



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106943140 A

(43)申请公布日 2017.07.14

(21)申请号 201710136166.X

(22)申请日 2017.03.08

(71)申请人 重庆邮电大学

地址 400065 重庆市南岸区南山街道崇文路2号

(72)发明人 张毅 陈永强 尹春林

(74)专利代理机构 重庆市恒信知识产权代理有限公司 50102

代理人 刘小红 李金蓉

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

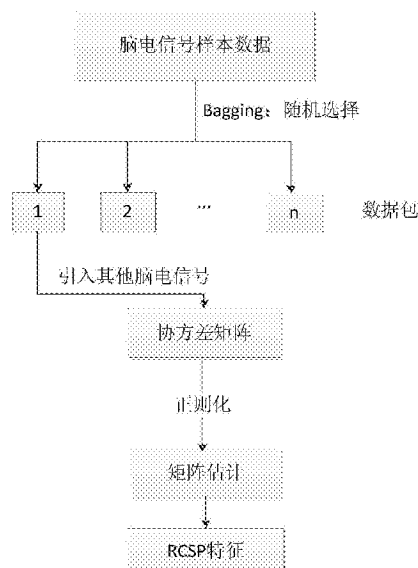
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法,包括以下步骤:S1,利用Bagging随机选择的采样思想,重新构造训练数据样本;S2,构造基于被试者脑电信号的协方差矩阵;S3,基于被试者数据样本,同样利用Bagging思想随机选择引入一部分其他人的脑电信号数据;S4,正则化协方差矩阵;S5,进行正则化的协方差矩阵估计;S6,利用这个协方差矩阵提取RCSP特征。本发明能够保证在小样本脑电数据集中,提取的左右手运动想象脑电信号特征具有较高的识别率,且方差小,鲁棒性好。



1. 一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法,包括以下步骤:
S1,对被试者脑电信号数据,利用Bagging算法重新构造训练数据样本;
S2,构造基于被试者训练数据样本的协方差矩阵,并计算出平均协方差;
S3,利用与步骤S1相同的Bagging算法,随机选择引入其他被试者的脑电信号数据;
S4,进行协方差矩阵正则化;
S5,进行正则化后的协方差矩阵估计;
S6,利用步骤S5的协方差矩阵提取RCSP特征。

2. 根据权利要求1所述一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:脑电信号数据为左手和右手运动想象脑电数据。

3. 根据权利要求2所述一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:所述重新构造训练数据样本的过程为:从被试者脑电信号数据中,随机抽取若干个数据形成一个新的自助数据包,重复这一过程,直到产生多个自助数据包。

4. 根据权利要求1所述一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:所述协方差矩阵构造方法为:

令 $D_{N \times T}$ 表示单次脑电信号,其中 N 代表通道数量, T 代表每个通道的采样点数,经过归一化后的协方差矩阵如下:

$$C = \frac{DD^T}{\text{trace}(DD^T)}$$

其中, D^T 为 D 的转置, $\text{trace}(DD^T)$ 为矩阵 DD^T 的迹, D 为单次脑电信号, C 表示归一化后的协方差矩阵。

5. 根据权利要求4所述一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:所述平均协方差为 $\bar{C}_i = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M C_{(i,m)}$

其中, M 是训练数据样本的数量, i 是运动想象信号的类别, $C_{(i,m)}$ 表示归一化后协方差矩阵 C 中的第 i 行 m 列。

6. 根据权利要求1所述一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:所述协方差矩阵正则化为:

$$S_i(\beta, \gamma) = (1-\gamma)X_i(\beta) + \frac{\gamma}{N} \text{trace}[X_i(\beta)] \cdot I$$

其中, β 和 γ 是两个正则化参数, $0 \leq \beta, \gamma \leq 1$, I 是一个 $N \times N$ 的单位矩阵, N 表示单位矩阵 I 的维数, $S_i(\beta, \gamma)$ 表示 i 类的正则化平均空间协方差矩阵, $X_i(\beta)$ 为被试者及其他被试者的脑电样本的协方差矩阵,其定义如下:

$$X_i(\beta) = \frac{(1-\beta) \cdot C_i + \beta \cdot C'_i}{(1-\beta) \cdot M + \beta \cdot M'}$$

