

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2025.05.013

心冲击信号建模与特征提取方法

任雪倩, 陈恩伟, 丁金磊, 彭伟滨

(合肥工业大学 噪声振动工程研究所, 安徽 合肥 230009)

摘要:文章采用高斯过程回归的正态分布方法,在先验分布的基础上由单周期心相参数推导后验分布,建立人体在安静状态和运动后状态的心冲击(ballistocardiogram, BCG)信号形态学模型,从实验采集原始振动信号中提取心冲击信号为时域和频域模型特征提供参考。对实验中由传感器采集的身体微振动信号,通过变分模态分解方法得到多个固有模态分量信号,结合建模信号的主要频域特征分布范围,通过计算各固有模态信号中特征频域范围内的能量占各固有模态信号分量能量比,筛选特征频域能量占比远大于其他分量的固有模态分量,进行心冲击信号的自适应性重构;使用 Bland-Altman 方法验证模型特征峰和实验重构特征峰的一致性;对重构的心冲击信号采用香农能量包络方法,通过滑动窗口寻峰方法检测特征峰以计算心率,该非接触式心率检测方法可预警心血管疾病。

关键词:心冲击(BCG)信号;高斯过程回归;心率;非侵入式监测

中图分类号:R318.04 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2025)05-0665-06

Method of ballistocardiogram signals modeling and feature extraction

REN Xueqian, CHEN Enwei, DING Jinlei, PENG Weibin

(Institute of Sound and Vibration Research, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: In this paper, a method of normal distribution based on Gaussian process regression(GPR) was used to derive the posterior distribution, which was obtained by adding the single-cycle cardiac phase parameter prediction on the basis of the prior distribution. The morphological model of human ballistocardiogram(BCG) signals in the quiet state and in the post-exercise state was developed. The BCG signals were extracted from experimentally acquired raw vibration signals to provide reference for model features in the time and frequency domains. The body micro-vibration signal collected by the sensor in the experiment was decomposed into multiple intrinsic mode component signals by the variational mode decomposition(VMD) method. The energy ratio of the energy in the eigenfrequency domain of each intrinsic mode component to the energy of each intrinsic mode component was calculated separately, and then the intrinsic mode components whose energy ratios in the eigenfrequency domain were far greater than those of other components were selected to perform adaptive reconstruction of BCG signals. The agreement verification between model and experimentally reconstructed peaks was achieved by the Bland-Altman method. The adaptively reconstructed BCG signals were processed by the Shannon energy envelope method, and after that the characteristic peaks were detected by the sliding window method, and the characteristic peak time intervals were calculated to obtain the cardiac cycle and heart rate. This non-contact heart rate detection method can warn cardiovascular diseases.

Key words: ballistocardiogram(BCG) signals; Gaussian process regression(GPR); heart rate; noninvasive monitoring

收稿日期:2022-12-29;修回日期:2023-03-13

基金项目:安徽省自然科学基金资助项目(2208085ME130)

作者简介:任雪倩(1997—),女,江苏镇江人,合肥工业大学硕士生;

陈恩伟(1979—),男,广西合浦人,博士,合肥工业大学教授,博士生导师,通信作者,E-mail:cew723@163.com.

0 引言

心血管疾病在人群中发病率和死亡率都很高^[1],日常心脏监护是一项有效预防心血管疾病的重要举措。非侵入式心率检测手段可以在不与人体直接接触的情况下进行心率等指标的测量,受到研究人员关注^[2]。心冲击(ballistocardiogram,BCG)信号是描述心脏跳动周期中由心脏泵血引起的身体重心运动轨迹,与目前研究成熟、医疗应用广泛且操作专业性高的心电(electrocardiogram,ECG)信号都属于人体心脏表征信号,能准确反映出测试对象实时状态的心率信息。对 BCG 信号的准确建模和重构,对于提高非侵入式心率测量的准确性具有重要意义。

目前对 BCG 信号建模方法主要依赖于实验数据。文献[3]在质量-弹簧-阻尼多自由度系统及主动脉弓模型上,利用手腕及足部的 BCG 信号获取主动脉弓血压,并建立传递函数,该模型依赖实验数据、实施困难;文献[4]利用 BCG 信号在线检测人体睡眠状态,通过视频监控人体面部特征以采集人体生理信息;文献[5]提出一种利用加权质心跟踪算法从头部的视频运动轨迹中提取 BCG 信号的新方法。

