

## Modified Multiple Hurst Index for Evaluating Measure of Chaoticity in Cardiac Arrhythmias Classification Application

M.Hemmatian<sup>1</sup>, and A.Maleki<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Msc Student, Biomedical Engineering Department, Semnan University, Semnan, Iran

<sup>2</sup>Assistant Professor, Biomedical Engineering Department, Semnan University, Semnan, Iran

Receipt in the online submission system 5 September 2015, received in revised form 14 May 2016, accepted 15 June 2016

### Abstract

The humans' heart is a chaotic system so use of fractal dimension to identify cardiac arrhythmias has been considered. Cardiac arrhythmias are prevalent diseases that is very important to be diagnosed. Hurst index which is calculated using rescaled range analysis method, is used as a criterion to evaluate chaotic systems and to quantify the fractal dimensions. Previous studies have shown that classical Hurst index is not appropriate for classification of cardiac arrhythmias because not only selection of algorithm parameters affect the value of determined Hurst index, but also it significantly varies as the heart rate changes. In this paper, modified multiple Hurst index has been proposed to classify the cardiac arrhythmias. The presented index is resistant against changes in heart rate and can be used to identify appropriate features to classify the cardiac arrhythmias. 80 signal from four types of ECG beats obtained from the MIT-BIH Arrhythmia dataset has been used to validate the algorithm. Results show that this method is able to detect normal rhythm and right bundle branch block (RBBB), left bundle branch block (LBBB) and atrial premature complex (APC) arrhythmias with accuracy of 100%, 96.25% and 88.75% using artificial neural network, k nearest neighbor and LDA classifiers respectively.

**Key words:** *chaos, fractal dimension, cardiac arrhythmia classification, Hurst exponent*

\*Corresponding author

Address: Biomedical Engineering Department, Semnan University, Semnan, Iran

Tel: +98-23-33383982

Fax: +98-23-33383982

E-mail: amaleki@semnan.ac.ir

## شاخص هورست چندگانه اصلاح شده برای ارزیابی میزان آشوبناک بودن در کاربرد طبقه‌بندی

## آریتمی‌های قلبی

مینا همتیان<sup>۱</sup>، علی مالکی<sup>۲\*</sup><sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد بیوالکتریک، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه سمنان، سمنان<sup>۲</sup> استادیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه سمنان، سمنان

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۴/۶/۱۴، بازنگری: ۱۳۹۵/۲/۲۵، پذیرش قطعی: ۱۳۹۵/۳/۲۶

## چکیده

قلب انسان سیستمی آشوبناک است؛ از این رو برای شناسایی انواع آریتمی‌های قلبی از بعد فرکتال استفاده می‌شود. آریتمی‌های قلبی یکی از شایع‌ترین بیماری‌ها هستند که شناسایی آن‌ها بسیار مهم است. نمای هورست معیاری برای ارزیابی میزان آشوبناکی سیستم‌ها و کمی‌سازی بعد فرکتال سیستم‌های آشوبناک است، که با روش تحلیل دامنه بازمقیاس محاسبه می‌شود. براساس مطالعات انجام شده، نمای هورست کلاسیک ویژگی مناسبی برای طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی نیست؛ زیرا از یک سو، انتخاب و تعیین مقدار پارامترها به شدت بر مقدار محاسبه شده برای نمای هورست تأثیر می‌گذارد و از سوی دیگر، این روش وابستگی بسیاری به نرخ ضربان قلب دارد. در این مقاله، شاخص هورست چندگانه اصلاح شده برای طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی پیشنهاد شده است که نسبت به نمای هورست کلاسیک، ویژگی‌های مناسب‌تری برای طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی فراهم می‌سازد و نسبت به تغییرات نرخ ضربان قلب نیز مقاوم است. بررسی‌های انجام شده با استفاده از این روش روی ۸۰ سیگنال، شامل ریتم نرمال و آریتمی‌های انسداد دسته شاخه راست (RBBB)، انسداد دسته شاخه چپ (LBBB) و انقباض زودرس دهلیزی (APC) از پایگاه داده MIT-BIH، توانسته است با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های LDA، نزدیک‌ترین همسایه و شبکه عصبی به ترتیب به صحت طبقه‌بندی ۸۸/۷۵٪، ۹۶/۲۵٪ و ۱۰۰٪ منجر شود.

