

基于多事件融合的睡眠质量评测算法研究

李晨洋^{1,2,3}, 叶继伦¹, 张旭¹, 周晶晶¹, 檀雪¹, 易红良^{2,3}, 关建^{2,3}

1. 深圳大学医学部生物医学工程学院, 广东 深圳 518060; 2. 上海交通大学附属第六人民医院, 上海 200233; 3. 上海市睡眠呼吸障碍疾病重点实验室, 上海 200233

【摘要】依据人体睡眠期呼吸紊乱事件、心血管事件、觉醒反应事件及对睡眠期分阶的研究,进行多事件融合算法的分析。经过对睡眠分阶以及一系列睡眠呼吸事件的评测分析,表明该算法研究能够有效帮助睡眠医生对睡眠障碍患者的睡眠质量进行充分、有效的评估,且相关评估结果也能为医生后续的诊断治疗提供有效帮助。

【关键词】睡眠质量评估;呼吸紊乱事件;心血管事件;觉醒反应事件;睡眠分阶;

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2021)04-0472-08

An algorithm based on multi-event fusion for sleep quality assessment

LI Chenyang^{1,2,3}, YE Jilun¹, ZHANG Xu¹, ZHOU Jingjing¹, TAN Xue¹, YI Hongliang^{2,3}, GUAN Jian^{2,3}

1. Department of Biomedical Engineering, School of Medicine, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China; 2. Shanghai Sixth People's Hospital Affiliated to Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200233, China; 3. Shanghai Key Laboratory of Sleep-Disordered Breathing, Shanghai 200233, China

Abstract: Based on human sleep-period respiratory disturbance events, cardiovascular events, awakening response events and the study on sleep stage classification, an analysis by multi-event fusion algorithm is conducted for sleep quality assessment. The evaluation and analysis of sleep stage classification and a series of sleep-period respiratory events showed that the proposed algorithm can effectively help sleep doctors to fully and effectively evaluate the sleep quality of patients with sleep disorders, and the relevant evaluation results can be used for subsequent diagnosis and treatment.

Keywords: sleep quality assessment; respiratory disturbance event; cardiovascular event; awakening response event; sleep stage classification

前言

长期工作与生活的压力已经导致许多人出现一系列的睡眠障碍,例如失眠、睡眠呼吸障碍疾病、过度嗜睡症及睡眠行为异常症等。但相关研究表明人体的生理健康状况与睡眠质量有直接的关系^[1],睡眠质量差已经被专家列为导致一些未知原因生理疾病

的几大因素之一。整夜睡眠过程的好坏一般由睡眠质量来评价,连续的失眠等症状往往会造成人体的精神萎靡,免疫力减弱,症状情形严重的会引起一系列的急性心脑血管疾病,更有甚者,还会引起猝死^[2]。

1 相关研究

对人体夜间睡眠质量进行评价,一般从主观角度与客观角度进行综合评价^[3]。主观层面主要是观察受试者的睡眠状态,包括是否出现夜间经常惊醒、磨牙等症状;在客观评价层面,目前国际公认的评价金标准是多参数睡眠监测,在获取多导睡眠生理信号后进行分析,最终得到客观的睡眠质量评价。考虑到我国睡眠监测医疗资源紧张以及患者体验感较差等问题,一系列便携式的睡眠监测设备陆续被推出市场,这些产品可以对人体睡眠指征进行一些简单的采集与初筛,但是对于评价人体睡眠质量相关指标的全面性与准确性还有待进一步提升^[4]。常见的多导睡眠监测仪采集的生理信号包括:电生理信

【收稿日期】2020-09-15

【基金项目】深圳市科创委重点项目(20190215140144982);上海市临床“五新”创新研发项目(SHDC2020CR3056B);上海市第六人民医院临床研究课题(X院内-2296)

【作者简介】李晨洋,睡眠技师,研究方向:生命信息监测方法、生物医学信号处理,E-mail: 2388862048@qq.com

【通信作者】叶继伦,教授,研究方向:生命信息监测方法,电生理治疗方法及应用,医疗器械设计及应用,E-mail: Yejilun@126.com;关建,副主任医师,研究方向:阻塞性睡眠呼吸暂停低通气综合征临床及基础,E-mail: guanjian0606@sina.com

号、呼吸气流信号、血氧信号等。这些指标往往是评价睡眠质量必备的,也是能够直接提供客观依据的。这种方法是目前评价睡眠质量最可靠、最全面的方法,其主要原因是监测参数全面,客观性良好^[5-6]。

因此,对于睡眠医生的临床诊断与睡眠障碍患者的日常护理而言,睡眠质量的研究是非常重要的。本文基于临床研究和日常保健提出一种基于多参数指标下评估睡眠质量的方法。系统整合目前实验室成熟的生理信号采集模块,搭建一整套多参数睡眠质量监测平台。首先,系统采集心率、血氧饱和度、呼吸、脑电、肌电等人体生理信号,再通过多事件融合分析算法计算夜间睡眠状态的相关指征,探讨和量化心血管疾病等事件对睡眠质量的影响程度。以及利用脑电、下颌肌电和眼动对整夜睡眠状态进行分阶研究,最终通过多事件融合的事件判定对睡眠质量进行比较全面、系统的评价。

