



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110946575 A

(43)申请公布日 2020.04.03

(21)申请号 201910784096.8

(22)申请日 2019.08.23

(71)申请人 中山国佳物联网科技有限公司

地址 528400 广东省中山市火炬开发区祥
兴路6号数贸大厦南翼16层1602卡

(72)发明人 彭翔 陈东伟

(74)专利代理机构 广州高炬知识产权代理有限
公司 44376

代理人 杨明辉

(51) Int. Cl.

A61B 5/0484(2006.01)

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书1页 说明书6页 附图1页

(54)发明名称

一种基于差分熵和的L1/2脑电波情感分类
识别方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于差分熵和的L1/2脑电波情感分类识别方法,涉及脑电波情感分类识别技术领域,包括以下步骤:S1,使用差分熵对原始信号进行信号分解以去除噪声并获得脑电信号特征;S2,使用基于L1/2惩罚的稀疏逻辑回归模型建立分类模型,该方法可以在分类的过程中筛选脑电特征,使得数据更加稀疏从而有效地提升最终的分类精度;本发明的有益效果是:使用基于差分熵的特征提取以及具有L1/2惩罚的稀疏逻辑回归模型来进行EEG情感分类识别,该方法可以在提高脑电波情感识别的精度的基础上减少计算复杂度,从而提高计算速度。

1. 一种基于差分熵和的L1/2脑电波情感分类识别方法,其特征在於,包括以下步骤:

S1,使用差分熵对原始信号进行信号分解以去除噪声并获得脑电信号特征;

S2,使用基于L1/2惩罚的稀疏逻辑回归模型建立分类模型。

2. 根据权利要求1所述的一种基于差分熵和的L1/2脑电波情感分类识别方法,其特征在於,步骤S2的具体方法为:首先建立逻辑回归模型,求得对数似然,通过最小化对数求得其估计系数;然后为对数似然引入正则化项,建立稀疏逻辑回归模型,引入L_{1/2}惩罚建立基于L_{1/2}惩罚的稀疏逻辑回归模型。

3. 根据权利要求1所述的一种基于差分熵和的L1/2脑电波情感分类识别方法,其特征在於,步骤S1的具体方法为:

S101,以差分熵测量连续随机变量的复杂度,差分熵表示为:

$$h(X) = -\int_X f(x) \log(f(x)) dx$$

式中,X是随机变量,f(x)是X的概率密度函数;

S102,X服从高斯分布N(μ, σ^2),将差分熵表示为:

$$h(X) = \frac{1}{2} \log(2\pi e\sigma^2)$$

S103,在固定频带i中,差分熵被定义为等式:

$$h_i(X) = \frac{1}{2} \log(2\pi e\sigma_i^2)。$$

4. 根据权利要求1所述的一种基于差分熵和的L1/2脑电波情感分类识别方法,其特征在於,基于L_{1/2}惩罚的稀疏逻辑回归模型为:

$$\beta_{1/2} = \arg \min \left\{ l(\beta|D) + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|^{1/2} \right\}, \text{式中, } \lambda > 0 \text{ 是调整参数, } \beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p) \text{ 为将被估计}$$

的系数, $\sum_{j=1}^p |\beta_j|^{1/2}$ 为L_{1/2}正则化项。

一种基于差分熵和的L1/2脑电波情感分类识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及脑电波情感分类识别技术领域,具体是一种基于差分熵和的L1/2脑电波情感分类识别方法。

背景技术

[0002] 脑电图 (EEG) 是通过传感器数据获取的手段。脑-计算机接口 (BCI), 也称为直接神经接口, 是一种跨学科的尖端技术。它是人或动物的大脑 (或脑细胞培养物) 和外部装置之间建立的直接连接通路。BCI的作用是建立人脑与外部计算机或其他智能电子设备之间的通信。情感认知是BCI非常重要的一部分。情绪识别一般是指采集个体的生理或非生理信号, 以自动识别个体的情绪状态。情绪识别是情绪计算的重要组成部分, 在医学和工程学中具有非常重要的意义。

[0003] 目前, 在信号预处理问题上, 研究人员已经就如何从脑电信号中有效提取特征进行了大量研究。如何进行有效的信号分解是一个重要问题。针对这种情况, 早期研究人员大多使用信号的第一个差异的统计指标 (中位数、标准差、峰度对称性等) 进行特征提取, 然后提出谱密度 (具有特定频带的EEG信号), 对数功率 (Log BP) (基于信号振荡过程的频带功率), Hjorth参数 (EEG信号由活动, 移动性和复杂性描述), 小波变换 (脑电图分解)。

