

# 基于CNN网络的孕妇腹电信号质量评估算法

牛晓杰, 杨益民\*

北京工业大学化学与生命科学学院, 北京

收稿日期: 2024年4月7日; 录用日期: 2024年5月1日; 发布日期: 2024年5月9日

## 摘要

胎儿心率(fetal heart rate, FHR)能够反映母亲子宫内胎儿的健康情况, 也是胎儿监护的重要指标。无创胎儿心电监测是将电极置于孕妇腹部来采集腹部心电信号(abdomen electrocardiogram, AECG), 经过信号处理可从AECG获取出胎儿心电信号(fetal electrocardiogram, FECG), 根据获得的FECG可计算得到FHR。目前FECG提取存在着一些问题, 如在AECG有母亲心电信号(maternal electrocardiogram, MECG)、基线漂移、工频干扰、采集噪声等, 这些噪声会使AECG的信号质量差, 最终影响FECG的提取效果。因此本文提出了一种基于CNN网络的AECG质量评估算法, 通过该算法可以对AECG质量评估, 筛选出信号质量比较好的AECG, 从而提高FECG提取的准确率。通过对测试集的AECG质量评估, 本文提出算法的灵敏度(SE)、阳性预测值(PPV)和F1值达到了97.76%、97.00%、97.38%, 证明本文提出的方法可有效地对AECG质量评估。

## 关键词

胎儿心率, 母亲心电信号, 胎儿心电信号

# Algorithm for Quality Evaluation of Pregnant Women's Abdominal Electrical Signals Based on CNN Networks

Xiaojie Niu, Yimin Yang\*

College of Chemistry and Life Science, Beijing University of Technology, Beijing

Received: Apr. 7<sup>th</sup>, 2024; accepted: May 1<sup>st</sup>, 2024; published: May 9<sup>th</sup>, 2024

## Abstract

Fetal heart rate (FHR) can reflect the health of the foetus in the mother's womb and is an impor-

\*通讯作者。

tant indicator of foetal monitoring. Non-invasive fetal electrocardiography is based on placing electrodes on the abdomen of a pregnant woman to collect abdominal electrocardiogram (AECG), and after signal processing, fetal electrocardiogram (FECG) can be obtained from the AECG signals, and FHR can be calculated based on the FECG signals obtained. Currently there are some problems in FECG separation, such as maternal electrocardiogram (MECG) in AECG, baseline drift, IF interference, acquisition noise, etc., which will make the signal quality of AECG poor and ultimately affect the separation effect of FECG. Therefore, this paper proposes an AECG quality assessment algorithm based on deep learning CNN network, by which the AECG quality can be assessed and the AECGs with better signal quality can be screened out, so as to improve the accuracy of FECG extraction. By evaluating the AECG quality of the test set, the sensitivity (SE), positive predictive value (PPV), and F1 value of the proposed algorithm in this paper reached 97.76%, 97.00%, and 97.38%, which proves that the method proposed in this paper can be effective for AECG quality evaluation.

## Keywords

FHR, MECG, FECG

Copyright © 2024 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

在早期胎儿心脏发育阶段, 监测胎儿心脏活动是获取有关胎儿健康状况和心脏异常的重要信息的一种途径。FHR 监测被证明至关重要, 因为心率过缓、加速 - 减速过快以及变异性降低等情况可能与胎儿窘迫相关。目前, 胎心宫缩监护(cardiotocography, CTG)是临床上最常用的胎儿监护方法。然而, 这种方法需要较高的技术水平, 不适合进行长时间的监测, 而且长时间的超声检查可能对胎儿的健康造成影响 [1] [2], 根据研究发现, 对于诊断剂量的超声辐照多次使用或者单次使用大于 20 分钟会影响产后胎儿的体质 [3]。