当前 BCG 技术发展迅速且拥有广阔应用前景,但目前对包含 I、J、K 波的 BCG 特征波形(即出现符合一定节律的特征 W 峰或 M 峰)还没有标准统一的定义,而且缺乏大量且可靠的实验数据支持,这使得相关数学物理模型的基础性研究不够扎实。为解决上述存在的问题,受文献[5]中 ECG 信号建模方法启发,通过标准 ECG 信号在单周期内特征峰点(即曲线的 P、Q、R、S、T 点),结合正态分布测量误差来调制 Q、R、S 波群观测值的不确定性,合成典型 ECG 信号。本文利用基于高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)的统计学方法来预测 BCG 信号,该方法能解决非线性系统预测问题,以小样本推断模型的输出,然后采用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)方法从实验测试的振动信号中重构 BCG 信号,为非侵入式心率测量提供理论基础和技术支持。

1 变分模态分解原理

人体心率和呼吸率在不同身体状态下表现出非稳态的生理特征。经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)是分析非稳态信号的

重要工具。将检测信号 $s(t)$ 分解为 m 个固有模态函数(intrinsic mode function, IMF) $u_1(t)$, $u_2(t), \dots, u_m(t)$ 和残差 $r_m(t)$ 之和^[6-7],即

$$s(t) = \sum_{k=1}^m u_k(t) + r_m(t) \quad (1)$$

VMD 是 EMD 方法的改进,主要体现在对于 IMF 分量的筛选标准。VMD 方法平衡了信号在理论 IMF 分量定义和实际包络法计算信号带宽时的偏差,将 EMD 中迭代求解转化为非迭代求解的变分问题,有效抑制 EMD 方法的模态混叠问题。VMD 方法的第 k 个 IMF 为:

$$u_k(t) = A_k(t)e^{j\varphi(t)} \quad (2)$$

其中: $A_k(t)$ 为幅度; $\varphi(t)$ 为相位; 此时瞬时频率 $\omega_k(t) = d\varphi(t)/dt$ 。该方法要求各 IMF 中心频率带宽之和最小且所有 IMF 之和等于原始信号,计算各 IMF 的 Hilbert 变换得到解析信号的单边频谱,再与指数调谐到相应的估计中心频率 ω_k , 最后计算信号梯度 L^2 范数的平方估计带宽解调信号的平滑度,构造的变分问题^[8]如下:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^m \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (3)$$

式(3)也满足式(1)的约束条件。

2 基于 GPR 的 BCG 信号模型预测

本节通过 GPR 建立 BCG 信号形态学模型,对 BCG 信号进行频域变换,为实验提取 BCG 信号频域范围提供参考。考虑一个心动周期内的心相参数,输入一系列服从正态分布的无量纲随机变量 $t = (t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, t_n)$, $t_i \in [-\pi, \pi]$ 和响应函数 $f(t) = (f(t_1), f(t_2), \dots, f(t_n))$, 得到高斯联合分布 $p(f(t_1), f(t_2), \dots, f(t_n))$, 则联合分布函数为:

$$p(f(t) | t) = N(f(t) | \boldsymbol{\mu}, \mathbf{K}) \quad (4)$$

$\boldsymbol{\mu} = \boldsymbol{\mu} \mathbf{I}$ 是 $n \times 1$ 均值矩阵,即

$$\boldsymbol{\mu} = E(f(t)) \quad (5)$$

其中, $E(\cdot)$ 为数学期望。

$\mathbf{K} = (\kappa(t_i, t_j))$ 为 $n \times n$ 的协方差矩阵,选取平方指数核作为协方差函数,即

$$\kappa(t_i, t_j) = \sigma^2 \exp\left(-\frac{\|t_i - t_j\|_2^2}{2l^2}\right) \quad (6)$$

其中, σ, l 为高斯核的超参数。

设置合理的超参数值可优化 GPR 模型,获得建模信号最优估计^[9-11]。本模型高斯过程先验分布如图 1 所示,图 1 中 α 为幅度。为保证样本平滑度和可信度,对超参数网格搜索法调节后取 $\mu = -0.2, \sigma = 0.001, l = 0.05$, 样本数为 3。

