

## امکان تشخیص آریتمی‌های قلبی با استفاده از تحلیل شاخص‌های آشوبی سیگنال ECG

علی تمیزی<sup>(۱)</sup> - محمد عطائی<sup>(۲)</sup> - محمدرضا یزدچی<sup>(۳)</sup>

(۱) کارشناس ارشد - دانشکده مهندسی برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف آباد

(۲) دانشیار - دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان

(۳) استادیار - دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان

تاریخ دریافت: تابستان ۱۳۹۰ تاریخ پذیرش: بهار ۱۳۹۱

**خلاصه:** سیگنال الکتروکاردیوگرام (ECG) معمول‌ترین روش غیرتهاجمی برای بررسی سلامتی قلب یا تشخیص احتمالی بیماری‌های قلبی است. مطالعات نشان می‌دهد سیگنال ECG یک ساختار خطی ساده ندارد بلکه دارای مؤلفه‌های غیرخطی است. در این مقاله سیگنال ECG به عنوان یک سری زمانی در نظر گرفته شده است و شاخص‌های غیرخطی آشوبی مانند بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف ( $\lambda_{max}$ ) و بعد همبستگی ( $D_2$ ) از سیگنال ECG برای افراد سالم و بیمار استخراج می‌شود. در این راستا الگوریتم‌های مناسب جهت استخراج پارامترهای لازم برای بازسازی فضای حالت و نیز محاسبه بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف و بعد همبستگی از روی سیگنال ECG با ملاحظات مربوطه ارائه می‌گردد. سپس با استفاده از طبقه‌بندی کننده فازی امکان تفکیک افراد سالم و بیمار، براساس شاخص‌های آشوبی محاسبه شده بررسی می‌شود. داده‌ها از پایگاه داده‌های MIT-BIH گرفته شده است و مقایسه نتایج برای سه گروه شامل افراد با ریتم قلبی سالم (NSR)، بیماران فیبریلاسیون دهلیزی (AF) و بیماران انسداد دسته شاخه چپ (LBBB) انجام شده است که مبین کارایی طبقه‌بندی ارائه شده بر اساس شاخص‌های آشوبی است.

**کلمات کلیدی:** آشوب، الکتروکاردیوگرام، نمای لیاپانوف، بعد همبستگی، طبقه‌بندی کننده فازی.

### ۱- مقدمه

آشوب عبارت است از بی‌نظمی یک سیستم پویای معین به طوری که برای زمان کوتاه قابل پیش‌بینی باشد ولی رفتار بلندمدت آن غیرقابل پیش‌بینی است [۱۱]. مدل‌سازی تحلیلی و دقیق قلب به علت نامشخص بودن تمام عوامل مؤثر بر آن و در دسترس نبودن معادلات دقیق و کامل ریاضی حاکم بر قلب بسیار دشوار است. بنابراین تلاش می‌شود با در نظر گرفتن ECG به عنوان یک سری زمانی آشوبی، راهی مؤثر در تحلیل و تشخیص بیماری‌های قلبی پیدا شود. در این راه اساسی‌ترین گام در تحلیل سیگنال ECG به عنوان یک سری زمانی غیرخطی آشوبی، بازسازی فضای حالت معادل با فضای حالت فرآیند مولد داده‌های ECG است. بازسازی فضای حالت بر مبنای نظریه محاط بیان شده است و از روش موسوم به روش تأخیر استفاده می‌شود که کاربرد آن مستلزم تعیین مقدارهای مناسبی برای پارامترهای زمان

هنگامی که ایمپالس قلبی در قلب سیر می‌کند جریان الکتریکی از قلب به بافت‌های اطراف که قلب را احاطه می‌کنند گسترش می‌یابد و قسمت کمی از این جریان در تمامی سطح بدن منتشر می‌شود. هرگاه الکترودهایی روی پوست بدن در دو طرف مقابل قلب قرار داده شوند می‌توان اختلاف پتانسیل الکتریکی تولید شده به وسیله این جریان را ثبت کرد. منحنی به دست آمده موسوم به الکتروکاردیوگرام (ECG) است [۱]. تجزیه و تحلیل دیداری ECG به عنوان معمول‌ترین روش غیرتهاجمی بررسی سلامتی و یا بیماری‌های احتمالی قلب است. ایده تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های مختلف قلبی بر اساس تحلیل نرم‌افزاری این سیگنال در سال‌های اخیر مطرح بوده است [۲-۴]. یکی از قوی‌ترین فرضیه‌ها در این زمینه، تحلیل غیرخطی و آشوبی سیگنال ECG است [۵-۱۰].

تأخیر<sup>۲</sup> ( $\tau$ ) و بعد محاط<sup>۳</sup> ( $m$ ) است [۱۲]. برای تعیین هر یک از این پارامترها روش‌های گوناگونی مطرح است.

در [۱۳] برای تعیین زمان تأخیر، اولین صفر تابع خود همبستگی در نظر گرفته شده است. از آنجا که در این حالت تنها استقلال خطی دو مؤلفه در نظر گرفته شده است، بعضی بر این اعتقادند که انتخاب اولین صفر تابع خود همبستگی منجر به حالت حدی مؤلفه‌های غیر همبسته می‌شود که مطلوب نیست و پیشنهاد کرده‌اند که زمان نزول تابع خود همبستگی به مقدار  $\frac{1}{6}$  به عنوان زمان تأخیر در نظر گرفته شود [۱۴].