2 多事件融合睡眠质量评测算法研究

2.1 睡眠期呼吸紊乱事件判定

2.1.1 呼吸暂停低通气综合征判定 临床上,呼吸事件一般分为呼吸暂停事件与呼吸低通气事件^[7]。成人睡眠呼吸暂停事件的判定方法是口鼻呼吸气流“暂停”时间超过10 s。若口鼻气流运动暂停时,胸腹呼吸运动保持不变,判定为阻塞性呼吸暂停事件;若口鼻气流运动暂停时,胸腹呼吸运动同步暂停,则判定为中枢性呼吸暂停事件;若口鼻气流运动暂停时,前期没有出现胸腹运动,后段又出现胸腹运动,则判定为混合性呼吸暂停事件^[8]。临床上区分中枢性呼吸暂停与混合性呼吸暂停可以通过观察两者的二氧化碳监测曲线加以判别,会发现中枢性呼吸暂停的曲线上存在心源性振动波,而混合性呼吸暂停曲线上没有。对呼吸低通气事件的判定要求口鼻呼吸气流下降30%,而且血氧饱和度下降4%,事件持续的时间还需大于10 s。呼吸低通气事件与呼吸暂停事件的分类方法一致,也是根据呼吸运动曲线的波动情况分为阻塞性、中枢性、混合性3类^[9]。

2.1.2 陈-斯呼吸综合征判定 临床观察记录发现,陈-斯呼吸综合征主要出现在睡眠期外,但少部分出现在重症病患者的睡眠清醒期。其在临床中的一般表现特征为:起初呼吸幅度逐渐减弱,接着出现中枢性低通气或中枢性呼吸暂停,随后呼吸幅度逐渐增大,且上述过程反复出现。医生在诊断时,将满足以上3个条件且持续时间至少为10 s的渐减渐增现象,合并中枢性呼吸事件发生次数大于5次的状态判定为陈-斯呼吸综合征^[8]。

2.1.3 睡眠通气不足综合征判定 临床诊断中,将因

某些呼吸系统疾病导致通气不足,动脉二氧化碳分压在清醒状态下大于45 mmHg,在夜间睡眠状态下大于55 mmHg且伴随动脉血氧饱和度持续降低的临床症状判定为睡眠通气不足综合征。

2.1.4 打鼾状况分级 对夜间睡眠期打鼾状况分级也是评估睡眠质量好坏的重要方法。睡眠期间的鼾声形成主要跟上气道的开放程度相关,依据鼾声的有无及猛烈程度,将睡眠期打鼾深度分为3级^[8]。0级打鼾:人体气道内气流的阻力很小,几乎不会出现鼾声;1级打鼾:人体气道内气流经过时,引起气道的轻微振动,出现轻微的鼾声;2级打鼾:人体气道阻塞程度加深,影响气流的正常流通,使得鼾声的严重程度加重;3级打鼾:人体气道几乎完全阻塞,基本导致呼吸气流停流,但一旦气道稍微开启,气流会迅速通过,导致出现猛烈的打鼾行为。

2.2 睡眠期心血管事件分析

临床研究发现,睡眠状态出现问题的患者多数也存在心血管方面的的心脏病症^[10]。所以,研究心率变异性和心律失常等事件对睡眠期心血管状态的影响以及对睡眠质量的全面评价具有十分重要的意义。

多数研究心血管状态评价方法的学者经常采用心率变异性(Heart Rate Variability, HRV)分析方法,图1、图2为人体HRV的分析结果。对HRV的常规分析方法主要有2类:统计学分析法和几何图形分析法。统计学分析法主要计算如下几个参数:R波峰点间距的标准差、所有R波峰点间距差值平方和均值的平方根、相邻R波峰点间距差值大于50 ms的总数(NN50)等。上述几个参数的计算结果有利于医生有效评估睡眠期间的心血管状态^[11]。

