



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107550491 B

(45)授权公告日 2019.06.14

(21)申请号 201710814121.3

CN 101976115 A,2011.02.16,

(22)申请日 2017.09.11

CN 102389306 A,2012.03.28,

(65)同一申请的已公布的文献号

CN 105078450 A,2015.11.25,

申请公布号 CN 107550491 A

US 2017188869 A1,2017.07.06,

US 7430546 B1,2008.09.30,

(43)申请公布日 2018.01.09

徐朝阳.基于深度网络的脑电信号分类方法研究.《中国硕士学位论文全文数据库,医药卫生科技辑》.2016,第E059-14页.

(73)专利权人 东北大学

地址 110169 辽宁省沈阳市浑南区创新路195号

Na lu, et.al.A Deep Learning Scheme for Motor Imagery Classification based on Restricted Boltzmann Machines.《IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering》.2017,第25卷第566-576页.

(72)发明人 于忠亮 宋锦春

(74)专利代理机构 北京易捷胜知识产权代理事务所(普通合伙) 11613

代理人 韩国胜

朱常宝.基于深度玻尔兹曼机的特征学习算法研究.《中国优秀硕士论文全文数据库 信息科技辑》.2017,第I140-238页.

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

D.Hari Krishna, et.al.Classification of EEG Motor imagery multi class signals based on Cross Correlation.《Procedia Computer Science》.2016,第85卷第490-495页.

(56)对比文件

CN 102722727 A,2012.10.10,

CN 107092887 A,2017.08.25,

CN 101690659 A,2010.04.07,

审查员 王婷婷

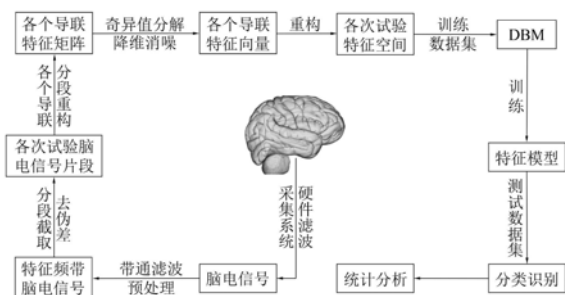
权利要求书2页 说明书7页 附图5页

(54)发明名称

一种多类别运动想象分类识别方法

(57)摘要

本发明涉及脑-机接口技术领域,尤其涉及一种多类别运动想象分类识别方法。本发明的多类别运动想象分类识别方法基于奇异值分解与深度玻尔兹曼机,利用奇异值分解算法对各导联运动想象特征矩阵进行降维、消噪,采用深度玻尔兹曼机对运动想象特征进行深层抽象,以提取潜在运动想象特征。本发明方法与现有技术相比,能够直接实现多类别运动想象识别且可自适应消噪,并显著地提高运动想象识别正确率。



1. 一种多类别运动想象分类识别方法,其特征在于,包括:

步骤一、受试者进行若干次多类别运动想象任务,并通过多通道脑电信号采集系统采集受试者每次进行多类别运动想象任务时的脑电信号;

步骤二、对所有采集的脑电信号进行预处理,获取仅包含运动想象特征频带的脑电信号;

步骤三、将每次试验对应的脑电信号片段从已预处理过的脑电信号中逐一截取并检验,去除受伪差干扰的脑电信号片段;

步骤四、对应于无伪差干扰的各次试验的脑电信号片段,将其每个导联上运动想象过程脑电信号进行分段并重构,以获取每次试验各导联的运动想象特征矩阵;

步骤五、采用奇异值分解算法对所有运动想象特征矩阵进行降维、消噪,得到对应于无伪差干扰的各次试验每个导联的一维运动想象特征向量;

步骤六、对应于无伪差干扰的各次试验,将每次试验的所有导联的一维运动想象特征向量构成一个特征空间,并将所有这些特征空间共同组成试验数据集;

步骤七、基于所述的试验数据集,采用K-fold交叉验证方法重复执行如下模型训练步骤和分类测试步骤,实现对多类别运动想象任务的分类识别;

其中,所述模型训练步骤为:采用深度玻尔兹曼机,基于从所述试验数据集中选出的训练数据集进行训练,构建特征模型;所述分类测试步骤为:基于从所述试验数据集中选出的测试数据集提取潜在特征,并测试分类正确率;

所述步骤五包括如下子步骤:

步骤a、对所有运动想象特征矩阵进行奇异值分解,提取相应的奇异值矩阵;

步骤b、对于每个奇异值矩阵,重构每个奇异值对应的特征分量,并对重构后的各个特征分量进行互相关分析,通过将平均互相关系数绝对值最小值对应的奇异值矩阵维度置零方式获得消噪后奇异值矩阵,去除伪差、噪声对应的特征分量;

步骤c、采用每个消噪后的奇异值矩阵及其对应的酉矩阵对运动想象特征进行重构,得到对应于无伪差干扰的各次试验每个导联的一维运动想象特征向量;

其中,针对每组训练数据集均进行一次模型训练步骤;

在所述模型训练步骤中,设置深度玻尔兹曼机的隐藏层数、各层节点数以及反向传播次数范围,将深度玻尔兹曼机拆分为一系列限制玻尔兹曼机堆,并将位于最底层限制玻尔兹曼机的可见层单元数以及位于最顶层限制玻尔兹曼机的隐藏层单元数加倍,基于当前组训练数据集采用逐层贪婪算法训练修改后的限制玻尔兹曼机堆,将限制玻尔兹曼机堆自底向上和自顶向下两个方向上的权重进行均分,将这一系列限制玻尔兹曼机堆重新组合成当前组训练数据集所对应的深度玻尔兹曼机模型。

2. 根据权利要求1所述的多类别运动想象分类识别方法,其特征在于,

在所述步骤一中,将脑电信号采集过程的采样率设置为1200Hz,同时利用硬件设置陷波滤波器为48Hz-52Hz,带通滤波器为0.5Hz-200Hz,以消除脑电信号采集过程中的工频干扰并抑制噪声。

