



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109770892 A
(43)申请公布日 2019.05.21

(21)申请号 201910106090.5

(22)申请日 2019.02.01

(71)申请人 中国科学院电子学研究所
地址 100190 北京市海淀区北四环西路19号

(72)发明人 陈贤祥 童中凯 方震 王贤龙
夏善红

(74)专利代理机构 中科专利商标代理有限责任
公司 11021
代理人 周天宇

(51)Int.Cl.
A61B 5/0402(2006.01)
A61B 5/0452(2006.01)
A61B 5/08(2006.01)
A61B 5/00(2006.01)

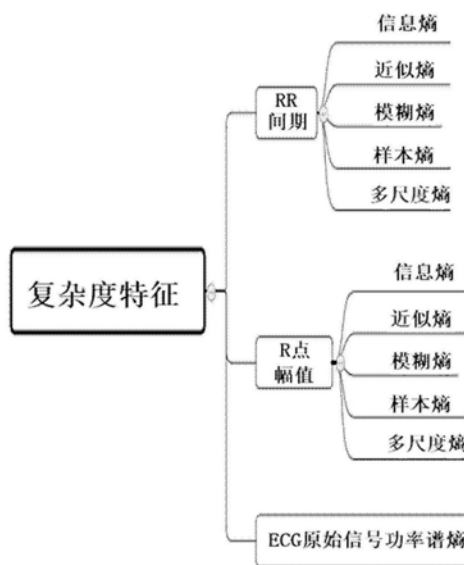
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

一种基于心电信号的睡眠分期方法

(57)摘要

一种基于心电信号的睡眠分期方法,所述方法包括:获取原始心电信号,对所述原始心电信号进行去噪预处理得到心电信号;从所述心电信号中获取R点以及RR间期,根据所述R点以及RR间期得到呼吸波形信号;根据所述心电信号和所述呼吸波形信号,获取心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征;对所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征进行特征筛选;根据筛选后的所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征,采用机器学习算法进行睡眠分期。通过在心电信号特征中引入心电信号复杂度特征提高了基于心电信号的睡眠分期准确度。



1. 一种基于心电信号的睡眠分期方法,其特征在于,所述方法包括:
获取原始心电信号,对所述原始心电信号进行去噪预处理得到心电信号;
从所述心电信号中获取R点以及RR间期,根据所述R点以及RR间期得到呼吸波形信号;
根据所述心电信号和所述呼吸波形信号,获取心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征;
对所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征进行特征筛选;
根据筛选后的所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征,采用机器学习算法进行睡眠分期;
其中,所述心电信号特征,包括心电信号时域特征、心电信号频域特征、和心电信号复杂度特征。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述心电信号时域特征包括:以RR间期为第一基本特征值,将所述第一基本特征值的均值、方差、中值、四分差、20分位数、80分位数、和心率作为所述心电信号时域特征;

所述心电信号频域特征包括:以RR间期为第一基本特征值,将所述第一基本特征值的频率为0.04Hz-0.15Hz的第一信号功率、频率为0.15Hz-0.4Hz的第二信号功率、第一信号功率与第二信号功率的比值作为所述心电信号频域特征;

所述心电信号复杂度特征包括:RR间期信息熵、RR间期近似熵、RR间期模糊熵、RR间期多尺度熵、RR间期样本熵;R点幅值信息熵、R点幅值近似熵、R点幅值模糊熵、R点幅值多尺度熵、R点幅值样本熵;心电信号的功率谱熵。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述呼吸信号特征包括:

以吸气时间、呼气时间、呼吸周期、吸/呼气时间比、幅值、呼吸窦性心律不齐、呼吸率为第二基本特征值,将所述第二基本特征值的均值、方差、中值、四分差、20分位数、80分位数作为所述呼吸信号特征。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述心肺耦合特征包括心肺耦合频域特征和心肺耦合时域特征;

所述心肺耦合时域特征包括:以RR间期与呼吸间期之间的相关系数、协方差作为心肺耦合时域特征;