图3、图4为采用几何图形分析法分析得出的结果图。图3所示的间期直方图反映人体夜间心率变化的情况;图4所示的间期差值直方图反映相邻心搏间期的差值变化趋势。

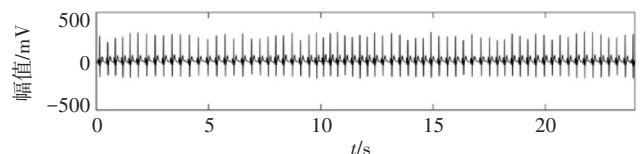


图1 去除基线漂移后心电信号

Fig.1 ECG signal after removing baseline drift

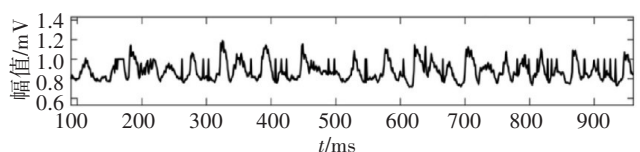


图2 心率变异性波形曲线

Fig.2 Heart rate variability waveform

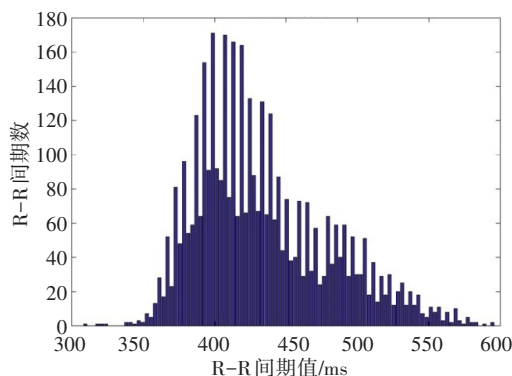


图3 心率间期直方图
Fig.3 R-R interval histogram

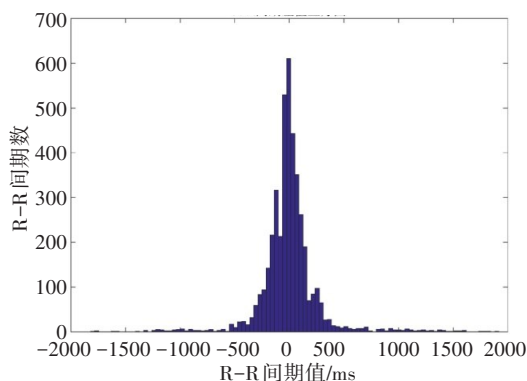


图4 心率间期差值直方图
Fig.4 Histogram of R-R interval differences

在研究心血管事件时,Lorenz散点图的形状也可以反应RR间期的变化规律,如图5所示,一般正常人的Lorenz散点大都集中在图象的45°附近。其中,散点图的长短代表了心率在整夜中的变化大小。所以,描绘出不同形状的Lorenz散点图也可以帮助医生对睡眠期心血管事件进行有效的分析^[12]。

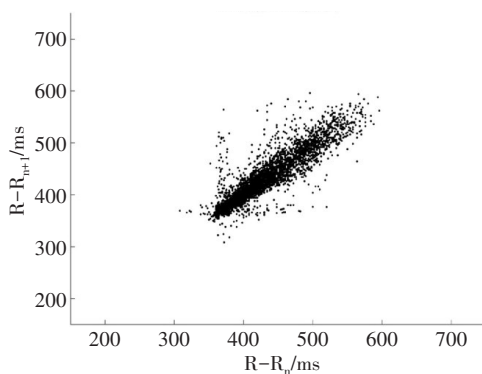


图5 心率间期Lorenz散点变化图
Fig.5 Lorenz scatter plot of R-R interval

2.3 睡眠期脑电醒觉反应事件分析

脑电醒觉反应事件的观察与分析也可以为睡眠质量的评价提供十分有价值的依据。在临床观察中

发现患者由睡眠状态突然惊醒转换至清醒状态时伴随醒觉反应事件。具体来说,脑电醒觉反应事件的发生是指夜间睡眠期间脑电频率的突然性变化,但一般不包括突然变化至频率范围在12~14 Hz的睡眠梭形波。

美国睡眠障碍联合会公布的临床观察脑电醒觉反应事件发生的几个主要规则如下^[8]:首先,事件发生的主要标志是脑电信号频率突然变化且持续时间 ≥ 3 s,且需要满足事件发生前期必须存在已知或未知睡眠期的10 s以上的睡眠状态。其次,不同的睡眠时期判定事件所需要的生理信号不同。一般在非快速眼动睡眠期(NREM)期,需要脑电信号,而在快速眼动睡眠期(REM)期,事件的判定需要结合脑电和肌电两种生理信号同步分析判别。图6、图7为NREM期脑电醒觉反应事件判定结果,图8、图9为REM期脑电醒觉反应事件判定结果。

事实上,脑电醒觉反应事件是一把双刃剑。一方面来说,事件一般发生在患者呼吸气道阻塞十分严重出现呼吸暂停时,此时事件的出现有利于及时唤醒患者,挽救生命;但另一方面来说,夜间睡眠期

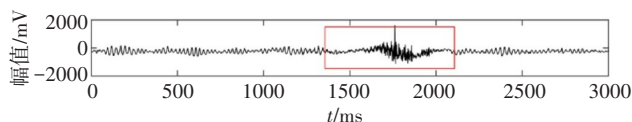


图6 NREM期脑电信号醒觉反应事件判定
Fig.6 Determination of awakening response event by EEG signal in NREM stage

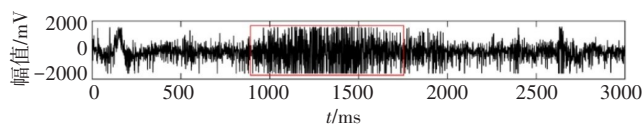


图7 NREM期下颌肌电信号醒觉反应事件判定
Fig.7 Determination of awakening response event by mandibular EMG signal in NREM period

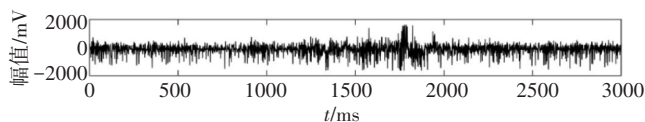


图8 REM期脑电信号醒觉反应事件判定
Fig.8 Determination of awakening response event by EEG signal in REM stage

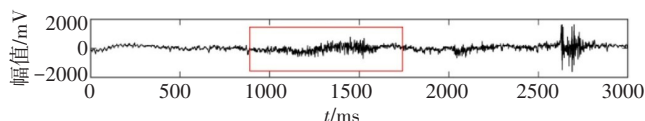


图9 REM期下颌肌电信号醒觉反应事件判定
Fig.9 Determination of awakening response event by mandibular EMG signal in REM period

内频繁出现该事件,会造成睡眠过程的不连续性,造成一系列新的疾病产生^[13]。

2.4 睡眠期的分阶研究

对睡眠期进行分阶是研究睡眠障碍相关疾病的重要前提,分阶结果对客观评估睡眠质量也具有十分重要的意义。本文采用自主设计的睡眠生理信号采集系统,对来自不同年龄阶段的30名志愿者的整夜睡眠数据进行采集。系统将采集到的各生理数据先经过预处理后,再经过相关特征点算法处理选取了19个特征,将每一例数据对应的19个特征参数输入至SVM分类器中进行分类识别处理。将经过睡眠专家标识的结果与经过分类输出的结果进行比较,比较的结果显示系统采用的方法得到的分阶准确率达到86%,该分类方法得到的准确率相比多数睡眠