3. 根据权利要求1所述的多类别运动想象分类识别方法,其特征在于,

在所述步骤二中,利用5Hz-30Hz的带通滤波器对采集的脑电信号进行滤波,获取仅包含运动想象特征频带的脑电信号,以去除5Hz-30Hz以外频段对特征提取的影响。

4. 根据权利要求1所述的多类别运动想象分类识别方法,其特征在于,
在所述步骤四中,对应于无伪差干扰的各次试验脑电信号片段,通过采用长度为0.5s不重叠的矩形时间窗对每个导联上运动想象过程脑电信号进行分段。
5. 根据权利要求1所述的多类别运动想象分类识别方法,其特征在于,
在所述步骤六中,将试验数据集的全部或部分随机均分10份,并轮流将其中9份作为一组训练数据集,1份作为测试数据集,将构成的10种不同训练数据集与测试数据集的组合作为K-fold交叉验证数据集。
6. 根据权利要求1-5中任一项所述的多类别运动想象分类识别方法,其特征在于,
针对每组测试数据集均进行一次分类测试步骤;
在所述分类测试步骤中,利用当前组测试数据集测试当前组对应的已训练过的深度玻尔兹曼机模型的分正确率;
所述步骤七还包括:将所有组分类正确率进行平均以表征平均分类正确率。

一种多类别运动想象分类识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及脑-机接口 (Brain-computer Interface, BCI) 技术领域, 尤其涉及一种多类别运动想象分类识别方法, 更加具体地, 涉及一种基于奇异值分解与深度波尔兹曼机的多类别运动想象分类识别方法。

背景技术

[0002] 数据显示, 全球每6秒就有一人中风, 约20秒就有一人因中风而死。因中风的高发病率、高死亡率、高致残率、高复发率等特点, 医学界将中风同冠心病、癌症并称为威胁人类健康的三大疾病之一。脑康复是基于脑的可塑性, 通过特定的训练设备和手段使脑损伤患者重新学习以恢复日常肢体运动功能的技术。传统康复治疗对受损大脑皮质的重建以及外部肢体和大脑之间的功能控制连接修复相对有限, 这使得患者虽然进行了较长时间的康复治疗但效果却不够理想。脑-机接口技术不依赖于人的周围神经系统和肌肉通路, 可直接实现大脑与外部设备间的连接通信, 是一种有效的神经运动功能康复训练手段。尤其, 基于运动想象的脑-机接口技术 (MI-BCI) 在增强患者康复治疗主动性、改善康复治疗效果方面具有重要应用价值, 已成为研究热点。

[0003] 运动想象分类识别正确率的提高对降低个体差异与噪声干扰影响, 缩短康复训练时间, 提高康复训练效率至关重要。国内外学者们一直致力于单次试验运动想象分类识别正确率的提高。例如, 共空间模式 (Common Spatial Patterns, CSP) 就是一种有效的提取运动想象特征的方法, 该方法通过同时对角化两类运动想象的协方差矩阵, 使得其中一类方差最大, 而另一类方差最小, 从而实现特征的分类和提取。然而, 该方法对噪声和个体差异较为敏感, 进而影响分类结果的稳定性。此外, CSP预处理采用的滤波频带需依靠经验人为地选取, 这对特征提取影响较大, 使其易受带内噪声的影响。为了改善CSP的性能, 学者们开展了大量研究, 提出了一系列CSP方法的变型, 典型的有: 稀疏共空间-频谱模式 (Common Sparse Spectral Spatial Pattern, CSSSP); 正则化共空间模式 (Regularized Common Spatial Patterns, RCSP); 滤波器组共空间模式 (Filter Bank Common Spatial Patterns, FBCSP) 等。其中, FBCSP是一种性能较为优异的方法, 该方法的滤波频带和时域范围可通过互信息选取。然而, 其子频带的带宽仍需手动选取。上述各方法致力于提高二分类的分类识别正确率, 当处理多分类运动想象任务时, 就需要多个二分类器, 从而导致任务处理负担增加并降低了算法的分类能力。

发明内容

[0004] (一) 要解决的技术问题

[0005] 本发明的目的在于提供一种能够直接实现多分类识别、且可自适应消噪的高正确率运动想象分类识别方法。

[0006] (二) 技术方案

[0007] 为了达到上述目的, 本发明采用的主要技术方案包括:

[0008] 本发明提供一种多类别运动想象分类识别方法,尤其是一种基于奇异值分解(Singular Value Decomposition,SVD)与深度玻尔兹曼机(Deep Boltzmann Machine,DBM)的多类别运动想象分类识别方法,包括:步骤一、受试者进行若干次多类别运动想象任务,并通过多通道脑电信号采集系统采集受试者每次进行多类别运动想象任务时的脑电信号;步骤二、对所有采集的脑电信号进行预处理,获取仅包含运动想象特征频带的脑电信号;步骤三、将每次试验对应的脑电信号片段从已预处理过的脑电信号中逐一截取并检验,去除受伪差干扰的脑电信号片段;步骤四、对应于无伪差干扰的各次试验的脑电信号片段,将其每个导联上运动想象过程脑电信号进行分段并重构,以获取每次试验各导联的运动想象特征矩阵;步骤五、采用奇异值分解算法对所有运动想象特征矩阵进行降维、消噪,得到对应于无伪差干扰的各次试验每个导联的一维运动想象特征向量;步骤六、对应于无伪差干扰的各次试验,将每次试验的所有导联的一维运动想象特征向量构成一个特征空间(即最终每次试验对应一个特征空间),并将所有这些特征空间共同组成试验数据集;步骤七、基于试验数据集,采用K-fold交叉验证方法重复执行如下模型训练步骤和分类测试步骤,实现对多类别运动想象任务的分类识别;其中,模型训练步骤为:采用深度玻尔兹曼机,基于从试验数据集中选出的训练数据集进行训练,构建特征模型;分类测试步骤为:基于从试验数据集中选出的测试数据集提取潜在特征,并测试分类正确率。

[0009] 根据本发明,在步骤一中,将脑电信号采集过程的采样率设置为1200Hz,同时利用硬件设置陷波滤波器为48Hz-52Hz,带通滤波器为0.5Hz-200Hz,以消除脑电信号采集过程中的工频干扰并抑制噪声。

[0010] 根据本发明,在步骤二中,利用5Hz-30Hz的带通滤波器对采集的脑电信号进行滤波,获取仅包含运动想象特征频带的脑电信号,以去除5Hz-30Hz以外频段对特征提取的影响。

[0011] 根据本发明,在步骤四中,对应于无伪差干扰的各次试验脑电信号片段,通过采用长度为0.5s不重叠的矩形时间窗对每个导联上运动想象过程脑电信号进行分段。

[0012] 根据本发明,步骤五包括如下子步骤:步骤a、对所有运动想象特征矩阵进行奇异值分解,提取相应的奇异值矩阵;步骤b、对于每个奇异值矩阵,重构每个奇异值对应的特征分量,并对重构后的各个特征分量进行互相关分析,通过将平均互相关系数绝对值最小值对应的奇异值矩阵维度置零方式获得消噪后奇异值矩阵,去除伪差、噪声对应的特征分量;步骤c、采用每个消噪后的奇异值矩阵及其对应的酉矩阵对运动想象特征进行重构,得到对应于无伪差干扰的各次试验每个导联的一维运动想象特征向量。