کلیدواژه‌ها: آشوب، بعد فرکتال، طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی، نمای هورست

\*نویسنده مسئول

نشانی: گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران، کد پستی: ۳۵۱۳۱۹۱۱۱

تلفن: +۹۸(۲۳)۳۳۳۸۳۹۸۲

دورنگار: +۹۸(۲۳)۳۳۳۸۳۹۸۲

پست الکترونیکی: amaleki@semnan.ac.ir

## ۱- مقدمه

آریتمی قلبی به هرگونه عملکرد الکتریکی غیرطبیعی ضربان قلب گفته می‌شود که در سیگنال الکتروکاردیوگرام (ECG) نمود می‌یابد. عوامل مختلفی در ایجاد آریتمی‌های قلبی نقش دارند. آریتمی‌های قلبی با توجه به محل ایجاد آنها (دهلیزها یا بطن‌ها) و تعداد (تندی و کندی) ضربان قلب دسته‌بندی می‌شوند. برای مثال، اگر ضربان قلب به‌جای تولید در گره سینوسی-دهلیزی (SA) توسط بافت پورکینژ در بطن‌ها یا در ناحیه‌ای در دهلیزها ایجاد شود، به‌ترتیب آریتمی انقباض زودرس بطنی (PVC) و آریتمی انقباض زودرس دهلیزی (APC) رخ می‌دهند و اگر شاخه‌های دسته هیس (راست یا چپ) قادر به تحریک بطن راست یا چپ نباشند، به‌ترتیب آریتمی انسداد دسته شاخه راست (RBBB) و آریتمی انسداد دسته شاخه چپ (LBBB) به‌وجود می‌آیند. در حال حاضر آریتمی‌های قلبی یکی از شایع‌ترین بیماری‌ها و از جمله رایج‌ترین علل مرگ و میر در جهان به‌شمار می‌آیند. بنابراین، تشخیص صحیح و به‌موقع این آریتمی‌ها در کنترل (نظارت بر) شرایط بسیار مهم است.

شناسایی و طبقه‌بندی انواع آریتمی‌های قلبی با سیستم‌های شناسایی الگو، مسئله‌ای چالش برانگیز و مستلزم ویژگی‌های مطلوبی برای توصیف این سیستم پیچیده است. برای شناسایی به کمک سیگنال ECG، از محدوده وسیعی از روش‌های پردازش سیگنال مانند تحلیل طیفی، تجزیه و تحلیل زمان-فرکانس و پردازش غیرخطی سیگنال استفاده شده است.

مطالعات انجام شده روی قلب و سیگنال الکتروکاردیوگرام نشان می‌دهند که فعالیت آن با یک پی‌نظمی پیچیده و درعین حال قانونمند همراه است؛ به‌طوری‌که می‌توان آن را در دسته فعالیت‌های آشوبگون قرار داد [۱ و ۲]. براساس این اطلاعات، از روش‌های مبتنی بر دینامیک غیرخطی برای طبقه‌بندی سیگنال ECG استفاده شده است. ویژگی‌های غیرخطی شامل نمای لیاپانوف [۳]، آنتروپی [۴]، ترسیمه پوانکاره [۵] و بعد فرکتال هستند. می‌شود و همکارانش [۶]، بعد فرکتال محلی را برای طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی معرفی کردند و آنها را با استفاده از دو روش چگالی طیف توان و واریانس از سیگنال ECG استخراج کردند. آنها