所述心肺耦合频域特征包括:将频率为0.01-0.1Hz、0.1-0.4Hz、0.001-0.01Hz的三个频率作为频域频段,以RR间期与呼吸间期之间分别以该三个频段的耦合能量值、RR间期与呼吸间期之间以该三个频段耦合的总能量值、RR间期与呼吸间期之间分别以该三个频段的耦合最大能量值、RR间期与呼吸间期之间分别以该三个频段的耦合能量值占所述总能量值的百分比、RR间期与呼吸间期之间分别以频率为0.01-0.1Hz、0.1-0.4Hz频段的耦合能量值的比值,以及RR间期与呼吸间期之间以频率为0.01-0.1Hz的耦合能量值与RR间期与呼吸间期之间分别以频率为0.01-0.1Hz、0.1-0.4Hz频段的耦合能量值之和的比值作为心肺耦合频域特征。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征进行特征筛选,包括:

通过遗传算法或随机森林算法对所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征进行特征筛选。

6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述机器学习算法包括贝叶斯算法、KNN算法、SVM算法、LDA算法、人工神经网络算法、决策树算法、RF算法、集成学习算法。

7. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述去噪预处理包括:

通过FIR滤波器,或IIR滤波器,或小波分解重建方法去除基线飘移、工频干扰和电磁干扰。

8. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据所述R点以及RR间期得到呼吸波形信号,包括:

通过Pan Tompkin算法,根据所述R点以及RR间期得到呼吸波形信号。

9. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在采用机器学习算法进行睡眠分期之后,对所述睡眠分期通过以下公式进行分类准确度计算:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

其中,Accuracy为分类准确度,TP为真阳性样本数,TN为真阴性样本数,FN为假阴性样本数,FP为假阳性样本数。

一种基于心电信号的睡眠分期方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于心电信号的睡眠分期方法。

背景技术

[0002] 随着社会经济的快速发展,人们对健康状况越来越关注。睡眠是人最重要的生理活动之一,睡眠质量的好坏直接或间接地影响人体的健康发展,由于快节奏的生活、压力以及不良的生活习惯等,使更多的人患有睡眠疾病,因此,对睡眠开展监测和评估就显得十分重要。

[0003] 通过睡眠监测可以得到睡眠分期信号,准确的睡眠分期能够帮助人们正确认识自身的睡眠结构、了解睡眠质量。传统的睡眠分期通常采用多导睡眠仪 (Polysomnography, PSG) 实现,PSG通过记录、分析全夜睡眠过程中的脑电、心电、肌电、血氧饱和度、呼吸气流、胸部呼吸、腹部呼吸等多种人体生理信号变化实现睡眠分期,采用PSG实现睡眠分期的准确度较高,但PSG要求患者在睡眠监测实验室过夜,需由专业受训人员进行操作,数据需由仪器初步自动分析后由人工判读。并且PSG数据采集时需要佩戴许多导线,舒适感差,影响睡眠质量。

[0004] 因此为了达到简便评估睡眠状态的目的,近年来,现有技术发展出许多基于脑电、心电、体动、脉搏波等的可穿戴睡眠监测设备。这些可穿戴设备安全可靠、小巧方便、操作简单、舒适感较好、对人体睡眠干扰少,可减少睡眠环境改变对检测结果产生的影响,例如可贴式单导联心电监测仪。

[0005] 在通过单导联心电监测仪采集到心电信号后,需提取与睡眠分期密切相关的RR间期的时域特征和频域特征,然后采用机器学习的方法进行睡眠分期。

[0006] 但现有技术中基于心电监测仪采用的睡眠分期方法中,睡眠分期的准确度却很难提高。因此如何对特征进行筛选和优化,如何选择合适的机器学习算法,从而提高睡眠分期的准确度,是目前研究的关键。

发明内容

[0007] (一) 要解决的技术问题

[0008] 现有技术中基于单导联心电监测仪采用的睡眠分期方法中,睡眠分期的准确度却很难提高。因此如何对特征进行筛选和优化,如何选择合适的机器学习算法,从而提高睡眠分期的准确度,是目前研究的关键和需解决的问题。

[0009] (二) 技术方案

[0010] 本发明提供了一种基于心电信号的睡眠分期方法,所述方法包括:获取原始心电信号,对所述原始心电信号进行去噪预处理得到心电信号;从所述心电信号中获取R点以及RR间期,根据所述R点以及RR间期得到呼吸波形信号;根据所述心电信号和所述呼吸波形信号,获取心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征;对所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征进行特征筛选;根据筛选后的所述心电信号特征、呼吸信号特征以

