在经过一段时间的磨合后,可以训练出自适应患者的模型,从而更好的帮助患者进行康复训练和治疗恢复。

[0005] 本发明是通过以下技术方案实现的:

[0006] 本发明涉及一种脑电张量模式识别技术与脑机交互康复系统,包括:依次连接的脑电采集设备、信号采集模块、小波变化模块、张量分解模块、特征选择模块、模式预测模块以及神经反馈模块,其中:信号采集模块与脑电采集设备相连,采集预处理后的数据并输出至小波变化模块;小波变化模块将模数转化后的数据转换为多维度数据输出至张量分解模块;张量分解模块对多维度数据进行Tucker分解并将降维后的脑电张量特征输出至特征选择模块,特征降维模块采用神经网络自编码器进一步降维处理后输出低维特征至模式预测模块;模式预测模块根据低维特征预测得到脑电模式并输出至神经反馈系统模块进行虚拟现实控制。

[0007] 所述的多维度数据是指:对脑电信号用时间、频率、空间三阶张量表示,可以有效地保留时间-空间-频率的判别特性,具体为:设 $X \in \mathbb{R}^{d \times L}$ 是d个导联,长度为L的脑电数据,利用Morlet小波函数来进行卷积: $\varphi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(2i\pi t) \exp(-\frac{t^2}{2})$ 将脑电信号X变换为时间-空间-频率三阶张量,用 $E(c, f, t)$ 表示。

[0008] 所述的降维处理是指:特征降维模块采用四层深度网络训练模型,逐层训练栈式自编码器,该模型采用如下准则来训练: $J(\theta, \theta') = \sum_{x \in D_n} E_{\tilde{x} \sim q(\tilde{x}|x)} [L(x, g_{\theta'}(f_{\theta}(\tilde{x})))] + \beta \sum_{j=1}^d KL(\rho \| \hat{\rho}_j)$,其中: $J(\theta, \theta')$ 是目标函数, $f_{\theta}(x)$ 是编码器映射, $g_{\theta'}(x)$ 是解码器映射, $L(x, g_{\theta'}(f_{\theta}(\tilde{x})))$ 是加噪重构误差, D_n 是训练数据集, $q(\tilde{x}|x)$ 是训练时的加噪过程, β 控制着稀疏惩罚项, ρ 是稀疏参数, $\hat{\rho}_j$ 是隐藏神经元j的平均激活值。加噪训练网络的目的是训练过程中剔除异常值、干扰项对模型的影响

[0009] 所述的模式预测模块利用支持向量机对提取的特征向量进行分类,分辨得到的脑电的模式包括:左右手运动想象、下肢运动想象和脑电静态模式。

[0010] 所述的虚拟现实控制是指:神经反馈系统模块基于脑电模式,利用虚拟现实环境的虚拟人的动作反馈给受试者,当受试者做肢体动作想象时,虚拟人也呈现相应的动作。

技术效果

[0011] 与现有技术相比,本发明采用保持时间-空间-频率结构的张量表示脑电数据,首先利用Tucker分解提取降维后的脑电特征,在利用加噪的自编码器进一步进行特征降维,有利于提升脑电模式识别的抗噪音和抗干扰性质。

附图说明

[0012] 图1为本发明系统示意图;

[0013] 图2为实施例模型训练示意图;

[0014] 图中:原始的脑电信号经过小波变换得到张量表示,然后投影到判别性的子空间,再逐层训练深度网络。得到的分类结果实时的反馈给患者,患者再根据反馈调整自己的思维活动。

具体实施方式

[0015] 如图1所示,本实施例系统包括:依次连接的脑电采集设备、信号采集模块、小波变化模块、张量分解模块、特征选择模块、模式预测模块以及神经反馈模块,其中:信号采集模块与脑电采集设备相连,采集预处理后的数据并输出至小波变化模块;小波变化模块将模数转化后的数据转换为多维度数据输出至张量分解模块;张量分解模块对多维度数据进行Tucker分解并将降维后的脑电张量特征输出至特征选择模块,特征降维模块采用神经网络自编码器进一步降维处理后输出低维特征至模式预测模块;模式预测模块根据低维特征预测得到脑电模式并输出至神经反馈系统模块进行虚拟现实控制。