اما به هر حال تابع خود همبستگی بر اساس تحلیلی خطی بیان شده است و روابط دینامیک غیرخطی را لحاظ نمی‌کند به این دلیل از روشی مبتنی بر میانگین اطلاعات متقابل بین داده‌های سری زمانی [۱۵] به منظور تعیین زمان تأخیر در این مقاله استفاده شده است. برای تعیین بعد محاط بهینه چنانچه در [۱۶] استفاده شده، روش‌هایی مانند آنتروپی یا شبکه‌های عصبی پیشنهاد شده است. در شبکه‌های عصبی تأخیر زمانی، در صورتی که ورودی‌های بزرگی به شبکه ارائه شود، حتی با وجود وزن‌های کوچک در شبکه، جمع ورودی‌های وزن‌دار به نرون لایه بعدی بزرگ خواهد شد و مشکل عدم آموزش مناسب رخ خواهد داد. یکی از رایج‌ترین روش‌ها در تعیین بعد محاط بهینه روش کم‌ترین همسایگی کاذب<sup>۴</sup> (FNN) [۱۷] است که از این الگوریتم در تخمین  $m$  استفاده شده است.

پس از بازسازی فضای فاز، شاخص‌های آشوبی بایستی به نحو مناسبی از روی فضای بازسازی شده محاسبه گردند. یکی از شاخص‌های مورد استفاده در این مقاله نمای لیاپانوف<sup>۵</sup> است. برای محاسبه نماهای لیاپانوف دو روش هندسی و ژاکوبین وجود دارد: روش هندسی که در [۱۸] توسط ولف و همکاران ارائه شده است از دقت کمتری نسبت به روش ژاکوبین برخوردار است. در روش ژاکوبین لازم است یک تابع غیرخطی، بر بردارهای تأخیر فضای بازسازی شده برازش شود [۱۹] در این مقاله از تابع چند جمله‌ای به عنوان تابع غیرخطی جهت تخمین ژاکوبین محلی استفاده شده است. در این خصوص انتخاب درجه بهینه چند جمله‌ای از نکات کلیدی است. در اینجا برای انتخاب درجه بهینه بر اساس روش ارائه شده در [۲۰] که توسط نویسندگان این مقاله برای سری‌های زمانی نظری مانند لجستیک<sup>۶</sup>، هینن<sup>۷</sup>، لورنز<sup>۸</sup> و راسلر<sup>۹</sup> مورد آزمایش قرار گرفته است، یعنی حداقل شدن خطای پیش‌بینی، عمل شده است. همچنین در این مقاله از بردارهای تأخیر پشت سر هم به جای بردارهای تأخیر نزدیک به هم برای تقریب معادله چند جمله‌ای غیرخطی استفاده شده است. از دیگر شاخص‌های آشوبی که در این مقاله جهت تجزیه و تحلیل سیگنال ECG به کار رفته است بعد همبستگی<sup>۱۰</sup> است که در واقع مبتنی بر میزان پیچیدگی سیستم مولد داده‌هاست. کارآمدترین روش جهت محاسبه بعد همبستگی، الگوریتم گراسبرگر - پروکسیا [۲۱] است که مورد استفاده قرار می‌گیرد. در پایان به منظور تفکیک افراد سالم و بیمار قلبی بر اساس شاخص‌های آشوبی مطرح شده، یک الگوریتم فازی جهت طبقه‌بندی داده‌های ECG بر مبنای شاخص‌های آشوبی استخراج شده، ارائه می‌گردد و برای

سه گروه افراد شامل افراد سالم<sup>۱۱</sup> (NSR)، بیماران فیبریلاسیون دهلیزی<sup>۱۲</sup> (AF) و بیماران انسداد دسته شاخه چپ<sup>۱۳</sup> (LBBB) نتایج عددی ارائه می‌گردد.

در ادامه در بخش ۲ ویژگی‌های سیگنال ECG برای افراد سالم و افراد دارای بیماری‌های مورد مطالعه در این تحقیق به اختصار بررسی می‌گردد. سپس در بخش ۳ روش بازسازی فضای فاز و محاسبه پارامترهای لازم برای بازسازی فضای فاز یعنی زمان تأخیر و بعد محاط نشان داده می‌شود. در بخش ۴ نحوه محاسبه شاخص‌های آشوبی مانند نمای لیاپانوف و بعد همبستگی مطرح می‌گردد. در نهایت در بخش ۵ نتایج عددی مربوط به تجزیه و تحلیل داده‌های واقعی ECG بیان می‌شود.

## ۲- ساختار سیگنال ECG

سیگنال ECG طبیعی از یک موج P، یک کمپلکس QRS و یک موج T تشکیل شده است. موج P ناشی از پتانسیل‌های الکتریکی است که هنگام دپولاریزاسیون دهلیزها قبل از آنکه انقباض دهلیزی شروع شود، تولید می‌شود. کمپلکس QRS ناشی از پتانسیل‌هایی است که هنگامی که بطن‌ها قبل از انقباض خود دپولاریزه می‌شوند یعنی در جریان انتشار موج و دپولاریزاسیون در بطن‌ها به وجود می‌آید. بنابراین هم موج P و هم کمپلکس QRS موج‌های دپولاریزاسیون هستند. موج T ناشی از پتانسیل‌های الکتریکی است که هنگامی که بطن‌ها از حالت دپولاریزاسیون بیرون می‌آیند، به وجود می‌آید. شکل (۱) قسمت‌های مختلف الکتروکاردیوگرام طبیعی را نشان می‌دهد [۱].

