

文章编号: 2096-1618(2021)04-0361-07

基于联合聚类分析的单通道腹部心电信号的胎心率提取

董亚朋¹, 胡建成², 张灵玉¹, 丁大禹¹, 杨波¹

(1. 成都信息工程大学电子工程学院 物理场生物效应及仪器四川省高校重点实验室, 四川成都 610225; 2. 成都信息工程大学应用数学学院, 四川 成都 610225)

摘要:针对孕妇腹部单通道心电信号的胎心率难以提取的问题,提出一种基于联合聚类分析的单通道母体腹部信号(aECG)的胎心率(FHR)提取方法。首先从孕妇腹部信号提取微弱的和高信噪比的胎儿心电信号(fECG)并进行预处理;然后使用联合聚类的方法从提取到的微弱的胎儿心电信号中,对胎儿QRS波群(fQRS)进行初步定位;最后根据胎儿QRS波群的初步定位结果,利用基于胎儿RR间期的校正算法提取准确的胎心率。提出的基于联合聚类分析的算法的平均性能为 $Se=98.28\%$, $PPV=98.16\%$, $F_1=98.23\%$,相较于传统的改进胎儿Pan-Tompkins算法(IFPTA)能够提高胎儿QRS波群的定位精度且能提取出更准确的胎心率。

关键词:胎心率提取;IFPTA;联合聚类;胎儿QRS波群定位

中图分类号:TP391.9

文献标志码:A

doi:10.16836/j.cnki.jcuit.2021.04.002

0 引言

孕期监控胎心率对胎儿的健康状况有重要意义,特别是对于胎儿窘迫、胎心率失常、胎儿心动过缓、胎儿心动过快和一些胎儿缺氧的病理情况^[1-4]。目前临床上多使用多普勒超声来测量胎心率,该方法是主动式测量并且目前没有证据表明该方式无害,不易频繁使用^[5-6]。无害、方便的监测方式是非侵入式的腹部胎儿心电图技术,该方法主要是将孕妇腹部电信号作为测量信号。与其他的胎心率监测方法相比,其优点是无创、被动式采集、可以长期使用。

虽然测量孕妇腹部电信号的方式更加简便,但由于胎儿心电信号比较微弱,与母体心电在频谱上有重叠,并且孕妇腹部的胎儿心电信号还受到各种噪声的污染,噪声包括胎儿大脑活动、母亲心电干扰、子宫收缩干扰、肌电(EMG)干扰、50 Hz/60 Hz电力线干扰和运动伪迹干扰等^[7-8]。想要替代常用的多普勒超声检测技术仍然还具有很大的挑战性。为从孕妇腹部电信号中提取胎儿的心电波形或检测胎儿QRS波群以获得胎心率,提出了很多算法。这些算法主要分为以下3个处理过程:预处理、估计和消除母体心电、胎儿心电信号的估计。为解决胎心率提取问题所提出的方法有基于独立成分分析(ICA)和奇异值分解(SVD)的盲源分离算法^[7];结合奇异值分解和平滑窗口(SW)的自适应滤波算法^[9];信号质量评估和微调相结合的多步融合算法^[10];经过训练回声状态递归神经网络提取胎心率的算法^[11]等。Zhang Y等^[12]提出使用基于

极值对的聚类算法与独立成分分析相结合的方法分离胎儿QRS波群和母体QRS波群(mQRS)。

基于联合聚类分析定位胎儿QRS波群的算法对包含有较为微弱的胎儿心电信号和噪声段的孕妇腹部电信号有较好的定位效果。该算法提取胎儿心电信号的具体步骤:首先对单通道的孕妇腹部电信号进行预处理。接下来使用基于极值特征的k-means聚类分析算法初步定位母体QRS波群,使用改进的假阳性(FP)和假阴性(FN)校正算法对初步定位结果进行校正。然后使用相干平均法构建母体心电信号模板信号,从预处理后的信号中移除母体心电信号模板信号后得到的剩余量就是胎儿心电信号。重点主要是对微弱的和高信噪比的胎儿心电信号使用联合聚类和交叉阈值联合的算法初步定位胎儿QRS波群,然后根据胎儿QRS波群的初步定位结果,提出一种基于胎儿RR间期的新的校正算法。同时对微弱的胎儿心电信号应用IFPTA^[13],对比分析两种算法对微弱的胎儿心电信号定位胎儿QRS波群提取胎心率的性能分析。

