

早期妊娠心电图特征研究与人工智能诊断

石文海^{1*}, 闫咏梅², 黄雄¹, 刘星辰¹, 潘科欣², 杜晓辉², 王兴国³, 刘露¹, 张勤修⁴, 王晓莉⁵

¹成都市第六人民医院, 四川 成都

²电子科技大学光电学院, 四川 成都

³微智科技 - 电子科技大学智能显微技术联合研究中心, 四川 宜宾

⁴成都中医药大学附属医院, 四川 成都

⁵成都市第二人民医院, 四川 成都

收稿日期: 2022年11月12日; 录用日期: 2022年12月6日; 发布日期: 2022年12月15日

摘要

目的: 研究青年女性早期妊娠心电图的特征性改变, 为早期妊娠的女性提供一种新的早期筛查手段, 提高早期妊娠的诊断和干预率。方法: 152例早期妊娠的青年女性以及100例未妊娠的青年女性, 通过医学SPSS软件对比两组人群的心电图差异, 同时运用深度学习方法对心电图进行智能诊断, 开发诊断软件。结果: 早期妊娠女性的心电图出现窦性心动过速、窦性心律不齐、短PR间期、ST段压低、T波低平倒置、电轴左偏、胸导联低电压、逆钟向转位较未妊娠女性具有显著的统计学差异($P < 0.05$)。智能诊断软件预测准确率达到90%, 精确率100%, 召回率83.33%。结论: 青年女性早期妊娠心电图均为生理性变异, 基于人工智能心电图诊断早期妊娠准确率、精确度均较高。

关键词

早期妊娠, 心电图, 深度学习, 人工智能

Research of ECG Characteristics and Artificial Intelligent Diagnosis for Early Pregnancy

Wenhai Shi^{1*}, Yongmei Yan², Xiong Huang¹, Xingchen Liu¹, Kexin Pan², Xiaohui Du², Xingguo Wang³, Lu Liu¹, Qinxiu Zhang⁴, Xiaoli Wang⁵

¹The Sixth People's Hospital of Chengdu, Chengdu Sichuan

²School of Optoelectronic Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu Sichuan

*通讯作者。

文章引用: 石文海, 闫咏梅, 黄雄, 刘星辰, 潘科欣, 杜晓辉, 王兴国, 刘露, 张勤修, 王晓莉. 早期妊娠心电图特征研究与人工智能诊断[J]. 临床医学进展, 2022, 12(12): 11210-11218. DOI: 10.12677/acm.2022.12121616

³MIT-UESTC Joint Institute of Intelligent Microtechnique, Yibin Sichuan

⁴Hospital of Chengdu University of TCM, Chengdu Sichuan

⁵The Second People's Hospital of Chengdu, Chengdu Sichuan

Received: Nov. 12th, 2022; accepted: Dec. 6th, 2022; published: Dec. 15th, 2022

Abstract

Objectives: This paper detects the changes of electrocardiogram (ECG) characteristics of young women in early pregnancy, providing a new screening method for women in early pregnancy and improving the diagnosis and intervention rate of early pregnancy. **Methods:** A total of 152 young women with early pregnancy and 100 young women without pregnancy were included. The ECG differences between the two groups were compared by SPSS software, and deep learning method is used for intelligent diagnosis of ECG. A diagnostic software was developed. **Results:** The ECG characteristics of early pregnant women were sinus tachycardia, sinus arrhythmia, short PR interval, ST segment depression, T wave inversion, left axis deviation, chest lead low voltage and inverse clock transposition, which had significant statistical differences compared with non-pregnant women ($P < 0.05$). The accuracy rate, precision rate and recall rate of intelligent diagnostic software reach 90%, 100%, and 83.33% respectively. **Conclusions:** The ECG characteristics of young women in early pregnancy are physiological variations. The accuracy and precision of early pregnancy diagnosis based on artificial intelligence are high.

