



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109363670 A

(43)申请公布日 2019.02.22

(21)申请号 201811347716.3

(22)申请日 2018.11.13

(71)申请人 杭州电子科技大学

地址 310018 浙江省杭州市下沙高教园区

(72)发明人 吴端坡 王紫萌 许刘蓉 吴端榆

(74)专利代理机构 浙江永鼎律师事务所 33233

代理人 陆永强

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/16(2006.01)

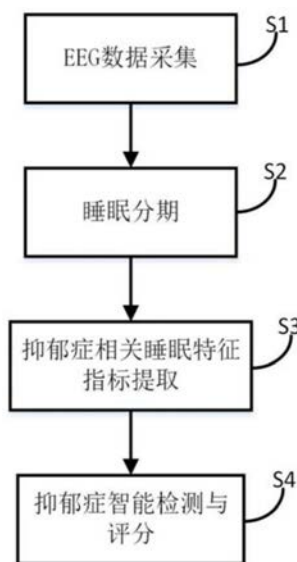
权利要求书3页 说明书8页 附图4页

(54)发明名称

一种基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法,包括如下步骤:(1)脑电信号(EEG)采集:使用脑电采集设备分别采集抑郁症患者和非抑郁症人的脑电数据,建立实验数据库;(2)睡眠分期:对采集到的EEG数据进行预处理、特征提取、获得睡眠分期结果,得到睡眠分期图;(3)睡眠指标提取:依据睡眠分期结果提取与抑郁症有关的睡眠特征指标;(4)抑郁症智能检测:采集与抑郁症相关的睡眠特征指标,采用随机森林分类算法进行训练与识别,得到智能检测结果。采用本发明的技术方案,根据睡眠分期结果再计算睡眠指标参数,大大提高了抑郁症检测的准确性,减少繁琐人工读图分析发病情况带来的大量人力开销。



1. 一种基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法,其特征在于,该方法包括以下步骤:

步骤S1:数据采集:使用脑电采集设备分别采集抑郁症患者和非抑郁症患者的脑电数据,建立实验数据库;

步骤S2:睡眠分期:对采集到的EEG数据进行预处理、特征提取、获得睡眠分期结果,得到W期、N1期、N2期、N3期、REM期的在整个睡眠中的变换情况,可以从睡眠分期得到的切换情况获得睡眠质量信息和睡眠指标参数;

步骤S3:睡眠指标提取:依据睡眠分期结果提取与抑郁症有关的睡眠特征指标;

步骤S4:抑郁症智能检测:基于与抑郁症相关的睡眠特征指标,采用随机森林分类算法进行训练与识别,得到智能检测结果;

其中,所述步骤S1中,

采集至少包含F4、C4、O2、FPz四个电极的脑电信号数据,分别涵盖额区、中央区和枕区,采样率500Hz;

所述步骤S2进一步包括:

步骤S21:对数据库中的脑电数据进行预处理操作;

步骤S22:将预处理后的脑电数据提取特征值,组成特征向量,并分成训练组和测试组;

步骤S23:使用训练组中的数据进行训练,得到睡眠分期模型,并进行隐马尔科夫模型(HMM)平滑处理,输入测试组数据,得到睡眠分期结果;

所述步骤S21进一步包括:

步骤S211:首先通过带通滤波器滤除50Hz以上,0.5Hz以下的频率成分,减少无用信号的干扰,得到信号X;

步骤S212:将信号X分割成若干30s长的epoch,这样在后期的提取特征的过程中可以得到效果比较好的特征参数,每个epoch表示为 $X(n)$,其中 $n=1,2,\dots,N$,N为epoch的长度;

步骤S213:通过离散小波变换提取节律波,使用“db6”小波函数对脑电信号进行七层小波分解,获得 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、K复合波这五种节律波,用 $X_i(n)$ ($i=1,2,\dots,5$)分别表示,小波系数公式如下:

$$A_{j,k} = \sum_{m \in Z} A_{j-1,m} h_0(m-2k)$$

$$D_{j,k} = \sum_{m \in Z} A_{j-1,m} h_1(m-2k)$$

其中, $A_{j,k}$ 和 $D_{j,k}$ ($j=1,2,\dots,7$)分别为j尺度空间的近似系数和细节系数, h_0, h_1 分别为低频和高频分解滤波器; A_1+D_1 代表 δ 波,用 $X_1(n)$ 表示, D_2 代表 θ 波,用 $X_2(n)$ 表示, D_3 代表 α 波,用 $X_3(n)$ 表示, D_4 代表 β 波,用 $X_4(n)$ 表示, A_1 代表K复合波,用 $X_5(n)$ 表示;

所述步骤S22进一步包括:

步骤S221:提取30s整体epoch的特征参数,包括各节律波小波系数的Renyi's熵,公式如下表示:

$$H_{i,q} = \frac{1}{N} \log_2 \sum_{n=1}^N p_{i,n}^q$$

其中q是Renyi's熵的权数,当q趋近于1时, H_q 收敛到香农熵,当q趋近于0时, H_q 收敛到最小熵; $p_{i,n}$ 的计算公式如下:

$$p_{i,n} = \frac{|X_i(n)|}{\sum_{n=1}^N X_i(n)}, n=1,2,\dots,N, i=1,2,\dots,5;$$

其中 $X_i(n)$ 为步骤S213所得的各节律波, N 为节律波长度;

