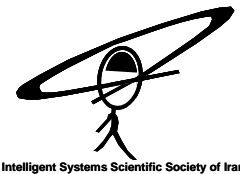




First Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems
Ferdowsi University of Mashhad, Iran
29-31 Aug 2007



الگوریتم ترکیبی GA و PSO جهت طراحی آشکارساز بهینه کمپلکس QRS در سیگنال ECG

زینب السادات دستغیب، مهسان توکلی کاخکی، حبیب رجبی مشهدی، محمدرضا اکبرزاده توتونچی

گروه برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

ma_ta40@stu-mail.um.ac.ir, ze_da83@stu-mail.um.ac.ir

akbarzadeh@ieee.org, h_mashhadi@ferdowsi.um.ac.ir

چکیده - در این مقاله روشی جهت طراحی آشکارساز بهینه کمپلکس QRS ارائه می گردد. در این آشکارساز ابتدا توسط یک فیلتر چند جمله ای خطی کمپلکس QRS یکسو و تقویت می شود و سپس یک آشکارساز تطبیقی، بیشینه سیگنال را پیدا می کند. پارامترهای فیلتر و آشکارساز به وسیله الگوریتم ژنتیک طوری انتخاب می شود که خطای تشخیص بر روی مجموعه ای از سیگنالهای قلب به کمینه مقدار خود برسد. از آنجایی که حجم اطلاعات مورد پردازش در هر نسل بسیار زیاد است ارائه روشی که به تعداد نسل کمتری جهت همگرا شدن احتیاج داشته باشد مورد توجه می باشد. بدین منظور در این مساله الگوریتم HGAPSO جهت سرعت بخشیدن به مرحله پردازش به کار گرفته شده و عملکرد آن از لحاظ سرعت همگرایی با الگوریتم GA مقایسه شده است. در نهایت نتایج به دست آمده از طراحی بر روی مجموعه ای از سیگنالهای ECG مربوط به پایگاه داده MIT-BIH مورد بررسی قرار گرفته است. تحلیل نتایج به خوبی گواه بر موفقیت روش پیشنهادی می باشد.

کلید واژه - الگوریتم ژنتیک، الگوریتم PSO، تشخیص دهنده تطبیقی، فیلتر چند جمله ای، کمپلکس QRS

۱- مقدمه

هوشمند، محاسبه شیب منحنی وجود دارد.

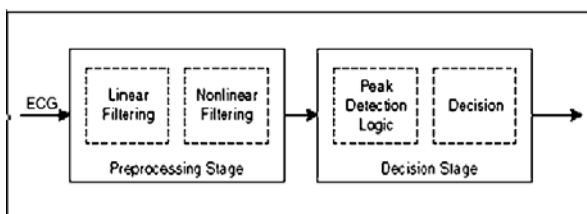
یکی از روشهای تشخیص کمپلکس QRS استفاده از دو بلوک سری بوده که یکی از بلوکها کمپلکس QRS را تقویت کرده و دیگری تشخیص واقعی کمپلکس را انجام می دهد [۴]، [۵].

پارامترهای آشکارساز معمولاً به وسیله بیشینه کردن تعداد تشخیص های درست پیک QRS، تنظیم می شوند. در اکثر طراحی های اخیر به منظور تشخیص کمپلکس QRS، بلوک اول (بلوک فیلتر کننده) ابتدا به تنهایی طراحی و تنظیم می گردد و سپس برای کاهش نسبت سیگنال به نویز و خطای rms با توجه به خروجی مرجع آموزش می بیند [۶]، [۷]، [۸].

در سالهای اخیر آشکارسازی کمپلکس QRS در سیگنال ECG قلب (شکل ۱) مورد توجه بسیار واقع شده است [۱]، [۲]، [۳]. با توجه به اینکه تغییرات نرخ قلب (Heart Rate Variability) عامل مهمی جهت تشخیص بیماریهای قلبی در انسان می باشد، با تشخیص دقیق کمپلکس QRS در سیگنال ECG، محاسبه بازه های پیک R تا R به منظور بررسی تغییرات نرخ قلب ممکن خواهد شد.

در مورد تشخیص کمپلکس QRS، رویکردهای مختلفی از قبیل تشخیص تجربی توسط پزشکان، تبدیل موجک، تجزیه و تحلیل منحنی ECG به عنوان سیگنال از طریق روشهای

پارامترهای فیلتر و ضرایب آشکارساز مطابق با قانونی که تعداد تشخیصهای درست بر روی مجموعه ای از سیگنالهای ECG را بهینه می کند، به دست آمده اند. در این مقاله این مجموعه از پایگاه داده MIT-BIH (پایگاه اطلاعات مربوط به آریتمی ها) انتخاب شده است [۹]، [۱۰]، [۱۱]. شکل ۲ ساختار این آشکارساز را نشان می دهد.