1 方法

方法分4个部分:对母体腹部信号的预处理;对胎儿QRS波群的定位;对胎儿QRS波群的初步定位的校正;算法的对比分析。整体方案流程图如图1。

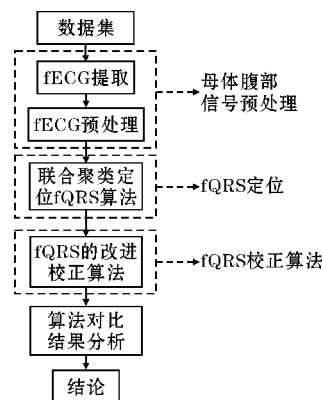


图1 整体方案流程图

根据 PhysioNet 提供的开放数据库中的单通道孕妇腹部电信号分别评估所提出的联合聚类算法和 IFPTA 的性能。在 PhysioNet/CinC Challenge 2013 Set A (ChallengeSet A) 中提供了 75 个非侵入的腹部心电信号记录,每个记录包含 4 个通道,数据的采样率为 1 kHz,采样精度为 16 位。在训练集 A 中的 a01 ~ a75 都有专家标注的胎儿 QRS 波群的参考注释^[14-15]。提出的新算法适用于单通道的信号,选取单通道记录作为测试集,评估所提出算法的有效性和准确性。

2 对孕妇腹部电信号的初步处理

2.1 根据孕妇腹部电信号提取微弱的胎儿心电信号

在孕妇腹部测量过程中,不仅母体肌电信号和胎儿脑电信号会产生高频干扰,而且孕妇的呼吸和运动也会产生运动伪迹干扰。因此孕妇腹部心电信号主要由母体心电信号、胎儿心电信号和一些噪声成分组成。在实际使用孕妇腹部电信号时,对其进行降噪是非常必要的。在本文提出的算法中,预处理过程首先使用小波软阈值降噪算法去除单通道孕妇腹部电信号的高频噪声^[16];再使用小波分解去除 8 Hz 以下的基线和运动伪迹干扰,去除的低频成分包括母体心电信号中的 P、T 波^[17];最后,使用 50 Hz 陷波器去除电力线干扰。经过以上步骤,相对于母体心电信号的噪声能够基本去除。然后,对预处理后的母体腹部心电信号进行母体 QRS 波群的定位。本文采用基于极值特征的聚类算法对母体 QRS 波群进行初步定位,并通过改进的 FP 和 FN 校正算法实现母体 QRS 波群的精确定位^[18],为母体心电信号模板信号的构建提供了依据。文中采用相干平均法构建预处理后的孕妇腹部电信号的母体心电信号模板。具体过程是从两个连续的母体心电的 R 峰中提取振幅和 RR 间隔都正常的所有 RR 间期,并通过内插法将其延伸到恒定的最大的 RR 间期长度,以便于平均处理生成单个的母体 RR 间期信号模板。然后将单个的母体 RR 间期信号模板重新拉伸到每个周期的实际长度,逐拍地连接它们来获得构建的母体心电信号模板信号。在母体心电信号模板信号构建之后,使用微调过程^[10]实现构建的母体心电信号模板信号与预处理后的孕妇腹部电信号之间的最佳匹配。匹配操作只是将信号向左移或右移以达到最大相关度,确保从预处理后的孕妇腹部电信号中减去微调后的母体心电信号模板信号后可获得更具识别性的胎儿心电信号。在提取微弱胎儿心电信号的过程中,部分结果如图 2 所示。

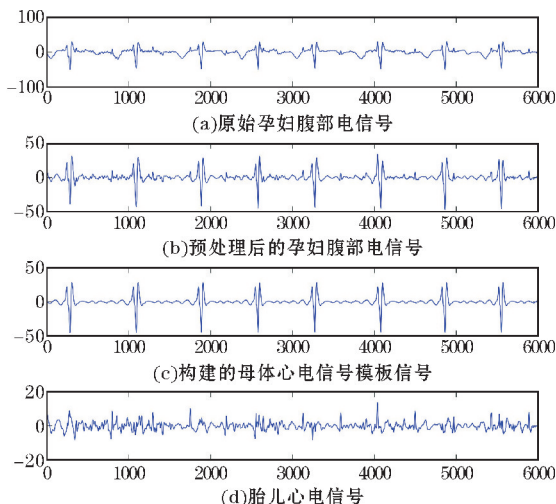


图2 来自 PhysioNet/CinC Challenge 2013 Set A 的 a19 记录中的第四通道前 6 s 的母体腹部信号提取胎儿心电信号结果图

2.2 胎儿心电信号的预处理

胎儿心电信号是从预处理后的孕妇腹部电信号中减去经过微调处理后的最佳匹配的母体心电信号模板信号得到的。此时胎儿心电信号依然包含大量的噪声并且信噪比较高,因此对胎儿心电信号经过小波软阈值降噪算法去除高频噪声和使用零相位低通滤波器提取的低频成分。实验中发现,去除 15 Hz 以下的低频成分,可以得到的包含的胎儿心电信号,其结果如图 3 所示。