علاوه بر ویژگی بعد فرکتال محلی از یک ویژگی خطی (فاصله R-R) نیز استفاده نموده و به طبقه‌بندی ریتم نرمال و آریتمی‌های LBBB، RBBB، PVC، APC و ضربان پیس‌میکر<sup>۱</sup> (PB) پرداخته‌اند و با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده نزدیک‌ترین همسایه به صحت طبقه‌بندی ۹۵/۶ درصد دست یافته‌اند. قابل ذکر است که تعداد ویژگی‌های استخراج شده با روش پیشنهادی می‌شود و همکارانش بسیار زیاد است، که موجب زمان‌بر شدن پردازش می‌شود. طالبی و همکارانش [۷] با استفاده از شاخص‌های مرتبط با بعد فرکتال به‌عنوان ویژگی، سیگنال‌های ECG شامل ریتم نرمال و غیرنرمال را طبقه‌بندی کرده‌اند. شاخص مرتبط با بعد فرکتال پیشنهاد شده توسط آنها تنها قادر به شناسایی ریتم نرمال از یک آریتمی است. آنها برای استخراج بعد فرکتال سیگنال ECG از روش چگالی طیف توان استفاده کرده‌اند؛ سپس در روش چگالی طیف توان شیب خط مماس با نمودار لگاریتمی طیف توان برحسب فرکانس در دو محدوده فرکانسی را به‌عنوان شاخص‌های مرتبط با بعد فرکتال معرفی کرده‌اند. آنها برای ارزیابی کارایی روش پیشنهادی خود ریتم نرمال و آریتمی PVC را با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده نگاشت خودسازمان‌ده (SOM)<sup>۲</sup> و همچنین ریتم نرمال و آریتمی RBBB را با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)<sup>۳</sup> طبقه‌بندی کرده و به‌ترتیب به صحت طبقه‌بندی ۹۸/۶۲٪ و ۹۲/۷۸٪ دست یافته‌اند. دان و همکارانش [۸] بعد فرکتال را برای طبقه‌بندی سیگنال ECG با استفاده از روش هیگوچی محاسبه کرده‌اند. آنها برای ارزیابی روش پیشنهادی از ۳۰۰۰۰ سیگنال ECG مربوط به پایگاه داده MIT-BIH و ST-T استفاده کرده‌اند و با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده K نزدیک‌ترین همسایه<sup>۴</sup> (KNN) و مدل مخلوط گوسی<sup>۵</sup> (GMM) به‌ترتیب به صحت طبقه‌بندی ۹۹٪ و ۹۸/۲۴٪ دست یافته‌اند.

<sup>۱</sup> Pased Beat

<sup>۲</sup> Self organizing map

<sup>۳</sup> Multilayer perceptron

<sup>۴</sup> K-nearest neighbor

<sup>۵</sup> Gaussian mixture model

[۱۲]، مقدار تعیین شده برای نمای هورست به پارامترهای الگوریتم وابسته است. در این مقاله برای رهایی از این دو محدودیت کاربردی، شاخص هورست چندگانه اصلاح شده پیشنهاد شده و برای طبقه‌بندی ریتم نرمال و آریتمی‌های LBBB، RBBB و APC از آن استفاده شده است.

## ۲- روش کار

### ۱-۲- پایگاه داده

داده‌های استفاده شده در این مقاله از پایگاه داده سیگنال ECG، MIT-BIH استخراج شده است [۱۵]. این پایگاه شامل ۴۸ ثبت ۳۰ دقیقه‌ای از دو کانال سیگنال ECG است. این سیگنال‌ها از ۴۷ نفر در آزمایشگاه BIH در سال‌های ۱۹۷۵ تا ۱۹۷۹ ثبت شده‌اند. ثبت‌ها دارای نرخ نمونه‌برداری ۳۶۰ نمونه در ثانیه هستند. دقت هر کانال برای رقی کردن سیگنال‌های آنالوگ قلب ۱۱ بیت است. دو کاردیولوژیست ثبت‌های به-دست آمده را به دقت مطالعه کرده، برای آن‌ها تفسیر نوشته و نوع هر ضربان را مشخص کرده‌اند. در کل، ۴۸ ثبت موجود در پایگاه داده حدود ۱۱۰۰۰۰ ضربان دارند.