分阶研究得到的分阶结果都有所优化。

2.4.1 经验模式分解法提取分阶特征点 采用Hilbert-Huang变换方法处理非线性的脑电信号是一种很有效的分析方法,被大多数脑电研究者采用。Huang等提出的这种分析方法对处理非平稳性及非线性的脑电信号的分析步骤就是将复杂的脑电信号分解成若干个内在的模态函数叠加和的形式^[14]。采用该种分析方法可以为准确进行睡眠期分类提供有力支撑。

2.4.1.1 瞬时频率与瞬时振幅 在对采集到的脑电信号经过EMD分解以后可以得到脑电信号的各个IMF分量,接着对分解得到的各分量做Hilbert变换,就能够得到各个分量对应的瞬时振幅和瞬时频率(图10、图11)。从图中能够清楚地看出瞬时频率是逐层递减的。

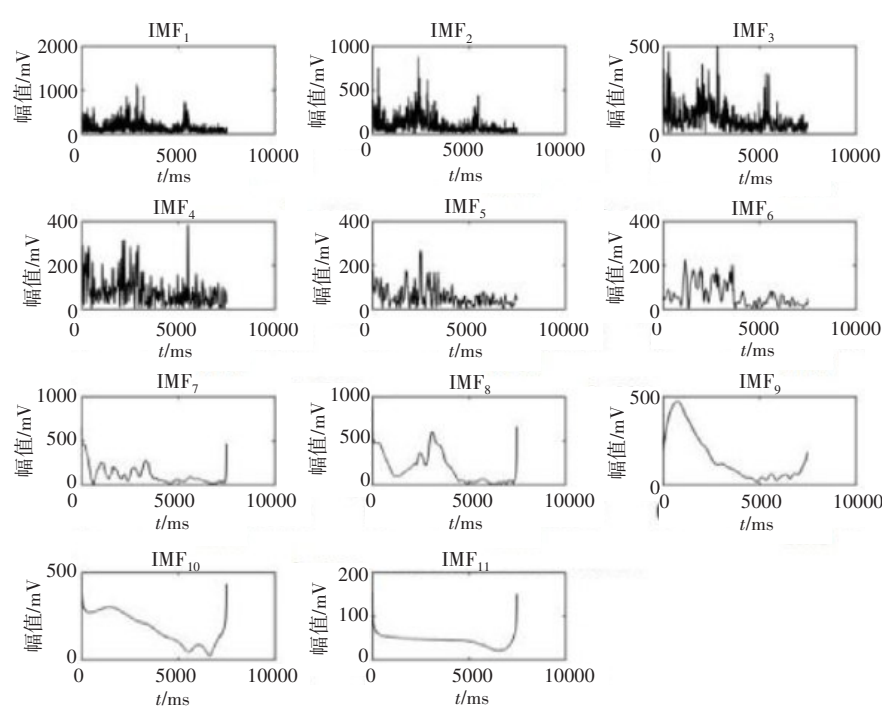


图10 各个IMF分量对应的瞬时振幅

Fig.10 Instantaneous amplitude corresponding to each IMF component

2.4.1.2 Hilbert-Huang谱与边际谱图 脑电信号先后经过EMD分解与Hilbert变换后,得到了各分量对应的频率和振幅示意图,而Hilbert谱的构成则是振幅在时间-频率坐标面上的显示范围。得到了Hilbert谱后,对时间坐标进行积分处理,得到了一个描述脑电信号频率对应幅值的状态量一边际谱,图12、图13分别为不含残余分量与含残余分量的边际谱示意图。

2.4.1.3 分阶特征参数的选取 从边际谱图中可以看出,采集的脑电信号在睡眠分期中的有用频率范围是0~30 Hz。大致可以将0~30 Hz的范围分为7个频率段进行研究。先求出7个频段中各个频段的能量

$E_i, i=1, 2, 3 \cdots, 7$,再求出7个频段的总能量 $E = \sum_{i=1}^7 E_i$ 。

在实际选取分阶特征参数时,由于7个分段中的能量差异比较大,直接将能量值作为特征进行睡眠分期无疑会降低准确率,将各分段的能量值在总能量值中的占比作为特征是较好的选择。系统最终选取了表1所示的特征量作为输入至SVM分类器中睡眠分阶的特征,取得了较好的结果。