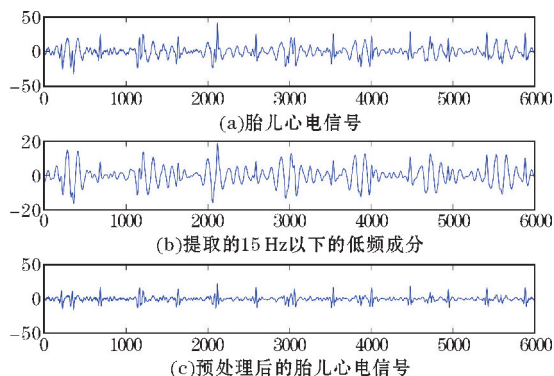


图3 胎儿心电信号预处理

3 IFPTA 框架在微弱的胎儿心电信号信号的应用

3.1 IFPTA

Pan-Tompkins' Algorithm (PTA) 最早在 1985 年提出,是一个比较经典的常用的 R 峰检测算法,该方法最初被设计的目的是为成年人的心电信号中检测 R 峰^[19]。首先是由低通滤波器和高通滤波器级联而成的 5 ~ 15 Hz 的带通滤波器,主要功能是抑制噪声,再经过导数滤波器,然后对信号导数的幅度平方处理,再

通过150 ms的可移动窗口的积分器。为了优化性能,使用两组检测自适应阈值来确认从滤波后的信号和积分信号中检测的基准点(本质上是求取局部最大值算法)。如果在滤波后的信号和积分后的信号中都确认,则认为基准点是被检测的QRS波群的位置。

该方法不太适用于胎儿心电信号。2017年,针对PTA框架提出了适应胎儿心电信号的IFPTA^[13]。该算法是在PTA框架下,将带通滤波器的通带频率范围改进为9~27 Hz,移动窗口积分在80 ms窗口上执行。除此之外,由于胎儿心电信号较为微弱,在IFPTA中还提出了胎儿R峰的校正器与主体算法级联可以提高检测的准确率。

本次使用的IFPTA流程:首先对预处理后的胎儿心电信号进行导数滤波;然后对信号导数的幅度平方处理;再使用三次曲线函数增强平方处理后的信号中的对应胎儿QRS波群的部分;接下来,对增强后的信号选取合适的阈值,提取出胎儿QRS波群对应的子区间;最后针对信号导数的幅度平方处理后的信号分别在提取的子区间中寻找最大值对应的位置,即是初步提取的胎儿QRS波群位置。然后对胎儿QRS波群的假阳性和假阴性进行校正。

3.2 针对IFPTA框架下的胎儿QRS波群校正算法

在IFPTA框架下对胎儿QRS波群进行假阳性和假阴性校正^[18]。首先,在预处理后的胎儿心电信号中根据初步定位的胎儿QRS波群(R峰)位置对应的幅值判断胎儿心电信号的极性。文中选择的样本信号,其极性判断为正。则在初步提取的R峰位置周围0.08 s的局部区间内使用局部最大值函数重新确定胎儿R峰的位置。然后根据胎儿RR间期序列的中间部分计算RR间期均值 RRm 作为整个RR间期序列的平均值。利用每个RR间期序列的间期长度特征对初步定位的胎儿QRS波群进行校正。

定义 R_i 为胎儿的第 i 个R波的位置, i 的取值为1,2,...,N,N为初步提取的胎儿R波的个数,则胎儿心电信号中第 i 个RR间期序列为

$$RR_i = R_{i+1} - R_i \quad (1)$$

所有R峰幅值的绝对值的均值定义为 Ra 。对胎儿QRS波群的假阳性校正过程如下:

- (1) 如果 $RR_i \leq 0.55RRm$,则移除 R_{i+1} 。
- (2) 如果 R_i 位置在原信号对应的幅值小于 $0.4Ra$,则该位置的R峰是误检,需要移除 R_i 。

根据假阳性校正结果更新 RRm 和 Ra ,进行假阴性校正。从起始位置到第一个胎儿R峰的间期定义为

$$RR_{head} = R_1 - 1 \quad (2)$$

最后一个胎儿R峰到结束位置的间期定义为

$$RR_{tail} = \text{length}(fECG) - R_N \quad (3)$$

由于原始孕妇腹部电信号的截取区间不同,故与中间RR间期分开处理。

对起始间期 RR_{head} 的处理如下:

(1) 如果 $RR_{head} > 1.5RRm$,则起始位置一定缺失一个胎儿R峰,因此在指定区间 $[R_1 - 1.3RRm, R_1 - 1.3RRm + 0.6RRm]$ 内根据信号极性寻找最值作为漏检的胎儿R峰。

(2) 如果 $0.75RRm < RR_{head} < 1.55RRm$,则该间期可能错过一个R峰,指定搜索区间为 $[1, 0.5RRm]$ 。搜索区间的最值为 $Ramp$ 。若满足第二个判断条件 $abs(Ramp) > 0.6Ra$ 时,则此区间有漏检胎儿R峰。反之,则 RR_{head} 间期正常。

对于 RR_{tail} 的处理方法同上。对RR间期序列剩余部分 RR_i 的处理如下:

(1) 如果 $RR_i > 1.55RRm$,则判断为在该 RR_i 间期缺失至少一个R峰;反之则表示该区间表现正常。

(2) 对于缺失R峰的 RR_i 间期,根据

$$m = \text{round}(RR_i / RRm) - 1 \quad (4)$$

判断该区间胎儿R峰缺失的个数,该区间指定对应的 m 个片段,在每个片段中搜索缺失的对应的R峰,每个片段的指定搜索区间为

$$T_m^* = [R_i + (m + 0.05n)RRm - 0.3n \times RRm, R_i + (m + 0.05n)RRm] \quad (5)$$

其中 n 决定每个片段的搜索区间的大小,最大值为6,即在每个片段中逐渐扩展搜索区间寻找一个大于指定阈值的局部最值,其对应的位置为漏检的胎儿R峰位置。

4 根据联合聚类分析对胎儿心电信号定位胎儿QRS波群

4.1 对胎儿心电信号进行联合聚类分析

基于聚类分析提取的胎儿QRS波群的可行性分析过程。从预处理的胎儿心电信号中选取特征作为未分类的数据集,采用欧几里得距离作为相似性度量来进行聚类分析。基于聚类分析的胎儿QRS波群初步定位算法分两个步骤:

- (1) 根据胎儿心电信号的极大值和极小值判断信号的极性,选取相应的未标记的观测数据集。
- (2) 对未标记的数据集做k-means聚类分析,即对胎儿QRS波群进行初步定位。

未分类数据集的选取过程:通过寻找极值点的算法,找到预处理的胎儿心电信号中的极大值点和极小值点,然后分别计算两类极值均值的绝对值,若极大值均值的绝对值大于极小值均值的绝对值,则表明该信号的极性为正,选择对应的特征作为未分类的数据集 E ;反之,则表明该信号的极性为负,则选择对应的特

征作为未分类的数据集 E 。

k-means 聚类分析过程:选择一种高效且快速的聚类算法 k-means^[20]对一组未分类的数据集 $E = (e_1, e_2, \dots, e_n)$ 进行聚类分析。k-means 算法旨在将 n 个极值划分为 k 个簇 $C = \{c^{(1)}, c^{(2)}, \dots, c^{(k)}\}$, 其中每个极值只属于一个簇。首先在随机初始化 k 个极值的质心 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k$ 之后, 通过以下两个步骤交替进行, 直到质心收敛。

(1) 计算每个观测极值 $e_j (1 \leq j \leq n)$ 到每个质心之间的欧几里得距离, 将距离最短的簇作为 e_j 所在的簇。表示为

$$c^{(j)} := \arg \min_i \|e_j - \mu_i\|^2 \quad (6)$$

(2) 对于每个簇, 重复计算质心 $\mu_i (1 \leq i \leq k)$ 。表示为

$$\mu_i := \frac{\sum_{j=1}^n 1\{c^{(j)} = i\} e_j}{\sum_{j=1}^n 1\{c^{(j)} = i\}} \quad (7)$$

其中 $1\{\cdot\}$ 表示为指示函数。

对预处理的胎儿心电信号进行联合聚类分析。首先根据预处理的胎儿心电信号的极大值和极小值均值的绝对值判断信号的极性, 如果胎儿心电信号的极性为正, 则选择极大值作为未聚类的数据集; 反之, 则选择极小值作为未聚类的数据集。文中使用的样本信号提取的胎儿心电信号的极性为正, 因此选择极大值作为未聚类的数据集。然后对未聚类的数据集进行 k-means 聚类分析。同理, 根据预处理后的胎儿心电信号的极性, 另选取相应的极值对 (极大-极小对)^[12] 作为未聚类的数据集, 进行 k-means 聚类分析。最后对两种聚类结果使用交叉阈值的方法进行处理。