سیستم هدایت قلب در حالت طبیعی به این صورت است که گره SA تولید ایмпالس کرده و دهلیزها منقبض می‌شوند. موج تولید شده توسط سه راه هدایتی باخمن، و نکیبخ، تروپل به گره AV می‌رسد. ایмпالس پس از گذشتن از دسته هیس و شاخه چپ و راست وارد رشته پورکنز می‌شود و در نهایت به عضله میوکارد بطن رسیده، آن را دپولاریزه می‌کند. شکل (۲) سیستم هدایت قلب را نشان می‌دهد. در بیماران فیبریلاسیون دهلیزی (AF)، که شایع‌ترین آریتمی است ایмпالس از نقاط مختلف دهلیز به جای گره SA تولید می‌شود. بنابراین دهلیزها انقباض ندارند بلکه حالت لرزشی پیدا می‌کنند. در نتیجه موج P وجود ندارد بلکه امواج ریزی به نام امواج فیبریلاتوری در زمینه الکترو کاردیوگرام دیده می‌شود. همچنین ریتم قلبی به طور کامل نامنظم است. شکل (۳) ECG یک بیمار AF را نشان می‌دهد. در بیماران انسداد دسته شاخه چپ (LBBB)، ایмпالس الکتریکی پس از گذشتن از گره AV و دسته هیس در شاخه راست هدایت و در شاخه دیگر ایмпالس بلوک می‌شود. تأخیر در شاخه دسته بلوک شده، باعث می‌شود دپولاریزاسیون در بطن غیربلوک شده سریع‌تر از بطن بلوک شده اتفاق بیفتد. بنابراین چون بطن‌ها هم‌زمان با هم منقبض نمی‌شوند موج QRS عریض و دو موج R که به ترتیب R، R' خوانده می‌شود رؤیت می‌شود. R' نشان‌دهنده دپولاریزاسیون تأخیری در بطن بلوک شده است. شکل (۴) یک کمپلکس QRS برای فرد بیمار انسداد دسته شاخه چپ (LBBB) را نشان می‌دهد [۲۲].

طور کلی به شکل  $\{y_k\}_{k=1}^N$  در نظر بگیریم که  $N$  تعداد نمونه‌های سری زمانی است، بردارهای تأخیر به صورت:

$X_i = \{y_k, y_{k+\tau} \dots y_{k+(m-1)\tau}\}, i = 1, 2, \dots, N - (m-1)\tau$   
 است که در آن  $m$  همان بعد محاط و  $\tau$  زمان تأخیر ضریبی از  $\Delta t$  است. در ادامه نحوه محاسبه  $m$  و  $\tau$  ارائه می‌شود.

### ۳-۱- محاسبه زمان تأخیر

همان طور که در قبل اشاره شد در این مقاله روش میانگین اطلاعات متقابل برای محاسبه زمان تأخیر به کار رفته است. قبل از ارائه روش اطلاعات متقابل، از تابع خود همبستگی برای تعیین تأخیر زمانی استفاده می‌شود که شامل روابط غیرخطی نمی‌شود اما روش اطلاعات متقابل، همبستگی غیرخطی را نیز در سری‌های زمانی در نظر می‌گیرد. اطلاعات متقابل برای مقادیر مختلف  $\tau$  از رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

$$I(\tau) = \sum_{y(t), y(t+\tau)} p(y(t), y(t+\tau)) \cdot \log_2 \left[ \frac{p(y(t), y(t+\tau))}{p(y(t)) \cdot p(y(t+\tau))} \right] \quad (1)$$

که در آن  $P(y(t))$  احتمال یافتن یک مقدار سری زمانی در  $t$  امین فاصله است و  $P(y(t+\tau), y(t))$  احتمال مشترکی است که یک مشاهده در فاصله  $t$  ام اتفاق بیفتد و مشاهده بعدی با تأخیر  $\tau$  در فاصله  $t + \tau$  اتفاق بیفتد. زمان رخ دادن اولین می‌نیم تابع اطلاعات متقابل به عنوان زمان تأخیر مناسب انتخاب می‌شود [۲۴].