及心肺耦合特征,采用机器学习算法进行睡眠分期。

[0011] 可选地,所述心电信号特征,包括心电信号时域特征、心电信号频域特征、和心电信号复杂度特征。

[0012] 可选地,所述心电信号时域特征包括:以RR间期为第一基本特征值,将所述第一基本特征值的均值、方差、中值、四分差、20分位数、80分位数、和心率作为所述心电信号时域特征;

[0013] 所述心电信号频域特征包括:以RR间期为第一基本特征值,将所述第一基本特征值的频率为0.04Hz-0.15Hz的第一信号功率、频率为0.15Hz-0.4Hz的第二信号功率、第一信号功率与第二信号功率的比值作为所述心电信号频域特征;

[0014] 所述心电信号复杂度特征包括:RR间期信息熵、RR间期近似熵、RR间期模糊熵、RR间期多尺度熵、RR间期样本熵;R点幅值信息熵、R点幅值近似熵、R点幅值模糊熵、R点幅值多尺度熵、R点幅值样本熵;心电信号的功率谱熵。

[0015] 可选地,所述呼吸信号特征包括:以吸气时间、呼气时间、呼吸周期、吸/呼气时间比、幅值、呼吸窦性心律不齐、呼吸率为第二基本特征值,将所述第二基本特征值的均值、方差、中值、四分差、20分位数、80分位数作为所述呼吸信号特征。

[0016] 可选地,所述心肺耦合特征包括心肺耦合频域特征和心肺耦合时域特征;所述心肺耦合时域特征包括:以RR间期与呼吸间期之间的相关系数、协方差作为心肺耦合时域特征;

[0017] 所述心肺耦合频域特征包括:将频率为0.01-0.1Hz、0.1-0.4Hz、0.001-0.01Hz的三个频率作为频域频段,以RR间期与呼吸间期之间分别以该三个频段的耦合能量值、RR间期与呼吸间期之间以该三个频段耦合的总能量值、RR间期与呼吸间期之间分别以该三个频段的耦合最大能量值、RR间期与呼吸间期之间分别以该三个频段的耦合能量值占所述总能量值的百分比、RR间期与呼吸间期之间分别以频率为0.01-0.1Hz、0.1-0.4Hz频段的耦合能量值的比值,以及RR间期与呼吸间期之间以频率为0.01-0.1Hz的耦合能量值与RR间期与呼吸间期之间分别以频率为0.01-0.1Hz、0.1-0.4Hz频段的耦合能量值之和的比值作为心肺耦合频域特征。

[0018] 可选地,所述对所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征进行特征筛选,包括:

[0019] 通过随机森林算法对所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征进行特征筛选。

[0020] 可选地,所述机器学习算法包括贝叶斯算法、KNN算法、SVM算法、LDA算法、人工神经网络算法、决策树算法、RF算法、集成学习算法。

[0021] 可选地,所述去噪预处理包括:通过FIR滤波器,或IIR滤波器,或小波分解重建方法去除基线飘移、工频干扰和电磁干扰。

[0022] 可选地,所述根据所述R点以及RR间期得到呼吸波形信号,包括:通过Pan Tompkin算法,根据所述R点以及RR间期得到呼吸波形信号。

[0023] 可选地,在采用机器学习算法进行睡眠分期之后,对所述睡眠分期通过以下公式进行分类准确度计算:

$$[0024] \quad Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

[0025] 其中,Accuracy为分类准确度,TP为真阳性样本数,TN为真阴性样本数,FN为假阴性样本数,FP为假阳性样本数。

[0026] (三)有益效果

[0027] 本发明提供的基于心电信号的睡眠分期方法,通过从心电信号中提取出与睡眠相关的心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征,并引入与睡眠分期信息密切相关的心电信号复杂度特征,并对这些特征进行特征筛选后利用机器学习算法实现睡眠分期,提高了基于心电信号的睡眠分期准确度。并且本申请提供的睡眠分期方法只需通过对心电信号的检测即可实现睡眠分期,简化了监测过程,降低监测负荷。

附图说明

[0028] 为了更完整地理解本发明及其优势,现在将参考结合附图的以下描述,其中:

[0029] 图1示意性示出了现有技术中的睡眠分期的方式图;

[0030] 图2示意性示出了本发明实施例提供的基于心电信号的睡眠分期方法中从所述心电信号中获取R点图;