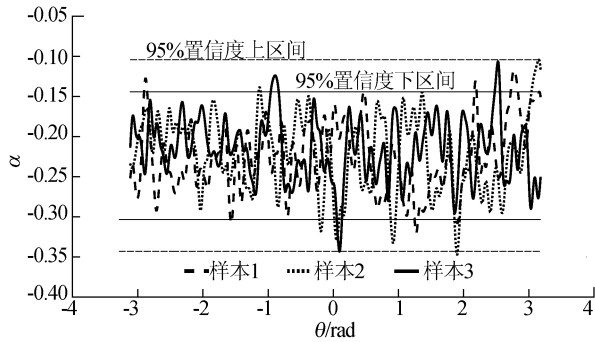


图 1 高斯过程先验分布

已知先验分布式(5)及输入样本 t^* , 计算后验分布对 BCG 信号建模。 t^* 为 BCG 信号伪周期内特征位置 H、I、J、K、L、M 的相位值, 响应函数 $f(t^*)$ 为 t^* 对应的无量纲幅值, 样本数据参数见表 1^[10] 所列。

表 1 BCG 模型特征点参数

位置	H	I	J	K	L	M
i	1	2	3	4	5	6
α_i	0.435	-1.630	2.080	-0.365	0.025	-0.720
θ_i/rad	$-3\pi/10$	$-3\pi/25$	0	$\pi/5$	$\pi/2$	$4\pi/5$

$f(t^*) = (\alpha_i) (i=1, 2, \dots, 6)$ 和 $t^* = (\theta_i) (i=1, 2, \dots, 6)$ 为 6×1 的矩阵, 都服从联合高斯分布。计算样本序列 $t' = t - t_{\min}$, t' 为 $(n-6) \times 1$ 的矩阵, t_{\min} 是指 t 中与观测样本 t^* 相似(距离最小)的样本点, 得到新的 $(n-6) \times (n-6)$ 协方差矩阵 $K' = \kappa(t', t')$ 。由贝叶斯理论^[11] 推导出后验分布 p^* 表示为:

$$p^*(f^* | t^*, t, f) = N(f^* | \mu^*, K^*) \quad (7)$$

其中: $\mu^* = K_* K_{**}^{-1} (f^* - \mu I)$; $K^* = K' - K_* \times K_{**}^{-1} K_*^T$; $K_* = \kappa(t', t^*)$ 为 $(n-6) \times 6$ 阶矩阵; $K_{**} = \kappa(t^*, t^*)$ 为 6×6 阶矩阵; 根据式(7)得到单周期 BCG 形态学模型如图 2 所示。

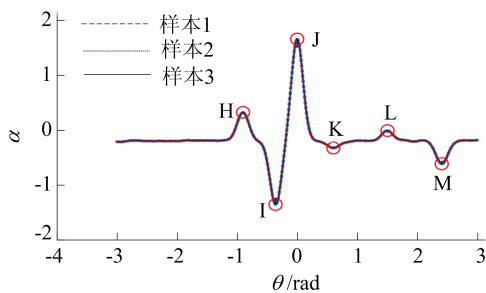
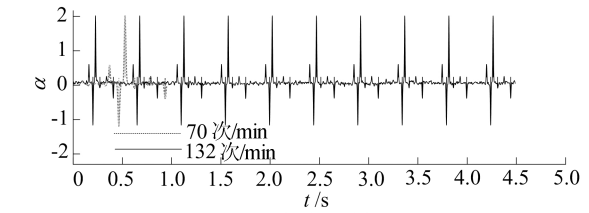
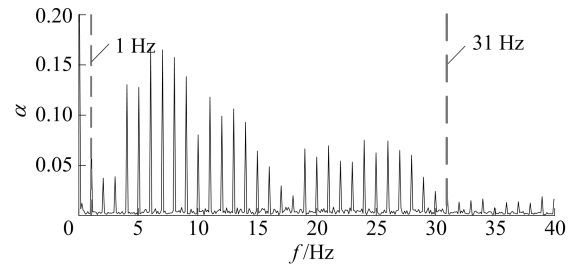


