



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110623665 A

(43)申请公布日 2019.12.31

(21)申请号 201910920224.7

(22)申请日 2019.09.26

(71)申请人 川北医学院

地址 637100 四川省南充市顺庆区涪江路
234号

(72)发明人 陈卫 王娟 赖思渝

(74)专利代理机构 北京众合诚成知识产权代理
有限公司 11246

代理人 马超前

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

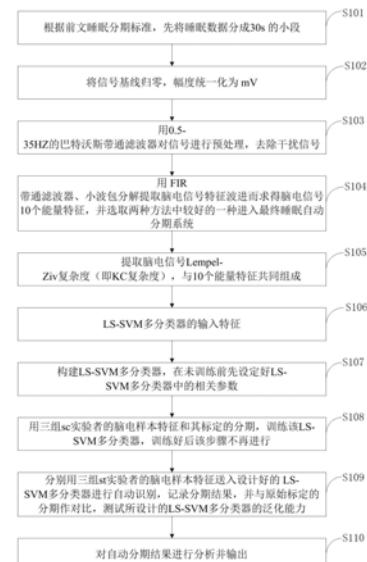
权利要求书2页 说明书12页 附图4页

(54)发明名称

一种智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系
统及方法

(57)摘要

本发明属于睡眠状态监测技术领域,公开了一种智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统及方法,脑电信号采集模块,用于采集睡眠脑电数据,通过脑电信号检测部件完成睡眠脑电数据的采集,后台服务器,用于接收采集的原始睡眠脑电数据,完成睡眠脑电信号处理,实现睡眠脑电自动分期,并对睡眠质量做出评价。网上服务平台,用于跟踪用户睡眠趋势,提供睡眠心理咨询及专家建议等服务。所述智能睡眠时相检测与睡眠质量评估方法包括:脑电信号获取、预处理、特征提取、模式识别分类、睡眠时相输出。本发明的评价结果可推送至移动终端,为用户提供专业睡眠心理咨询和专家建议,完全不依赖操作者工作经验,可作为临床诊断有益的补充和说明。



1. 一种智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统,其特征在于,所述智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统包括:

脑电信号采集模块,用于采集睡眠脑电数据,通过脑电信号检测部件完成睡眠脑电数据的采集;

后台服务器,用于接收采集的原始睡眠脑电数据,完成睡眠脑电信号处理,包括信号预处理、特征提取、特征分类,实现睡眠脑电自动分期,并对睡眠质量做出评价;

网上服务平台,用于跟踪用户睡眠趋势,提供睡眠心理咨询及专家建议等服务。

2. 一种执行权利要求1所述智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统的智能睡眠时相检测与睡眠质量评估方法,其特征在于,所述智能睡眠时相检测与睡眠质量评估方法包括:脑电信号获取、预处理、特征提取、模式识别分类、睡眠时相输出。

3. 如权利要求2所述的智能睡眠时相检测与睡眠质量评估方法,其特征在于,所述智能睡眠时相检测与睡眠质量评估方法的睡眠脑电自动分期包括以下步骤:

步骤一,根据前文睡眠分期标准,先将睡眠数据分成30s的小段,用采样频率乘以数据段时间长度以求得每段数据总数据点;

步骤二,将信号基线归零,幅度统一化为mV;

步骤三,用0.5-35HZ的巴特沃斯带通滤波器对信号进行预处理,去除干扰信号;

步骤四,选择FIR滤波器或小波包分解特征提取方法进入睡眠自动分期系统;首先用窗函数构造理想FIR带通滤波器,包括由傅里叶反变换求得其对应单位脉冲响应,用有限长的窗函数将该响应截断为有限项,并将其作为滤波器的单位脉冲响应序列,最终用该序列来逼近理想FIR滤波器;参数选择为,通带波纹允许误差设为0.1、幅值设为1,阻带波纹不大于允许误差0.02dB;根据脑电信号各特征波的频带范围构造7个FIR带通滤波器,滤出K综合波、 δ 波、 θ 波、 α 波、梭形波及 β_1 波和 β_2 波各自占波段总能量的百分比;采用bio97小波基,Shannon函数为代价函数,对脑电信号施行5层小波包分解,取各特征波最相近的频率段所对应小波包系数重构波形,并分离出上述各特征波;联合总能量、 α 波与 θ 波的能量比率、 δ 波与 θ 波的能量比率3个能量特征,共同构成10个能量特征值,将采用FIR滤波器法和小波包分解法取得的关于睡眠数据的10个特征分别用LS-SVM模型进行分期,与标准专家分期对比,选择平均准确率较高的特征提取方法;

步骤五,提取脑电信号的Lempel-Ziv复杂度,对脑电时间序列进行粗粒化处理,得到一个由0,1组成的序列S;对该序列反复执行复制和插入操作,形成由特定字符分段的新序列,新序列末尾的任何子序列均不得在原序列中出现;用新序列的分段数与其极限值之差表示该序列的相对KC复杂度,作为新特征并加入上述10个能量特征中;

步骤六,LS-SVM多分类器的输入特征。采用主成分分析PCA法进行特征降维,将原始11个特征向量表示为其中几个特征的线性组合;

步骤七,构建LS-SVM多分类器,在标准SVM目标函数中加入误差平方和项,采用径向基核函数RBF代替高维的内积运算,将输入样本映射到高维特征空间,将该问题转化为KKT条件下的线性方程组的求解;分类模式选取在任意两类样本间设置一个LS-SVM分类器的一对一模式;

步骤八,用三组sc实验者的脑电样本特征和其标定的分期,训练该LS-SVM多分类器;将三组记录的样本混合,抽取2/3样本为训练集,1/3为测试集,模型训练完毕后该步骤不再进

行；

步骤九，分别用三组st实验者的脑电样本特征送入设计好的LS-SVM多分类器进行自动识别，记录分期结果，并与原始标定的分期作对比，测试所设计的LS-SVM多分类器的泛化能力；

步骤十，对自动分期结果进行分析并输出。

4. 如权利要求2所述的智能睡眠时相检测与睡眠质量评估方法，其特征在于，所述睡眠质量评估采用基于EEG的睡眠评估，睡眠测量指标主要包括睡眠进程指标、睡眠结构指标和REM测量值；其中睡眠进程指标包含睡眠总时间、醒觉次数、觉睡比、睡眠效率、睡眠维持率、睡眠潜伏期、醒起时间、运动觉醒时间等；睡眠结构指标指的是每个睡眠阶段N1、N2、N3及REM占总睡眠时间的百分比；REM测量值指REM睡眠潜伏期及REM活动度、REM强度、REM密度、REM周期数；

睡眠效率：

$$SE = \frac{T_{REM+NREM}}{T_{all}} \quad (1)$$

式(1)中： $T_{REM+NREM}$ 是REM期和NREM期的时间之和， T_{all} 是实验记录数据的时间、 $T_{REM+NREM}$ 和觉醒时间之和；

睡眠各期的时间比率：

$$Stage X \% = \frac{T_x}{T_{all}} \times 100\% \quad (2)$$

式(2)中： T_x 为某个睡眠期 T_x 所占有的时间总和， T_{all} 是实验记录数据的时间、 $T_{REM+NREM}$ 和觉醒时间之和；

觉睡比：

$$W/S = \frac{T_w}{T_{all}} \quad (3)$$

式(3)中由于正常成人REM睡眠时间占总睡眠时间的20%-25%；通过智能睡眠时相检测与质量评估系统分析出的REM时间，占总睡眠时间的21.53%，且睡眠各期所占时间比例均在正常值范围内，由此判断此用户的睡眠正常，睡眠质量良好，不存在睡眠障碍疾病。

一种智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统及方法

技术领域

[0001] 本发明属于睡眠状态监测技术领域,尤其涉及一种智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统及方法。