交叉阈值分析的基本过程。基于极值特征的聚类分析结果被定义为 $\text{Extreme}_i (i = 1, 2, \dots, m)$, 其中 m 是被选为胎儿 QRS 波群类别极值的个数, 并计算对应位置极值的均值为 $\text{Extreme}M$ 。以极值对为聚类特征的聚类结果被定义为 $\text{Pair}_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 其中 n 是被选为胎儿 QRS 波群类别的极值对的个数, 并计算对应位置极值对的特征值的均值为 $\text{Pair}M$ 。交叉阈值处理过程:

(1) 若 $\text{Pair}_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 对应位置的胎儿 R 峰极值大于 $0.6\text{Extreme}M$, 则该极值对对应位置为初步提取到的胎儿 QRS 波群位置。

(2) 若 $\text{Extreme}_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 对应位置的极值对的特征值大于 $0.01\text{Pair}M$, 则该极值对应的位置为提取到的胎儿 QRS 波群位置。

对以上两种情况得到的两种胎儿 QRS 波群的定位结果求并, 这个过程在文中被称为联合聚类 (双聚类和交叉阈值联合) 的方法。结果被表示为 $\text{Peak}_i (i = 1, 2, \dots, k)$, 其中 k 是基于联合聚类的方法进行初步定位胎儿 QRS 波群的个数。基于联合聚类的方法初步

定位胎儿 QRS 波群的结果如图 4 所示, 图中 \circ 是基于极值对的聚类结果; 绿 $*$ 是基于极值的聚类结果; 红 $*$ 表示经过交叉阈值处理后对两种聚类结果并集。

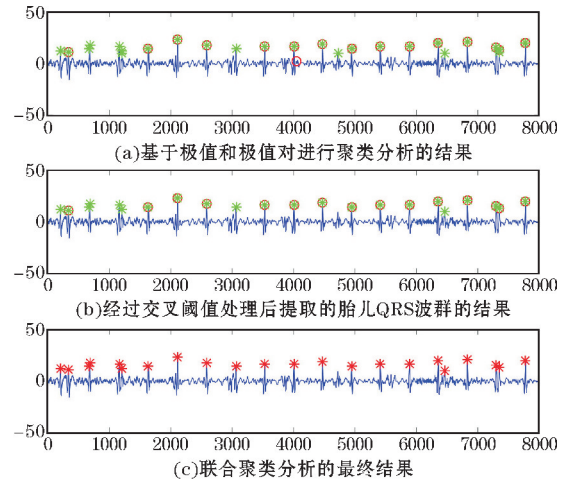


图4 联合聚类分析结果

4.2 针对联合聚类分析结果采用循环校正算法

对联合聚类分析的结果进行分析可知, 需对联合聚类结果进行假阳性校正。文中提出的对胎儿 QRS 波群的假阳性校正的思想是根据第 i 个胎儿 R 峰 Peak_i 和胎儿 RR 间期的平均值 RRm 去确定第 $i+1$ 个胎儿 R 峰 Peak_{i+1} , 其中 RRm 根据确定的胎儿 R 峰循环更新。

胎儿 RR 间期序列被定义为

$$RR_i = \text{Peak}_{i+1} - \text{Peak}_i (i = 1, 2, \dots, k) \quad (8)$$

胎儿 QRS 波群的假阳性校正具体过程如下:

(1) 如果 $RR_i \leq 0.8RRm$, 则 Peak_{i+1} 或者 Peak_i 是误检的胎儿 R 峰, 若 Peak_{i+1} 与确定的 Peak_{i-1} 之间的间期比 Peak_i 与确定的 Peak_{i-1} 之间的间期更接近 RRm , 则 Peak_{i+1} 为最终检测的 R 峰, 作为判断下一个 R 峰的一个前提条件。移除误检的 Peak_i 位置的 R 峰后, 更新 RRm , 可进入下一个循环, 再次判断 $RR_i \leq 0.8RRm$, 直到没有可以移除的 R 峰为止。循环移除 R 峰的假阳性校正算法的结果如图 5 所示, 图中 \circ 表示专家注释的胎儿 QRS 波群位置; 红 $*$ 是联合聚类分析的胎儿 QRS 波群定位结果; 绿 $*$ 是经过胎儿 QRS 波群的假阳性微循环校正的结果。

