

شناسایی آریتمی‌های حاد دهلیزی - بطنی بر اساس بخش‌بندی و تشخیص کامل ECG: ارزیابی بر اساس پایگاه داده استاندارد MIT/BIH

کتایون شجاعیان^۱، رسول امیرفتاحی^۲، فرزانه کلاهدوزان^۳

۱- کارشناس ارشد، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد ساری، shojaian@iausari.ac.ir

۲- استادیار، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان، fattahi@cc.iut.ac.ir

۳- کارشناس ارشد، مرکز تحقیقات پردازش تصویر و سیگنال پزشکی، دانشگاه اصفهان، kolahdouzan@mail.mui.ac.ir

چکیده

در این مقاله یک الگوریتم کارآمد تشخیص و طبقه‌بندی ECG تک کاناله مبتنی بر تبدیل موجک را اجرا نموده و به منظور تشخیص و طبقه‌بندی برخی آریتمی‌های خطرناک بطنی به‌کار گرفته و بهبود داده‌ایم. در اولین مرحله، کمپلکس‌های QRS تشخیص داده می‌شوند. سپس مشخصات هر QRS با شناسایی و تعیین قله‌های موج‌های تشکیل‌دهنده آن و نیز نقاط شروع و پایان کمپلکس QRS تکمیل می‌گردد. در ادامه قله‌های موج‌های P، T و نیز نقاط شروع و پایان هر یک تعیین می‌شود. ما این الگوریتم را با استفاده از داده‌های حاشیه نویسی شده معروف MIT/BIH Arrhythmia Database و QT Database ارزیابی نمودیم. در الگوریتم پیشنهادی با بکارگیری موجک اسپلاین درجه دوم (quadratic spline)، کمپلکس QRS و همچنین موج‌های P و T از انواع نویزها و تداخل‌های ناخواسته تفکیک شده و تشخیص آریتمی‌های حاد در بانک اطلاعاتی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام استاندارد حتی در حضور نویز و تداخل‌های ناخواسته نیز امکان‌پذیر می‌گردد. با استفاده از الگوریتم پیشنهادی میانگین دقت تشخیص آریتمی‌های تکیکاردی بطنی VT، بردی کاردیای بطنی، تکیکاردی فوق بطنی SVT، فیبریلاسیون بطنی VFIB، فلاتر بطنی VFL، فلاتر دهلیزی AFL و آریتمی فیبریلاسیون دهلیزی AFIB، نزدیک به ۸۰٪ اعلام می‌گردد.

واژه‌های کلیدی

تبدیل موجک، آریتمی‌های حاد بطنی، سیگنال الکتروکاردیوگرام، کمپلکس QRS

۱- مقدمه

کمپلکس QRS مشاهده می‌شود. فعالیت الکتریکی بطن به صورت کمپلکس QRS ثبت می‌شود. خط زمینه افقی پس از کمپلکس QRS و پیش از موج T به نام قطعه ST وجود دارد که نشان‌دهنده مرحله آغازین قطبی شدن (polarization) بطنی است. مرحله پایانی قطبی شدن بطن توسط موج T نشان داده می‌شود. تشخیص زمان وقوع هر یک از موج‌های نامبرده، دامنه، مدت و ریتم هر یک (مخصوصاً در مورد موج P و QRS) در شناختن آریتمی‌های قلب استفاده می‌شوند. الگوریتم‌های زیادی برای تشخیص و طبقه‌بندی انواع آریتمی‌ها گزارش شده‌اند. از بین

تحلیل خودکار سیگنال الکتروکاردیوگرام (ECG) به منظور تشخیص بیماری‌های قلبی که عامل اصلی مرگ و میر در کشورهای توسعه یافته به حساب می‌آید، از اهمیت فراوانی برخوردار است. ساختار اولیه ECG شامل موج P، Complex QRS و موج T می‌باشد. موج P نمایانگر انقباض و دیپلاریزاسیون (depolarization) دهلیزهاست. تحریک آنها توسط کانون خودکار بالای دهلیز چپ شروع شده تا بتوانند عمل خون‌رسانی را به بطن چپ انجام دهند. وقفه گذرایی حین ورود خون پدید می‌آید ناشی از زمان هدایت گره دهلیزی- بطنی که پس از هر موج P تا شروع

داده‌های مورد استفاده در این مطالعه از بانک اطلاعاتی MIT BIH Arrhythmia و همچنین از مجموعه بانک اطلاعاتی QT Database [۵]، که شامل سیگنال‌های ECG استاندارد می‌باشند، انتخاب شده است.

در بخش بعدی، تبدیل موجک و مزایای استفاده از تبدیل موجک گسسته (DWT) [۶]، بیان شده و موجک به کار گرفته شده در این مقاله را معرفی کرده‌ایم. سپس الگوریتم تشخیص آریتمی‌ها و ویژگی‌های آن عنوان شده و نتایج به دست آمده بیان گردیده است. در بخش نهایی مقاله نیز بحث و نتیجه‌گیری انجام گرفته است. در آینده قصد داریم با به کارگیری موجک بکار گرفته شده در این مقاله یا یک موجک مناسب دیگر، روش‌های تشخیص اتوماتیک انواع دیگری از آریتمی‌ها را مورد مطالعه قرار دهیم.

۲- تبدیل موجک

تبدیل موجک، سیگنال را به یک مجموعه از توابع پایه تجزیه می‌کند که با تغییر فاکتور مقیاس (a) و جابجایی (b) از موجک مادر $\psi(t)$ حاصل شده‌اند. بنابراین تبدیل موجک سیگنال $x(t)$ به صورت زیر تعریف می‌شود [۱].

$$W_a x(b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad a > 0 \quad (1)$$

با بزرگ کردن فاکتور مقیاس a توابع پایه پهن‌تر شده و در نتیجه ضرایب مربوطه اطلاعاتی در باره مولفه‌های فرکانس پایین سیگنال بدست می‌دهند. بدین وسیله دقت زمانی در فرکانس‌های بالا نسبت به فرکانسهای پائین بیشتر خواهد بود.