背景技术

[0002] 目前,最接近的现有技术:

[0003] 在睡眠医学领域,多导睡眠图 (Polysomnography, PSG) 是比较常用的睡眠时相检测及睡眠质量评估标准。它可以同步采集脑电 (EEG) 、眼球运动 (EOG) 、心律 (ECG) 、肌肉活动 (EMG) 等多导电生理信号,综合以上信号实现睡眠质量评估。PSG可以排除或诊断发作性嗜睡、病理性嗜睡症、周期性肢体运动障碍、失眠和睡眠呼吸暂停等睡眠障碍。虽然PSG的优点明确,但它也有应用限制。患者必需在专属的诊疗机构进行监测,对于睡眠质量本来就不高的病人而言,在陌生环境中适应性较差,测得的数据准确率不高。另外,PSG不适用于中长期睡眠监测,专门购买成套设备对于患者而言也不现实,而且还要求操作者具备专业技术。同时患者需要佩戴很多生物传感器,舒适度差,一定程度上反而不利于患者入睡。

[0004] 一些商业睡眠监测设备依赖头戴传感器将大脑和肌肉信号通过PSG进行睡眠监测,但这种侵入式的监测方法不利于受试者的健康,而且必须以PSG为基础。一些腕带式的睡眠监测设备利用事件记录法实施睡眠-觉醒评估,虽然对睡眠活动的监测较为有效,但是对睡眠质量轻度患者的醒来时间分析并不准确。需要患者预设时间表,提前告知睡眠设备入睡时间和醒来时间,否则将大大影响睡眠质量的评估准确性。另一些非侵入式的设备则通过收集环境数据进行睡眠质量评估,但这些仪器化的设备忽略了患者本身的生理因素,评估精度还有提高空间。

[0005] 一些研究人员开发了利用手机智能传感器的睡眠质量监测应用程序,将手机置于床旁,通过收集板载加速度计和麦克风采集的信号,来提供睡眠质量评估。但这类程序需要持续时间来评估各睡眠阶段和睡眠质量,而不仅仅只是记录相应睡眠相关活动,而且对手机的品牌和硬件配置有一定限制要求。另一些研究人员则通过分析不同人群的“手机约束”行为,对他们的长期睡眠趋势、睡眠状态感知时间表和质量分类进行了预测。但这些程序需要用户配合将手机放置在合理的位置,而且手机掉线、后台信息推送、电池使用问题都会成为影响睡眠质量监测的不利因素,使其不适合长期进行睡眠跟踪。

[0006] 脑电图是通过脑电图描记仪将脑自身微弱的生物电放大记录成为一种曲线图,以帮助诊断疾病的一种现代辅助检查方法。临床应用中一般使用耳垂、鼻尖或乳突部位作为身体上的零电位点,放在这个点上的电极与头皮上其他部位的电极之间的电位差就是记录的脑电信号。

[0007] 在大脑处在不同的条件下(如激动、困倦、睡眠等),脑电图波形具有极大的差别。脑电图波形主要根据其频率不同可划分为四种基本类型。

[0008] δ 波:频率为每秒0.5~3.5次,幅度为20~200 μ V。正常成人在清醒状态下,几乎没有 δ 波的,但在睡眠期间可出现 δ 波。一般认为,高幅度的慢波。

[0009] (8波或θ波)可能是大脑皮层处于抑制状态时电活动的主要表现。

[0010] θ波:频率为每秒4~7次,幅度为20~150μv。θ波在成人困倦时可以出现。在幼儿时期,一般常见到θ波,到十岁后才出现明确的α波。

[0011] α波:频率为每秒8~13次,幅度为20~100μv。正常人在清醒、安静、闭目时,α波即可出现,其幅值呈现由小变大,然后由大变小,如此反复进行的周期性改变,形成α波的“梭形”。每一α波梭形持续约1~2秒。当被试者睁眼或接受其它激动性刺激时(如进行心算),则α波立即消失并转为快波,称为“α波阻断”。因此认为,α波是大脑皮层处于清醒安静状态时电活动的主要表现。α波的频率、振幅和空间分布等因素是反映大脑机能状态的重要指标。

[0012] β波:频率为每秒14~30次,幅度为5~20μv。当被试者睁眼视物、进行思考活动时,β波即可出现。一般认为,β波使大脑皮层处在紧张激动状态时电活动的主要表现。

[0013] 在睡眠过程中,脑电图发生各种不同变化,这些变化随着睡眠的深度而不同。根据脑电图的不同特征,可以将睡眠分为两种状态:非眼球快速运动睡眠(non-rapid eye movement即NREM睡眠)和眼球快速运动睡眠(rapid eye movement即REM睡眠)两大类。

[0014] 非眼球快速运动睡眠阶段,全身肌肉松弛,没有眼球运动,内脏副交感神经活动占优势。心率、呼吸均减慢,血压降低,胃肠蠕动增加,基础代谢率低,脑部温度较醒觉时稍降低,大脑总的血流量较醒觉时减少。非眼球快速运动睡眠以其脑电图特征分为四期,分别为入睡期、浅睡期、中度睡眠期、深度睡眠期。脑电第一期,波以θ波为主,不出现纺锤波或K综合波,实际上是由完全清醒到睡眠之间的过渡阶段,对外界刺激的反应减弱,精神活动进入飘浮境界,思维和现实脱节;第二期,脑电波为纺锤波与K综合波,δ波少于20%,实际上人已经进入了真正的睡眠;第三期,脑电波中δ波占据20%~50%,为中等深度睡眠;第四期,脑电波中δ波占据50%以上,进入深睡状态,这个时期人们不易被唤醒。3~4期睡眠为一般意义上的深睡眠,此时觉醒阈值最高。

[0015] 眼球快速运动睡眠阶段,出现混合频率的去同步化的低波幅脑电波。眼球快速运动,面部及四肢肌肉有很多次发作性的抽动,有时或出现嘴唇的吸吮动作,喉部发出短促声音,手足徐动,内脏活动高度不稳定,呼吸不规则,心率经常变动,胃酸分泌增加,脑血流及代谢增加、大部分区域脑神经元放电活动增加、脑组织温度升高,脑耗氧量也比醒觉时明显增加。眼球快速运动睡眠时的觉醒阈值较NREM1期睡眠高,介于NREM2~3期睡眠之间。

[0016] 整夜睡眠中,REM睡眠与NREM睡眠大约90~100分钟的间歇交替出现,该变化周期称为睡眠周期。正常人睡眠首先进入NREM睡眠期,并迅速由1期依次进入2期,3期,4期并持续下去。在NREM睡眠期持续80~120分钟后出现第一次REM睡眠,持续几分钟后进入下一次NREM睡眠,形成NREM睡眠与REM睡眠循环周期,平均每90分钟出现一次REM睡眠,越接近睡眠后期REM睡眠持续时间逐渐延长。每次可持续10~30分钟。整个睡眠期间这种NREM-REM睡眠周期反复循环3~5次,每个周期的各期不一定齐全,但都是从1期开始,凌晨时每个周期中的睡眠深度变浅不再达到4期,从NREM睡眠与REM睡眠的循环转换可以看出,睡眠过程并非一入睡就由浅入深并持续到天明,而是深一阵,浅一阵,深浅睡眠不断交替。

[0017] 除了对睡眠规律的研究之外,对大脑内部的一些神经递质和化学物质研究发现:大脑内部的神经递质,如:内源性吗啡肽(或内啡肽),5-HT(5羟色胺),γ-氨基丁酸(GABA)等具有镇定、放松的作用,可以恢复大脑内部轻松愉悦的健康环境;神经元释放的兴奋质,如:脑内多巴胺、乙酰胆碱、血清素等,可以改善失眠引起的白天精神萎靡、注意力下降、思