در این مقاله، از ثبت‌های موجود در پایگاه داده MIT-BIH استفاده شده است که شامل ریتم نرمال و آریتمی‌های RBBB، LBBB و APC هستند. برای هر یک از آریتمی‌های LBBB و RBBB و ریتم نرمال، ۲۰ سری زمانی مربوط به ۴ ثبت مختلف و برای آریتمی APC، ۲۰ سری زمانی مربوط به ۳ ثبت مختلف استخراج شده است. انتخاب ۲۰ سری زمانی برای ریتم نرمال و هر یک از آریتمی‌ها، ناشی از تعداد محدود داده‌های مربوط به آریتمی APC موجود در پایگاه داده MIT-BIH بوده است. هر سری زمانی شامل ۳۲۴۰ نمونه است، که در آریتمی LBBB و RBBB به‌طور متوسط ۱۱ سیکل قلبی و در آریتمی APC و ریتم نرمال به‌طور متوسط به ترتیب ۱۷ و ۱۰ سیکل قلبی را شامل می‌شود. ثبت‌های استفاده شده در این مقاله برای هر یک از آریتمی‌ها و ریتم نرمال در جدول ۱ نشان داده شده است.

نمای هورست یکی از روش‌های محاسبه بعد فرکتال سری‌های زمانی است. براساس مطالعات انجام شده توسط سان و همکارانش [۹]، برای سیگنال‌های قلبی نمای هورست ویژگی مناسبی جهت طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی است. آن‌ها برای این منظور از تجزیه ویولت و نمای هورست استفاده کرده‌اند. آن‌ها نتیجه‌گیری نمودند برای دستیابی به نتایج مناسب طبقه‌بندی لازم است طول سیگنال ۵/۵ ثانیه در نظر گرفته شود و سپس با لحاظ کردن این موضوع به بررسی پتانسیل روش هورست به منظور طبقه‌بندی تکیکاردی بطنی و فیبریلاسیون بطنی از ریتم نرمال پرداخته‌اند. ژولیان و همکارانش [۱۰] انواع مختلف فیبریلاسیون دهلیزی را با استفاده از نمای هورست تعمیم‌یافته از مرتبه ۲ شناسایی کرده‌اند. مقدار نمای هورست محاسبه شده به روش نمای هورست تعمیم‌یافته از مرتبه ۲ تقریباً برابر با نمای هورست محاسبه شده با روش تحلیل دامنه بازمقیاس است. آچاریا و همکارانش [۱۱] با اجرای پیش‌پردازش به روش تجزیه ویولت و استخراج ویژگی‌های مبتنی بر روش هورست، آنتروپی، DFA، بعد فرکتال و بعد همبستگی، آریتمی‌های منجر به مرگ ناگهانی را با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های KNN و ماشین بردار پشتیبان<sup>۱</sup> (SVM) طبقه‌بندی کرده‌اند. با توجه به نتایج به‌دست آمده توسط هر یک از ویژگی‌ها و طبقه‌بندی‌کننده‌ها، رابطه‌ای خطی شامل بهترین ویژگی‌ها و طبقه‌بندی‌کننده را برای شناسایی آریتمی‌های منجر به مرگ ناگهانی به‌دست آوردند.

پژوهش‌های گرانرو و همکارانش [۱۲] بیان می‌کند که مقادیر تعیین شده برای نمای هورست براساس روش تحلیل محدوده بازمقیاس به پارامترهای الگوریتم وابسته است. بسینگویت و همکارانش [۱۳] انواع روش‌های پیاده‌سازی الگوریتم محدوده بازمقیاس را بررسی و شرایطی را تعیین کردند که به استخراج نمای هورست دقیق‌تری منجر می‌شود. پژوهش‌های قلبی ما [۱۴] نشان می‌دهند که نمای هورست کلاسیک وابستگی شدیدی به نرخ ضربان قلب دارد و نمی‌تواند ویژگی مناسبی برای طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی باشد. از طرفی براساس پژوهش‌های گرانرو و همکارانش

<sup>۱</sup> Support vector machine

آید و  $S$  انحراف معیار محلی داده‌ها است. برای سیگنال‌های آشوبناک،  $(R/S)_\tau$  دارای رابطه توانی با  $\tau$  است.  $\tau$  طول هر بخش از مجموعه بخش‌هایی است که داده به آن تقسیم شده است. این رابطه توانی به صورت رابطه (۱) است، که در آن  $C$  عددی اسکالر و  $H$  نمای هورست است.