اگر موجک اولیه $\psi(t)$ مشتق یک تابع هموار $\theta(t)$ باشد می‌توان نشان داد که [۱ و ۲]:

$$W_a x(b) = -a \left(\frac{d}{db}\right) \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \theta_a(t-b) dt \quad (2)$$

$$\theta_a(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \theta\left(\frac{t}{a}\right) \quad (3)$$

که در آن $\theta_a(t)$ تابع مقیاس شده تابع هموار می‌باشد. تبدیل موجک در سیگنال مقیاس a متناسب با مشتق سیگنالی است که توسط تابع مقیاس فیلتر شده است. بنابراین میزان عبور از صفـر (zero crossing) مربوط به تبدیل موجک وابسته به ماکزیمم یا مینیمم محلی سیگنال هموار شده در مقیاس‌های متفاوت می‌باشد.

با توجه به کاربرد ما که تشخیص برآمدگی و ماکزیمم محلی (یا مینیمم) در مقیاس‌های متفاوت و در فاصله‌های زمانی متفاوت

کارهای انجام شده بر مبنای آنالیز زمان-فرکانس کمتر از استخراج جزئیات ویژگی‌های سیگنال الکتروکاردیوگرام اعم از شناسایی محل شروع، پایان استفاده شده است. به دست آوردن این اطلاعات می‌تواند سرعت و نحوه عملکرد بخشهای مختلف قلب را نشان دهد. بنابراین قصد ما در این کار، بر آن بوده که تعداد آریتمی‌های قابل شناسایی و دقت تشخیص آنها را با بهره‌گیری از روش‌های پیشنهاد شده [۳ و ۱] افزایش دهیم. نتایج مشابهی با نتایج این کار در تشخیص یک یا دو عدد از این آریتمی‌ها گزارش شده است [۱۲ و ۴]. تعداد محدودی نیز تشخیص سه آریتمی را ارائه نموده‌اند [۲ و ۳]. برای تشخیص مطمئن آریتم‌ها از سیگنال الکتروکاردیوگرام، به شناسایی کمپلکس QRS با دقت زیاد احتیاج داریم [۴ و ۶]. الگوریتم‌های تشخیص آریتمی را می‌توان به طور کلی به سه دسته تقسیم نمود:

۱) روش‌های سینتکتیک (syntactic)

۲) روش‌های غیر سینتکتیک (non-syntactic)

۳) روش‌های هایبرید

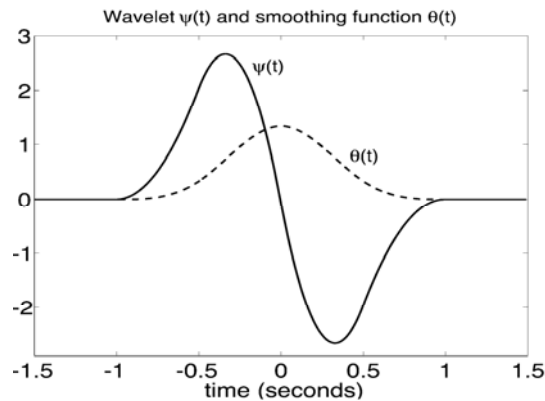
الگوریتم‌های نوع اول عموماً در حوزه زمان عمل می‌کنند. در الگوریتم‌های نوع دوم که مبتنی بر تشخیص کمپلکس QRS هستند، ابتدا سیگنال الکتروکاردیوگرام را از یک فیلتر میان‌گذر (یا یک فیلتر وفقی) عبور می‌دهند تا امواج P، T و همچنین نویز تضعیف گردند. سپس به منظور آشکارسازی کمپلکس QRS سیگنال را از یک سیستم غیرخطی عبور داده و در نهایت یک سری قوانین خاص تصمیم‌گیری را به آن اعمال می‌کنند [۳ و ۱]. این گونه تکنیک‌ها به دو دلیل عملکرد مناسبی نخواهند داشت: ۱) باند فرکانسی کمپلکس QRS برای افراد مختلف و نیز در ضربان‌های مختلف برای یک فرد متفاوت است. ۲) طیف کمپلکس QRS می‌تواند با طیف نویز، هم‌پوشانی فرکانسی داشته باشد. حتی اگر فیلتر وفقی بتواند نسبت سیگنال به نویز را افزایش دهد اثر آن با تغییرات شکل کمپلکس QRS برای ضربان‌های مختلف یک فرد تا حدودی خنثی می‌گردد.

تبدیل موجک (WT) یک تکنیک مفید برای آنالیز زمان - مقیاس سیگنال به شمار می‌آید که می‌تواند تغییرات سریع سیگنال را با دقت تخمین بزند. این توانائی می‌تواند در جداسازی قسمت‌های مختلف سیگنال ECG از نویزهای قوی موثر باشد. ماکزیمم محلی WT در مقیاس (scale) های مختلف می‌تواند تغییرات سریع سیگنال ECG را آشکار کند. در یک سیستم مانیتورینگ آریتمی، عملکرد صحیح یک الگوریتم بسیار سرنوشت‌ساز می‌باشد. جا انداختن (False Negative) یک آریتمی امکان بهبودی را از بیمار خواهد گرفت و تشخیص ناصحیح آن (False positive) ممکن است منجر به انجام نابجای مراحل درمانی شود. بنابراین هر دوی این نتایج بر زندگی بیمار تاثیرگذار خواهد بود.

در این مقاله، به عنوان موجک مادر $\psi(t)$ ، از موجک اسپلاین درجه دوم که در [۴] برای اولین بار پیشنهاد شده بود استفاده شده است:

$$\Psi(\Omega) = j\Omega \left(\frac{\sin(\Omega/4)}{\Omega/4} \right)^4 \quad (6)$$

این موجک از مشتق کانولوشن چهار پالس مستطیلی به دست می‌آید (یعنی مشتق یک تابع پائین‌گذر). شکل (۲) موجک و تابع هموارساز (smoothing function) استفاده شده در این مقاله را نشان می‌دهد.



