

## ارزیابی و تخمین ویژگی‌های جدید از روی دادگان صدای قلبی به منظور تشخیص ناهنجاری‌های قلب

مهدی نوریان زواره<sup>۱</sup>، سعید کرمانی<sup>۲</sup>، سید محمد هاشمی جزی<sup>۳</sup>، مریم سمیعی نسب<sup>۴</sup>

## مقاله پژوهشی

## چکیده

**مقدمه:** امروزه ۳۱ درصد از مرگ و میرهای جهانی را بیماری‌های قلبی-عروقی تشکیل می‌دهند و علت اصلی مرگ و میر در جهان به شمار می‌روند. به علت مشکلاتی مثل عدم وجود تکنولوژی‌هایی همچون اکوکاردیوگرافی و دسترسی محدود به پزشکان متخصص در مناطق غیر پیشرفته از روش‌های خودکار برای تشخیص ناهنجاری مرتبط با فونوکاردیوگرام (Phonocardiogram یا PCG) استفاده می‌شود.

**روش‌ها:** در این پژوهش، جهت تمایز افراد طبیعی از بیماران قلبی، سه دسته ویژگی از روی سیگنال PCG تخمین زده و ارزیابی شد. دسته‌ی اول، استخراج ویژگی نرخ ضربان قلب و تغییرات آن، دسته‌ی دوم، برخی ویژگی‌های مورد استفاده در تجزیه و تحلیل گفتار و شناسایی الگو و دسته‌ی سوم، ویژگی‌های مرکز جرم زمانی سیگنال، مرکز جرم فرکانسی سیگنال و عرض باند مؤثر سیگنال بودند. در این پژوهش، روش‌هایی به منظور استخراج این ویژگی‌ها پیشنهاد و به کمک آزمون t مورد بررسی و اعتبارسنجی قرار گرفت.

**یافته‌ها:** نتایج اعتبارسنجی برای ۱۰ ویژگی پیشنهادی که در آن مقادیر  $P < 0/010$  انتخاب شدند، نشان داد که ۸ ویژگی می‌تواند تمایز دهنده‌ی خوبی برای جدا کردن سیگنال غیر طبیعی از طبیعی باشد.

**نتیجه‌گیری:** با توجه به الگوهای به دست آمده از ویژگی‌های استخراج شده، تمایز بین سیگنال غیر طبیعی و طبیعی به خوبی مشاهده شد که از این ویژگی‌ها، برای طبقه‌بندی سیگنال PCG می‌توان استفاده کرد. همچنین، در آینده می‌توان با استفاده از عملیات دیگری نظیر هم‌بستگی بر روی این الگوها، ویژگی‌های جدیدی استخراج کرد.

**واژگان کلیدی:** فونوکاردیوگرام، استخراج ویژگی، شناسایی اختلالات قلب و عروق

**ارجاع:** نوریان زواره مهدی، کرمانی سعید، هاشمی جزی سید محمد، سمیعی نسب مریم. ارزیابی و تخمین ویژگی‌های جدید از روی دادگان صدای قلبی به منظور تشخیص ناهنجاری‌های قلب. مجله دانشکده پزشکی اصفهان ۱۳۹۷؛ ۳۶ (۵۰۶): ۱۴۴۹-۱۴۴۴

## مقدمه

برخی بیماری‌های قلبی مثل آریتمی، نقص‌های جدار بطنی، تنگی در آئورت و بیماری‌های درجه‌ای به شمار می‌رود (۲). عدم وجود تکنولوژی‌هایی همچون اکوکاردیوگرافی و دسترسی محدود به پزشکان متخصص در مناطق غیر پیشرفته از دیگر مشکلات است که برای حل آن از روش‌های خودکار برای تشخیص ناهنجاری مرتبط با صدای قلب استفاده می‌شود (۳).