维减退等症状；大脑内部的应激激素，包括肾上腺素(ADR)、去甲肾上腺素(NE)、糖皮质激素(皮质醇、皮质酮)、血管紧张素I(Aug正)等，可以促使大脑处于紧张兴奋的状态，心跳加快，血管收缩等现象。

[0018] 根据以上规律可以发现，一个人在处于深度睡眠的情况下，NREM3期和4期的持续时间较长，而REM期的持续时间较短。另外，当脑内促进人镇静、愉悦的成分增加，而让人感觉紧张、兴奋的成分受到抑制时，大脑可以得到很好的休息，更加有助于深度睡眠。对于失眠症的治疗，基本上都是基于这个睡眠原理而进行的。

[0019] 正常人整晚睡眠中经历着几种相对稳定的状态，为更好地描述睡眠，Rechtschaffen和Kales根据睡眠时脑电图(Electroencephalogram, EEG)、眼电图(Electrooculogram, EOG)、肌电图(Electromyography, EMG)的表现，将睡眠分为6期(即R&K准则)：

[0020] 觉醒期(wakefulness, W)、快速眼动睡眠期(rapid eye movement, REM)和4个非快速眼动睡眠期(non-rapid eye movement, NREM)。其中NREM又分为睡眠1期(S1)、睡眠2期(S2)、睡眠3期(S3)和睡眠4期(S4)，睡眠1、2期为浅睡期(LS)，睡眠3、4期为深睡期(也叫慢波睡眠期(SWS))。目前，国际上普遍采用2007年美国睡眠医学会(American Academy of Sleep Medicine, AASM)修正过的R&K睡眠分期标准，其将R&K准则中的S3、S4期合并为一期，并分别用W、R、N1、N2、N3来表示觉醒期、快速眼动睡眠期、浅睡一期、浅睡二期、深睡期。

[0021] 睡眠过程中，NREM和REM交替进行，形成4-6次的NREM-REM睡眠周期，每个睡眠周期持续90-120分钟。正常成人睡眠过程中，睡眠各期规则地按顺序出现，即从W-N1-N2-N3-N2-REM，接着再重复N2-N3-N2-REM，如此互相连接，周而复始。其中REM期约100分钟，占总睡眠时间的20%-25%。

[0022] 理论上设计出一个助睡眠仪器，通过检测人的脑电波的变化曲线，利用芯片调整电子脉冲参数强度和持续时间刺激头部百会、安眠，神门等穴位，同时结合调整声音频率、气味等刺激等综合手段，改善脑电波，帮助人们进入深度睡眠。

[0023] 睡眠时脑电波的标准：

[0024] 四种基本脑波是： δ 波(DELTA/ δ wave)， θ 波(THETA/ θ wave)， α 波(ALPHA/ α wave)和 β 波(BETA/ β wave)。这四种脑波构成脑电图(EEG)。脑电图是脑内电波的显示，但脑内电波的电压很小，只有百万分之几伏特。

[0025] (1) 清醒睁眼，大脑活动紧张时 β 波。

[0026] (2) 清醒，安静，闭眼时 α 波；。

[0027] (3) 疲惫恍惚时 θ 波。

[0028] (4) 入睡后 δ 波。

[0029] (5) 睡眠有慢波睡眠和快波睡眠。

[0030] (6) 慢波时I期为入睡期， α 波逐渐减少，低幅 θ 波和 β 波G、不规则地混杂在一起，脑电波呈平坦趋势。

[0031] (7) II期为浅睡期，出现 σ 波，并有少量 δ 波。

[0032] (8) III期为中度睡眠期，出现高幅 δ 波，或 κ 波(δ 波与 σ 波的复合波)。

[0033] (9) IV期为深度睡眠期，出现 δ 波。

[0034] (10) 快波睡眠表现为不规则的 β 波。

睡眠阶段	划分规则 (仅含脑电, 且忽略例外情况)
[0035]	W (觉醒期) 枕区 α 波含量大于 50%
	N1 (非快速眼动期 1) α 波减弱, 低幅度、4~7Hz 的波含量大于 50%
	N2 (非快速眼动期 2) 开始阶段: 出现与觉醒无关的 K 复合波或者纺锤波 持续阶段: 低幅度、4~7Hz 的波 (不含 K 复合波或纺锤波)
	N3 (非快速眼动期 3) 0.5~2Hz 的慢波含量大于 20%
	R (快速眼动期) 出现低幅度、4~7Hz 的波 (不含 K 复合波或纺锤波)

[0036] 睡眠分期表

[0037] 根据美国睡眠医学会2007年的标准,睡眠分期的脑电标准如下:

[0038] 根据脑电图的研究,可以将睡眠分为四个阶段。2007年,美国睡眠医学学会把第三阶段和第四阶段合并为一个阶段,即第三阶段。因此,也可以说睡眠阶段包括三个阶段。

[0039] 第一阶段

[0040] 第一阶段 (约10分钟): 轻度睡眠阶段。这是一种过渡性的睡眠,这时在放松而觉醒状态下所见到 α 波开始变得不规则并逐渐消失,而眼睛缓慢地旋转。此时逐渐出现 θ 波,频率较低4~7cps。睡眠者的身体慢慢放松,呼吸变慢,但很容易被外部的刺激惊醒。

[0041] 第二阶段

[0042] 第二阶段 (约20分钟): 睡眠变得深一些,其EEG出现偶发性的8~14Hz震荡,即“睡眠锭”(sleep spindle),这是一种短暂爆发的、频率高、波幅大的脑电波。在此阶段,睡眠者很难被唤醒。

[0043] 第三阶段

[0044] 第三阶段 (约40分钟): 此时出现高幅而缓慢的 δ 波,眼睛和躯体运动消失,有时也有“睡眠锭”。

[0045] 第四阶段

[0046] 第四阶段 (约20分钟): 深度睡眠阶段,出现小于或等于2Hz的宽大的EEG节律,可能出现梦游、梦呓、尿床等现象。

[0047] 快速眼动睡眠阶段

[0048] 前四个阶段的睡眠大约经过60~90分钟,之后似乎进入了第一阶段的睡眠,但这是并不是重复以上的过程,而是进入了一个全新的阶段——快速眼动睡眠 (rapid eye movement sleep, REM) 阶段。

[0049] 在REM睡眠阶段,脑的电生理活动迅速改变,δ波消失,出现高频、低幅的脑电波。睡眠者的眼球开始快速做左右上下运动,并伴随着做梦。心律和血压变得不规则,呼吸变得急促,但肌肉依然放松。

[0050] 第1次REM睡眠一般持续5-10分钟,再经过4个阶段的睡眠,会有第2次REM睡眠,持续时间变长。最后一次REM睡眠长达1个小时。

[0051] 周期性循环的特点

[0052] 每个周期一般持续90分钟,每晚重复4-6次。深度睡眠的时间在前半夜远多于后半夜。当黎明临近时,第三阶段和第四阶段的睡眠会逐渐消失。

[0053] 声音:双声拍(BB)

[0054] 对于大脑进行刺激的最简单方式就是声音,然而足以有效刺激大脑的声音频率很低,人们无法听见。这就需要采用一种特殊的技术,它就是双声拍技术(Binaural Beat Technology,缩写BBT)。

[0055] 同时给左耳500Hz右耳510Hz稳定的声波刺激,2种相近但不相同的音调会在大脑得到整合,10Hz的频率差(所谓的第三种声音)会被大脑感应到,同时非常有效地对大脑电波实施加载,从而使EEG也向10Hz的α模式转变。当使用立体声耳机时,左右声道的声音只是到了大脑才实现整合。这种频率差在被大脑感知时,被称为双声拍(BB)。