شکل ۲- موجک مادر $\psi(t)$ و تابع هموار $\theta(t)$

آقای لین (Laine) و همکارانش [۸] این موجک را به منظور ایجاد کنتراست تصویر بکار گرفته و نشان دادند که تعبیر دیگر استفاده از این موجک و به کار بردن تبدیل موجک دو دویی تا سه مرحله، آن است که از یک ویندوی لاپلاسین گوسین استفاده نماییم به این صورت که با کانالو کردن این ویندو با سیگنال تغییرات هموار سیگنال واضح‌تر می‌شود و این به آن دلیل است که از اپراتور لاپلاسین استفاده شده چرا که لاپلاسین به معنای مشتق دوم است که باعث آشکار شدن ناپیوستگی‌ها می‌شود. از طرفی با اعمال تابع گوسین قبل از لاپلاسین سیگنال هموارتر شده و باعث مضاعف شدن نویز نیز نخواهد شد و در مقابل چون لاپلاسین، نویزها را نیز مضاعف می‌کند بایستی به عنوان آشکارساز بعدی استفاده شود. این موجک قبل از این نیز در [۳] و [۱] نیز به سیگنال‌های ECG اعمال شده است. بر اساس [۵]، برای موجک مادر فیلترهای $H(z)$ و $G(z)$ ای که به DWT اعمال می‌شود، همانطور که در شکل (۱) نشان داده‌ایم، به صورت زیر می‌باشند [۳] و [۱]:

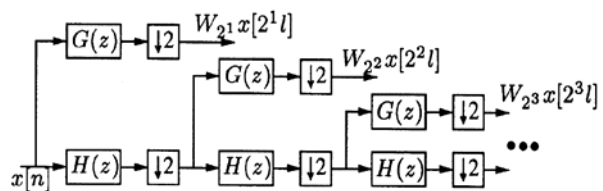
می‌باشد، استفاده از موجک اولیه مطلوب و مقیاس مناسب زمان - فرکانس به راحتی کار ما می‌افزاید: ($a = 2^k l$ و $b = 2^k$). این تبدیل را تبدیل موجک دودویی می‌نامیم که دارای توابع پایه زیر است [۴]:

$$\psi_{k,l}(t) = 2^{-k/2} \psi(2^{-k} t - l) : k, l \in z^+ \quad (4)$$

با توجه به الگوریتم مالت (Mallat) [۶] برای سیگنال‌های زمان گسسته، استفاده از تبدیل موجک گسسته که توسط سلول‌های مشخص سری قابل پیاده‌سازی است، مناسب می‌باشد. فیلترهای پائین‌گذر و بالاگذر با طول پاسخ ضربه محدود (FIR) در شکل (۱) آورده شده است. سیگنال اصلی به کمک ضرایب تبدیل موجک $W_{2^k} x[2^k l]$ و باقی‌مانده فیلتر پائین‌گذر و نیز با استفاده از عمل down sampling فیلترهای بازساز، قابل بازسازی خواهد بود. عمل down sampling بعد از هر فیلتر در شکل (۱) افزونگی را از سیگنال برطرف می‌کند تا باز هم بتوان با افزایش مقیاس در مراحل بعدی سیگنال را از فیلتر عبور داد. به منظور ثابت نگاه داشتن رزولوشن زمانی سیگنال و حفظ تغییرناپذیری آن با زمان ما یک نرخ نمونه برداری را در تمامی مقیاس‌ها استفاده کرده‌ایم. اثر جانبی decimation کردن شامل بردن سیگنال به حوزه زمان و کاهش رزولوشن زمانی آن خواهد بود. با استفاده از این الگوریتم پاسخ فرکانسی معادل برای مقیاس k ام به صورت زیر است:

$$Q_k(e^{j\omega}) = \begin{cases} G(e^{j\omega}) & , k = 1 \\ G(e^{j2^{k-1}\omega}), \prod_{l=0}^{k-2} H(e^{j2^l\omega}) & , k \geq 2 \end{cases} \quad (5)$$

با استفاده از این روش، تشخیص برخی آریتمی‌های حاد در بانک اطلاعاتی استاندارد MIT BIH Arrhythmia و حتی در حضور نویز و تداخل‌های ناخواسته نیز امکان‌پذیر خواهد بود. شکل (۴) این موضوع را تأیید می‌نمایند.

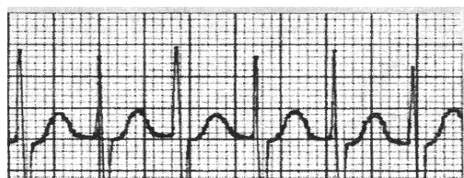


شکل ۱- الگوریتم مالت: بکارگیری دو فیلتر بانک در DWT

۲-۱- موجک مادر

متوالی است که موج‌های P را در خود مخفی می‌کنند، به نحوی که موج‌های P فقط در زمان‌های محدودی به چشم می‌خورند. از دیگر مشخصات آن دامنه پائین موج S است.

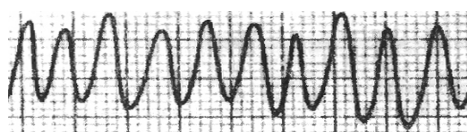
۲-۲- تاکی کاردیای فوق بطنی Supra Ventricular Tachycardia



شکل ۵- تاکی کاردیای فوق بطنی

(SVT) نیز یکی دیگر از آریتمی‌های پردازش شده می‌باشد. دلیل این نامگذاری، کانون‌های خودکاری است که در بالای بطن‌ها به وجود آمده و با سرعت زیادی برای دهلیزها و بطن‌ها تپش‌سازی می‌کنند. این شرایط معمولاً به سرعت شروع شده و خاتمه می‌یابد و عموماً در پرودهای تکرار شونده اتفاق می‌افتد. سرعت تپش قلب ممکن است آنقدر بالا رود که موج‌های P با موج‌های T پیش از خود ادغام شوند. در صورتیکه تنها یک مدولوس ماکزیمم در مرحله دوم تجزیه سیگنال توسط WT به نشانه وجود یک موج کوتاه میان دو کمپلکس متوالی در سیگنال مرجع یافت شود و نیز ضربان بالایی مطابق به آنچه متذکر شدیم ملاحظه گردید، الگوریتم از وجود این آریتمی خبر می‌دهد.