$$(R/S)_\tau = C\tau^H \quad (1)$$

برای پیاده‌سازی روش محدوده بازه‌مقیاس، سری زمانی با طول  $L$  به  $d$  زیرمجموعه با طول  $\tau$  تقسیم می‌شود. هریک از این زیرمجموعه‌ها  $Z_{\tau,m}(i)$  نام دارد که  $m=1, \dots, d$  و  $i=1, \dots, \tau$  است. سپس:

۱- میانگین  $(E_{\tau,m})$  و انحراف معیار  $(S_{\tau,m})$  هریک از زیرمجموعه‌ها  $(Z_{\tau,m}(i))$  با استفاده از روابط (۲) و (۳) محاسبه می‌شوند.

$$E_{\tau,m} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} Z_{\tau,m}(i) \quad (2)$$

$$S_{\tau,m} = \left[ \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} (Z_{\tau,m}(i) - E_{\tau,m})^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

۲- طبق رابطه (۴)، میانگین هر زیرمجموعه از داده‌های موجود در آن زیرمجموعه  $(Z_{\tau,m}(i))$  کم می‌شود.

$$X_{\tau,m}(i) = Z_{\tau,m}(i) - E_{\tau,m} \quad i = 1, \dots, \tau \quad (4)$$

۳- سری زمانی تجمعی  $(Y_{\tau,m}(i))$  به صورت رابطه (۵) محاسبه می‌شود.

$$Y_{\tau,m}(i) = \sum_{j=1}^i X_{\tau,m}(j) \quad i = 1, \dots, \tau \quad (5)$$

۴- محدوده  $R_{\tau,m}$  براساس اختلاف بین حداکثر و حداقل مقدار  $Y_{\tau,m}(i)$  طبق رابطه (۶) محاسبه می‌شود.

$$R_{\tau,m} = \max_{i=1, \dots, \tau} \{Y_{\tau,m}(i)\} - \min_{i=1, \dots, \tau} \{Y_{\tau,m}(i)\} \quad (6)$$

۵- برای هر زیرمجموعه با طول مشخص مقدار  $(R_{\tau,m}/S_{\tau,m})$  محاسبه می‌شود.

۶- برای تمام زیرمجموعه‌ها با طول  $\tau$ ، مقدار میانگین  $(R/S)_\tau$  محاسبه می‌شود.

جدول (۱) - ثبت‌های پایگاه داده MIT-BIH شامل ریتم نرمال و آریتمی‌های RBBB، LBBB و APC که در مقاله استفاده شده‌اند.

ثبت‌های پایگاه داده MIT-BIH	نوع آریتمی
۱۰۶-۱۰۳-۱۰۱-۱۰۰	نرمال
۲۱۴-۲۰۷-۱۱۱-۱۰۹	LBBB
۲۳۱-۲۱۲-۱۲۴-۱۱۸	RBBB
۲۳۲-۲۰۹-۲۰۷	APC

## ۲-۲- روش نمای هورست

در سال‌های اخیر، فرکتال‌ها و هندسه فرکتالی به تقریب در تمام شاخه‌های علوم و مهندسی وارد شده‌اند. کلمه فرکتال اولین بار توسط بنویت مندلبرات استفاده شد. او به‌عنوان پدر هندسه فرکتال شناخته می‌شود. مندلبرات به این نکته پی برد که در بسیاری از موارد نمی‌توان طبیعت را تنها با استفاده از هندسه اقلیدسی توضیح داد و فرکتال‌ها و هندسه فرکتالی را برای این منظور معرفی کرد. تعریف‌های زیادی برای فرکتال وجود دارد؛ مهم‌ترین خاصیتی که در تمام تعریف‌های فرکتال مطرح می‌شود، خاصیت خودمتمشابهی آنهاست. بنابراین، فرکتال یک مدل ریاضی برای نشان دادن ساختارهای خودمتمشابه است. فرکتال به‌طور معمول با بعد فرکتال کمی می‌شود. الگوریتم‌هایی مانند روش شمارش جعبه [۱۶ و ۱۷]، روش هیگوجی [۱۸]، تحلیل طیف توان [۱۹] و روش هورست [۱۳ و ۲۰] برای تخمین بعد فرکتال سری‌های زمانی معرفی شده‌اند.