2.4.2 小波系数特征能量比和样本熵法提取分阶特征点 2.4.2.1 预处理去噪 由于硬件采集电路以及外界环境干扰的影响,采集到的原始信号中一定会

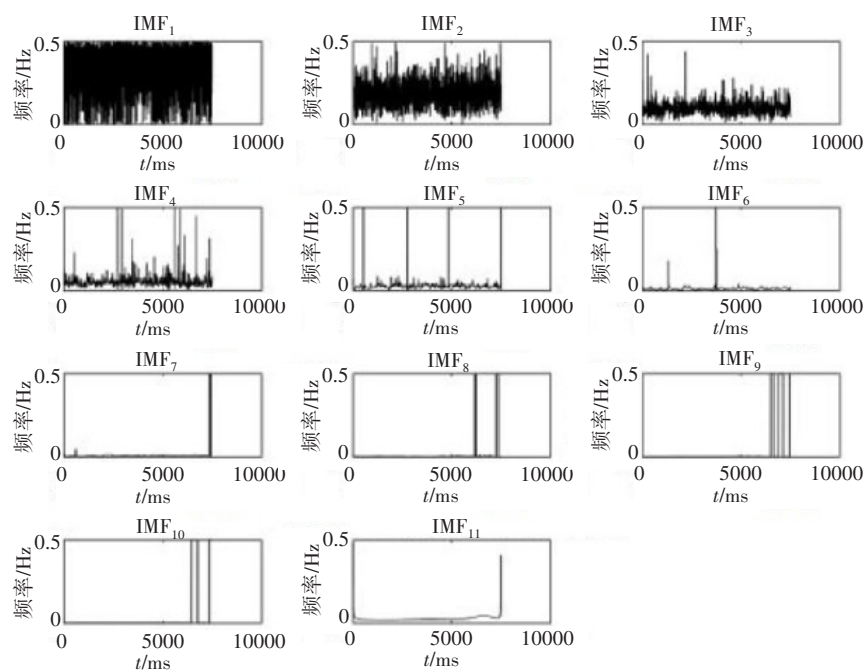


图 11 各个 IMF 分量对应的瞬时频率

Fig.11 Instantaneous frequency corresponding to each IMF component

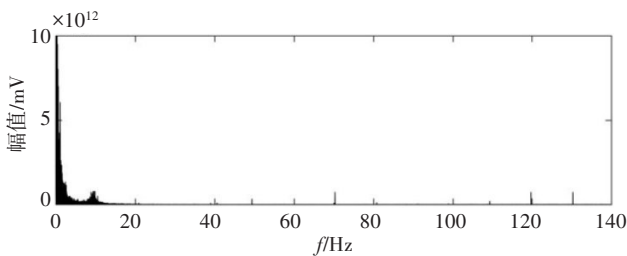


图 12 不含残余分量的边际谱图

Fig.12 Marginal spectrogram without residual components

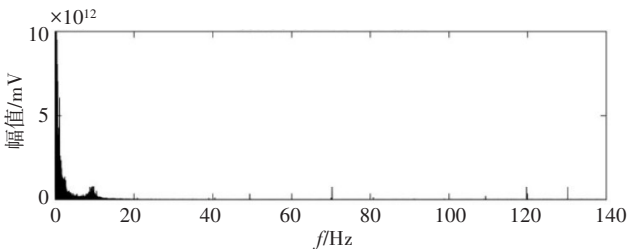


图 13 含残余分量的边际谱图

Fig.13 Marginal spectrogram with residual components

存在着许多未知噪声,对采集到的原始信号进行预处理就显得尤为重要。由于脑电、肌电等信号不同于一般的线性信号可以采用简单的滤波器进行处理,所以采用启发式阈值法对原始采集到的脑电信号、心电信号以及肌电信号进行降噪预处理,能够取得很好的去噪效果(图 14~19)。

2.4.2.2 Mallat 分解算法 Mallat 分解算法的主要工作原理是由 H 分解滤波器和 G 分解滤波器对原始采样信号进行分步分解滤波处理^[15]。

表 1 经验模式分解法选取的特征参数

Tab.1 Feature parameters selected by empirical mode decomposition

频带能量比值	特征参数
$(E_1+E_2)/E$	δ
E_4/E	α
$(E_6+E_7)/E$	β
E_4/E_3	α/θ
$(E_1+E_2)/E_3$	δ/θ
$(E_1+E_5)/E$	K 复合波+纺锤波

分解算法步骤为:

$$A_0[x(n)] = x(n) \tag{1}$$
$$A_i[x(n)] = \sum_k H(2n - k) A_{i-1}[x(n)] \tag{2}$$
$$D_i[x(n)] = \sum_k G(2n - k) D_{i-1}[x(n)] \tag{3}$$

其中, $x(n)$ 是原始信号, i 是分解层数, H, G 是小波分解滤波器。在每一个尺度上进行 i 层小波分解, 进行分解后的信号, 分成了两个分量, 一部分是近似分量, 另一部分是细节分量。 A_i 是近似小波系数, D_i 是细节小波系数。

2.4.2.3 小波系数特征能量比 小波系数特征能量比不同于经验模式分解法分解得到的特征能量比, 该能量比指的是特定层数的系数能量在总层数系数能量中的占比。且相关计算公式如下:

$$\eta_i = \frac{\sum_{k=1}^n |D_i(k)|^2}{E_s} \tag{4}$$

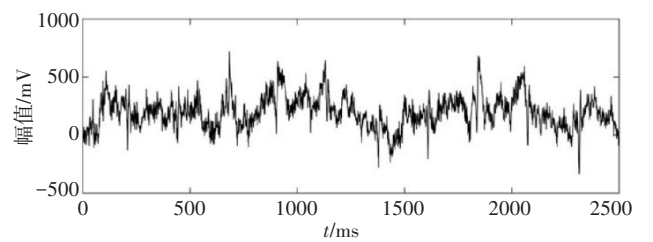


图 14 原始脑电信号
Fig.14 Original EEG signal

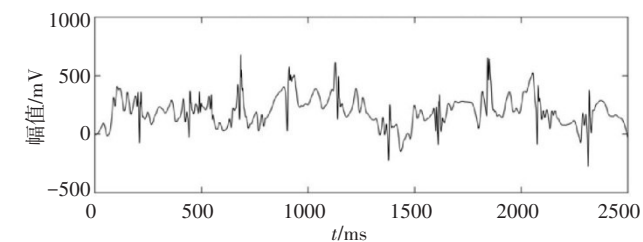


图 15 去噪后的脑电信号
Fig.15 EEG signal after denoising

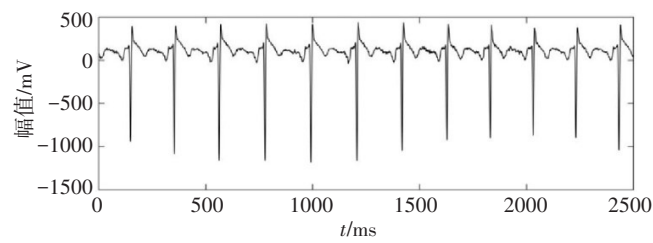


图 16 原始心电信号
Fig.16 Original ECG signal

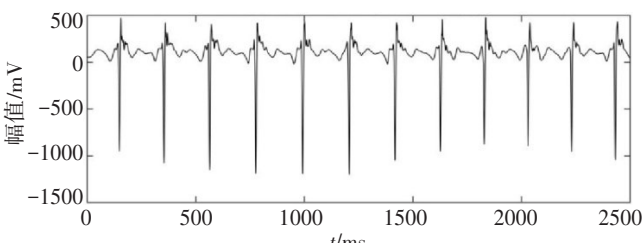


图 17 去噪后的心电信号
Fig.17 ECG signal after denoising

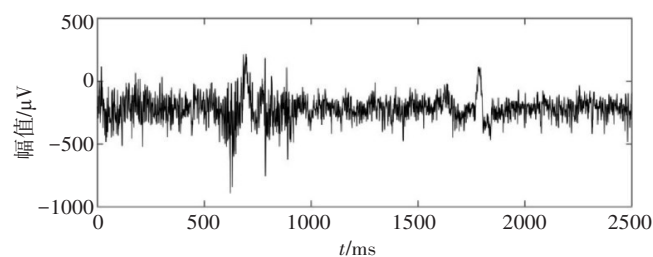


图 18 原始肌电信号
Fig.18 Original EMG signal

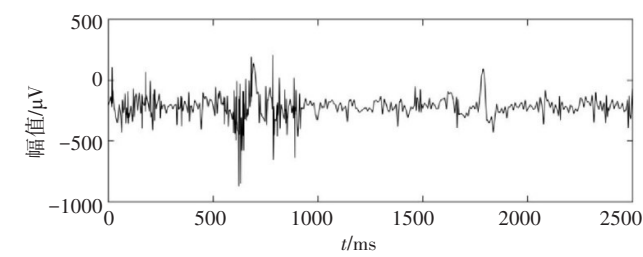


图 19 去噪后的肌电信号
Fig.19 EMG signal after denoising

$$E_s = \sum_{k=1}^N |D_i(k)|^2 \tag{5}$$

其中, $D_i(k)$ 表示的是分解层数第 i 层上的系数, η_i 表示第 i 层系数的能量占总能量的比例, E_s 为所有层数的总能量和, N 为所有层数的数据个数。

脑电信号中 α 、 β 、 θ 、 δ 的频率范围分别为 8~13 Hz、13~30 Hz、4~7 Hz、1~4 Hz, 原始信号选取“db4”进行小波分解后, 得到了具有实际物理意义的各个系数。临床中可近似认为 D_3 代表 β 波, D_4 代表 α 波, D_5 代表 θ 波, $D_6 + D_7$ 代表 δ 波, 计算这些系数在 0~30 Hz 上所 占的能量特征比作为睡眠分阶的 4 个频域特征。对于肌电信号, 睡眠期间肌肉运动的高频频率范围为 30~125 Hz, 选择“sym3”小波基对肌电信号进行 3 层小波分解后, 可视 $D_1 + D_2$ 为 30~125 Hz 范围的能量, 计算其在 0~125 Hz 范围内所占比例得到 EMG 信号的频域特征 η_h 。

2.4.2.4 分阶特征参数的选取 对睡眠结构的分析是十分复杂的, 选取少量的特征并不能对睡眠状况进行准确的 分阶, 所以在上述所提取特征的基础上, 又提取了部分特征一并作为分阶特征(表 2)。

表 2 能量比及样本熵特征参数
Tab.2 Energy ratio and sample entropy
characteristic parameters

信号类型	特征类型
EEG	能量比 η_α 、 η_β 、 η_θ 、 η_δ
	EEG 样本熵
EMG	肌电活动高频成分能量比 η_h
ECG	ECG 样本熵

图 20、图 21 为对心电信号与脑电信号进行样本熵估计处理得到的样本熵估计值曲线, 分阶结果表明基于样本熵估计值的特征选择对睡眠分阶起到十分明显的效果^[16]。

2.4.3 小波包系数法提取分阶特征点 对于非线性的脑电信号, 离散小波变换也是一种常用的分析方法。对比研究结果显示, 小波基选为“db4”的变换结果恰好能准确提取所有脑电信号的特征频带。对于经过离散小波变换后的脑电信号, 变换得到的 $D_1 \sim D_4$ 系数分量以及 A_4 系数分量是准确睡眠分阶的关键参数。其中, A_4 分量包含 EEG 信号的 0~4 Hz 频段, D_4 分量包