最可靠的 FHR 测量方法是通过在胎儿头皮上放置电极, 在分娩时进行。然而, 这种方法存在风险和成本问题, 使在临床实践中的应用受到限制 [4]。因此, 无创 FECG 监测被认为是未来最有前景的 FHR 测量方法之一 [5]。该方法通过表面电极记录母体腹部的 AECG, 然后从中提取 FECG。然而, AECG 中母体和胎儿成分在时域和频域上存在重叠现象, 而且 FECG 的振幅比母体的低得多, 可能会被掩盖。此外, FECG 还受到胎儿脑电活动、肌肉电活动以及运动伪影的影响 [4], 这使得 FECG 提取变得更加复杂, 也对最终 QRS 的检测算法提出了严峻的挑战。近些年来, 先进信号处理方法的发展使 FECG 的提取成为可能, 这些方法促进了无创 FECG 在监测妇产科临床实践中成为诊断胎儿窘迫的有效替代方法 [6]。有许多种从 AECG 中提取出 FECG 的方法, PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2013 提供了大量数据和开源实用算法 [7]。目前, 常用的 FECG 提取算法包括自适应法 [8]、盲源信号提取法 [2] 和模板法 [5], 其中模板法主要涉及信号预处理、母体心电信号 (Maternal electrocardiographic, MECG) 模板和 MECG 成分去除。

近年来, 随着人工智能和计算机技术的迅速发展, 深度学习在信号处理领域得到了广泛应用 [9] [10]。在 FECG 提取方面, 深度学习取得了显著的进展。例如, Jin Lee 等人将 W-net 应用于单信道 AECG, 通过端到端的过程逐步提取 MECG 和 FECG, 在每个编码器步骤中逐步去除 MECG 特征并提取 FECG [11]。

此外, Wang 等人提出了一种用于 FECG 提取的规范结构图稀疏注意网络(CSGSA-Net), 该网络利用规范空间图稀疏注意模块估计被 MECG 掩盖的 FECG [12]。

尽管现有方法取得了一定成果, 但仍存在无法适应临床各种复杂胎儿心电状况的问题, 主要原因在于信号质量的影响。部分腹电信号甚至可能不包含胎儿心电信号, 或被噪声淹没, 导致无法正确提取出 FECG。此外, 电极位置也会影响胎儿心电信号的质量[13]。因此, 研究 AECG 质量评估算法对准确提取 FECG 具有重要意义。

在对 FECG 信号提取之前, 先进行 AECG 信号质量评估至关重要, 这有助于确保计算得到的 FHR 具有准确性和可靠性。如果不对 AECG 信号进行质量评估, 算法的性能将受到影响。Andreotti 等人基于信号特征, 采用信号质量指标结合贝叶斯分类器的方法来评估 FECG 信号质量, 其一致性达到 0.65 [14]。Nardelli 等人引入了一种新的高阶统计量指标来评估心电信号, 其分类准确率达到了 90.38% [15]。Shi 等人构建了 QRS 模板信号, 并通过计算原始 QRS 波与模板信号的相关系数来评估心电信号质量, 取得了良好的分类效果[16]。当前, 针对 AECG 信号质量评估的研究相对较少, 本研究提出的 AECG 信号质量评估分类模型对提升 FECG 提取效果以及避免 FHR 计算错误都具有重要意义。

## 2. 方法

AECG 质量评估算法流程图如下图 1 所示。简而言之, 首先对 AECG 进行预处理, 然后通过 AECG 信号质量评估模型得到 AECG 信号的评价, 最后, 通过对测试集对所提出方法进行评估。