شکل ۲: ساختار عمومی آشکارساز های کمپلکس QRS

۲-۱- فیلتر چند جمله ای

در فیلتر چند جمله ای، سیگنال خروجی y_i در زمان i ام مقداری است که به وسیله چند جمله ای مرتبه M ام از N نمونه ورودی $\{x_{i-d_1}, x_{i-d_2}, \dots, x_{i-d_N}\}$ از سیگنال ECG به دست می آید که در آن d_j ها تاخیر های زمانی نمونه ها و $a_{k_1 k_2 \dots k_N}$ ضرایب فیلتر هستند [۱۲]، [۱۳]. توان نمونه های انتخاب شده در فیلتر با توجه به مرتبه فیلتر تعیین می شوند (رابطه (۲)).

$$y_i = \sum_{k_1=0}^M \sum_{k_2=0}^M \dots \sum_{k_N=0}^M a_{k_1 k_2 \dots k_N} x_{i-d_1}^{k_1} x_{i-d_2}^{k_2} \dots x_{i-d_N}^{k_N} \quad (1)$$

$$\sum k_j \leq M \quad (2)$$

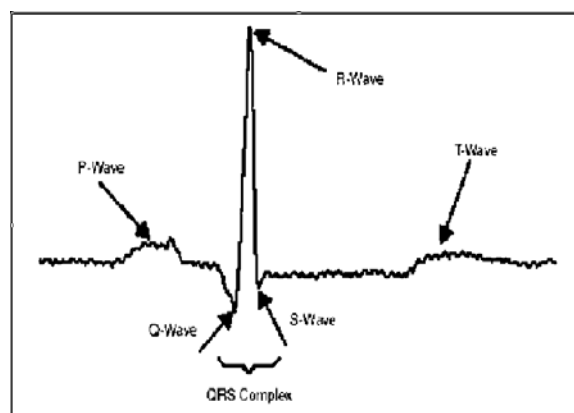
۲-۲- آشکارساز بیشینه

در این قسمت به وسیله یک الگوریتم ساده، بیشترین مقدار خروجی فیلتر را تشخیص می دهیم. جهت جلوگیری از تشخیص های اشتباه در حضور نویز، پیک هایی که شبیه کمپلکس QRS هستند ولی کمپلکس QRS نبوده و نیز پاسخ هائی از فیلتر با چند پیک کنار یکدیگر، تنها مقدار بیشینه ای از خروجی فیلتر را انتخاب می کنیم که از یک آستانه $Y_{threshold}$ بزرگتر باشد و درون دوره استراحت (Refractory Period) قرار نگیرد. دوره استراحت را می توان به صورت C نمونه بعد از هر بار تشخیص پیک R

در این مقاله به کمک زیر نمونه گیری و نیز همکاری دو جانبه بلوک فیلتر کننده و بلوک آشکارساز، تشخیص بهینه کمپلکس QRS انجام شده است. از مزایای این روش می توان به برخورد موثر با نویز و تغییرات شکلی ECG اشاره نمود. نوآوری این مقاله در تعریف تابع برازندگی مناسب جهت تخمین ضرایب فیلتر و پارامترهای آشکارساز و همچنین در استفاده از الگوریتم ترکیبی GA و PSO است که سرعت همگرایی آن در مقایسه با الگوریتم GA به میزان قابل توجهی بالاتر می باشد.

۲- روش کار

از آنجایی که عموماً کمپلکس QRS پیکهای بلندی را در منحنی ECG به خود اختصاص می دهد، برای تشخیص آن لازم است تا به روشی، مقادیر بیشینه منحنی را به دست آوریم. شکل ۱ قطعه ای از منحنی ECG قلب یک شخص سالم را در مدت زمان یک بار ضربان نشان می دهد که در آن کمپلکس QRS (مجموع پیکهای Q، R و S) مشخص شده است.