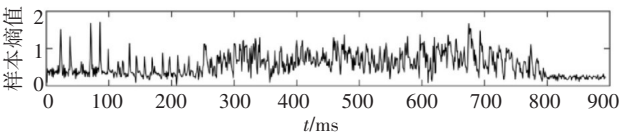


图20 心电信号样本熵曲线估值图
Fig.20 Estimation of sample entropy curve of ECG signal

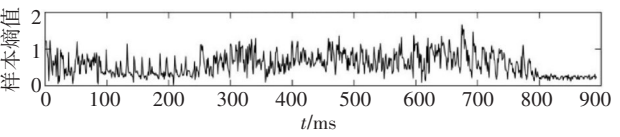


图21 脑电信号样本熵曲线估值图
Fig.21 Estimation of sample entropy curve of EEG signal

含4~8 Hz频段, D_3 分量包含8~13 Hz频段, D_2 分量包含13~30 Hz频段。系统选取细节分量 $D_2\sim D_4$ 和低频分量 A_4 作为特征参数进行睡眠分阶研究(表3)。

表3 DWT分解后各频段特征点
Tab.3 Characteristic points of each frequency band after DWT decomposition

DWT分解后各分量	代表频段
A_4	δ 频段
D_4	θ 频段
D_3	α 频段+部分 β 频段
D_2	β 频段

2.4.4 排列熵与Petrosian分形维数法提取分阶特征点

排列熵算法也可以用于分析脑电信号的复杂性。排列熵定义式一般写为:

$$H_p = - \sum_{n=1}^{n!} p(\pi) \ln p(\pi)$$

(6)

一般对脑电信号计算排列熵值时,经常选取的嵌入维数为5,延迟时间为1。临床观察排列熵实验结果显示,排列熵值在清醒期数值最大。在REM期的排列熵值一般比NREM1期的排列熵值小,比NREM2期的排列熵值大。而随着睡眠程度的加深,NREM1期~NREM4期熵值是持续降低的。结果发现,睡眠不同阶段的排列熵值存在明显的差异,以排列熵值作为分类特征参数能够有效区分出睡眠期的各个阶段。

考虑到脑电信号的复杂性,算法对脑电信号计算了Petrosian分形维数,以此作为一个特征。分形维数的相关表达式如下所示:

$$PFD = \log_{10} k / \left(\log_{10} k + \log \left(k / (k + 0.4N_\delta) \right) \right)$$

(7)

其中, k 是脑电信号的样本个数, N_δ 表示的是分形维数计算过程中脑电信号符号变化的次数。

对不同睡眠阶段的脑电信号进行独自分形维数的计算,根据计算结果的曲线表现可以看出,不同睡眠阶段的分形维数值存在的差异比较明显。将其作为一个分类特征参数有利于更准确的实现睡眠分阶过程^[17]。

2.4.5 支持向量机(SVM)分类识别判定 目前针对睡眠自动分阶的研究越来越多,许多研究者尝试使用神经网络分类方法、SVM分类方法,还有一些学者采用决策树技术解决睡眠自动分期问题^[18],都取得了不错的分类准确率。对比多数研究者采用的分类方法后,本文决定采用SVM分类方法进行睡眠分阶。事实上,这是一种算法过程简单,算法本质理论完备的方法,可用在许多分类场合。该种分类方法实际目的是寻求最小结构化风险,以期能够达到最小的置信区间,使分类结果具有更好的泛化能力^[19-20]。

本文算法进行睡眠分阶的主要步骤如下:(1)首先用系统硬件部分采集30例志愿者的整夜8 h数据,将数据随机打乱。将总数据的80%作为SVM分类器的训练集,将该80%的数据由睡眠专家做好分类标签,将训练集与专家的分类结果同时输入至SVM分类器中,经过训练后,得到一个睡眠分阶的分类模型;(2)将剩余20%的随机数据作为SVM分类器的测试集,导入到第一步中已训练出的分类模型中,得到这20%随机数据的分类结果。将这20%数据的分类器分类结果与专家分析出的结果进行对比,计算出采用该算法的分类准确率。

在特征参数的选取上,系统最终共选取19类特征点作为SVM的分类基础。在分类训练数据上,系统共采集30名成人志愿者的整夜8 h数据(22:00~06:00),以30 s作为1帧数据来进行分类,系统共采用23 040例数据作为训练集,5 760例数据作为测试集进行分类识别,最终与睡眠专家标定的结果验证对比,得到睡眠分阶的准确率达到86%。该结果与大多数睡眠分期研究的结果相比,本分类算法的分期准确率在原有算法模型的基础上有了很大的提升。

3 结 语

为了比较客观、充分的评价睡眠质量,本文重点分析了睡眠期呼吸紊乱事件、睡眠期心血管事件、睡眠期脑电觉醒反应事件以及对睡眠期的分阶进行研究。通过对事件类型的判定,参数计算结果的分析等,可以很好的指导睡眠医生对睡眠质量进行精准、具体的评价。事实上,在睡眠分阶的研究过程中,多数研究者的分阶算法包括本文的算法模型都只是依据脑电、肌电、眼动等信号进行分析判定,但实际上

