



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110916631 A

(43)申请公布日 2020.03.27

(21)申请号 201911279624.0

G06K 9/00(2006.01)

(22)申请日 2019.12.13

(71)申请人 东南大学

地址 210096 江苏省南京市玄武区四牌楼2号

(72)发明人 崔兴然 万旺 顾忠泽

(74)专利代理机构 南京经纬专利商标代理有限公司 32200

代理人 施昊

(51)Int.Cl.

A61B 5/0205(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

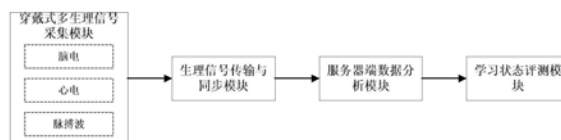
权利要求书2页 说明书8页 附图4页

(54)发明名称

基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统

(57)摘要

本发明公开了基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统,包括穿戴式多生理信号采集模块、生理信号传输与同步模块、服务器端数据分析模块和学习状态评测模块。穿戴式多生理信号采集模块采集学生的脑电信号、心电信号和脉搏波信号;生理信号传输与同步模块同步各生理信号的时间戳,并通过无线方式将数据传输至服务器端数据分析模块;服务器端数据分析模块对各生理信号进行预处理和特征提取,将特征向量输入分类模型中得到学生学习状态指标,并上传至学习状态评测模块;学习状态评测模块将服务器端数据分析模块上传的数据显示给教学者。本发明比之现有评测方式更加智能、客观和精准,有利于促进教学水平和教学质量的提升。



1. 基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统, 其特征在于: 包括穿戴式多生理信号采集模块、生理信号传输与同步模块、服务器端数据分析模块和学习状态评测模块; 所述穿戴式多生理信号采集模块包括穿戴式脑电设备、穿戴式心电设备和脉搏波检测手环, 分别对应采集学生的脑电信号、心电信号和脉搏波信号; 所述生理信号传输与同步模块将穿戴式多生理信号采集模块采集的各生理信号的时间戳保持同步, 并通过无线方式将数据传输至服务器端数据分析模块; 所述服务器端数据分析模块对各生理信号进行预处理和特征提取, 将特征向量输入分类模型中得到学生的注意力、情绪、疲劳和压力的指标, 基于这4个指标得到学生的学习参与度指标, 并将这些指标上传至学习状态评测模块; 所述学习状态评测模块将服务器端数据分析模块上传的数据显示给教学者, 并将其保存形成历史数据。

2. 根据权利要求1所述基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统, 其特征在于: 在生理信号传输与同步模块中, 通过TCP/IP协议将采集的脑电信号无线传输至服务器端数据分析模块, 采集的心电信号和脉搏波信号通过蓝牙传输至匹配的手机, 再通过手机发送至服务器端数据分析模块。

3. 根据权利要求1所述基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统, 其特征在于: 在服务器端数据分析模块中, 首先需要对采集的各生理信号进行信号质量评估, 剔除质量不符合要求的数据, 保留质量符合要求的数据进行预处理: 对于脑电信号, 进行带通滤波, 并滤除工频干扰, 自适应去除眼电和肌电干扰; 对于心电信号, 滤除工频干扰, 并去除高频毛刺和基线漂移; 对于脉搏波信号, 首先滤除杂波干扰和奇异波, 然后进行平滑和降噪处理。

4. 根据权利要求1所述基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统, 其特征在于: 在服务器端数据分析模块中, 对经过预处理的脑电信号进行特征提取, 提取的特征包括不同波段能量的比值、模糊熵、多尺度模糊熵曲线下面积和额叶偏侧化指标。

5. 根据权利要求1所述基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统, 其特征在于: 在服务器端数据分析模块中, 对经过预处理的心电信号进行特征提取, 提取的特征包括时域特征: 连续RR间期、R波峰值、P波峰值和QRS波时间间隔, 以及这4个时域特征的统计特征, 还包括心率变异性频域特征: 超低频功率、低频功率、高频功率和低频高频功率比。

6. 根据权利要求1所述基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统, 其特征在于: 在服务器端数据分析模块中, 对经过预处理的脉搏波信号进行特征提取, 提取的特征包括: 脉搏波PPG信号的统计特征, 脉搏间期PPI的统计特征和脉搏间期PPI的频谱。

7. 根据权利要求1所述基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统, 其特征在于: 在服务器端数据分析模块中, 将三种生理信号的特征组成特征向量分别输入预先训练好的对应于注意力、情绪、疲劳和压力的4个分类模型中, 并分别输出注意力、情绪、疲劳和压力指标值, 将这4个指标值通过加权求和得到学生的学习参与度综合指标。

8. 根据权利要求7所述基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统, 其特征在于: 采用支持向量机作为分类模型, 并采用RBF核函数作为支持向量机的核函数; 在训练模型时, 采用网格搜索法结合十折交叉检验法的支持向量机参数优化算法寻找最优的惩罚因子和径向基函数参数。

9. 根据权利要求7所述基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统, 其特

征在于:注意力分类模型的训练数据包括要求被试者执行多种注意力任务时的脑电、心电和脉搏波实验数据;情绪分类模型的训练数据包括被试者观看多种类型视频时诱发不同情绪的脑电、心电和脉搏波实验数据以及DEAP情绪实验数据库的公开数据;疲劳分类模型的训练数据包括被试者执行长时程认知任务时的脑电和心电实验数据;压力分类模型的训练数据包括被试执行多项压力实验时的脑电和心电实验数据。

10.根据权利要求1所述基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统,其特征在于:所述学习状态评测模块包括与每位学生一一对应的手机端以及供教学者使用的PC端;学生通过手机端进行座位选择、信息填写、穿戴式设备启闭以及睡眠心电信号采集;教学者通过PC端进行班级整体状态评测和学生个人状态评测,并基于这两种状态评测生成课堂评测报告,所述班级整体状态评测包括班级基本信息,学生分布情况以及班级所有学生的平均注意力、情绪、疲劳、压力指标和学习参与度综合指标的变化曲线,所述学生个人状态评测包括学生基本信息,学生睡眠心电数据以及学生上课的注意力、情绪、疲劳、压力指标和学习参与度综合指标的变化曲线。