其中, C_i 是被试者第 i 类的 M 个训练数据组成的协方差矩阵, C'_i 是其他被试者第 i 类的 M' 个训练数据组成的协方差矩阵。

7. 根据权利要求1所述一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:所述提取RCSP特征的方法为:

协方差矩阵分解得到:

$$S(\beta, \gamma) = S_{\text{left}}(\beta, \gamma) + S_{\text{right}}(\beta, \gamma) = E V E^T$$

其中, E 是与特征值矩阵 V 对应的特征向量矩阵, $S_{\text{left}}(\beta, \gamma)$ 和 $S_{\text{right}}(\beta, \gamma)$ 分别表示被试者想象左手和想象右手两类脑电信号样本正则化平均空间协方差矩阵;

$$\text{构造白化矩阵 } P: P = V^{1/2} E^T$$

$$\text{有 } P \cdot S(\beta, \gamma) \cdot P^T = c \cdot I$$

其中, c 为一个常数;因此, $S_{\text{left}}(\beta, \gamma)$ 和 $S_{\text{right}}(\beta, \gamma)$ 的特征向量相同,并且对于特征向量,二者对应的特征值之和为一个固定常数;

$$S_{\text{left}}(\beta, \gamma) = U V_{\text{left}} U^T$$

$$S_{\text{right}}(\beta, \gamma) = U V_{\text{right}} U^T$$

U 表示一个酉矩阵, V_{left} 和 V_{right} 分别表示 $S_{\text{left}}(\beta, \gamma)$ 和 $S_{\text{right}}(\beta, \gamma)$ 的特征向量;

则投影矩阵 $W = U^T P$;

RCSP选择 W 的前后各 r 列来映射一个训练样本 S ,最后得到用于分类的特征向量 y 。

8. 根据权利要求7所述一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:所述用于分类的特征向量 y 为:

$$y_q = \log\left(\frac{\text{var}(Z_q)}{\sum_{q=1}^{2r} \text{var}(Z_q)}\right)$$

$$Z = WS$$

其中 q 表示对应的类别、 r 表示所选择的 W 矩阵的列数、 Z 表示 W 和 S 的乘。

一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法

技术领域

[0001] 本发明涉及信号特征提取领域,特别是一种基于随机选择正则化共空间模式(RandomSelect-RCSP)的运动想象脑电信号特征提取方法。

背景技术

[0002] 当前在基于脑电信号(Electroencephalogram,EEG)的脑机接口(Brain Computer Interface,BCI)研究主要集中于运动想象脑电信号方面,而BCI中信号如何进行特征提取的问题是最为重要的问题之一。运动想象是通过“想”的方式来产生相关信号,对运动想象的研究表明,单侧肢体运动或者想象运动会抑制(8-13Hz)和波(14-30Hz)的节奏活动和功率谱产生抑制/增强的效果,即事件相关去同步/同步(ERD/ERS)现象。根据这一现象,迄今为止研究者们已经提出了许多特征提取方法,如AR模型(auto-regressive,自回归)、Wavelet变换、希尔伯特黄变换、CSP(Common Spatial Pattern,共同空间模式)等。近些年,CSP被证明是一种提取不同类型的运动想象信息的有效方法,该方法的关键在于联合对角化协方差矩阵。即通过数学变换,使得一类的方差最大化,另一类的方差最小化。

[0003] CSP(Common Spatial Pattern,共同空间模式)方法的主要问题是噪声非常敏感。因此,基于CSP的衍生方法层出不穷,如CCSP、SSCSP、RCSP、FERCSP、FBCSP。其中,最有效方法是正则化共空间模式(Regularized Common Spatial Pattern,RCSP)。该方法借助迁移学习的思想,将其他被试的脑电信号引入到CSP学习过程中,保证了被试的脑电信号协方差的估计偏差,使之相较于传统的CSP方法表现更好,在小训练样本集中这一点表现的尤为突出,然而,这种算法在小样本脑电数据集中的稳定性还有待提高,且随着训练样本的增加,其分类准确率增长缓慢,时间复杂度上升。

发明内容

[0004] 本发明旨在解决现有RCSP算法在小样本运动想象脑电数据集中的稳定性不高,且随着训练样本的增加,其分类准确率增长缓慢,时间复杂度上升的问题,特别提出了一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取的方法。