[0013] 根据本发明,在步骤六中,将试验数据集的全部或部分随机均分10份(如试验数据集中数据个数不能均分为10份,那么便可随机剔除个别试验数据以便均分),并轮流将其中9份作为一组训练数据集,1份作为测试数据集,将构成的10种不同训练数据集与测试数据集的组合作为K-fold交叉验证数据集。

[0014] 根据本发明,针对每组训练数据集均进行一次模型训练步骤;在模型训练步骤中,设置深度玻尔兹曼机(DBM)的隐藏层数、各层节点数以及反向传播次数范围,将深度玻尔兹曼机(DBM)拆分为一系列限制玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine,RBM)堆,并将位于最底层限制玻尔兹曼机(RBM)的可见层单元数以及位于最顶层限制玻尔兹曼机(RBM)的隐藏层单元数加倍,基于当前组训练数据集采用逐层贪婪算法训练修改后的限制玻尔兹

曼机 (RBM) 堆, 将限制玻尔兹曼机 (RBM) 堆自底向上和自顶向下两个方向上的权重进行均分, 将这一系列限制玻尔兹曼机 (RBM) 堆重新组合成当前组训练数据集所对应的深度玻尔兹曼机 (DBM) 模型。可理解, 每次模型训练步骤最终得到对应于当前组训练数据集的一个 DBM 模型。

[0015] 根据本发明, 针对每组测试数据集均进行一次分类测试步骤; 在分类测试步骤中, 利用当前测试数据集测试当前对应的已训练过的深度玻尔兹曼机 (DBM) 模型的分类正确率; 步骤七还包括: 将所有组分类正确率进行平均以表征平均分类正确率。

[0016] (三) 有益效果

[0017] 本发明的有益效果是:

[0018] 本发明的多类别运动想象分类识别方法基于奇异值分解与深度玻尔兹曼机, 利用奇异值分解算法对运动想象特征矩阵进行降维、消噪, 采用深度玻尔兹曼机对运动想象特征进行深层抽象, 以提取潜在运动想象信息。本发明方法与现有技术相比, 可实现对多类别运动想象任务的直接识别, 且无需手动选择噪声维度即可实现无监督、数据驱动的自适应消噪, 并显著地提高多类别运动想象特征提取与分类的精度。本发明有利于促进基于运动想象的脑-机接口技术在运动康复等领域的实际应用。

附图说明

[0019] 图1为如下具体实施方式提供的多类别运动想象分类识别方法的一个实施例的总体技术路线图;

[0020] 图2为如下具体实施方式提供的多类别运动想象分类识别方法采用的22导联电极位置分布图;

[0021] 图3为如下具体实施方式提供的多类别运动想象分类识别方法的运动想象试验范式时序图;

[0022] 图4为如下具体实施方式提供的多类别运动想象分类识别方法的步骤五中涉及的消噪技术流程图;

[0023] 图5为如下具体实施方式提供的多类别运动想象分类识别方法的步骤六与步骤七中涉及的基于试验数据进行模型训练与分类测试过程示意图;

[0024] 图6为如下具体实施方式提供的多类别运动想象分类识别方法的步骤七中利用逐层贪婪算法训练深度玻尔兹曼机的过程示意图;

[0025] 图7为如下具体实施方式提供的多类别运动想象分类识别方法分类正确率随深度玻尔兹曼机反向传播次数变化关系图;

[0026] 图8为如下具体实施方式提供的多类别运动想象分类识别方法分类正确率与另两种方法分类正确率的对比结果图;

[0027] 图9为如下具体实施方式提供的多类别运动想象分类识别方法与另两种分类方法的单因素方差分析结果图。

具体实施方式

[0028] 为了更好地解释本发明, 以便于理解, 下面结合附图, 通过具体实施方式, 对本发明作详细阐述。

[0029] 本实施例提供一种多类别运动想象分类识别方法,其总体技术路线如图1所示,具体包括如下两大部分:

[0030] 试验对象遴选部分。受试者依照身体健康、具有正常视觉和运动能力、无脑部损伤及神经疾病、年龄相近、工作情况相似的原则进行遴选。在本实施例中选择9名受试者进行试验,年龄为20岁-24岁的男性学生,身体健康、具有正常视觉和运动能力、无脑部损伤及神经疾病。

[0031] 试验开展与数据处理部分,对每名受试者具体执行如下步骤一至步骤七。

[0032] 步骤一、受试者进行若干次多类别运动想象任务,并通过多通道脑电信号采集系统采集受试者每次进行多类别运动想象任务时的脑电信号。在本实施例中,硬件使用22通道脑电信号采集系统,电极安放标准是依据临床神经生理学国际联合会的电极安放标准10/10系统,单侧耳垂作为标准电极,额头作为地电极,具体布置位置如图2所示。在试验准备阶段,首先对受试者头部皮肤进行预处理,清洗并吹干头发,用去角质膏去除额头和耳垂部位的死皮和角质,测量中轴经线长度找到Cz点位置并标记,将电极帽Cz导联对准标记戴好电极帽,并用针管注入导电膏。为保证主动式电极与头皮通过导电膏保持良好接触,接触电阻应控制在30k Ω 以下,以确保获得较高信噪比的头皮脑电信号。在开展试验前,受试者需先利用半小时的时间熟悉试验范式,本实施例的具体试验范式描述如图3所示。受试者面对电脑屏幕,坐在舒适的椅子上保持静默,并尽量减少眨眼动作;试验开始时($t=0s$),一个固定的十字会出现在黑色屏幕中央,并伴有短暂语音提示。两秒过后($t=2s$),屏幕会出现箭头,停留时间1.25s,箭头随机指向上、下、左、右四个方向中的一个,这四个方向分别表示舌头、双脚、左手、右手四种类别运动想象,受试者按提示开展运动想象任务但不实际执行相关动作,直至屏幕上固定的十字消失($t=6s$)。经过随机1.5s-2.5s的短暂休息后,继续重复上述过程,每名受试者共进行6轮试验,每轮试验进行48次运动想象任务(包含舌头、双脚、左手、右手四分类运动想象任务各12次)。受试者在执行运动想象任务过程中产生的关于舌头、双脚、左手、右手这四种状态的头皮脑电信号通过左电极C3、右电极C4、中间电极Cz及周边电极采集,采样率为1200Hz,并经过与电极线相联的电极盒(activebox)送至g.HIamp信号放大器。利用硬件设置陷波滤波器为48Hz-52Hz,带通滤波器为0.5Hz-200Hz,以消除脑电信号采集过程中的工频干扰并抑制噪声。最后,通过与g.HIamp信号放大器相联的计算机对采集到的脑电信号进行存储、显示和分析。g.HIamp的驱动程序是基于C++的数据采集工具包的应用接口,该应用编程接口是开源的。