۲-۳- آریتمی فلاتر بطنی Ventricular Flutter



شکل ۶- آریتمی فلاتر بطنی

در فلوتر بطنی (VFL) در اثر فعالیت سریع و ناگهانی یک کانون خودکار بسیار تحریک‌پذیر (در محدوده سرعت ۲۵۰ تا ۳۵۰ بار در دقیقه) ردیف‌هایی از موج‌های نرم و یکنواخت با دامنه مشابه (که مشخصه بارز فلوتر بطنی محسوب می‌شوند)، ایجاد می‌شود. سرعت بطنی آنقدر زیاد است که بطن‌ها زمان کافی برای پر شدن (حتی به صورت نسبی) ندارند. موج P در این آریتمی دیده نمی‌شود.

$$H(e^{j\omega}) = e^{j\omega} \left(\cos \frac{\omega}{2} \right)^3 \quad (7)$$

$$G(e^{j\omega}) = 4je^{j\omega} \left(\sin \frac{\omega}{2} \right)$$

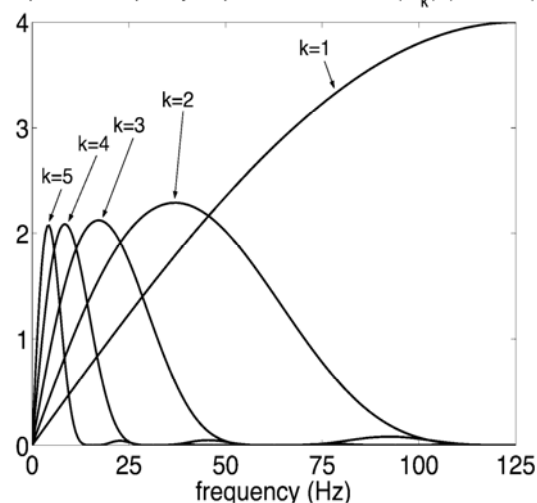
و دارای پاسخ ضربه‌ای به صورت زیر می‌باشند:

$$h[n] = \frac{1}{8} \{ \delta[n+2] + 3\delta[n+1] + 3\delta[n] + \delta[n-1] \}$$

$$g[n] = 2 \{ \delta[n+1] - \delta[n] \} \quad (8)$$

استفاده از الگوریتم پابلو (Pablo) [۱]، پاسخ‌های فرکانسی پنج مقیاس اول به صورت نشان داده شده در شکل (۳) می‌باشند.

Equivalent frequency responses of the DWT ($IQ_k(\Omega)$), $k=1...5$



شکل ۳- پاسخ‌های معادل فرکانسی DWT در مقیاس‌های

2^k و $k=1...5$ برای نرخ نمونه برداری ۲۵۰ Hz

۳- مشخصه‌های آریتمی‌های منتخب این مطالعه Ventricular Tachycardia



شکل ۴- تاکی کاردیای بطنی

یا به اختصار (VT) در اثر فعالیت سریع و ناگهانی یک کانون بطنی خودکار بسیار تحریک‌پذیر در محدوده سرعت ۱۵۰ تا ۲۵۰ بار در دقیقه ایجاد می‌شود و مشخصه آن کمپلکس‌های بزرگ و

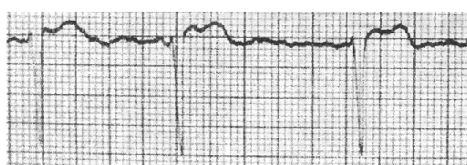
دقیقه) موج‌های دپلاریزاسیون به صورت یکسان و همانند موج دندان‌های اره‌ای پشت سرهم قرار می‌گیرند و خط زمینه بین موج‌ها محو شده است.



شکل ۹- آریتمی فلاتر دهلیزی

گره AV تحریک ناپذیری طولانی‌ای دارد و دپلاریزاسیون دهلیزی با این سرعت زیاد قادر به رسیدن به بطن‌ها با همان سرعت زیاد نیستند. بنابراین از هر ۲ یا ۳ دپلاریزاسیون دهلیزی تنها یکی به سوی بطن‌ها هدایت می‌شود. این موج‌های دپلاریزاسیون دهلیزی مشابه بوده و پشت سرهم می‌آیند. سرعت هیچ کدام از آنها سرکوب نمی‌شود و همگی با سرعت و در یک زمان تپش‌سازی می‌کنند و ریتم بسیار نامنظمی را ایجاد می‌کنند. به این ترتیب در مجموع، یک ریتم بسیار سریع و آشفته همانند ردیفی از دندان‌های کوچک درهم و برهم به وجود می‌آید.

۳-۷- فیبریلاسیون دهلیزی Atrial Fibrillation



شکل ۱۰- فیبریلاسیون دهلیزی

AF ناشی از کانون‌های متعدد تحریک پذیر که با سرعت زیاد (در محدوده سرعت ۳۵۰ تا ۴۵۰ بار در دقیقه) فعالیت می‌کنند. الگوریتم تصمیم‌گیری با توجه به مشخصه‌های آریتمی‌ها یکی از موارد را به خروجی انتقال می‌دهد.

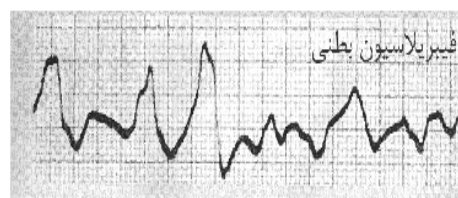
۴- الگوریتم شناسایی الکتروکاردیوگرام

الگوریتمی که ارائه می‌شود مستقیماً و بدون اعمال هیچگونه پیش پردازش (Pre. Filtering) به سیگنال ECG دیجیتال شده اعمال شده است. البته به منظور کاهش نویز سیگنال ECG می‌توان پیش پردازش‌های لازمه را بر سیگنال اعمال کرد.

از پاسخ‌های فرکانسی نمایش داده شده در شکل (۳) و طیف موج‌های سیگنال ECG واضح است که اکثر انرژی سیگنال ECG بین مقیاس ۲۵ تا ۲۱ قرار دارد. برای مقیاس‌های بزرگتر از ۲۴،

در این آریتمی مولفه‌های فرکانسی غالب در باند ۲-۵ هرتز هستند و قسمت اعظم آن در باند (۵/۷۵- ۲/۸۷) هرتز می‌باشد. با در نظر گرفتن نتایج بررسی‌هایی که در [۲] انجام گرفته معلوم شده که مقدار پیک در مرحله سوم تجزیه سیگنال برای VF در مقایسه با مقدار پیک در همان شرایط برای SVT،VT و ریتم نرمال قلبی NSR خیلی کوچکتر هستند و همچنین در آن مرحله، انرژی VF نسبت به SVT،VT و ریتم نرمال سینوسی کمتر است. الگوریتم پیشنهادی، آریتمی VF را با توجه به انرژی محدود آن، ضربان بسیار بالای آن و نیز غایب بودن موج P تشخیص می‌دهد. (جدول (۲)).