[0005] 基于RandomSelect-RCSP的特征提取算法通过重复选取样本构造数据包,并利用每个数据包分别对样本提取RCSP特征。通过与包括RCSP在内的CSP衍生算法进行分析比较,结果表明,Bagging RCSP在时间复杂度较低的情况下,能保持较高的识别率和稳定性,优于RCSP及CSP的其他衍生算法。

[0006] 为了实现上述目的本发明采用如下技术方案:一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法,包括以下步骤:

[0007] S1,对被试者脑电信号数据,利用Bagging算法重新构造训练数据样本;脑电信号数据为左手和右手运动想象脑电数据。

[0008] S2,构造基于被试者训练数据样本的协方差矩阵,并计算出平均协方差;

[0009] S3,利用与步骤S1相同的Bagging算法,随机选择引入其他被试者的脑电信号数据;

[0010] S4,进行协方差矩阵正则化;

[0011] S5,进行正则化后的协方差矩阵估计计算;

[0012] S6,利用步骤S5的协方差矩阵提取RCSP特征。

[0013] 所述重新构造训练数据样本的过程为:从被试者脑电信号数据中,随机抽取若干个数据形成一个新的自助数据包,重复这一过程,直到产生多个自助数据包。并且在后续的RCSP基本算法中计算被试者的协方差矩阵时,同样根据这个思想方法引入一部分其他人的脑电信号。

[0014] 其中,Bagging算法的思想为:从大小为n的原始数据集中,分别独立随机选择抽取n' (n' ≤ n) 个数据形成一个新的自助数据集,并且将这个过程独立地重复进行多次,直到产生多个独立的新自助数据集,然后,将每一个数据集作为一个数据包独立地用于训练一个“分量分类器”,最终的分类判别将根据这些分量器各自的判别结果的投票来决定。

[0015] 所述协方差矩阵构造方法为:

[0016] 对于某一个被试者,令 $D_{N \times T}$ 表示单次脑电信号,其中N代表通道数量,T代表每个通道的采样点数,经过归一化后的协方差矩阵如下:

$$[0017] \quad C = \frac{DD^T}{\text{trace}(DD^T)}$$

[0018] 其中, D^T 为D的转置, $\text{trace}(DD^T)$ 为矩阵 DD^T 的迹,D为单次脑电信号,C表示归一化后的协方差矩阵。

[0019] 根据以上协方差矩阵可以得到数据样本的平均协方差为 $\bar{C}_i = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M C_{\{i,m\}}$

[0020] 其中,M是训练数据样本的数量,i是运动想象信号的类别,即指左手或右手运动想象两类, $C_{\{i,m\}}$ 表示归一化后协方差矩阵C中的第i行m列。

[0021] 在小样本估计问题中,正则化是一种非常有效的方法。RCSP正是基于这一方法,它通过偏置估计项的方式,使分类结果不依赖于采样样本,而是朝着一个“更加合理”的方向。在处理“方差-偏差”窘境问题时,该算法是通过增大偏差而减小方差的方式实现的。这种“方差-偏差”平衡由一个或多个正则化参数来调控。为了减少协方差矩阵估计的偏差,RCSP不仅仅利用了该被试者的脑电信号,还引入了其他个体的脑电数据。RCSP计算协方差矩阵正则化为:

$$[0022] \quad S_i(\beta, \gamma) = (1-\gamma)X_i(\beta) + \frac{\gamma}{N} \text{trace}[X_i(\beta)] \cdot I$$

[0023] 其中, β 和 γ 是两个正则化参数, $0 \leq \beta, \gamma \leq 1$,I是一个 $N \times N$ 的单位矩阵,N表示单位矩阵I的维数, $S_i(\beta, \gamma)$ 表示i类的正则化平均空间协方差矩阵, $X_i(\beta)$ 为被试者及其他被试者的脑电样本的协方差矩阵,其定义如下:

$$[0024] \quad X_i(\beta) = \frac{(1-\beta) \cdot C_i + \beta \cdot C'_i}{(1-\beta) \cdot M + \beta \cdot M'}$$

[0025] 其中, C_i 是被试者第i类的M个训练数据组成的协方差矩阵, C'_i 是其他被试者第i类的 M' 个训练数据组成的协方差矩阵;旨在减少协方差矩阵估计的方差,它往往会产生更可