Keywords

Early Pregnancy, ECG, Deep Learning, Artificial Intelligence

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

意外妊娠是全球极为常见的现象, 发生率 40%~50% [1]。美国有研究显示在低收入人群, 这一比例更高达 62%; 在我国除了上述问题以外, 避孕意识的普及率、避孕工具的使用率也较欧美国国家低, 这进一步增加了我国女性意外妊娠的风险[2] [3]。目前早期妊娠的诊断“金标准”是人绒毛膜促性腺激素 (Human Chorionic Gonadotrophin, HCG) [4], 但 HCG 在我国绝大多数地区并未纳入常规体检项目, 因此对于无早期妊娠症状、偏远地区的部分人群不能及时诊断。

现有的研究显示妊娠会引起心脏血流动力学、心肌细胞电活动的改变[5], 而心电图具有普及、廉价、实用的特点, 对于心脏电活动及结构异常极为敏感。因此, 本研究主要探索早期妊娠的心电图特征, 为心电图辅助诊断早期妊娠提供临床依据。

同时, 人工智能在医学领域的应用越来越广泛, 深度学习的应用对于辅助医生进行病灶识别、病变筛查、统计预测等具有重要的医学价值[6]。随着心电图数量的剧增与临床诊断依据的细分, 医生在诊断过程中受主观因素的影响不断增大, 迫切需要计算机的分析进行辅助诊断, 提高诊断的准确率与效率。经验证, 深度学习的方法可以对多种不同的心率失常进行分类[7], 并且由于神经网络学习的方法可以避免人工设计的局限性, 因此其分类效果较传统方法而言更精准, 更高效。

2. 资料与方法

2.1. 研究对象

早期妊娠组：18~35 岁早期妊娠(<12 周)女性；HCG 阳性；通过病史调查、心脏彩超、胸片、生化检查等已除外心、肺、肝、肾等疾病；对照组：18~35 岁未妊娠的健康女性。

2.2. 抽样方法

采用随机抽样的方法，以 2019 年 1 月 1 日~2019 年 12 月 31 日为期限，从成都市第六人民医院、成都市第二人民医院、成都中医药大学附属医院随机调取早期妊娠女性的心电图，以及同期未妊娠健康妇女的心电图。

2.3. 测量指标

心电图机自动测量心率；人工判读心律类型；应用 Engauge Digitizer 软件测量 P、QRS、T 波时长及振幅，PR 间期时长，ST 段压低(或抬高)幅度，计算电轴偏移度。

2.4. 统计学分析

应用 SPSS 26.0 软件进行统计学汇总分析。计量资料以均数 \pm 标准差($x \pm s$)表示，组间比较采用 t 检验；定性资料的组间比较采用 χ^2 检验。 $P < 0.05$ 提示差异有统计学意义。

2.5. 人工智能分析

本项目与电子科技大学合作，通过人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)模型对早期妊娠组和对照组心电图进行深度学习，最终生成简明直接、高效准确的妊娠心电图诊断软件。

2.5.1. 数据预处理

对收集到的心电数据以 1000 Hz 的频率进行采样，并通过离散小波变换过滤严重影响数据质量的肌肉电等噪声，改善 ECG 形态特征失真，滤波效果与传统滤波算法相比结果更加优良(图 1) [8]。

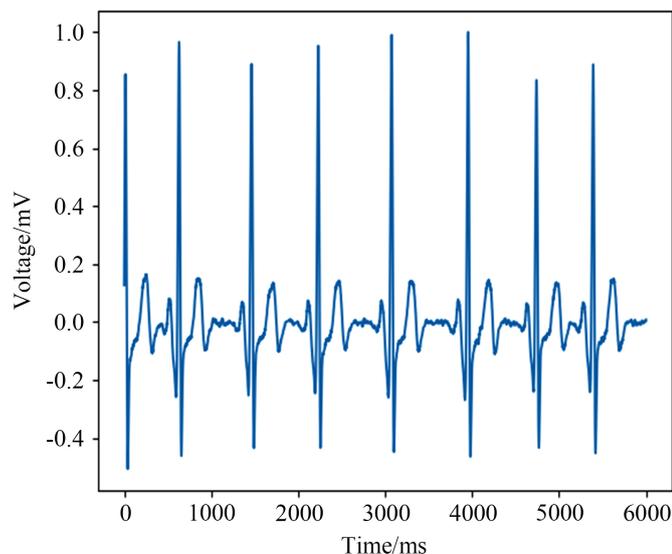


Figure 1. The filtered ECG

图 1. 滤波后的心电图

通过裁剪与加噪的方式对心电图进行数据增强：裁剪能打乱心电图的周期性，使数据呈现截断的效果，随机裁剪的数据可以有效扩充数据样本量；加噪则是模拟硬件电路的电子热运动产生的噪声，提升网络的鲁棒性。

