

引用格式:冯晓星,唐飞,李琰,等.一种基于 ECG 信号的无线睡眠分期系统[J].微电子学与计算机,2019,36(4):23-28.
[FENG X X,TANG F,LI Y,et al. A wireless sleep-staging system based on single channel ECG [J]. Microeletronics & Com-
puter,2019,36(4): 23-28.]

一种基于 ECG 信号的无线睡眠分期系统

冯晓星¹,唐 飞²,李 琰¹,俞 航¹,葛彬杰¹

(1 深圳大学 计算机与软件学院,广东 深圳 518060;2 深圳信息职业技术学院,广东 深圳 518029)

摘 要: 为了提升睡眠分期系统的准确率和易用性,采用了无线心电贴和桌上型心电处理设备的系统架构,并设计了一款低功耗心电芯片.睡眠分期算法基于单通道 ECG 信号的 RRI 和 HRV 的六个衍生特征训练 HMM 并作为分类器,采用了 EEMD 算法对 RRI 序列标准化.为了提升心电贴的续航时间,采用系统级和电路级的低功耗手段.测试表明,系统平均分类准确率达到 93.2%.心电芯片在 SMIC 0.18 μm 工艺下面积仅为 1.6 mm^2 ,平均功耗 1.3 mW,100 mAh 的电池供电心电贴能够工作 70 小时以上.

关键词: 睡眠分期;睡眠监测;隐马尔可夫;低功耗

中图分类号: TN47

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2019)04-0023-06

A Wireless Sleep-Staging System Based on Single Channel ECG

FENG Xiao-xing¹,TANG Fei²,LI Yan¹,YU Hang¹,GE Bin-jie¹,

(1 College of Computer Science & Software Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China;

2 Shenzhen Institute of Information Technology,Shenzhen 518029, China)

Abstract: To improve accuracy and convenience of sleep-staging system, a structure with desktop ECG harvest center and wireless ECG paste which integrates special ASIC is presented in this paper. The sleep-staging algorithm is based on six features which are derived from RRI and HRV of single channel ECG, and these features are fed to HMM as a classifier. In which, EEMD algorithm is used to standardize RRI sequence. To improve battery life of the ECG paste, low power design method on system level and circuit level are used. The test results show that the classification accuracy of sleep-staging system is 93.2% on an average. The ECG chip occupies only 1.6 mm^2 on SMIC 0.18 μm process and average power consumption is only 1.3 mW, which means 70 h continuously work under a 100 mAh battery for the ECG pastes.

Key words: Sleep staging; Sleep monitoring; HMM; Low-power

1 引言

睡眠是人体非常重要的一项生理活动,睡眠不正常会引起多种疾病^[1].研究表明^[2,3],睡眠可划分为快速眼动期(Rapid Eye Movements,REM)和非快速眼动期(Non Rapid Eye Movements,NREM).而 NREM 有四个子阶段:S1,S2,S3 和 S4,其中 S3

和 S4 并称慢波睡眠(Slow Wave Sleep,SWS)^[4].SWS^[5-8]能够快速恢复人体的紧张和疲劳,并大量分泌生长因子,促进机体发育.因此,睡眠分期研究对人类的疲劳恢复、健康和发育有重要意义.

多导睡眠图(Polysomnography,PSG)常用于睡眠状态评估,但这类信号的采集复杂,数据分析要依靠专业人员,需在专业的睡眠中心完成.研究表

收稿日期:2018-08-06;修回日期:2018-09-14

基金项目:国家自然科学基金(61471245,U1201256);广东省协同创新基金(2014B090901031);深圳产业发展基金(JCYJ20160308095019383,JSJGG20150529160945187)

明^[9],受人体交感神经和副交感神经控制的心率与睡眠状态相关. 我们从心电信号 (Electrocardiograph, ECG) 中提取心率信号, 依此评估睡眠状态, 形成睡眠评估方案. 文献[10]提出了利用心率变化趋势 (Heart Rate Variability, HRV) 进行睡眠分期, 在三个特征和三分类条件下, 实现了 79% 的分类精度. 文献[11]利用单通道脑电 (Electroencephalography, EEG) 实现了一颗集成特征提取和分类的 SoC 芯片, 达到了超过 98% 的分类精度. 文献[12]结合了 HRV 和呼吸率特征形成的睡眠分类算法, 最终达到了 80% 的分类精度.