جهت تشخیص ناهنجاری از روی سیگنال PCG از ویژگی‌های زیادی استفاده می‌شود که به چهار حوزه‌ی اصلی زمان، فرکانس،

امروزه، علت اصلی مرگ و میر بیماری‌های قلبی-عروقی هستند که ۳۱ درصد از مرگ و میرهای جهانی را تشکیل می‌دهند (۱). طبق آمار سازمان بهداشت جهانی (World Health Organization) حدود ۱۷/۵ میلیون نفر بر اثر این بیماری‌ها جان خود را از دست داده‌اند (۱). یکی از مراحل اولیه در تشخیص بیماری‌های قلبی-عروقی و ارزیابی سیستم قلب و عروق معاینات فیزیکی است و سمع قلبی، یکی از آزمون‌های تشخیصی سریع جهت تشخیص و غربالگری

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی پزشکی (بیوالکترونیک)، دانشکده‌ی فن‌آوری‌های نوین علوم پزشکی و کمیته‌ی تحقیقات دانشجویی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

۲- دانشیار، گروه مهندسی پزشکی (بیوالکترونیک)، دانشکده‌ی فن‌آوری‌های نوین علوم پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

۳- استاد، مرکز تحقیقات بازتوانی قلب، پژوهشکده‌ی قلب و عروق، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

۴- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی پزشکی، کمیته‌ی تحقیقات دانشجویی، دانشکده‌ی فن‌آوری‌های نوین پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

Email: kermani@med.mui.ac.ir

نویسنده‌ی مسؤول: سعید کرمانی

مختلف، سیگنال‌های کیفیت بد با استفاده از روش Springer شناسایی و حذف شدند (۱۴). این کار با استفاده از استخراج ۹ شاخص کیفیت معرفی شده در منابع دیگر (۱۴) و با استفاده از یک طبقه‌بند k-nearest neighbors (kNN) صورت گرفت.

از میان ۳۲۴۰ سیگنال موجود، ۶۳۸ سیگنال به دلیل کیفیت بد حذف شد و ۲۶۰۲ سیگنال که کیفیت لازم را داشتند، باقی ماندند که از این میان ۲۰۷۸ سیگنال طبیعی و ۵۲۲ سیگنال غیر طبیعی است. برای اجرای الگوریتم نیاز است که داده‌ها بالانس شود. به این منظور، در هر بار اجرا ۵۲۲ سیگنال طبیعی به صورت تصادفی انتخاب می‌شود و در نتیجه، برای هر بار اجرای الگوریتم، ۱۰۴۴ سیگنال موجود است.

با توجه به محدوده‌ی فرکانسی صداهای قلب موجود، برای کاهش اثرات مخرب نویز ناشی از محیط و سیستم ثبت سیگنال، سیگنال‌ها از فیلتر Butterworth میان‌گذر مرتبه‌ی چهار با فرکانس‌های قطع ۲۵ و ۴۰۰ هرتز عبور داده شد (۳).

**استخراج ویژگی:** دسته‌ی اول، استخراج نرخ ضربان قلب (Heart rate variability) و تغییرات ضربان قلب (Heart rate) بود. تغییرات کوتاه مدت و بلند مدت در ضربان قلب، بازتابی از عملکرد سیستم قلب و عروق می‌باشد؛ به طوری که یکی از شاخص‌های سلامت انسان، تغییر پذیری ضربان قلب است. بنابراین، واکوی این تغییرات، می‌تواند معیاری برای سنجش طبیعی یا غیر طبیعی بودن صدای قلب باشد (۱۵) که برای محاسبه‌ی آن، روش Schmidt پیشنهاد شده است (۱۶).

جهت استخراج ویژگی‌های دسته‌ی دوم و سوم، نیاز به پنجره‌گذاری است. دسته‌ی دوم، ویژگی‌های مربوط به گفتار و شامل فرکانس پایه، Jitter مطلق و نسبی، Shimmer مطلق و نسبی است. پس از پنجره‌گذاری سیگنال که در آن N تعداد نمونه‌ها در یک پنجره است، برای هر پنجره، مجموع قدر مطلق‌های مقادیر هر پنجره به عنوان دامنه‌ی سیگنال ( $A_i$ ) در نظر گرفته شدند. Shimmer به صورت مطلق (Shimmer) و نسبی (Shim) مطابق روابط (۱) و (۲) محاسبه گردید (۱۷):

$$\text{shimmer} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |A_i - A_{i+1}| \quad (1)$$

$$\text{Shim} = \frac{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |A_i - A_{i+1}|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i} \quad (2)$$