最终得到的数据尺寸为 12×6000 (12 导联，每个导联有 6000 个采样点)，充分利用 12 导联心电图的优势，将 12 导联的心电信号统一做归一化处理，并根据是否早孕赋予心电图数据真值，将对应结果保存于 TXT 文件中方便调用(图 2)。

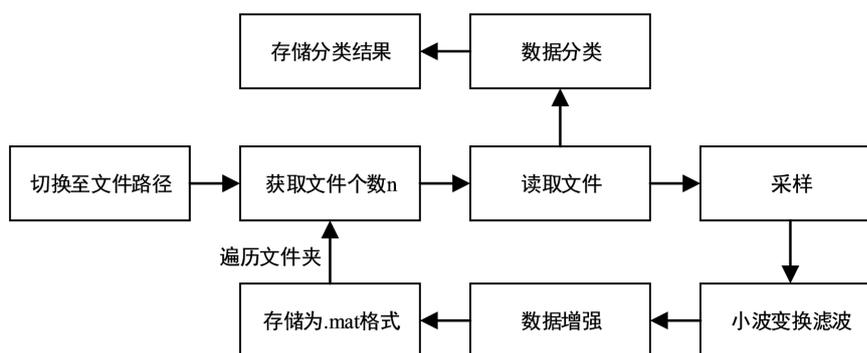


Figure 2. Data preprocessing process

图 2. 数据预处理流程

2.5.2. 模型设计及训练

针对心电图分类目的及后续软件设计要求，构建了一个轻量型的一维神经网络作为分类模型。使用 Keras 搭建一维神经网络，具体网络结构如图 3 所示。

Input data
Conv1D + ReLU1_1
Conv1D + ReLU1_2
Max pooling1
Conv1D + ReLU2_1
Conv1D + ReLU2_2
Max pooling2
Conv1D + ReLU3_1
Conv1D + ReLU3_2
Max pooling3
Conv1D + ReLU4_1
Conv1D + ReLU4_2
Max pooling4
GlobalAveragePooling1D
Dropout(0.3)
Dense + softmax
Output

Figure 3. Neural networks architecture

图 3. 网络模型结构

网络基础模块以两个一维卷积层和一个最大池化层构成,卷积结束后都使用 ReLU 来进行激活,ReLU 相较于其他激活函数可以减小计算量。

在四个基础模块后链接一维全局平均池化层代替全连接层,加 Dropout 层在每一轮的训练过程中随机选择数据生成子网络,最后使用 softmax 作为网络的分类器,输出预测结果。上述操作可有效避免过拟合、增强模型的鲁棒性、提升模型分类效果、减少模型整体参数数量,更便于嵌入软件调用。

进行心电图预测早孕的具体步骤为:在上述的心电图预测网络中输入经过预处理的心电图数据,对应其真值,通过迭代学习数据特征掌握区分早孕与正常对照心电图的标准,输出结果为预测概率,根据概率进行分类。

为防止在训练过程中出现过拟合,开始训练前,将所有训练数据顺序打乱后按比例划分训练集与验证集,使其接近真实的概率分布,随后送入搭建的网络模型进行训练[9]。

3. 结果

3.1. 研究对象基本情况

本研究总共纳入 152 名早期妊娠女性,100 名正常未妊娠女性。早期妊娠组平均年龄 27.4 ± 4.9 岁,对照组平均年龄 28.1 ± 4.6 岁,两组数据无统计学差异($P = 0.249$);并且两组人群在既往吸烟史、饮酒史也无统计学差异($P_{\text{吸烟}} = 0.533$; $P_{\text{饮酒}} = 0.689$) (表 1)。

Table 1. Baseline characteristics of the objects

表 1. 研究对象基本情况

项目	早孕组(n = 152)	对照组(n = 100)	P 值
年龄(year)	27.4 ± 4.9	28.1 ± 4.6	0.249
吸烟史[n (%)]	3 (1.9)	1 (1.0)	0.533
饮酒史[n (%)]	6 (3.9)	3 (3.0)	0.689