[0004] 在EEG信号分类问题上, 模式识别是至关重要的一步。如何有效的识别EEG的特征信息并进行分类仍然是脑电科学研究的重点。目前, 研究者已经提出了几个EEG分类算法, 例如线性判别分析 (LDA)、人工神经网络 (ANN)、支持向量机 (SVM) 以及逻辑回归等。LDA是一个两级通过将多维输入向量映射到超平面将输入空间划分为两个子空间的分类, 每个子空间代表一个类。有人提出通过收缩适当正规化LDA可提高单试验ERP分类中的LDA性能。人工神经网络是一种受人类大脑中生物神经元结构启发的人工多层“神经元”。在ANN中, 通过计算神经元之间的加权和来获得用于分类的超平面。基于人工神经网络的过滤器提出减少EEG干扰信号。SVM找到分类超平面, 其中两类样本表现出最大距离。当两个类不能线性分离时, 线性SVM无法解决分类问题。在这些情况下, 可以设计核函数以首先将非线性可分离样本映射到高维空间中, 使得高维空间中的样本变为线性可分离的。线性回归 (Linear Regression) 是一种通过属性的线性组合来进行预测的线性模型, 其目的是找到一条直线或者一个平面或者更高维的超平面, 使得预测值与真实值之间的误差最小化。这些方法更加注重分类工作, 这些方法的做法通常是尝试直接寻找一个可能的分类模型。往往在分类中不会进行二次特征提取工作。

[0005] 然而, EEG数据往往具有高维度和小样本的特点。因此, 这些方法比较容易出现过拟合或者精度不高等现象。为了解决这个问题。近年来, 基于正则化的逻辑回归模型在EEG信号情感识别中取得了很大成效, 例如: L1使用基于图正则化稀疏线性回归在EEG信号情感分类上达到了很好的效果。

[0006] 对于信号预处理, 基于差异的统计指标的方法所提取的特征往往仍然曾在这噪声过大, 特征不明显等特征。而傅立叶变换方法也存在着不能刻画时间域上信号的局部特性

和不适用于非平稳信号的分解等特点。最新的基于小波变换的方法也存在着小波基选取困难等问题。

[0007] 在分类工作上,正则化方法已经被证明可以有效的在模型分类的同时有效的提取数据关键特征。从而降低数据集的维度,去除无效或者低效的特征信息,提高分类的准确度。目前,研究者已经提出了一系列正则化逻辑回归方法。例如,Shevade和Keerthi提出了基于Lasso正则化和Gauss-Seidel方法的稀疏逻辑回归。Glmnet是 L_1 的一般方法键入正则化(包括套索和弹性网)使用坐标下降算法。然而现有的正则化方法例如: L_1, L_1 仍然存在着不够稀疏且计算量仍然比较大等问题。目前, $L_{1/2}$ 惩罚可以作为 L_q 的代表($0 < q < 1$)惩罚并且已经证明了许多有吸引力的特性,例如无偏性,稀疏性和oracle属性。目前使用 $L_{1/2}$ 惩罚的逻辑回归模型已经在基因筛选等生物学的领域上取得了优秀的成果。然而在脑电波情感识别领域仍然是空白。

[0008] 受上述方法的启发,本申请提出了一种基于差分熵和的 $L_{1/2}$ 脑电波情感分类识别方法。

[0009] 我们建立了具有 $L_{1/2}$ 惩罚的稀疏逻辑回归模型结合基于差分熵的特征提取方法是用于EEG情感分类识别。该方法可以在提高脑电波情感识别的精度的基础上减少计算复杂度,从而提高计算速度。

发明内容

[0010] 本发明的目的在于提供一种基于差分熵和的 $L_{1/2}$ 脑电波情感分类识别方法,以解决上述背景技术中提出的技术问题。

[0011] 为实现上述目的,本发明提供如下技术方案:

[0012] 一种基于差分熵和的 $L_{1/2}$ 脑电波情感分类识别方法,包括以下步骤:

[0013] S1,使用差分熵对原始信号进行信号分解以去除噪声并获得脑电信号特征;