[0033] 步骤二、对所有采集的脑电信号进行预处理,获取仅包含运动想象特征频带的脑电信号。由于运动想象的主要特征为脑电信号mu(8Hz-12Hz)和beta(13Hz-30Hz)频带的时间相关去同步化,因此可采用5Hz-30Hz的带通滤波器对采集到的脑电信号进行滤波,以去除5Hz-30Hz以外频段对特征提取的影响。

[0034] 步骤三、将每次试验对应的脑电信号片段从已预处理过的脑电信号中逐一截取并检验,去除受伪差干扰的脑电信号片段。设第k次试验表示为 $L_k = [l_1(t), l_2(t), \dots, l_n(t)]^T$,时间 $t = t_0, \dots, T$,n表示电极数目。通过视觉观察,去除受伪差干扰的脑电信号片段。在本实施例中,每名受试者在去除伪差后的实际有效试验次数分别为273、270、270、262、262、219、271、264、237。

[0035] 步骤四、对应于无伪差干扰的各次试验的脑电信号片段,将其每个导联上运动想

象过程脑电信号进行分段并重构,以获取每次试验各导联的运动想象特征矩阵,即每次试验的每个导联都有一个仅与其对应的运动想象特征矩阵。采用长度为0.5s不重叠的矩形时间窗对无伪差干扰的各次试验每个导联上运动想象过程脑电信号进行分段,得到m段子信号并重构,以获取每次试验各导联运动想象特征矩阵M,设其维数为 $m \times q$ 。

[0036] 步骤五、采用奇异值分解算法对所有运动想象特征矩阵进行降维、消噪,得到对应于无伪差干扰的各次试验每个导联的一维运动想象特征向量。具体流程如图4所示,步骤五包括如下子步骤:

[0037] 步骤a、对所有运动想象特征矩阵进行奇异值分解,提取相应的奇异值矩阵,即将 $m \times q$ 维特征矩阵M按如下方式分解:

$$[0038] \quad M=U\Sigma V$$

[0039] 式中:U,V分别表示维数为 $m \times m$ 和 $q \times q$ 的正交矩阵;半正定矩阵 Σ 表示维数为 $m \times q$ 的奇异矩阵。矩阵 Σ 可以不是满秩矩阵,其对角线上的元素即是矩阵M的奇异值。将奇异值 λ_i 按数值大小排序如下:

$$[0040] \quad \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq \dots \geq \lambda_i \dots \geq \lambda_m$$

[0041] 步骤b、对于每个奇异值矩阵,重构每个奇异值对应的特征分量,并对重构后的各个特征分量进行互相关分析。由于采集到的脑电信号可视为伪差噪声与真实脑电信号的叠加且其源相互独立,因此噪声对应特征分量与非噪声对应特征分量之间的相关性最小。故可通过将平均互相关系数绝对值最小值对应的奇异值矩阵维度置零方式获得消噪后奇异值矩阵,即去除伪差、噪声对应的特征分量。其中,相关分析的量化表征——相关系数 γ_{cc} 可表示为:

$$[0042] \quad \gamma_{cc} = \frac{\sum_{i=1}^r (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{rS_x S_y} = \frac{\sum_{i=1}^r x_i y_i - \frac{1}{r} (\sum_{i=1}^r x_i) (\sum_{i=1}^r y_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^r x_i^2 - \frac{1}{r} (\sum_{i=1}^r x_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^r y_i^2 - \frac{1}{r} (\sum_{i=1}^r y_i)^2}}$$

[0043] 式中: x, y 均为长度为 r 的待分析向量; S_x 为向量 x 的方差; S_y 为向量 y 的方差; \bar{x} 为向量 x 的均值; \bar{y} 为向量 y 的均值。

[0044] 步骤c、采用每个消噪后的奇异值矩阵及其对应的酉矩阵对运动想象特征进行重构,得到对应于无伪差干扰的各次试验每个导联的一维运动想象特征向量,即无伪差干扰的每次试验中的每个导联均对应一个一维运动想象特征向量。

[0045] 步骤六、对应于无伪差干扰的各次试验,将每次试验的所有导联的一维运动想象特征向量构成一个特征空间(即最终每次试验对应一个特征空间),并将所有这些特征空间共同组成试验数据集。将试验数据集全部或部分随机均分10份(如试验数据集中数据个数不能均分为10份,那么便可随机剔除个别试验数据以便均分),并轮流将其中9份作为训练数据集,1份作为测试数据集,过程示意图如图5所示(其中10份数据集以1-10表示出),将构成的10种不同训练数据集与测试数据集的组合作为K-fold交叉验证数据集。

[0046] 步骤七、基于试验数据集,采用K-fold交叉验证方法重复执行如下模型训练步骤和分类测试步骤,实现对多类别运动想象任务的分类识别,过程示意图如图5所示。其中,模型训练步骤为:采用深度玻尔兹曼机,基于从试验数据集中选出的训练数据集进行训练,构

建特征模型;分类测试步骤为:基于从试验数据集中选出的测试数据集提取潜在特征,并测试分类正确率。

[0047] 模型训练步骤具体为:

[0048] 与RBM一样,DBM同一层内的各个变量是相互独立的,DBM继承了类似RBM的一些优点。不同的是,DBM包含多个隐藏层,而RBM只有一个隐藏层。对于包含可见层 v 和两隐藏层 $h^{(1)}$ 、 $h^{(2)}$ 的DBM,在一组给定状态 $\{v, h^{(1)}, h^{(2)}\}$ 下,其能量函数 E 表示为:

$$[0049] \quad E(v, h^{(1)}, h^{(2)}; \theta) = -v^T W^{(1)} h^{(1)} - h^{(1)T} W^{(2)} h^{(2)}$$

