



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102058413 B

(45) 授权公告日 2012. 09. 05

(21) 申请号 201010571514. 4

(22) 申请日 2010. 12. 03

(73) 专利权人 上海交通大学

地址 200240 上海市闵行区东川路 800 号

(72) 发明人 欧阳甜 卢宏涛 任庆生

(74) 专利代理机构 上海新天专利代理有限公司
31213

代理人 张泽纯

(51) Int. Cl.

A61B 5/16 (2006. 01)

A61B 5/00 (2006. 01)

A61B 5/0476 (2006. 01)

(56) 对比文件

EP 1820444 A1, 2007. 08. 22, 全文.

李飞等. 基于随机森林算法的高维脑电特征
优选. 《北京生物医学工程》. 2007, 第 26 卷 (第
4 期), 全文.

廖祥等. 基于连续小波变换和支持向量
机的手动想象脑电分类. 《中国医学物理学杂

志》. 2006, 第 23 卷 (第 2 期), 第 129-131 页.

刘明宇等. 一种新的注意力相关脑电分类算
法设计. 《西安交通大学学报》. 2005, 第 39 卷 (第
10 期), 第 1162 - 1164 页.

刘明宇等. 一种新的注意力相关脑电分类算
法设计. 《西安交通大学学报》. 2005, 第 39 卷 (第
10 期), 第 1162 - 1164 页.

审查员 李玉菲

权利要求书 1 页 说明书 3 页

(54) 发明名称

基于连续小波变换的脑电信号警觉度检测方
法

(57) 摘要

一种信号处理技术领域的基于连续小波变换
的脑电信号警觉度检测方法, 采用小波函数得到
脑电信号序列的小波系数的特征值作为特征集,
再用随机森林法对特征集进行排序简化后使用样
本训练支持向量机, 并采用训练得到的支持向量
机对脑电信号进行警觉度检测。本发明通过脑电
信号的连续小波变换处理、基于小波系数计算和
特征提取、基于随机森林的特征排序和选择以及
支持向量机的训练和分类实现脑电信号的处理分
析, 来区分人的不同警觉度水平。

1. 一种基于连续小波变换的脑电信号警觉度检测方法,其特征在于,采用小波函数得到脑电信号序列的小波系数的特征值作为特征集,再用随机森林法对特征集进行排序简化后使用样本训练支持向量机,并采用训练得到的支持向量机对脑电信号进行警觉度检测,

所述的小波系数的特征值通过以下方法获得:

1) 将脑电信号序列分成5秒长度的若干片段,相邻的两个片段之间重叠2.5秒的长度,每个片段是一个 $N \times T$ 的矩阵,其中: N 是脑电信号的通道数, T 是脑电信号的时间点个数;

2) 然后将所有片段随机地分成数目相等的两组,一组作为训练集,另一组作为验证集,其中训练集中的片段个数即样本数为 T_{train} ,测试集中的片段个数即样本数为 T_{test} ;

3) 用预设的小波函数对训练集进行小波变换,得到 $N \times C$ 组小波系数,构成一个 $N \times C$ 行 T_{train} 列的矩阵,其中 C 为每个通道上使用不同的小波函数得到的小波系数的个数;

4) 对每一组小波系数分别计算小波系数绝对值的平均值和小波系数绝对值的标准差作为特征值,得到每个片段对应的 $N \times C \times 2$ 维的向量作为特征值。

2. 根据权利要求1所述的基于连续小波变换的脑电信号警觉度检测方法,其特征是,所述的连续小波变换是指: $W(s,t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) \psi(\frac{\tau-t}{s}) d\tau$,其中: s 对每一个通道, t 是时间变元, s 表示尺度, ψ 为小波函数, f 为信号函数。

3. 根据权利要求1或2所述的基于连续小波变换的脑电信号警觉度检测方法,其特征是,所述的小波函数为 Morlet 复小波: $\psi(x) = \frac{1}{\sqrt{\pi f_b}} \exp\{2i\pi f_c x\} \exp\{-\frac{x^2}{f_b}\}$,其中: f_c 表示中心频率, f_b 是带宽参数,Morlet 复小波在时域和频域上均具有类高斯的形状,在时域上的标准偏差为 σ_t ,在频域上的标准偏差为 σ_f ,而 σ_f 与 f_b 具有以下关系 $f_b = 1/(2\pi^2 \sigma_f^2)$ 。