基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统

技术领域

[0001] 本发明属于教育信息化领域,特别涉及了一种学生课堂学习状态评测系统。

背景技术

[0002] 学生课堂学习状态的有效评测是促进学生进步、提高课堂教学质量的重要手段。信号处理、大数据、人工智能等技术迅猛发展,将成为支撑引领教育现代化发展,推动教育信息化升级的内生变量。

[0003] 随着可穿戴设备技术和信号处理算法的发展,生理信号被广泛地用于情绪、注意力、压力、疲劳度等精神状态的监测。基于穿戴式设备采集的多生理信号能全面和精确地反应被测对象的状态,提高监测系统的整体性能。

[0004] 目前的评测方式主要是依靠教师课堂观察或者监控录像的方式进行。教师观测到异常后再进行调整和改进,教师往往无法兼顾所有学生的学习状态,且评价方式的主观性大。视频监控的方式虽然简便,但是存在很大的缺陷,包括鲁棒性低、受外界影响因素大、不能识别虚假面部表情、实时计算要求高等不足,更重要的是采集面部视频涉及侵犯学生隐私的问题,在校园中的使用已被严加限制和管理

发明内容

[0005] 为了解决上述背景技术提到的技术问题,本发明提出了基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统。

[0006] 为了实现上述技术目的,本发明的技术方案为:

[0007] 基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统,包括穿戴式多生理信号采集模块、生理信号传输与同步模块、服务器端数据分析模块和学习状态评测模块;所述穿戴式多生理信号采集模块包括穿戴式脑电设备、穿戴式心电设备和脉搏波检测手环,分别对应采集学生的脑电信号、心电信号和脉搏波信号;所述生理信号传输与同步模块将穿戴式多生理信号采集模块采集的各生理信号的时间戳保持同步,并通过无线方式将数据传输至服务器端数据分析模块;所述服务器端数据分析模块对各生理信号进行预处理和特征提取,将特征向量输入分类模型中得到学生的注意力、情绪、疲劳和压力的指标,基于这4个指标得到学生的学习参与度指标,并将这些指标上传至学习状态评测模块;所述学习状态评测模块将服务器端数据分析模块上传的数据显示给教学者,并将其保存形成历史数据。

[0008] 进一步地,在生理信号传输与同步模块中,通过TCP/IP协议将采集的脑电信号无线传输至服务器端数据分析模块,采集的心电信号和脉搏波信号通过蓝牙传输至匹配的手机,再通过手机发送至服务器端数据分析模块。

[0009] 进一步地,在服务器端数据分析模块中,首先需要对采集的各生理信号进行信号质量评估,剔除质量不符合要求的数据,保留质量符合要求的数据进行预处理:对于脑电信号,进行带通滤波,并滤除工频干扰,自适应去除眼电和肌电干扰;对于心电信号,滤除工频干扰,并去除高频毛刺和基线漂移;对于脉搏波信号,首先滤除杂波干扰和奇异波,然后进

行平滑和降噪处理。

[0010] 进一步地,在服务器端数据分析模块中,对经过预处理的脑电信号进行特征提取,提取的特征包括不同波段能量的比值、模糊熵、多尺度模糊熵曲线下面积和额叶偏侧化指标。

[0011] 进一步地,在服务器端数据分析模块中,对经过预处理的心电信号进行特征提取,提取的特征包括时域特征:连续RR间期、R波峰值、P波峰值和QRS波时间间隔,以及这4个时域特征的统计特征,还包括心率变异性频域特征:

[0012] 超低频功率、低频功率、高频功率和低频高频功率比。

[0013] 进一步地,在服务器端数据分析模块中,对经过预处理的脉搏波信号进行特征提取,提取的特征包括:脉搏波PPG信号的统计特征,脉搏间期PPI的统计特征和脉搏间期PPI的频谱。

[0014] 进一步地,在服务器端数据分析模块中,将三种生理信号的特征组成特征向量分别输入预先训练好的对应于注意力、情绪、疲劳和压力的4个分类模型中,并分别输出注意力、情绪、疲劳和压力指标值,将这4个指标值通过加权求和得到学生的学习参与度综合指标。

[0015] 进一步地,采用支持向量机作为分类模型,并采用RBF核函数作为支持向量机的核函数;在训练模型时,采用网格搜索法结合十折交叉检验法的支持向量机参数优化算法寻找最优的惩罚因子和径向基函数参数。

[0016] 进一步地,注意力分类模型的训练数据包括要求被试者执行多种注意力任务时的脑电、心电和脉搏波实验数据;情绪分类模型的训练数据包括被试者观看多种类型视频时诱发不同情绪的脑电、心电和脉搏波实验数据以及DEAP情绪实验数据库的公开数据;疲劳分类模型的训练数据包括被试者执行长时程认知任务时的脑电和心电实验数据;压力分类模型的训练数据包括被试者执行多项压力实验时的脑电和心电实验数据。

[0017] 进一步地,所述学习状态评测模块包括与每位学生一一对应的手机端以及供教学者使用的PC端;学生通过手机端进行座位选择、信息填写、穿戴式设备启闭以及睡眠心电信号采集;教学者通过PC端进行班级整体状态评测和学生个人状态评测,并基于这两种状态评测生成课堂评测报告,所述班级整体状态评测包括班级基本信息,学生分布情况以及班级所有学生的平均注意力、情绪、疲劳、压力指标和学习参与度综合指标的变化曲线,所述学生个人状态评测包括学生基本信息,学生睡眠心电数据以及学生上课的注意力、情绪、疲劳、压力指标和学习参与度综合指标的变化曲线。

[0018] 采用上述技术方案带来的有益效果:

[0019] 本发明采用可穿戴式生理信号采集设备采集学生课堂上的脑电、心电和脉搏波信号,通过生理信号的特征提取、分类算法获取学生的注意力、情绪、压力、疲劳和参与度指标,对学生状态进行评估并将评估结果实时展示给教学者,比之现有评测方式更加智能、客观和精准,有利于促进教学水平和教学质量的提升。

附图说明

[0020] 图1是本发明系统组成框图;

[0021] 图2是本发明系统工作示意图;