这是不完整的,后期应该针对多导睡眠监测仪的全导联信号,进行综合分析研究,这样才能科学、合理的解释睡眠期间的人体真实状况。

总而言之,要想对睡眠质量做出全面且准确的评价,需要通过多导睡眠监测系统实时监测评估结合患者的主诉睡眠资料,观察患者的睡眠状态等,多方面的综合分析后再进行评价。

【参考文献】

- [1] KINZIE J D, SACK R L, RILEY C M. The polysomnographic effects of clonidine on sleep disorders in posttraumatic stress disorder: a pilot study with Cambodian patients[J]. J Nerv Ment Dis, 1994, 182(10): 585-587.
- [2] 张鲁原. 睡眠健康指南[M]. 上海: 上海科学技术文献出版社, 2005. ZHANG L Y. Sleep health guide[M]. Shanghai: Shanghai Science and Technology Literature Publishing House, 2005.
- [3] 杨志敏. 睡眠质量评价的现状与展望[J]. 世界睡眠医学杂志, 2016, 3(4): 239-241.
YANG Z M. Present situation and prospect of sleep quality evaluation [J]. World Journal of Sleep Medicine, 2016, 3(4): 239-241.
- [4] 欧琼, 高兴林, 郑勤伟, 等. 便携式睡眠监测与多导睡眠监测两种方法的应用比较[J]. 国际呼吸杂志, 2005, 25(8): 561-562.
OU Q, GAO X L, ZHENG Q W, et al. Comparison of application between portable sleep monitor and polysomnography [J]. International Journal of Respiration, 2005, 25(8): 561-562.
- [5] 余渝, 廖娜. 多导睡眠监测仪的应用及护理体会[J]. 西南医科大学学报, 2011, 34(2): 189-191.
SHE Y, LIAO N. Application and nursing experience of polysomnography [J]. Journal of Southwest Medical University, 2011, 34(2): 189-191.
- [6] KUSHIDA C A, LITTNER M R, MORGENTHALER T, et al. Practice parameters for the indications for polysomnography and related procedures: an update for 2005 [J]. Sleep, 2005, 28(4): 499-521.
- [7] SASANABE R. Sleep breathing disorder[J]. Nihon Rinsho, 2015, 73(6): 929-934.
- [8] 童茂荣. 多导睡眠图学技术与理论[M]. 北京: 人民军医出版社, 2004. TONG M R. Polysomnography technology and theory[M]. Beijing: People's Military Medical Publishing House, 2004.
- [9] 肖毅, 钟旭. 成人睡眠呼吸障碍[J]. 中华内科杂志, 2006, 45(3): 246-247.
XIAO Y, ZHONG X. Adult sleep respiratory disorder[J]. Chinese Journal of Internal Medicine, 2006, 45(3): 246-247.
- [10] 佟光明, 郭继鸿, 韩芳, 等. 应用动态心电图推导呼吸曲线初筛睡眠呼吸暂停综合征[J]. 中华医学杂志, 2006, 86(22): 1545-1548.
TONG G M, GUO J H, HAN F, et al. Screening of sleep apnea syndrome by ECG derived respiration of ambulatory electrocardiogram [J]. National Medical Journal of China, 2006, 86(22): 1545-1548.
- [11] MATHIEU S, SOUBRIER M. Cardiovascular events in ankylosing spondylitis: a 2018 meta-analysis[J]. Ann Rheum Dis, 2019, 78(6): e57.
- [12] 张海澄, 孙健玲, 李静, 等. 应用心率变异性时域和频域指标初筛阻塞性睡眠呼吸暂停综合征[J]. 中华心律失常学杂志, 2005, 9(1): 25-28. ZHANG H C, SUN J L, LI J, et al. Preliminary screening of obstructive sleep apnea syndrome using time and frequency domain indices of heart rate variability [J]. Chinese Journal of Cardiac Arrhythmias, 2005, 9(1): 25-28.
- [13] VIOLANTI J M, FEKEDULEGN D, ANDREW M E, et al. The impact of perceived intensity and frequency of police work occupational stressors on the cortisol awakening response (CAR): findings from the BCOPS study[J]. Psychoneuroendocrinology, 2017, 75: 124-131.
- [14] 何敏. 脑电节律提取新方法及睡眠自动分阶研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2012.
HE M. A new method for extracting EEG rhythm and automatic sleep grading[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2012.
- [15] 吕甜甜, 王心醉, 俞乾, 等. 基于多参数特征融合的自动睡眠分期方法[J]. 计算机应用, 2017, 37(z2): 313-317.
LÜ T T, WANG X Z, YU Q, et al. Automatic sleep staging method based on multi-parameter feature fusion [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(z2): 313-317.
- [16] 和卫星, 陈晓平, 邵珺婷. 基于样本熵的睡眠脑电分期[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2009, 30(5): 501-504.
HE W X, CHEN X P, SHAO J T. Sleep EEG staging based on sample entropy [J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2009, 30(5): 501-504..
- [17] 李斐, 马千里. 基于脑电信号特征提取的睡眠分期方法研究[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(1): 177-181.
LI F, MA Q L. Research on sleep staging method based on feature extraction of EEG [J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(1): 177-181.
- [18] PRINCIPE J C, GALA S K, CHANG T G. Sleep staging automaton based on the theory of evidence[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2002, 36(5): 503-509.
- [19] 高群霞, 周静, 叶丙刚, 等. 基于能量特征和最小二乘支持向量机的自动睡眠分期方法[J]. 生物医学工程学杂志, 2015, 32(3): 531-536. GAO Q X, ZHOU J, YE B G, et al. Automatic sleep staging method based on energy features and least squares support vector machine classifier[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2015, 32(3): 531-536.
- [20] SONG Z, HU B, ZHENG X W. A study on automatic sleep staging algorithm based on improved SVM[C]. Chinese Conference on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing, 2017: 225-228.

(编辑: 薛泽玲)