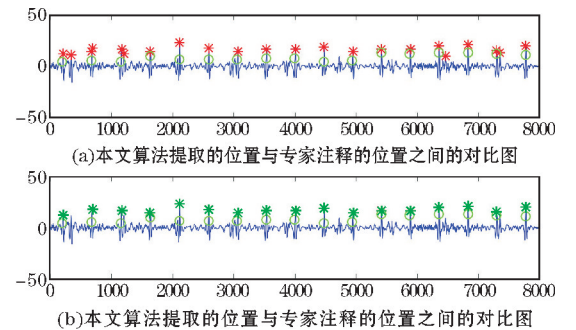


图5 循环校正结果

5 结果

5.1 评估准则

通过使用50 ms的匹配窗口在检测到的胎儿 QRS 波群和参考的胎儿 QRS 波群之间进行逐节拍比较来评估性能^[12]。根据 ANSI/AAMI 准则,对最终结果胎儿 QRS 波群定位的精度进行评估的指标有灵敏度 (Se)、阳性预测值 (PPV) 和 F_1 (PPV 和 Se 的调和平均数)^[21]。

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \tag{9}$$

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \tag{10}$$

$$F_1 = 2 \times \frac{PPV \times Se}{PPV + Se} = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FN + FP} \tag{11}$$

其中 TP 是专家注释的胎儿 QRS 波群位置与检测到的胎儿 QRS 波群位置相匹配的数量;FN 是在专家注释的胎儿 QRS 波群位置上未检测到胎儿 QRS 波群的数量,即漏检的胎儿 QRS 波群的个数;FP 是检测到胎儿 QRS 波群的位置不在专家注释的胎儿 QRS 波群位置,即误检胎儿 QRS 波群的数量。

5.2 性能评估

使用 ChallengeSet A 临床数据库验证提出方法的有效性。但是数据库中的一些信号可能会受到严重伪影和严重噪声的影响,或者由于电极位置的原因而没有检测到胎儿心电信号成分。这些信号会严重影响到信号质量。因此需要选择一些信号质量比较好的通道去验证本文提出的算法的性能。表 1 显示了在 IFPTA 框架下的算法和本文提出算法在定位胎儿 QRS 波群性能上的比较。其中,在 a03 的第 2 通道、a12 的第 1 通道、a23 的第 2 通道和第 3 通道,与 IFPTA 框架下的

算法性能相比,本研究提出的联合聚类分析的胎儿 QRS 波群算法的性能提高较为明显。图 6 红色 * 表示专家注释的胎儿 QRS 波群位置,o 是 IFPTA 框架下算法的胎儿 QRS 波群定位结果,绿色◇是本研究提出的算法的定位结果。显示在a03的第 2 通道时,IFPTA^[13]框架下的算法与本研究提出的联合聚类分析的胎儿 QRS 波群算法的部分定位结果的比较,所截取的数据长度 0 ~ 10000,IFPTA 框架下的算法定位结果正确个数为 14,研究提出的联合聚类分析的胎儿 QRS 波群算法定位结果正确个数为 20,经对比本研究提出的算法提高了胎儿 QRS 波群的定位精度。且在此通道中,IFPTA^[13]框架下的算法的性能为 Se = 78.13%, PPV = 90.91%, F_1 = 84.03%,本文提出的基于联合聚类分析的算法的性能为 Se = 98.43%, PPV = 98.43%, F_1 = 98.43%,表明本研究提出的算法准确性更高。从总体看,本研究所记录的所有通道在 IFPTA[13]框架下的算法的平均性能为 Se = 95.93%, PPV = 96.99%, F_1 = 96.43%,提出的基于联合聚类分析的算法的平均性能为 Se = 98.28%, PPV = 98.16%, F_1 = 98.23%。与 IFPTA^[13]框架下的算法相比,本研究提出的基于联合聚类的胎儿 QRS 波群定位算法的性能有所提高,因此使用该算法可以提取出精度更高的胎心率,改善了传统方法的不足。