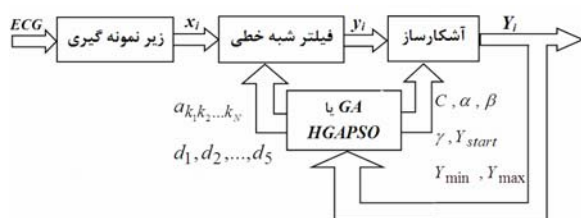
شکل ۱: کمپلکس QRS درون قطعه ای از منحنی ECG

در این مقاله برای رسیدن به هدف مذکور از دو بلوک سری استفاده می شود. اولین بلوک، یک فیلتر چند جمله ای است که کمپلکس QRS را تقویت و یکسو می کند. در اینجا برای رسیدن فیلتر به بیشینه بازده خود، سعی شده تا از تعداد نمونه های بسیار کمی از ECG استفاده شود. باید توجه داشت که تعداد همین نمونه ها را نیز می توان به کمک الگوریتم GA انتخاب نمود.

بلوک دوم یک آشکارساز تطبیقی بیشینه مقدار است که بیشترین مقدار خروجی فیلتر را تشخیص می دهد.

انتخاب کرد.

اضافه FP (False Positive) و تعداد تشخیص‌های جا افتاده FN (False Negatives) است. بنابراین مساله ای که با آن مواجه هستیم همزمان حداقل سازی دو معیار اشاره شده می باشد. به دلیل توانایی الگوریتم ژنتیک در مدلسازی و فرمولبندی مسائل پیچیده و قابلیت انعطاف آن در برخورد با توابع هدف و محدودیتهای مختلف، از این الگوریتم جهت حل مساله همزمان سازی فوق می توان استفاده نمود. اما با توجه به حجم بالای اطلاعات مورد پردازش در مساله مذکور الگوریتم ژنتیک از سرعت پایینی برخوردار خواهد بود و لذا از الگوریتم HGAPSO (Hybrid GA-Particle Swarm Optimization) استفاده شده که می تواند با تعداد نسل کمتری به پاسخ بهینه همگرا شود. در شکل ۳ کلیه مراحل شرح داده شده جهت آشکارسازی بهینه کمپلکس QRS نمایش داده شده است.



شکل ۳: مراحل لازم جهت آشکارسازی بهینه کمپلکس QRS

در تعریف تابع برازندگی برای الگوریتم HGAPSO مورد نظر کمینه کردن دو معیار FP و FN در نظر گرفته می شود. برای کمینه کردن این دو معیار، الگوریتم HGAPSO دو تابع خطا را که بایستی به نحو مطلوبی وزن دهی شوند، کمینه می کند. در واقع تابع برازندگی عبارتست از:

$$fitness = -(af_n + \beta f_t) \quad (4)$$

که در آن تابع خطای f_t از مقایسه لحظه به لحظه زمانهای تشخیص داده شده مربوط به پیکهای R با زمانهای درست پیکهای R در اطلاعات مجموعه آموزش و تابع خطای f_n از مقایسه تعداد زمانهای تشخیص داده شده با تعداد زمانهای درست در مجموعه آموزش به دست می آیند که کمینه کردن دو معیار ذکر شده را به نحو مطلوبی در بر می گیرند. شایان ذکر است که در این تابع برازندگی مقادیر α و β با توجه به اهمیت f_n بر f_t ، به ترتیب برابر ۴۰ و ۱ در نظر گرفته می شوند.

این نوع تعریف تابع برازندگی این ویژگی را دارد که نه تنها

برای مقابله با تغییرات سیگنال ECG، از یک طرح تطبیقی استفاده می کنیم که در آن مقدار Y برای اولین بار مقدار ثابت Y_{start} را به خود گرفته و سپس به طور نمایی به سمت صفر کاهش می یابد تا به نزدیکترین پیک در سیگنال برخورد کند. این مسئله ما را مطمئن می سازد که فرایند تشخیص حتی در هنگام داشتن سیگنالهای ECG با دامنه های خیلی کوچک نیز قابل انجام است. پس از آن، آخرین پیک تشخیص داده شده می رود و فرایند تشخیص دوباره تکرار می شود. ساختار این آشکارساز به صورت زیر است:

$$Y_0 = Y_{start} \quad (3)$$

$$Y_i = g[(1-\alpha)Y_{i-1} - \beta x_{i-1}(Y_{i-1} - \gamma y_{i-1})]$$

که در آن $g(x) = \max\{Y_{min}, \min[Y_{max}, x]\}$ تابعی است که طرح تطبیق پذیر بودن آشکارساز را مقاوم تر می کند؛ به این صورت که همیشه Y آستانه را بین محدوده مقادیر تعیین شده $[Y_{min}, Y_{max}]$ قرار می دهد. در ضمن در معادله بالا α نرخ کاهش و β پارامتری است که سرعت نزدیک شدن Y_i به γy_{i-1} را کنترل می کند.