[0016] 如图2所示,本实施例涉及上述系统的控制方法,包括模型的训练和患者的康复训练过程两个部分,其中:

[0017] 1) 模型的训练

[0018] 1.1) 脑电数据的采集和预处理

[0019] 使用脑电信号采集与信号放大系统采集患者的脑电数据,采集的时候保证电极与皮肤阻抗小于6k Ω ,以保证良好的脑电信号传导。

[0020] 对于噪声太大超过一定阈值的信号,要从训练集中去除,防止对模型的干扰。采集好的数据要消除肌电和眼电的影响,去基线漂移,然后利用4-45Hz的带通滤波过滤采集到的脑电信号。

[0021] 1.2) 脑电信号的特征提取和分类

[0022] 1.2.1) 经过预处理后的脑电数据分成片段进行分析,每一段都是一个d \times T的矩阵E,其中d是导联数,T是数据片段的窗口长度。利用下面的小波卷积变换将数据E(c,t)变换

成时空频域上的一个张量: $\varphi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(2i\pi t) \exp(-\frac{t^2}{2})$,得到三阶张量记为E(c,f,t)。

[0023] 1.2.2) 利用张量的Tucker分解,将E(c,f,t)投影到低维的核张量 $Y(c,f,t) = E(c,f,t) \prod_{l=1}^M \times_l U_l$,其中:M=3是张量阶数,U_l分别是三个维度的投影矩阵。这里投影矩阵U_l需要从训练数据中学习,学习的准则为 $\{\hat{U}_l\}_{l=1}^3 = \arg \max L(\{U_l\}_{l=1}^3) = \sum_{k=1}^N \|E_k(c,f,t) \prod_{l=1}^M \times_l U_l\|^2$,其中:N是采集的脑电数据片段数目,极小化上面的代价函数,我们得到各个模上的投影矩阵U_l。进一步计算我们得到核张量 $Y_k(c,f,t) = E_k(c,f,t) \prod_{l=1}^M \times_l U_l$,将该特征向量化得到给脑电片段的特征向量,记为u_k,k=1, ..., N。

[0024] 1.2) 通过张量分解得到的脑电特征u,利用深度学习模型有标注的采集数据进行模型训练,预测受试者的运动想象模式。

[0025] 本实施例中采用4层栈式降噪自编码器训练模式分类器:利用两层感知器模型提取输入向量的特征,即 $h = f_{\theta}(\tilde{u}) = \phi(W_2 \phi(W_1 \tilde{u} + b_1) + b_2)$, $\theta = \{W_1, W_2, b_1, b_2\}$,其中: \tilde{u} 是输入向量u的加噪向量,其目标是增加特征提取的鲁棒性, ϕ 是一个激励函数,这里我们选 $\phi(x) = \max(0, x)$, $\theta = \{W_1, W_2, b_1, b_2\}$ 是编码器要学习的模型参数。为了学习编码器,构建一个加码器,即 $u' = g_{\theta'}(\tilde{u}) = \phi(W_2' \phi(W_1' h + b_1') + b_2')$, $\theta' = \{W_1', W_2', b_1', b_2'\}$,其中:输入向量h,输出向量是u'。

[0026] 1.3) 训练编码器的目标函数使得解码向量与编码器的输入重构误差极小,该目标

函数为: $J(\theta, \theta') = \sum_{u \in D_n} E_{\tilde{u} \sim q(\tilde{u}|u)} [L(u, g_{\theta'}(f_{\theta}(\tilde{u})))] + \beta \sum_{j=1}^d KL(\rho \| \hat{\rho}_j)$ 其中:J(θ, θ')是目标函数,