[0056] 穴位:百会穴

[0057] 百会穴位于人体最高点,是督脉、足太阳膀胱经、足少阳胆经、手少阳三焦经和足厥阴肝经的会穴,各经上传的阳气都交会于此,故又名“三阳五会”。因此百会穴可通达阴阳脉络,连贯周身经穴;针百会一穴,经气可通全身,对调节机体的阴阳平衡起到重要的作用。

[0058] 有研究表明从神经生理学角度证明针刺百会穴对于失眠症状具有治疗作用。现代研究也表明,针刺百会穴具有增加脑部血供、修复神经元、增强脑内乙酰胆碱酯酶活性、调节5-羟吲哚乙酸(5-HIAA)含量等作用,可从多个角度调节失眠患者的机体状态。

[0059] 脑机接口BCI(BrainComputerInterface)是一种新型的人机交互方式,它基于脑电信号EEG(Electroencephalogram)实现人脑与计算机或其他电子设备的交互脱离了对人体外周神经和肌肉组织的依赖。因此,该技术在医疗、游戏以及工业控制等诸多领域表现出很好的发展。在计算机领域,脑机接口技术被广泛应用在通讯和控制技术等方面。脑波治疗技术也被日益推进。

[0060] 睡眠质量评估可以用心里量表法和生理参数检测法,量表法的缺点是主观性强,生理参数法比较客观,但需进行大量信号处理分析,且结果受睡眠分期准确率的限制,所以最准确的方法就是结合睡眠脑电数据分析、匹兹堡睡眠质量指数量表(PSQI)和主诉睡眠情况,对睡眠质量进行综合评估。

[0061] 综上所述,现有技术存在的问题是:

[0062] (1)多导睡眠图分析对监测地点有明确要求,需要专业的采集设备和固定的实验环境,不利于患者数据的采集。佩戴较多生物传感器,使被试者感到不适,影响其正常的睡眠活动。对操作者的技术水平有一定要求,设备调试耗时,以医务人员人为分期为主,过度依赖操作者工作经验,易增加劳动量。

[0063] (2)侵入式商业监测设备需要以多导睡眠图作为分析后台,且不利于受试者的健康。部分设备虽然对睡眠监测有效,但不适用于确定睡眠质量轻度患者的醒来时间。而另一

些依赖环境数据进行睡眠质量评估的设备没有充分考虑患者自身的生理信号,精度不高。

[0064] (3) 利用手机传感器开发的睡眠质量监测程序不仅对手机品牌和硬件配置有限制,还对监测持续时间有规定,时间过短达不到数据采集要求。通过应用程序预测睡眠状态、睡眠趋势时,对手机摆位、网络状态及其它干扰因素的要求也较高,不适合长期进行睡眠跟踪。

[0065] 解决上述技术问题的难度:

[0066] 有睡眠障碍的患者一般情况下无法负担专业的临床睡眠监测设备,也无法通过专业技能培训其自主操控,临床上的睡眠监测,一般需要进行7到8个小时,具体情况则视各家医院的具体效率而定。部分商业监测设备虽然可以替代PSG进行数据采集,但没有充分考虑患者自身的生理信号,监测精度还不足以达到医学标准。而利用手机传感器开发的睡眠监测程序除对手机品牌和硬件配置有要求外,分析睡眠质量还过多的参考了心理量表法,因此引入了大量主观因素,影响了分析的客观性。

[0067] 解决上述技术问题的意义:

[0068] 睡眠障碍严重影响着人们的健康,已成为一个世界性问题。所以,研发一种既简便又可靠的睡眠质量跟踪分析系统对于提高睡眠障碍的诊疗效果具有重要临床意义。随着睡眠监测设备的小型化和家用化发展方向,利用单通道脑电信号进行睡眠时相检测和睡眠质量评估成为睡眠障碍分析的一个重要发展方向。如果能够配合后台数据处理平台和睡眠医学专家的参与,家用智能睡眠分析系统将具有较高的专业程度,可快速分析睡眠数据,通过移动终端给出相关报告并提供专业睡眠心理咨询和建议。是智能睡眠脑电分析的有益补充和尝试,为睡眠健康状况评估提供了一种重要手段。

发明内容

[0069] 针对现有技术存在的问题,本发明提供了一种智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统。

[0070] 本发明是这样实现的,一种智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统。所述智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统包括:

[0071] 脑电信号采集模块、后台服务器、网上服务平台;

[0072] 脑电信号采集模块,用于采集睡眠脑电数据,通过脑电信号检测部件完成睡眠脑电数据的采集;

[0073] 后台服务器,用于接收采集的原始睡眠脑电数据,完成睡眠脑电信号处理,包括信号预处理、特征提取、特征分类等,实现睡眠脑电自动分期,并对睡眠质量做出评价;

[0074] 网上服务平台,用于跟踪用户睡眠趋势,提供睡眠心理咨询及专家建议等服务。

[0075] 进一步,所述睡眠脑电自动分期的系统包括:脑电信号获取---预处理---特征提取---模式识别分类---睡眠时相输出。

[0076] 进一步,所述睡眠脑电自动分期方法,包括以下步骤:

[0077] 步骤一,根据前文睡眠分期标准,先将睡眠数据分成30s的小段,用采样频率乘以数据段时间长度以求得每段数据总数据点;

[0078] 步骤二,将信号基线归零,幅度统一化为mV;

[0079] 步骤三,用0.5-35HZ的巴特沃斯带通滤波器对信号进行预处理,去除干扰信号;

[0080] 步骤四,择优选择FIR滤波器或小波包分解特征提取方法进入睡眠自动分期系统。首先用窗函数构造理想FIR带通滤波器,包括由傅里叶反变换求得其对应单位脉冲响应,用有限长的窗函数将该响应截断为有限项,并将其作为滤波器的单位脉冲响应序列,最终用该序列来逼近理想FIR滤波器。参数选择为,通带波纹允许误差设为0.1、幅值设为1,阻带波纹不大于允许误差0.02dB。根据脑电信号各特征波的频带范围构造7个FIR带通滤波器,滤出K综合波、 δ 波、 θ 波、 α 波、梭形波及 β_1 波和 β_2 波各自占波段总能量的百分比。接下来采用bio97小波基,Shannon函数为代价函数,对脑电信号施行5层小波包分解,取上述各特征波最相近的频率段所对应小波包系数重构波形,并分离出上述各特征波。联合总能量、 α 波与 θ 波的能量比率、 δ 波与 θ 波的能量比率3个能量特征,共同构成10个能量特征值,将采用FIR滤波器法和小波包分解法取得的关于睡眠数据的10个特征分别用LS-SVM模型进行分期,与标准专家分期对比,选择平均准确率较高的特征提取方法;

[0081] 步骤五,提取脑电信号的Lempel-Ziv复杂度(KC复杂度)。对脑电时间序列进行粗粒化处理,得到一个由(“0”,“1”)组成的序列S。对该序列反复执行“复制”和“插入”操作,形成由特定字符分段的新序列,新序列末尾的任何子序列均不得在原序列中出现。用新序列的分段数与其极限值之差表示该序列的相对KC复杂度,将其作为新特征并加入上述10个能量特征中;

[0082] 步骤六,LS-SVM多分类器的输入特征。采用主成分分析(PCA)法进行特征降维,将原始11个特征向量表示为其中几个特征的线性组合;

[0083] 步骤七,构建LS-SVM多分类器。在标准SVM目标函数中加入误差平方项,采用径向基核函数(RBF)代替高维的内积运算,将输入样本映射到高维特征空间,将该问题转化为KKT条件下的线性方程组的求解。分类模式选取在任意两类样本间设置一个LS-SVM分类器的“一对一”模式;