- [0022] 图3是本发明可穿戴设备示意图；
[0023] 图4是本发明生理信号传输与同步模块示意图；
[0024] 图5是本发明评测系统的操作流程图中；
[0025] 图6是本发明评测系统的实时监控页面图；
[0026] 图7是本发明评测系统的个人评测页面图。

具体实施方式

[0027] 以下将结合附图,对本发明的技术方案进行详细说明。

[0028] 本发明设计了一种基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统,如图1和图2所示,包括穿戴式多生理信号采集模块、生理信号传输与同步模块、服务器端数据分析模块和学习状态评测模块。各个模块在本实施例中的具体实现方式如下文所述。

[0029] 如图3所示,穿戴式多生理信号采集模块包括穿戴式脑电设备、穿戴式心电设备和脉搏波检测手环,分别对应采集学生的脑电信号、心电信号和脉搏波信号。穿戴式脑电设备采用非侵入方式采集前额叶FP1,FP2,F7,F8四通道脑电信号,采样率可以达到1kHz,采集精度为0.28 μ V,共模抑制比达到100db,干扰噪声小于5 μ V。此外,穿戴式脑电设备还整合了6轴加速度计,可以测量三轴加速度和三轴角速度信号,可进行身体的姿态和运动状态的判别。该脑电设备具有多种采集模式,WIFI在线采集模式可以续航5小时,离线SD卡采集模式可续航12小时。穿戴式心电设备可采集单导联的心电信号,可以以512Hz采样率续航24小时。脉搏波检测手环利用反射式光电容积技术采集脉搏波信号,其采样率为200Hz,以无线传输方式实施发送给接收端。

[0030] 如图4所示,生理信号传输与同步模块将穿戴式多生理信号采集模块采集的各生理信号的时间戳保持同步,并通过无线方式将数据传输至服务器端数据分析模块。开始检测前,服务器主机在局域网内主动广播主机系统时间戳,脑电设备通过WiFi芯片接入WiFi局域网,接受系统时间戳将本地设备时间与服务器同步,通过TCP/IP协议将脑电信号无线传输至服务器保存。心电设备和脉搏波手环通过BLE蓝牙4.0与配套的手机进行数据传输,手机端APP在开始检测前通过WiFi局域网主动询问服务器当前时间,然后通过蓝牙协议向心电设备和PPG手环主动同步时间,心电设备和脉搏波手环将心电和脉搏波信号传输至手机端后,手机端APP对接收到的数据进行封装,以json形式的数据通过HTTP协议上传到服务器主机,服务器主机对接收到的数据进行保存。

[0031] 服务器端数据分析模块对各生理信号进行预处理和特征提取,将特征向量输入分类模型中得到学生的注意力、情绪、疲劳和压力的指标,并将这些指标上传至学习状态评测模块。在预处理之前,需要对采集的信号进行质量评估,剔除质量不符合要求的数据,保留质量符合要求的数据进行预处理。

[0032] 对于脑电信号的预处理,构造0.1Hz-70Hz的Butterworth滤波器进行带通滤波;50Hz工频陷波去除工频干扰;自适应去眼电/肌电算法将眼电/肌电干扰的脑电数据段减去,排除眼电/肌电对脑电的干扰。

[0033] 对于脑电信号的特征提取,包括不同波段能量比值特征、模糊熵、多尺度模糊熵曲线下面积和额叶偏侧化指标。

[0034] (1) 不同波段能量比值特征

[0035] 采用sym10小波基对原始脑电信号进行小波包分解,得到 θ 波段(4-8Hz), α 波段(8-13Hz), β 波段(13-30Hz)的脑电,采用能量的比值作为脑电特征:

$$[0036] \quad \text{Ratio}_{\beta/\theta} = E_{\beta}/E_{\theta}$$

$$[0037] \quad \text{Ratio}_{\beta/\alpha} = E_{\beta}/E_{\alpha}$$

$$[0038] \quad \text{Ratio}_{\beta/(\theta+\alpha)} = E_{\beta}/(E_{\theta}+E_{\alpha})$$

[0039] 其中, E_{θ} 、 E_{α} 、 E_{β} 分别代表脑电在 θ 波段、 α 波段和 β 波段的能量。

[0040] (2) 模糊熵

[0041] 相比于近似熵和样本熵,模糊熵的定义中相似性的量度借用了模糊函数的概念,并选择指数函数作为模糊函数来测度两个向量的相似度,这样保证了其值不会产生突变,且凸性质保证了向量自身的自相似性值最大。

[0042] 1) 对于给定的长度为N的时间序列 $[u(1), u(2), \dots, u(N)]$;

[0043] 2) 定义相空间维数 m ($m \leq N-2$) 和相似容限度 r ,重构相空间:

$$[0044] \quad X(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)] - u_0(i), i=1, 2, \dots, N-m+1$$

[0045] 其中, $u_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} u(i+j)$, $X(i)$ 为重构相空间的序列, i 为重构序列的序号, j 为原始序列序号;

[0046] 3) 定义两个窗口序列 $X(i)$ 、 $X(j)$ 之间的距离 d_{ij}^m :

$$[0047] \quad d_{ij}^m = \max_{p=1, 2, \dots, m} (|u(i+p-1) - u_0(i)| - |u(j+p-1) - u_0(j)|)$$

[0048] 对于 $i=1, 2, \dots, N-m+1$, 计算模糊隶属度函数 A_{ij}^m :

$$[0049] \quad A_{ij}^m = \exp \left[-\ln(2) \cdot \left(\frac{d_{ij}^m}{r} \right)^2 \right], j=1, 2, \dots, N-M+1, \text{ and } j \neq i$$

[0050] 4) 对于重构空间的序列求平均值 $C_i^m(r)$:

$$[0051] \quad C_i^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m+1} A_{ij}^m$$

[0052] 5) 定义 $\varphi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} C_i^m(r)$, 对于该时间序列的模糊熵FuzzyEn的计算为:

$$[0053] \quad \text{FuzzyEn}(m, r) = \lim_{n \rightarrow \infty} \ln \varphi^m(r) - \ln \varphi^{m+1}(r)$$