靠的结果。在一个特定个体的脑电信号分类中,提出的训练过程使用其他受试者的相关样本构造了一个正则化项 C'_{i} ,且这些相关样本都是通用的。若有 N 个受试者,每类有 M 个训练样本,则 $M' = (N-1)M$ 。

[0026] 所述提取RCSP特征的方法为:

[0027] 为了得到脑电信号特征,将协方差矩阵分解得到:

$$[0028] \quad S(\beta, \gamma) = S_{\text{left}}(\beta, \gamma) + S_{\text{right}}(\beta, \gamma) = E V E^T$$

[0029] 其中, E 是与特征值矩阵 V 对应的特征向量矩阵, $S_{\text{left}}(\beta, \gamma)$ 和 $S_{\text{right}}(\beta, \gamma)$ 分别表示被试者想象左手和想象右手两类脑电信号样本正则化平均空间协方差矩阵。

[0030] 构造白化矩阵 $P: P = V^{1/2} E^T$, T 表示对矩阵 E 的转置。

$$[0031] \quad \text{有 } P \cdot S(\beta, \gamma) \cdot P^T = c \cdot I$$

[0032] 其中, c 为一个常数(c 取值范围为实数集);因此, $S_{\text{left}}(\beta, \gamma)$ 和 $S_{\text{right}}(\beta, \gamma)$ 的特征向量相同,并且对于特征向量,二者对应的特征值之和为一个固定常数;

$$[0033] \quad S_{\text{left}}(\beta, \gamma) = U V_{\text{left}} U^T$$

$$[0034] \quad S_{\text{right}}(\beta, \gamma) = U V_{\text{right}} U^T$$

[0035] U 表示一个酉矩阵, V_{left} 和 V_{right} 分别表示 $S_{\text{left}}(\beta, \gamma)$ 和 $S_{\text{right}}(\beta, \gamma)$ 的特征向量。

[0036] 则投影矩阵 $W = U^T P$ 。

[0037] RCSP选择 W 的前后各 r 列来映射一个训练样本 S ,最后得到用于分类的特征向量 y 。

[0038] 所述用于分类的特征向量 y 为:

$$[0039] \quad y_q = \log\left(\frac{\text{var}(Z_q)}{\sum_{q=1}^{2r} \text{var}(Z_q)}\right)$$

$$[0040] \quad Z = WS$$

[0041] 其中 q 表示对应的类别、 r 表示所选择的 W 矩阵的列数、 Z 表示 W 和 S 的乘。

[0042] 综上所述,由于采用了上述技术方案,本发明的有益效果是:提高了RCSP处理小样本下的脑电数据集的稳定性和平均识别率,并且方差更小,鲁棒性更好。

附图说明

[0043] 图1是本发明的流程示意图。

具体实施方式

[0044] 下面详细介绍本发明的实施例,所述实施例的示例在附图中示出,其中自始至终相同或类似的标号表示具有相同或类似功能。下面通过参考附图描述的实施例是示例性的,仅用于解释本发明,而不能理解为对本发明的限制。

[0045] 本发明提供了一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于,包括以下步骤:

[0046] S1,首先对原数据样本进行重构,从大小为 n 的原始左手和右手运动想象脑电数据集中,分别独立随机选择 n' ($n' \leq n$)个数据形成一个新的数据集,并且将这个过程独立地重复进行多次,产生多个独立的数据包,得到重构的训练数据样本。

[0047] S2,对于某一个被试者,用矩阵 $D_{L \times T}$ 表示单次脑电信号, L 代表通道数量, T 代表每个

通道的采样点数。则经过归一化后的协方差矩阵计算方式为：

$$[0048] \quad C = \frac{DD^T}{\text{trace}(DD^T)}$$

[0049] 其中, D^T 为 D 的转置, $\text{trace}(DD^T)$ 为矩阵 DD^T 的迹。

[0050] 然后根据以上协方差矩阵可以得到数据样本的平均协方差为：

$$[0051] \quad \bar{C}_i = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M C_{(i,m)}$$