[0084] 步骤八,用三组sc实验者的脑电样本特征和其标定的分期,训练该LS-SVM多分类器。将三组记录的样本混合,抽取2/3样本为训练集,1/3为测试集,模型训练完毕后该步骤不再进行;

[0085] 步骤九,分别用三组st实验者的脑电样本特征送入设计好的LS-SVM多分类器进行自动识别,记录分期结果,并与原始标定的分期作对比,测试所设计的LS-SVM多分类器的泛化能力;

[0086] 步骤十,对自动分期结果进行分析并输出。

[0087] 进一步,所述睡眠质量评估采用基于EEG的睡眠评估,睡眠测量指标主要包括睡眠进程指标、睡眠结构指标和REM测量值。其中睡眠进程指标包含睡眠总时间(入睡至最后觉醒时间减去期间觉醒的时间)、醒觉次数(整个睡眠觉醒次数累计和)、觉睡比(觉睡时间与睡眠总时间之比)、睡眠效率(即睡眠总时间与总记录时间之比)、睡眠维持率(指睡觉总时间与入睡至最后觉醒时间之比)、睡眠潜伏期(即入睡到S1期出现的时间)、醒起时间(即最后觉醒至起床所花的时间)、运动觉醒时间(睡眠过程中由于躯体运动所导致的不完全觉醒的时间)等。睡眠结构指标指的是每个睡眠阶段N1、N2、N3及REM占总睡眠时间的百分比(即睡眠各期的时间比率)。REM测量值指REM睡眠潜伏期(入睡至第一个REM出现的时间)及REM活动度、REM强度、REM密度、REM周期数等。下面是几个关键睡眠指标参数的计算。

[0088] 睡眠效率:

$$[0089] SE = \frac{T_{REM+NREM}}{T_{all}} \quad (1)$$

[0090] 式(1)中: $T_{REM+NREM}$ 是 REM 期和 NREM 期的时间之和, T_{all} 是实验记录数据的时间、 $T_{REM+NREM}$ 和觉醒时间之和。

[0091] 睡眠各期的时间比率:

$$[0092] Stage X \% = \frac{T_x}{T_{all}} \times 100\% \quad (2)$$

[0093] 式(2)中: T_x 为某个睡眠期 T_x 所占有的时间总和, T_{all} 是实验记录数据的时间、 $T_{REM+NREM}$ 和觉醒时间之和。

[0094] 觉睡比(觉醒时间与总睡眠时间的比率):

$$[0095] W/S = \frac{T_w}{T_{all}} \quad (3)$$

[0096] 式(3)中由于正常成人 REM 睡眠时间占总睡眠时间的 20%-25%, 约 100 分钟。通过睡眠脑电自动分期系统分析出的 REM 时间, 约占总睡眠时间的, 且睡眠各期所占时间比例是否, 因此可以判断此用户的睡眠是否正常, 睡眠质量是否较好, 有无失眠等睡眠障碍疾病。

[0097] 进一步, 所述智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统先通过脑电信号检测部件完成睡眠脑电数据采集, 并将采集到的数据传送到后台进行处理。在后台服务器上完成睡眠脑电信号处理, 包括信号预处理、特征提取、特征分类等, 实现睡眠脑电自动分期, 并对睡眠质量做出评价。此外, 在每次实验结束后要求被试者完成匹兹堡睡眠质量指数量表(PSQID, 同时询问被试的主诉睡眠情况, 将通过脑电信号分析的睡眠质量结果与量表得分、自诉情况结合起来, 给出一个睡眠情况综合评估结果。最后将分析完的结果发送到网上服务平台及移动终端, 移动终端提供定时、闹钟、唤醒、查询、设置、建议及显示睡眠分期图谱及睡眠质量评价结果等服务功能, 网上服务平台包括跟踪用户睡眠趋势, 提供睡眠心理咨询及专家建议等服务。

[0098] 综上所述, 本发明的优点及积极效果为: 本发明提供了一种智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统, 通过前额单通道脑电波采集仪收集 Fp1、Fpz 及 Fp2 三个触点的脑电信号, 经数据预处理流程(图 5), 初始数据经巴特沃斯带通滤波器去噪后传送至后台处理, 不仅实现了采集设备的小型化, 还适用于多种便携式应用场合。

[0099] 经特征提取及模型构建流程(图 6)处理, 处理程序将离散的脑电信号序列化, 经特征提取后输入构建的 LS-SVM 多分类器, 采用有监督的机器学习方法训练分类模型, 通过交叉验证划分最优样本集以提升模型泛化能力, 最后根据模型输出睡眠时相分析结果, 实现了脑电数据自动分期。随着样本数量的累积, 模型精度将进一步优化, 随着研究的深入, 预测模型将进一步稳定。该智能睡眠时相检测与质量评估系统适用于各种睡眠治疗仪, 在现有基础上, 除能够提供患者睡眠分区数据外, 还可作为开展实时辅助治疗的决策标准, 配合适当控制手段还可构建根据分区结论自主激发的穴位、声音及气味辅助治疗系统。评价结果可推送至移动终端, 为用户提供专业睡眠心理咨询和专家建议, 完全不依赖操作者工作经验, 可作为临床诊断有益的补充和说明。

附图说明

- [0100] 图1是本发明实施例提供的智能睡眠时相检测与睡眠质量评估的分类准确性评估图。
- [0101] 图2是本发明实施例提供的智能睡眠时相检测与睡眠质量评估的系统流程图。
- [0102] 图3是本发明实施例提供的睡眠脑电自动分期系统流程图。
- [0103] 图4是本发明实施例提供的睡眠脑电自动分期方法；
- [0104] 图中：1、脑电信号采集模块；2、后台服务器；3、网上服务平台。
- [0105] 图5是本发明实施例提供的数据预处理部分代码截图。
- [0106] 图6是本发明实施例提供的特征提取及模型构建部分代码截图。

具体实施方式

[0107] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

- [0108] 下面结合附图对本发明的应用原理作详细描述。
- [0109] 如图2所示,本发明实施例提供的智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统包括:
- [0110] 脑电信号采集模块1、后台服务器2、网上服务平台3;
- [0111] 脑电信号采集模块1,用于采集睡眠脑电数据,通过脑电信号检测部件完成睡眠脑电数据的采集;
- [0112] 后台服务器2,用于接收采集的原始睡眠脑电数据,完成睡眠脑电信号处理,包括信号预处理、特征提取、特征分类等,实现睡眠脑电自动分期,并对睡眠质量做出评价;
- [0113] 网上服务平台3,用于跟踪用户睡眠趋势,提供睡眠心理咨询及专家建议等服务。
- [0114] 如图3所示,本发明实施例提供的睡眠脑电自动分期的系统包括:脑电信号获取---预处理---特征提取---模式识别分类---睡眠时相输出。
- [0115] 如图4所示,本发明实施例提供的睡眠脑电自动分期方法,包括以下步骤:
- [0116] S101:根据前文睡眠分期标准,先将睡眠数据分成30s的小段(由于 $f_s = 100\text{Hz}$,所以即为3000点);
- [0117] S102:将信号基线归零,幅度统一化为mV;
- [0118] S103:用0.5-35Hz的巴特沃斯带通滤波器对信号进行预处理,去除干扰信号;
- [0119] S104:用FIR带通滤波器、小波包分解提取脑电信号特征波进而求得脑电信号10个能量特征,并选取两种方法中较好的一种进入最终睡眠自动分期系统;
- [0120] S105:提取脑电信号Lempel-Ziv复杂度(即KC复杂度),与10个能量特征共同组成;
- [0121] S106:LS-SVM多分类器的输入特征;
- [0122] S107:构建LS-SVM多分类器,在未训练前先设定好LS-SVM多分类器中的相关参数;
- [0123] S108:用三组sc实验者的脑电样本特征和其标定的分期,训练该LS-SVM多分类器,训练好后该步骤不再进行;
- [0124] S109:分别用三组st实验者的脑电样本特征送入设计好的LS-SVM多分类器进行自动识别,记录分期结果,并与原始标定的分期作对比,测试所设计的LS-SVM多分类器的泛化能力;

