

面向心音分割的个性化高斯混合建模方法^{*}

侯雷静^{1,2} 郭婷婷^{3†} 孙 燕⁴ 齐英杰³

应冬文^{1,2} 唐 闽³ 颜永红^{1,2,5}

(1 中国科学院声学研究所 语言声学与内容理解重点实验室 北京 100190)

(2 中国科学院大学 北京 100049)

(3 中国医学科学院阜外医院 心内科 北京 100037)

(4 青海民族大学 计算机学院 西宁 810016)

(5 中国科学院新疆理化技术研究所 新疆民族语音语言信息处理实验室 乌鲁木齐 830011)

2017 年 1 月 17 日收到

2017 年 5 月 9 日定稿

摘要 准确的心音分割是分析和处理心音信号的基本前提。主流的心音分割算法采用监督式预先训练的方法构建统计模型,它不仅依赖于繁琐的手工标注,还存在模型与被分割数据之间的不匹配问题。提出了一种面向心音分割的个性化高斯混合建模方法,避免了手工标注和预先训练,而且在线训练获得的个性化模型能够高度匹配被分割的心音数据。由于心音信号的周期在一段短时间内很稳定,因此假设在包含若干心动周期的分析窗内,心音信号具有稳定的周期性,通过主成分分析提取本征心动周期信号,通过无监督学习构建个性化的统计模型,根据模型实现窗内每一心动周期的分割。实验表明,算法的平均分割准确率比主流的 LRHSM 算法高 3%。

PACS 数: 43.60, 43.64

DOI: 10.15949/j.cnki.0371-0025.2019.01.003

A personalized Gaussian mixture model modeling method for heart sound segmentation

HOU Leijing^{1,2} GUO Tingting³ SUN Yan⁴ QI Yingjie³

YING Dongwen^{1,2} TANG Min³ YAN Yonghong^{1,2,5}

(1 Key Laboratory of Speech Acoustics and Content Understanding, Institute of Acoustics,
Chinese Academy of Sciences Beijing 100190)

(2 University of Chinese Academy of Sciences Beijing 100049)

(3 Fuwai Hospital, CAMS, PUMC Beijing 100037)

(4 School of Computer Science, Qinghai Nationalities University Xining 810016)

(5 Xinjiang Laboratory of Minority Speech and Language Information Processing, Xinjiang Technical Institute
of Physics and Chemistry, Chinese Academy of Sciences Urumqi 830011)

Received Jan. 17, 2017

Revised May 9, 2017

Abstract Heart sound segmentation is a prerequisite for heart sound processing systems. Most methods utilize a supervised learning framework to construct the statistical model for heart sound segmentation, the major hindrances of which are the hard work of hand-labeling training data and the mismatch between the training and testing datasets.

^{*} 国家自然科学基金项目(11461141004, 61271426, U1536117, 11504406, 11590770-4)、中国科学院战略性先导科技专项(面向感知中国的新一代信息技术研究, XDA06030100, XDA06030500, XDA06040603)、国家 863 计划项目(2015AA016306)、国家 973 计划项目(2013CB329302)和新疆维吾尔自治区科技重大专项(201230118-3)资助

[†] 通讯作者: 郭婷婷, 20070095@mail.fw

The heart sound segmentation method based on a personalized statistical model is proposed, which does not rely on training data and enables the good match between the training and testing data. Heart sound signal is stationary in a short period. The Personalized Modeling Method (PMM) is based on an assumption that the periodicity of heart sound signal is stationary in an analysis window which contains several cycles. The eigen signal for the cardiac cycle is extracted by making use of principal component analysis, based on which, the personalized model is constructed by an unsupervised learning framework. The heart sound signal is eventually segmented using the unsupervised model. Experiments showed that the proposed method outperforms the widely used LRHSMM by 3% in accuracy.