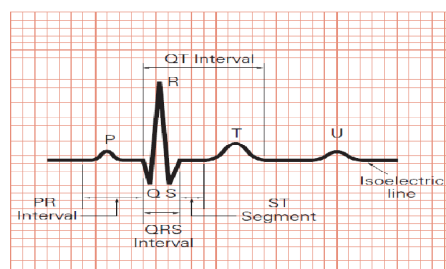
### ۳-۲- محاسبه بعد محاط

چنانچه ذکر شد برای تشکیل بردارهای تأخیر در بازسازی فضای فاز پس از به‌دست آوردن زمان تأخیر بین مؤلفه‌های بردار لازم است تا تعداد مؤلفه‌های هر بردار تعیین شود که همان بعد محاط است. بارزترین روش برای به‌دست آوردن بعد محاط روش شمارش نزدیک‌ترین همسایه‌های کاذب است. چنانچه حالتی در نظر گرفته شود که بازسازی فضای حالت در فضای  $m$  بعدی به روش تأخیر منجر به ایجاد محاط مناسب شده باشد در حالی که در فضای  $m-1$  بعدی چنین نباشد، رفتن از فضای  $m$  به  $m-1$  بعدی سبب می‌شود ساختار توپولوژیک به خوبی حفظ نشود و قسمت‌های مختلف کاذب روی یکدیگر تصویر گردند. به عبارت دیگر اگر نقاط همسایه از فضای  $m-1$  بعدی انتخاب گردند تصاویر آنها در فضای  $m$  بعدی دسته‌های متفاوتی را ایجاد خواهند کرد، که می‌توانند از هم فاصله‌دار باشند. سپس نقاطی که در بعد پایین‌تر همسایه و در بعد بالاتر همسایه نباشد، همسایگان کاذب نامیده می‌شود. بنابراین  $m$  می‌تواند بعد محاط مناسب باشد، چنانچه نقاط همسایه در فضای  $m$  بعدی در فضای  $m+1$  بعدی نیز همسایه باشند. برای محاسبه بعد محاط بهینه به صورت زیر عمل می‌شود.

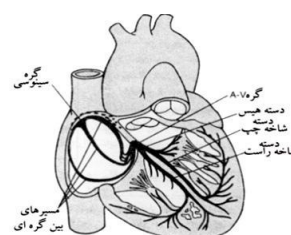
سری زمانی  $y_1, y_2, \dots, y_N$  را در نظر می‌گیریم. با در نظر گرفتن  $m$  مؤلفه برای هر بردار تأخیر می‌توان  $N - (m-1)\tau$  بردار  $X_t$  مطابق رابطه (۲) در فضای محاط تشکیل داد:

$$X_t = [y_t, y_{t+\tau}, \dots, y_{t+(m-1)\tau}]^T \quad (2)$$

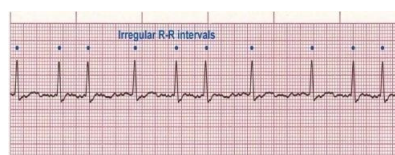
$r$  امین همسایه بردار تأخیر  $X_{t_r}$  مطابق زیر نمایش داده می‌شود.



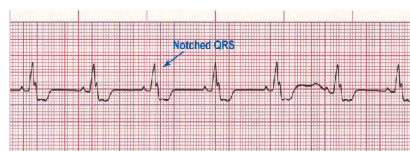
شکل (۱): قسمت‌های مختلف الکتروکاردیوگرام طبیعی [۲۳]  
 Fig. (1): Different parts of natural ECG [23]



شکل (۲): سیستم هدایت قلب [۱]  
 Fig. (2): Heart conductance system [1]



شکل (۳): ECG یک بیمار AF [۲۳]  
 Fig. (3): ECG of an AF patient [23]



شکل (۴): کمپلکس QRS بیمار LBBB [۲۳]  
 Fig. (4): QRS complex of an LBBB patient [23]

### ۳-۳- بازسازی فضای فاز

چنانچه گفته شد اولین قدم در تحلیل سری زمانی حاصل از یک فرآیند غیرخطی بازسازی فضای حالت با ابعاد محدود با استفاده از این سری‌ها است به طوری که با فضای حالت مولد داده‌ها معادل باشد. یکی از مشهورترین قضایا در بازسازی فضای حالت سری‌های زمانی آشوبی، نظریه تاکنز<sup>۱۴</sup> است که امکان بازسازی فضای حالت را از روی سری‌های زمانی آشوبی، به وسیله دو پارامتر بعد محاط ( $m$ ) و زمان تأخیر ( $\tau$ )، اثبات می‌کند. متداول‌ترین روش مبتنی بر قضیه تاکنز برای بازسازی فضای حالت، روش تأخیر است. در این راستا لازم است که ابتدا بردارهای تأخیر را تشکیل داد. برای تشکیل بردارهای تأخیر دو نکته حائز اهمیت است. یکی تعداد مؤلفه‌های موجود در این بردارها که همان بعد محاط است و دیگری فاصله زمانی بین دو مؤلفه که همان زمان تأخیر است. اگر سری زمانی اصلی را با فاصله نمونه برداری  $\Delta t$  به

صورت  $Z_{k+1} = Q_{k+1} R_{k+1}$  صورت می‌پذیرد که  $Q_{k+1}$  ماتریس متعامد و  $R_{k+1}$  یک ماتریس بالا مثلثی با عناصر قطری مثبت باشد.

۳- طیف لیاپانوف طبق رابطه زیر قابل محاسبه است:

$$\lambda_i = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{1}{k} \ln((R_k)_{jj} \dots (R_1)_{jj}) = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \ln((R_i)_{jj}) \quad j = 1, \dots, n \quad (8)$$

#### ۴-۲- بعد همبستگی

یکی دیگر از پارامترهای غیرخطی آشوبی بعد همبستگی است. بعد همبستگی میزانی از پیچیدگی سیستم است. ایده اصلی در روش بعد همبستگی این است که یک پدیده به‌ظاهر نامنظم و بی‌قاعده ولی برخاسته از یک دینامیک معین درجه آزادی محدودی خواهد داشت که برابر با کم‌ترین تعداد معادلات دیفرانسیلی مرتبه اول لازم برای بیان کردن خصوصیات دینامیک مفروض است. اما برعکس پدیده‌های نامنظم و بی‌قاعده برخاسته از یک دینامیک تصادفی درجه آزادی محدودی ندارد. در الگوریتم گراسبرگر- پروکاسیا که در سال ۱۹۸۲ مطرح شد این معیار با در نظر گرفتن همبستگی بین نقاط یک سری زمانی حاصل می‌گردد.