[0014] S2,使用基于 $L_{1/2}$ 惩罚的稀疏逻辑回归模型建立分类模型。

[0015] 作为本发明进一步的方案:步骤S2的具体方法为:首先建立逻辑回归模型,求得对数似然,通过最小化对数求得其估计系数;然后为对数似然引入正则化项,建立稀疏逻辑回归模型,引入 $L_{1/2}$ 惩罚建立基于 $L_{1/2}$ 惩罚的稀疏逻辑回归模型。

[0016] 作为本发明进一步的方案:步骤S1的具体方法为:

[0017] S101,以差分熵测量连续随机变量的复杂度,差分熵表示为:

[0018]
$$h(X) = -\int_X f(x) \log(f(x)) dx$$

[0019] 式中, X 是随机变量, $f(x)$ 是 X 的概率密度函数;

[0020] S102, X 服从高斯分布 $N(\mu, \sigma^2)$,将差分熵表示为:

[0021]
$$h(X) = \frac{1}{2} \log(2\pi e \sigma^2);$$

[0022] S103,在固定频带 i 中,差分熵被定义为等式:

[0023]
$$h_i(X) = \frac{1}{2} \log(2\pi e \sigma_i^2)。$$

[0024] 作为本发明进一步的方案:基于 $L_{1/2}$ 惩罚的稀疏逻辑回归模型为:

[0025] $\beta_{1/2} = \arg \min \left\{ l(\beta|D) + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|^{1/2} \right\}$; 式中, $\lambda > 0$ 是调整参数, $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)$ 为将被

估计的系数, $\sum_{j=1}^p |\beta_j|^{1/2}$ 为 $L_{1/2}$ 正则化项。

[0026] 与现有技术相比, 本发明的有益效果是: 使用基于差分熵的特征提取以及具有 $L_{1/2}$ 惩罚的稀疏逻辑回归模型来进行 EEG 情感分类识别, 可以在分类的过程中筛选脑电特征, 使得数据更加稀疏从而有效地提升最终的分分类精度, 该方法可以在提高脑电波情感识别的精度度的基础上减少计算复杂度, 从而提高计算速度。

附图说明

[0027] 图1为四种方法性能预测直方图。

具体实施方式

[0028] 这里将详细地对示例性实施例进行说明, 其示例表示在附图中。下面的描述涉及附图时, 除非另有表示, 不同附图中的相同数字表示相同或相似的要素。以下示例性实施中所描述的实施例并不代表与本公开相一致的所有实施方式。相反, 它们仅是与如所附权利要求书中所详述的、本实施例公开的一些方面相一致的装置和方法的例子。

[0029] 实施例1

[0030] 一种基于差分熵和的 $L_{1/2}$ 脑电波情感分类识别方法, 包括以下步骤:

[0031] S1, 使用差分熵对原始信号进行信号分解以去除噪声并获得脑电信号特征;

[0032] 具体的,

[0033] 首先以差分熵测量连续随机变量的复杂度, 则差分熵表示为:

[0034] $h(X) = -\int_X f(x) \log(f(x)) dx$; 式中, X 是随机变量, $f(x)$ 是 X 的概率密度函数;

[0035] 由于 X 服从高斯分布 $N(\mu, \sigma^2)$, 可以将差分熵表示为:

[0036] $h(X) = \frac{1}{2} \log(2\pi e \sigma^2)$;

[0037] 那么在固定频带 i 中, 差分熵被定义为等式:

[0038] $h_i(X) = \frac{1}{2} \log(2\pi e \sigma_i^2)$;

[0039] S2, 使用基于 $L_{1/2}$ 惩罚的稀疏逻辑回归模型建立分类模型

[0040] 首先建立逻辑回归模型, 求得对数似然, 通过最小化对数求得其估计系数; 然后为对数似然引入正则化项, 建立稀疏逻辑回归模型, 引入 $L_{1/2}$ 惩罚建立基于 $L_{1/2}$ 惩罚的稀疏逻辑回归模型。

[0041] 具体步骤为:

[0042] 假设具有 n 个样本, n 个样本组成的样本集为: $D = \{(X_1, y_1), (X_2, y_2), \dots, (X_n, y_n)\}$, 其中 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$ 是第 i^{th} 个输入模式, 维数为 p , y_i 是对应的变量, 取值为 0 或 1; $y_i = 0$ 表示第 1 类中的第 i^{th} 个样本, $y_i = 1$ 表示第 i^{th} 个样本在第 2 类中。向量 X_i 包含第 i^{th} 个样本的 p 个特征 (对于所有 p 个基因), x_{ij} 表示第 i^{th} 个样本的基因 j 的值。定义分类器 $f(x) = e^x / (1 + e^x)$,

使得对于任何输入 x 使用类标签 y , $f(x)$ 均可正确的预测 y 。

[0043] 逻辑回归模型为:

$$[0044] \quad P(Y_i = 1|X_i) = f(X_i' \beta) = \frac{\exp(X_i' \beta)}{1 + \exp(X_i' \beta)}$$

[0045] 其中: $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)$ 为将被估计的系数, 即估计系数, 音符 β_0 是截距, X' 为 X 的导数;

[0046] 对数似然是:

$$[0047] \quad l(\beta|D) = -\sum_{i=1}^n \{y_i \log[f(X_i' \beta)] + (1 - y_i) \log[1 - f(X_i' \beta)]\};$$

[0048] 通过最小化对数来获得 β ;

[0049] 在 $p \gg n$ 的高维应用中, 直接求解逻辑模型是不适定的, 可能导致过度拟合, 因此, 应用正则化方法来解决过度拟合问题。在上式中添加正则化项, 稀疏逻辑回归可以建模为:

$$[0050] \quad \beta = \arg \min \left\{ l(\beta|D) + \lambda \sum_{j=1}^p P(\beta_j) \right\};$$

[0051] 式中, $\lambda > 0$ 是调整参数, $P(\beta)$ 是正则化项。目前流程的正则化方法是Lasso (L_1), 其具有正则化项 $P(\beta) = \sum |\beta|$, 理论上, L_q 型正则化 $P(\beta) = \sum |\beta|^q$ 具有较低的 q 值将导致更好的解决方案具有更多的稀疏性。然而, 当 q 非常接近零时, 会出现收敛困难。因此, 徐宗本等人进一步探讨了 L_q ($0 < q < 1$) 正则化的性质 (Xu ZB, Zhang H, Wang Y, Chang XY, Liang Y: $L_{1/2}$ regularization. Sci China Series F 2010, 40 (3): 1-11), 揭示了 $L_{1/2}$ 正则化的极端重要性和特殊作用, 他们提出当 $1/2 < q < 1$ 时, $L_{1/2}$ 正则化可以产生最稀疏的结果, 并且与 L_1 正则化相比, 其收敛难度不是很高, 而 $0 < q < 1/2$ 时, L_q 惩罚的性能没有显著差异, 并且求解 $L_{1/2}$ 正规化比解决将 L_0 正规化简单得多。因此, $L_{1/2}$ 正则化可以作为 L_q ($0 < q < 1$) 正则化的代表。将 $L_{1/2}$ 惩罚应用于逻辑回归模型, 基于 $L_{1/2}$ 惩罚的稀疏逻辑回归模型具有以下形式:

$$[0052] \quad \beta_{1/2} = \arg \min \left\{ l(\beta|D) + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|^{1/2} \right\}。$$

[0053] 式中, $\lambda > 0$ 是调整参数, $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)$ 为将被估计的系数, $\sum_{j=1}^p |\beta_j|^{1/2}$ 为 $L_{1/2}$ 正则化项。

[0054] 结果验证

[0055] 本实验采用名为SEED的公开情绪EEG数据集进行实验, 该数据集使用电影片段作为情绪诱导材料, 包括两类: 积极情绪和消极情绪。在每个实验中, 参与者观看了不同情绪状态的电影剪辑。每个剪辑播放约四分钟。在实验中, 播放了两种类型的电影剪辑。每种类型的影片剪辑包含五部电影, 总共有10部电影。这些电影剪辑全部来自中国电影。每部短片节目有五秒钟的提示, 播放后有45秒的反馈时间, 观看后有15秒的休息时间。

[0056] 共有15名受试者参加了实验 (7名男性, 8名女性, 平均年龄23.27岁, 标准差为2.37), 所有人都具有正常的视觉, 听觉和情绪状态。当受试者观看电影时的EEG信号通过电