引言

心音是心脏舒张收缩时振动传到体表产生的声信号, 蕴含重要的心脏诊断信息。心脏的一次舒、缩称为一个心动周期, 可以分割为四个状态, 分别为第一心音、心缩期、第二心音、心舒期, 不同状态反映不同的疾病特征。心音分割几乎是所有心音自动分析算法的基础步骤, 在过去的几十年中, 提出了很多心音分割方法。这些算法充分利用了心音信号的周期性状态时序特征和能量特征, 构建心音信号的统计模型。

利用心音的周期性状态时序特征的典型方法有基于门限的第一、第二心音端点检测法^[1-3]。特征具体表现为心音信号的 4 个状态总是以第一心音(S1)、心缩期、第二心音(S2)、心舒期的顺序出现, 每个心动周期的心舒期长度显著大于心缩期。由于 S1 与 S2(称为基础心音) 具有振动明显的特点, 使用端点检测算法中的短时能量、过零率检测出这两个状态。利用特征的时长与顺序信息, 确定周期中的所有状态。但是, 当心音伴有严重呼吸音或摩擦干扰时, 一个周期可能检测出两个以上的基础心音状态, 使用这种方法将无法完成分割。此外, 个体的心音受心脏跳动强度、频率及胸腔结构等影响表现出个性化的声学特征, 而门限阈值一般从训练集统计得到或由一个加权的均值产生, 不能适用于所有测试数据。

利用心音能量特征的典型方法有基于 HMM 与改进的 HMM 的建模分类方法^[4-7]。这类方法多是首先收集大量心音数据构建模型的训练集, 使用手工标注分割不同的状态。不同心音状态具有不同的能量分布, 利用能量特征在全频带或特定频率范围的子带中提取能量包络, 根据已标注的训练集提取各状态的参数建立统计模型。对测试心音进行分割时也选取相同的频带范围提取能量包络, 作为样本观察值输入模型, 采用 Viterbi 译码得到最佳状态序列。这种方法需要足够的专业性来构建均衡的训练集, 足够的、多样化的数据才能反映心音中普遍性的特征, 这需要消耗很大劳动量来完成繁琐的标注过

程。尽管如此, 若分割的测试心音与训练集数据的差异较大, 模型的性能将大幅下降。

目前最具代表性的算法是 Springer 等人改进时段隐马尔科夫模型^[5](DHMM) 提出基于逻辑回归的隐半马尔科夫算法^[6](LRHSMM), 采用逻辑回归的方法计算样本输出概率, 使用拓展的 Viterbi 译码算法改进 DHMM, 不受心音信号起始点是否为某个状态的起始点的影响, 更具有适应性。时段约束使测试心音分割出的各状态时长符合一般生理规律, 分割正确率较之前的算法有明显提高。然而, 这个方法在测试心音与训练集存在不匹配性时, 仍然有模型性能变差的问题。

虽然这些方法充分利用了心音的特征来构建统计模型, 但是忽略了心音信号的个性化特征、心音传感器的信道特征以及临床的环境噪声特征。这些特征都导致了训练模型与个体数据之间某种程度的不匹配。这种不匹配性在语音识别领域的研究非常充分^[8-13] 尽管提出了很多特征补偿和模型自适应的方法, 但也只能部分消除不匹配性^[14-18]。

针对以上问题, 提出一种面向心音分割的个性化高斯混合建模方法 (PMM) 对心音信号进行周期检测与状态分割。该方法假设心音信号在一段分析窗内具有稳定的周期性, 按照自相关法得到的周期长度对信号进行切分, 采用主成分分析方法 (PCA) 从切分得到的多个心动周期中提取出本征心动周期信号, 然后使用本征心动周期训练窗内信号个性化的高斯混合模型 (Gaussian Mixture Model, GMM), 结合本征心动周期的生理特点使用模型分析每个具体心动周期的信号, 实现对 4 个状态的准确分割。这种建模方法是对分析窗内的信号在线训练建模, 不依赖于手工标注的训练集与统计信息, 使模型和数据之间具有较好的匹配性。

1 心音信号模型描述

心脏的瓣膜启闭与血流冲击瓣膜、血管壁形成的振动经过心胸传导系统到达体表产生周期性的心音。不同个体的心音受心脏跳动强度、频率及胸腔结

构等影响表现出不同的声学特性,其中蕴含丰富的声学信息,包含个体的心脏各部分及相互作用的生理和病理信息。在自动听诊的检测中,心音信号的周期检测与状态分割几乎是所有心音自动分析方法的基础步骤^[19]。医学上把心脏的一次舒张、收缩称为一个心动周期,期间共经历四个心音状态:第一心音(S1)、心缩期(Systole)、第二心音(S2)以及心舒期(Diastole),它们共同完成心脏血液循环的功能,一个典型的心动周期如图1所示。第一心音和第二心音分别预示着心缩期和心舒期的开始,是一个心动周期的标志性心音,把它们称为基础心音期,相应地把心缩期与心舒期称为静止期^[20]。不同状态的心音信号和不同的心脏部件相关联,表现出不同疾病的音频特征。