步骤S222:将30s数据分割为2s一段subepoch,分割时相邻subepoch间有1s的数据重叠区,然后依次计算各subepoch的节律波能量和能量比,获取不同节律波能量和能量比的95%分位值、最小值、均值及方差;设 $X_i(n)$ ($i=1,2,\dots,5$)分别为 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、K复合波,其中 $n=1,2,\dots,N$, N 为各节律波的长度,各节律波能量 E_i 如下:

$$E_i = \sum_{k=1}^N |X_i(k)|^2$$

信号总能量 E_s 如下:

$$E_s = \sum_{i=1}^5 E_i$$

各节律波能量比 R_i 如下:

$$R_i = \frac{E_i}{E_s}$$

步骤S223:将步骤S222中得到的特征参数分为训练组和测试组,使用训练组数据训练随机森林分类器,为了改善睡眠阶段切换错误影响识别准确率的不足,对睡眠分期模型进行隐马尔科夫模型(HMM)平滑平滑处理,加入对相邻睡眠阶段之间切换信息的处理,提高分类结果的准确率;

其中所述步骤S3进一步包括:

根据步骤S2的分期结果,得到睡眠起止时间和睡眠切换情况,进而得到与抑郁症相关的睡眠指标参数,至少包括睡眠潜伏期(SL)、睡眠总时间(TST)、觉醒次数(AT)、睡眠维持率(SMT)、睡眠效率(SE)、REM潜伏期(RL)和REM密度(RD)参数,其中,

总记录时间(TRT):为从受试者闭眼开始到睁眼结束之间的时间;

睡眠潜伏期(SL):为从熄灯患者闭眼到进入睡眠N1期之间的时间;

睡眠总时间(TST):为从入睡到最后觉醒的时间减去期间觉醒的时间;

觉醒次数(AT):为整个睡眠过程中觉醒次数总和;

睡眠维持率(SMT)为:

$$SMT = \frac{TSA}{\text{入睡至最后觉醒的时间}} \times 100\%$$

睡眠效率(SE)为:

$$SE = \frac{TSA}{TRT} \times 100\%$$

REM潜伏期(RL):为从进入睡眠N1期开始到第一个REM出现之间的时间;

REM睡眠时间(RT):为总记录时间中REM期所占的时间;

REM活动度(RA):把每分钟的REM睡眠划分为0-8共9个单位,计算每个REM睡眠阶段中快速眼动的活动时间,折合成单位数,再将每个阶段的单位数相加,即为REM睡眠活动度;

REM密度 (RD) :

$$RD = \frac{RA}{RT}$$

其中所述步骤S4进一步包括:

步骤S41: 训练抑郁症检测模型;

步骤S42: 对测试组数据进行识别;

其中步骤S41包括:

步骤S411: 训练集数据 $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_n\}$, 每个数据有 d 个特征, 设树的个数为1000, 对原始训练集 S 进行抽样, 得到随机训练集 $S_i, i = 1, 2, \dots, 1000$;

步骤S412: 从 d 个特征中随机选择 M_{try} 个待选特征, 在树的每个节点上从 M_{try} 个待选特征中选取最优特征, 对每个节点进行判断, 直到树生长到最大;

步骤S413: 重复步骤S412, 直到所有决策树停止生长, 得到树的集合 $\{h_i, i = 1, 2, \dots, 1000\}$;

其中步骤S42包括: 对于待测集 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 中的每个待测样本 $t_x (x = 1, 2, \dots, m)$, 决策树 h_i 会输出 $h_i(t_x)$, 其中分类公式如下:

$$f(t_x) = \text{majority vote}\{h_i(t_x)\}_{i=1}^{1000}$$

其中majority vote表示最多投票结果。

一种基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及抑郁症智能检测方法,尤其涉及一种基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法。

背景技术

[0002] 抑郁症是一种以持续性情绪低落为特征的精神疾病,具有高发病率、高复发率、高死亡率的特点。其中,睡眠障碍是抑郁症患者诸多异常生理症状中表现最为明显普遍的一项。据相关调查显示,我国抑郁症发病率为3%-5%,女性患者多于男性患者,职业人群多于非职业人群。抑郁症与自杀密切相关,40%的自杀死亡者在自杀时患有抑郁症,重度抑郁症患者的自伤行为终身发生率高达86.8%。因此对抑郁症进行智能监测与诊断对抑郁症患者及时接受治疗具有重要的意义。

[0003] 目前,基于脑电信号的抑郁症智能检测主要依据的是睡眠分期技术。睡眠质量是抑郁症患者最普遍、最明显的病理特征,同时在临床医学中多个领域都有研究,本发明从睡眠分期的角度,通过获得一系列的睡眠指标参数来评判睡眠质量。目前国际上普遍使用美国睡眠医学学会(AASM)的睡眠分期规则,根据睡眠时EEG的特征,可以将睡眠分为:清醒期(W)、非快速眼动1期(N1)、非快速眼动2期(N2)、非快速眼动3期(N3)和快速眼动期(REM)。本发明根据睡眠分期结果计算与抑郁症相关的特征指标参数,主要包括:睡眠潜伏期(SL)、睡眠总时间(TST)、觉醒次数(AT)、睡眠维持率(SMT)、睡眠效率(SE)、REM潜伏期(RL)和REM密度(RD)作为抑郁识别的特征指标参数。

[0004] 目前国内外对抑郁症的诊断主要由临床医生根据量表及患者的表象来进行主观评定,缺乏客观的评估指标,因此有众多患者没有及时得到诊断或被误诊,以致延误病情,导致抑郁病情加重。现有的抑郁症智能检测发明都存在着较多缺陷,例如,有发明对被检测者的主观问卷调查提取相应的指标,再利用模糊神经网络进行分类诊断。通过这种形式进行抑郁症的诊断会存在一定的主观性,对诊断的结果有较大影响;有发明将脑电图信号分析与面部表情识别相结合,提取特征参数进行分类识别。由于面部识别和面部表情分析较为繁琐,该方法不能在临床上广泛使用。