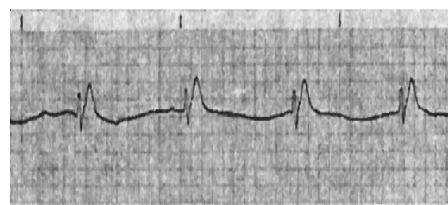
۳-۴- فیبریلاسیون بطنی Ventricular Fibrillatio



شکل ۷- فیبریلاسیون بطنی

VF ناشی از کانون‌های متعدد تحریک‌پذیر بطنی است که با سرعت زیاد (در محدوده سرعت ۳۵۰ تا ۴۵۰ بار در دقیقه) فعالیت می‌کنند. ظاهری کاملاً آشفته دارد و هیچ‌گونه الگوی قابل پیش‌بینی و تکرار شونده‌ای و یا موج‌های قابل تشخیص در ECG مشاهده نمی‌شود و هر لحظه شکل آن تغییر می‌کند.

۳-۵- آریتمی بردی کاردیای سینوسی



شکل ۸- آریتمی بردی کاردیای سینوسی

گره سینوسی با سرعتی کمتر از ۶۰ بار در دقیقه تپش‌سازی می‌کند.

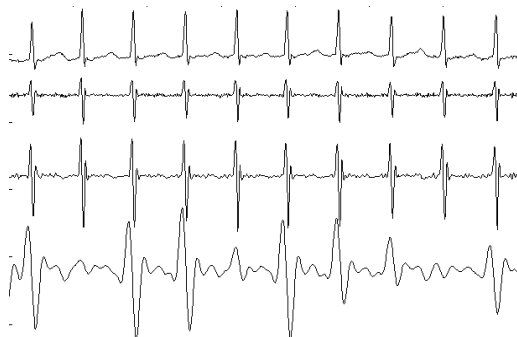
۳-۶- آریتمی فلاتر دهلیزی Atrial Flutter

در فلوتر دهلیزی در اثر فعالیت سریع و ناگهانی یک کانون خودکار بسیار تحریک‌پذیر (در محدوده سرعت ۲۵۰ تا ۳۵۰ بار در

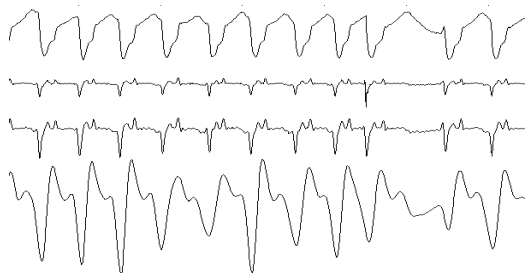
تنها به موج R از آن محدود نشده است، بلکه به موجهای منفی QRS نیز توجه داشته‌ایم (جفت مینیمم منفی - ماکزیمم مثبت) به دنبال آن موجهای تکی QRS نیز شناسایی می‌شوند. این الگوریتم، آنالیز با قاعده‌ای را دنبال نکرده بلکه تنها دامنه براساس ضابطه بوده و مقادیر آستانه‌ها برای هر ضربان محاسبه نمی‌شود، بلکه ۲۱۶ نمونه یک بار تجدید (Update) می‌شود. در شکل (۱۱) برخی نمونه‌های ECG از مجموعه داده‌های آریتمی (MIT BIH Arrhythmia) انتخاب کرده‌ایم که بتواند قدرت الگوریتم را در مقابله با آرتیفکت‌های حرکتی (motion artifact)، نویزهای ماهیچه‌ای (Baseline wandering) و نیز تغییرات ترکیب QRS نشان دهد. تشخیص نقاط شروع و پایان موج QRS در این کار کامل کننده کار قبلی ما می‌باشد [۱۳].



شکل ۱۱- (الف) سیگنال شامل نویز و Baseline wandering



شکل ۱۱- (ب) آریتمی نوع SVT



شکل ۱۱- (ج) آریتمی نوع VT

انرژی QRS بسیار کمتر می‌باشد. موجهای P, T, عناصر مهمی در مقیاس ۲۵ دارند، گرچه Baseline wandering در این مقیاس اثر زیادی خواهد داشت.

موجهای تک‌فاز (Mono phasic waves) پس از انجام تبدیل موجک به یک جفت ماکزیمم مثبت - مینیمم منفی با یک نقطه عبور از صفر (Zero Crossing) بین آنها در مقیاس‌ها تبدیل می‌شوند. هر تغییر سریع در سیگنال منجر به ایجاد یک خط صعودی یا نزولی خواهد شد. موج Q و موج S نیز در رابطه با WT ایجاد نقطه عبور از صفر بخصوص در مقیاس‌های ۲۱ و ۲۲ می‌کنند. عناصر اصلی P یا T در مقیاس‌های ۲۴ تا ۲۵ می‌باشد. آرتیفکت‌ها خط‌های ماکزیمم و مینیمم ایجاد می‌کنند که به آسانی الگوریتم از آنها صرف‌نظر خواهد کرد اگر سیگنال با نویز فرکانس بالا احاطه شده باشد مقیاس ۲۱ و ۲۲ بیش از سایر مقیاس‌ها تأثیر می‌پذیرد. مقیاس‌های بزرگتر در مقابل نویز فرکانس بالا ایمن خواهند بود. اثر Baseline wandering نیز تنها بر مقیاس‌های بزرگتر از ۲۴ خواهد بود. شکل (۱۱) می‌تواند به فهم موضوع، کمک کند.

با استفاده از اطلاعات مربوط به ماکزیمم و مینیمم محلی و نقطه عبور از صفر در مقیاس‌های مختلف، الگوریتم نقاط مهم را در چهار مرحله‌ای که آورده‌ایم تعیین می‌کند:

(۱) تعیین کمپلکس‌های QRS (۲) شناسایی موج‌های Q, R, S) و مرزهای کمپلکس QRS (۳) تشخیص موج T و تعیین محل قله و نقاط ابتدا و انتهای آن؛ (۴) تشخیص موج P و تعیین محل قله و ابتدا و انتهای آن.

