



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106073708 A

(43)申请公布日 2016. 11. 09

(21)申请号 201610387255.7

(22)申请日 2016.06.01

(71)申请人 哈尔滨工业大学深圳研究生院
地址 518000 广东省深圳市南山区西丽镇
深圳大学城哈工大校区

(72)发明人 王崑 张海军 李旭涛 叶允明

(74)专利代理机构 深圳市科吉华烽知识产权事
务所(普通合伙) 44248
代理人 黄晓笛 彭益宏

(51) Int. Cl.
A61B 5/00(2006.01)
A61B 5/0476(2006.01)

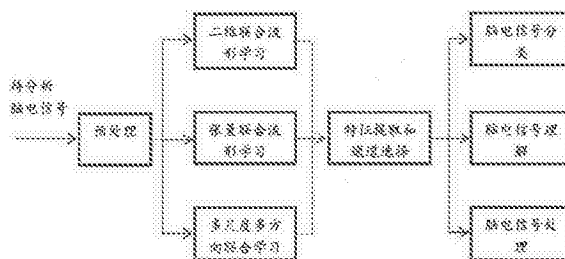
权利要求书1页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

一种脑电信号特征提取及解释方法

(57)摘要

本发明提出了一种脑电信号特征提取及解释方法,采用联合流形学习在提取脑电信号特征时可以同时实现通道选择,即联合学习仅从对识别比较重要的通道提取特征。这样的特征有两方面优点:一方面可以增强特征实际意义的解释,另一方面利用联合学习对特定脑电信号进行通道选择,所得到的结果也有助于神经生物学的发展,可以帮助研究人员确认相关电位,与神经生物学的研究成果进行相互验证等。另外,本发明的通道选择与特征提取可以应用到未来的BCI系统中,克服现有BCI系统识别率低等问题,对于BCI技术的发展具有重要意义。



1. 一种脑电信号特征提取及解释方法,其特征在於:所述方法包括以下步骤:

S1:获取脑电信号;

S2:对所述脑电信号进行预处理;

S3:在多尺度多方向域提取所述脑电信号的特征,利用Fisher准则或者最大间隔准则自适应的寻找对分类贡献最大的若干尺度和方向,利用联合流形学习的特征选择特性,直接将尺度和方向作为一种特征,进行学习,使尺度方向选择与降维同时进行;

S4:建立张量联合流形学习模型,具体地,基于所述脑电信号局部特性、邻域特性和内蕴特性来建构用于通道选择和特征提取的数学优化学习模型,构造同类相似矩阵和异类相似矩阵,计算惩罚系数,然后结合联合学习中引入的 $L_{2,1}$ 范数,确定最终的优化目标函数;

S5:二维联合流形学习的快速求解,具体地,利用拉格朗日乘子法或者序列二次规划方法求解所述目标函数;

S6:根据所述低信噪比脑电信号的准确分类。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在於:所述多尺度多方向变换包括:Directionlet变换、Ridgelet变换、Curvelet变换、Contourlet变换、Bandelet变换、Sharelet变换。

一种脑电信号特征提取及解释方法

技术领域

[0001] 本发明属于信号处理技术领域,具体涉及一种脑电信号特征提取及解释方法。

背景技术

[0002] 脑机接口(Brain-Computer Interface,BCI)是一种不依赖于正常的由外围神经和肌肉组成的输出通道的通讯系统。大脑在产生动作意识、进行思维活动之前和动作执行之后,或者大脑受到某种特定的外部刺激(如视觉、听觉等等)时,其神经系统能够产生一些生物电活动变化,BCI把相应的生物电活动信号采集出来,作为特征信号,然后对这些特征信号进行模式分类,从而识别出引发生物电信号变化的动作或者刺激的类别,然后利用计算机进行编程,从而把人的思维活动转变成命令信号驱动外部设备,实现在没有肌肉和外围神经直接参与的情况下,人脑对外部设备的通讯和控制。这就是BCI系统的基本原理。