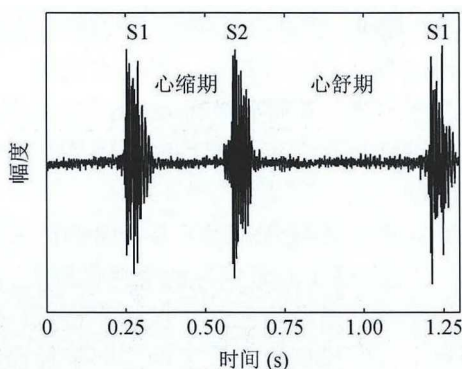


图1 心动周期示意图

选用一定长度的分析窗,由于心音信号的周期性非常显著,通过自相关方法容易准确地找到心音

信号的周期长度 $T^{[21]}$,按照周期长度将分析窗内的心音信号切分为 L 个心动周期。假设心音信号在一段时间内的周期性是稳定的,我们把这段时间内稳定的周期性成分称为本征心动周期信号。心音的每个心动周期都是由本征心动周期与噪声叠加而成。那么,第 l 个心动周期表示为:

$$y_l = x + n_l, \quad (1)$$

其中, x 表示本征心动周期信号, n_l 表示第 l 个周期时段内的噪声信号,分别表示如下:

$$y_l = [y_{(l-1)T}, y_{(l-1)T+1}, \dots, y_{lT-1}]^T, \quad l = 1, 2, \dots, L, \quad (2)$$

$$x = [x_0, x_1, \dots, x_{T-1}]^T, \quad (3)$$

$$n_l = [n_{(l-1)T}, n_{(l-1)T+1}, \dots, n_{lT-1}]^T, \quad (4)$$

假设噪声是方差为 σ^2 的白噪声,且噪声与心音信号不相关。根据切分出的 L 个心动周期求取心音信号的协方差矩阵,得到:

$$R = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L y_l y_l^T = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (x x^T + n_l n_l^T) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (x x^T + \sigma^2 I). \quad (5)$$

对协方差矩阵 R 进行特征值分解,那么可以将 R 用特征向量表示为:

$$R \cong [u_1, u_2, \dots, u_L] \begin{bmatrix} \lambda_1 + \sigma^2 & & \\ & \sigma^2 & \\ & & \dots \\ & & & \sigma^2 \end{bmatrix} [u_1, u_2, \dots, u_L]^T, \quad (6)$$

其中, u_1 对应特征值最大的特征向量。对于心音信号,主特征向量一般能够表述70%左右的心音信息,而第二维度占据大约15%的心音信息,其它维度表述的信息更少。因此,采用一个特征向量基本能够满足要求。如果采用多个特征向量,在更好表达心音信号的同时,也引入了更多的噪声,性价比不高。根据式(5)可知, λ_1 表示纯净心音信号的能量,主成分向量即为:

$$u_1 = x, \quad (7)$$

从分析窗内 L 个心动周期中提取出的稳定的周期性成分即为本征心动周期。

心音信号的总能量等于对角阵上元素的和,第一个元素对应本征心动周期的能量,而剩余若干元素对应于噪声的能量。因此,主成分分析既能提取出本征心动周期,也能够抑制噪声,增强了本征心动周期信号 x 。