- [0125] S110:对自动分期结果进行分析并输出。
- [0126] 本发明实施例提供的睡眠脑电自动分期方法具体包括以下步骤:
- [0127] 步骤一,根据前文睡眠分期标准,先将睡眠数据分成30s的小段,用采样频率乘以数据段时间长度以求得每段数据总数据点;
- [0128] 步骤二,将信号基线归零,幅度统一化为mV;
- [0129] 步骤三,用0.5-35HZ的巴特沃斯带通滤波器对信号进行预处理,去除干扰信号;
- [0130] 步骤四,择优选择FIR滤波器或小波包分解特征提取方法进入睡眠自动分期系统。首先用窗函数构造理想FIR带通滤波器,包括由傅里叶反变换求得其对应单位脉冲响应,用有限长的窗函数将该响应截断为有限项,并将其作为滤波器的单位脉冲响应序列,最终用该序列来逼近理想FIR滤波器。参数选择为,通带波纹允许误差设为0.1、幅值设为1,阻带波纹不大于允许误差0.02dB。根据脑电信号各特征波的频带范围构造7个FIR带通滤波器,滤出K综合波、 δ 波、 θ 波、 α 波、梭形波及 β_1 波和 β_2 波各自占波段总能量的百分比。接下来采用bio97小波基,Shannon函数为代价函数,对脑电信号施行5层小波包分解,取上述各特征波最相近的频率段所对应小波包系数重构波形,并分离出上述各特征波。联合总能量、 α 波与 θ 波的能量比率、 δ 波与 θ 波的能量比率3个能量特征,共同构成10个能量特征值,将采用FIR滤波器法和小波包分解法取得的关于睡眠数据的10个特征分别用LS-SVM模型进行分期,与标准专家分期对比,选择平均准确率较高的特征提取方法;
- [0131] 步骤五,提取脑电信号的Lempel-Ziv复杂度(KC复杂度)。对脑电时间序列进行粗粒化处理,得到一个由(“0”,“1”)组成的序列S。对该序列反复执行“复制”和“插入”操作,形成由特定字符分段的新序列,新序列末尾的任何子序列均不得在原序列中出现。用新序列的分段数与其极限值之差表示该序列的相对KC复杂度,将其作为新特征并加入上述10个能量特征中;
- [0132] 步骤六,LS-SVM多分类器的输入特征。采用主成分分析(PCA)法进行特征降维,将原始11个特征向量表示为其中几个特征的线性组合;
- [0133] 步骤七,构建LS-SVM多分类器。在标准SVM目标函数中加入误差平方项,采用径向基核函数(RBF)代替高维的内积运算,将输入样本映射到高维特征空间,将该问题转化为KKT条件下的线性方程组的求解。分类模式选取在任意两类样本间设置一个LS-SVM分类器的“一对一”模式;
- [0134] 步骤八,用三组sc实验者的脑电样本特征和其标定的分期,训练该LS-SVM多分类器。将三组记录的样本混合,抽取2/3样本为训练集,1/3为测试集,模型训练完毕后该步骤不再进行;
- [0135] 步骤九,分别用三组st实验者的脑电样本特征送入设计好的LS-SVM多分类器进行自动识别,记录分期结果,并与原始标定的分期作对比,测试所设计的LS-SVM多分类器的泛化能力;
- [0136] 步骤十,对自动分期结果进行分析并输出。
- [0137] 进一步,所述睡眠质量评估采用基于EEG的睡眠评估,睡眠测量指标主要包括睡眠进程指标、睡眠结构指标和REM测量值。其中睡眠进程指标包含睡眠总时间(入睡至最后觉醒时间减去期间觉醒的时间)、醒觉次数(整个睡眠觉醒次数累计和)、觉睡比(觉睡时间与睡眠总时间之比)、睡眠效率(即睡眠总时间与总记录时间之比)、睡眠维持率(指睡觉总时

间与入睡至最后觉醒时间之比)、睡眠潜伏期(即入睡到S1期出现的时间)、醒起时间(即最后觉醒至起床所花的时间)、运动觉醒时间(睡眠过程中由于躯体运动所导致的不完全觉醒的时间)等。睡眠结构指标指的是每个睡眠阶段N1、N2、N3及REM占总睡眠时间的百分比(即睡眠各期的时间比率)。REM测量值指REM睡眠潜伏期(入睡至第一个REM出现的时间)及REM活动度、REM强度、REM密度、REM周期数等。下面是几个关键睡眠指标参数的计算。

[0138] 睡眠效率:

$$[0139] SE = \frac{T_{REM+NREM}}{T_{all}} \quad (1)$$

[0140] 式(1)中: $T_{REM+NREM}$ 是REM期和NREM期的时间之和, T_{all} 是实验记录数据的时间、 $T_{REM+NREM}$ 和觉醒时间之和。

[0141] 睡眠各期的时间比率:

$$[0142] Stage X \% = \frac{T_x}{T_{all}} \times 100\% \quad (2)$$

[0143] 式(2)中: T_x 为某个睡眠期 T_x 所占有的时间总和, T_{all} 是实验记录数据的时间、 $T_{REM+NREM}$ 和觉醒时间之和。

[0144] 觉睡比(觉醒时间与总睡眠时间的比率):

$$[0145] W/S = \frac{T_w}{T_{all}} \quad (3)$$

[0146] 式(3)中由于正常成人REM睡眠时间占总睡眠时间的20%-25%,100分钟;通过智能睡眠时相检测与质量评估系统分析出的REM时间,占总睡眠时间的21.53%,且睡眠各期所占时间比例均在正常值范围内,由此判断此用户的睡眠正常,睡眠质量良好,不存在失眠等睡眠障碍疾病。

[0147] 进一步,所述智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统先通过脑电信号检测部件完成睡眠脑电数据采集,并将采集到的数据传送到后台进行处理。在后台服务器上完成睡眠脑电信号处理,包括信号预处理、特征提取、特征分类等,实现睡眠脑电自动分期,并对睡眠质量做出评价。此外,在每次实验结束后要求被试者完成匹兹堡睡眠质量指数量表(PSQID,同时询问被试的主诉睡眠情况,将通过脑电信号分析的睡眠质量结果与量表得分、自诉情况结合起来,给出一个睡眠情况综合评估结果。最后将分析完的结果发送到网上服务平台及移动终端,移动终端提供定时、闹钟、唤醒、查询、设置、建议及显示睡眠分期图谱及睡眠质量评价结果等服务功能,网上服务平台包括跟踪用户睡眠趋势,提供睡眠心理咨询及专家建议等服务。

[0148] 在本智能睡眠时相检测和睡眠质量评估系统工作过程中,经上述工作步骤构建了LS-SVM多分类器,以某个验证集为例,其验证结果如图1所示,每个样本(一个人一夜的数据)的处理时间仅为16s左右,预测准确率达92.9%,由混淆矩阵可以看出0-4各睡眠期的预测结果是相当有效的,随着样本数量的积累及模型泛化能力的增强,该方法预测结论的可解释性还将进一步提升。根据分期结论配合控制系统,当用户睡眠状况不理想时则自动启动助眠设备可实现助眠的精准控制,通过采集的脑电波数据进行睡眠时相检测和智能分期