3.2. 心律

早期妊娠组共有 24 例(15.7%)出现窦性心动过速,对照组有 1 例(1.0%)出现窦性心动过速,具有显著统计学差异($P = 0.0001$);此外,早期妊娠组有 51 例(33.5%)出现窦性心律不齐,对照组有 2 例(2.0%)出现窦性心律不齐,具有显著统计学差异($P = 0.0001$)。

3.3. 心率

早期妊娠组平均心率 79.9 ± 16.0 次/分,对照组平均心率 75.5 ± 8.2 次/分,具有显著统计学差异($P = 0.012$)。

3.4. PR 间期

早期妊娠组心电图 PR 间期平均时限 137.4 ± 22.5 ms,对照组心电图 PR 间期平均时限 143.0 ± 14.6 ms,具有显著统计学差异($P = 0.028$);并且早期妊娠组有 21 例(13.8%)出现 PR 间期 < 120 ms,对照组均无此改变,具有显著统计学差异($P = 0.0001$)。

3.5. ST 段及 T 波

早期妊娠组共有 25 例(16.4%)出现心电图 ST 段压低 > 0.02 mv,其压低幅度平均值 0.07 ± 0.006 mv,

对照组有 2 例(2.0%)出现 ST 段压低 > 0.02 mv, 具有显著统计学差异($P = 0.0001$)。早期妊娠组共有 22 例(14.4%)出现心电图 T 波低平或倒置, 对照组有 2 例(2.0%)出现 T 波低平或倒置, 具有显著统计学差异($P = 0.001$)。

3.6. 电轴偏移

早期妊娠组共有 11 例(7.2%)出现心电图电轴左偏, 偏移度数平均值 -31.09 ± 1.4 , 对照组有 1 例(1.0%)出现电轴左偏, 具有显著统计学差异($P = 0.023$)。

3.7. 胸导联电压

早期妊娠组共有 13 例(8.5%)出现胸导联低电压, 电压平均值 0.66 ± 0.03 mv, 对照组有 2 例(2.0%)出现电轴左偏, 具有显著统计学差异($P = 0.029$)。

3.8. 心脏转位

早期妊娠组有 27 例(17.7%)出现逆钟向转位, 对照组均无此改变, 具有显著统计学差异($P = 0.0001$) (表 2)。

Table 2. ECG characteristics of early pregnancy

表 2. 早期妊娠心电图特征

心电图改变	早孕组(n = 152)	对照组(n = 100)	P 值
窦性心律失常[n (%)]	75 (49.2%)	3 (3.0%)	0.0001
窦性心动过速[n (%)]	24 (15.7%)	1 (1.0%)	0.0001
窦性心律不齐[n (%)]	51 (33.5%)	2 (2.0%)	0.0001
平均心率(次/分)	79.9 ± 16.0	75.5 ± 8.2	0.012
PR 间期(ms)	137.4 ± 22.5	143.0 ± 14.6	0.028
PR < 120 ms [n (%)]	21 (13.8%)	0 (0)	0.0001
ST 段压低(mv)	25 (16.4%)	2 (2.0%)	0.0001
T 波低平、倒置[n (%)]	22 (14.4%)	2 (2.0%)	0.001
电轴左偏[n (%)]	11 (7.2%)	1 (1.0%)	0.023
逆钟向转位[n (%)]	27 (17.7%)	0 (0)	0.0001

3.9. 人工智能诊断算法

本次实验共收集到 152 名早期妊娠女性与 100 名正常未妊娠女性的 12 导联心电图数据。其中, 242 例数据用于训练, 且训练集与验证集数据比例为 9:1 (train:val = 9:1); 10 例数据用于预测。

将临床获取的心电数据送入设计好的 ANN 网络中进行训练并保存最优模型, 实现了快速、稳定、准确的预测诊断。

训练过程中以准确率(Accuracy)、精确率(Precision)和召回率(Recall)作为网络分类评估指标, 交叉熵(Cross-Entropy)作为损失函数, 计算方式如下:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}} \quad (1)$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (3)$$