为提高系统的分类精度和便捷性, 本文设计了一套基于隐马尔科夫模型 (Hidden Markov Model, HMM) 的利用单通道 ECG 识别睡眠状态的穿戴式睡眠评估系统及低功耗心电芯片.

2 系统架构介绍

本文的无线睡眠分期系统的心电贴具有心电信号采集、预处理和无线发射三大功能.

心电贴系统如图 1 所示, 系统采用单通道 ECG 信号作为输入, 心电芯片完成输入 ECG 信号的调理、模数转换后送入 ECG 预处理模块, 该模块完成 ECG 信号的 QRS 检测和 RR 间期 (R-R Interval, RRI) 计算. 然后, 数据打包并通过无线通信模块发射到桌上型 ECG 信号处理设备. 心电贴是电池供电的随身贴形式, 要求准确、实时、抗菌和低功耗.

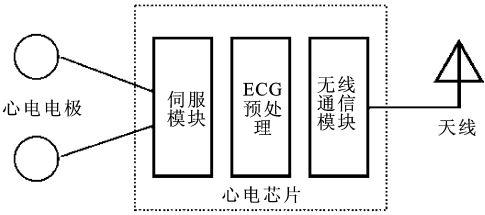


图 1 心电贴系统框图

系统基于 ECG 的 RRI 和 HRV 为基础衍生的六个特征值来训练 HMM 并分类输出结果. QRS 检测和提取 RRI 由心电芯片完成, 既可以降低无线通信的带宽压力, 也可提高信号处理设备的处理速度.

3 睡眠评估算法

本文采用的睡眠分期算法流程如图 2 所示, ECG 预处理包括 QRS 检测和 RRI 计算, 结果通过无线通信模块发射到信号处理设备.

信号处理设备收到预处理完成后的 ECG 信号经过中值滤波后, 分两路计算 RRI 的两个衍生参数和 HRV 的四个衍生参数, 将六个参数用 VQ 方法进行特征向量编码量化, 并作为观测序列训练 HMM, 实际运行时输入 HMM 模型完成分类.

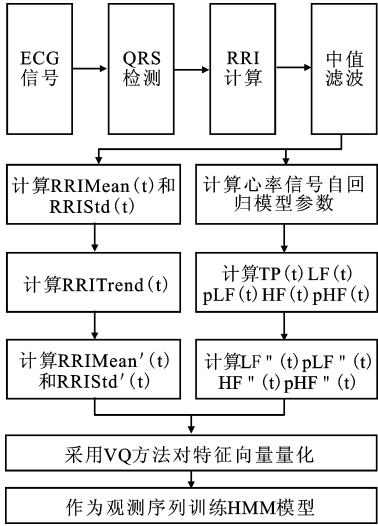


图 2 算法流程图

3.1 数据预处理

本论文使用的睡眠数据来自 CAP 睡眠数据库^[13]. 采用 Pan-Tompkins 算法对 ECG 信号中的 QRS 包络进行定位并找到 R 峰, 计算 RRI. RRI 表示相邻两个 R 峰之间的时间间隔, 反映了人体心率变化信息. 为了去除 QRS 检波错误产生的异常 RRI 值, 利用 11 阶中值滤波器对 RRI 序列进行平滑.

3.1.1 RRI 特征提取

按 30 秒一个时间单元划分 RRI 序列, 计算每个时间单元的 RRI 均值和标准差, 得到 RRI 均值序列 $RRIMean(t)$ 和标准差序列 $RRISD(t)$. 不同人的 RRI 取值范围可能存在显著差异, 如图 3 所示. 为了消除这类差异, 我们利用经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 算法对 RRI 均值序列和标准差序列进行标准化. 流程如下:

(1) 利用 EEMD 算法估计均值序列的总体趋势信号.