[0052] 其中, M 是训练数据的数量, i 指的是运动想象信号的类别, 即指左、右手运动想象两类。

[0053] S3, 针对S2所计算出的一个被试者的脑电数据样本协方差, 按照步骤S1的方法引入一部分其他被试者的脑电信号数据, 得到被试及其他被试者的脑电样本的协方差矩阵 $X_i(\beta)$, 其定义如下：

$$[0054] \quad X_i(\beta) = \frac{(1-\beta) \cdot C_i + \beta \cdot C'_i}{(1-\beta) \cdot M + \beta \cdot M'}$$

[0055] 其中, C_i 是受试者第 i 类的 M 个训练数据组成的协方差矩阵, C'_i 是其他人第 i 类的 M' 个训练数据组成的协方差矩阵。从后续的每一位受试者脑电数据样本都进行S3方法的处理; 若有 N 个受试者, 每类有 M 个训练样本, 则 $M' = (N-1)M$ 。

[0056] S4, 然后进行协方差矩阵正则化, 通过偏置估计项的方式, 使分类结果不依赖于采样样本, 而是朝着一个“更加合理”的方向。在处理“方差-偏差”窘境问题时, 该算法是通过增大偏差而减小方差的方式实现的。这种“方差-偏差”平衡由一个或多个正则化参数来调控。使用 β 和 γ 这两个正则化参数 ($0 \leq \beta, \gamma \leq 1$), β 控制着训练样本协方差矩阵的权重来减少协方差矩阵估计的偏差, 而 γ 控制着多个单位矩阵的权重;

[0057] S5, 然后, RCSP 计算各类的正则化平均空间协方差矩阵估计计算如下：

$$[0058] \quad S_i(\beta, \gamma) = (1-\gamma)X_i(\beta) + \frac{\gamma}{N} \text{trace}[X_i(\beta)] \cdot I$$

[0059] 其中, I 是一个 $N \times N$ 的单位矩阵。

[0060] S6, 最后, 将协方差矩阵分解得到：

$$[0061] \quad S(\beta, \gamma) = S_{\text{left}}(\beta, \gamma) + S_{\text{right}}(\beta, \gamma) = EVE^T$$

[0062] 其中, E 是与特征值矩阵 V 对应的特征向量矩阵。构造白化矩阵：

$$[0063] \quad P = V^{1/2}E^T$$

[0064] 而

$$[0065] \quad P \cdot S(\beta, \gamma) \cdot P^T = c \cdot I$$

[0066] 其中, c 为一个常数。因此, $S_{\text{left}}(\beta, \gamma)$ 和 $S_{\text{right}}(\beta, \gamma)$ 的特征向量相同, 并且对于特征向量, 二者对应的特征值之和为一个固定常数。若

$$[0067] \quad S_{\text{left}}(\beta, \gamma) = UV_{\text{left}}U^T$$

$$[0068] \quad S_{\text{right}}(\beta, \gamma) = UV_{\text{right}}U^T$$

[0069] 则可得投影矩阵 $W = U^T P$ 。

[0070] RCSP 选择 W 的前后各 r 列来映射一个训练样本 S ：

$$[0071] \quad Z = WS$$

[0072] 最后得到用于分类的脑电信号RCSP特征向量 y ：

$$[0073] \quad y_q = \log\left(\frac{\text{var}(Z_q)}{\sum_{q=1}^{2r} \text{var}(Z_q)}\right) \circ$$

[0074] 尽管已经示出和描述了本发明的实施例，本领域的普通技术人员可以理解：在不脱离本发明的原理和宗旨的情况下可以对这些实施例进行多种变化、修改、替换和变型，本发明的范围由权利要求及其等同物限定。