۳- طراحی ژنتیک

طراحی چنین آشکارسازی، نیازمند تعریف فیلتر چند جمله ای و پیدا کردن ضرایب آن و تعیین پارامترهای آشکارساز است. بعضی از این مقادیر می تواند از طریق شخص و برخی دیگر به وسیله الگوریتم ژنتیک تعیین شود. از آنجا که مرتبه فیلتر چند جمله ای و تعداد نمونه های ورودی بر روی تعداد عملیات لازم تاثیرگذار خواهد بود، برای رسیدن به بیشینه بازده خروجی، تنها از چند جمله ایهای مرتبه پایین و نمونه های ورودی بسیار محدود استفاده شده است.

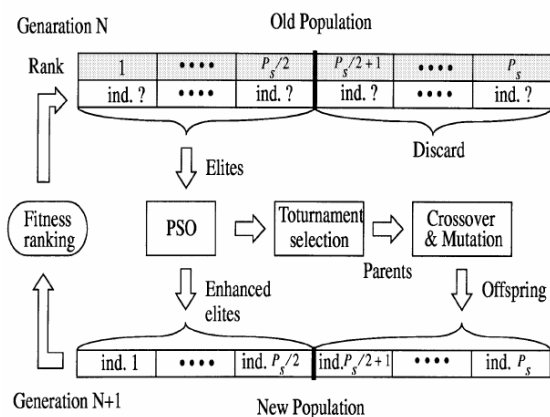
باید توجه داشت که حتی تاخیر های زمانی مربوط به فیلتر چند جمله ای می تواند از طریق الگوریتم ژنتیک انتخاب شود. به طور کلی ضرایب a_{k_1, k_2, \dots, k_N} و تاخیر های زمانی مربوط به نمونه های ورودی (d_1 و d_2 و \dots و d_N) و پارامترهای آشکارساز را الگوریتم ژنتیک انتخاب می کند.

هدف از طراحی فیلتر، کمینه کردن تعداد تشخیص‌های

۴-۱- الگوریتم HGAPSO

روند اجرای الگوریتم HGAPSO به صورت زیر می باشد:

- (۱) در ابتدا جمعیتی را به صورت تصادفی انتخاب می کنیم که در واقع اجزاء GA و ذرات PSO می باشند.
 - (۲) برازندگی اجزا محاسبه می شود.
 - (۳) نیمی از جمعیت که برازندگی بالاتری دارند انتخاب شده و عملیات PSO روی آنها اجرا می شود [15]. اما در [16] ضریبی به نام Breeding ratio (ψ) تعریف می کند. این ضریب تعیین می کند چند درصد جمعیت تحت عملیات PSO واقع شوند. اگر تعداد کل جمعیت N باشد، به تعداد $N\psi$ ذره با برازندگی بالاتر را انتخاب کرده و با اجرای محاسبات PSO بر روی آنها نخبه های رشد یافته (enhanced elite) ساخته می شوند. به این ترتیب ذرات PSO هر چه بیشتر با شرایط مساله و محیط خود هماهنگ می شوند که مشابه رشد موجودات در طبیعت می باشد.
 - (۴) نخبه های رشد یافته مستقیماً به نسل بعد منتقل شده و باقی مانده جمعیت با اجرای عملیات جهش و بازترکیب بر روی آنها تولید می شوند.
- شکل ۴ نشان دهنده کلیه مراحل فوق می باشد.



شکل ۴: مراحل انجام الگوریتم HGAPSO

۵- پیاده سازی و شبیه سازی

در شبیه سازی مساله مذکور از یک نوع فیلتر خاص به نام فیلتر با پاسخ ضربه محدود (Finite Impulse Response) استفاده شده است که در آن نمونه ها به صورت انتخاب شده برداشته می شوند.

به منظور اطمینان از صحت تشخیصهای انجام شده، از ۴۱ گزارش سیگنال ECG و داده های پایگاه اطلاعاتی

جوابهای اشتباه و جوابهای جا افتاده کمینه می شوند بلکه در طول مسیر بهینه سازی نسبت به هم تنظیم می گردند.