[0005] 目前,多导睡眠仪(PSG)是医学界较为常用的诊断抑郁症的方法,一般来说,让睡眠专家通过观测PSG信号根据AASM规则直观地进行睡眠评分。但由于PSG监测包括脑电图、心电图、肌电图、眼动图、胸式和腹式呼吸张力图、鼻及口通气量、体位体动等10余个通道的生理信号,指标较多,处理起来较为繁琐,该方法不适合在临床上广泛推广。本发明的创新点在于仅使用脑电信号来进行抑郁症的智能检测,为抑郁症筛查工作提供新的智能化解决方案,也可为抑郁患者提供居家监测的服务,具有广泛的应用市场。

发明内容

[0006] 针对现有技术中存在的问题,本发明提供了一种基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法,以提高抑郁症检测的准确率。

[0007] 为实现上述目的,本发明通过以下方案实现:一种基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法,该方法包括以下步骤:

[0008] 步骤S1:采集脑电信号:选取实验对象,使用脑电采集设备分别采集抑郁症患者和非抑郁症患者的脑电数据,建立实验数据库;

[0009] 步骤S2:睡眠分期:对采集到的EEG数据进行预处理、特征提取、获得睡眠分期结果,得到W期、N1期、N2期、N3期、REM期的在整个睡眠中的变换情况;

[0010] 步骤S3:睡眠指标提取:依据睡眠分期结果提取与抑郁症有关的睡眠特征指标;

[0011] 步骤S4:抑郁症智能检测:基于与抑郁症相关的睡眠特征指标,采用随机森林分类算法进行训练与识别,得到智能检测结果。

[0012] 其中,所述步骤S1进一步包括:

[0013] 步骤S11:在脑电数据采集时,需选择志愿者,志愿者应包括男性和女性、抑郁症患者和非抑郁症患者,年龄应在18-35岁之间;

[0014] 步骤S12:基于国际通用的10-20系统进行电极佩戴,并采集至少包含F4、C4、O2、FPz四个电极的脑电信号数据,分别涵盖额区、中央区和枕区,采样率500Hz;

[0015] 所述步骤S2进一步包括:

[0016] 步骤S21:对数据库中的脑电数据进行预处理操作;

[0017] 步骤S22:将预处理后的脑电数据提取特征值,组成特征向量,并分成训练组和测试组;

[0018] 步骤S23:使用训练组中的数据进行训练,得到睡眠分期模型,并进行隐马尔科夫模型(HMM)平滑处理,输入测试组数据,得到睡眠分期结果;

[0019] 所述步骤S21进一步包括:

[0020] 步骤S211:首先通过带通滤波器滤除50Hz以上,0.5Hz以下的频率成分,减少无用信号的干扰,得到信号X;

[0021] 步骤S212:将信号X分割成若干30s长的epoch,这样在后期的提取特征的过程中可以得到效果比较好的特征参数,每个epoch表示为 $X(n)$,其中 $n=1,2,\dots,N$,N为epoch的长度,在本发明中 $N=15000$;

[0022] 步骤S213:通过离散小波变换提取节律波,使用“db6”小波函数对脑电信号进行七层小波分解,获得 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、K复合波这五种节律波,用 $X_i(n)$ ($i=1,2,\dots,5$)表示,小波系数公式如下:

$$[0023] \quad A_{j,k} = \sum_{m \in Z} A_{j-1,m} h_0(m-2k)$$

$$[0024] \quad D_{j,k} = \sum_{m \in Z} A_{j-1,m} h_1(m-2k)$$

[0025] 其中, $A_{j,k}$ 和 $D_{j,k}$ ($j=1,2,\dots,7$)分别为j尺度空间的近似系数和细节系数, h_0, h_1 分别为低频和高频分解滤波器。 A_1+D_1 代表 δ 波,用 $X_1(n)$ 表示, D_2 代表 θ 波,用 $X_2(n)$ 表示, D_3 代表 α 波,用 $X_3(n)$ 表示, D_4 代表 β 波,用 $X_4(n)$ 表示, A_1 代表K复合波,用 $X_5(n)$ 表示;

[0026] 所述步骤S22进一步包括:

[0027] 步骤S221:提取30s整体epoch的特征参数,包括各节律波小波系数的Renyi's熵,公式如下表示:

$$[0028] \quad H_{i,q} = \frac{1}{N} \log_2 \sum_{n=1}^N p_{i,n}^q$$

[0029] 其中q是Renyi's熵的权数,当q趋近于1时, H_q 收敛到香农熵,当q趋近于0时, H_q 收敛到最小熵。 $p_{i,n}$ 的计算公式如下:

$$[0030] \quad p_{i,n} = \frac{|X_i(n)|}{\sum_{n=1}^N X_i(n)}, n=1,2,\dots,N, i=1,2,\dots,5。$$

[0031] 其中 $X_i(n)$ 为步骤S213所得的各节律波,N为节律波长度,本发明中 $N=15000$ 。

[0032] 步骤S222:将30s数据分割为2s一段subepoch,分割时相邻subepoch间有1s的数据重叠区,然后依次计算各subepoch的节律波能量和能量比,获取不同节律波能量和能量比的95%分位值、最小值、均值及方差,作为统计特征使用。设 $X_i(n)$ ($i=1,2,\dots,5$)分别为 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、K复合波, $n=1,2,\dots,N$,N为各节律波的长度,各节律波能量 E_i 如下:

$$[0033] \quad E_i = \sum_{k=1}^N |X_i(k)|^2$$

[0034] 信号总能量 E_s 如下:

$$[0035] \quad E_s = \sum_{i=1}^5 E_i$$

[0036] 各节律波能量比 R_i 如下:

$$[0037] \quad R_i = \frac{E_i}{E_s}$$

[0038] 步骤S223:将步骤S222中得到的特征参数分为训练组和测试组,使用训练组数据训练随机森林分类器,为了改善睡眠阶段切换错误影响识别准确率的不足,对睡眠分期模型进行隐马尔科夫模型(HMM)平滑平滑处理,加入对相邻睡眠阶段之间切换信息的处理,提高分类结果的准确率。