[0031] 图3示意性示出了本发明实施例提供的基于心电信号的睡眠分期方法中的呼吸信号波形图;

[0032] 图4示意性示出了本发明实施例提供的基于心电信号的睡眠分期方法中的心电信号复杂度特征图。

具体实施方式

[0033] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,以下结合具体实施例,并参照附图,对本发明进一步详细说明。

[0034] 首先对本发明下文中所述的睡眠分期的方式进行说明:在睡眠过程中,脑电图的波形会随着睡眠深度的变化而发生改变。在1953年,Aserinsky和Kleitman根据脑电波形的不同将睡眠分为两个大的阶段,快速眼动期(Rapid Eye Movement Sleep,REM Sleep)和非快速眼动期(Non-Rapid Eye Movement Sleep,NREM Sleep)。NREM期和RREM期在睡眠过程中交替出现,每一阶段大约持续90-110分钟,一个正常的6-8小时的睡眠期大约有4-6个这样的循环。1968年,Rechtschaffen和Kales将睡眠阶段NREM期根据脑电的变化又分为四个不同阶段:睡眠I期,睡眠II期,睡眠III期,睡眠IV期(S1,S2,S3,S4)。根据睡眠标准和实际需要可将睡眠分为二分类,三分类,四分类,六分类问题,具体分类方案如图1所示,在二分类中分为清醒和睡眠两类;在三分类中分为清醒、快速眼动期和非快速眼动期三类;在四分类中分为清醒、快速眼动期、浅睡眠和深睡眠四类;在六分类中分为清醒、快速眼动期、睡眠分期S1,睡眠分期S2,睡眠分期S3和睡眠分期S4六类,这几种分类均为目前常规的睡眠分期方式。

[0035] 基于这些睡眠分期方式,本发明提供了一种基于心电信号的睡眠分期方法,所述方法包括:获取原始心电信号,对所述原始心电信号进行去噪预处理得到心电信号;从所述心电信号中获取R点以及RR间期,其中,RR间期是两个QRS波中R波之间的时间,根据所述R点

以及RR间期得到呼吸波形信号;根据所述心电信号和所述呼吸波形信号,获取心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征;对所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征进行特征筛选;根据筛选后的所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征,采用机器学习算法进行睡眠分期。

[0036] 本发明提供的基于心电信号的睡眠分期方法,通过从心电信号中提取出与睡眠相关的心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征,并引入与睡眠分期信息密切相关的心电信号复杂度特征,并对这些特征进行特征筛选后利用机器学习算法实现睡眠分期,提高了基于心电信号的睡眠分期准确度。并且本申请提供的睡眠分期方法只需通过对心电信号的检测即可实现睡眠分期,简化了监测过程,降低监测负荷。

[0037] 其中,所述去噪预处理包括:通过FIR滤波器(Finite Impulse Response滤波器,有限长单位冲激响应滤波器),或IIR滤波器(IIR(Infinite Impulse Response滤波器,无限脉冲响应滤波器),或小波分解重建方法去除基线飘移、工频干扰和电磁干扰。并且心电信号的获取优选地可以采用单导联心电信号的采集方式,监测信号源只有单导联心电信号,监测传感器只有创可贴大小,降低了监测负荷。

[0038] 在一个可行的方式中,所述心电信号特征,包括心电信号时域特征、心电信号频域特征、和心电信号复杂度特征。

[0039] 其中,参见表1,表1所示为心电信号时域特征及心电信号频域特征,所述心电信号时域特征包括:以RR间期为第一基本特征值,将所述第一基本特征值的均值、方差、中值、四分差、20分位数、80分位数、和心率作为所述心电信号时域特征;所述心电信号频域特征包括:以RR间期为第一基本特征值,将所述第一基本特征值的频率为0.04Hz-0.15Hz的第一信号功率、频率为0.15Hz-0.4Hz的第二信号功率、第一信号功率与第二信号功率的比值作为所述心电信号频域特征。

[0040] 表1心电信号时域特征及心电信号频域特征

基本特征值	统计特征值	
	时域	频域
[0041] RR 间期	均值、方差、中值、四分差、20 分位数、80 分位数、心率	低频 (0.04Hz—0.15Hz) 信号功率、高频 (0.15Hz—0.4Hz) 信号功率、低/高频信号功率比