۴- مفاهیم PSO

PSO (Particle Swarm Optimization) نخستین بار در سال ۱۹۹۵ توسط Kennedy و Russel پیشنهاد شد. این روش از رفتار دسته جمعی حیواناتی چون پرندگان و ماهیها بر گرفته شده است. هر ذره نماینده یکی از پاسخ های مساله می باشد که در فضای جستجو حرکت می کند تا به بهترین موقعیت برسد. در ابتدا سرعت و موقعیت هر ذره به صورت تصادفی انتخاب شده و رفته رفته تمام ذرات در راستای بهترین پاسخ مساله حرکت خواهند کرد. در PSO حافظه وجود دارد به طوری که در طول اجرای الگوریتم بهترین موقعیتی که توسط هر ذره کسب شده است در \vec{P}_i و همچنین بهترین موقعیتی که ذرات در کل کسب کرده اند در \vec{P}_g ذخیره می شود و در هر مرحله سرعت ذرات با ضرایبی تصادفی در راستای این دو موقعیت تصحیح می شود.

رابطه زیر این مساله را نشان می دهد.

$$\vec{v}_i(t+1) = \vec{v}_i(t) + c_1\phi_1(\vec{P}_i(t) - \vec{x}_i(t)) + c_2\phi_2(\vec{P}_g(t) - \vec{x}_i(t)) \quad (5)$$

که در آن \vec{v}_i و \vec{x}_i سرعت و موقعیت ذره i ام، ϕ_1 و ϕ_2 ضرایب تصادفی و c_1 و c_2 دو ثابت دلخواه می باشند. پارامتر t نشان دهنده انجام محاسبات PSO در گام t ام می باشد. موقعیت جدید به صورت زیر محاسبه می شود:

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + \vec{v}_i(t+1) \quad (6)$$

از PSO سرعت بالایی برخوردار بوده و می تواند جستجوی محلی و همه جایی را همزمان انجام داده و بین آن دو تعادلی برقرار نماید (معادله (۴)). دقیقاً با استفاده از این ویژگی PSO می توان بر همگرایی سریع و نا بهنگام GA که در اثر عملیات نخبه گرایی حاصل می شود، غلبه نمود. همچنین PSO می تواند اعضای هر نسل را بهبود بخشد در صورتیکه GA نسل به نسل به دنبال پاسخ است.

با توجه به این نکات و PSO و GA می توانند مکملهای خوبی برای یکدیگر باشند [15]، [16].

و پیشگویی مثبت PP (Positive Predictivity)، نشان داده می شود. باید توجه داشت که اعداد ستون اول در جدول ۲ نماینده سیگنالهای ECG مربوط به افراد متفاوت است.

جدول ۱: مقادیر پارامترها و ضرایب بهینه فیلتر و آشکارساز

Filter		Detector	
Parameter	Value	Parameter	Value
a_{10000}	-9.4481	C	31 (258 ms)
a_{01000}	8.9011	α	0.0033
a_{00100}	0.7829	β	0.4018
a_{00010}	-0.5855	γ	0.8911
a_{00001}	0.4929	Y_{start}	5.3244
d_1	1 (8 ms)	Y_{min}	3.5803
d_2	4 (33 ms)	Y_{max}	11.5891
d_3	5 (42 ms)		
d_4	10 (83 ms)		
d_5	14 (117 ms)		

$$S = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$PP = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

باید توجه داشت که حساسیت و پیشگویی مثبت از طریق فرمولهای زیر محاسبه می گردند که در آن TP (True Positive) تعداد تشخیصهای درست را نشان می دهد.

مشاهده می شود که آشکارساز به شکل بسیار خوبی توانایی تشخیص موج R را داراست. البته این مساله در مورد سیگنالهای با نویز بسیار بالا و شامل قسمتهایی شبیه آریتمی flutter و fibrillation مانند سیگنالهای ۱۰۴، ۱۰۵، ۱۰۸، ۲۰۳ و ۲۰۷ کاملاً صدق نخواهد کرد.

شکل ۵ و شکل ۶ مقایسه ای از عملکرد HGAPSO و GA را در شرایط کاملاً مساوی نشان می دهند. شکل ۵ چگونگی همگرایی تابع برازندگی با استفاده از GA و HGAPSO را در ۱۰۰ نسل نشان داده و چنانچه مشاهده می شود الگوریتم HGAPSO با سرعت و دقت بسیار بیشتری نسبت به GA همگرا شده است. HGAPSO در ۱۰۰ نسل به مقدار بهینه رسیده در حالیکه GA در نسل ۱۰۰ ام هنوز به طور کامل همگرا نشده است.