图 2 BCG 信号单周期形态学模型

安静、运动后状态 BCG 信号分别如图 3 所示。



(a) BCG信号时域分布



(b) BCG信号频域分布

图 3 多周期 BCG 信号模型

3 实验信号分析

3.1 信号采集与预处理

本文采用微弯曲光纤传感器采集外部信号, 在不与人体直接接触的情况下进行测量, 采集到的原始振动信号包括: 气体循环的胸壁运动信号、心脏血液泵入动脉的信号、人体轻微运动的信号、直流分量、除心脏外其他器官运动的信号。为真实还原 BCG 信号, 须对原始信号进行预处理。不同个体的生理信号存在差异, 为保持信号幅值阈值的一致, 先对原始信号进行归一化, 再去除直流分量, 得到离散时序原始振动信号为 $S(t)$; 然后消除信号基线偏离水平方向的多项式趋势项, 通过最小二乘法计算最佳拟合信号 $S(t)$ 的多项式趋势项系数 $a = \{a_0, a_1, \dots, a_k, \dots, a_n\}$, 其中, $n=0, n=1$ 以及 $n>1$ 分别表示常数、线性及非线性趋势项系数。消除趋势项后的振动信号 $s(t)$ 为:

$$s(t) = S(t) - aS(t) = S(t) - \sum_{k=0}^{k=n} a_k S(t) \quad (8)$$

3.2 BCG 信号重构

将 10 s 时长的原始信号 $S(t)$ 经过式(8)预处理后的曲线如图 4 所示。

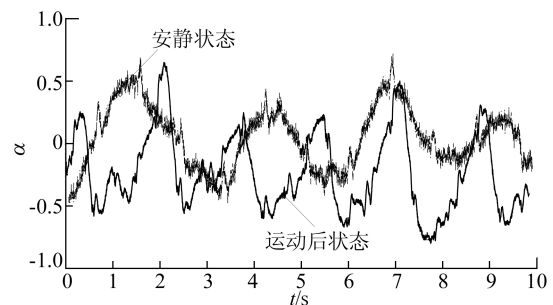


图 4 预处理后振动信号

由图 2 可知,信号主要为呼吸引起的胸腹起伏,2 段信号对应的心率分别为 68、132 次/min。

振动信号 $s(t)$ 经 VMD 分解为 9 个 IMF 分量,安静状态下 IMF5、IMF6 符合图 2 所示 BCG 信号特征波形形态,运动后状态 IMF8 分量符合图 2 的 BCG 信号特征波形形态。上述 IMF 分量分别截取 3.0、0.6 s 频域信号,如图 5 所示。

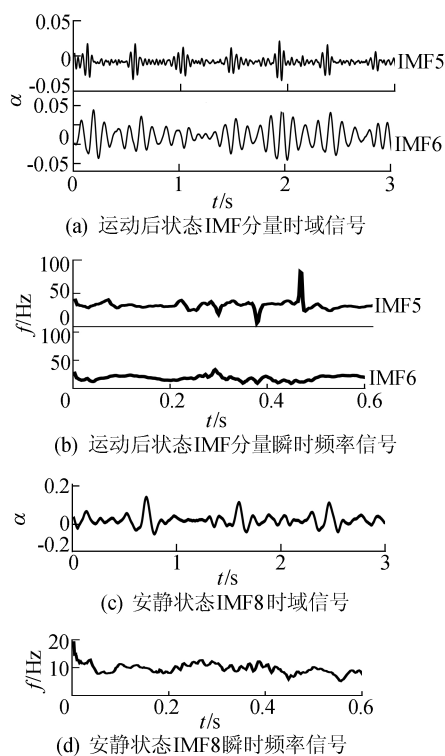


图 5 IMF 分量时域、频域分布

实验发现 BCG 信号的频带 $[f_1, f_2]$ 与人体活跃状态有关,人体不同状态下 BCG 信号频带与呼吸率频带范围的关系为:

$$\begin{cases} f_1 = \alpha_i f_r, \\ f_2 = (\beta_i + f_r) \alpha_i \end{cases} \quad (9)$$

其中: f_r 为瞬时呼吸频率; $i=1$ 和 $i=2$ 分别表示人体处于安静和运动后状态; α_i 和 β_i 为调节 BCG 信号频带经验参数,经多次实验后选取参数 $\alpha_1 = 23, \beta_1 = 0.92, \alpha_2 = 9, \beta_2 = 0.65$ 。原始振动信号进行 VMD 后各 IMF 分量的能量 E_i 为:

$$E_i = \sum |I_{\text{IMF}}|^2, \quad i = 1, 2, \dots, 9 \quad (10)$$

BCG 信号所处频带的能量 E_h 为:

$$E_h = \sum_{f=f_1}^{f_2} |s_f|^2 \quad (11)$$

其中: s_f 为 BCG 信号所属频段的频域信号; I_{IMF} 为各 IMF 分量的频域信号。计算能量占比 E_h/E_i

E_i ($i=1, 2, \dots, 9$) 值,能量占比高表明该 IMF 分量中包含 BCG 信号分量,筛选出所有 $E_h/E_i \gg 0$ 的 IMF 分量用来重构 BCG 信号。各分量 E_h/E_i 值如图 6 所示。运动后信号重构层为 IMF5 和 IMF6,安静状态下信号重构层为 IMF8。