[0003] 现有和正在研究的BCI系统中,绝大多数都基于脑电信号的分类。所以分类器的准确性直接影响BCI系统的性能。通道选择和特征提取是分类器中的两个关键环节。(1)在设计阶段,考虑到脑电信号噪声大等特点,有必要针对脑电信号分类设计专门的、有效的特征提取算法。(2)在现有方法中,绝大多数把通道选择和特征提取作为两个独立的部分分别进行,通道选择在一个空间中提取特征,然后进行选择,特征提取在另外一个空间进行,每个空间可能都是有效的,但是两个空间的交集未必是有效的,采用联合学习的思想可以在特征选择的同时,进行通道选择,两者基于同一个准则,这有利于提取高效的特征。

[0004] 联合学习也可以看作是一种特殊的稀疏学习方法,在一般的稀疏表示方法中,得到的稀疏表示结果一般不能起到特征选择的作用。稀疏学习虽然也能得到很多零,但是相对比与不同样本,零的位置并不相同,而联合学习却可以在一定条件下,使不同样本的相同维度上,相当于在分类时,对所有样本不考虑该维度的特征,从而起到一种特征选择的作用。矩阵 $L_{2,1}$ 范数等于矩阵每一列的 L_2 范数的和,所以最小化其 $L_{2,1}$ 范数,可以获取变换矩阵的列稀疏性,由于变换矩阵具有列稀疏性,所以样本经过变换之后,在相应的维度上会变成0,相当于进行了特征选择。利用 $L_{2,1}$ 范数的这一特性,2010年Nie等在非专利文献1(Feiping Nie,Heng Huang,Xiao Cai,Chris Ding.Efficient and robust feature selection via joint $l_{2,1}$ -norms minimization.Advances in Neural Information Processing Systems,vol.23,pp.1813-1821,2010)中提出了一种基于 $L_{2,1}$ 范数的特征选择算法,并证明了算法的收敛性。Gu等在非专利文献2(Quanquan Gu,Zhenhui Li,Jiawei Han.Joint feature selection and subspace learning.in Proceedings of the Twenty-Second international joint conference on Artificial Intelligence,vol.2,pp.1294-1299,2011)中提出了基于 $L_{2,1}$ 测度的联合特征选择与子空间学习(Joint Feature Selection and Subspace Learning)方法,该方法在用于传统的子空间学习算法中引入了 $L_{2,1}$ 范数,在子空间学习中最小化变换矩阵的 $L_{2,1}$ 范数,并在人脸识别问题上验证了该算法的有效性。Ren等学者在非专利文献3(Chuan-Xian Ren,Dao-Qing Dai,Hong Yan.Robust classification using $l_{2,1}$ -norm based regression model,Pattern Recognition,45

(7), pp. 2708-2718, 2012)中提出了一种基于 $L_{2,1}$ 范数的回归模型,用于模式分类。取得了良好的效果。2013年J.S.Pan等非专利文献4(Jeng-Shyang Pan, Lijun Yan*, Zongguang Fang, A Novel feature extraction algorithm based on Joint Learning, The Second International Conference on Robot, Vision and Signal Processing, Japan, 31-34, 2013)中提出一种联合学习算法,应用到图像识别领域,获得了较好的识别效果。

[0005] 当前的研究具有以下问题:

[0006] 1)脑电信号的通道选择和特征提取多被作为两个独立的问题进行讨论。而通道选择和特征提取实际上都是为了分类任务这个核心服务的,所以这两者应该是紧密相关的。根据某一最优准则进行通道选择,然后再根据另一个准则进行特征提取,相当于在两个特征空间的交集上进行分类,而这两个特征空间都具有某种最优,但是其交集有可能会变得不是很好,从而使特征提取和通道选择同步进行,这一思想对脑电信号分类来说具有重要的意义。

[0007] 2)现有的联合学习思想多是基于向量数据的,对于基于张量数据的联合学习研究较少,而多通道脑电信号恰恰是一种二阶张量数据,所以利用联合学习的思想来进行脑电信号的通道选择和特征提取需要研究新的联合学习算法。

[0008] 3)联合学习的研究已经取得了一些成果,不过其学习器仍然有很多可以扩展的空间,为了丰富联合学习的普适性和鲁棒性,对其进行进一步的研究十分有必要。

发明内容

[0009] 为解决现有技术中存在的问题,本发明提出了一种脑电信号特征提取及解释方法,本发明具体通过如下技术方案实现:

[0010] 一种脑电信号特征提取及解释方法,包括以下步骤:

[0011] S1:获取脑电信号;

[0012] S2:对所述脑电信号进行预处理;

[0013] S3:在多尺度多方向域提取所述脑电信号的特征,利用Fisher准则或者最大间隔准则自适应的寻找对分类贡献最大的若干尺度和方向,利用联合流形学习的特征选择特性,直接将尺度和方向作为一种特征,进行学习,使尺度方向选择与降维同时进行;

[0014] S4:建立张量联合流形学习模型,具体地,基于所述脑电信号局部特性、邻域特性和内蕴特性来建构用于通道选择和特征提取的数学优化学习模型,构造同类相似矩阵和异类相似矩阵,计算惩罚系数,然后结合联合学习中引入的 $L_{2,1}$ 范数,确定最终的优化目标函数;

[0015] S5:二维联合流形学习的快速求解,具体地,利用拉格朗日乘子法或者序列二次规划方法求解所述目标函数;

[0016] S6:根据所述低信噪比脑电信号的准确分类。

[0017] 本发明的有益效果是:本发明的联合流形学习在提取脑电信号特征时可以同时实现通道选择,即联合学习仅从对识别比较重要的通道提取特征。这样的特征有两方面优点:一方面可以增强特征实际意义的解释,另一方面利用联合学习对特定脑电信号进行通道选择,所得到的结果也有助于神经生物学的发展,可以帮助研究人员确认相关电位,与神经生物学的研究成果进行相互验证等。另外,本发明的通道选择与特征提取可以应用到未来的

BCI系统中,克服现有BCI系统识别率低等问题,对于BCI技术的发展具有重要意义。

附图说明

[0018] 图1是本发明的研究框架图;

[0019] 图2是学习模型的建立示意图;

[0020] 图3是联合学习模型求解及应用示意图;

[0021] 图4是多尺度多方向变换域中的通道寻则与特征提取示意图。

具体实施方式

[0022] 下面结合附图说明及具体实施方式对本发明进一步说明。

[0023] 本发明解决的技术问题

[0024] 问题一:张量联合流形学习数学建模

[0025] 脑电信号分类的实际应用中面临着识别率偏低的问题,通道选择和特征提取的性能对分类效果影响巨大,制约了基于运动想象的BCI技术的发展。因此建立有效的数学模型进行脑电信号的通道选择和特征提取是本发明首要解决的技术问题。

[0026] 问题二:二维联合流形学习的快速求解

[0027] 脑电信号是一种高维信号,具有很强的非线性结构,对于如此复杂的信号进行学习时,算法执行效率欠佳,直接影响基于运动想象的BCI系统的实时性。因此快速求解、快速优化也是二维流形学习的重中之重。

[0028] 问题三:低信噪比脑电信号的准确分类问题

[0029] 脑电信号本质上是一种低信噪比的信号,噪声对于分类影响很大,降低噪声对特征提取的影响对于脑电信号分类任务来说,是必然要解决的科学问题之一。该问题的解决是后续脑电信号分类任务顺利进行的基础。

[0030] 针对问题一,本发明基于对传统上的联合学习方法的研究,开展基于向量的联合学习方法的张量化研究,从而构建张量联合学习理论,建立新的脑电信号表示方法,利用联合学习的特性,研究直接面向分类的脑电信号通道选择理论与方法,利用联合学习特性,实现特征提取的同时,进行脑电信号的通道选择。

[0031] 针对问题二,本发明通过对流形学习思想的借鉴和推广,深入研究基于联合流形学习的脑电信号重建理论和方法,研究联合流形学习的快速实现方法,研究基于联合学习的脑电信号特征提取与分类。

[0032] 针对问题三,本发明通过对多尺度变换域的研究,深入研究多尺度多方向脑电信号通道特征提取方法,利用所提的联合学习理论,研究针对脑电信号分类问题的尺度和方向的优化选择问题。

[0033] 因此,本发明直接利用张量表示多通道脑电信号,将联合学习引入进来,提出张量联合学习理论,如附图1所示,在研究联合学习理论框架基础上,开展张量流形学习和二维联合流形学习和变换域下多尺度脑电信号特征提取问题的研究,通过张量联合学习、联合流形学习在脑电信号通道选择与特征提取中应用实现脑电信号的分类、理解和处理。