MIT-BIH استفاده شده و با کاهش فرکانس نمونه برداری از 360Hz به 120Hz محاسبات الگوریتم HGAPSO در دو بخش آموزش و تست کاهش داده شده است.

مجموعه آموزش الگوریتم HGAPSO برای محاسبه تابع برازندگی از برداشتن تصادفی ۲ قطعه ۵ ثانیه ای از کانال اول ۴۱ سیگنال ECG از پایگاه داده های MIT-BIH تولید می شود. البته به دلیل بار محاسباتی زیاد و زمان بر بودن برنامه، تنها از سه دقیقه اول سیگنالهای ECG درون پایگاه، که خود ۳۰ دقیقه ای هستند، استفاده می گردد.

۵-۱- فیلتر شبه خطی با نمونه های انتخاب شده

در این حالت اگر $M=1$ باشد معادله فیلتر، یک فیلتر پاسخ ضربه محدود خطی را مشخص می کند. این نوع فیلتر نمی تواند پیک های مثبت را چه در حضور موج R مثبت و چه موج R منفی، در بعضی از کمپلکس های QRS غیر عادی تولید کند. به همین دلیل در اینجا یک فیلتر شبه خطی که قدر مطلق خروجی فیلتر را به عنوان ورودی آشکارساز استفاده می کند در نظر می گیریم.

برای اینکه از خطاهای کمتری برخوردار شویم تعداد نمونه های ورودی را ثابت و برابر ۵ می گیریم. در این نوع فیلتر تاخیرهای d_1 و d_2 و ... و d_N به وسیله الگوریتم HGAPSO انتخاب می شوند. در این حالت به منظور جلوگیری از انتخاب نمونه های یکسان، از مجموعه پارامترهای معادل زیر استفاده می کنیم:

$$\{d_1, \Delta d_2, \Delta d_3, \dots, \Delta d_N\}$$

که در آن تاخیر هر نمونه به صورت زیر داده می شود:

$$d_i = d_{i-1} + \Delta d_i + 1 \quad (7)$$

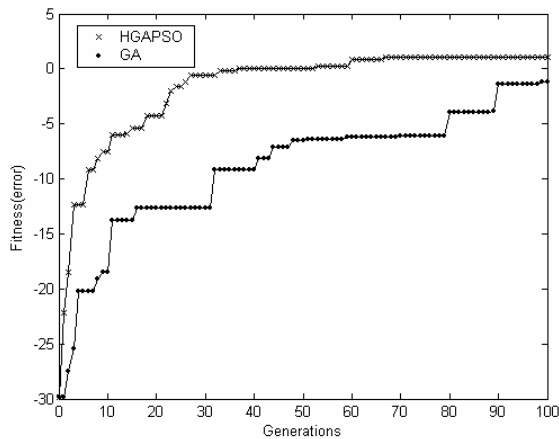
اضافه کردن این تعداد درجات آزادی به الگوریتم HGAPSO کمک می کند تا این الگوریتم، فیلترهای قدرتمند تر و کارآمد تری را تولید کند. در جدول ۱ مقادیر پارامترها و ضرایب بهینه فیلتر و آشکارساز که از طریق الگوریتم HGAPSO انتخاب شده اند، دیده می شود.

در جدول ۲ نتایج به دست آمده بر روی هر سیگنال ECG به صورت تعداد کل خطا E، تعداد تشخیصهای اضافه FP، تعداد تشخیصهای جا افتاده FN، حساسیت S (Sensitivity)

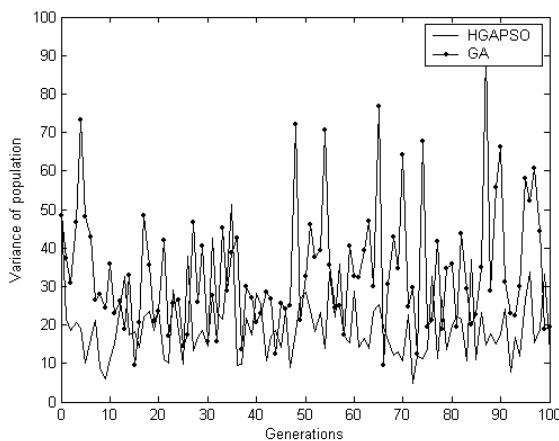
جدول ۲: نتایج آشکارساز بهینه بر اساس فیلتر شبه خطی با نمونه های انتخاب شده

Record	E	FP	FN	S(%)	PP(%)
100, 102, 103, 115, 117, 122, 123, 124, 212, 219, 220, 223, 231	0_1	0_1	0_1	99.55	100
101, 106, 107, 109, 111, 112, 119, 121, 202, 205, 209, 213, 214, 215, 217, 221, 230, 232, 233, 234	2_5	0_2	0_3	98.62	99.08
222	7	0	7	96.9	100
114	1	0	1	99.4	100
200	22	7	15	94.5	97.4

جمعیت یکنواخت تر بوده و کل جمعیت با هماهنگی بیشتری با یکدیگر به سمت نقطه بهینه یا هدف حرکت می کنند که این رفتار ناشی از حافظه دار بودن PSO می باشد.