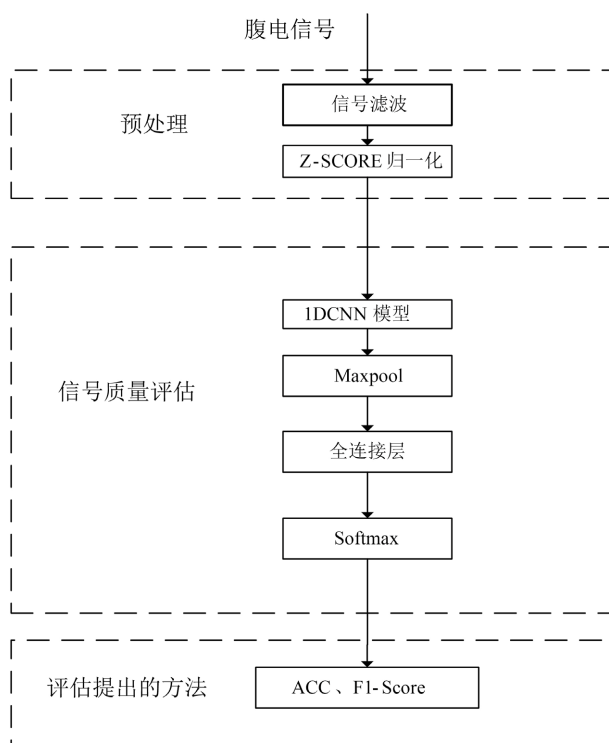


Figure 1. Flowchart of the proposed method in this study

图 1. 本研究提出方法的流程图

### 2.1. 数据集

本研究总共使用了 3 个数据集, 数据集 A 来自 The PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2013

seta [7], 数据集 B 为本实验室在北京协和医院采集的数据, 数据集 C 来自 The PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2013 setb [7]。

数据集 A 包括 75 例孕妇的临床数据, 每例孕妇数据大致记录时间约为 1 分钟, 4 个通道电极记录, 采样率为 1000 Hz。

数据集 B 包括 195 名孕妇的临床数据, 每例孕妇数据大致记录时间约为 20 分钟, 8 个通道电极信号, 采样率为 250 Hz。

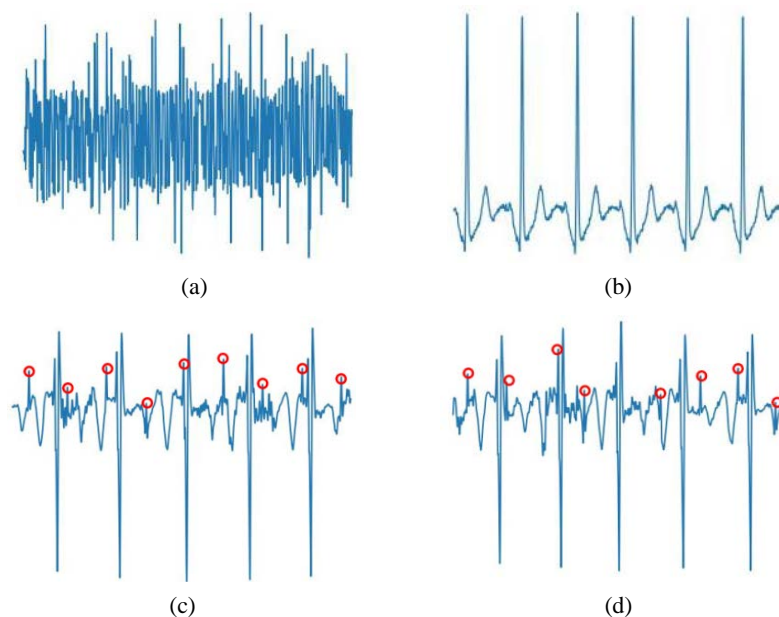
数据集 C 包含 100 例孕妇的临床数据, 每例孕妇数据大致记录时间约为 1 分钟, 4 个通道电极记录, 采样率为 1000 Hz。

将数据集数据统一采样率为 250 Hz, 选择数据集 A 和数据集 C 的数据组成训练集, 数据集 B 中的数据组成测试集。

## 2.2. 预处理

在 AECG 中, 噪声主要包括基线漂移、肌电干扰和工频干扰[17]。基线漂移通常是由孕妇的肢体活动或呼吸引起的, 呈现出类似正弦波的形态, 其频率范围为 0.05~2 Hz [18]。常用的去除基线漂移的方法包括低通滤波和曲线拟合[19]。工频干扰则是市电供电设备产生的电磁辐射干扰, 通常为 50 Hz 的正弦波及其谐波。肌电干扰主要来自孕妇的腹部肌肉或子宫肌肉活动, 其频率范围在 30~300 Hz。