4. 根据权利要求1所述的基于连续小波变换的脑电信号警觉度检测方法,其特征是,所述的用随机森林法对特征集进行排序简化是指:采用由一组随机化的决策树构成的随机森林对样本分类,随机森林在对样本分类的同时能计算各个特征对分类结果的贡献,作为特征的重要性指标,对特征集进行排序并从中去除重要性最低的特征后重新建立随机森林并重新排序,并重复上述迭代过程实现简化。

5. 根据权利要求4所述的基于连续小波变换的脑电信号警觉度检测方法,其特征是,所述的去除重要性最低的特征是指:从特征集中去除按重要性排序的最后 L 个特征,随着迭代的继续 L 可根据需要选定。

6. 根据权利要求1所述的基于连续小波变换的脑电信号警觉度检测方法,其特征是值,所述的警觉度检测是指:支持向量机对样本分类的结果,在训练时所有的样本被标定为清醒、困倦或睡眠,这些样本经过随机森林对特征简化后用于训练支持向量机,在新的样本到达时,支持向量机可将其分类为清醒、困倦或睡眠。

基于连续小波变换的脑电信号警觉度检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及的是一种信号处理技术领域的方法,具体是一种基于连续小波变换的脑电信号 (EEG) 处理及警觉度分析方法。

背景技术

[0002] 警觉度 (vigilance) 是指人在执行任务时的注意力或警惕性的水平。在日常生活中,有很多工作岗位需要工作人员保持较高的警觉度,例如驾驶员,飞行员等,对于工作人员来说,警觉度的下降很可能导致非常严重的后果。但是,过去的研究已经表明,像上述这样的执行单调但又需要保持警觉度的工作岗位,工人几乎不可能长时间地维持在一个高的警觉度水平。所以,如何对人的警觉度进行定量、准确和实时地分析,已经成为了一个亟待解决的课题,而使用机器和自动化的方法或设备来达到这一目的,正是解决该课题的一条重要路线。通过提取人的生理信号,使用计算机来连续、准确和实时地分析出人的警觉度水平,并在检测到警觉度下降到某个危险水平时给出警告或其他手段,这样可以有效地防止可能出现的事故。

[0003] 在众多的生理信号中,脑电信号与人的认知行为、警觉度状态紧密相关。与其他信号,比如脸部表情、肢体动作等相比,脑电信号被认为最及时、可靠地反映了人警觉度水平,其神经生理学基础是人的脑电信号在不同的精神状态时所表现出的节律行为。人在睁眼的清醒状态时, α 波能量较低,而且人的困倦程度与 α 波的能量成负相关性,与 θ 波的能量成正相关性,人在从安静的闭眼状态逐渐进入睡眠状态时, α 波的能量逐渐降低,而 θ 波的能量逐渐增加。本发明提出的方法利用这一神经生理学基础,通过处理和分析脑电信来达到分析人的警觉度的目的。

[0004] 警觉度分析属于经典的模式识别问题,其处理框架可分为信号处理,特征提取,特征选择,分类器分类四个步骤,在过去的研究中,这四个过程都分别有很多有价值的成果。对于信号处理和特征提取而言,大部分的方法都试图用有效的特征来捕获到脑电信号中的节律信息。Yeo 等人,Shen 等人使用了快速傅立叶变换 (Fast Fourier Transform) 处理脑电信号,然后从能量谱中提取出一组良好定义的特征,Shi 等人,Liu 等人用了离散短时傅立叶变换 (Short Time Fourier Transform),而在众多的已用于脑电信号分析的时频分析方法中,小波分析已经显示出了其优势,连续和离散小波变换 (Continuous and Discrete Wavelet Transform) 都已经在很多研究中用来分析和分类脑电信号,但是这些研究大部分都是比较简单的应用场合,它们都是对从两个或几个明显不同的精神状态提取的脑电信号进行分类,比如分类癫痫患者的脑电信号和正常人的脑电信号。一部分研究是基于同步的脑机接口实验,这些实验会要求受试者在指定的时段内完成一些指定的动作或任务,但是,当脑机接口实验是异步时,甚至是有些实时的应用场景时,传统的小波分析方法就不足以提取出脑电信号中节律活动的细微变化信息,因为在这些场景中,人的精神状态是连续变化的。