[0039] 其中所述步骤S3进一步包括:

[0040] 根据步骤S2的分期结果,可以得到睡眠起止时间和睡眠切换情况,根据这些情况,可以得到与抑郁症相关的睡眠指标参数。本发明求取了睡眠潜伏期(SL)、睡眠总时间(TST)、觉醒次数(AT)、睡眠维持率(SMT)、睡眠效率(SE)、REM潜伏期(RL)和REM密度(RD)等参数。

[0041] 其中所述步骤S4进一步包括:

[0042] 步骤S41:训练抑郁症检测模型;

[0043] 步骤S42:对测试组数据进行识别;

[0044] 其中步骤S41包括:

[0045] 步骤S411:训练集数据 $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_n\}$,每个数据有d个特征,设树的个数为1000,对原始训练集S进行抽样,得到随机训练集 $S_i, i=1,2,\dots,1000$;

[0046] 步骤S412:从d个特征中随机选择 M_{try} 个待选特征,在树的每个节点上从 M_{try} 个待选特征中选取最优特征,对每个节点进行判断,直到树生长到最大;

[0047] 步骤S413:重复步骤S412,直到所有决策树停止生长,得到树的集合 $\{h_i, i=1,$

2, ..., 1000};

[0048] 其中步骤S42包括:对于待测集 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 中的每个待测样本 t_x ($x=1, 2, \dots, m$), 决策树 h_i 会输出 $h_i(t_x)$, 其中分类公式如下:

$$[0049] \quad f(t_x) = \text{majority vote}\{h_i(t_x)\}_{i=1}^{1000}$$

[0050] 其中majority vote表示最多投票结果。

[0051] 与现有技术相比较, 本发明具有的有益效果:

[0052] (1) 本发明仅仅分析脑电信号, 全方面采集睡眠指标参数, 处理简单, 成本低, 易于普及, 具有广泛的应用前景;

[0053] (2) 本发明将脑电信号切割成若干30s的epoch进行来分析, 提取时域特征参数和频域特征参数, 较完整准确的提取出了脑电数据中储存的睡眠信息, 保障了睡眠分期的准确性;

[0054] (3) 为了准确提取出脑电信号的频域特征, 将每个30s的epoch分割成29个时长为2s、有1s重叠的小片段;

[0055] (4) 本发明在随机森林分类后使用HMM平滑睡眠分期模型, 考虑到了相邻睡眠阶段之间的切换信息, 提高了分类精确度, 进而保证了抑郁检测的精度。

[0056] (5) 本发明提取大量的睡眠指标参数, 最大程度上提取出睡眠质量特征, 使用随机森林分类器进行分类识别, 加入了随机属性, 训练速度快, 模型泛化能力强, 能够处理高维度的数据, 分类效果优于其他分类器。

附图说明

[0057] 图1为本发明基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法的总流程图。

[0058] 图2为本发明睡眠分期流程图。

[0059] 图3为本发明抑郁症智能检测流程图。

[0060] 图4为本发明抑郁症智能检测的随机森林训练流程图。

[0061] 如下具体实施例将结合上述附图进一步说明本发明。

具体实施方式

[0062] 为了使本发明的目的、实现方案和创新点更加突出, 以下参照附图并结合实施例对本发明做进一步的详细说明。

[0063] 参见图1-4, 本发明提供一种基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法, 图1所示为本发明基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法的总流程图, 整体而言, 本发明包括4大步骤, 步骤S1: 采集脑电信号: 选取实验对象, 使用脑电采集设备分别采集抑郁症患者和非抑郁症患者的脑电数据, 建立实验数据库;

[0064] 步骤S2: 睡眠分期: 对采集到的EEG数据进行预处理、特征提取、获得睡眠分期结果, 得到W期、N1期、N2期、N3期、REM期的在整个睡眠中的变换情况;

[0065] 步骤S3: 睡眠指标提取: 依据睡眠分期结果提取与抑郁症有关的睡眠特征指标;

[0066] 步骤S4: 抑郁症智能检测: 基于与抑郁症相关的睡眠特征指标, 采用随机森林分类算法进行训练与识别, 得到智能检测结果。

[0067] 步骤S1使用脑电信号采集设备, 采集不同志愿者的睡眠脑电信号, 具体包括如下

步骤:

[0068] 步骤S11:在脑电数据采集时,需选择志愿者,志愿者应包括男性和女性、抑郁症患者和非抑郁症患者,年龄应在18-35岁之间;

[0069] 步骤S12:基于国际通用的10-20系统进行电极佩戴,并采集至少包含F4、C4、O2、FPz四个电极的脑电信号数据,分别涵盖额区、中央区和枕区,采样率500Hz;

[0070] 图2所示为本发明提供的一种基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法中上述步骤S2的详细流程图,其进一步包括以下步骤:

[0071] 步骤S211:首先通过带通滤波器滤除50Hz以上,0.5Hz以下的频率成分,减少无用信号的干扰,得到信号X;

[0072] 步骤S212:将信号X分割成若干30s长的epoch,这样在后期的提取特征的过程中可以得到效果比较好的特征参数,每个epoch表示为 $X(n)$,其中 $n=1,2,\dots,N$,N为epoch的长度,在本发明中 $N=15000$;