在本研究中, 我们采用了 3 至 90 Hz 的五阶巴特沃斯带通滤波器[20], 以消除 AECG 中的基线漂移和肌电干扰, 并采用了 5 阶 50 Hz 的巴特沃斯陷波器来滤除工频干扰。由于采集设备、采集电极位置以及个体差异会导致采集信号的幅值差异较大, 我们使用了 Z-score 方法对滤波后的 AECG 信号进行标准化处理[20]。最后, 为了适应网络训练和实时处理的需求, 我们采用了 4 秒长度的窗口, 以 4 秒的步长对标准化后的 AECG 序列进行分割。最后根据专家的标注, 将信号质量差的序列标注为 0, 如图 2(a)、图 2(b)所示, 将信号质量好的序列标注为 1。如图 2(c)、图 2(d)所示:



**Figure 2.** AECG signals of good and poor quality  
**图 2.** 信号质量好与质量差的 AECG 信号

### 2.3. AECG 质量评估模型

一维卷积在信号处理中被广泛的采用, 尤其在处理时间序列数据时表现突出。其工作原理类似于二维卷积, 但仅在一个维度上进行窗口滑动计算。一维卷积通常用于从序列数据中提取特征或模式识别。

在一维卷积中包含一个输入序列(通常是一个向量)以及一个卷积核(也称为过滤器)。卷积核沿着输入序列滑动, 在每个位置上与输入序列的部分进行元素级乘法和求和操作, 从而生成新的输出序列。

一维卷积在多个领域都有广泛的应用, 包括时间序列数据预测、文本分类以及信号处理等方面。它擅长捕捉局部特征, 在一些情况下可减少参数数量, 降低计算复杂度[21] [22] [23] [24] [25]。众所周知, AECG 是一个时间序列信号, 而且 FQRS 是局部特征, 因此, 使用 CNN 网络对 AECG 信号质量评估是一种合适的选择。

本研究设计了一个包含 CNN 网络与全连接网络的模型结构如图 3, 参数如表 1。网络模型的输入为 1 通道的 AECG 数据, 输出为 AECG 信号质量的标签。这种基于 CNN 的质量评估模型通过训练集中的 7000 个 4 秒 AECG 序列进行训练, 训练参数为迭代次数 1000、批量大小 10、学习率 0.0001, 目标损失函数为交叉熵, 然后通过测试集中的 4000 个 4 秒序列进行测试。

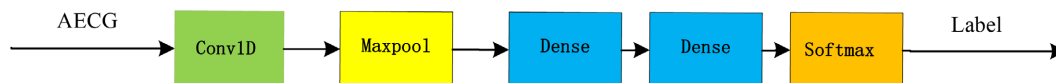


Figure 3. AECG quality evaluation algorithm network structure diagram

图 3. AECG 质量评估算法网络结构图

Table 1. AECG quality evaluation network parameters table

表 1. AECG 质量评估网络参数表

层编号	网络层	参数数量
Layer1	Input Layer	—
Layer2	Conv1d	Filters = 16, Kernel = 3, Strides = 2
Layer3	Maxpool	Poolsize = 2
Layer4	Dense	100
Layer5	Dense	2
Layer6	Softmax	2
Layer7	Output Layer	—

### 2.4. 模型的评估

为了评估提出的算法的性能, 使用灵敏度(SE)、阳性预测值(PPV)和 F1 值评估所提出的算法。

$$SE = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

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

$$F1 = \frac{2 * SE * PPV}{SE + PPV} \quad (3)$$

其中, 真阳性(TP)表示 AECG 质量好的信号被正确分类, 假阴性(FN)表示将 AECG 信号质量好的信号分

类为信号质量差, 假阳性(FP)表示质量差的信号分类为质量比较好。

### 3. 结果与分析

本研究提出算法在测试集的预测效果如表 2 所示, 由于之前对 AECG 信号质量评估的研究较少, 尤其是在深度学习方面, 因此本研究也对其他的方法 2 维 CNN、长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)也进行探究, 通过最终的测试, 本研究的方法优于其他的方法。经过分析, 2 维 CNN 由于处理图片的过程中存在着无用的信息, 影响分类的精度, LSTM 网络关注的是序列之间的联系, 而不是局部特征。