[0042] 参见图4,所述心电信号复杂度特征包括:RR间期信息熵、RR间期近似熵、RR间期模糊熵、RR间期多尺度熵、RR间期样本熵;R点幅值信息熵、R点幅值近似熵、R点幅值模糊熵、R点幅值多尺度熵、R点幅值样本熵;心电信号的功率谱熵。

[0043] 图2示意性示出了从所述心电信号中获取R点图,其中圆点所示为心电ECG波形QRS波群的R点,两个相邻R点之间的时间就是RR间期。根据心电信号中基于R点峰值的变化和RR间期的变化,可以获得呼吸波形信号,心电信号中R点的提取算法可以采用Pan Tompkin算法以获得R点位置,结合心电信号,就可以得到R点的峰值时间序列和RR间期时间序列,将R点的峰值时间序列或RR间期时间序列进行均匀插值得到等采样时间序列,将此等采样时间序列进行低通滤波,获取其包络信号,即可得到从心电信号中提取出的呼吸波形信号(参见

图3,其中圆点指呼吸波形的峰值点和谷点),从而得到呼吸信号特征。

[0044] 参见表2,表2所示为呼吸信号特征,所述呼吸信号特征包括:以吸气时间、呼气时间、呼吸周期、吸/呼气时间比、幅值、呼吸窦性心律不齐、呼吸率为第二基本特征值,将所述第二基本特征值的均值、方差、中值、四分差、20分位数、80分位数作为所述呼吸信号特征。

[0045] 表2呼吸信号特征

	基本特征值	统计特征值
[0046]	吸气时间、呼气时间、呼吸周期、吸/呼气时间比(I/E比)、幅值、呼吸窦性心律不齐(RSA)、呼吸率	均值、方差、中值、四分差、20分位数、80分位数

[0047] 基于呼吸波形信号的峰值点或谷点可得到逐拍的呼吸间期信号,对呼吸间期信号进行三次样条插值得到均匀采样的呼吸间期信号;对经过插值得到的均匀采样的呼吸间期信号与心电逐拍RR间期信号进行时频耦合分析,该分析包括计算两个信号时频域的互谱功率和两个信号序列的相关性,从而得到心肺耦合特征。

[0048] 心肺耦合特征包括心肺耦合频域特征和心肺耦合时域特征;所述心肺耦合时域特征包括:以RR间期与呼吸间期之间的相关系数、协方差作为心肺耦合时域特征;

[0049] 参见表3,所述心肺耦合频域特征包括:将频率为0.01-0.1Hz、0.1-0.4Hz、0.001-0.01Hz的三个频率作为频域频段,以RR间期与呼吸间期之间分别以该三个频段的耦合能量值、RR间期与呼吸间期之间以该三个频段耦合的总能量值、RR间期与呼吸间期之间分别以该三个频段的耦合最大能量值、RR间期与呼吸间期之间分别以该三个频段的耦合能量值占所述总能量值的百分比、RR间期与呼吸间期之间分别以频率为0.01-0.1Hz、0.1-0.4Hz频段的耦合能量值的比值,以及RR间期与呼吸间期之间以频率为0.01-0.1Hz的耦合能量值与RR间期与呼吸间期之间分别以频率为0.01-0.1Hz、0.1-0.4Hz频段的耦合能量值之和的比值作为心肺耦合频域特征。

[0050] 表3心肺耦合特征

	RR间期与呼吸间期	心肺耦合特征
[0051]	频域耦合特征	各频段耦合能量值(VLF, LF, HF)、总能量(TP) 各频段耦合最大能量值(VLFmax, LFmax, HFmax)、 各频段耦合能量所占总能量的百分比(VLF/TP, LF/TP, HF/TP)、低频能量与高频能量比值(LF/HF)、
[0052]	时域耦合特征	低频能量与低频能量和 高频能量之和的比值 (LF/(LF+HF)) 相关系数、协方差

[0053] 表三中的低频耦合(Low Frequency, LF)即为0.01-0.1Hz频段,高频耦合(High Frequency, HF)即为0.1-0.4Hz频段,极低频耦合(Very Low Frequency, VLF)即为0.001-