[0073] 步骤S213:通过离散小波变换提取节律波,使用“db6”小波函数对脑电信号进行七层小波分解,获得 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、K复合波这五种节律波,用 $X_i(n)$ ($i=1,2,\dots,5$)表示,小波系数公式如下:

$$[0074] \quad A_{j,k} = \sum_{m \in Z} A_{j-1,m} h_0(m-2k)$$

$$[0075] \quad D_{j,k} = \sum_{m \in Z} A_{j-1,m} h_1(m-2k)$$

[0076] 其中, $A_{j,k}$ 和 $D_{j,k}$ ($j=1,2,\dots,7$)分别为j尺度空间的近似系数和细节系数, h_0, h_1 分别为低频和高频分解滤波器。 A_1+D_1 代表 δ 波,用 $X_1(n)$ 表示, D_2 代表 θ 波,用 $X_2(n)$ 表示, D_3 代表 α 波,用 $X_3(n)$ 表示, D_4 代表 β 波,用 $X_4(n)$ 表示, A_1 代表K复合波,用 $X_5(n)$ 表示;

[0077] 所述步骤S22进一步包括:

[0078] 步骤S221:提取30s整体epoch的特征参数,包括各节律波小波系数的Renyi's熵,公式如下表示:

$$[0079] \quad H_{i,q} = \frac{1}{N} \log_2 \sum_{n=1}^N p_{i,n}^q$$

[0080] 其中q是Renyi's熵的权数,当q趋近于1时, H_q 收敛到香农熵,当q趋近于0时, H_q 收敛到最小熵。 $p_{i,n}$ 的计算公式如下:

$$[0081] \quad p_{i,n} = \frac{|X_i(n)|}{\sum_{n=1}^N |X_i(n)|}, n=1,2,\dots,N, i=1,2,\dots,5。$$

[0082] 其中 $X_i(n)$ 为步骤S213所得的各节律波,N为节律波长度,本发明中 $N=15000$ 。

[0083] 步骤S222:将30s数据分割为2s一段subepoch,分割时相邻subepoch间有1s的数据重叠区,然后依次计算各subepoch的节律波能量和能量比,获取不同节律波能量和能量比的95%分位值、最小值、均值及方差,作为统计特征使用。设 $X_i(n)$ ($i=1,2,\dots,5$)分别为 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、K复合波, $n=1,2,\dots,N$,N为各节律波的长度,各节律波能量 E_i 如下:

$$[0084] \quad E_i = \sum_{k=1}^N |X_i(k)|^2$$

[0085] 信号总能量 E_s 如下:

$$[0086] \quad E_s = \sum_{i=1}^5 E_i$$

[0087] 各节律波能量比 R_i 如下:

$$[0088] \quad R_i = \frac{E_i}{E_s}$$

[0089] 步骤S223:将步骤S222中得到的特征参数分为训练组M和测试组R,使用训练组数据训练随机森林分类器,为了改善睡眠阶段切换错误影响识别准确率的不足,对睡眠分期模型进行隐马尔科夫模型(HMM)平滑平滑处理,加入对相邻睡眠阶段之间切换信息的处理,提高分类结果的准确率。

[0090] 参见图3所示为本发明提供的抑郁症智能检测方法详细流程图,其进一步包括以下步骤:

[0091] 步骤S3:据睡眠分期结果提取与抑郁症有关的睡眠特征指标,计算方法如下:

[0092] 总记录时间(TRT):从受试者闭眼开始到睁眼结束之间的时间。

[0093] 睡眠潜伏期(SL):从熄灯患者闭眼到进入睡眠N1期之间的时间。

[0094] 睡眠总时间(TSA):从入睡到最后觉醒的时间减去期间觉醒的时间。

[0095] 觉醒次数(AT):整个睡眠过程中觉醒次数总和。

[0096] 睡眠维持率(SMT):

$$[0097] \quad SMT = \frac{TSA}{\text{入睡至最后觉醒的时间}} \times 100\%$$

[0098] 睡眠效率(SE):

$$[0099] \quad SE = \frac{TSA}{TRT} \times 100\%$$

[0100] REM潜伏期(RL):从进入睡眠N1期开始到第一个REM出现之间的时间。

[0101] REM睡眠时间(RT):总记录时间中REM期所占的时间。

[0102] REM活动度(RA):把每分钟的REM睡眠划分为0-8共9个单位,计算每个REM睡眠阶段中快速眼动的活动时间,折合成单位数,再将每个阶段的单位数相加,即为REM睡眠活动度。

[0103] REM密度(RD):

$$[0104] \quad RD = \frac{RA}{RT}$$

[0105] 步骤S4:将睡眠指标参数分成训练组S和测试组T,使用训练组的参数进行随机森林模型训练,得到抑郁症检测模型。将测试组中的参数输入到模型中,可以得到检测结果。具体包括以下步骤:

[0106] 步骤S41:训练抑郁症检测模型;

[0107] 步骤S42:对测试组数据进行识别;

[0108] 其中步骤S41包括:

[0109] 步骤S411:训练集数据 $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_n\}$,每个数据有d个特征,设树的个数为1000,对原始训练集S进行抽样,得到随机训练集 $S_i, i = 1, 2, \dots, 1000$;

[0110] 步骤S412:从d个特征中随机选择 M_{try} 个待选特征,在树的每个节点上从 M_{try} 个待选

特征中选取最优特征,对每个节点进行判断,直到树生长到最大;

[0111] 步骤S413:重复步骤S412,直到所有决策树停止生长,得到树的集合 $\{h_i, i=1, 2, \dots, 1000\}$;