FECG 提取一直以来是一个未解的难题, 究其原因在于生理信号的复杂性, 难以有统一的方法提取 FECG。通过本研究提出的 AECG 质量评估算法, 可以筛选出信号质量好的信号, 从而极大的提高 FECG 提取算法的效果以及可靠性, 舍弃信号质量比较低的信号, 同时也可以去除无用的信号处理流程。此外, 算法的参数比较少, 将有利于实现嵌入式平台的部署。

当前对 AECG 信号质量的评估研究比较少, 未来可以通过更多的临床数据作训练集提高算法的预测准确率, 也可以通过寻找比较适宜的电极位置, 提高 AECG 采集数据的信号质量。

**Table 2.** Comparison of the results of this research algorithm with other algorithms in the test set  
**表 2.** 本研究算法与其他算法在测试集结果的比较

算法	SE (%)	PPV (%)	F1 (%)
2DCNN	93.30	96.86	95.05
LSTM	93.24	88.95	91.04
本文提出的方法	97.76	97.00	97.38

### 4. 结论

本研究提出了一种基 CNN 网络的孕妇腹电信号质量评估算法, 该算法简单、泛化能力强且性能优越, 有望应用于临床实践, 对提升 FECG 提取的准确率有重要的帮助, 可推动无创胎儿心电图在临床的应用。

### 基金项目

国家自然科学基金资助项目(U20A20388); 国家重点研发计划(2019YFC0119700)。

### 参考文献

- [1] Martinek, R., Kahankova, R., Jezewski, J., *et al.* (2018) Comparative Effectiveness of ICA and PCA in Extraction of Fetal ECG from Adominal Signals: Toward Non-Invasive Fetal Monitoring. *Frontiers in Physiology*, **9**, Article 648. <https://doi.org/10.3389/fphys.2018.00648>
- [2] Yu, Q., Yan, H., Song, L., *et al.* (2018) Automatic Identifying of Maternal ECG Source When Applying ICA in Fetal ECG Extraction. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, **38**, 448-455. <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2018.03.003>
- [3] 彭朗鸣, 郭家松, 尹春艳. 诊断超声对胎儿的影响[J]. 中国医疗前沿, 2007, 2(12): 68-69.
- [4] Goldberger, A.L., Amaral, L., Glass, L., *et al.* (2000) PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet—Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. *Circulation*, **101**, E215-E220. <https://doi.org/10.1161/01.CIR.101.23.e215>
- [5] Podziemski, P. and Gieraltowski, J. (2013) Fetal Heart Rate Discovery: Algorithm for Detection of Fetal Heart Rate from Noisy, Noninvasive Fetal ECG Recordings. *Computing in Cardiology 2013*, Zaragoza, 22-25 September 2013, 333-336.
- [6] Graatsma, E.M. (2010) Monitoring of Fetal Heart Rate and Uterine Activity. University Utrecht, Utrecht.