پس از تشکیل بردارهای تأخیر، انتگرال همبستگی از رابطه (۹) به- دست می‌آید:

$$c_m(r) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1, j>i}^N H(r - |X_i - X_j|) \quad (9)$$

که  $H$  تابع پله هویساید به صورت  $H(u) = \begin{cases} 1 & u > 0 \\ 0 & u \leq 0 \end{cases}$

است. در نهایت بعد همبستگی از شیب ناحیه خطی نمودار  $\log c(r)$  بر حسب  $\log(r)$  به‌دست می‌آید.

$$D_2 = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log_2 c_m(r)}{\log_2(r)} \quad (10)$$

#### ۵- نتایج عددی مربوط به تجزیه و تحلیل داده‌ها واقعی ECG

در این بخش تحلیل آشوبی داده‌های واقعی سیگنال ECG برای سه گروه افراد شامل افراد با ریتم قلبی سالم (NSR)، فیبریلاسیون قلبی (AF) و انسداد دسته شاخه چپ (LBBB)، اخذ شده از پایگاه داده‌های MIT-BIH ارائه می‌گردد. در این داده‌ها نویز ناشی از برق شهر، تنفس و آرتیفکت‌ها کاملاً حذف شده است و فرکانس نمونه برداری سیگنال‌های استفاده شده 360HZ است.

#### ۵-۱- محاسبه پارامترهای لازم برای بازسازی فضای فاز

چنانچه اشاره شد در بازسازی فضای فاز برای محاسبه زمان تأخیر، روش اولین می‌نیمم اطلاعات متقابل و برای تعیین بعد محاط مناسب الگوریتم کم‌ترین همسایگی کاذب مورد استفاده قرار گرفته است. شکل (۵) نمودار اطلاعات متقابل برای یک بیمار AF را نشان می‌دهد. همان طور که در شکل قابل مشاهده است زمان تأخیر با توجه به اولین می‌نیمم نمودار برابر ۲۲ است. برای سایر داده‌ها نیز زمان تأخیر با توجه به اولین می‌نیمم نمودار اطلاعات متقابل آنها در بازه ۱۵ تا ۴۰ انتخاب

$$X_{t_r} = [y_{t_r}, y_{t_r+\tau}, \dots, y_{t_r+(m-1)\tau}]^T \quad (3)$$

فاصله بین دوبردار همسایه براساس نرم اقلیدسی به صورت رابطه (۴) است:

$$D_m^2(t, t_r) = \sum_{i=0}^{m-1} [y_{t+i\tau} - y_{t_r+i\tau}]^2 \quad (4)$$

در فضای  $m+1$  بعدی فاصله دو بردار  $X_t, X_{t_r}$  به‌صورت زیر قابل بیان است:

$$D_{m+1}^2(t, t_r) = \sum_{i=0}^m [y_{t+i\tau} - y_{t_r+i\tau}]^2 \quad (5)$$

مؤلفه اضافی در بعد  $m+1$  نسبت به  $m$  برای  $X_t$  برابر است با  $y_{t+m\tau}$  و برای  $X_{t_r}$  برابر است با  $y_{t_r+m\tau}$  بنابراین داریم:

$$D_{m+1}^2(t, t_r) = D_m^2(t, t_r) + [y_{t+m\tau} - y_{t_r+m\tau}]^2 \quad (6)$$

می‌توان نتیجه گرفت فاصله اضافه شده در فضای  $m+1$  بعدی نسبت به فاصله اضافه شده در فضای  $m$  بعدی به صورت رابطه (۷) است:

$$\left[ \frac{D_{m+1}^2(t, t_r) - D_m^2(t, t_r)}{D_m^2(t, t_r)} \right]^{\frac{1}{2}} = \frac{|y_{t+m\tau} - y_{t_r+m\tau}|}{D_m(t, t_r)} \quad (7)$$

هرگاه مقدار رابطه (۷) از یک مقدار آستانه بیشتر شود همسایگی مورد بررسی همسایگی کاذب است. در نهایت بعدی که در آن تعداد همسایه‌های کاذب تقریباً صفر می‌گردد به عنوان بعد محاط انتخاب می‌شود [۲۵].