2 本征心动周期的个性化高斯混合建模

我们采用在线构建高斯混合模型的方法,实现个性化的心音信号建模。一个本征心动周期的信号

分析图如图 2 所示, 其中, 图 2(a) 表示心音信号的时域波形, 图 2(b) 表示心音信号提取的能量包络。

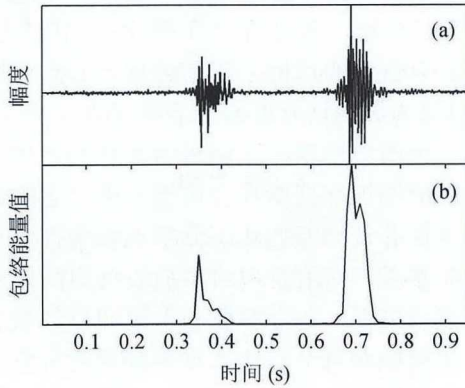


图 2 本征心动周期与能量包络

计算心音信号的能量包络, 将心音信号切分为交叠的帧块。由于心音信号的短时平稳性, 信号处理过程中都是通过对其进行短时分析处理。心率因年龄、性别等因素而存在差异, 心动周期的典型范围为 0.6~1.0 s。心音帧长的选择应该满足短时平稳假设的要求, 同时将相邻时间内统计特征相似的心音信号划分在一帧之内。一般情况下, 认为在 10~30 ms 心音信号是近近平稳的。将帧长设定为 20 ms, 计算选定长时的每一帧的能量值, 得到心音信号的包络, 表示为 X :

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_M), \quad (8)$$

其中, M 为一个心动周期的能量包络中所包含的帧数。

对长度为 M 的包络进行直方图分析, 得到本征心动周期的能量分布图, 如图 3 所示, 包含两个分布。其中, 第一个分布对应于心缩期与心舒期, 心脏血液平缓流动, 持续时间长, 处于这两个心音状态时的能量波动较小, 它的能量分布比较集中, 方差很小, 因而该分布对应的峰窄而高; 第二个分布对应于第一心音与第二心音, 这两个心音状态是由心脏瓣膜的开启和关闭产生的, 心脏振颤幅度明显, 持续时间短, 能量波动大, 它的方差较大, 能量分布不集中, 因而该分布对应的峰矮而宽。

假设图 3 中的两个分布分别遵循高斯分布, 表示为:

$$p_z(X_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\kappa_z}} \exp\left\{-\frac{(X_k - \mu_z)^2}{2\kappa_z}\right\}, \quad (9)$$

其中, $z \in \{0, 1\}$; $z=0$ 表示包含心缩期与心舒期的静止期, $z=1$ 表示包含第一心音与第二心音的基础心音期, μ_z 表示两个分布各自的均值, κ_z 表示两个分

布各自的方差。假设静止期和基础心音期出现的先验概率为 w_z , 且满足 $w_0 + w_1 = 1$ 。那么, 图 3 中的分布可以抽象为一个二元的高斯混合模型。表示为:

$$p(X|\lambda) = \sum_{z=0}^1 w_z p_z(X), \quad (10)$$

这里, 模型的参数集用 $\lambda = \{\mu_1, \mu_2, \kappa_1, \kappa_2, w\}$ 表示。

λ 参数集通过最大化概率密度函数的方法估计得到 [22]。

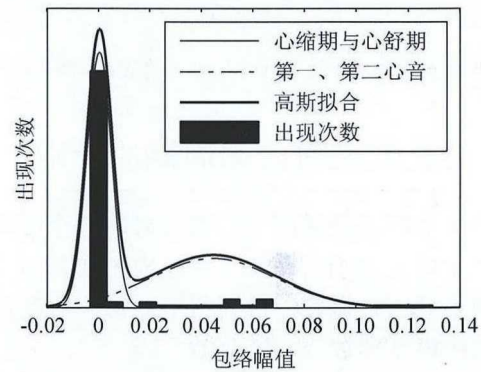


图 3 能量包络的直方分析与高斯拟合

模型的训练就是给定训练数据, 依据某种准则确定模型的参数集。最常用的参数估计方法是最大似然 (Maximum Likelihood, 简称 ML) 估计。对于长度为 M 的训练序列 $X = (X_1, X_2, \dots, X_M)$, GMM 的似然度可以表示为:

$$p_z(X|\lambda) = \prod_{k=1}^M p_z(X_k|\lambda). \quad (11)$$

由于上式是参数 λ 的非线性函数, 很难直接求取最大值。因此, 使用经典的 EM (Expectation Maximization, 简称 EM) 算法估计参数集。从参数集 λ 的一个初值开始估计新的参数集, 迭代运算直至模型收敛。下面的重估公式保证了 GMM 似然度的单调递增。

混合权值的重估公式:

$$w_z = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M p(z|X_k, \lambda). \quad (12)$$

均值的重估公式:

$$\mu_z = \frac{\sum_{k=1}^M p(z|X_k, \lambda) X_k}{\sum_{k=1}^M p(z|X_k, \lambda)}. \quad (13)$$