EEMD 将 RRI 均值序列 $RRIMean(t)$ 分解为相互独立并近似周期波动的本征函数 (IMF) $c_j(t)$, 也就是

$$RRIMean(t) = \sum_{j=1}^{n-1} c_j(t) + r_n(t) \tag{1}$$

(2) 利用低频本征函数 c_j 和残留分量 r_n 重构

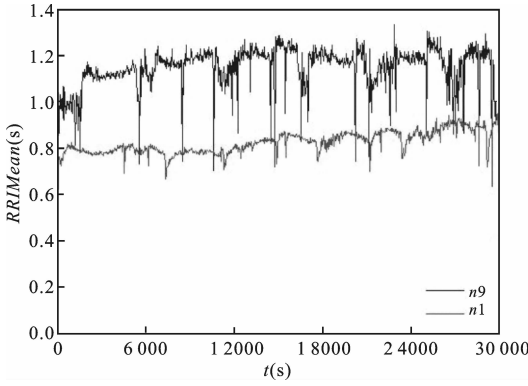


图3 RRI 均值比较

$RRIMean(t)$ 的趋势信号 $RRITrend(t)$,

$$RRITrend(t) = \sum_{j=n-2}^{n-1} c_j(t) + r_n(t) \quad (2)$$

这里我们选取了 2 个低频本征函数.

(3) 最后, 利用 $RRITrend(t)$ 对均值序列 $RRIMean(t)$ 和方差序列 $RRIStd(t)$ 进行标准化,

$$RRIMean'(t) = \frac{RRIMean(t)}{RRITrend(t)} \quad (3)$$

$$RRIStd'(t) = \frac{RRIStd(t)}{RRITrend(t)} \quad (4)$$

图 4 给出了一组实验结果.

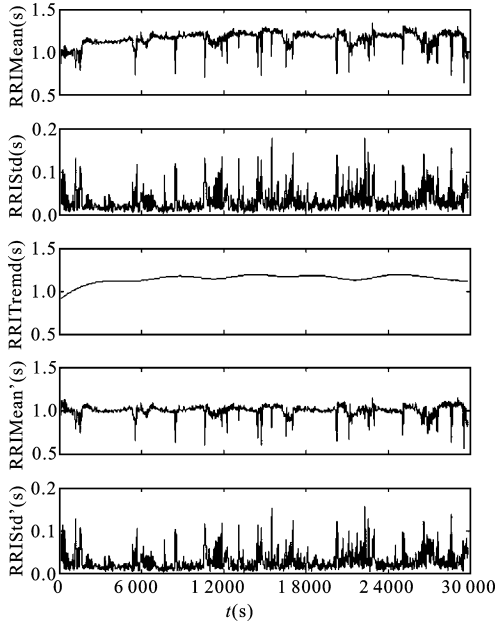


图4 定型的 RRI 处理后结果

3.1.2 HRV 特征提取

采用时变自回归模型计算 HRV 特征. 具体计算过程如下:

定义心率预测值

$$\hat{HR}(t) = - \sum_{k=1}^P a_k HR(t-k) \quad (5)$$

式中, 心率序列 $HR(t) = 1/RRI(t)$; a_k 是自回归模型的系数; P 是滤波器阶数. 于是, 代价函数为

$$CF(t) = \sum_{k=1}^t \lambda^{t-k} |e(t)|^2 \quad (6)$$

式中, 预测误差为

$$e(t) = HR(t) - \hat{HR}(t) \quad (7)$$

然后, 采用 RLS 算法对代价函数 $CF(t)$ 进行优化, 得到模型系数 a_k . 至此, 我们得到了一个完整心率信号自回归模型. 基于该模型, 我们进一步计算总功率 $TP(t)$, 低频分量 $LF(t)$, 低频段峰值频率 $pLF(t)$, 高频分量 $HF(t)$, 高频段峰值 $pHF(t)$. 其中, 总功率是 0.003 ~ 0.5 Hz 范围内的功率总和, 低频段是 0.02 ~ 0.15 Hz, 高频段是 0.15 ~ 0.5 Hz. 利用总功率 $TP(t)$, 我们可以得到归一化低频分量

$$LF'(t) = LF(t)/TP(t) \quad (8)$$

归一化高频分量

$$HF'(t) = HF(t)/TP(t) \quad (9)$$

最后, 将 $LF'(t)$, $pLF(t)$, $HF'(t)$ 和 $pHF(t)$ 按 30 秒划分, 计算它们的均值 $LF''(t)$, $pLF''(t)$, $HF''(t)$ 和 $pHF''(t)$.