#### ۴- محاسبه شاخص‌های آشوبی

##### ۴-۱- محاسبه بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف

نمای لیاپانوف معیاری برای اندازه گیری میانگین نرخ نمایی واگرایی یا همگرایی مدارهای نزدیک به یکدیگر در فضای فاز می‌باشد و هر نمای لیاپانوف مثبت بیانگر تکرار پدیده انبساط و انقباض بر روی جاذب سیستم است. بدین ترتیب یک جاذب از سیستم دینامیکی اتلافی که دارای حداقل یک نمای لیاپانوف مثبت باشد آشوبگونه خوانده می‌شود. برای محاسبه نمای لیاپانوف همان طور که در قبل اشاره شد از روش ژاکوبین استفاده شده است. در این روش پس از بازسازی فضای فاز هر نقطه مانند  $X_k$  پس از یک مرحله به نقاط  $X_{k+1}$  نگاشت می‌گردد. در این صورت لازم است تا یک نگاشت محلی در لحظه  $k$  در محل  $X_k$  و نقاط اطراف آن در نظر گرفته شود. این کار با روش مینیمم سازی مربعات خطا انجام می‌پذیرد. بدین ترتیب با یافتن ماتریس‌های ژاکوبین در نقاط مسیر حالت  $X_k$  می‌توان نماهای لیاپانوف را با کاربرد الگوریتم QR به‌دست آورد.

می‌توان مراحل مربوط به محاسبه نماهای لیاپانوف با استفاده از تجزیه QR را در سه مرحله گفت.

۱- ماتریس متعامد  $Q_0$  طوری فرض می‌گردد که  $Q_0^T Q_0 = I$  باشد.

۲- با استفاده از ژاکوبین حاصله در مرحله  $k$ ،  $J_k$  ماتریس  $Z_{k+1} = J_k \cdot Q_k$  برای  $k=0, 1, \dots$  تشکیل و تجزیه QR این ماتریس به

دست آمده بزرگترین نمای لیاپانوف و بعد همبستگی را برای سه گروه افراد شامل AF, NSR و LBBB نشان می‌دهد.

Table (1): Range of chaos indexes  
جدول (۱): محدوده شاخص‌های آشوبی

دسته	D2	LLE
NSR	$0.57 \pm 3.13$	$0.12 \pm 0.23$
AF	$0.58 \pm 2.72$	$0.25 \pm 0.35$
LBBB	$0.38 \pm 1.90$	$0.25 \pm 0.85$

چنانچه در جدول (۱) نشان داده شده است بعد همبستگی و بزرگترین نمای لیاپانوف برای افراد سالم به ترتیب در محدوده 2.57 تا 3.7 و 0.11 تا 0.35 است. برای بیماران AF بعد همبستگی در گستره 2.14 تا 3.3 و نمای لیاپانوف در بازه 0.01 تا 0.06 به دست آمده است. بعد همبستگی و بزرگترین نمای لیاپانوف در بیماران LBBB به ترتیب در فاصله 1.53 تا 2.28 و 0.06 تا 0.11 است. مطابق نتایج در جدول (۱) افراد سالم با بزرگترین نمای لیاپانوف و بعد همبستگی بزرگتر کاملاً متمایز از افراد بیمار می‌باشند و نیز برای دو گروه بیمار AF و LBBB تقریباً شاخص‌های آشوبی متفاوتی به دست آمده است. در ادامه با استفاده از تحلیل نرم افزاری این شاخص‌های آشوبی سعی در طبقه‌بندی و تشخیص خودکار سه دسته مذکور شده است.

### ۳-۵- طبقه‌بندی کننده فازی

در این مقاله از روش مدل سازی فازی تاکاگی- سوگنو جهت تشخیص سه گروه مورد بررسی با توجه به پارامترهای بزرگترین نمای لیاپانوف و بعد همبستگی به دست آمده، استفاده شده است. در واقع بردار ویژگی‌های موردنظر جهت دسته‌بندی سه گروه AF, NSR و LBBB که به عنوان ورودی‌های سیستم فازی تاکاگی - سوگنو موردنظر استفاده می‌شوند، پارامترهای بزرگترین نمای لیاپانوف و بعد همبستگی هستند که در مراحل قبل استخراج شده‌اند. مورد بعدی که باید جهت به دست آوردن سیستم فازی در دست باشد خروجی سیستم به ازای هر ورودی آموزشی اعمالی است. در این جا خروجی‌های موردنظر را با توجه به گروه مورد بررسی داده‌های آموزشی به شکل زیر تعیین شده است.

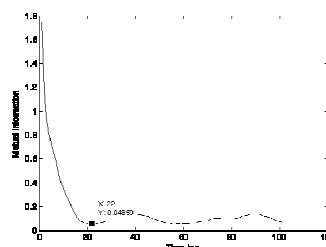
۱- NSR: خروجی برابر صفر

۲- AF: خروجی برابر یک

۳- LBBB: خروجی برابر دو

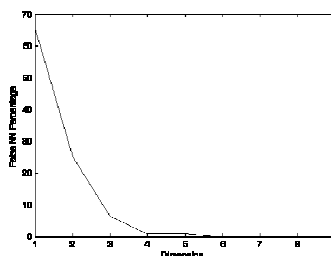
دقت شود که این خروجی‌ها در فاصله معقولی از هم انتخاب شوند تا خوشه‌های موجود در داده‌های آموزشی به حد کافی از هم تفکیک شوند و در تشخیص نهایی با توجه به خروجی به دست آمده، جواب قطعی تری به دست آید. در واقع به نوعی به دنبال تعیین خوشه‌هایی در داده‌های آموزشی هستیم که تا حد بسیار زیادی از هم مجزا باشند و آمیختگی کمتری با هم داشته باشند و این امر با توجه به آن که تعیین خروجی سیستم به عهده طراح است امکان پذیر است.