极帽记录,采样频率为1000Hz。该实验使用国际10~20系统和62通道电极帽。每位志愿者参加了三次实验,每次实验分开约一周。因此,形成总共675(15×15×3)个数据样本。然后,执行200Hz下采样和0.5~70Hz滤波以获得预处理的EEG数据集。

[0057] 本实验采用准确率、精确率、召回率三种评估方法来确保结果的准确性。从图1可以看出,不管在准确率,还是精确率、召回率方面,LR-L1/2方法明显高于其他的三种方法。LR-L1的准确率与精确率比SVM的高,但是召回率低于SVM。而kNN的效果是最差的,三项指标都低于其他三种方法。

[0058] 对原始数据集分别用LR-L1/2、LR-L1、SVM、kNN这四种方法的实验输出,具体如表1所示。

[0059] 表1四种方法的性能预测表

[0060]

	LR-L1/2	LR-L1	SVM	kNN
准确率	0.825	0.667	0.583	0.462
精确率	0.829	0.662	0.565	0.471
召回率	0.832	0.682	0.727	0.621

[0061] 从表中可以看出,LR-L1/2的分类效果效果明显优于其他三种方法。其中,使用LR-L1/2方法的平均准确率为82.5%,精度比使用LR-L1方法的高15.8%,比使用SVM方法的高24.2%,比使用kNN方法的高36.3%。使用LR-L1/2方法的平均精确率为82.9%,精度比使用LR-L1方法的高16.7%,比使用SVM方法的高26.4%,比使用kNN方法的高35.8%。在召回率方面,使用LR-L1/2方法的平均召回率为83.2%,而使用LR-L1方法的平均召回率为68.2%,使用SVM方法平均召回率为72.7%,使用kNN方法的平均召回率为62.1%,可以看出,LR-L1方法明显高于其他三种方法。

[0062] 对四种方法的时间复杂度进行分析,具体如表2所示。

[0063] 表2四种方法的时间复杂度

[0064]

Method	LR-L1/2	LR-L1	SVM	kNN
原始数据集中的预测性能	3.625	51.596	17.517	6.205
差分熵数据集的预测性能	1.232	9.916	3.950	1.882

[0065] 从表2可以看出,LR-L1/2具有最佳的时间复杂度,并且花费的时间最少。在使用原始数据中,LR-L1方法的时间复杂度最高,为LR-L1/2方法的14.2倍。其次,SVM的时间复杂度仅此于LR-L1,但也是远远低于LR-L1的,为LR-L1/2方法的4.83倍。对于LR-L1来说,其时间复杂度较好,仅次于LR-L1/2,为为LR-L1/2方法的1.42倍。对比使用差分熵的实验与原始实验,可以明显发现差分熵能够显著降低时间复杂度。LR-L1/2的原始实验运行时间是使用为差分熵情况下的2.94倍,LR-L1的为5.20倍,SVM的为4.43倍,kNN的为3.29倍。这说明差分熵方法在情绪脑电识别中的时间性能优于现有方法。

[0066] 实验结果表明,LR-L1/2方法以及差分熵方法在情绪脑电识别中的时间性能优于现有方法。该方法具有更高的分类精度以及有效降低分类方法的时间复杂度。总的来说,提出的LR-L1/2方法已经在数据集中验证了有效性,结果优于以往的研究结果。对于临床环境,这意味着如果可以使用该方法,则可以更快地判断患者的情绪和病理,并且医生可以更好地诊断他们的状况并实时确定患者的状态。

[0067] 需要特别说明的是,本技术方案中,使用基于差分熵的特征提取以及具有L1/2惩罚

的稀疏逻辑回归模型来进行EEG情感分类识别,该方法可以在提高脑电波情感识别的精度度的基础上减少计算复杂度,从而提高计算速度。

[0068] 本领域技术人员在考虑说明书及实施例处的公开后,将容易想到本公开的其它实施方案。本申请旨在涵盖本公开的任何变型、用途或者适应性变化,这些变型、用途或者适应性变化遵循本公开的一般性原理并包括本公开未公开的本技术领域中的公知常识或惯用技术手段。说明书和实施例仅被视为示例性的,本公开的真正范围和精神由权利要求指出。

[0069] 应当理解的是,本公开并不局限于上面已经描述并在附图中示出的精确结构,并且可以在不脱离其范围进行各种修改和改变。本公开的范围仅由所附的权利要求来限制。