根据能量占比筛选重构层重构的 BCG 信号如图 7 所示。

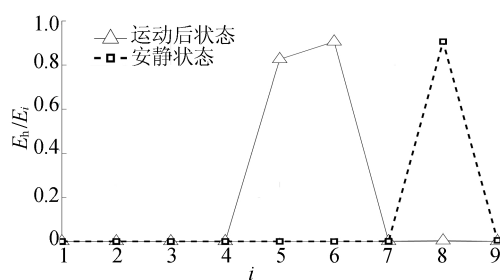


图 6 IMF 分量能量占比

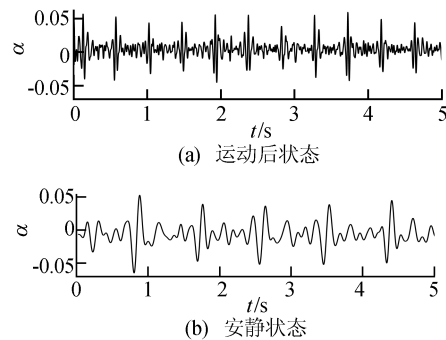


图 7 重构 BCG 信号

3.3 一致性分析

根据 BCG 信号的形态学特征, I 和 J 波的幅值特性最显著,其余 L、M、I 和 K 波特征易受到干扰而淹没,在实际处理中把 I 和 J 波作为最终的 BCG 信号形态学特征。为验证建模信号的可靠性,定义 $T_{\text{U}i}$ 为建模信号第 i 周期的 I 和 J 波的时间间隔与第 i 周期的 J 波和第 $i+1$ 周期的 J 波的时间间隔之比:

$$T_{\text{U}i} = \frac{t_{J_i} - t_{I_i}}{t_{J_{i+1}} - t_{J_i}} \quad (12)$$

对实测的原始振动信号,与式(12)对应的一致性验证的比值 $T_{\text{U}i}'$ 可用单周期内峰值对应的序列点数 n_{J_i} 和 n_{I_i} 表示,即

$$T_{\text{U}i}' = \frac{n_{J_i} - n_{I_i}}{n_{J_{i+1}} - n_{J_i}} \quad (13)$$

对建模的 BCG 信号和实验分离重构信号在特征峰位置上进行一致性分析,分别计算时间长度为 10 s 的 $T_{\text{U}i}$ 和 $T_{\text{U}i}'$,并绘制心率特征峰周期

与心动周期比值的 Bland-Altman 图,如图 8 所示。由图 8 可知, T_{H_i}' 分布在 95% 置信区间内,呈现正相关性,认为 T_{H_i} 和 T_{H_i}' 具有一致性。

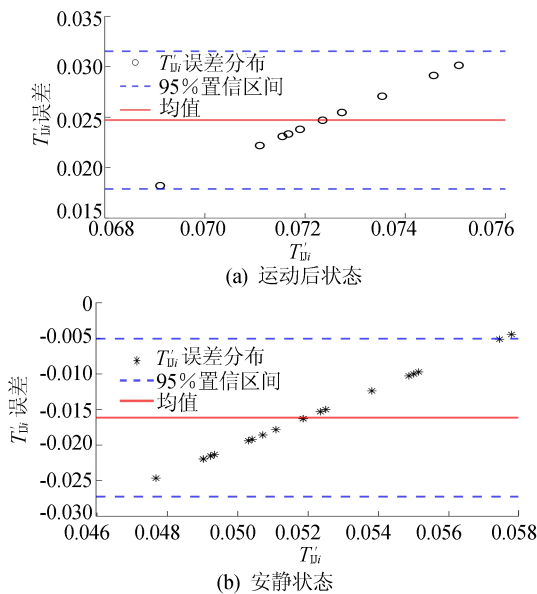


图 8 T_{H_i}' 误差 Bland-Altman 分布图

形态学模型和实验信号的一致性分析验证了解析重构算法的可靠性,通过标记特征峰 J 波来计算一段时间内稳定生理信号的心动周期,本文的实施方法为:先对重构后的 BCG 信号通过平均滤波处理去除信号的“毛刺”,再通过香农能量包络方法对复杂的 BCG 信号提取包络,求取中等强度信号的对数平方来提高信号能量的权重并削减低强度信号的能量权重,采用香农能量包络方法对重构信号处理,即