方差的重估公式:

$$k_z = \frac{\sum_{k=1}^M p(z|X_k, \lambda)(X_k - \mu_z)^2}{\sum_{k=1}^M p(z|X_k, \lambda)}, \quad (14)$$

其中, 分量 z 的后验概率为:

$$p(z|X_k, \lambda) = \frac{w_z p_z(X_k)}{\sum_{z=0}^1 w_z p_z(X_k)}. \quad (15)$$

迭代更新参数集, 开始新一轮的计算过程。

3 个性化模型对心动周期的分割

由于本征心动周期与心音信号的每个心动周期存在一个增益因子的差异, 相应地对构建的个性化模型的参数进行调整, 得到用于对每个心动周期进行分割的模型参数 λ' , 表示为:

$$\lambda' = \{\mu_1 \sqrt{\lambda + \sigma^2}, \mu_2 \sqrt{\lambda + \sigma^2}, \kappa_1(\lambda + \sigma^2), \kappa_2(\lambda + \sigma^2), w\} \quad (16)$$

采用调整后的模型对每一个心动周期的能量包络进行分类。一般情况下, 分类后的包络出现两个分离的静止期状态和两个分离的基础心音期状态, 就把这个心动周期明确地分成了 4 段, 由于心舒期的长度通常大于心缩期的长度, 我们将静止期段落中长度较长的一段标识为心舒期, 较短的一段为心缩期, 根据心音状态的周期时序特征中四种状态有序出现的特点标识出第一、第二心音。图 4 表示对一个具体心动周期进行分割的实例。能量包络的分割如图 4(a) 所示, 得到两个状态的分类, 点 A 与点 B、点 C 与点 D 之间的较强心音信号为基础心音期, 其余心音信号为静止期。

个性化模型分割的两类状态反映在心音信号的波形上, 如图 4(b) 所示。根据心音的状态时序特征, 第一心音预示着心缩期的开始, 第二心音预示着心舒期的开始, 并且心舒期的心音持续长度大于心缩期。由此得到这个实例中 4 个心音状态的具体分割, 点 A 与点 B 之间的心音信号表示第一心音, 点 C 与点 D 之间的心音信号表示第二心音, 在第一心音与第二心音之间的心音信号表示心缩期, 其余部分表示心舒期。

上述面向心音分割的个性化高斯混合建模方法是在非心率失常的条件下进行心音信号的周期检测

与分割。因此, 为避免心率的变化造成周期检测的准确度降低, 使用矩形窗对记录的心音信号进行一定时长的切割, 不同个体的心音存在心率的差异, 滑动窗的窗长设置一般包含 3 至 6 个心动周期。使用自相关法对窗内的这段心音信号估计心动周期的长度, 并以此为周期切分出各个子周期的心音信号。使用主成分分析法提取心音信号的本征心动周期, 用本征心动周期训练高斯混合模型完成状态的分割, 并记录本征心动周期的状态分割点作为各个心音状态长度的参考。使用窗内的本征心动周期信号训练的高斯混合模型, 结合本征心动周期分割状态的生理特点用模型对每个具体心动周期进行分割, 可以有效滤除干扰。

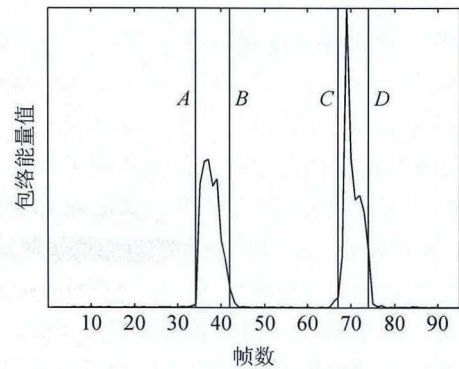


图 4(a) 心音实例的能量包络分割

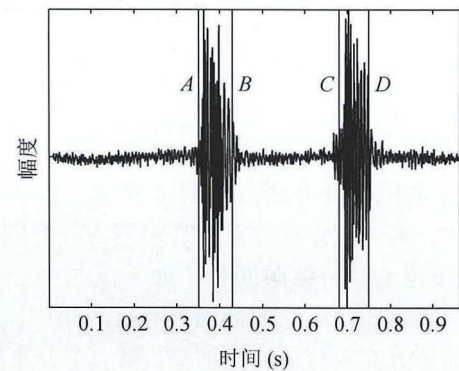


图 4(b) 心音实例的状态分割

综合以上关键点, 算法的实现过程如下:

- (1) 一段给定长度分析窗内的心音信号进行自相关分析, 得到心动周期长度 T , 据此划分 L 个整周期的心音信号 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_L\}$;
- (2) 求取 L 个周期的心音信号的协方差矩阵进行特征值分解, 将主成分近似为本征心动周期信号 x ;
- (3) 计算本征心动周期的能量包络, 在线训练分析窗内信号的个性化的二元 GMM 模型, 根据式 (16) 调整参数集得到分割用的模型参数集;
- (4) 计算每个心动周期的能量包络, 采用调整后

的模型对每一周期进行分割，根据静止期的长度信息标识出心舒期，从而确定另外 3 个心音状态。

(5) 对于某段时长的连续心音信号，采用一定长度的滑动窗，重复步骤 (1) 到 (4) 实现对心音信号连续的分割。

4 心音信号的分割实验

实验中，用于分割的信号采用心音传感器录制 3 个非心率失常人的心音数据，将面向心音分割的个性化高斯混合建模方法与基于逻辑回归的隐半马尔科夫模型方法进行分割性能的比较。

4.1 心音信号的采集

采集心音信号时，参与提供心音数据的受试者在录制前的一个小时内均无剧烈运动，在适应了实验场所的环境，心态较为平和时，开始心音的录制。录制过程中，保持受试者的胸部裸露，使心前区胸壁的皮肤与心音传感器直接接触，准确而清晰地获取心音。统一采取临床听诊中仰卧位的姿势，将传感器放置在平行于胸骨左缘的第四与第五肋骨间隙，以右手拇指、食指轻持心音传感器紧贴于胸部皮肤表面。受试者始终保持在平静的状态，无明显胸腔起伏；录制者尽可能保持手部的稳定，减少传感器与人体皮肤的摩擦冲击噪声；空间环境无明显干扰。心音信号的采样率为 2 kHz，共计 240 个心音周期，包含 240 个第一心音信号和 240 个第二心音信号。采用手工标注的方式标记 480 个基础心音信号的状态起始位置与终止位置，计算状态的中心点作为分割的参考标准。

4.2 实验结果评价与讨论

实验采用当前最具代表性的 LRHSM 作为参考算法，两种算法之间的共同性在于都是根据声学特征对心音信号进行分类将帧分为不同的类别，分别对应着心音信号的不同状态。在心音信号的状态分割中，最为明显的是不同状态的时间持续长度差异明显，以及第一心音和第二心音的能量显著较大的特点。考虑到心音信号的舒张期和收缩期的时间长度特征，防止因突发的偶然噪声引起的干扰，两个算法都引入了医学知识中的时间约束作为已知条件，限制心舒期和心缩期的长度加以判断，有效地减少了偶然噪声尤其是冲击噪声造成的干扰。

当算法估计的某个心音状态起始位置和终止位置的中心点与手工标注的参考中心点之间距离不超过 30 ms，即判决为正确的心音分割。正确率定义为算法正确分割的第一心音和第二心音的总数与基础

心音总数的比率。心音分割属于目标信号的检测问题，检测结果既包含正确检测，也包含虚警，即非目标信号被检测为目标信号。由于心音分割算法严格定义一个周期之内只有两个基础心音信号输出，虚警的比例很小，多数算法只关心正确率^[23-25]，因而实验中忽略了虚警的影响。

实验所采用心音信号来自于临床采集，信号并不十分理想，我们加入噪声的目的是为了测试算法对噪声的极限容忍能力。实验采用 Babble 噪声和白噪声模拟两种类型的临床噪声，将噪声分别以 5 dB、10 dB 及 15 dB 的不同信噪比 (SNR) 添加到录制的心音信号上。面向心音分割的个性化高斯混合建模方法 (PMM) 与基于逻辑回归的隐半马尔科夫算法 (LRHSM) 均使用非心率失常人的心音数据在不同 SNR 条件下统计的分割正确率如表 1 和表 2 所示。