0.01Hz频段。各频段耦指低频耦合、高频耦合和极低频耦合。

[0054] 需要说明的是,在睡眠分期中,为了提高睡眠分期的精度,在特征提取时会尽量包含生理信号的所有信息,但过高的维数不仅在预测时花费时间较长,还可能会造成过拟合、降低分类效果与推广能力等影响。所以在睡眠分期模型训练前,可采用遗传算法或随机森林算法等对与睡眠分期有关的特征进行优化选择。也就是说,基于特征工程中对特征进行筛选从而提高准确度的方法,需要对上文中出现的心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征进行特征筛选,可以通过遗传算法或随机森林算法对所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征进行特征筛选。

[0055] 在本发明实施例中,采用随机森林算法进行特征筛选,通过随机森林算法发现,心肺耦合特征中的极低频能量与总能量的比值(VLF/TP)、低频能量与总能量的比值(LF/TP)、高频能量与总能量的比值(HF/TP)、低频能量与总能量的比值(VLF/TP)、低频能量与高频能量比值(LF/HF)、低频能量与低频能量和高频能量之和的比值(LF/(LF+HF))与睡眠分期的相关性较小,因此将上文中的所有心电信号特征、所有呼吸信号特征以及去除与睡眠分期的相关性较小的上述心肺耦合特征作为筛选后保留的特征。

[0056] 另外,所述机器学习算法包括贝叶斯算法、KNN(k-NearestNeighbor,K最近邻)算法、SVM(Support Vector Machine,支持向量机)算法、LDA(Linear Discriminant Analysis,线性判别式分析)算法、人工神经网络算法、决策树算法、RF(RandomForest,随机森林算法)算法、集成学习算法。

[0057] 在本发明实施例中,采用SVM(Support Vector Machine,支持向量机)算法进行机器学习。并在采用机器学习算法进行睡眠分期之后,对所述睡眠分期通过以下公式进行分类准确度计算:

$$[0058] \quad Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

[0059] 其中,Accuracy为分类准确度,TP为真阳性样本数,TN为真阴性样本数,FN为假阴性样本数,FP为假阳性样本数。

[0060] 参见表4,表4所示为睡眠分期准确度。其基于麻省理工多导睡眠数据库MIT-BIHPOLYSOMNOGRAPHIC DATABASE临床数据集,采用本发明实施例筛选出的所有心电信号特征、所有呼吸信号特征以及去除与睡眠分期的相关性较小的上述心肺耦合特征作为筛选后保留的特征,采用SVM(Support Vector Machine,支持向量机)算法进行机器学习,得到的各种分类的睡眠分期准确度值。而表4中的传统方法是指仅采用心电信号特征、呼吸信号特征和心肺耦合特征,其中心电信号特征不包括心电信号复杂度特征。根据常规机器学习算法得到的睡眠分期的准确度值。

[0061] 表4睡眠分期准确度

[0062]

	睡眠分期准确度			
	二分类	三分类	四分类	六分类
传统方法	78.26%	72.67%	68.20%	58.84%
本发明实施例	83.74%	78.54%	73.43%	62.53%

[0063] 通过表4可以看出,本发明实施例引入与睡眠分期信息密切相关的心电信号复杂度特征后,显著提高了基于心电信号的睡眠分期准确度。

[0064] 本领域技术人员可以理解,本发明的各个实施例和/或权利要求中记载的特征可以进行多种组合和/或结合,即使这样的组合或结合没有明确记载于本发明中。特别地,在不脱离本发明精神和教导的情况下,本发明的各个实施例和/或权利要求中记载的特征可以进行多种组合和/或结合。所有这些组合和/或结合均落入本发明的范围。心电信号频域特征和心肺耦合频域特征中的频带划分只是示例,可以在一定的范围内(比如10%)内变化,这些频带的变化均落入本发明的范围。

[0065] 尽管已经参照本发明的特定示例性实施例示出并描述了本发明,但是本领域技术人员应该理解,在不背离所附权利要求及其等同物限定的本发明的精神和范围的情况下,可以对本发明进行形式和细节上的多种改变。因此,本发明的范围不应该限于上述实施例,而是应该不仅由所附权利要求来进行确定,还由所附权利要求的等同物来进行限定。