[0054] 需要取合适的相似容限度 r 才能保证在保留较多的信息的同时降低对生理信号噪声的敏感性。

[0055] (3) 多尺度模糊熵

[0056] 用以衡量时间序列在不同尺度因子下的复杂性和自相似性,多尺度模糊熵的计算方法如下:

[0057] 1) 对原始时间序列进行粗粒化处理,对长为N的时间序列 $x_i = [u[1], u[2], \dots, u[N]]$,按照给定的嵌入维数 m 和相似容限度 r 建立新的粗粒化序列:

$$[0058] \quad y_{\tau} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i, \quad 1 \leq \frac{N}{\tau}$$

[0059] 其中, τ 为尺度因子, j 为窗口序号, $\tau=1$ 时 y_{τ} 就是原序列, τ 非零时长为 N 的原时间序列被分割为 τ 个每段长为 N/τ 的粗粒序列;

[0060] 2) 对每一个尺度因子下的粗粒化序列求其模糊熵, 并画成尺度因子的函数, 求该函数的尺度 1-20 的曲线下面积为特征;

[0061] 3) 额叶偏侧化指标为左右脑区的活动强度差异, 包括:

$$[0062] \quad \text{Index}_{\alpha} = \ln(\alpha_{\text{Eright}}/\alpha_{\text{Eleft}})$$

$$[0063] \quad \text{Index}_{\text{FuzzyEn}} = \ln(\text{FuzzyEn}_{\text{right}}/\text{FuzzyEn}_{\text{left}})$$

$$[0064] \quad \text{Index}_{\text{MFE}} = \ln\left(\frac{\text{MFE}(\text{curve_area}_{\text{scale1-20}})_{\text{right}}}{\text{MFE}(\text{curve_area}_{\text{scale1-20}})_{\text{left}}}\right)$$

[0065] 其中, Index_{α} 、 $\text{Index}_{\text{FuzzyEn}}$ 、 $\text{Index}_{\text{MFE}}$ 分别指 α 波段能量、模糊熵和多尺度模糊熵的额叶偏侧化指标, α_{Eleft} 、 α_{Eright} 分别指左、右脑区的 α 波段能量特征, $\text{FuzzyEn}_{\text{left}}$ 、 $\text{FuzzyEn}_{\text{right}}$ 分别指左、右脑区的模糊熵特征, $\text{MFE}(\text{curve_area}_{\text{scale1-20}})_{\text{left}}$ 、 $\text{MFE}(\text{curve_area}_{\text{scale1-20}})_{\text{right}}$ 分别指尺度在 1-20 下左、右脑区的多尺度模糊熵的曲线下面积。

[0066] 对于心电信号的预处理, 包括滤除 50Hz 工频干扰、去除高频毛刺和基线漂移。

[0067] 对于心电信号的特征提取, 包括: 检测心电信号 P 波、Q 波、R 波、S 波、T 波, 通过检测这几种波的间期和波峰作为提取统计特征的数据点, 提取的特征包括: 各个波形的 QS 波, TS 波之间的均值、中值、方差、最值和最值之差; 心电时域特征包括连续 RR 间期、R 波峰值、P 波峰值、QRS 波时间间隔, 并计算时域特征的统计特征量, 包括均值、最大值、中值和方差; 提取心率变异性 (HRV) 频域特征包括:

[0068] 1) 超低频 (VLF) 功率: 心率变异性在 0.003Hz-0.04Hz 的频带绝对功率;

[0069] 2) 低频 (LF) 功率: 心率变异性在 0.04Hz-0.15Hz 的频带绝对功率;

[0070] 3) 高频 (HF) 功率: 心率变异性在 0.15Hz-0.4Hz 的频带绝对功率;

[0071] 4) 低频高频功率比 (LF/HF)。

[0072] 对于脉搏波信号的预处理, 首先滤除杂波干扰和奇异波, 然后进行平滑和降噪处理。

[0073] 对于脉搏波信号的特征提取, 对脉搏波进行多尺度小波分解, 选择适当层次来重构信号, 然后根据模极大值法找出脉搏波信号波峰波谷点, 计算出脉搏间期 PPI。特征包括:

[0074] 1) 脉搏波 PPG 信号的均值、中值、方差和最值之差等统计特征;

[0075] 2) 脉搏间期 PPI 的均值、中值、方差和最值之差等统计特征;

[0076] 3) 脉搏间期 PPI 的频谱。

[0077] 完成特征提取后, 各特征组成的特征向量分别送入注意力、情绪、疲劳、压力的分类模型。采用支持向量机 (SVM) 作为分类器模型, 采用 RBF 核函数作为 SVM 核函数, 在训练模型时, 采用网格搜索法结合十折交叉检验法的支持向量机参数优化算法寻找最优的惩罚因子和径向基函数参数, 网格搜索法将惩罚参数因子和和径向基函数参数在一定范围内等间距划分成无数个网格, 算法遍历每个网格点的参数值, 选择分类精确度最高的点作为最优参数值。

[0078] 在本实施例中, 分类模型采用实验数据和公开数据库相结合的方式对各分类器进

行训练。其中,注意力识别模型训练实验数据包括要求被试者执行注意力任务CPT、SART等多种注意力测试时的脑电、心电、脉搏波数据;情绪识别模型训练数据包括被试者观看6种视频诱发不同情绪的脑电、心电、脉搏波数据和公开的DEAP情绪实验数据库;疲劳识别模型训练数据包括被试执行长时程认知任务的脑电、心电实验数据;压力识别模型训练数据包括被试执行多项压力实验的脑电、心电实验数据。

[0079] 学习状态评测模块包括手机APP端和PC端。

[0080] 手机APP端包含课堂评测页面和睡眠监测页面。课堂评测页面用于学生进行设备与手机的匹配,选择座位进入课堂评测系统,可供学生进行信息查看和问卷填写。同时在课堂监测中接收心电信号和脉搏波信号并转发至服务器端。睡眠监测页面包含睡眠心电信息,可以提取心电设备睡眠数据并上传至服务器端。

[0081] PC端包括:

[0082] 主菜单包括:实时监控页面、历史记录页面、睡眠监测页面、学生管理页面、标签管理页面和设备管理页面。

[0083] 实时监控页面:班级整体状态评测和学生个人状态评测。

[0084] 班级整体状态,包含当前课堂的基本信息和公共标签,显示按照座位分布实时显示当前所有学生的姓名、性别、注意力状态、情绪状态和心率水平,并且显示当前班级平均指标变化曲线。

[0085] 学生个人状态,可由班级整体状态评测模块中点击学生进入。包含学生基本信息和学生个人标签,显示学生多维实时雷达图、多维实时折线图、心率实时动态图。

[0086] 历史记录页面:查询学生历史记录和课堂历史记录,学生历史记录展示学生列表,点击学生头像即可查看该学生参加的所有课程,或者搜索姓名、教师名、课程名和时间查看特定学生特定课堂的监测记录,学生个人历史记录展示学生选座位分布情况、课堂指标趋势图、课堂效率比例图、课程兴趣分析、课堂效率分析、睡眠报告情况、睡眠情况、睡眠分析;课堂历史记录展示该班级的所有历史课堂检测。点击对应课堂,或者搜索课程名、教师和时间寻找对应课堂查看对应课堂的监测报告。

[0087] 课程结束后,可以查看当前课堂评测报告,也可以在历史中查询历史课堂报告,课堂评测报告展示课堂基本信息、全班平均雷达图、不同上课状态时长分布图、平均专注地形分布情况、各指标在不同状态下的对比、各指标在不同区间的人数分布情况和课堂变化趋势图。可以选择导出PDF格式的课堂评测报告。

[0088] 睡眠监测页面:展示学生睡眠监测列表,功能包括原始数据的下载、上传和睡眠分析报告的下载。

[0089] 学生管理页面:展示学生信息列表,功能包括管理学生的信息、查看学生的设备使用记录、管理问卷。

[0090] 标签管理页面:展示该账号的所有标签,可以进行标签管理。

[0091] 设备管理页面:展示脑电设备、心电设备、手机设备的编号和地址,可以进行设备信息管理。

[0092] 如图5所示,为课堂评测系统的简单操作流程。教师登入PC端课堂评测系统,进入实时监控页面,填写基本信息后开课。学生通过手机app登入设备匹配页面,佩戴好脑电设备、心电设备和手环设备并检测连接正常后,选择座位进入课堂开始上课。上课期间脑电、

心电和脉搏波信号实时传输至服务器端进行分析,并反馈指标至相应的显示页面。教师可以在系统中添加课堂标签和学生标签对课堂状态和学生状态进行标记。教师结束课堂后,可以选择查看课堂评测报告。

[0093] 如图6所示,为课堂评测系统实时监控页面。页面左侧上部显示开课填写的基本信息、当前课堂持续时间、当前连接学生人数等。页面左侧下部是课堂公共标签的展示和添加。页面右侧上部显示当前课堂中已连接学生的状态及座位信息。座位信息包含了当前学生的性别、心率、注意力、情绪。圆脸表情代表情绪,表情由大笑脸渐变为不开心脸依次代表情绪由最好到最差,爱心符号下方数字为当前学生实时心率,最外层圆环进度条代表学生注意力状态。页面右侧下部为全班平均指标动态折线图,显示注意力、压力、疲劳度、情绪和参与度,如果添加了标签,则会在折线图顶部画出标签区间并用以不同的颜色区分。

[0094] 如图7所示,为学生个人评测页面,页面包含学生基本信息、学生个人标签、多维发展雷达图、实时心率动态图、多维实时动态折线图。

[0095] 对比试验

[0096] 1) 注意力识别实验

[0097] 采集了42名被试执行持续注意力任务Continuous Performance test (CPT) 过程中的32通道脑电信号,采集设备为Neuroscan Synamp2,采样率为1000Hz。实验数据如表1所示。

[0098] 表1

[0099]	被试	平均年龄 (SD)	平均错误率 (%)	平均反应时 (SD) [ms]
	16男, 26女	24.26 (1.17)	8	405.04 (96.52)

[0100] 完成数据预处理后,得到751段20秒任务态脑电数据和244段20秒静息态数据。将任务态数据按反应时间分布分为注意力高、中、低三种类别。表2展示了传统特征(不同能量波段比值)与本发明采用的非线性特征(模糊熵、多尺度模糊熵)的准确度结果,由该表可知,采用的非线性特征组合识别高、中、低三种注意力状态的三分类结果为80.3%,识别高、中、低注意力状态和静息态的四分类结果为83.2%,均高于使用传统的能量特征的分类结果。

[0101] 表2

[0102]	特征	注意力高/中/低	注意力高/中/低/静息
	$\beta/(\alpha+\theta)$, β/θ , β/α	77.1%	79.6%
	FuzzyEn, MFE (1-20)	80.3%	83.2%

[0103] 2) 情绪识别实验

[0104] 情绪识别模型训练采用公开数据库DEAP。DEAP数据库包括32为健康被试(50%为女性)的脑电信号,年龄在19-37岁(平均年龄 26.9 ± 4.45)。该实验执行视频诱发情感任务,每个参与者观看40个视频,并以512Hz的采样率采集32通道脑电信号,通过量表评估每个视频的效价和唤醒度。

[0105] 将预处理后的数据分为20秒一段,并按照罗素情绪环状模型,将情绪水平分为四个维度,包括439个高效价高唤醒度(HVHA)数据段,298个低效价高唤醒度(LVHA)数据段,269个高效价低唤醒度(HVLA)数据段和274项低效价低唤醒度(LVLA)数据段。

[0106] 本实验中采用多尺度信息分析方法(MIA),对四个维度上的数据提取多尺度模糊

熵特征及基于集合经验模态分解 (EEMD) 的高频段增强模糊熵特征,并应用支持向量机和交叉验证方法评估分类准确度。如表3可知,本发明最终的四分类表现(准确度62.01%,精度62.03%)远高于经典的基于离散小波变换的能量特征方法(准确度43.98%,精度43.81%)。