3.1.3 特征向量量化

$RRIMean'(t)$, $RRIStd'(t)$, $LF''(t)$, $pLF''(t)$, $HF''(t)$ 和 $pHF''(t)$ 构成一个特征向量. 为了将该特征向量融入睡眠评估的 HMM 模型, 我们采用向量量化 (Vector Quantization, VQ) 方法对其进行量化, 结果记为 $Obs(t)$ 作为 HMM 模型的观测值.

3.2 睡眠分期 HMM 模型

利用 HMM 对睡眠状态进行建模. 在 HMM 模型中, 状态空间由清醒状态、REM 和 NREM 三个状态组成. 而 $HRObs(t)$, 如前所述, 将作为 HMM 模型的观测值. 基于此, HMM 的状态转移概率矩阵 $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ 表示睡眠状态之间的转换概率, 观测概率矩阵 $\mathbf{B} = [b_i(k)]$ 表示在各个睡眠状态下观测结果的概率分布, 其中 a_{ij} 表示状态 i 到状态 j 的转移概率, $b_i(k)$ 表示状态 i 下观测值为 k 的概率.

通常, HMM 参数的训练会使用 BW 算法. 但是, 在本应用中, 由于 CAP 睡眠数据中的睡眠状态是准确的和已知的, 我们选择极大似然估计法计算状态转移概率矩阵 $\mathbf{A}$ 和观测概率矩阵 $\mathbf{B}$.

用 S_t 表示 t 时刻的睡眠状态, 已知状态序列 $x_1, x_2, \dots, x_T$, 该状态序列的似然函数:

$$L = P(S_1 = x_1) \prod_{t=2}^T a_{x_{t-1}x_t} \tag{10}$$

定义 n_{ij} = 状态序列 $x_1, x_2, \cdots, x_T$ 中状态 i 到状态 j 的数量, 于是

$$L = P(S_1 = x_1) \prod_i \prod_j a_{ij}^{n_{ij}} \tag{11}$$

对状态转移概率矩阵 $\mathbf{A}$ 进行极大似然估计, 需要找到满足约束 $\sum_j a_{ij} = 1$ 的一组 $\hat{a}_{ij}$ 使得似然函数 L 最大. 该问题可通过拉格朗日乘数法求解. 定义目标函数.

$$\log L = \sum_i \lambda_i (\sum_j a_{ij} - 1) \tag{12}$$

该目标函数分别对拉格朗日系数 λ_i 和转移概率 a_{ij} 求导, 并令结果为零, 可得:

$$\sum_j a_{ij} = 1 \tag{13}$$

和

$$a_{ij} = n_{ij} / \lambda_i \tag{14}$$

由 $\sum_j n_{ij} / \lambda_i = 1$ 可知 $\lambda_i = \sum_j n_{ij} = n_i$, 式中 n_i 表示状态序列 $x_1, x_2, \cdots, x_T$ 中状态 i 的个数. 于是,

$$\hat{a}_{ij} = \frac{n_{ij}}{n_i} \tag{15}$$

类似的, 我们可以得到观测概率矩阵 $\mathbf{B}$ 的极大似然估计

$$\hat{b}_i(k) = \frac{m_i(k)}{n_i} \tag{16}$$

式中, $m_i(k)$ 表示在状态序列 $x_1, x_2, \cdots, x_T$ 中状态为 i 且观测量为 k 的个数.

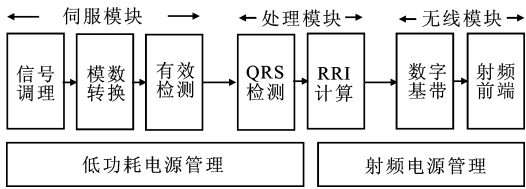


图 5 心电芯片系统框图

4 芯片架构和低功耗策略

心电芯片系统框图如图 5 所示. 系统要求 100 mAh 电池需支持芯片连续工作不低于 48 小时. 因此在工作模式和电源管理层面采用低功耗设计.

4.1 工作模式低功耗策略

本文设计系统具有三种工作模式, 分别为感知模式、处理模式和发射模式.

感知模式中, 仅有伺服模块工作, 系统以 200 Hz 的采集率及 8 bit 分辨率的 ADC 量化输入的 2

秒钟单通道心电信号, 判断这个信号窗口中是否包含有效心电信号. 如果信号不包含有效心电信号, 则伺服模块休眠 58 秒钟. 如果 2 秒钟的信号窗口中包含有效心电信号, 则激活心电数据处理模块, 并将数据持续送入该模块进行处理.