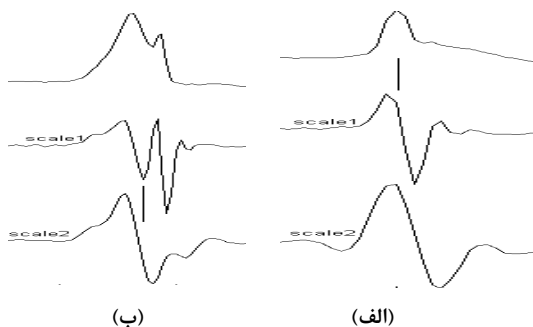
۴-۱- تشخیص QRS

اول از همه، کمپلکس‌های QRS با استفاده از الگوریتم مبتنی بر چند مقایسه بودن (Multiscale) تشخیص داده می‌شود که توسط لی (Li) و همکارانش در [۳] پیشنهاد شده است. این الگوریتم در طول مقیاس‌ها خط‌های ماکزیمم مادولوسی (Maximum modulus Lines) را جستجو می‌کند که مقدارشان از مقادیر آستانه (Threshold) در مقیاس‌های ۲۱ تا ۲۴ به نام-های ϵ^1_{QRS} , ϵ^2_{QRS} , ϵ^3_{QRS} , ϵ^4_{QRS} بیشتر بوده است. (برای اطلاعات بیشتر به ضمیمه مراجعه شود). بعد از رد نمودن خط‌های ماکزیمم اضافی نقطه عبور از صفر میان جفت ماکزیمم مثبت - مینیمم منفی در مقیاس ۲۱ به عنوان QRS در نظر گرفته می‌شود. الگوریتمی که در این کار از آن استفاده نموده‌ایم [۱]، با آنچه که برای اولین بار پیشنهاد شده است اندکی متفاوت می‌باشد [۳]، در این کار جستجویی که به منظور موج اصلی QRS انجام می‌شود

ابتدا ما نمونه های اولین و آخرین قله های QRS در $W_{2^2} x[n]$ که با n_{first} ، n_{last} نامگذاری شده اند مشخص کرده ایم. سپس با اعمال دو شرط کاندیدایی انتخاب نقطه شروع و پایان موج می شوند:

۱. جستجو نمونه ای که $|W_{2^2} x[n]|$ زیر سطح آستانه $\epsilon_{QRS_{On}}$ یا $\epsilon_{QRS_{end}}$ بوده که به دامنه مادولوس ماکزیمم $W_{2^2} x[n_{last}]$ یا $W_{2^2} x[n_{first}]$ بستگی دارد.

۲. جستجو بمنظور یافتن ماکزیمم محلی $|W_{2^2} x[n]|$ قبل از n_{First} یا بعد از n_{last} به طوریکه نقطه شروع و پایان QRS در نهایت، نزدیک به قله QRS باشد.

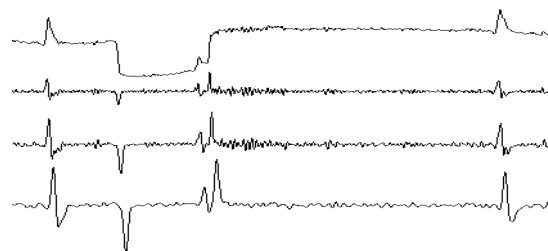


شکل ۱۲- الف ، ب) دو نمونه کمپلکس QRS. محل شناسایی قله کمپلکس QRS در دو قسمت با خط عمود مشخص شده.

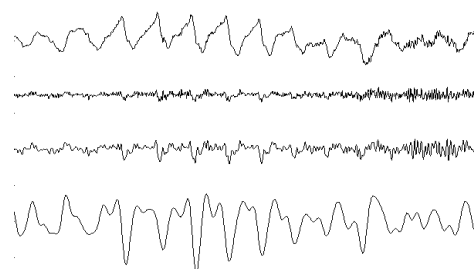
۴-۴- تشخیص موج T و نقاط شروع، پایان و قله آن

اول از همه پنجره جستجویی به منظور یافتن هر ضریب وابسته به موقعیت QRS و وابسته به بازه R-R محاسبه شده با تکرار محاسبات (Recursive) تعریف می کنیم توسط این پنجره، ماکزیمم محلی $|W_{2^4} x[n]|$ جستجو می شود اگر حداقل دو تا از آنها از سطح آستانه ϵ_T فراتر برود الگوریتم یک موج T را تشخیص خواهد داد. در این حالت ، ماکزیمم محلی WT با دامنه بزرگتر از γ_T بعنوان شیب های موج و نقطه عبور از صفر بین آنها بعنوان قله موج در نظر گرفته می شود. شکل (۱۳) نشان دهنده این مطلب خواهد بود.

اگر موج T در مقیاس 2^4 موج T را یافت نکرد این پردازش را در $W_{2^5} x[n]$ نیز تکرار می کنیم و بخاطر از دست دادن رزولوشن زمانی در مقیاس های بالا، قله موج T را نقطه عبور از صفر مقیاس 2^3 در نظر می گیریم. اگر موج T یافت شد یا در مقیاس یافت شد بمنظور تعیین محدوده ی T ، آنچه که برای تعیین 2^K نقاط شروع و پایان QRS توضیح دادیم با آستانه های ϵ_{Tend} ، ϵ_{Ron} در مقیاس 2^K اعمال می کنیم.



شکل ۱۱- (د) سیگنال شامل آرتیفکت (artefact)



شکل ۱۱- (ه) آریتمی نوع VFL

در هر بخش از شکل: الف) سیگنال اصلی. ب) ، ج) ، د) تبدیل موجک سیگنال اصلی در مقیاس های اول، دوم و سوم.