[0034] 张量联合流形学习和联合流形学习的数学建模方法

[0035] 建立高效的优化模型是机器学习的关键技术之一,也是影响性能的重要因素。如

附图2所示,本发明拟采用基于脑电信号局部特性、邻域特性和内蕴特性来建构用于通道选择和特征提取的数学优化模型,以最大限度的满足脑电信号分类任务的性能要求。

[0036] 具体技术途径如下:

[0037] (1)基于张量的联合学习方法即张量联合学习方法。首先,构造张量特征提取模型,然后结合联合学习的 $L_{2,1}$ 范数确定目标函数。

[0038] (2)基于局部特征的联合流形学习方法即二维联合局部保持判别方法。首先构造同类相似矩阵和异类相似矩阵,计算惩罚系数,然后结合联合学习中引入的 $L_{2,1}$ 范数,确定最终的优化目标函数。

[0039] (3)基于内蕴特征的联合流形学习方法即二维联合多流形内蕴判别方法。计算样本的共性差异和个体差异,加上 $L_{2,1}$ 范数限制,建立模型。

[0040] 二维联合流形学习数学优化模型求解

[0041] 能够快速从已有脑电信号样本中学习特征,是影响到算法实际应用性的重要问题,针对这一关键问题,本发明采用如下方式解决:

[0042] 上述模型都可以转化或者添加成为带等式约束条件的非线性优化问题。首先推导优化目标函数,建立最优约束方程:

[0043] $\min J(W)$

[0044] $s. t. c(W)=0$

[0045] 其中 J 是优化模型的目标函数, W 是最优变换矩阵, c 是约束,当有多个约束时, c 就是向量函数。

[0046] (1)直接用拉格朗日乘子法

[0047] $L(W, \lambda) = J(W) - \lambda^T c(W)$

[0048] 其中 J 是目标函数, c 是限制条件,如果有多个限制条件,那么 c 就是一个向量函数。解出梯度为0时所对应的 λ 和 W 。

[0049] (2)序列二次规划方法(Sequential quadratic programming)

[0050] $L(W, \lambda) = J(W) - \lambda^T c(W)$

[0051] 其中 λ 为拉格朗日乘子。在迭代过程中,需要解如下方程来明确第 k 次迭代结果 W_k 的步长 d_k ,步长通过解下面这个子问题确定:

[0052] $\min L(W, \lambda) + \nabla L(W, \lambda)^T d + d^T \nabla^2_{ww} L(W, \lambda) d / 2$

[0053] $s. t. c(W_k) + \nabla c(W_k)^T d = 0$

[0054] 多尺度多方向特征提取算法

[0055] Directionlet变换、Ridgelet变换、Curvelet变换、Contourlet变换、Bandelet变换、Sharelet变换等多尺度多方向变换可以提取脑电信号多尺度多方向上的特征,如何选择尺度和方向是特征提取好坏的关键。本发明采用如下方式解决:

[0056] (1)利用Fisher准则或者最大间隔准则自适应的寻找对分类贡献最大的若干尺度和方向。(2)利用联合流形学习的特征选择特性,直接将尺度和方向作为一种特征,进行学习,使尺度方向选择与降维同时进行。

[0057] 本发明的创新点在于:

[0058] 1)提出联合学习的张量化,利用联合学习的思想,提取张量数据的特征,为联合学习可以应用到张量类型数据上提供理论支持,同时脑电信号是一种二阶张量数据,利用范

数所获得的变换矩阵的列稀疏性使得利用联合学习的脑电信号通道选择和特征提取可以同时进行。

[0059] 2)提出联合流形学习理论,利用流形学习的思想,结合联合学习,获取变换矩阵的列稀疏性,以解决脑电信号通道选择与特征提取问题。联合流形学习理论中主要包括联合局部保持判别分析、联合多流形内蕴判别分析等模型,提取脑电信号的结构特征,保证脑电信号分类中的通道选择和特征提取同时进行。

[0060] 3)提出在多尺度多方向域提取脑电信号特征的一个思路,利用Contourlet等具有的多尺度多方向特性,通过张量联合学习,研究尺度方向的选择方式,降低噪声对特征提取效能的影响。