并自主开展辅助治疗是现实可行的。

[0149] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已，并不用以限制本发明，凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等，均应包含在本发明的保护范围之内。

```
(tf-gpu) lzf@lzf-OMEN:~/桌面/deepsleepnet$ python usepredict.py
I tensorflow/stream_executor/dso_loader.cc:128] successfully opened CUDA library libcublas.so locally
I tensorflow/stream_executor/dso_loader.cc:128] successfully opened CUDA library libcudnn.so locally
I tensorflow/stream_executor/dso_loader.cc:128] successfully opened CUDA library libcufft.so locally
I tensorflow/stream_executor/dso_loader.cc:128] successfully opened CUDA library libcuda.so.1 locally
I tensorflow/stream_executor/dso_loader.cc:128] successfully opened CUDA library libcurand.so locally
ok
E tensorflow/stream_executor/cuda/cuda_driver.cc:509] failed call to cuInit: CUDA_ERROR_NO_DEVICE
I tensorflow/stream_executor/cuda/cuda_diagnostics.cc:145] kernel driver does not appear to be running on this host (lzf-OMEN): /proc/driver/nvidia/version does not exist
Model restored from: output/fold0/deepsleepnet/model_fold0.ckpt-200

Load data from: ['data/eeg_fpz_cz/SC4003E0.npz']
Loading data/eeg_fpz_cz/SC4003E0.npz ...
[2019-04-25 08:26:37.081423] Predicting ... 16s

Saved outputs to output/output_subject0.npz
duration=16.593 sec, n=1175, loss=6.058 (0.008), acc=0.929, f1=0.900
[[135 11 0 4 1]
 [ 0 75 5 0 12]
 [ 0 9 613 15 23]
 [ 0 0 1 95 0]
 [ 0 2 1 0 173]]
[2019-04-25 08:26:53.813400] Overall prediction performance
n=1175, acc=0.929, f1=0.900
[[135 11 0 4 1]
 [ 0 75 5 0 12]
 [ 0 9 613 15 23]
 [ 0 0 1 95 0]
 [ 0 2 1 0 173]]
asd
ok
(tf-gpu) lzf@lzf-OMEN:~/桌面/deepsleepnet$
```

混淆矩阵

	0	1	2	3	4
0	135	11	0	4	1
1	0	75	5	0	12
2	0	9	613	15	23
3	0	0	1	95	0
4	0	2	1	0	173