表 1 Babble 噪声下两种方法的检测结果正确率比较

	不加噪	5 dB	10 dB	15 dB
LRHSM	91.6%	93.2%	93.8%	93.2%
PMM	93.4%	93.6%	95.0%	95.4%

表 2 白噪声下两种方法的检测结果正确率比较

	不加噪	5 dB	10 dB	15 dB
LRHSM	91.6%	94.2%	94.2%	92.6%
PMM	93.4%	94.6%	95.4%	94.4%

从表 1 和表 2 中可以看出，基于个性化模型的心音分割方法明显优于主流的 LRHSM，这种优势主要体现在个性化建模的模型和数据能够完美匹配，这种匹配程度已经超出了 LRHSM 模型与数据的匹配程度。PMM 假设相邻几个心动周期之间的差异性较小，心率变化极其微小，这种情况下它们具有几近完全一致的周期长度以及心舒期与心缩期长度。充分利用这一特点，对个体心音信号在一个含有若干心动周期的分析窗内估计各状态的分布特性及持续时间，模型具有心音的个性化特征，因而 PMM 对数据的匹配性较好。LRHSM 是从所有大量数据样本当中统计平均的约束，是在假设每个人的第一心音与第二心音持续长度相同且包络分布类似的前提下，时间约束被平滑，不能反映心音的个性化特征。

LRHSM 通过手工标注的数据集采用监督式预先训练的方法构建统计模型，在平均意义上学习心音信号的统计特征，基于预先监督训练的方法都不可避免地遇到训练和测试之间的匹配问题。不同个体间心音的个性化差异、传感器传输信道的差异以及心音采集环境的差异都会导致测试心音与训练集的不

匹配,当数据匹配性不够好,则系统性能大幅下降。此外,LRHSM 方法是首先对录制的心音信号进行整体心率的估计,再得出心舒期与心缩期的长度,这种方法对心率发生变化的心音信号段落进行了平滑,不可避免地会出现一定程度的偏差。PMM 方法通过加滑动窗的方式实现对短时心音信号的心率更加准确地估计,增加了心动周期长度的准确度。由于这种方法是对分析窗内的信号在线建模,不需要训练统计意义上的参数,回避了匹配性问题,自适应性更强。

LRHSM 将心音分为 4 类,事实上心舒期和心缩期的统计特征差异较小,第一心音和第二心音的统计特征差异也不明显,将它们分为 4 类,除了增加计算量,并不能给系统带来实质性的帮助。因此,PMM 考虑到计算效率,将心音信号分为 2 类,完成二分类后,再依据先验医学知识,进一步分类出第一心音、心缩期、第二心音、心舒期四个状态。这样就把分类从 4 个类别降低为 2 个类别,显著减小了算法的复杂度。因而 PMM 优于 LRHSM。

需要指出的是,微弱的冲击噪声和摩擦音容易将心舒期或者心缩期分割为较小的静止期,从而导致算法的错判。适量稳定的噪声能够掩盖这些冲击噪声和摩擦音,从而形成完整而连续的心舒期或者心缩期,最终有利于算法性能的提高。

5 结论

提出了一种面向心音分割的个性化高斯混合建模方法,用自相关的方法得到心音周期长度,采用主成分分析提取个体心音的本征心动周期,由本征心动周期的能量谱包络训练个性化的二元高斯混合模型,实现对心音信号每个心动周期的状态进行分割。在不依赖于手工标注训练集的情况下,这种方法的性能能够相当甚至超过了依赖训练集的 LRHSM 算法并且避免了训练模型与测试数据之间的匹配性问题,使得心音周期的分割更加简单而实用,对于实际应用具有重要意义。

致谢

本文得到国家自然科学基金项目(11461141004, 61271426, U1536117, 11504406, 11590770-4)、中国科学院战略性先导科技专项(面向感知中国的新一代信息技术研究, XDA06030100, XDA06030500, XDA06040603)、国家 863 计划项目(2015AA016306)、国家 973 计划项目(2013CB329302)和新疆维吾尔自治区科技重大专项(201230118-3)资助。