处理模式中, 伺服模块和处理模块持续工作, 发射模块处于休眠状态. 伺服模块将 ADC 量化后的数据计算出 RRI 值并持续存入 RRI 数据 64 Byte 大小的缓冲区, 当缓冲区存储至 3/4 容量后则启动发射模式.

发射模式中, 伺服模块、处理模块和无线模块均开启工作. 发射模块采用先进先出的方式依次读取缓冲区数据并调制, 以 10 Kbps 的速率发射给桌上型信号处理设备, 完毕后即关闭无线模块.

4.2 电源管理低功耗策略

心电芯片具有伺服模块、处理模块和无线模块, 各个模块的功耗以及各模式下模块的工作情况如表 1 所示.

表 1 心电芯片各模块/模式电流

功能模块	电流	感知模式	处理模式	发射模式
伺服模块	156 μ A	X	X	X
处理模块	460 μ A		X	X
无线模块	9 mA			X

由表 1 可以看出, 三个模块对功耗的需求不同, 需配合不同的 LDO 供电. 因此, 芯片处于发射模式时, 高驱动能力的 HP-LDO 工作; 芯片处于其他模式时, 低驱动能力的 LP-LDO 工作.

低功耗电源管理电路设计的具有两个关键点: (1) 尽量降低 LP-LDO 的静态电流; (2) 两个不同的 LDO 切换时, 要保证电源电压的平稳过渡, 以防止由于电源波动引起的系统异常复位.

芯片从发射状态进入其他状态时, 需要在时序上将 LP-LDO 的开关优先导通, 然后再将 HP-LDO 关闭; 芯片从其他状态回到发射状态时, 在时序上先将 HP-LDO 启动, 再将 LP-LDO 的开关关闭; 这样可以确保系统电源电压不存在波谷.

图 6-a 是一个标准的 LDO 结构示意图, LDO 正常工作时, 运放和输出级组成的负反馈使得 $VDD18 = VREF * K$, 其中闭环增益 $K = (R5 + R6) / R6$. 将 HP-LDO 和 LP-LDO 的输出电压设置成不同时, 当二者连接到一起的时刻, 电荷重分配导致实际电压位于二者之间, 那么此时原始电压较高的 LDO 被拉低之后, 通过负反馈可以重新将其输出电压抬升上去; 而原始电压较低的那个

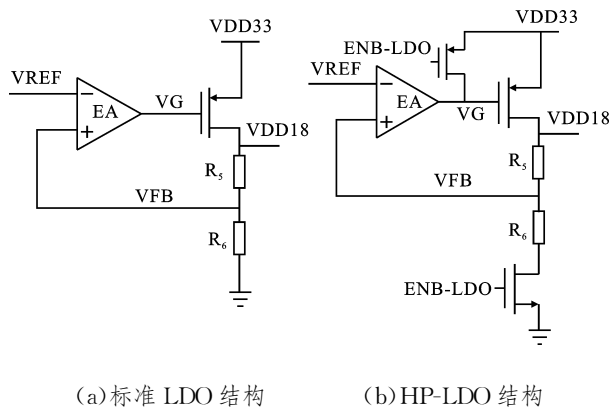


图 6 LDO 结构示意图

LDO 则会由于负反馈将其输出功率管关闭掉,该 LDO 将会停止工作. 为了保证两个 LDO 相连时 LP-LDO 的输出不会被关闭,需要保证 LP-LDO 的输出电压大于 HP-LDO 的输出电压. 除了两个 LDO 的输出电压必须满足上述电压关系之外,当 HP-LDO 关闭时,其输出端的电阻分压网络作为 LP-LDO 的负载,仍然会继续产生直流功耗,需要将其和地之间断开,因此需要额外增加一个 NMOS 开关将其关闭,本文提出的 HP-LDO 具体结果如图 6-b 所示.