۴-۲- تعیین نقاط شروع و پایان QRS و شناسایی موج های آن

الگوریتم از محلی که توسط الگوریتم شناسایی شده، n_{qrs} ، که از پهلو با جفت مادولوس ماکزیمم (Maximum modulus) با جهت های مخالف در مقیاس 2^2 مجاور بوده و با نمادهای n_{Past} و n_{Pre} نامگذاری شده اند، شروع می شود. الگوریتم قبل از n_{Pre} و بعد از n_{Past} ماکزیمم های مهم $|W_{2^2} [n]|$ را جستجو می کند، که به عنوان شیب های همسایه در کمپلکس QRS محسوب می شوند، مادولوس ماکزیمم محلی ای که دامنه آن از مقدار آستانه $\gamma_{QRS_{Pre}}$ یا $\gamma_{QRS_{Post}}$ برای موج قبلی و موج بعدی بیشتر شود به ترتیب به عنوان موج قبلی یا موج بعدی شناسایی می شوند. الگوریتم ترکیب QRS را به سه موج یا کمتر (کمپلکس های R, RS, QR, QRS) می شناسد و به منظور عملکرد قوی تر در آن از اندازه گیری های حمایت کننده ای که شامل بازه زمانی و قوانین علامت است استفاده شده به منظور حذف انحراف های نا خواسته در سیگنال اتخاذ شده اند. این تمهیدات به منظور حذف انحراف های نا خواسته در سیگنال ECG اتخاذ شده اند. شکل (۱۲) را برای نمونه های این کمپلکس ها ببینید. نقطه شروع (پایان) QRS قبل (بعد) از اولین (آخرین) بر آمدگی های مهم QRS می باشد. در

ترتیب از حدود ۴۰۰ کمپلکس QRS در تعیین قدرت الگوریتم استفاده کرده‌ایم.

۶- نتایج

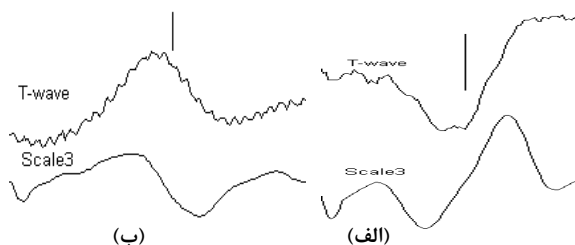
جدول (۲) نتایج تشخیص صحیح انواع آریتمی را نشان می‌دهد. این نتایج متوسط دقت تشخیص را ۷۵٪ اعلام می‌دارد.

جدول ۲- نتایج تشخیص صحیح انواع آریتمی‌های حاد بطنی

نوع آریتمی	تعداد نمونه	تعداد تشخیص صحیح	حساسیت تشخیص Se	تعداد تشخیص ناصحیح FP
Brady Cardiac	۲۵	۲۴	۹۶٪	۲
SVT	۵۸	۵۰	۸۶٪	۷
VT	۵۱	۴۸	۹۴٪	۰
VF	۱۹	۱۴	۷۳٪	۵
VT	۵۱	۴۸	۹۶٪	۴
AFL	۳۳	۲۹	۸۷٪	۲
AF	۴۲	۲۷	۶۴٪	۴
NSR	۵۴	۵۰	۱۰۰٪	۹
VFL	۶	۴	۶۶٪	۲

۷- بحث و نتیجه‌گیری

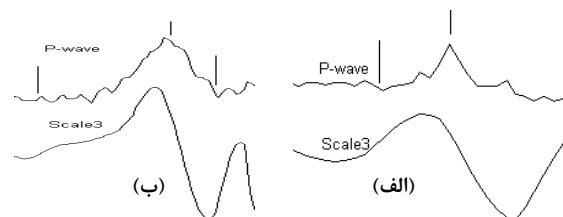
نمایش چند مقیاسی (Multi Resolution) یک مکانیسم وقتی را برای تاکید ویژگی‌های محلی مهم سیگنال فراهم می‌کند و برتری خود را نسبت به الگوریتم‌های مقایسه‌ای موجود از جمله [۹] و [۱۰] ثابت کرده است. ما به منظور تشخیص و طبقه‌بندی انواع آریتمی‌های حاد از یک موجک (Q-spline) از تبدیل موجک سیگنال الکتروکاردیوگرام بهره گرفته و این در حالی است که در اجرای الگوریتم‌های مشابه مانند [۲] همزمان از تعداد چهار موجک متفاوت db, haar, coiflect و FBI (fingerprnt coder wavelet) به همین منظور استفاده شده است و نیز مقایسه نتایج حاصل از استفاده از موجک Q-spline با یافته‌های به چاپ رسیده حاصل از به کارگیری WT در مراجع [۱۱ و ۱۲]، حاکی از قدرت تفکیک این موجک در تعیین محل رخداد قسمت‌های مختلف سیگنال ECG بخصوص ابتدا و انتهای هر کدام از موج‌های P، T و کمپلکس QRS می‌باشد. جداول (۱) و (۲) نتایج حاصله را نشان می‌دهند. بنابراین با به کارگیری این روش



شکل ۱۳- قسمت الف) و ب) دو نمونه از انواع موج T. خطوط رسم شده نمایانگر محل شناسایی قله موج می‌باشد.

۴-۵- تعیین موج p و مشخصات آن

الگوریتم تشخیص موج P مشابه الگوریتم مربوط به موج T عمل می‌کند. روند کار به صورت بدست آوردن پنجره جستجو RR و سپس استفاده از آستانه‌های مناسب (ϵP , ϵP_{on} , ϵP_{end}) در شناسایی کامل موج می‌باشد. شکل (۱۴) را ببینید.



شکل ۱۴- خطوط کوتاه مشخص کننده محل شناسایی قله موج P. خطوط بلند نمایانگر محل تشخیص نقاط شروع و پایان موج P.

جدول ۱- نتایج تشخیص صحیح کمپلکس QRS

دقت کار	FN	FP	تشخیص صحیح	تعداد نمونه	QRS detector
۹۸/۲۵٪	۷	۱۲	۳۹۳	۴۰۰	این کار

۵- تشخیص و طبقه‌بندی آریتمی‌ها

در این مقاله تنها از موجک اسپلاین درجه دوم برای ورودی سیستم اتوماتیک تحلیل‌گر ECG استفاده کرده‌ایم. در اجرای الگوریتم از تعداد پنجاه و چهار نمونه NSR، بیست و پنج نمونه بردی کاردیای سینوسی، پنجاه و یک نمونه آریتمی از نوع VT، پنجاه و هشت نمونه نوع SVT، چهار نمونه از نوع VFL، نوزده نوع VF، سی و سه نمونه AFL، چهار و دو نمونه AF از مجموعه بانک اطلاعاتی MIT BIH Arrhythmia استفاده نموده‌ایم زیرا از داده‌های موجود در این مجموعه حدوداً این تعداد نمونه قابل دستیابی هستند. به منظور افزایش دقت در رخ دادن هر آریتمی حدود چهار ثانیه از هر نمونه را مورد آزمایش قرار داده‌ایم. به این

[۱۳] کتابون شجاعیان، رسول امیرفتاحی، " تشخیص آریتمی‌های حاد بطنی با استفاده از تبدیل موجک"، دوازدهمین کنفرانس مهندسی پزشکی، دانشگاه سهند تبریز، صفحه ۶۵، آبان ۱۳۸۴.