برای محاسبه‌ی Jitter، برای هر پنجره فرمانت اول ( $T_i$ ) به دست آمد. Jitter مطلق (Jitter) و نسبی (Jitt) مطابق روابط (۳) و (۴) محاسبه شدند (۱۷):

$$\text{jitter} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |T_i - T_{i+1}| \quad (3)$$

ترکیب زمان-فرکانس و ویژگی‌های آماری تقسیم می‌شوند (۴-۵). شایع‌ترین ویژگی‌های حوزه‌ی زمان، قسمت‌های اصلی سیگنال فونوکاردیوگرام مثل فاصله‌ی RR، انحراف دامنه و نسبت دامنه‌ی بین S1 و S2 است (۶). در حوزه‌ی فرکانس، بیشترین ویژگی‌هایی که از طیف قدرت استفاده می‌شود، ضرایب Mel-frequency cepstral coefficient (MFCC) با استفاده از پنجره‌ی Hamming می‌باشد (۷). از تبدیل‌های زمان-فرکانس همچون تبدیل Short-time Fourier transform (STFT)، Wignerville و Wavelet به عنوان یک روش استخراج ویژگی استفاده می‌کنند (۸-۱۱).

بسیاری از کارهای صورت گرفته، پتانسیل تشخیص ناهنجاری از صدای قلب را دارند، اما به دلیل این که از یک پایگاه داده‌ی استاندارد و یکسان استفاده نشده است، امکان مقایسه بین آن‌ها وجود ندارد. در بسیاری از موارد، پایگاه داده جمع‌آوری شده و تنها در همان روش استفاده شده است (۲). استفاده‌ی مطلق از سیگنال‌های با کیفیت و بدون نویز (Noise)، سطح اطمینان استفاده از روش‌های موجود را کاهش می‌دهد. بنابراین، استفاده از یک پایگاه داده‌ی استاندارد، ضروری است. چالش PhysioNet/CinC 2016 به دنبال ایجاد یک پایگاه داده‌ی بزرگ است. داده‌ها نه تنها شامل صداهای ثبت شده در محیط آرام و ساکت، بلکه شامل محیط‌های بسیار پر سر و صدا نیز می‌شوند (۱۲).

به منظور ارتقای ویژگی‌های مورد استفاده در تشخیص ناهنجاری از روی صدای قلب، در این پژوهش تعدادی ویژگی در حوزه‌ی زمان و فرکانس پیشنهاد داده شد و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت.

## روش‌ها

در این پژوهش، جهت تمایز سیگنال طبیعی از غیر طبیعی، ۱۰ ویژگی در سه دسته پیشنهاد شد و پس از حذف نویز به منظور بهبود سیگنال‌ها، ویژگی‌های مورد نظر استخراج شد و در نهایت، اعتبارسنجی آن‌ها (P-value) با استفاده از آزمون t انجام شد.

**پایگاه داده:** به دلیل نیاز به پایگاه داده‌ی استاندارد و امکان مقایسه با دیگر روش‌ها، در این پژوهش از پایگاه داده‌ی مربوط به چالش PhysioNet/CinC 2016 استفاده شد. این پایگاه داده، شامل صدای ثبت شده‌ی قلب از چندین منطقه‌ی مختلف در سراسر جهان است که هر یک در محیط بالینی یا غیر بالینی از افراد سالم و بیماران پاتولوژیک جمع‌آوری گردید. پایگاه داده‌ی این چالش، شامل ۳۲۴۰ صدای قلب بود که هر یک از ۵ ثانیه تا بیش از ۱۲۰ ثانیه طول می‌کشید (۱۳). همچنین، داده‌ها از نواحی شنیداری مختلف قلبی شامل ناحیه‌ی آئورتی، ریوی و میترال ثبت شدند (۱۲).

**پیش پردازش:** به دلیل وجود سیگنال با سطح کیفیت‌های

انرژی را داشت.