شکل ۵: مقایسه نرخ همگرایی تابع برازندگی تعریف شده با اجرای الگوریتم HGAPSO و GA در ۱۰۰ نسل



شکل ۶: مقایسه واریانس جمعیت الگوریتم HGAPSO و GA در ۱۰۰ نسل

شایان ذکر است که با اجرای محاسبات PSO، اجرای یک نسل HGAPSO در مدت زمان بیشتری نسبت به GA انجام خواهد شد؛ اما مساله قابل توجه سرعت همگرایی بالا در HGAPSO می باشد. برای مقایسه بهتر با گذشت ۷ ساعت از اجرای برنامه با استفاده از CPU Pentum4 1700 GHz الگوریتم HGAPSO در نسل سی و دوم به مقدار ۰/۸- همگرا شده، در حالی که در همان مدت زمان الگوریتم GA در نسل پنجاه و سوم به مقدار ۷/۲- همگرا شده است.

در شیشه سازی انجام شده، اجرای ۱۰۰ نسل HGAPSO، ۲۰/۸۷ ساعت به طول انجامید که در نهایت همگرایی کامل

از این رو در جدول ۱ نتایج حاصل از HGAPSO آورده شده است، هرچند که در صورت همگرایی کامل نتایج حاصل از اجرای هر دو الگوریتم با دقت دو رقم اعشار برابر خواهند بود. پارامترهای GA و HGAPSO به طور کاملاً مساوی و به صورت زیر در نظر گرفته شده اند و هر دو الگوریتم جمعیت اولیه یکسان داشته اند:

GA:
pupsize=20,crossover =1
mutation-p=0.1,Elitism=0.3

HGAPSO:
pupsize=20,crossover =1
mutation-p=0.1, Breeding ratio=0.3, $c_1 = c_2 = 2$

از آنجایی که در این مساله خاص حساسیت تابع برازندگی به تغییر پارامترها بسیار زیاد است، تغییرات بدترین مقدار برازندگی بسیار شدید بوده و موجب جمع شدگی نمودار می شود. لذا برای وضوح بیشتر تنها بهترین مقدار برازندگی در هر نسل رسم شده و بدترین و متوسط مقدار خطا آورده نشده است. اما برای بررسی بیشتر، تغییرات واریانس جمعیت به ازای اجرای این دو الگوریتم در شکل ۶ آورده شده است که با توجه به آن می توان اطلاعات ارزشمندتری را راجع به رفتار کل جمعیت به دست آورد. چنانچه در شکل ۶ مشاهده می شود واریانس جمعیت HGAPSO در اکثر نقاط از GA کمتر بوده و تغییرات آن نرم تر است. این مطلب نشان دهنده این واقعیت می باشد که در HGAPSO