$$s_{Sha}(i) = \sum_{i=1}^N |s(i)|^2 \ln |s(i)|^2 \quad (14)$$

其中, N 为信号 s 的长度。

对处理后的包络信号采用滑动窗口寻峰的方法在最大心动周期内标记峰值位置,保存心动伪周期长度内的信号幅值最高处位置,窗口长度与人体活跃状态有关,定义窗口长度为 $\lambda_i f_s$,安静状态时 $\lambda_1 = 0.45$,运动后状态时 $\lambda_2 = 0.85$ 。截取 5 s 长度信号中滑动窗口寻峰结果如图 9 所示,峰值用圆圈标记。

心率 R_H 计算公式为:

$$R_H = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} \frac{60}{\Delta T_i} \quad (15)$$

其中: n 为 10 s 间隔内的峰值个数; ΔT_i 为各峰值时间间隔。计算得到运动后心率为 132 次/min,安静状态下心率为 67 次/min,与实验测量值的

误差率分别是 1.52%、4.48%,达到家用检测心率准确性标准。

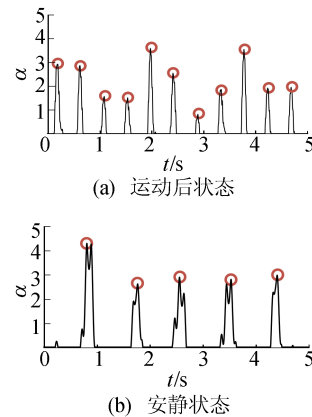


图 9 香农能量包络和滑动窗口寻峰处理

4 结 论

BCG 信号作为能够实现零负载检测人体内部心脏活动状态的桥梁,具有广阔的应用前景和重要研究价值。本文在目前缺少关于 BCG 信号标准波形定义和可靠数据库来源的前提下,通过小样本基于高斯过程建立 BCG 信号形态学模型。由 BCG 信号模型频域特征建立能量比值 E_b/E_i ,用于从 VMD 分解的原始振动信号中重构 BCG 信号,并计算被测对象的心率。本文提供的 BCG 信号建模方法能够模拟特征峰 H、I、J、K、L、M 的位置和幅值,因此可作为实验提取 BCG 信号的模板,也可为基于大样本数据研究的机器学习分类提供参考模型,当有条件获取不同疾病的特征峰参数时,通过机器学习分类能得到对应的疾病类型;本文非接触式自适应性提取 BCG 信号的算法经验证可以提取波形特征显著的真实 BCG 信号,实现监测人体心脏状态的目的,但是噪声与其他干扰对测量到的 BCG 信号质量影响大,BCG 信号对人体姿势和传感器依从性大等问题一直存在。

[参 考 文 献]

- [1] 胡盛寿. 中国心血管健康与疾病报告 2019 概要[J]. 中国循环杂志, 2020, 35(9): 833-854.
- [2] HAN X P, WU X F, WANG J D, et al. The latest progress and development trend in the research of Ballistocardiography(BCG) and Seismocardiogram(SCG) in the field of health care[J]. Applied Sciences, 2021, 11(19): 8896-8913.

(下转第 676 页)