$$\text{CE_loss} = -\{p * \log_2(q) + (1-p) * \log_2(1-q)\} \quad (4)$$

其中，式(1)~式(3)中各参数代表含义如表 3 所示，式(4)中 p 表示真实情况为早孕的概率， q 表示网络预测为早孕的概率。

Table 3. Parameter correspondence table

表 3. 参数对应表

真实情况	预测结果	
	早孕	未早孕
早孕	TP	FN
未早孕	FP	TN

不断更新保存准确率最高的模型文件，最优模型在验证集上的准确率达到 87.10%，精确率为 92.01%，召回率为 86.83%，实现了对适龄女性早孕的预测筛查。

3.10. 人工智能诊断软件

将上述算法应用于妊娠心电图诊断软件开发，最终生成智能诊断软件可以通过分析女性患者的心电图数据，判断其是否处于妊娠早期。该软件主要具备读取心电文件、预测是否早孕、结果输出等功能，运行界面如图 4 所示。



Figure 4. Pregnancy ECG diagnostic software interface

图 4. 妊娠心电图诊断软件界面

软件的具体操作流程为：打开软件，点击“INIT”，清除缓存，并加载模型文件；点击“文件路径”右侧的输入框，输入需要预测的文件名；点击“OK”开始预测，预测结果将展示在输出框中。

使用打包好的软件对测试集中的 10 例数据进行预测，预测结果如表 4 所示。

Table 4. Statistical table of forecast results**表 4.** 预测结果统计表

	早孕	未早孕	准确率	精确率	召回率
实际情况	6	4	90.00%	100.00%	83.33%
预测结果	5	5			

其中,除一例早孕数据误判为未早孕,剩余 9 例预测结果均与实际相符合,预测准确率达到 90%,精确率 100%,召回率 83.33%。

诊断软件界面清晰、操作简单、预测速度快且结果较精准,医护人员非常容易上手操作。

4. 讨论

本研究为多中心回顾性分析,通过详细对比早期妊娠女性和未孕女性的心电图心律及各段波形的特点,得出早期妊娠心电图的特征性改变如下:1) 早期妊娠女性心率较正常偏快(平均 80 次/分),以窦性心动过速伴不齐为主要的心律失常类型。2) 短 P-R 间期、心脏逆钟向转位是较为特征性的改变。3) ST-T 改变、电轴左偏、胸导联低电压也较为常见。从生理机制上分析,孕早期血容量即较正常有所增加,从孕 6 周开始肾素-血管紧张素-醛固酮系统激活,心输出量增加,心率代偿性增快[10];其次,交感神经兴奋性增加也进一步促进窦性心动过速的发生,而副交感神经则处于低迷状态,对窦房结的张力不稳定,从而心电图上显现为窦性心律不齐[11]。短 P-R 间期的出现与孕期心肌需氧量增加,相对缺氧有关,高能磷酸键的产生减少,引起心肌细胞电生理不稳定[12]。ST-T 改变除了心率加快的影响,更重要的是心肌细胞相对缺氧,引起心肌间质水肿,散在炎性细胞的浸润累及传导系统[13]。此外,有研究显示孕期缺铁也会引起 ST-T 改变[14]。心脏逆钟向转位和电轴左偏可能是由于血容量增加后,左心代偿性肥厚引起的电生理特性的改变,这在中晚期妊娠阶段表现更为明显[15]。胸导联低电压可能是由于羊水增加,乳房充血、增大,使得心电传导阻力增加所致[16]。

我们将上述心电图特征与深度学习相结合,成功研发妊娠心电图诊断软件预测早孕,在妊娠心电图领域尚属首次。近期,Pritam Sarkar 等就运用机器学习的方法评估慢性应激对孕妇及胎心的心电图影响,建立了相应的评价量表,同样也是使用 ANN 模型[17]。ANN 的优势在于它是一种模拟人脑思维和行为模式的技术,通过自主学习、自适应的方式找到研究对象的心电图内部特征,具有很强的抗干扰能力和较快的反应速度[18]。下一步我们将在已确诊早孕的自愿者中进一步验证妊娠心电图诊断软件预测的准确率。本研究的最大实践意义在于可以通过便捷的心电图手段,辅助诊断早孕(特别是意外妊娠的筛查),有巨大的社会效益。