شده است. در شکل (۶) نمودار درصد همسایگی کاذب در ابعاد مختلف برای یک بیمار LBBB به طور نمونه نشان داده شده است. باتوجه به نمودار، در بعد  $m=6$ ، درصد همسایگی کاذب صفر می‌شود، بنابراین بعد محاط بهینه 6 است. بعد محاط بهینه برای داده‌های دیگر نیز در محدوده 4 تا 7 به دست آمده است.



شکل (۵): نمودار اطلاعات متقابل برای یک بیمار AF

Fig. (5): Mutual Information graph for an AF patient



شکل (۶): نمودار درصد همسایگی کاذب در ابعاد مختلف برای یک بیمار LBBB

Fig. (6): FNN graph for an LBBB patient

### ۲-۵- نتایج محاسبه شاخص‌های آشوبی

پس از بازسازی فضای فاز شاخص‌های غیرخطی آشوبی مانند نمای لیاپانوف و بعد همبستگی استخراج می‌شوند. چنانچه در بخش (۴-۱) اشاره شد برای محاسبه نمای لیاپانوف روش ژاکوبین به کار گرفته شده است. نکته‌ای که در محاسبات بزرگترین نمای لیاپانوف لازم است به آن اشاره شود استفاده از کمترین مربعات خطا با روش بازگشتی برای به دست آوردن ضرایب تابع غیرخطی محلی است. همچنین برای تعیین درجه بهینه تابع غیرخطی از خطای پیش‌بینی استفاده می‌شود. به این معنی که برای تعدادی از بردارهای تأخیر پشت سرهم، یک تابع غیرخطی با روش کمترین مربعات خطا تخمین زده شده است. سپس بردار تأخیر بعدی را با توجه به تابع غیرخطی تخمین زده شده، پیش-بینی کرده و با مقدار واقعی مقایسه می‌شود. این عملیات برای تمام بردارهای تأخیر انجام شده و میانگین خطای پیش‌بینی به دست آمده است. میانگین خطای پیش‌بینی برای درجات مختلف تابع غیرخطی محاسبه و درجه‌ای به عنوان درجه بهینه تابع غیرخطی انتخاب شده است، که در آن خطای پیش‌بینی کاهش و تقریباً ثابت شده باشد. برای محاسبه بعد همبستگی چنانچه در بخش (۴-۲) گفته شد از الگوریتم گراسبرگر- پروکاکسیا استفاده می‌شود. جدول یک محدوده مقادیر به-

LBBB محاسبه شده است. چنانچه در جدول (۱) نشان داده شد، بعد همبستگی و بزرگترین نمای لیاپانوف برای افراد سالم به طور محسوسی بزرگتر از دو گروه بیمار قلبی AF و LBBB است، که نشان دهنده آشوبی تر بودن سیگنال ECG افراد سالم نسبت به بیمار است. پس از محاسبه شاخصهای آشوبی و به کار گیری طبقه‌بندی کننده فازی بر روی دو ویژگی آشوبی ذکر شده، تفکیک سه گروه NSR، AF و LBBB به ترتیب با دقت 100%، 95% و 92.8% امکان پذیر شد. نکته مهم در این مقاله امکان تشخیص بیماری انسداد دسته شاخه چپ (LBBB) با تحلیل نرم افزاری اشتقاق<sup>۱۵</sup> II سیگنال ECG است که با توجه به در دسترس نبودن همبستگی اشتقاق<sup>۶</sup> V<sub>6</sub> برای تشخیص قطعی این بیماری می‌تواند ابزار کمکی مناسبی برای پزشکان در تشخیص صحیح و سریع این بیماری باشد.

#### پی نوشت:

1. Electrocardiogram (ECG)
2. Time Delay
3. Embedding Dimension
4. False Nearest Neighbors (FNN)
5. Lyapanov Exponent
6. Logistic
7. Henon
8. Lorenz
9. Rassler
10. Correlation Dimension
11. Normal Sinus Rhythm
12. Atrial Fibrillation
13. Left Bundle Branch Block
14. Takens
15. Lead

حال سیستم به دست آمده، به وسیله داده‌های تست مورد آزمایش قرار داده شده و در نهایت مقدار دقت طبقه‌بندی، محاسبه شده است. نتایج در جدول (۲) نشان داده شده است.

Table (2): Classification results

جدول (۲): نتایج طبقه‌بندی

دسته	تعداد آموزش	تعداد آزمایش	درست	نادرست	دقت طبقه بندی
NSR	28	20	20	0	100%
AF	28	20	19	1	95%
LBBB	24	14	13	1	92.8%

برای آموزش طبقه‌بندی کننده فازی برای افراد سالم و بیمار AF تعداد ۲۸ داده و برای بیماری LBBB، ۲۴ داده استفاده شده است. سپس برای آزمایش طبقه‌بندی کننده فازی برای افراد سالم و بیمار AF، ۲۰ داده و برای بیماری LBBB، ۱۴ داده به کار گرفته شده است، که تعداد تشخیص درست و نادرست برنامه در جدول ارائه شده است. در آخر بر اساس روند متداول تعیین دقت طبقه‌بندی کننده که به میزان تطبیق تشخیص متخصص و تشخیص تحلیل نرم‌افزاری بستگی دارد دقت طبقه‌بندی برای NSR، AF، LBBB به ترتیب 100%، 95% و 92.8% به دست آمده است.