图1

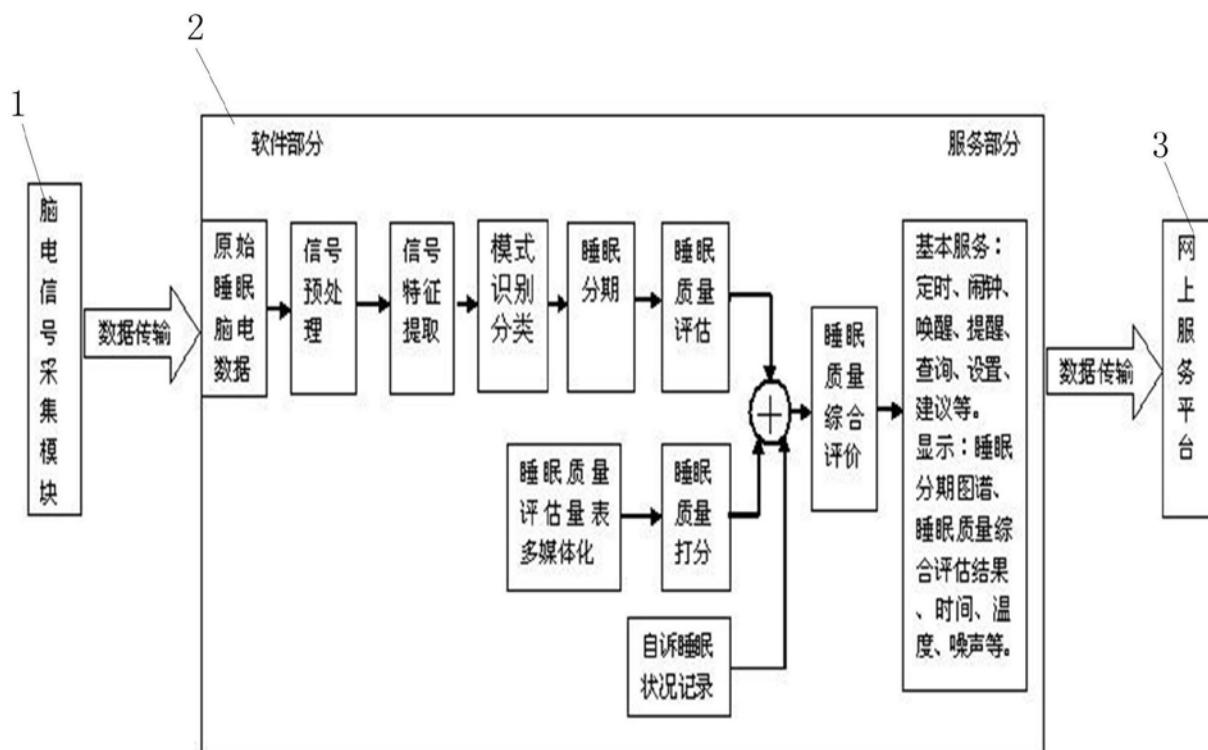


图2

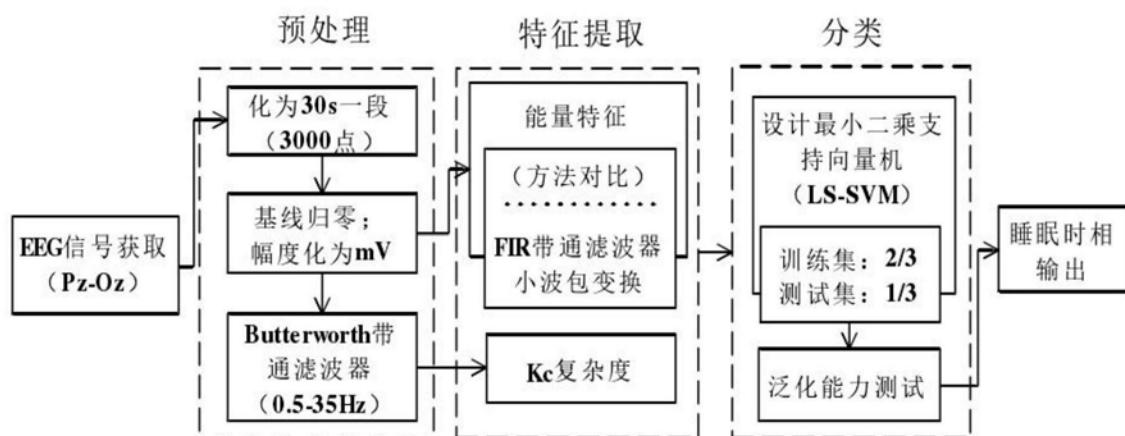


图3

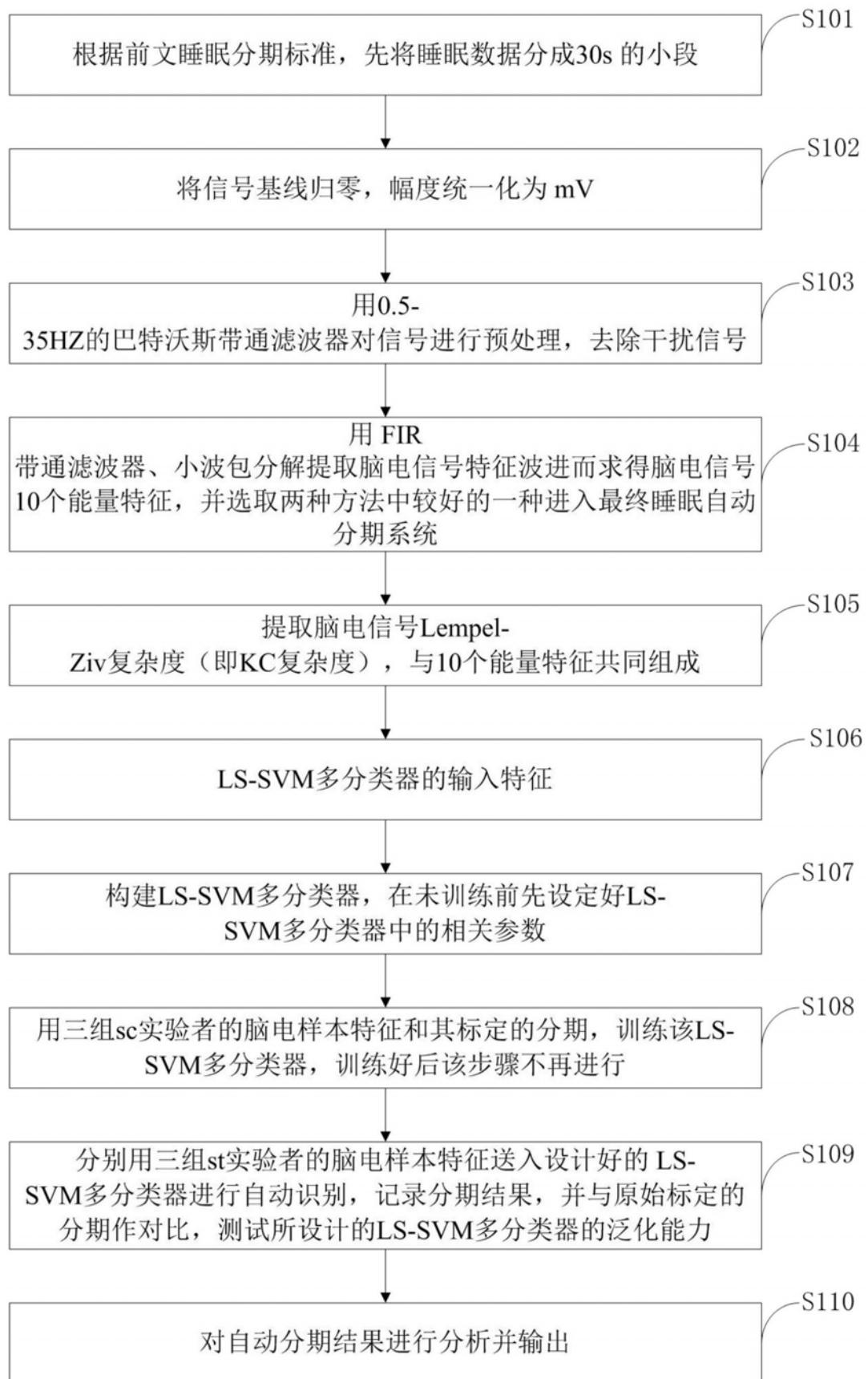


图4

```

5  //定义一些公用值变量
6  const unsigned char PARSE_CODE_POR_SIGNAL =2; //信号质量
7  //const unsigned char PARSE_CODE_EEG_POWER =131; //EEG信号开始
8  const unsigned char PARSE_CODE_EEG_POWER =0; //EEG信号开始
9  const unsigned char PARSE_CODE_HEARTRATE =3;
10 const unsigned char PARSE_CODE_CONFIGURATION =4; //玮江度
11 const unsigned char PARSE_CODE_MEDITATION =5; //冥想度
12 const unsigned char PARSE_CODE_RAW =128; //Raw@0@值
13 const unsigned char MESSAGE_READ_RAW_DATA_PACKET =17;
14 const unsigned char MESSAGE_READ_DIGEST_DATA_PACKET =18;
15 const unsigned char RAW_DATA_BYTE_LENGTH =2;
16 const unsigned char EEG_DEBUG_ONE_BYTE_LENGTH =5;
17 const unsigned char EEG_DEBUG_TWO_BYTE_LENGTH =3;
18 const unsigned char PARSE_SYNC_BYTE =170; //sync
19 const unsigned char PARSE_EXCODE_BYTE =05; //excode
20 const unsigned char MULTI_BYTE_CODE_THRESHOLD =127;//一个字节最大为0x7f=127
21 const unsigned char PARSE_STATE_SYNC =1;
22 const unsigned char PARSE_STATE_CHECK =2;
23 const unsigned char PARSE_STATE_PAYLOAD_LENGTH =3;
24 const unsigned char PARSE_STATE_PAYLOAD =4;
25 const unsigned char PARSE_STATE_OHKSUM =5;
26 char parserStatus;
27 char payloadLength;
28 char payloadBytesReceived;
29 char payloadSum;
30 char checksum;
31 char payload[256];
32 int k = 0;
33
34 void Parser()
35 {
36     | parserStatus = PARSE_STATE_SYNC; //1
37 }
38
39 int getRawByteValue(int highOrderByte, int lowOrderByte)
40 {
41     int hi = (int)highOrderByte;
42     int lo = ((int)lowOrderByte) & 0xFF;
43     int value = (hi << 8) | lo;
44     return (value);
45 }
46

```

图5

```

def adam_clipping(loss, lr, train_vars, beta1=0.9, beta2=0.999,
                  epsilon=1e-0, clip_value=0.0):
    grads_ = tf.clip_by_global_norm(tf.gradients(loss, train_vars),
                                    clip_value)
    capped_grads = zip(grads_, train_vars)
    opt = tf.train.AdamOptimizer(
        learning_rate=lr,
        beta1=beta1,
        beta2=beta2,
        epsilon=epsilon,
        name="Adam")
    apply_gradient_op = opt.apply_gradients(capped_grads)
    return apply_gradient_op, capped_grads

def adam_clipping_list_lr(loss, list_lr, list_train_vars,
                         beta1=0.9, beta2=0.999,
                         epsilon=1e-0, clip_value=0.0):
    assert len(list_lr) == len(list_train_vars)

    train_vars = []
    for v in list_train_vars:
        if len(train_vars) == 0:
            train_vars = list(v)
        else:
            train_vars.extend(v)

    grads_ = tf.clip_by_global_norm(tf.gradients(loss, train_vars),
                                    clip_value)

    offset = 0
    apply_gradient_ops = []
    grads_and_vars = []

```

图6

专利名称(译)	一种智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统及方法		
公开(公告)号	CN110623665A	公开(公告)日	2019-12-31
申请号	CN201910920224.7	申请日	2019-09-26
[标]申请(专利权)人(译)	川北医学院		
申请(专利权)人(译)	川北医学院		
当前申请(专利权)人(译)	川北医学院		
[标]发明人	陈卫 王娟		
发明人	陈卫 王娟 赖思渝		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/4812 A61B5/4815 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/7267		
外部链接	Espacenet Sipo		

摘要(译)

本发明属于睡眠状态监测技术领域，公开了一种智能睡眠时相检测与睡眠质量评估系统及方法，脑电信号采集模块，用于采集睡眠脑电数据，通过脑电信号检测部件完成睡眠脑电数据的采集，后台服务器，用于接收采集的原始睡眠脑电数据，完成睡眠脑电信号处理，实现睡眠脑电自动分期，并对睡眠质量做出评价。网上服务平台，用于跟踪用户睡眠趋势，提供睡眠心理咨询及专家建议等服务。所述智能睡眠时相检测与睡眠质量评估方法包括：脑电信号获取、预处理、特征提取、模式识别分类、睡眠时相输出。本发明的评价结果可推送至移动终端，为用户提供专业睡眠心理咨询和专家建议，完全不依赖操作者工作经验，可作为临床诊断有益的补充和说明。