本研究的局限性:1) 在数据方面,本研究收集的数据样本量偏少,模型泛化能力稍弱,可能导致在临床实际测试的准确率偏低。今后应在临床上继续收集合适的心电数据,进一步优化模型。2) 人体是复杂的,心电也会受到多方面因素的影响,如身高、体重、年龄、过往病史等,而本研究对心电数据标记的标签只有“是否早孕”一项,未考虑其他因素的影响,后续可合理调整多标签权重,完善智能早孕分类机制。3) 临床上心电图的意义重大,是医生诊断心脏疾病的重要工具,本研究研发的这款软件实现了通过心电图预测青年女性是否早孕,但功能相对单一,后续可以增加预测诊断的心脏疾病类型,满足临床上多种疾病诊断的需求。

基金项目

四川省中医药管理局专项课题(2020LC0019)。

参考文献

- [1] Yang, F., Dong, L., Zhang, X., *et al.* (2020) Vasectomy and Male Sexual Dysfunction Risk: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Medicine*, **99**, e22149. <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000022149>
- [2] Ding, R., Guo, C., Song, X. and Zheng, X. (2019) Male Knowledge, Attitude and Practice and Partner Pregnancy among Chinese Unmarried Youth. *PLOS ONE*, **14**, e0214452. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0214452>
- [3] Kim, T.Y., Dagher, R.K. and Chen, J. (2016) Racial/Ethnic Differences in Unintended Pregnancy. *American Journal of Preventive Medicine*, **50**, 427-435. <https://doi.org/10.1016/j.amepre.2015.09.027>
- [4] NICE (2019) Ectopic Pregnancy and Miscarriage: Diagnosis and Initial Management. National Institute for Health and Care Excellence, London.
- [5] NICE (2019) Hypertension in Pregnancy: Diagnosis and Management. National Institute for Health and Care Excellence, London.
- [6] 田娟秀, 刘国才, 谷珊珊, 鞠忠建, 刘劲光, 顾冬冬. 医学图像分析深度学习研究方法研究与挑战[J]. 自动化学报, 2018, 44(3): 401-424.
- [7] Hannun, A.Y., Rajpurkar, P., Haghpanahi, M., *et al.* (2019) Publisher Correction: Cardiologist-Level Arrhythmia Detection and Classification in Ambulatory Electrocardiograms Using a Deep Neural Network. *Nature Medicine*, **25**, 530. <https://doi.org/10.1038/s41591-019-0359-9>
- [8] Daqrouq, K. (2012) ECG Baseline Wandering Reduction Using Discrete Wavelet Transform. *Asian Journal of Information Technology*, **4**, 989-995.
- [9] Mark, E.F. 机器学习 Python 版[M]. 江红, 等, 译. 北京: 机械工业出版社, 2022: 52-58.
- [10] 赵广珍, 李玉芸. 西宁地区妊娠期妇女心电图改变特点分析[J]. 青海医药杂志, 2010, 40(7): 65-66.
- [11] 郭良红. 妊娠期妇女心电图检查结果分析[J]. 医学信息, 2013, 26(6): 250-251.
- [12] 徐梅, 郭辉, 郝建华, 等. 妊娠女性短 PR 间期的临床分析[J]. 临床心电学杂志, 2010, 19(3): 200-202.
- [13] 丁红梅. 妊娠早期女性 ST 段改变的心电图分析[J]. 实用医技杂志, 2012, 19(4): 407-408.
- [14] 吕桂枝, 刘少芬, 朱代华. 妊娠妇女贫血对心电图 ST 段改变的影响探讨[J]. 临床医学工程, 2017, 24(1): 17-18.
- [15] 许忠宗, 陈晨. 高龄孕妇妊娠晚期的异常心电图表现及其与不良妊娠结局的关系[J]. 中国妇幼保健, 2019, 34(1): 53-55.
- [16] 吴新娥. 健康孕妇胸导联 QRS 波群低电压观察[J]. 心电与循环, 2012, 31(1): 23-24.
- [17] Sarkar, P., Lobmaier, S., Fabre, B., *et al.* (2021) Detection of Maternal and Fetal Stress from the Electrocardiogram with Self-Supervised Representation Learning. *Scientific Reports*, **11**, Article No. 24146. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-03376-8>
- [18] 王莹莹, 薛超, 殷兆芳, 蓝耕良, 蓝守仁. 智能诊断在心电图诊断的发展历程及应用进展[J]. 心血管康复医学杂志, 2019, 28(4): 502-505.