عرض باند مؤثر سیگنال که با  $\Delta f$  نشان داده می‌شود، از رابطه‌ی

(۸) محاسبه شد:

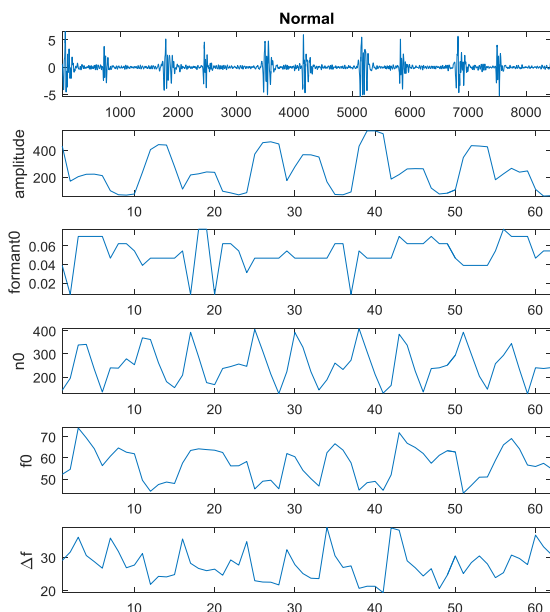
$$\Delta f = \sqrt{\frac{1}{E_x} \sum_{f=0}^{N-1} (f - f_{0n})^2 |X[f]|^2} \quad (۸)$$

که در آن  $f_{0n}$  مرکز جرم فرکانس پنجره‌ی  $n$  می‌باشد. این ویژگی، مشابه با تعریف واریانس، میزان پراکندگی انرژی سیگنال حول متوسط فرکانس آن را نشان می‌دهد.

استاندارد طول پنجره برای سیگنال گفتار ۲۵-۲۰ میلی‌ثانیه است، اما برای صدای قلب به دلیل این که به طور تقریبی دوره‌ای (Periodic) است، باید طول پنجره بیشتر باشد (۱۸). بررسی‌های صورت گرفته در مطالعه‌ی مشابهی (۱۸) نشان می‌دهد از میان پنجره‌ها با طول و هم‌پوشانی‌های مختلف، طول پنجره برابر با ۲۵۶ میلی‌ثانیه و میزان هم‌پوشانی ۲۵ درصد معادل ۶۴ میلی‌ثانیه مقدار بهینه است که در این پژوهش با توجه به فرکانس نمونه‌برداری ۲ کیلوهرتز سیگنال‌ها، مقدار  $N$  برابر ۵۱۲ به دست آمد.

### یافته‌ها

جهت ارزیابی اولیه‌ی ویژگی‌های پیشنهادی، مقایسه‌ی برخی ویژگی‌ها برای یک سیگنال طبیعی و غیر طبیعی در شکل ۱ آمده است که تمایز در سیگنال طبیعی و غیر طبیعی را به تصویر می‌کشد.



$$Jitt = \frac{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |T_i - T_{i+1}|}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i} \quad (۴)$$

یکی دیگر از ویژگی‌های مورد بررسی، فرکانس پایه‌ی سیگنال فونوکاردیوگرام است که در هر پنجره استخراج می‌شود.

دسته‌ی سوم ویژگی‌ها، مرکز جرم زمانی سیگنال، مرکز جرم فرکانسی سیگنال و عرض باند مؤثر سیگنال بودند که نحوه‌ی محاسبه‌ی آن‌ها به شرح زیر بود:

مرکز جرم زمانی سیگنال که با  $n_0$  نشان داده شده است و مطابق رابطه‌ی (۵) به دست آمد:

$$n_0 \triangleq \frac{1}{E_x} \sum_{n=0}^{N-1} n |x[n]|^2 \quad (۵)$$

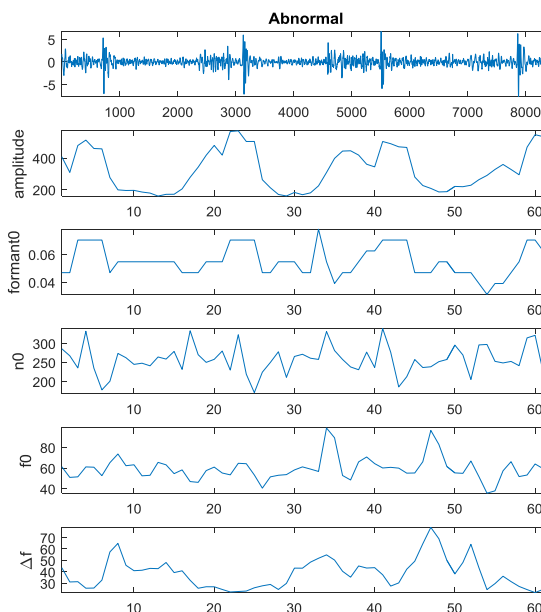
این ویژگی، در حقیقت زمان‌هایی را نشان می‌دهد که حول آن انرژی سیگنال بیشترین تمرکز را دارد و در آن  $x[n]$  نمونه‌ی  $n$ ام سیگنال PCG و  $E_x$  انرژی سیگنال بود و از رابطه‌ی (۶) محاسبه گردید.

$$E_x = \sum_{n=0}^{N-1} |x[n]|^2 \quad (۶)$$

مرکز جرم فرکانسی سیگنال که با  $f_0$  نشان داده می‌شود، مطابق رابطه‌ی (۷) به دست آمد:

$$f_0 \triangleq \frac{1}{E_x} \sum_{f=0}^{N-1} f |X[f]|^2 \quad (۷)$$

که در آن  $X(f)$  تبدیل فوریه‌ی سیگنال در هر پنجره است. این ویژگی، فرکانس‌هایی را نشان می‌دهد که سیگنال حول آن بیشترین



شکل ۱. مقایسه‌ی ویژگی‌ها برای یک سیگنال طبیعی (سمت چپ) و غیر طبیعی (سمت راست) - ردیف اول سیگنال فونوکاردیوگرام، ردیف دوم دامنه‌ی (Ai)،

ردیف سوم فرمانت اول (Ti)، ردیف چهارم مرکز جرم زمانی، ردیف پنجم مرکز جرم فرکانسی، ردیف ششم عرض باند مؤثر سیگنال

فرکانسی سیگنال و عرض باند مؤثر سیگنال در شکل ۱ با هم مقایسه شده‌اند و همان‌طور که مشخص است، در مقدار میانگین و توزیع تمایز وجود دارد. همچنین، با توجه به شکل توزیع به دست آمده از ویژگی‌های پیشنهاد شده، می‌توان در آینده با استفاده از عملیات‌های دیگری نظیر هم‌بستگی (Correlation)، ویژگی‌های جدیدی از آن‌ها استخراج کرد.

برای ۱۰ ویژگی جدید که در این پژوهش مورد استفاده بودند، مقادیر P نشان داد که هشت ویژگی بیان شده در جدول ۱، می‌توانند تمایز خوبی برای جدا کردن سیگنال غیر طبیعی از طبیعی باشد و می‌توان از این ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی سیگنال PCG استفاده کرد. در کارهای صورت گرفته‌ی قبلی بر روی پایگاه داده‌ی پیش‌گفته، برای تشخیص ناهنجاری و تفکیک سیگنال طبیعی و غیر طبیعی، حساسیت (Sensitivity) ۹۴/۲۴ و ویژگی (Specificity) ۷۷/۸۱ درصد به دست آمده است (۶) که نشان از قدرت تفکیک بالا و در نتیجه، مقدار پایین P می‌باشد. همچنین، در آینده می‌توان با استفاده از این ویژگی‌های معرفی شده، طبقه‌بندی انجام داد که این کار با بررسی طبقه‌بندها و انتخاب طبقه‌بند مناسب، انجام خواهد شد.

همچنین، با استفاده از روش Step-wise linear discriminant analysis (SWLDA) در نرم‌افزار SPSS، مقادیر  $P < 0/010$  انتخاب شدند. مقادیر P برای این هشت ویژگی با دقت ۳ رقم اعشار برابر صفر بود که قدرت تمایز این ویژگی‌ها را در تشخیص ناهنجاری سیگنال فونوکاردیوگرام نشان می‌دهد. همچنین، شاخص Wilks' Lambda که نشان دهنده‌ی قدرت تفکیک هر ویژگی به تنهایی است، برای این هشت ویژگی در جدول ۱ آمده است (۱۹).