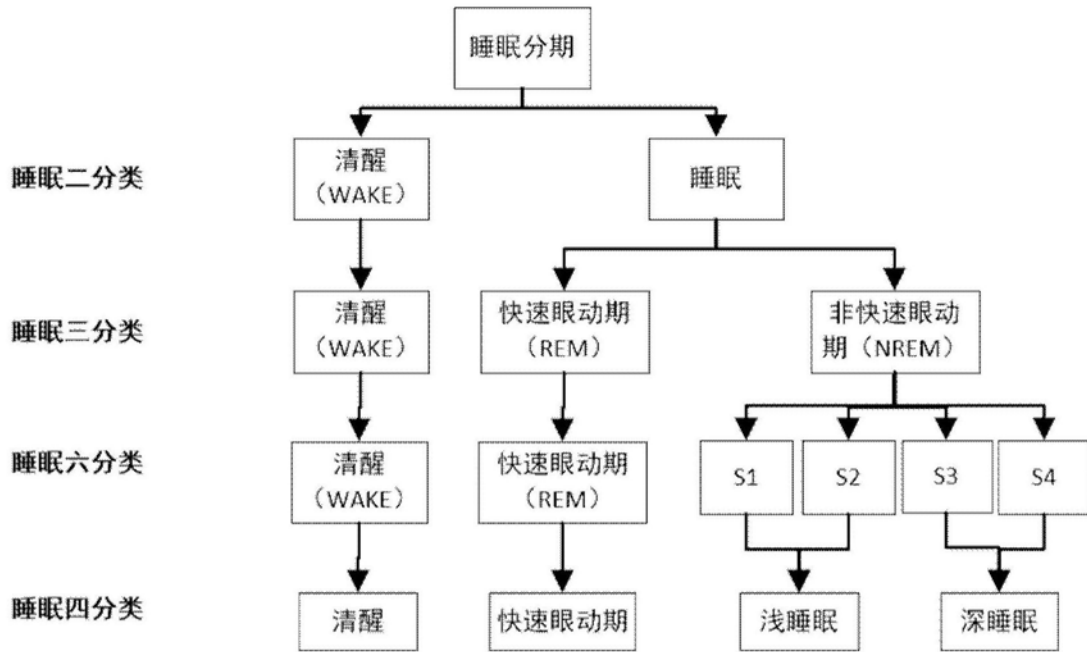


图1

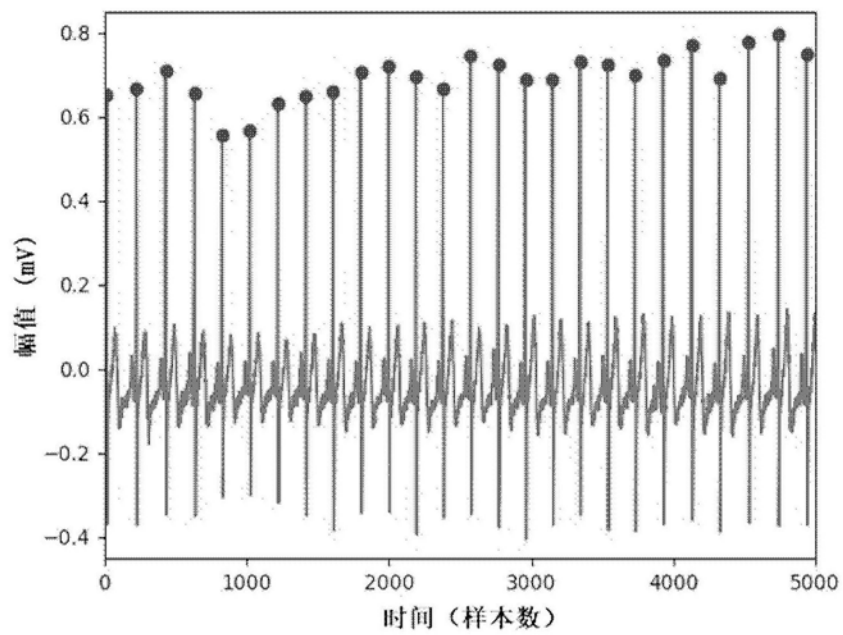


图2

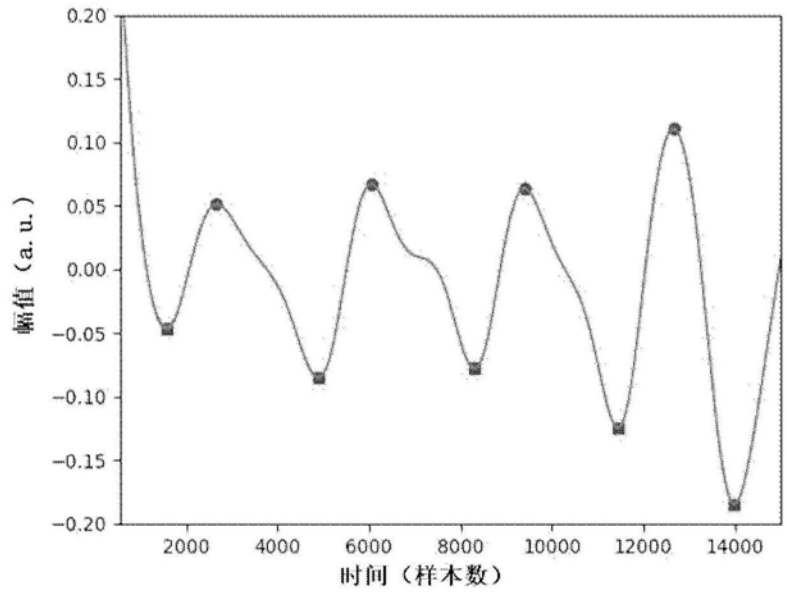


图3

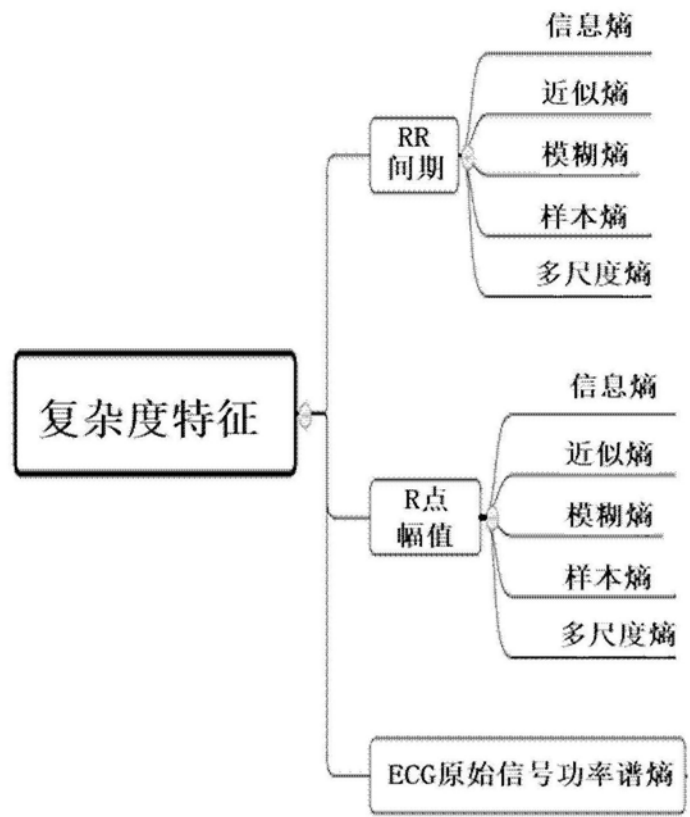


图4

专利名称(译)	一种基于心电信号的睡眠分期方法		
公开(公告)号	CN109770892A	公开(公告)日	2019-05-21
申请号	CN201910106090.5	申请日	2019-02-01
[标]申请(专利权)人(译)	中国科学院电子学研究所		
申请(专利权)人(译)	中国科学院电子学研究所		
当前申请(专利权)人(译)	中国科学院电子学研究所		
[标]发明人	陈贤祥 童中凯 方震 王贤龙 夏善红		
发明人	陈贤祥 童中凯 方震 王贤龙 夏善红		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/08 A61B5/00		
代理人(译)	周天宇		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于心电信号的睡眠分期方法，所述方法包括：获取原始心电信号，对所述原始心电信号进行去噪预处理得到心电信号；从所述心电信号中获取R点以及RR间期，根据所述R点以及RR间期得到呼吸波形信号；根据所述心电信号和所述呼吸波形信号，获取心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征；对所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征进行特征筛选；根据筛选后的所述心电信号特征、呼吸信号特征以及心肺耦合特征，采用机器学习算法进行睡眠分期。通过在心电信号特征中引入心电信号复杂度特征提高了基于心电信号的睡眠分期准确度。