[0050] 式中:能量函数参数 $\theta = \{W^{(1)}, W^{(2)}\}$;权重矩阵 $W^{(1)}$ 表示可见层 v 与隐藏层 $h^{(1)}$ 间的连接;权重矩阵 $W^{(2)}$ 表示隐藏层 $h^{(1)}$ 与隐藏层 $h^{(2)}$ 间的连接;为简化表示,上式省去了偏置参数。对于可见层 v 的概率密度函数可表示如下:

$$[0051] \quad p(v; \theta) = \frac{1}{Z(\theta)} \sum_{h^{(1)}, h^{(2)}} \exp(-E(v, h^{(1)}, h^{(2)}; \theta))$$

[0052] 式中: $Z(\theta)$ 为配分函数。关于两隐藏层 $h^{(1)}$ 、 $h^{(2)}$ 和可见层 v 的条件分布表示如下:

$$[0053] \quad p(h_j^{(1)}=1 | v, h^{(2)}) = \sigma\left(\sum_i W_{ij}^{(1)} v_i + \sum_l W_{jl}^{(2)} h_l^{(2)}\right)$$

$$[0054] \quad p(h_l^{(2)}=1 | h^{(1)}) = \sigma\left(\sum_j W_{jl}^{(2)} h_j^{(1)}\right)$$

$$[0055] \quad p(v_i=1 | h^{(1)}) = \sigma\left(\sum_j W_{ij}^{(1)} h_j^{(1)}\right)$$

[0056] 在本实施例中,将DBM隐藏层数设为3,每层的节点数分别设为500、500、2000。此外,将DBM反向传播次数范围设为1-150,间隔为10,即共需设置16次反向传播次数。在每次训练过程中,本实施例采用逐层贪婪算法,过程示意图如图6所示。将DBM拆分为一系列RBM堆,并将位于最底层RBM的可见层单元数以及位于最顶层RBM的隐藏层单元数加倍,基于当前组训练数据集(即在本实施例中由10份试验数据集中当前的9份组成的一组训练数据集,这样的训练数据集共有10组)采用逐层贪婪算法训练修改后的RBM堆,将RBM堆自底向上和自顶向下两个方向上的权重进行均分,将这一系列RBM堆重新组合成当前组训练数据集所对应的DBM模型,针对每组训练数据集均进行一次模型训练步骤,即对应于10组训练数据集共进行10次模型训练步骤。可理解,每次模型训练步骤最终得到对应于当前组训练数据集的一个DBM模型。

[0057] 本实施例采用10折交叉验证对分类正确率进行评估,在分类测试步骤中,利用当前组测试数据集(即在本实施例中由10份试验数据集中当前的1份组成的一组测试数据集,这样的测试数据集共有10组)测试当前组对应的已训练过的DBM模型,针对每组测试数据集均进行一次分类测试步骤。

[0058] 在本实施例中,因分为10种不同训练数据集与测试数据集的组合,所以针对每种训练数据集和测试数据集的组合均进行一次模型训练步骤和分类测试步骤,针对每种训练数据集和测试数据集的组合,得到一个已完成训练的DBM模型和该DBM模型所对应的分类正确率。最终,得到10组分类正确率。

[0059] 最后在步骤七中,将所得到的10组分类正确率进行平均以表征本发明方法平均分

类正确率。本实施例分类正确率随反向传播次数的变化关系如图7所示,其中S1、S2、S3、S4、S5、S6、S7、S8、S9代表9名受试者。由该图可知,起初随着反向传播次数的增加,分类正确率随之增加,当反向传播次数大于80时,9名受试者的分类正确率均已稳定。故可将本实施例反向传播次数设为100。同样基于以上试验数据集的本实施例方法与CSP和FBCSP的分类正确率对比结果如图8所示。由该图可知,本实施例方法较CSP的平均分类正确率高14.2%,较FBCSP的平均分类正确率高13.4%。此外,通过单因素方差分析,结果如图9所示,进一步验证了本实施例方法分类正确率与CSP和FBCSP具有统计学意义上的显著性差异($F(1, 27) = 3.49, p < 0.05$)。

[0060] 综上,本实施例方式提供的多类别运动想象分类识别方法基于奇异值分解与深度玻尔兹曼机,利用奇异值分解算法对运动想象特征矩阵进行降维、降噪,采用深度玻尔兹曼机对运动想象特征进行深层抽象,以提取潜在运动想象特征。本实施例方法与现有技术相比,可实现对多类别运动想象的直接识别,且无需手动选择噪声维度即可实现无监督、数据驱动自适应降噪,并显著地提高多类别运动想象特征提取与分类的精度。基于以上有益效果,本实施例有利于促进基于运动想象的脑-机接口技术在运动康复等领域的实际应用。

[0061] 以上内容仅为本发明的较佳实施例,对于本领域的普通技术人员,依据本发明的思想,在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处,本说明书内容不应理解为对本发明的限制。