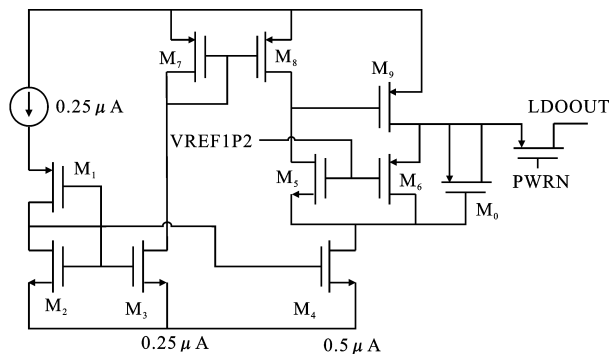


图 7 LP-LDO 原理图

LP-LDO 如图 7 所示,为了降低 LDO 自身的功耗,采用一个单级的源随器结构产生 1.8 V 的直流电压. M_9 为 LP-LDO 的输出功率管, M_9 的栅极通过反馈的方式连接至 M_8 和 M_5 的漏端,当 LDO 输出端的驱动电流变化时,可以通过改变 M_9 的栅极电压进行适配. PWRN 控制的 PMOS 开关则控制着 LP-LDO 输出与数字电源的连接和断开. 图 7 所示的 LP-LDO 自身消耗的电流仅为 $1\ \mu\text{A}$.

芯片在发射和其他状态进行切换时,数字电源的变化如图 8 所示. 图 8-a 中,芯片从发射进入其他状态时,HP-LDO 等待 LP-LDO 导通 1 ms 之后再

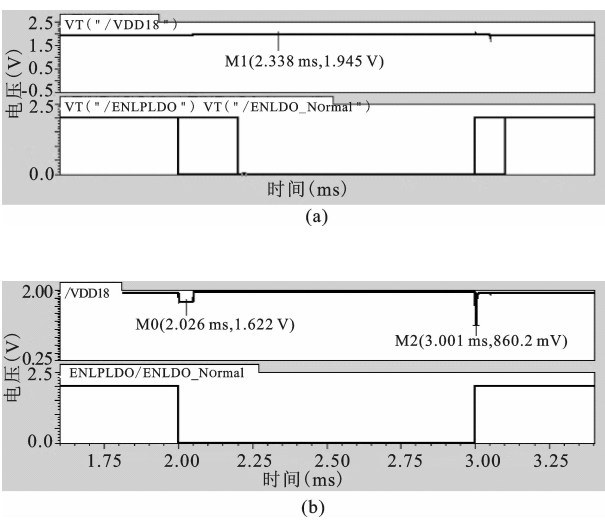


图 8 状态切换 LDO 输出电压仿真结果

关闭;芯片从其他状态回到发射时,LP-LDO 等待 HP-LDO 启动 1 ms 之后再断开,此时数字的电源电压不会产生低电压的波谷. 作为对比,图 8-b 表示芯片状态切换时,两个 LDO 同时进行状态转换导致数字电源存在明显的波谷.

5 芯片和系统测试

本文的心电芯片采用 SMIC 0.18 μm 混合信号工艺,芯片面积 $1.6\ \text{mm}^2$,工作电压 $1.25\ \text{V}\sim 1.8\ \text{V}$,芯片平均功耗为 $1.3\ \text{mW}$.

系统测试结果表 2 所示,利用单通道的 ECG 信号,采用最为简易的心电贴形式贴于被测人左前胸,并将预处理过的 ECG 信号发射到桌面型心电处理设备,完成睡眠监测和评估.

表 2 芯片和系统的测试指标

文献	[11]	本文
信号	EEG	ECG
通道数	1	1
特征提取	Y	Y
片上分类	Y	Y
可穿戴	N/A	Y
分类器	决策树	HMM
分类准确率	98.72%	93.2%
工艺	0.18 μm	0.18 μm
工作电压	1.25 V	1.25 V
时钟频率	1.5 KHz	1 KHz
ADC 分辨率	12 bits	8 bits
芯片面积	10.3 mm^2	1.6 mm^2
平均功耗	575 μW	1.3 mW

系统测试和参考文献[11]对比显示,整个系统完成了特征提取、分类识别和睡眠分析和评估,相比参考文献 10.3 mm² 的面积,相同工艺下本文芯片仅 1.6 mm²,因为本芯片考虑了无线发射功能,平均功耗 1.3 mW 远高于参考文献,但采用无线心电贴的体验效果更好,且心电贴内置 100 mAh 电池足够芯片连续工作 70 小时以上,完全能够满足系统要求。