发明内容

[0005] 本发明针对现有技术存在的上述不足,提供一种基于连续小波变换的脑电信号警觉度检测方法,通过脑电信号的连续小波变换处理、基于小波系数计算和特征提取、基于随机森林的特征排序和选择以及支持向量机(Support Vector Machine)的训练和分类实现脑电信号的处理分析,来区分人的不同警觉度水平。

[0006] 本发明是通过以下技术方案实现的,本发明采用小波函数得到脑电信号序列的小波系数的特征值作为特征集,再用随机森林法对特征集进行排序简化后使用样本训练支持向量机,并采用训练得到的支持向量机对脑电信号进行警觉度检测。

[0007] 所述的脑电信号序列是指:经过人工观测去除伪迹以及受到干扰而被严重破坏的电极信号所余下的,经过带宽为 1Hz-40Hz 的有限冲击响应滤波器进行滤波处理后的脑电信号的序列。

[0008] 所述的小波系数的特征值通过以下方式获得:

[0009] 1) 将脑电信号序列分成 5 秒长度的若干片段,相邻的两个片段之间重叠 2.5 秒的长度,每个片段是一个 $N \times T$ 的矩阵,其中: N 是脑电信号的通道数, T 是脑电信号的时间点个数;

[0010] 2) 然后将所有片段随机地分成数目相等的两组,一组作为训练集,另一组作为验证集;

[0011] 3) 用预设的小波函数对训练集进行连续小波变换,得到 $N \times C$ 组小波系数,构成一个 $N \times C$ 行 T 列的矩阵;

[0012] 4) 对每一组小波系数分别计算小波系数绝对值的平均值和小波系数绝对值的标准差作为特征值,得到每个片段对应的 $N \times C \times 2$ 维的向量作为特征值。

[0013] 所述的连续小波变换是指: $W(s, t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) \psi\left(\frac{\tau-t}{s}\right) d\tau$,其中: s 对每一个通道, t 是时间变元, s 表示尺度, ψ 为小波函数, f 为信号函数。

[0014] 所述的小波函数为 Morlet 小波: $\psi(x) = \frac{1}{\sqrt{\pi f_b}} \exp\{2i\pi f_c x\} \exp\{-\frac{x^2}{f_b}\}$,其中: f_c 表示中心频率, f_b 是带宽参数, Morlet 复小波在时域和频域上均具有类高斯的形状,在时域上的标准偏差为 σ_t ,在频域上的标准偏差为 σ_f ,而 σ_f 与 f_b 具有以下关系: $f_b = 1/(2\pi^2 \sigma_f^2)$ 。

[0015] 所述的用随机森林法对特征集进行排序简化是指:采用由一组随机化的决策树构成的随机森林对样本分类,随机森林在对样本分类的同时能计算各个特征对分类结果的贡献,作为特征的重要性指标,对特征集进行排序并从中去除重要性最低的特征后重新建立随机森林并重新排序,并重复上述迭代过程实现简化。

[0016] 所述的去除重要性最低的特征是指:从特征集中去除按重要性排序的最后 L 个特征,随着迭代的继续 L 可根据需要选定。

[0017] 所述的警觉度检测是指:支持向量机对样本分类的结果,在训练时所有的样本被标定为清醒、困倦或睡眠,这些样本经过随机森林对特征简化后用于训练支持向量机,在新的样本到达时,支持向量机可将其分类为清醒、困倦或睡眠。

[0018] 本发明的优点在于:1、由于采用了小波变换,而且使用了多组预设的小波函数,本发明的准确度很高;2、本发明使用了训练和分类两个独立的过程,可以将复杂的特征集简化的操作用于离线的训练过程,而在分类时用训练得到的特征集,大大缩小了计算时间。

具体实施方式

[0019] 下面对本发明的实施例作详细说明,本实施例在以本发明技术方案为前提下进行实施,给出了详细的实施方式和具体的操作过程,但本发明的保护范围不限于下述的实施例。

[0020] 本实施例包括以下步骤:

[0021] 第一步、一段采样率为 100 的 64 导的脑电信号序列经过人工观测首先去除了受到干扰而被严重破坏的 4 导电极信号,同时去掉其中数个混杂有伪迹的时间段。经过带宽为 1Hz-40Hz 的有限冲击响应滤波器进行滤波处理后,脑电信号为 $60 \times T$ 矩阵, T 是脑电信号剩下的时间点个数;

[0022] 第二步、脑电信号序列被分成 5 秒长度的若干片段,相邻的两个片段之间重叠 2.5 秒的长度,由于采样率为 100,每个片段为 60×500 的矩阵。每个矩阵为一个样本,这些样本已经使用其他外部手段标定为清醒、困倦、睡眠三类,分别第 0 类,第 1 类,第 2 类,所有样本被随机地分成数目相等的两组,一组作为训练集共 285 个样本,另一组作为验证集共 284 个样本;

[0023] 第三步、对训练集和验证集的每个样本进行如下处理:使用预设的 12 组小波函数对样本的每一行进行小波变换,得到 12 组小波系数,对每一组小波系数分别计算小波系数绝对值的平均值和小波系数绝对值的标准差作为特征值,共 $60 \times 24 = 1440$ 个特征。每个样本为 1440×1 的向量。

[0024] 第四步、对训练集的样本进行如下处理:将其中所有样本输入随机森林,随机森林在分类的同时计算出 1440 个特征构成的特征集的重要性排序,从特征集中去除重要性最低的 50 个特征,将所有样本降为 1390 个特征的向量,重新输入到随机森林,对剩下的特征重新排序,并再次去除重要性最低的特征,如此迭代直到特征集中只剩下 240 个特征;继续上述过程,但每次只去掉重要性最低的 10 个特征,直到剩下 50 个特征;继续上述过程,每次去掉重要性最低的 5 个特征,直到剩下 20 个特征;继续上述过程,每次去掉重要性最低的 2 个特征,直到剩下 10 个特征;继续上述过程,每次去掉重要性最低的 1 个特征,直到剩下 1 个特征。最终所有 1440 个特征已经被排序,最先去除的特征重要性最低,最后被去除的特征重要性最高。

[0025] 第五步、选出重要性最高的 30 个特征作为使用的特征。对训练集和测试集进行如下处理:选出每个样本向量中对应于这 30 个特征的行,将样本向量降维为 30×1 的向量。

[0026] 第六步、对训练集进行如下处理:将其中所有样本输入支持向量机,训练支持向量机模型,得到训练的分类准确率为 $97.1\% \pm 2.3$ 。

[0027] 第七步、对验证集进行如下处理:将其中所有样本输入支持向量机,使用第六步得到的支持向量机模型进行分类,对分类结果为 0 的样本,认为该样本为“清醒”,分类结果为 1 的样本,认为该样本为“困倦”,分类结果为 2 的样本,认为该样本为“睡眠”。得到分类准确率为 $91.4\% \pm 1.9$ 。对同样的数据使用已有的其他方法处理时,使用基于离散小波变换的方法,其训练准确率为 $92.4\% \pm 2.2$,测试准确率为 $85.2\% \pm 2.4$;使用基于分形维数和最大分形长度的方法,其训练准确率为 $99.9\% \pm 0.1$,测试准确率为 $88.8\% \pm 1.8$ 。本发明的方法在测试集上的准确率优于上述两种方法。

专利名称(译)	基于连续小波变换的脑电信号警觉度检测方法		
公开(公告)号	CN102058413B	公开(公告)日	2012-09-05
申请号	CN201010571514.4	申请日	2010-12-03
[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	欧阳甜 卢宏涛 任庆生		
发明人	欧阳甜 卢宏涛 任庆生		
IPC分类号	A61B5/16 A61B5/00 A61B5/0476		
审查员(译)	李玉菲		
其他公开文献	CN102058413A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种信号处理技术领域的基于连续小波变换的脑电信号警觉度检测方法，采用小波函数得到脑电信号序列的小波系数的特征值作为特征集，再用随机森林法对特征集进行排序简化后使用样本训练支持向量机，并采用训练得到的支持向量机对脑电信号进行警觉度检测。本发明通过脑电信号的连续小波变换处理、基于小波系数计算和特征提取、基于随机森林的特征排序和选择以及支持向量机的训练和分类实现脑电信号的处理分析，来区分人的不同警觉度水平。

$$f_h = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}}$$