$f_{\theta}(u)$ 是两个隐层编码器函数, $L(u, g_{\theta'}(f_{\theta}(\tilde{u})))$ 是加噪重构误差, $q(\tilde{x}|x)$ 是训练时的加噪过程, β 控制着稀疏惩罚项, ρ 是稀疏参数, $\hat{\rho}_j$ 是隐藏神经元j的平均激活值。利用梯度下降的方法,极小化目标函数J(θ, θ')得到编码器的模型参数 θ ,然后利用编码器对脑电片段 $\{u_k\}_{k=1}^N$ 进行特征降维,得到 $h_k = f_{\theta}(u_k)$,k=1, ..., N。在获得降维的脑电特征向量后,利用全连接层训练模式分类器,预测受试者的运动想象模式。

[0027] 2) 患者康复训练

[0028] 提出利用双向适应的范式,优化脑机交互康复系统和提升受试者康复训练效果。基于脑机交互康复系统利用张量特征模式识别技术,在线预测受试者的肢体动作意向,通过视觉、听觉和触觉的神经反馈通路,将脑机交互识别的动作意向反馈给受试者,受试者可以从屏幕看到自己运动想象的控制效果,优化调整运动想象模式,达到更好的训练和康复效果。同时系统还提供了听觉和功能性电刺激来对患者的各种感官形成一个全方位的刺激环境,让患者更多的感觉器官参与其中,接受反馈,从而增加对患者大脑的刺激强度,提高康复训练的有效性,加速脑功能的重建过程。

[0029] 在脑机交互系统优化方面,根据受试者新产生脑电数据,不断更新脑机交互脑电模式识别模型,提高脑机交互运动想象模式的识别精度。通过双向的适应过程,实现受试者脑运动网络的重构和脑机交互系统性能的提升。

[0030] 上述具体实施可由本领域技术人员在不背离本发明原理和宗旨的前提下以不同的方式对其进行局部调整,本发明的保护范围以权利要求书为准且不由上述具体实施所限,在其范围内的各个实现方案均受本发明之约束。