[0061] 以上内容是结合具体的优选实施方式对本发明所作的进一步详细说明,不能认定本发明的具体实施只局限于这些说明。对于本发明所属技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干简单推演或替换,都应当视为属于本发明的保护范围。

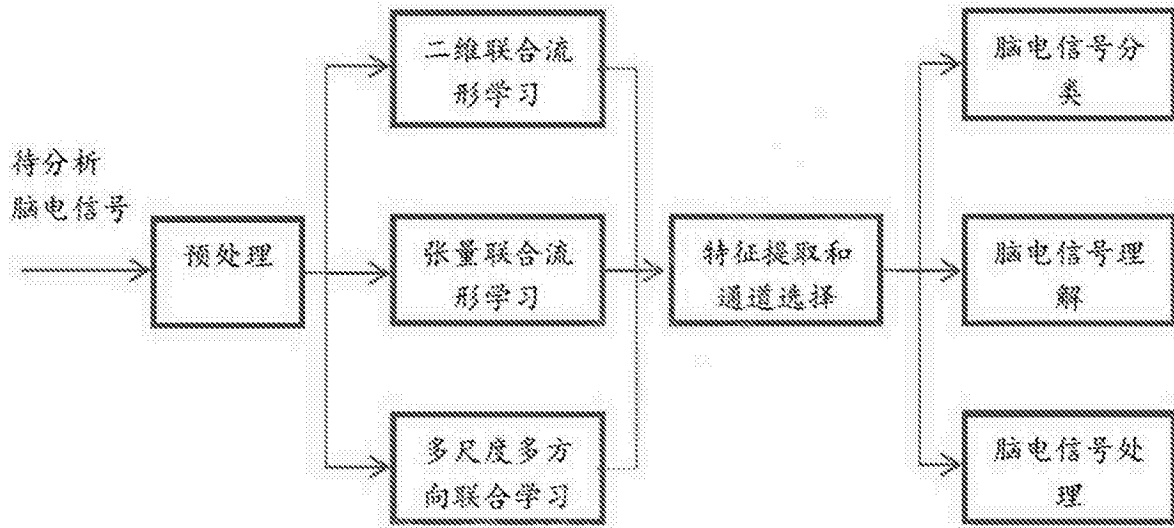


图1

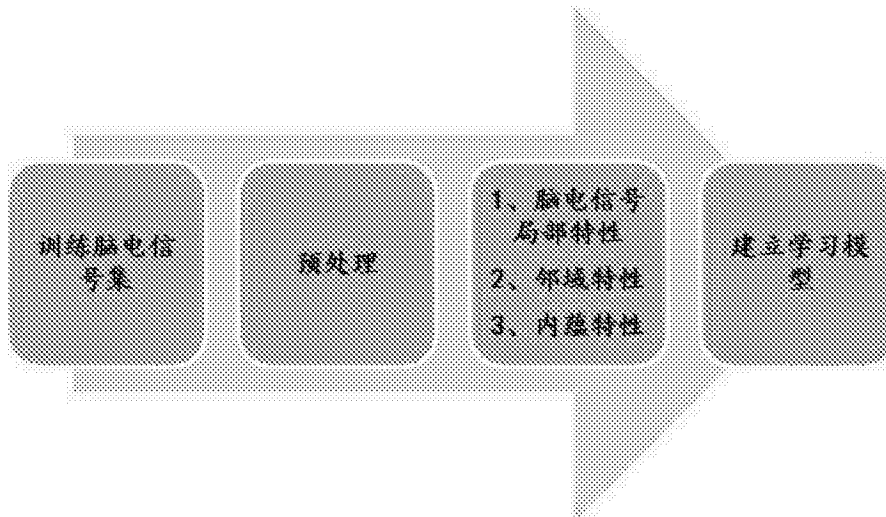


图2

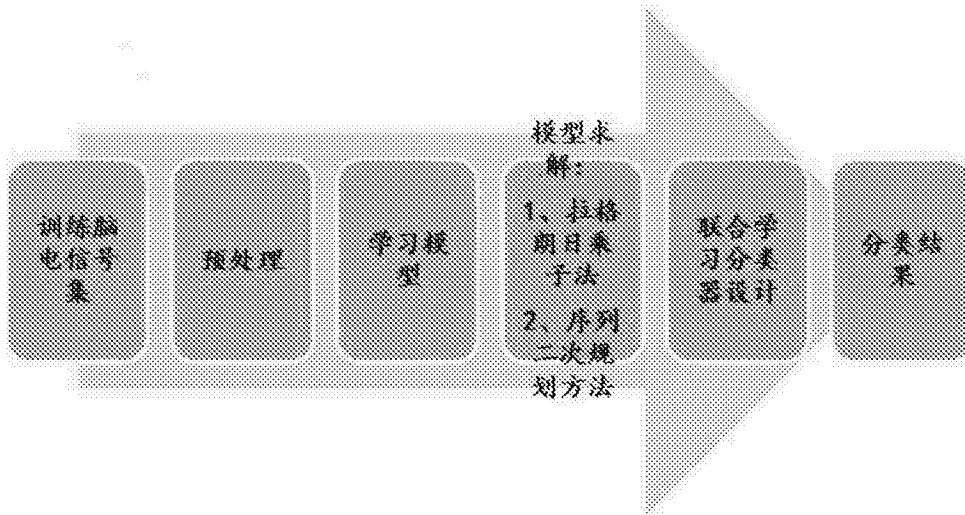


图3

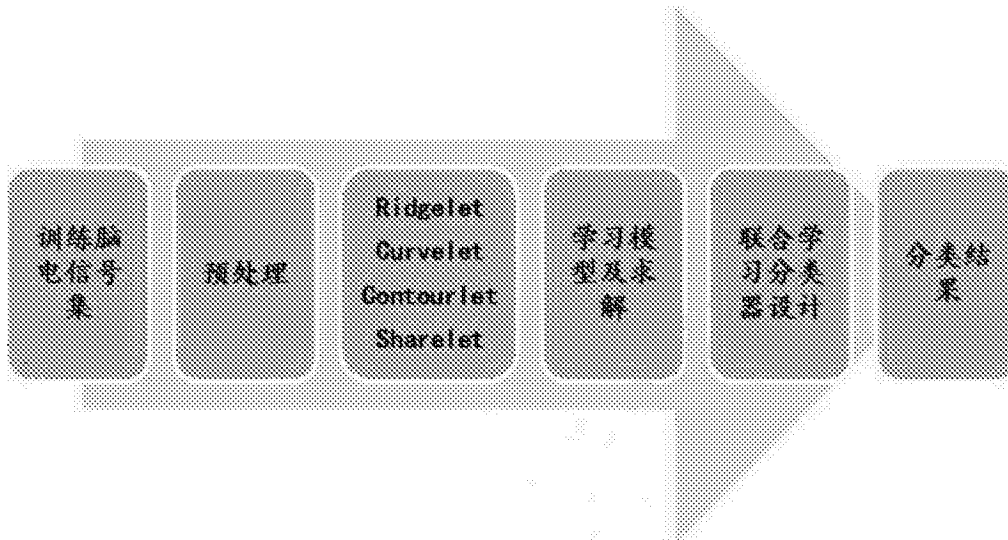


图4

专利名称(译)	一种脑电信号特征提取及解释方法		
公开(公告)号	CN106073708A	公开(公告)日	2016-11-09
申请号	CN201610387255.7	申请日	2016-06-01
[标]申请(专利权)人(译)	哈尔滨工业大学深圳研究生院		
申请(专利权)人(译)	哈尔滨工业大学深圳研究生院		
当前申请(专利权)人(译)	哈尔滨工业大学深圳研究生院		
[标]发明人	王崑 张海军 李旭涛 叶允明		
发明人	王崑 张海军 李旭涛 叶允明		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0476		
CPC分类号	A61B5/72 A61B5/0476		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提出了一种脑电信号特征提取及解释方法，采用联合流形学习在提取脑电信号特征时可以同时实现通道选择，即联合学习仅从对识别比较重要的通道提取特征。这样的特征有两方面优点：一方面可以增强特征实际意义的解释，另一方面利用联合学习对特定脑电信号进行通道选择，所得到的结果也有助于神经生物学的发展，可以帮助研究人员确认相关电位，与神经生物学的研究成果进行相互验证等。另外，本发明的通道选择与特征提取可以应用到未来的BCI系统中，克服现有BCI系统识别率低等问题，对于BCI技术的发展具有重要意义。