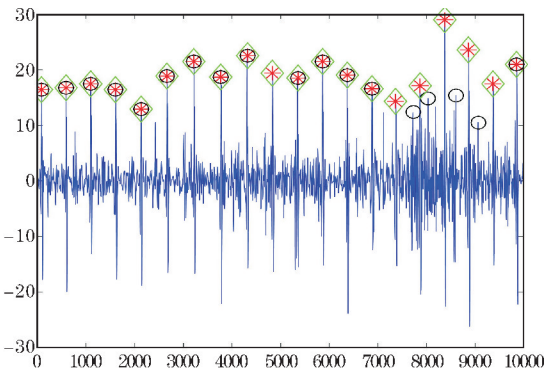


图 6 IFPTA^[13]框架下的算法与本研究提出的算法的部分定位结果

表 1 基于数据库 PhysioNet/CinC Challenge 2013 Set A 的两种算法的性能比较

记录	通道	Se/% IFPTA	提出的算法	PPV/% IFPTA	提出的算法	F_1 /% IFPTA	提出的算法
a01	1	96.55	96.55	97.22	96.55	96.89	96.55
a03	2	78.13	98.43	90.91	98.43	84.03	98.43
a04	1	100	100	98.47	99.23	99.23	100
a05	1	100	100	100	100	100	100
a12	1	66.67	98.55	79.31	98.55	72.44	98.55
	2	95.65	97.83	97.78	97.12	96.70	97.47
	4	90.58	92.75	91.91	92.75	91.24	92.75
a15	1	99.25	98.51	98.52	99.24	98.88	98.88
a19	2	100	100	100	100	100	100
	4	100	100	100	100	100	100
a20	4	94.66	96.95	96.12	96.21	95.38	96.58
a22	1	100	100	100	100	100	100
a23	2	93.65	96.83	94.40	96.83	94.02	96.83
	3	94.44	98.41	94.44	98.41	94.44	98.41

记录	通道	Se/% IFPTA	提出的算法	PPV/% IFPTA	提出的算法	F_1 /% IFPTA	提出的算法
a24	4	99.21	99.21	99.21	99.21	99.21	99.21
	2	93.50	94.31	94.26	94.31	93.88	94.31
	3	98.37	98.37	98.37	98.37	98.37	98.37
	4	92.68	94.31	92.68	94.31	92.68	94.31
a25	4	99.20	99.20	99.20	99.20	99.20	99.20
a35	1	97.55	98.77	97.55	97.58	97.55	98.17
	2	96.32	98.16	96.91	96.97	96.61	97.56
a44	1	98.77	99.39	99.38	99.39	99.08	99.39
	2	98.77	99.39	99.38	99.39	99.07	99.39
	3	99.39	100	100	100	99.69	100
	4	97.55	99.39	98.14	99.39	97.85	99.39
a49	2	100	100	100	100	100	100
	3	99.32	99.32	99.32	99.32	99.32	99.32
a65	2	91.67	92.36	92.31	92.36	91.99	92.36
	4	97.92	97.92	97.92	97.92	97.92	97.92
a72	1	100	100	100	100	100	100
	2	100	100	100	100	100	100
	3	100	100	100	100	100	100
平均值		95.93	98.28	96.99	98.16	96.43	98.23

6 结论

传统的 IFPTA 框架下提取胎儿 QRS 波群的多步算法的步骤首先使用导数滤波器,然后对导数的幅度平方处理,再使用三次曲线函数增强平方处理后的信号,对增强后的信号选取合适的阈值,提取出胎儿 QRS 波群对应的子区间。然后针对信号导数的幅度平方处理后的信号在提取的子区间中寻找最大值对应的位置,即初步提取胎儿 QRS 波群位置。最后对胎儿 QRS 波群的假阳性和假阴性进行校正。本文所提出的基于联合聚类分析的胎儿 QRS 波群定位方法的步骤首先提取预处理后的胎儿心电信号的极值。然后分别选取相应的极值和极值对特征作为未聚类的数据集,再应用 k-means 聚类算法提取胎儿 QRS 波群类,最后使用交叉阈值法初步定位的胎儿 QRS 波群。在基于联合聚类分析初步定位胎儿 QRS 波群的结果上,进行循环进化校正算法定位胎儿 QRS 波群。本文所提出的基于聚类分析的定位胎儿 QRS 波群的方法相较于传统的 IFPTA 框架下的算法,摆脱了基本的数学运算,采用了机器学习类的一种算法,使胎儿 QRS 波群的提取算法更加简洁和高效,同时也简化了校正过程。与 IFPTA 相比的另一个优势就是提高了定位胎儿 QRS 波群的精准度,因此提高了胎心率的准确性。

参考文献:

[1] S Arulkumaran. The management of intrapartum fetal distress [J]. Fetal & Maternal Medicine Re-

view,1994.

[2] Chaoui R, Bollmann R, Hoffmann H, et al. Fetal echocardiography: Part III. Fetal arrhythmia [J]. Zentralblatt Für Gynkologie,1991,113(24):1335.

[3] Eglinton G S,Paul R H,Broussard P M,et al. Antepartum fetal heart rate testing. VII. The significance of fetal bradycardia[J]. American Journal of Obstetrics & Gynecology,1981,139(1):194-8.

[4] Got'E E S,Logvinenko A V,Filimonova N A. Role of cardiocography in the diagnosis of the severity of chronic fetal anoxia during pregnancy [J]. Akusherstvo I Ginekologiia,1982(1):9-12.