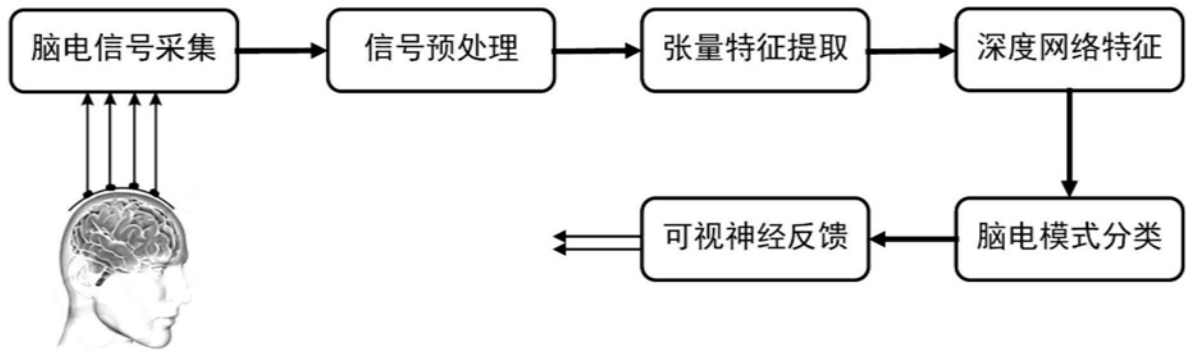


图1

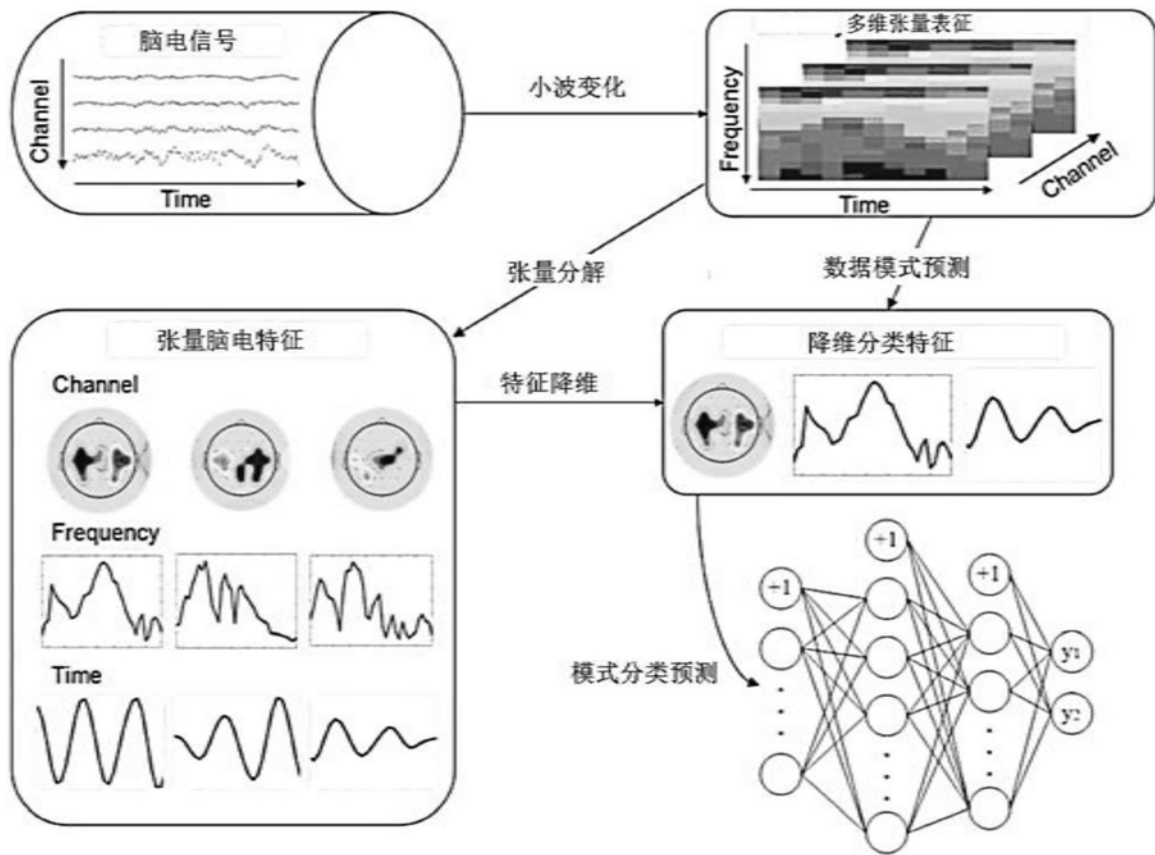


图2

专利名称(译)	脑电张量模式识别技术与脑机交互康复系统		
公开(公告)号	CN110013248A	公开(公告)日	2019-07-16
申请号	CN201810016111.X	申请日	2018-01-08
[标]申请(专利权)人(译)	上海交通大学		
申请(专利权)人(译)	上海交通大学		
当前申请(专利权)人(译)	上海交通大学		
[标]发明人	张丽清 刘烨		
发明人	张丽清 刘烨 陈牧尚书		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00 G06K9/62		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/7203 A61B5/726 A61B5/7267 A61B5/742 G06K9/6232 G06K9/6269		
代理人(译)	王锡麟		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种脑电张量模式识别技术与脑机交互康复系统，包括：信号采集模块、小波变化模块、张量分解模块、数据模式预测模块、特征降维模块和模式分类预测模块，本发明采用高维度的张量分析方法来处理脑电信号，从多模态得到患者的脑电信号特征。在模型训练方面，采用多层深度网络进行训练，运用深度学习训练方法得到鲁棒模型。在康复训练时，在训练时给患者提供反馈信号，让患者直观的通过反馈来调整自己的思维活动。同时，模型在患者康复训练的过程中也逐步微调，根据患者较新的脑电信号数据更新，这样在经过一段时间的磨合后，可以训练出自适应患者的模型，从而更好的帮助患者进行康复训练和治疗恢复。