[0107] 表3

[0108]	方法	特征	四维情绪分类 准确度 (%)	特征组合分类 准确度 (%)
	经典方法	分形维数 (FD)	39.51 ± 8.07	43.98 ± 8.88
		样本熵 (SE)	42.42 ± 9.00	
		Beta 波段能量	44.56 ± 8.49	
		Gamma 波段能量	45.65 ± 10.00	
	MIA 方法	多尺度复杂指数(MECI)	53.46 ± 9.68	62.01 ± 10.27
		增强能量	53.62 ± 10.80	
		增强模糊熵	53.70 ± 8.18	

[0109] 实验证实,情绪识别与脑电信号的高频振荡(51-100Hz)更为相关,而且额叶和颞叶脑区的重要性要高于其他脑区。相对于经典的基于离散小波变换、分形维数和样本熵方法,基于高频脑电的多尺度信息分析方法对在情绪识别上具有更好的性能。

[0110] 实施例仅为说明本发明的技术思想,不能以此限定本发明的保护范围,凡是按照本发明提出的技术思想,在技术方案基础上所做的任何改动,均落入本发明保护范围之内。

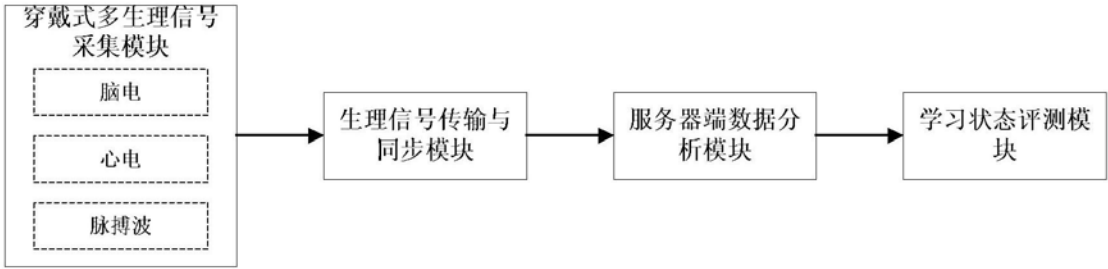


图1

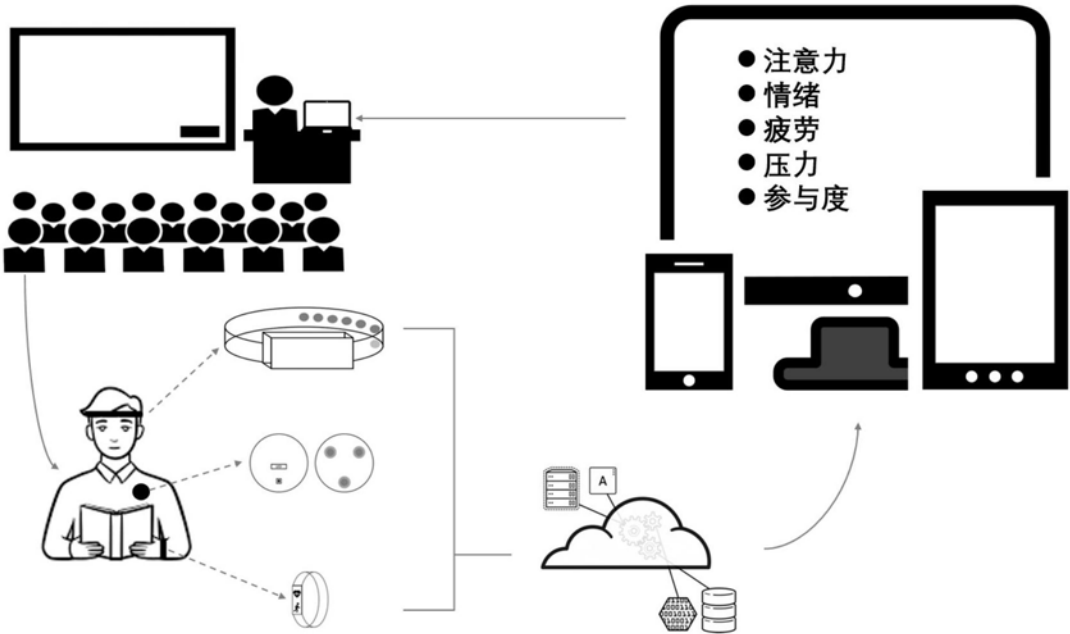