[5] Hamelmann P, Vullings R, Kolen A F, et al. Doppler Ultrasound Technology for Fetal Heart Rate Monitoring:A Review[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control,2019(99):1-1.

[6] Barnett S B,Haar G,Ziskin M C,et al. International recommendations and guidelines for the safe use of diagnostic ultrasound in medicine[J]. Ultrasound in Medicine & Biology,2000,26(3):355-366.

[7] Varanini M,Tartarisco G,Billeci L,et al. A multi-step approach for non-invasive fetal ECG analysis [C]. Computing in Cardiology Conference. IEEE,2014.

[8] Clifford G D,Silva I,Behar J,et al. Non-invasive fetal ECG analysis [J]. Physiological Measurement,2014,35(8):1521-1536.

[9] Nannan Z,Jinyong Z,Hui L,et al. A Novel Technique for Fetal ECG Extraction Using Single-Chan-

- nel Abdominal Recording [J]. *Sensors*, 2017, 17 (3):457.
- [10] Liu Chengyu, Li Peng, Zhao Lina, et al. A multi-step method with signal quality assessment and fine-tuning procedure to locate maternal and fetal QRS complexes from abdominal ECG recordings [J]. *Physiological Measurement*, 2014, 35 (8): 1665–1683.
- [11] Lukosevicius M, Marozas V. Noninvasive fetal QRS detection using an echo state network and dynamic programming[J]. *Physiological Measurement*, 2014, 35(8):1685.
- [12] Yue, Zhang, Shuai, et al. Single-lead noninvasive fetal ECG extraction by means of combining clustering and principal components analysis [J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2020, 58(2):419–432.
- [13] Agostinelli A, Marcantoni I, Moretti E, et al. Non-invasive Fetal Electrocardiography Part I: Pan-Tompkins' Algorithm Adaptation to Fetal R-peak Identification [J]. *Open Biomedical Engineering Journal*, 2017, 11(1):17–24.
- [14] Clifford G D, Silva I, Behar J, et al. Noninvasive fetal ECG analysis [J]. *Physiological Measurement*, 2014, 35(8):1521–1536.
- [15] Silva I, Behar J, Sameni R, et al. Noninvasive fetal ECG: The PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2013 [C]. *Computing in Cardiology Conference (CinC)*, IEEE, 2013.
- [16] Ouyang S, Song Z, Chen D, et al. Application of wavelet soft-threshold de-noising technique to power quality detection [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2002, 26(19):56–60.
- [17] Pan Q, Zhang L. Two denoising methods by wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(12):3401–3406.
- [18] Liu CY, Li LP, Zhao LN, et. al. A Combination Method of Improved Impulse Rejection Filter and Template Matching for Identification of Anomalous Intervals in RR Sequences [C]. *Proceedings of the annual meeting, American Section of the International Solar Energy Society*, 2012.
- [19] Jiapu Pan, Willis J, Tompkins. A real-time QRS detection algorithm [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1985, 32(3):230–236.
- [20] Kanungo T, Mount D M, Netanyahu N S, et al. An efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2002, 24(7):881–892.
- [21] ANSI/EC57–2012, Testing and reporting performance results of cardiac rhythm and ST segment measurement algorithms, ANSI[S]. 2012.

Extraction of Fetal Heart Rate from Single-channel Abdominal ECG based on Combined Cluster Analysis

DONG Yapeng¹, HU Jiancheng², ZHANG Lingyu¹, DING Dayu¹, YANG Bo¹

(1. Key Laboratory of Biological Effect of Physical Field and Instrument, College of Electronic Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China; 2. College of Mathematics, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: A fetal heart rate (FHR) extraction method based on single-channel maternal abdominal electrocardiography (aECG) signal based on combined clustering analysis is proposed for the first time to solve the problem that it is challenging to extract FHR from single-channel aECG signal of pregnant women. Firstly, the weak fetal ECG signal with a low signal-to-noise ratio is extracted from the pregnant women's aECG signal and preprocessing. Secondly, the combined clustering method is used to locate the fetal QRS (fQRS) complex from preprocessed fECG. Finally, according to the preliminary localization results of the fQRS complex, the correction algorithm based on fetal RR interval is used to extract FHR. The algorithm's average performance based on the combined clustering analysis proposed in this paper is that $Se = 98.28\%$, $PPV = 98.16\%$, $F_1 = 98.23\%$. Compared with the traditional improved fetal Pan-Tompkins algorithm (IFPTA), the algorithm proposed in this paper can improve the location accuracy of the fQRS complex and extract more accurate FHR.

Keywords: FHR extraction; IFPTA; combined cluster; fQRS location