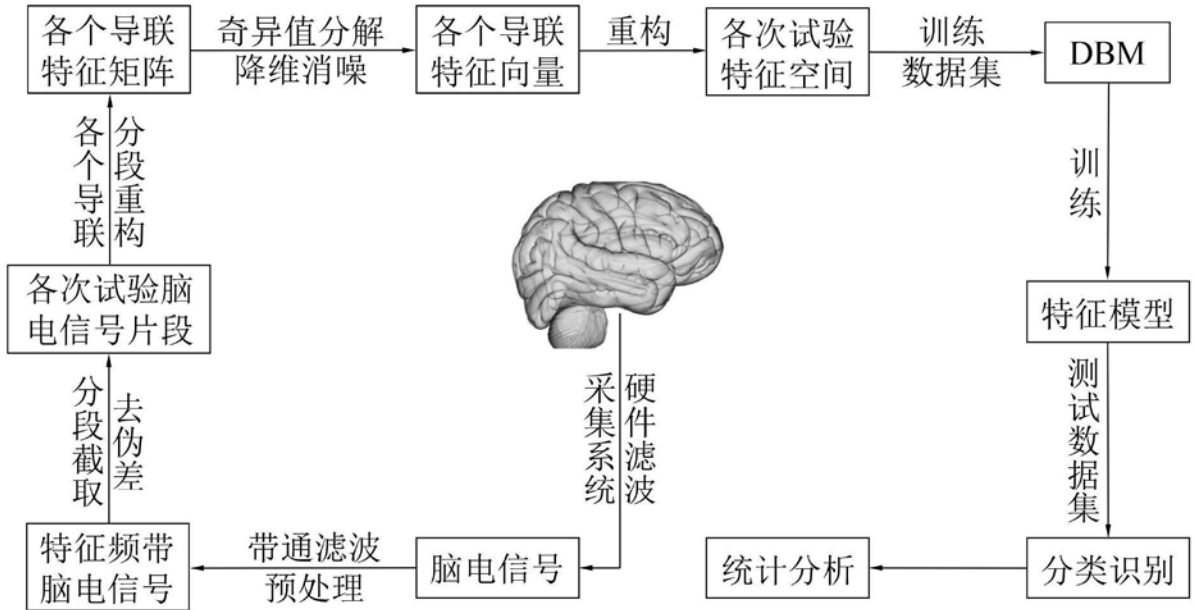


图1

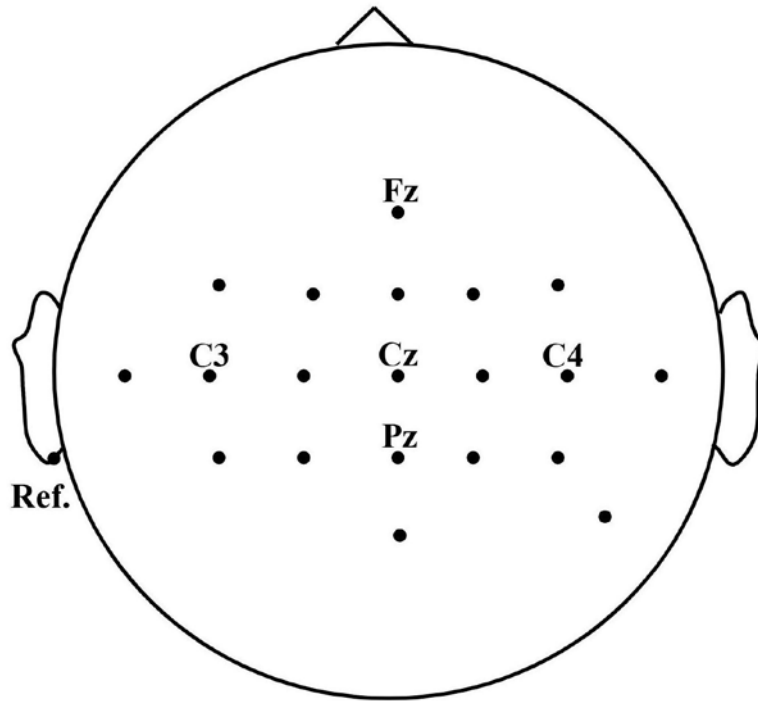


图2

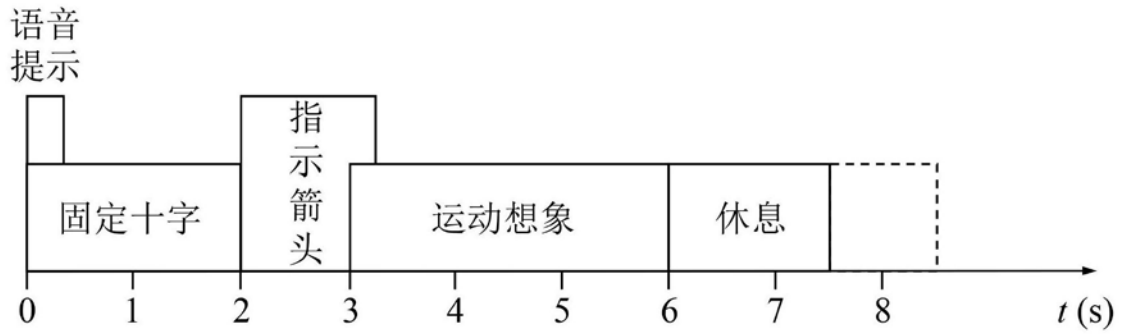


图3

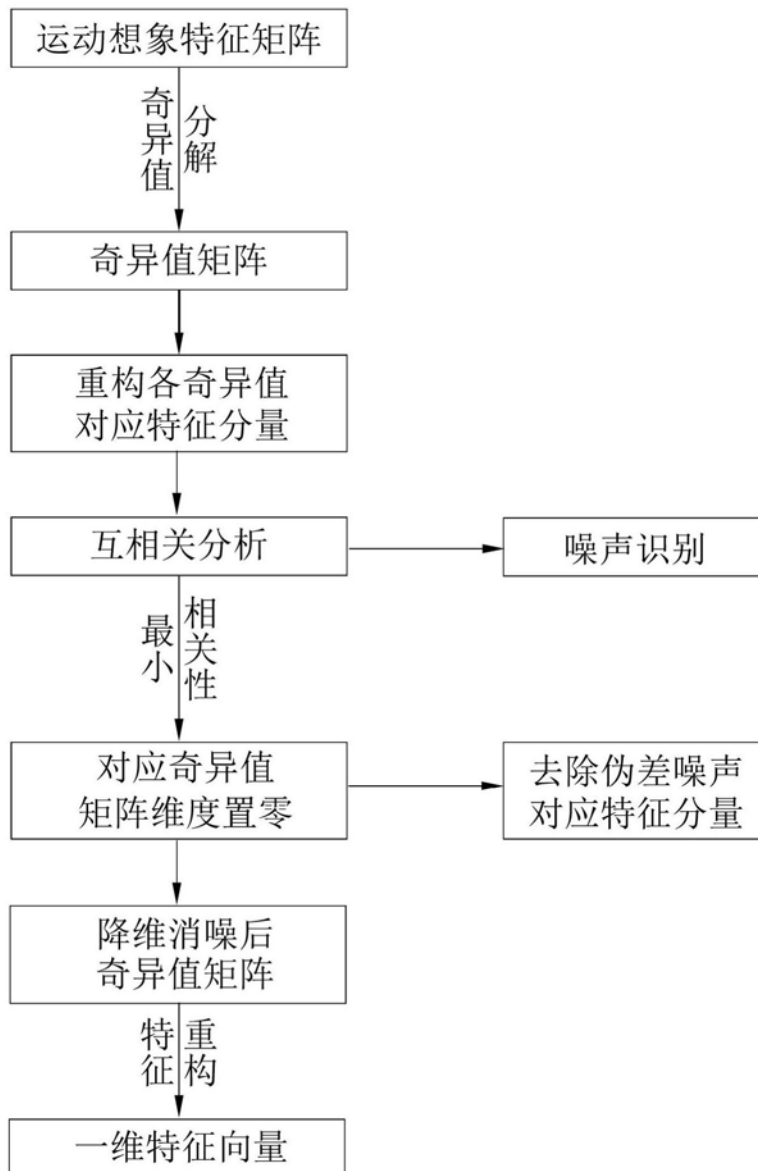


图4

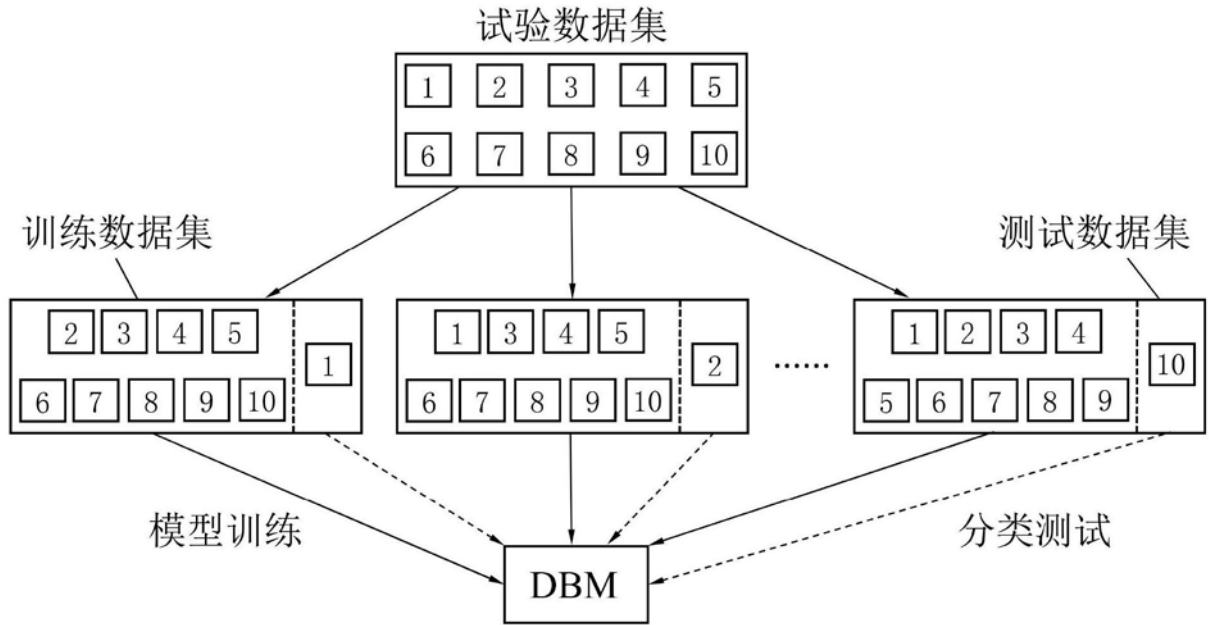


图5

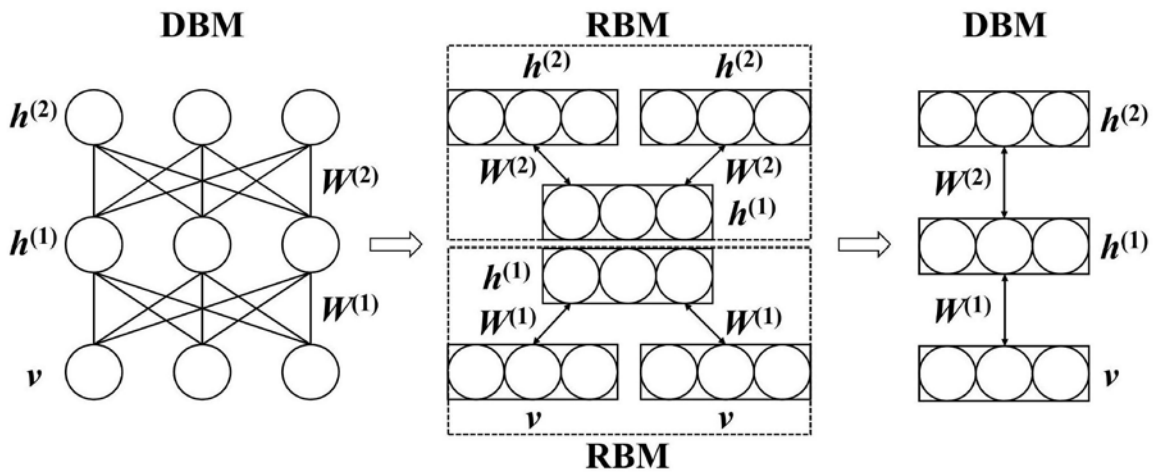


图6

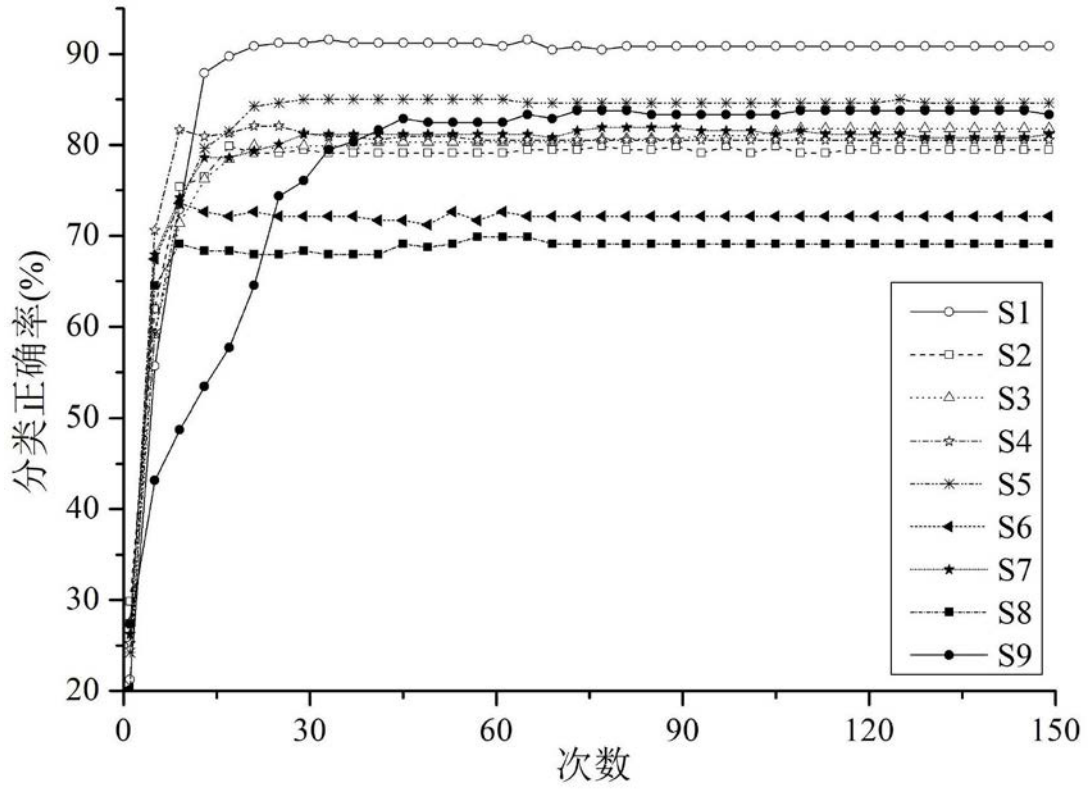