تشخیصی، آریتمی‌های حاد بطنی- دهلیزی با دقت بالاتری نسبت به سایر موجک‌های بکارگرفته شده تاکنون شناسایی شده و نیز از پیچیدگی عملکرد الگوریتم‌های قبلی مبتنی بر تبدیل موجک کاسته می‌شود.

۹- پیوست

دامنه آستانه‌ای که در الگوریتم نمایش داده شده به منظور تشخیص QRS استفاده شده و الگوریتم با توجه به آن تصمیم‌گیری می‌کند که آیا یک جفت maximum modulus با جهات مخالف می‌تواند به عنوان یک کمپلکس QRS محسوب شود عبارت است از:

$$\varepsilon^3_{QRS} = RMS(W_{23}x[n]) \quad (۱-پ)$$

دامنه این آستانه به مقدار RMS تبدیل موجک در مقیاس خاص استفاده شده بستگی دارد. در ضمن استفاده از این آستانه در مقیاس‌های $s=1,2,3$ امکان‌پذیر خواهد بود، در مقیاس چهار آستانه پیشنهادی به نصف این مقدار کاهش می‌یابد.

$$\varepsilon^i_{QRS} = RMS(W_{\varphi i}x[n]), i = 1, 2, 3 \quad (۲-پ)$$

$$\varepsilon^4_{QRS} = RMS(W_{\varphi 4}x[n])$$

دومین گروه آستانه‌ها در تعیین نقطه شروع و پایان کمپلکس QRS موج‌های P, T استفاده شده که دامنه آنها با دامنه WT در Maximum modulus اول و آخر موج یا کمپلکس متناسب هستند.

$$\xi_{QRS_{bn}} = \begin{cases} \cdot / \cdot 0.5 W_{\varphi 2}x[n_{first}] & W_{\varphi 2}x[n_{first}] > \cdot \\ \cdot / \cdot 0.7 W_{\varphi 2}x[n_{first}] & W_{\varphi 2}x[n_{first}] < \cdot \end{cases} \quad (۳-پ)$$

$$\xi_{QRS_{end}} = \begin{cases} \cdot / \cdot 1.25 W_{\varphi 2}x[n_{last}] & W_{\varphi 2}x[n_{last}] > \cdot \\ \cdot / \cdot 1.7 W_{\varphi 2}x[n_{last}] & W_{\varphi 2}x[n_{last}] < \cdot \end{cases} \quad (۴-پ)$$

$$\xi_{Ton} = \cdot / \cdot 2.5 W_{\varphi 2}x[n_{first}] \quad (۵-پ)$$

$$\xi_{Tend} = \cdot / \cdot 4 W_{\varphi 4}x[n_{last}] \quad (۶-پ)$$

$$\xi_{Pon} = \cdot / \cdot 5 W_{\varphi 4}x[n_{first}] \quad (۷-پ)$$

$$\xi_{Pend} = \cdot / \cdot 9 W_{\varphi 4}x[n_{last}] \quad (۸-پ)$$

$$\gamma_{\alpha S_{pre}} = \cdot / \cdot 0.6 \max(|W_{\varphi 2}x[n]|) \quad (۹-پ)$$

۸- مراجع

- [1] J. Pablo. Martfnez, R. Almedia and S. Olmos, "A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard database", IEEE Trans Med. Biol. Eng., Vol. 51, 2004.
- [2] Y. Jung, W. J. Tompkins, "Detecting and classifying life-threatening ECG ventricular arrhythmias using wavelet decomposition", Proc. Of IEEE EMBS, pp. 2390-2393, 2003.
- [3] C. Li, C. Zheng and C. Tai, "Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms" IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 42, pp. 21-28, 1995.
- [4] S. Mallat and S. Zhong, "Characterization of signals from multiscale edge", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine intell., Vol. 14, pp. 710-732, 1992.
- [5] <http://www.physionet.org/>
- [6] S. Mallat, " Multifrequency channel decomposition of images and wavelet models", IEEE Trans. Acoust. Signal Processing, Vol. 37, pp. 2091-2110, 1989.
- [7] A. Chohen, J. Kovacevic, "Wavelets: The mathematical background", Proc. IEEE, Vol. 84, pp.514-522, Apr. 1996.
- [8] A. S. Laine, J. Fan and W. Yang, "Wavelets for contrast enhancement mammography", IEEE engineering in medicine and biology, Vol. 14, pp. 536-550, September 1995.
- [9] V. X. Afonso, W. J. Tompkins, T. Q. Nguyen, and S. Luo, "ECG beat detection using filter banks", IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 46, pp. 192-201, Feb. 1999.
- [10] J. Lee, K. Jeong, J. Yoon and M. Lee, " A simple real-time QRS detection algorithm", in Proc. 18th Ann. Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and Biology Soc. pp. 1396-1398, 1996.
- [11] M. Bahoura, M. Hassani and M. Hubin, "DSP implementation of wavelet transform for real-time ECG waveforms detection and heart rate analysis", Comput. Math. Programs Biomed, No. 52, pp. 35-44, 1997.
- [12] Xu-Sheng Zhang, Nitish V. Thakor, "Detecting Ventricular Tachycardia and Fibrillation by complexity Measure", IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 46, No. 5, MAY 1999.

$$\gamma_{\text{QRS}_{\text{post}}} = 0.109 \max(|W_X[n]|) \quad (\text{پ-۱۰})$$

$$\gamma_T = 0.125 \max(|W_X[n]|) \quad (\text{پ-۱۱})$$

$$\gamma_P = 0.125 \max(|W_X[n]|) \quad (\text{پ-۱۲})$$