[0112] 其中步骤S42包括:对于待测集 $T=\{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 中的每个待测样本 $t_x (x=1, 2, \dots, m)$,决策树 h_i 会输出 $h_i(t_x)$,其中分类公式如下:

$$[0113] \quad f(t_x) = \text{majority vote}\{h_i(t_x)\}_{i=1}^{1000}$$

[0114] 其中majority vote表示最多投票结果。

[0115] 图4所示为本发明基于睡眠质量监测的抑郁症检测方法中随机森林分类器建立流程图,具体步骤如下:

[0116] (1)首先,从所有的特征向量集中采取有放回的抽样,构成待选特征集,待选特征集的数据量是和所有的特征向量集相同的。不同待选特征集的元素可以重复,同一个待选特征集中的元素也可以重复。

[0117] (2)其次,随机森林中的子树的每一个分裂过程并未用到所有的待选特征,而是从所有的待选特征中随机选取一定的特征,之后再在随机选取的特征中选取最优的特征。这样能够使得随机森林中的决策树都能够彼此不同,提升系统的多样性,从而提升分类性能。

[0118] (3)将选取出来的训练特征作为根节点的样本,从根节点开始训练,如果当前节点上达到终止条件,则设置当前节点为叶子节点,该叶子节点的预测输出为当前节点样本集中数量最多的那一类,如果当前节点没有达到终止条件,则返回(1)。

[0119] (4)重复(1)(2)(3)直到决策树停止生长。

[0120] (5)重复(1)(2)(3)(4)直到所有决策树都停止生长,生成随机森林。

[0121] 在本发明中我们收集了50个志愿者的睡眠脑电数据。海量的数据集被随机的分割成训练集和测试集,其中使用70%的脑电数据作为训练集,30%的数据作为测试集,然后将测试集中的数据输入到抑郁症检测模型中,将得到的识别结果与医生人工标记结果进行对比,计算其准确率。对脑电数据进行严格的预处理,并从时域和频域提取长时特征和短时统计特征,训练准确的睡眠分期模型。同时为了提高实验的计算准确性,实验采用了HMM算法对随机森林分类器进行优化。

[0122] 为了验证本发明的技术效果,将通过算法对比验证本发明的有效性:

[0123] 本方法通过50名志愿者采集睡眠脑电数据,建立抑郁症智能检测的实验数据库。其中使用70%的数据作为训练集,30%的数据作为测试集。其中以睡眠指标参数为特征参数,本发明与近邻算法(NearestNeighbor)、人工神经网络和支持向量机(SVM)进行比较,其中传统的近邻算法通过测量不同特征值之间的距离进行分类,具备较好的数据分类特性。神经网络分类算法学习速度慢,容易出现过拟合现象,支持向量机算法则是一种有监督的算法,在非线形分类方面具有明显优势,但SVM分类器难以处理大规模的训练样本,将耗费大量的机器内存和运算时间。随机森林分类算法计算开销小,训练速度快,模型泛化能力强,它能够处理很高维度(feature很多)的数据,并且不用做特征选择。

[0124] 以上实施例的说明只是用于帮助理解本发明的方法及其核心思想。应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以对本发明进行若干改进和修饰,这些改进和修饰也落入本发明权利要求的保护范围内。

[0125] 对所公开的实施例的上述说明,使本领域专业技术人员能够实现或使用本发明。

对这些实施例的多种修改对本领域的专业技术人员来说将是显而易见的,本文中所定义的一般原理可以在不脱离本发明的精神或范围的情况下,在其它实施例中实现。因此,本发明将不会被限制于本文所示的这些实施例,而是要符合与本文所公开的原理和新颖特点相一致的最宽的范围。