图7

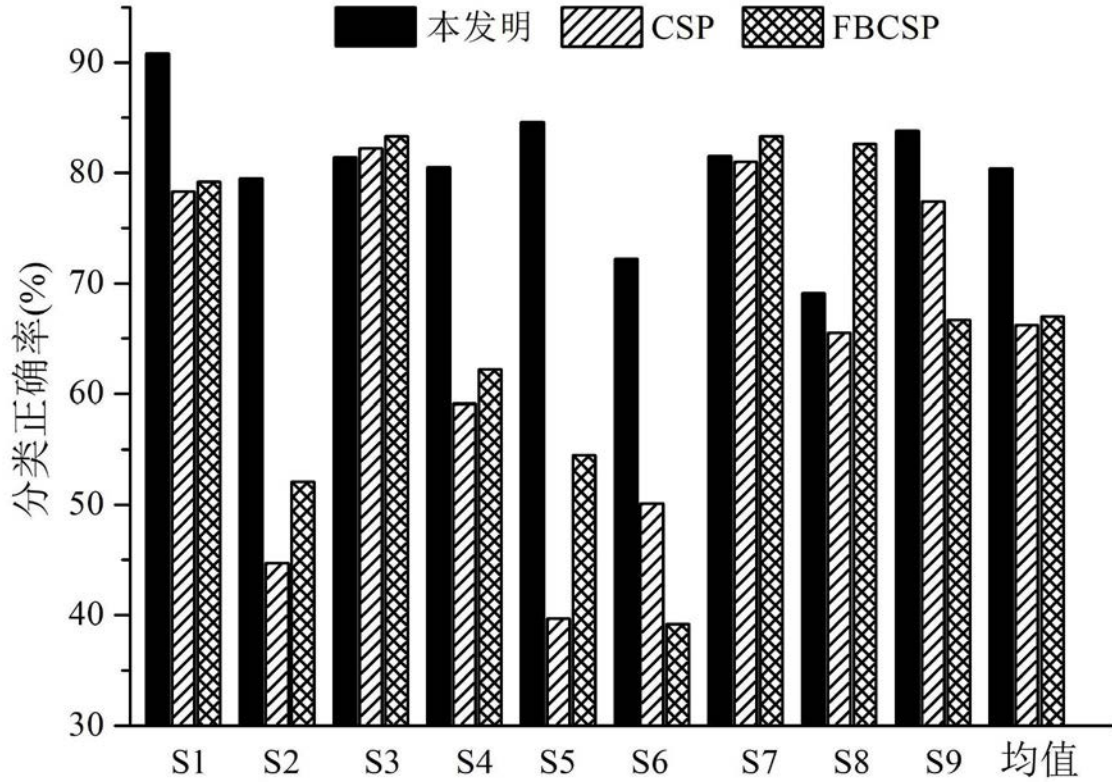


图8

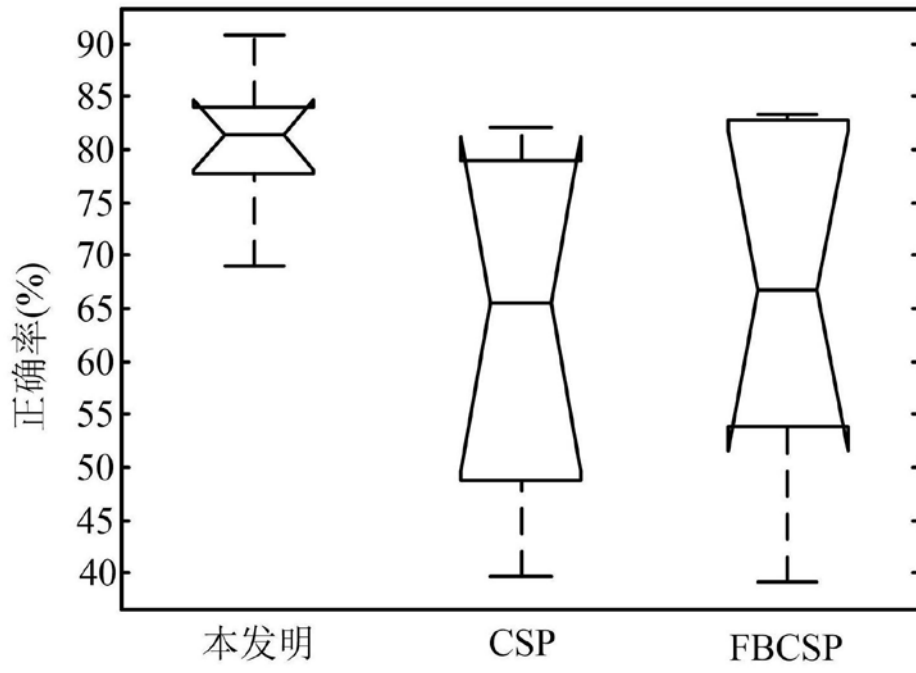


图9

专利名称(译)	一种多类别运动想象分类识别方法		
公开(公告)号	CN107550491B	公开(公告)日	2019-06-14
申请号	CN2017110814121.3	申请日	2017-09-11
[标]申请(专利权)人(译)	东北大学		
申请(专利权)人(译)	东北大学		
当前申请(专利权)人(译)	东北大学		
[标]发明人	于忠亮 宋锦春		
发明人	于忠亮 宋锦春		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00 G06K9/62		
代理人(译)	韩国胜		
审查员(译)	王婷婷		
其他公开文献	CN107550491A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及脑-机接口技术领域，尤其涉及一种多类别运动想象分类识别方法。本发明的多类别运动想象分类识别方法基于奇异值分解与深度玻尔兹曼机，利用奇异值分解算法对各导联运动想象特征矩阵进行降维、消噪，采用深度玻尔兹曼机对运动想象特征进行深层抽象，以提取潜在运动想象特征。本发明方法与现有技术相比，能够直接实现多类别运动想象识别且可自适应消噪，并显著地提高运动想象识别正确率。