جدول ۱. لیست ویژگی‌های انتخاب شده جهت تمایز سیگنال طبیعی و غیر طبیعی با توجه به نتایج اعتبارسنجی

ویژگی	Wilks' lambda
۱ فرکانس پایه	۰/۹۰۴
۲ مرکز جرم زمانی	۰/۸۴۳
۳ تغییرات ضربان قلب	۰/۸۱۲
۴ ضربان قلب	۰/۷۹۵
۵ Shimmer نسبی	۰/۷۸۸
۶ مرکز جرم فرکانسی	۰/۷۸۴
۷ عرض باند مؤثر سیگنال	۰/۷۷۰
۸ Shimmer مطلق	۰/۷۶۶

### تشکر و قدردانی

این مقاله، برگرفته از طرح تحقیقاتی به شماره‌ی ۳۹۶۹۶۱ مصوب معاونت پژوهش و فن‌آوری دانشگاه علوم پزشکی اصفهان است. نویسندگان مقاله، از این معاونت جهت تأمین بودجه‌ی طرح تشکر و قدردانی می‌کنند.

### بحث

با استناد به شکل ۱، شکل دامنه و فرمات به دست آمده از سیگنال طبیعی و غیر طبیعی به طور کامل متفاوت بود. از این رو، می‌توان از ویژگی‌های Shimmer و فرکانس پایه جهت تشخیص ناهنجاری استفاده کرد. سه ویژگی مرکز جرم زمانی سیگنال، مرکز جرم

### References

- World Health Organization. Cardiovascular diseases (CVDs) [Online]. [cited 2017 May 17]; Available from: URL: [https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))
- Liu C, Springer D, Li Q, Moody B, Juan RA, Chorro FJ, et al. An open access database for the evaluation of heart sound algorithms. *Physiol Meas* 2016; 37(12): 2181-213.
- Perez-Guzman RE, Garcia-Bermudez R, Rojas-Ruiz F, Cespedes-Perez A, Ojeda-Riquenes Y. Evaluation of algorithms for automatic classification of heart sound signals. *Proceedings of the 5<sup>th</sup> International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*; 2017 26-28 Apr; Granda, Spain. Cham, Switzerland: Springer International Publishing; 2017 p. 536-45.
- Balili CC, Sobrepena CC, Naval PC. Classification of heart sounds using discrete and continuous wavelet transform and random forests. *Proceedings of 3<sup>rd</sup> IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR)*; 2015 Nov 3-6; Kuala Lumpur, Malaysia. p. 655-9.
- Moukadem A, Dieterlen A, Brandt C. Shannon Entropy based on the S-Transform Spectrogram applied on the classification of heart sounds. *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal*; 2013 May 26-31; Vancouver, BC, Canada. p. 704-8.
- Potes C, Parvaneh S, Rahman A, Conroy B. Ensemble of feature-based and deep learning-based classifiers for detection of abnormal heart sounds. *Proceedings of the 2016 Computing in Cardiology Conference (CinC)*; 2016 Sep 11-14; Vancouver, BC, Canada. p. 621-4.
- Godino-Llorente JI, Gomez-Vilda P. Automatic detection of voice impairments by means of short-term cepstral parameters and neural network based detectors. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 2004; 51(2): 380-4.
- Homs MN, Medina N, Hernandez M, Quintero N,