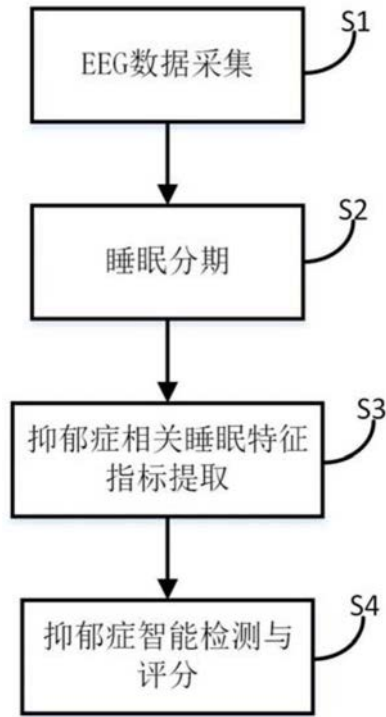


图1

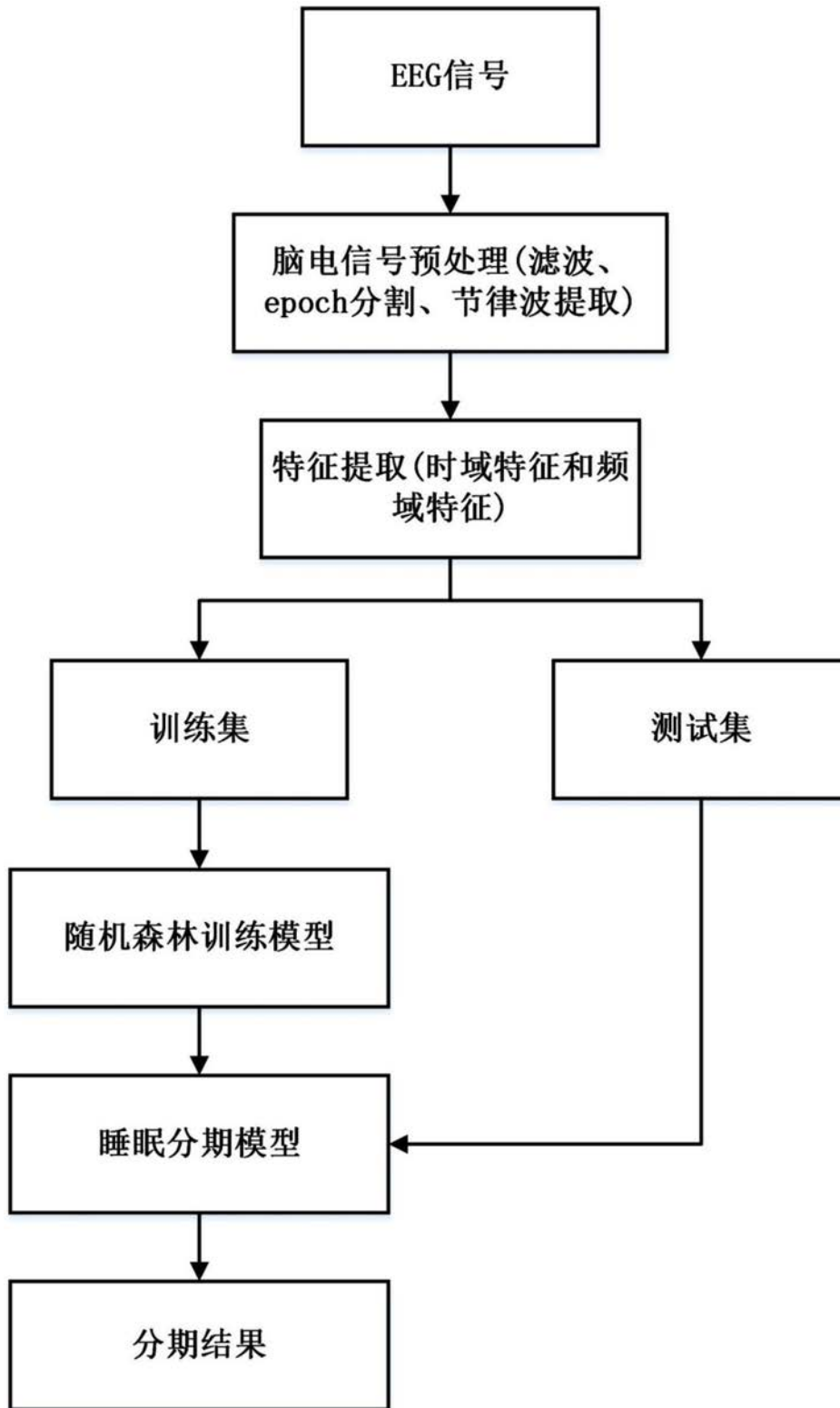


图2

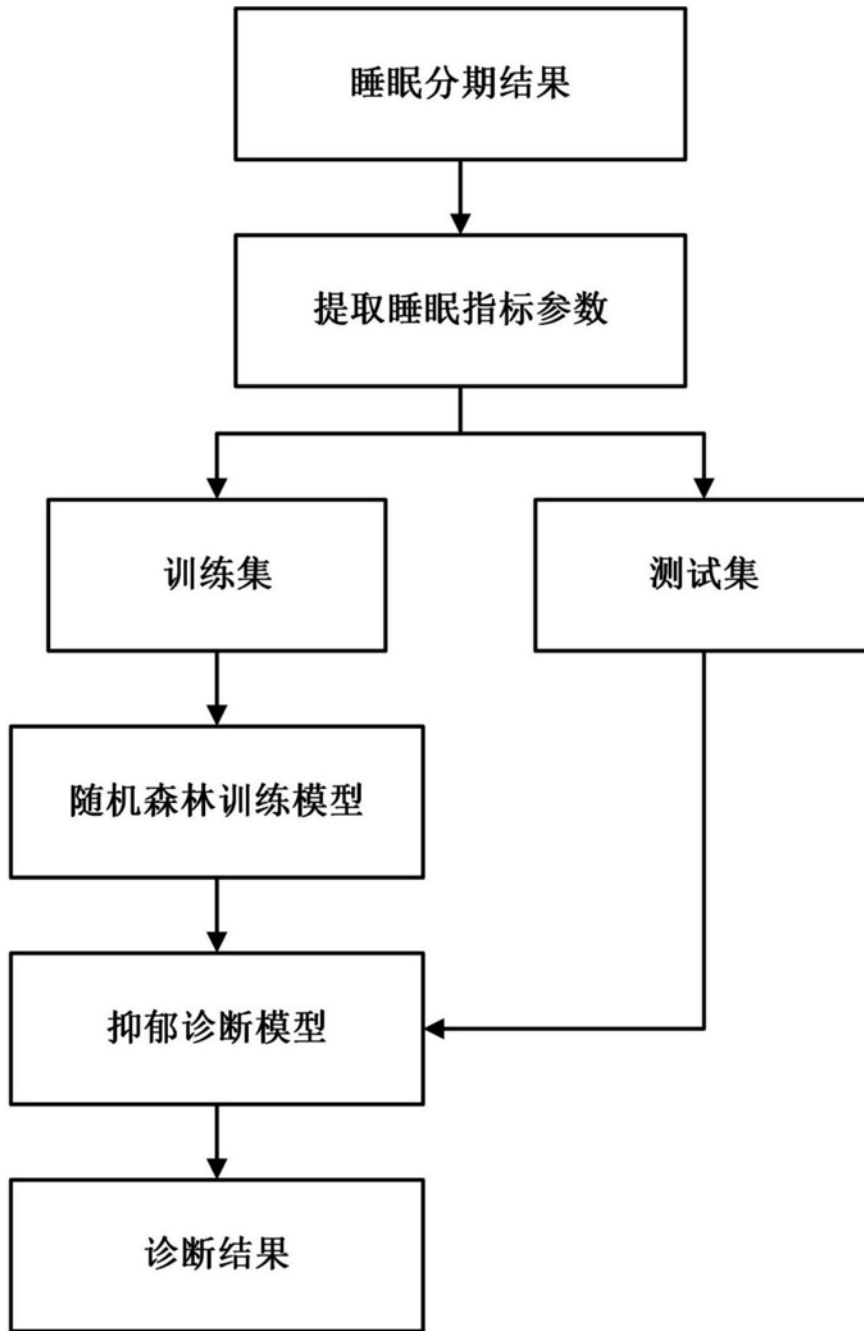


图3

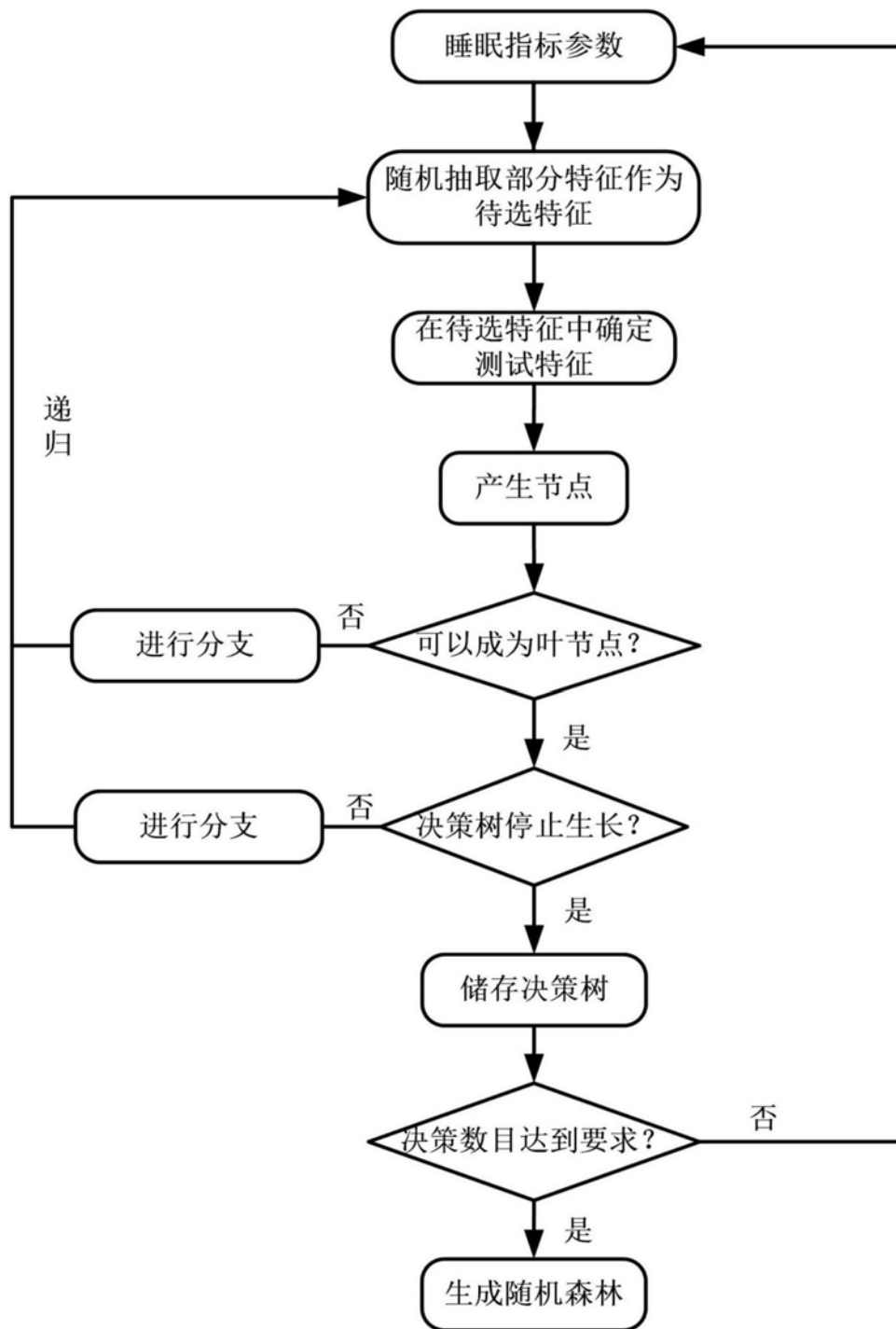


图4

专利名称(译)	一种基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法		
公开(公告)号	CN109363670A	公开(公告)日	2019-02-22
申请号	CN201811347716.3	申请日	2018-11-13
[标]申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
当前申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
[标]发明人	吴端坡 王紫萌 许刘蓉 吴端榆		
发明人	吴端坡 王紫萌 许刘蓉 吴端榆		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00 A61B5/16		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/165 A61B5/4806 A61B5/7235 A61B5/7253 A61B5/7264		
代理人(译)	陆永强		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于睡眠监测的抑郁症智能检测方法，包括如下步骤：(1)脑电信号(EEG)采集：使用脑电采集设备分别采集抑郁症患者和非抑郁症人的脑电数据，建立实验数据库；(2)睡眠分期：对采集到的EEG数据进行预处理、特征提取、获得睡眠分期结果，得到睡眠分期图；(3)睡眠指标提取：依据睡眠分期结果提取与抑郁症有关的睡眠特征指标；(4)抑郁症智能检测：采集与抑郁症相关的睡眠特征指标，采用随机森林分类算法进行训练与识别，得到智能检测结果。采用本发明的技术方案，根据睡眠分期结果再计算睡眠指标参数，大大提高了抑郁症检测的准确性，减少繁琐人工读图分析发病情况带来的大量人力开销。