مراجع

- [1] C.TU, Y.ZENG and X.YANG "A new approach to detect QRS complexes based on a histogram and genetic algorithm," Journal of Medical Engineering & Technology, Vol.29, No.4, pp. 176-180, July/August 2005.
- [2] Adam Gacek and Witold Pedrycz, "A Genetic Segmentation of ECG Signals," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 50, No. 10, October 2003.
- [3] Christo, I.I. and Daskalov, I.K., "Filtering of Electromyogram Artifacts from the Electrocardiogram," Medical Engineering & Physics, 21, pp.731-736, 1999.
- [4] Friesen, G.M., Jannett, T.C., Jadallah, M.A., Yates, S.L., Quint, S. R. and Nagle, H.T. "A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 37, pp. 85-98, 1990.
- [5] Kohler, B.U., Henning, C. and Orgmeister, R. " The Principles of Software QRS Detection," IEEE Eng.Med.Biol.,pp. 42-57, January/ February 2002.
- [6] P.E Trahanias, "An Approach to QRS Complex Detection Using Mathematical Morphology," IEEE Trans. Biomed.Eng., Vol.40, no.2, pp.201-205, 1993.
- [7] Q. Xue, Y. H. Hu, and W. J. Tompkins, "Ned-network-based adaptive matched filtering for QRS detection," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol.39, no. 4, pp. 317-329, 1992.
- [8] N. V. Thakor, J. G. Webster, and W. I. Tompkins, "Estimation of QRS complex power spectra for design of a QRS filter," IEEE Trans. Biomed Eng, vol. BME-31, no. 11, pp. 702-706, 1984.
- [9] MIT-BIH Arrhythmia Database. Available from Beth Israel Hospital Biomedical Engineering Division Room kb-26,330 Brookline Ave, Boston, M A002215.
- [10] P. S. Hamilton and W. I. Tompkins, "Quantitative investigation of QRS detection rmls using the MIT/BIH arrhythmia database," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-33, no. 12, pp. 1157-1165. Dec. 1986.
- [11] Daskalov, I.K., Dotsinsky, I.A. and Christov, I.I, "Developments in ECG acquisition, preprocessing, parameter measurement and recording," IEEE Engineering in Medicine & Biology, 17, pp. 50-58, 1998.
- [12] Riccardo Poli,Stefano Cagnoni,Guido Valli "Genetic Design of Optimum linear and nonlinear QRS Detectors" IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING. VOL. 42, NO. 11. NOVEMBER 1995.
- [13] Desmond B. Keenan, Paul Grossman "Adaptive Filtering of Heart Rate Signals for an Improved Measure of Cardiac Autonomic Control," International Journal of Signal Processing. Vol.2, Num.1, 2005.
- [14] D. Cyrill, J. McNames, M. Aboy "Adaptive Comb Filter for Quasi-Periodic Physiologic Signals," EMBS International Conference, September 2003.
- [15] Chia-Feng Juang, Member, IEEE, "A Hybrid of Genetic Algorithm and Particle swarm Optimization for Recurrent Network Design",IEEE Transactions on system, Man and Cybernetics -vol 34,No 2, April (2004)
- [16] MatthewSettles,Paul athan,Terence Soule, Breeding Swarms: A New Approach to Recurrent Neural Network Training , IEEE, GECCO'05, Washington, DC, USA, June 25-29 (2005)

حاصل شد و اجرای ۱۰۰ نسل GA، ۱۵/۳۲ ساعت به طول انجامید که به همگرایی کامل نیز منجر نشد.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله به کمک الگوریتم HGAPSO توانستیم مقادیر بهینه ضرایب فیلتر و تاخیر های زمانی مربوط به نمونه های ورودی و پارامترهای آشکارساز را برای تشخیص کمپلکس QRS شناسائی کنیم. همچنین دو الگوریتم GA و HGAPSO از نقطه نظر سرعت همگرایی و رفتار کلی جمعیت با یکدیگر مقایسه شدند و چنانچه انتظار داشتیم HGAPSO بسیار سریعتر همگرا شده و به خطای کمتری نیز رسیده است. نتایج خاص حاصل از این تحقیق به طور خلاصه عبارتند از:

- بهینه سازی همزمان ضرایب فیلتر و تاخیرهای زمانی مربوط به نمونه های ورودی و پارامترهای تشخیص دهنده
 - تعریف تابع برازندگی شامل دو تابع و انتخاب وزنها مناسب برای آنها که دو معیار FP و FN را کمینه کرده و نیز نسبت به هم تنظیم کند
 - کاهش زمان استفاده از هر سیگنال ECG از ۳۰ دقیقه به ۳ دقیقه و در عین حال رسیدن به تشخیصهای کاملاً قابل قبول
 - کاهش زمان همگرایی با استفاده از الگوریتم HGAPSO
- باید توجه داشت که در این مقاله از الگوریتم HGAPSO برای انتخاب نمونه ورودی مناسب تر جهت شناسائی ضرایب فیلتر و پارامترهای آشکارساز استفاده شده است. این مسئله قدرت الگوریتم HGAPSO را در شناسائی و حذف زوائد درون سیگنال ورودی نشان می دهد.

به دلیل اینکه آموزش الگوریتم HGAPSO بسیار زمان بر می باشد، در ادامه این تحقیق می توان به بررسی روشهایی جهت سرعت بخشیدن به فرایند تشخیص پرداخت. به این ترتیب شاید بتوان از این روش جهت تشخیص کمپلکس QRS به صورت لحظه ای (Real Time) استفاده کرد.