图2

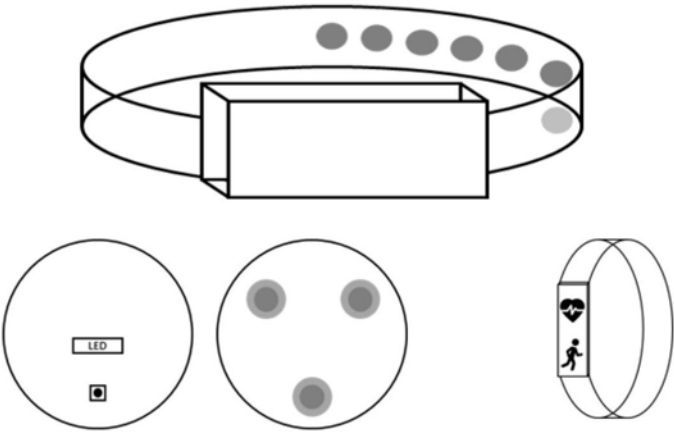


图3

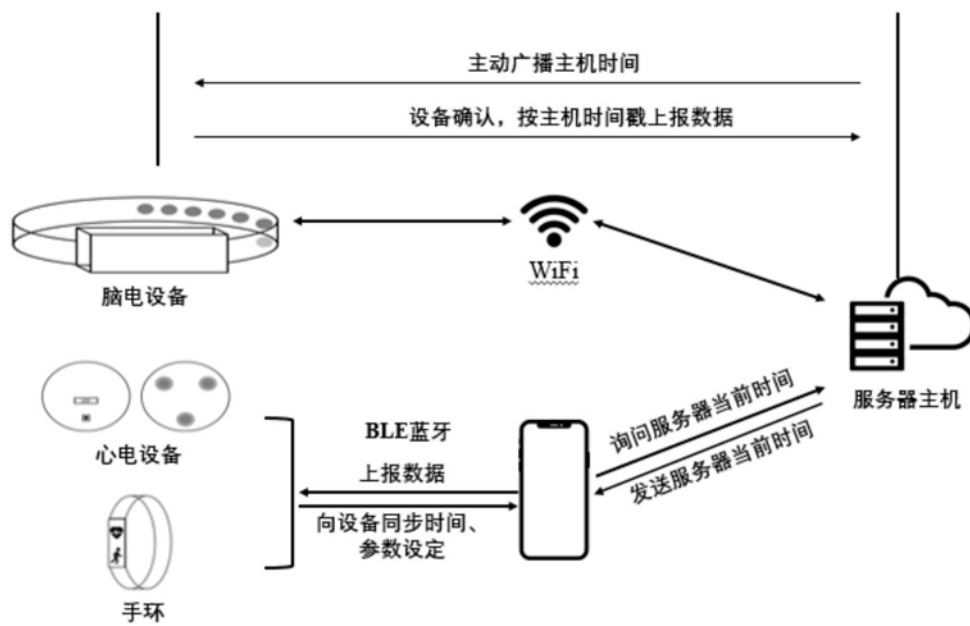


图4

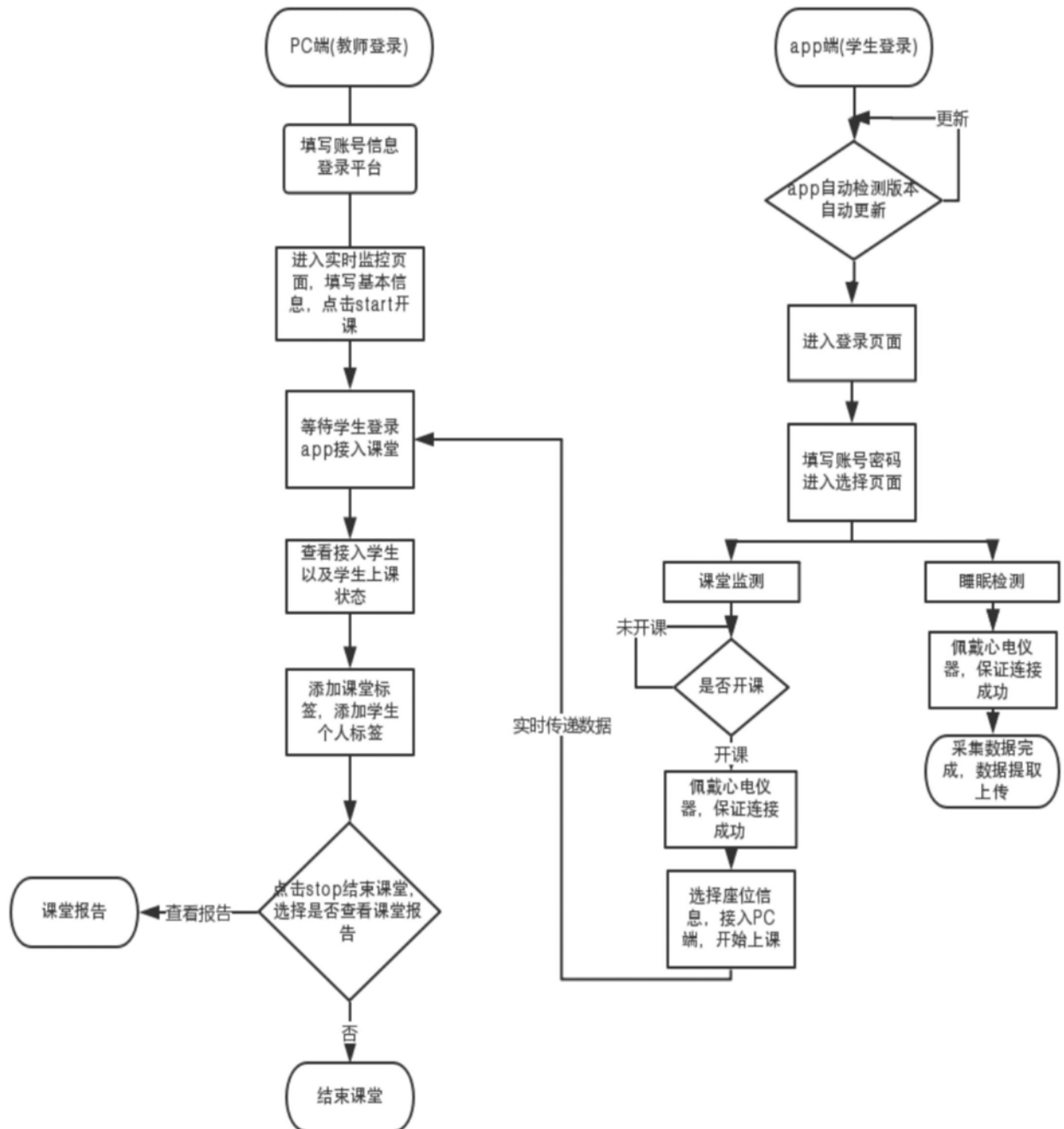


图5

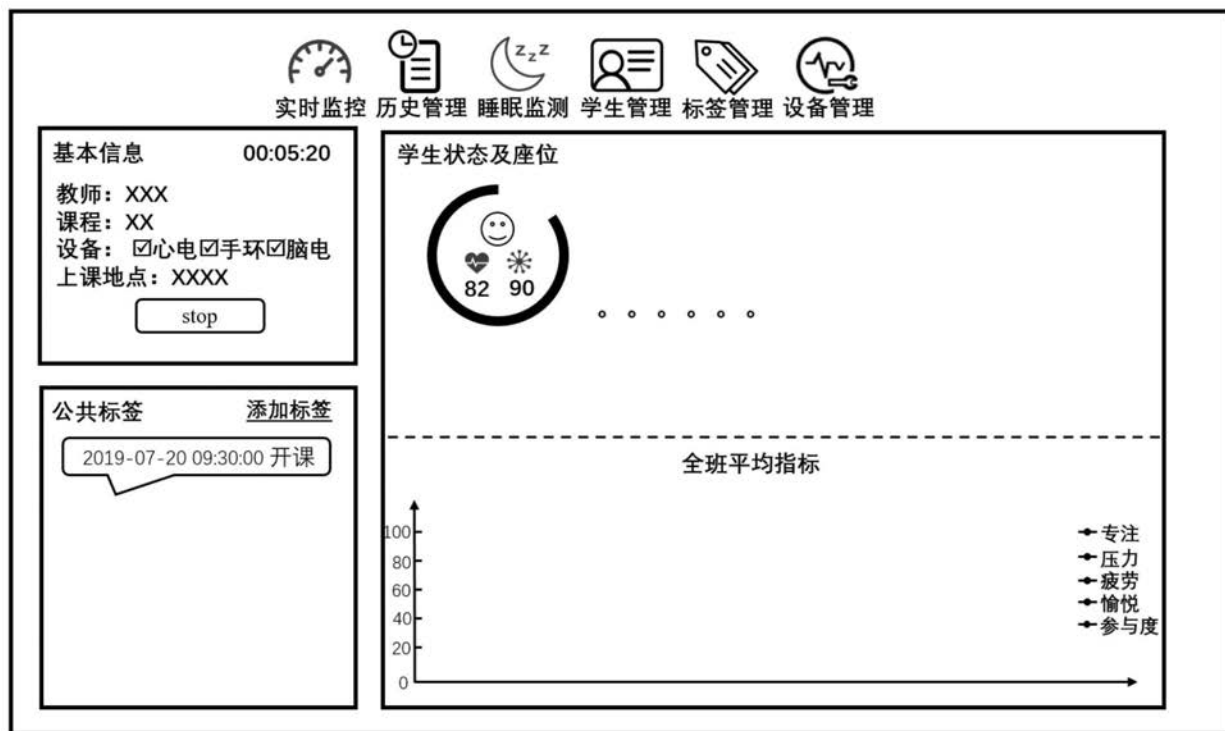


图6

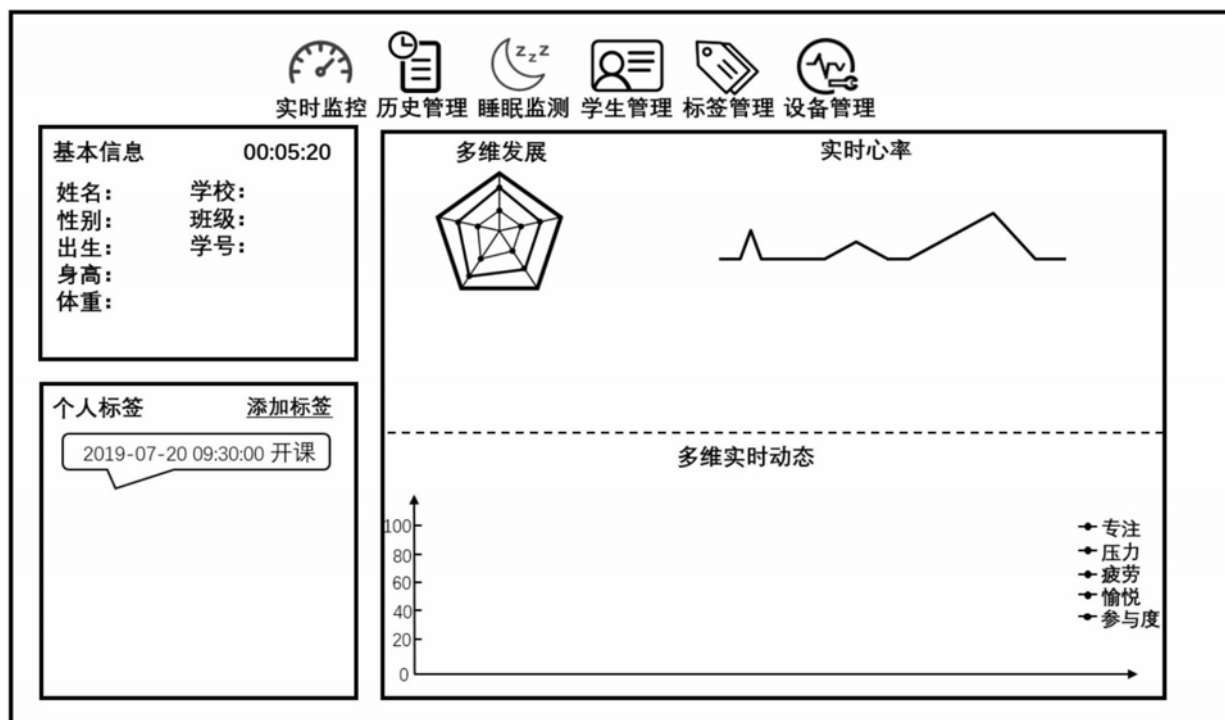


图7

专利名称(译)	基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统		
公开(公告)号	CN110916631A	公开(公告)日	2020-03-27
申请号	CN201911279624.0	申请日	2019-12-13
[标]申请(专利权)人(译)	东南大学		
申请(专利权)人(译)	东南大学		
当前申请(专利权)人(译)	东南大学		
[标]发明人	崔兴然 万旺 顾忠泽		
发明人	崔兴然 万旺 顾忠泽		
IPC分类号	A61B5/0205 A61B5/0402 A61B5/0476 A61B5/16 A61B5/00 G06K9/00		
CPC分类号	A61B5/02 A61B5/0205 A61B5/0402 A61B5/0476 A61B5/165 A61B5/168 A61B5/6802 A61B5/6803 A61B5/681 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725 A61B5/7267 G06K9/00523 G06K9/00536		
代理人(译)	施昊		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了基于可穿戴生理信号监测的学生课堂学习状态评测系统，包括穿戴式多生理信号采集模块、生理信号传输与同步模块、服务器端数据分析模块和学习状态评测模块。穿戴式多生理信号采集模块采集学生的脑电信号、心电信号和脉搏波信号；生理信号传输与同步模块同步各生理信号的时间戳，并通过无线方式将数据传输至服务器端数据分析模块；服务器端数据分析模块对各生理信号进行预处理和特征提取，将特征向量输入分类模型中得到学生学习状态指标，并上传至学习状态评测模块；学习状态评测模块将服务器端数据分析模块上传的数据显示给教学者。本发明比之现有评测方式更加智能、客观和精准，有利于促进教学水平和教学质量的提升。