另一方面,参考文献将整个特征提取和分类算法都在一颗芯片中实现,而本文仅在芯片中完成预处理,后续算法通过桌上型心电信号处理设备完成。这种系统功能分割方法有利于算法的升级、集中式监护、降低耗材成本,提高了灵活性,在实际使用中具有较大优势。

6 结束语

本文展示了一种基于 ECG 信号的无线穿戴式睡眠监测评估系统的算法和心电芯片。睡眠分期算法基于单通道 ECG 信号的 RRI 和 HRV 的六个衍生特征训练 HMM 并将其作为分类器,采用了 EE-MD 算法对 RRI 序列标准化。测试结果表明,系统平均分类准确率达到 93.2%。

心电芯片因采用无线方式增加了平均功耗,但实际上 100 mAh 电池足够支持连续工作 70 小时以上,能够满足系统要求。相比脑电 EEG 信号,ECG 更容易受到干扰,分类精度 93.2% 略低于参考文献的 98.72%,后续可以通过增加特征来解决,但需处理好处理复杂度和功耗之间的关系。

参考文献:

- [1] HOBSON J. Sleep is of the brain, by the brain and for the brain [J]. *Nature*, 2005, 437(10):1254-1256.
- [2] BENBADIS S. Sleep: A Comprehensive Handbook. [M], Denver: John Wiley & Sons, 2005.
- [3] BUYSSE D, REYNOLDS C, MONK T, et al. The Pittsburgh sleep quality index: a new instrument for psychiatric practice and research [J]. *Psychiatry Res*, 1989, 28 (2):193-213.
- [4] YOON H, HWANG SH, LEE Y J, et al. Slow-wave sleep estimation for healthy subjects and OSA patients using R-R intervals [J]. *Biomedical and health informatics*, 2018, 22(1):119-128.
- [5] CHEN Y, ZHU X, CHEN W, et al. Automatic sleep staging based on ECG signals using hidden Markov

models [C]. *IEEE International Conference of EMBC*, 2015:530-533.

- [6] DWORAK M, WIATER A, AIFER D, et al. Increased slow wave sleep and reduced stage 2 sleep in children depending on exercise intensity [J]. *Sleep Med*, 2008, 9(3):266-272.
- [7] TEOFILO L. Sleep: A Comprehensive Handbook. [M], Denver: John Wiley & Sons, 2006.
- [8] BANDS S, DINGES D. Behavioral and physiological consequences of sleep restriction [J] *Sleep Med*, 2007, 3(5): 519-528.
- [9] CHEN Z, LIN M, LANE ND, et al. Unobtrusive sleep monitoring using smartphones [C]. *Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, 2013: 145-152.
- [10] MENDEZ M, MATTEUCCI M, CERUTTI S, et al. Sleep staging classification based on HRV: time-variant analysis [C]. *IEEE 31st Annual International conference on EMBS*, 2009:9-12.
- [11] IMTIAZ S, JIANG Z, RODRIGUEZ-VILLEGAS E. An ultralow power system on chip for automatic sleep staging [J]. *IEEE J Sol StaCirc*, 2017, 52 (3): 822-833.
- [12] PARBHA A, TRIVEDI A, KUMAR A, et al. Automated system for obstructive sleep apnea detection using heart rate variability and respiratory rate variability [C]. *International Conference on Advances in Computing*, 2017:1303-1307.
- [13] TERZANO M, PARRINO L, Smerieri A, et al. A Walters. Atlas, rules, and recording techniques for the scoring of cyclic alternating pattern (CAP) in human sleep [J]. *Sleep Med*, 2001, 2(6):537-553.

作者简介:

冯晓星 男,(1981-),博士,博士后,研究员.研究方向为 RFID、物联网、人工智能. E-mail:14940249@qq.com.

唐 飞 男,(1978-),博士,副教授.研究方向为智能计算、人工智能、图像处理.

李 琰 男,(1978-),博士,副教授.研究方向为 CMOS 低噪声模数混合信号电路.

俞 航 男,(1978-),博士,副教授.研究方向为 CMOS 低噪声模数混合信号电路.

葛彬杰 男,(1982-),博士,研究员.研究方向为模拟和射频集成电路设计.