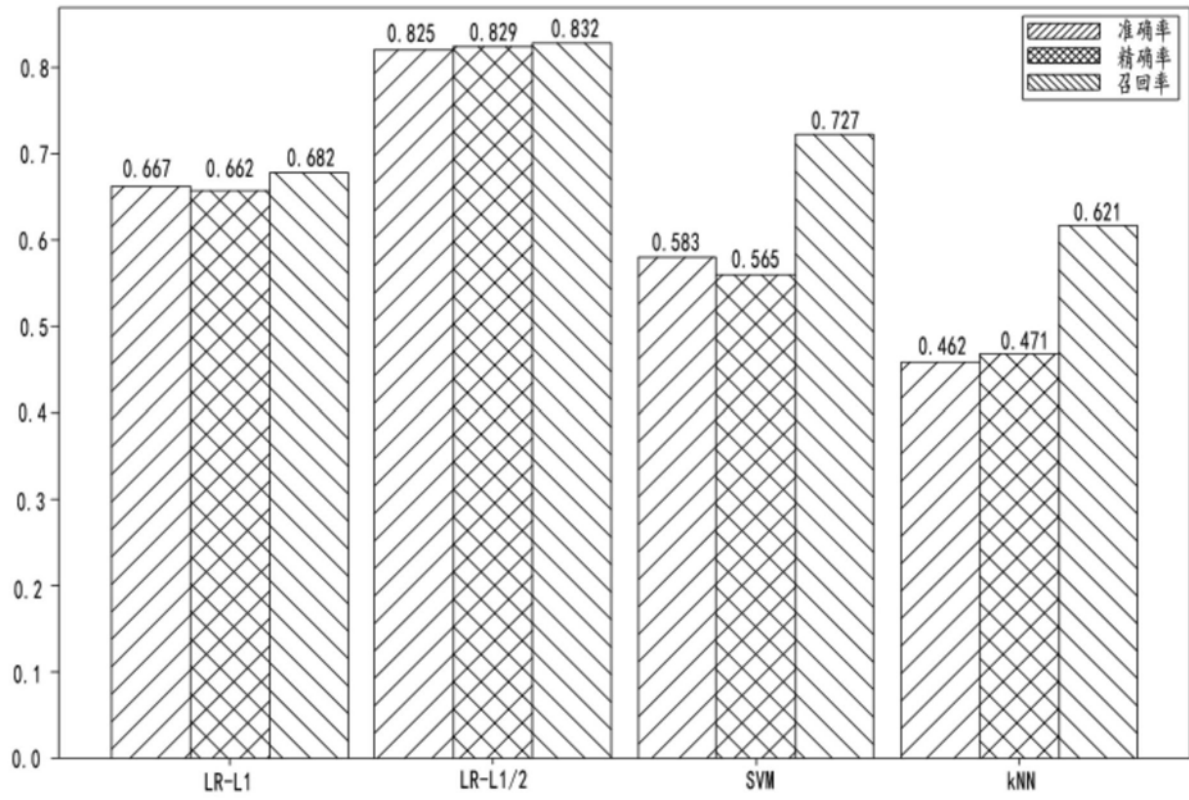


图1

专利名称(译)	一种基于差分熵和的L1/2脑电波情感分类识别方法		
公开(公告)号	CN110946575A	公开(公告)日	2020-04-03
申请号	CN201910784096.8	申请日	2019-08-23
[标]发明人	彭翔 陈东伟		
发明人	彭翔 陈东伟		
IPC分类号	A61B5/0484 A61B5/16 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04842 A61B5/165 A61B5/7225 A61B5/7267		
代理人(译)	杨明辉		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于差分熵和的L1/2脑电波情感分类识别方法，涉及脑电波情感分类识别技术领域，包括以下步骤：S1，使用差分熵对原始信号进行信号分解以去除噪声并获得脑电信号特征；S2，使用基于L1/2惩罚的稀疏逻辑回归模型建立分类模型，该方法可以在分类的过程中筛选脑电特征，使得数据更加稀疏从而有效地提升最终的分类精度；本发明的有益效果是：使用基于差分熵的特征提取以及具有L1/2惩罚的稀疏逻辑回归模型来进行EEG情感分类识别，该方法可以在提高脑电波情感识别的精度基础上减少计算复杂度，从而提高计算速度。

$$h(X) = -\frac{1}{2} \log(2\pi e\sigma^2)$$