- human liver[J]. *Journal of Hepatology*, 2022, 76(4): 896-909.
- [12] FANG R, YANG S, GU X, et al. Early-life exposure to bisphenol A induces dysregulation of lipid homeostasis by the upregulation of *SCD1* in male mice[J]. *Environmental Pollution*, 2022, 304: 119201.
- [13] FILALI-MOUNCEF Y, HUNTER C, ROCCIO F, et al. The ménage à trois of autophagy, lipid droplets and liver disease[J]. *Autophagy*, 2022, 18(1): 50-72.
- [14] WANG Y, NAKAJIMA T, GONZALEZ F J, et al. PPARs as metabolic regulators in the liver: lessons from liver-specific PPAR-null mice[J]. *International Journal of Molecular Sciences*, 2020, 21(6): 2061.
- [15] SHI D, HAN T S, CHU X, et al. An isocaloric moderately high-fat diet extends lifespan in male rats and *Drosophila* [J]. *Cell Metabolism*, 2021, 33(3): 581-597.
- [16] SUN L, LING Y, JIANG J, et al. Differential mechanisms regarding triclosan vs. bisphenol A and fluorene-9-bisphenol induced zebrafish lipid-metabolism disorders by RNA-Seq[J]. *Chemosphere*, 2020, 251: 126318.
- [17] LONG Z, FAN J, WU G, et al. Gestational bisphenol A exposure induces fatty liver development in male offspring mice through the inhibition of *HNF1b* and upregulation of *PPAR γ* [J]. *Cell Biology and Toxicology*, 2021, 37(1): 65-84.
- [18] WU D, WU F J, LIN R, et al. Impairment of learning and memory induced by perinatal exposure to BPA is associated with ER α -mediated alterations of synaptic plasticity and PKC/ERK/CREB signaling pathway in offspring rats[J]. *Brain Research Bulletin*, 2020, 161: 43-54.
- [19] BASU D, GOLDBERG I J. Regulation of lipoprotein lipase-mediated lipolysis of triglycerides[J]. *Current Opinion in Lipidology*, 2020, 31(3): 154-160.
- [20] KISSELEVA T, BRENNER D. Molecular and cellular mechanisms of liver fibrosis and its regression[J]. *Nature Reviews Gastroenterology & Hepatology*, 2021, 18(3): 151-166.
- [21] AUNGST J, ANDERSON S. Final report for the review of literature and data on BPA[R]. [S. l.]: Memorandum of Public Health Service Food and Drug Administration, 2014.
- [22] Department of Health and Human Services Centers for Disease Control and Prevention National Center for Environmental Health, Fourth national report on human exposure to environmental chemicals [R]. Atlanta: [s. n.], 2009.
- [23] CHRISTOFIDES A, KONSTANTINIDOU E, JANI C, et al. The role of peroxisome proliferator-activated receptors (PPAR) in immune responses [J]. *Metabolism*, 2021, 114: 154338.
- [24] WEIHE P, WEIHRAUCH-BLÜHER S. Metabolic syndrome in children and adolescents; diagnostic criteria, therapeutic options and perspectives[J]. *Current Obesity Reports*, 2019, 8(4): 472-479.
- [25] WANG Y, LEE C, TIEP S, et al. Peroxisome-proliferator-activated receptor δ activates fat metabolism to prevent obesity[J]. *Cell*, 2003, 113(2): 159-170.
- [26] WOHLHIETER C A, RICHARDS A L, UDDIN F, et al. Concurrent mutations in *STK11* and *kEAP1* promote ferroptosis protection and *SCD1* dependence in lung cancer [J]. *Cell Reports*, 2020, 33(9): 108444.
- [27] RASSART E, DESMARAIS F, NAJYB O, et al. Apolipoprotein D[J]. *Gene*, 2020, 756: 144874.

(责任编辑 闫杏丽)

(上接第 669 页)

- [3] YOUSEFIAN P, SHIN S, MOUSAVI A S, et al. Physiological association between limb Ballistocardiogram and arterial blood pressure waveforms; a mathematical model-based analysis[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 5146-5159.
- [4] ARMANFARD N, KOMEILI M, MIHAILIDIS A. Development of a smart home-based package for unobtrusive physiological monitoring[C]//IEEE 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Honolulu, IEEE, 2018: 4444-4447.
- [5] 孔令琴, 吴育恒, 庞宗光, 等. 基于心冲击描记术的心率检测方法[J]. *中国激光*, 2020, 47(2): 430-438.
- [6] MCSHARRY P E, CLIFFORD G D, TARASSENKO L, et al. A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2003, 50(3): 289-294.
- [7] 胡广书. 现代信号处理教程[M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2015: 396-398.
- [8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [9] RODRIGUES G S, NOTT D J, SISSON S A. Functional regression approximate Bayesian computation for Gaussian process density estimation[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2016, 103: 229-241.
- [10] WANG Z, GAN Z, LIU Z, et al. A dynamical model for generating synthetic Ballistocardiogram signals[C]//Eleventh International Conference on Advanced Computational Intelligence. Guilin, IEEE, 2019: 56-61.
- [11] 蒋佳静. 基于函数型高斯过程回归的时序数据建模研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2021.

(责任编辑 吴亮)