- [7] Silva, I., Behar, J., Sameni, R., *et al.* (2013) Noninvasive Fetal ECG: The PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2013. *Computing in Cardiology* 2013, Zaragoza, 22-25 September 2013, 149-152.
- [8] Martinek, R., Kahankova, R., Nazeran, H., *et al.* (2017) Non-Invasive Fetal Monitoring: A Maternal Surface ECG Electrode Placement-Based Novel Approach for Optimization of Adaptive Filter Control Parameters Using the LMS and RLS Algorithms. *Sensors*, **17**, Article 1154. <https://doi.org/10.3390/s17051154>
- [9] Grzywalski, T. and Drgas, S. (2022) Speech Enhancement Using U-Nets with Wide-Context Units. *Multimedia Tools and Applications*, **81**, 18617-18639. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12632-6>
- [10] Kang, Z., Huang, Z. and Lu, C. (2022) Speech Enhancement Using U-Net with Compressed Sensing. *Applied Sciences*, **12**, Article 4161. <https://doi.org/10.3390/app12094161>
- [11] Lee, K.J. and Lee, B. (2022) End-to-End Deep Learning Architecture for Separating Maternal and Fetal ECGs Using W-Net. *IEEE Access*, **10**, 39782-39788. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3166925>
- [12] Wang, X., Han, Y. and Deng, Y. (2023) CSGSA-Net: Canonical-Structured Graph Sparse Attention Network for Fetal ECG Estimation. *Biomedical Signal Processing and Control*, **82**, Article 104556. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.104556>
- [13] Zhang, J.-M., Huang, X.-L., Guan, Q., Liu, T.-B., Li, P., *et al.* (2015) Some Regularity on How to Locate Electrodes for Higher fECG SNRs. *Chinese Physics B*, **24**, 442-446. <https://doi.org/10.1088/1674-1056/24/3/038702>
- [14] Andreotti, F., Greer, F., Malberg, H., *et al.* (2017) Non-Invasive Fetal ECG Signal Quality Assessment for Multichannel Heart Rate Estimation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **64**, 2793-2802. <https://doi.org/10.1109/TBME.2017.2675543>
- [15] Nardelli, M., Lanata, A., Valenza, G., *et al.* (2020) A Tool for the Real-Time Evaluation of ECG Signal Quality and Activity: Application to Submaximal Treadmill Test in Horses. *Biomedical Signal Processing and Control*, **56**, Article 101666. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.101666>
- [16] Shi, Y., Han, N., Li, P., *et al.* (2019) Robust Assessment of ECG Signal Quality for Wearable Devices. 2019 *IEEE International Conference on Healthcare Informatics (ICHI)*, Xi'an, 10-13 June 2019, 1-3. <https://doi.org/10.1109/ICHI.2019.8904810>
- [17] Andreotti, F., Behar, J., Zaunseder, S., *et al.* (2016) An Open-Source Framework for Stress-Testing Non-Invasive Foetal ECG Extraction Algorithms. *Physiological measurement*, **37**, Article 627. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/37/5/627>
- [18] Behar, J., Andreotti, F., Zaunseder, S., *et al.* (2016) A Practical Guide to Non-Invasive Foetal Electrocardiogram Extraction and Analysis. *Physiological Measurement*, **37**, R1-R35. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/37/5/R1>
- [19] 郭壺壺, 陈兆学. 一种脉搏波和心电信号时域基线漂移消除方法[J]. 中国医学物理学杂志, 2016, 33(2): 167-172.
- [20] Fotiadou, E., Konopczyński, T., Hesser, J.W., *et al.* (2020) End-to-End Trained CNN Encoder-Decoder Network for Fetal ECG Signal Denoising. *Physiological Measurement*, **41**, Article 015005. <https://doi.org/10.1088/1361-6579/ab69b9>
- [21] Ye, W., Jiang, Z., Li, Q., *et al.* (2022) A Hybrid Model for Pathological Voice Recognition of Post-Stroke Dysarthria by Using 1DCNN and Double-LSTM Networks. *Applied Acoustics*, **197**, Article 108934. <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2022.108934>
- [22] Liusong, Y. and Hui, D. (2022) Voice Quality Evaluation of Singing Art Based on 1DCNN Model. *Mathematical Problems in Engineering*, **2022**, Article ID: 2074844. <https://doi.org/10.1155/2022/2074844>
- [23] Huang, S., Tang, J., Dai, J., *et al.* (2019) Signal Status Recognition Based on 1DCNN and Its Feature Extraction Mechanism Analysis. *Sensors*, **19**, Article 2018. <https://doi.org/10.3390/s19092018>
- [24] 刘伟, 单雪垠, 李双喜, 等. 基于并行 1DCNN 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程, 2021, 38(12): 1572-1578.
- [25] 肖斌, 陈嘉博, 毕秀丽, 等. 基于一维卷积神经网络与循环神经网络串联的心音分析方法[J]. 电子学报, 2022, 50(10): 2425-2432.