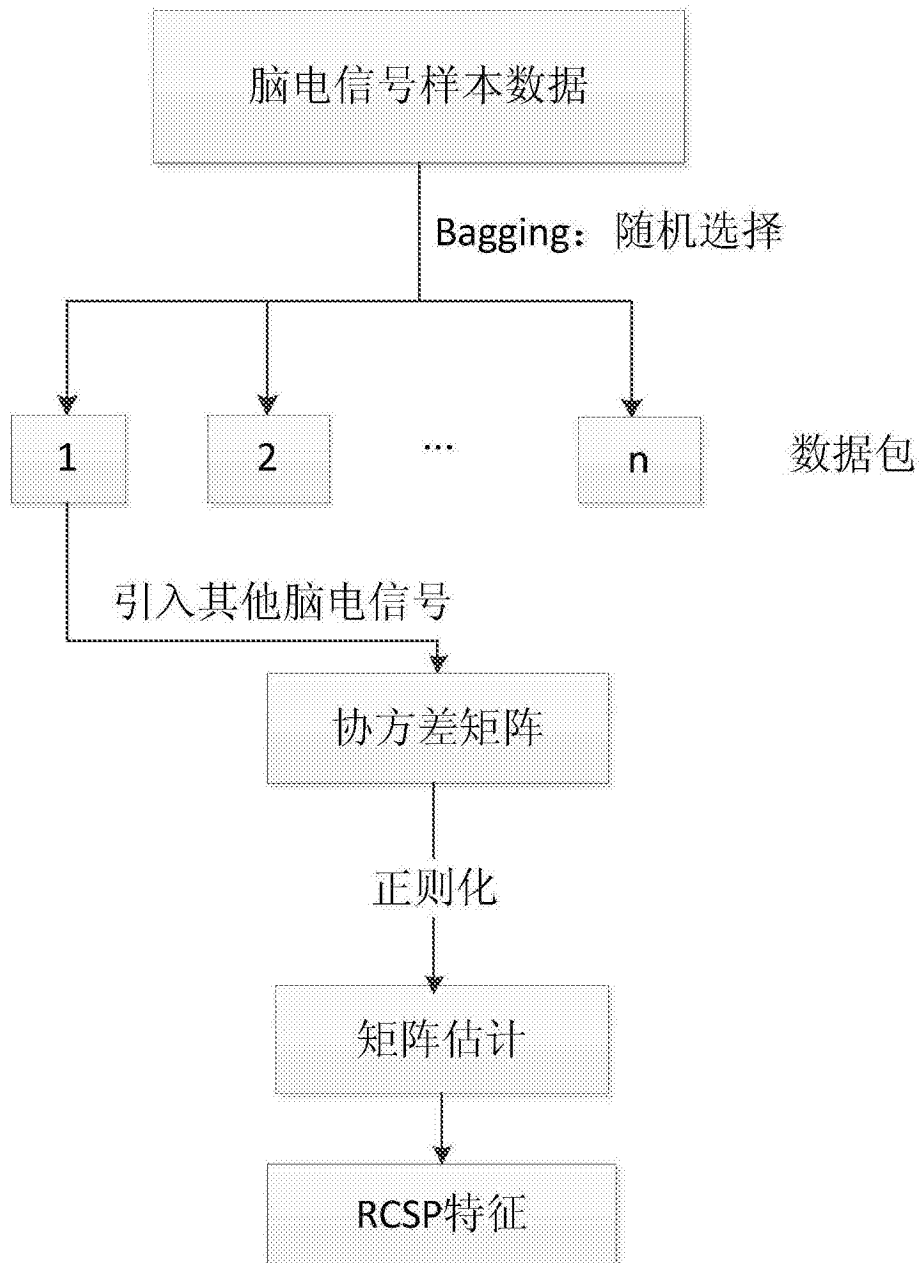


图1

专利名称(译)	一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法		
公开(公告)号	CN106943140A	公开(公告)日	2017-07-14
申请号	CN201710136166.X	申请日	2017-03-08
[标]申请(专利权)人(译)	重庆邮电大学		
申请(专利权)人(译)	重庆邮电大学		
当前申请(专利权)人(译)	重庆邮电大学		
[标]发明人	张毅 陈永强 尹春林		
发明人	张毅 陈永强 尹春林		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/7267		
代理人(译)	刘小红 李金蓉		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于RandomSelect-RCSP的运动想象脑电信号特征提取方法，包括以下步骤：S1，利用Bagging随机选择的采样思想，重新构造训练数据样本；S2，构造基于被试者脑电信号的协方差矩阵；S3，基于被试者数据样本，同样利用Bagging思想随机选择引入一部分其他人的脑电信号数据；S4，正则化协方差矩阵；S5，进行正则化的协方差矩阵估计；S6，利用这个协方差矩阵提取RCSP特征。本发明能够保证在小样本脑电数据集中，提取的左右手运动想象脑电信号特征具有较高的识别率，且方差小，鲁棒性好。