参 考 文 献

- 1 Varghees V N, Ramachandran K I, Kumaresan D *et al.* Automated PCG signal delineation method for heart sound analysis. *Journal of Materials Science*, 2014; **45**(4): 1078—1085
- 2 陈洁, 侯海良, 罗良才等. 基于双门限的第一、第二心音自动识别方法. *计算机工程*, 2012; **38**(16): 174—177
- 3 周克良, 王亚光, 叶岑. 心音信号特征分析与识别方法研究. *广西师范大学学报自然科学版*, 2015; **33**(3): 34—44
- 4 Gill D, Gavrieli N, Intrator N. Detection and identification of heart sounds using homomorphic envelopogram and self-organizing probabilistic model. *Computers in Cardiology, IEEE*, 2005: 957—960
- 5 Schmidt S E, Toft E, Holst-Hansen C *et al.* Segmentation of heart sound recordings from an electronic stethoscope by a duration dependent Hidden-Markov Model. *Computers in Cardiology, IEEE*, 2008: 345—348
- 6 Springer D, Tarassenko L, Clifford G. Logistic regression-HSMM-based heart sound segmentation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2016; **63**(4): 822—832
- 7 Sedighian P, Subudhi A W, Scalzo F *et al.* Pediatric heart sound segmentation using Hidden Markov Model. *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2014; **2014**: 5490—5493
- 8 LUO Yaqin, WU Xiaopei, LÜ Zhao, PENG Kui, GUI Yajun. A recursive calculating algorithm for higher-order cumulants over sliding window and its application in speech endpoint detection. *Chinese Journal of Acoustics*, 2015; **34**(4): 436—449
- 9 GUO Yanmeng, FU Qiang, YAN Yonghong. Speech endpoint detection in real noise environments. *Chinese Journal of Acoustics*, 2007; **26**(1): 39—48
- 10 蔡尚, 金鑫, 高圣翔, 潘接林, 颜永红. 用于噪声鲁棒性语音识别的子带能量规整感知线性预测系数. *声学学报*, 2012; **37**(6): 667—672
- 11 吕钊, 吴小培, 张超, 李密. 卷积噪声环境下语音信号鲁棒特征提取. *声学学报*, 2010; **35**(4): 465—470
- 12 陈锴, 卢晶, 徐柏龄. 基于话者状态检测的自适应语音分离方法的研究. *声学学报*, 2006; **31**(3): 211—216
- 13 Li D, Droppo J, Acero A. Log-domain speech feature enhancement using sequential MAP noise estimation and a phase-sensitive model of the acoustic environment. *Proc. Icsip*, 2002; **119**(1): 192—195
- 14 王智国, 吴及, 戴礼荣, 王仁华. 一种对加性噪声和信道函数联合补偿的模型估计方法. *声学学报*, 2008; **33**(3): 238—243
- 15 Zhang B, Perina A, Li Z *et al.* Bounding multiple Gaussians uncertainty with application to object tracking. *International Journal of Computer Vision*, 2016; **118**(3): 364—379
- 16 王欢良, 韩纪庆, 李海峰. 基于特征似然度加权和维数缩减的 Robust 语音端点检测. *声学学报*, 2007; **32**(1): 62—68
- 17 Zhang B, Li Z, Perina A, Bue A D, Murino V. Adaptive Local Movement Modelling for Object Tracking. 2015 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, Waikoloa, HI, 2015: 25—32

- 18 张军, 韦岗, 余华. 基于特征分量输出概率加权的多数据流鲁棒语音识别方法. *声学学报*, 2008; **33**(2): 102—108
- 19 Syed Z, Leeds D, Curtis D *et al.* A framework for the analysis of acoustical cardiac signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007; **54**(4): 651—662
- 20 Douglas G *et al.* *Macleod's Clinical Examination*. New York, NY, USA: Elsevier Health Sciences, 2009
- 21 Kumar D, Carvalho P, Antunes M *et al.* Noise detection during heart sound recording. International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, PubMed, 2009: 3119—3123
- 22 Reynolds D A, Rose R C. Robust text-independent speaker identification using Gaussian mixture speaker models. *IEEE Transactions on Speech & Audio Processing*, 1995; **3**(1): 72—83
- 23 Jiang Z, Choi S. A cardiac sound characteristic waveform method for in-home heart disorder monitoring with electric stethoscope. *Expert Systems with Applications*, 2006; **31**(2): 286—298
- 24 Kumar D, Carvalho P, Antunes M *et al.* Detection of S1 and S2 heart sounds by high frequency signatures. Engineering in Medicine and Biology Society, 2006, Embs '06, International Conference of the IEEE, IEEE, 2006: 1410—1416
- 25 Varghees V N, Ramachandran K I. A novel heart sound activity detection framework for automated heart sound analysis. *Biomedical Signal Processing & Control*, 2014; **13**(1): 174—188