#### ۶- نتیجه گیری

در این مقاله سیگنال ECG به عنوان یک سری زمانی آشوبی در نظر گرفته شده است و شاخصهای آشوبی شامل بعد همبستگی و بزرگترین نمای لیاپانوف برای داده‌های ECG سه گروه NSR، AF و

#### مراجع

- [1] A.C. Guyton, J.E. Hall, "Medical physiology", Translated by: Farrokh Shadan, Ninth Edition, 2000 [in persian]
- [2] I. Romero, L. Serrano, "ECG frequency domain features extraction: a new characteristic for arrhythmias classification", Proceedings of the 23<sup>rd</sup> annual EMBS international Conference, Istanbul, Turkey, 2001.
- [3] B. Anuradha, V.C. Veera Reddy, "Cardiac arrhythmia classification using fuzzy classifiers", J. of Theoretical and Applied Information Technology, pp.353-359.
- [4] Y.C. Yeh, W.J. Wang, C.W. Chiou, "Heartbeat case determination using fuzzy logic method on ECG signals", International J. of Fuzzy Sys., Vol.11, No.4, 2009.
- [5] R.B. Govindan, K. Narayanan, M.S. Gopinthan, "On the evidence of deterministic chaos in ECG: Surrogate and predictability analysis", CHAOS, Vol.8, No.2, pp.495-502, 1998.
- [6] X.S. Zhang, Y.S. Zhu, X.J. Zhang, "New approach to studies on ECG dynamics: extraction and analyses of QRS complex irregularity time series", Medical & Biological Engineering & Computing, Vol.35, pp.467-474, 1997.
- [7] W. Xingyuan, "Relation of chaos activity characteristics of the cardiac system with the evolution of species", Chinese Science Bulletin, Vol.47, No.24, pp.2042-2048, 2002.
- [8] T. Kao, Y.Y. Su, Ch.Ch. Lu, Ch.T. Tia, Sh.A. Chen, Y.Ch. Lin, H.W. Tso, "Differentiation of atrial flutter and atrial fibrillation from surface electrocardiogram using nonlinear analysis", Vol.53, No.3, pp.117-122, 2005.
- [9] T. Lahiri, U. Kumar, H. Mishra, S. Sarkar, A.D. Roy, "Analysis of ECG signal by chaos principle to help automatic diagnosis of myocardial infarction", Vol.68, pp.866-870, 2009.
- [10] M. Tang, C.Q. Chang, P.C.W. Fung, K.T. Chauand, F.H.Y. Chan, "An improved method for discriminating ECG signals using typical nonlinear dynamic parameters and recurrence quantification analysis in cardiac disease therapy", Proceedings of the 2005 IEEE, Engineering in Medicine and Biology 27<sup>th</sup> Annual Conference.
- [11] M.R. Hashemi Golpaiegani, "Chaos and its applications in engineering", 2010. [in Persian]
- [12] F. Takens, "Detecting strange attractors in turbulence", In: Lecture Notes in Mathematic (D.A Rand, L.S Young) Vol.898, pp.366-381, springer, Berlin, 1981.

- [13] G. Kember, A.C. Fowler, "A correlation function for choosing time delays in phase portrait reconstruction", *Physica Letters A*, Vol.179, pp.72-80, 1993.
- [14] H. Kantz, T. Schreiber, "Nonlinear time series analysis", Cambridge University Press, 1997.
- [15] A. Fraser, H.L. Swinney, "Independent coordinates for strange attractors from mutual information", *Physical Review A*, Vol.33, No.2, pp.1134-1140, 1986.
- [16] T. Gautama, P.M. Danilo, M.M. Van Hulle, "A differential entropy based method for determining the optimal embedding parameters of a signal" ,
- [17] H.D.I. Abarbanel, M.B. Kennel, "Local false nearest neighbors and dynamical dimensions from observed chaotic data", *Physical Review E*, Vol.47, No.5, pp.3057-3068, 1993.
- [18] A. Wolf, J.B. Swift, H.L. Swinney, J.A. Vastano, "Determining lyapunov exponents from a time series", *Physica D*, Vol.16, pp.285-317.
- [19] M. Ataei, "Predictability analysis, modeling and prediction of the multivariate time series", Ph.D Thesis, Khaje Nasirodin Toosi University, 2004. [In persian]
- [20] M. Ataei, B. Lohmann, A. Khaki-Sedigh, C. Lucas, "Model based method for estimating an attractor dimension from uni/multivariate chaotic time series with application to Bremen climatic dynamics", *Chaos, Solitons and Fractals*, Vol.19, Issue 5, pp.1131-1139, 2004.
- [21] M. Franaszek, "Optimized algorithm for the calculation of correlation integrals", *Physical Review A, general physics*, Vol.39, pp.5540, 1989.
- [22] D. Dubin, "Rapid interpretation of EKG", Translated by: M Askarian, 2002. [In persian]
- [23] F.A. Davis, "ECG success- exercises in ECG interpretation", 2008.
- [24] H.D.I. Abarbanel, "Analysis of observed chaotic data", Springer-verlag, New York, 1996.
- [25] P. Zangeneh, "Chaotic time series analysis", (M.sc) thesis, Islamic Azad University, Najaf Abad Branch, 2008. [in persian]