- Perpinan G, Quintana A, et al. Automatic heart sound recording classification using a nested set of ensemble algorithms. Proceedings of the 2016 Computing in Cardiology Conference (CinC); 2016 Sep 11-14; Vancouver, BC, Canada. p. 817-20.
9. Goda MA., Hajas P. Morphological determination of pathological PCG signals by time and frequency domain analysis. Proceedings of the 2016 Computing in Cardiology Conference (CinC); 2016 Sep 11-14; Vancouver, BC, Canada. p. 1133-6.
  10. Flandrin P. Time-Frequency/Time-Scale Analysis. vol. 10. Wavelet Analysis and Its Applications. 1<sup>st</sup> ed. Cambridge, MA: Academic Press; 1998.
  11. Debbal SM, Bereksi-Reguig F. Time-frequency analysis of the first and the second heartbeat sounds. Appl Math Comput 2007; 184(2): 1041-52.
  12. Clifford GD, Liu C, Moody B, Springer D, Silva I, Li Q, et al. Classification of normal/abnormal heart sound recordings: The PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2016. Proceedings of the 2016 Computing in Cardiology Conference (CinC); 2016 Sep 11-14; Vancouver, BC, Canada. p. 609-12.
  13. Springer DB, Brennan T, Ntusi N, Abdelrahman HY, Zuhlke LJ, Mayosi BM, et al. Automated signal quality assessment of mobile phone-recorded heart sound signals. J Med Eng Technol 2016; 40(7-8): 342-55.
  14. Zali A, Arefian N. Heart rate variability. Pajouhesh Dar Pezeshki 2012; 36(3): 163-6. [In Persian].
  15. Schmidt SE, Holst-Hansen C, Graff C, Toft E, Struijk JJ. Segmentation of heart sound recordings by a duration-dependent hidden Markov model. Physiol Meas 2010; 31(4): 513-29.
  16. Kong J. A study on jitter, shimmer and F0 of Mandarin infant voice by developing an applied method of voice signal processing. Proceedings of the 2008 Congress on Image and Signal Processing; Sanya, Hainan, China. p. 314-8.
  17. Zhao Z, Shen Q, Ren F. Heart sound biometric system based on marginal spectrum analysis. Sensors (Basel) 2013; 13(2): 2530-51.
  18. Wilks' Lambda: Simple Definition [Online]. [cited 2017 Dec 26]; Available from: URL: <https://www.statisticshowto.datasciencecentral.com/wilks-lambda>

## Estimation and Evaluation of New Features from Phonocardiogram for Detecting Cardiovascular Abnormalities

Mahdi Nourian-Zavareh<sup>1</sup>, Saeed Kermani<sup>2</sup>, Mohammad Hashemi-Jazi<sup>3</sup>, Maryam Samieinasab<sup>4</sup>

### Original Article

#### Abstract

**Background:** In the world, cardiovascular diseases are the major cause of death, as 31% of global mortality is from them. Due to problems such as the lack of technologies such as echocardiography, and limited access to cardiologists in deprived areas, automatic methods for detecting heart abnormalities in phonocardiogram (PCG) are used.

**Methods:** In this study, to distinguish between normal and abnormal cases, three categories of features in PCG were estimated and evaluated. First, the extraction of the heart rate and heart rate variability; second, some of the features used in speech analysis and pattern recognition; and third, the time center, the frequency center, and the frequency variance of the signal. Some methods were proposed for extracting desired features, and the data were analyzed using t-test.

**Findings:** The results of evaluation of the 10 proposed features, with the p-value of less than 0.010, showed that 8 features had significant distinction to detect abnormal cases from the normal ones.

**Conclusion:** Regarding the patterns of the extracted features, the distinction between normal and abnormal signals was observed, which can be used to classify PCGs. Moreover, in the future, new features can be extracted from these patterns using some other analysis such as correlation.

**Keywords:** Phonocardiography, Cardiovascular abnormalities, Diagnosis, Computer-assisted, Classification

**Citation:** Nourian-Zavareh M, Kermani S, Hashemi-Jazi M, Samieinasab M. **Estimation and Evaluation of New Features from Phonocardiogram for Detecting Cardiovascular Abnormalities.** J Isfahan Med Sch 2019; 36(506): 1444-9.

1- MSc Student, Department of Bioelectrics and Biomedical Engineering, Student Research Committee, School of Advanced Technologies in Medicine, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

2- Associate Professor, Department of Bioelectrics and Biomedical Engineering, School of Advanced Technologies in Medicine, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

3- Professor, Cardiac Rehabilitation Research Center, Cardiovascular Research Institute, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

4- PhD Student, Department of Biomedical Engineering, Student Research Committee, School of Advanced Technologies in Medicine, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

**Corresponding Author:** Saeed Kermani, Email: kermani@med.mui.ac.ir