نمای هورست، که توسط هورست معرفی شده است، با بعد فرکتال رابطه مستقیم دارد و درجه ناهمگنی یک فرآیند با خاصیت فرکتالی را اندازه‌گیری می‌کند. مقادیر مورد انتظار برای این ضریب، بین صفر و یک هستند. نمای هورست با استفاده از روش تحلیل محدوده بازه‌مقیاس<sup>۱</sup> محاسبه می‌شود. مندلبرات و والیز این روش را بر پایه کارهای پیشین هورست معرفی کردند [۱۲]. در این روش از نسبت  $R/S$  سیگنال استفاده می‌شود، که  $R$  با محاسبه انحراف داده‌ها از میانگین محلی (میانگین هر زیربخش) و سپس محاسبه محدوده تغییرات انباشتگی محلی به دست می‌-

<sup>1</sup>Rescaled range analysis

شده برای طبقه‌بندی سیگنال ECG، شاخص هورست چندگانه پیشنهاد شده است. در این راستا، نمودار لگاریتمی روش محدوده‌بازمقیاس به سه محدوده با همپوشانی ۵۰٪ تقسیم شده و ویژگی‌های زیر به‌عنوان شاخص هورست چندگانه استخراج شده است.

- شاخص هورست تعیین شده براساس شیب خط برازش شده به کل نقاط نمودار محدوده‌بازمقیاس ( $HI_{overall}$ ).

- شاخص هورست تعیین شده براساس شیب خط برازش شده به محدوده نخست نقاط نمودار محدوده‌بازمقیاس ( $HI_{lr}$ ).

- شاخص هورست تعیین شده براساس شیب خط برازش شده به محدوده میانی نقاط نمودار محدوده‌بازمقیاس ( $HI_{mr}$ ).

- شاخص هورست تعیین شده براساس شیب خط برازش شده به محدوده پایانی نقاط نمودار محدوده‌بازمقیاس ( $HI_{tr}$ ).

طبق پژوهش‌های قبلی ما [۱۴]، نمای هورست وابستگی شدیدی به نرخ ضربان قلب دارد؛ به‌طوری‌که با تغییر نرخ ضربان برای یک نوع ریتم مشخص از یک ثابت یا ثابت‌های مختلف، تغییرات قابل‌توجهی در نمای هورست مشاهده می‌شود. چون شاخص هورست چندگانه پیشنهاد شده در این مقاله تعمیم‌یافته نمای هورست کلاسیک است، وابستگی به نرخ ضربان قلب در آن نیز مشهود است.

در کاربرد طبقه‌بندی خودکار ریتم‌های قلبی، وابستگی ویژگی مورد استفاده به نرخ ضربان قلب نامطلوب است؛ بنابراین در این مقاله این مشکل با استفاده از ویژگی شاخص هورست چندگانه اصلاح شده حل شده است.

برای این منظور، ابتدا نمونه‌برداری مجدد (resample) سیگنال به نحوی اجرا می‌شود که نرخ ضربان قلب برای پنجره‌های مختلف سیگنال یکسان شود (۶۰ ضرباندر دقیقه). با یکسان‌سازی نرخ ضربان قلب، شاخص‌های هورست چندگانه محاسبه شده به یکدیگر نزدیک شدند و می‌توان از آن به‌طور کارآمد به‌عنوان ویژگی برای طبقه‌بندی ریتم‌های قلبی استفاده کرد.

$$\left(\frac{R}{S}\right)_\tau = \frac{1}{d} \sum_{m=1}^d \frac{R_{\tau,m}}{S_{\tau,m}} \quad (7)$$

البته در الگوریتم پیشنهادی توسط هورست، زیرمجموعه‌ها نباید هم‌پوشانی داشته باشند؛ در نتیجه محاسبات از یکدیگر مستقل هستند.

این روند برای  $\tau$ هایی با طول نزدیک به  $L$  تا  $0.01L$  با این شرط که  $d < 10$  نگردد ادامه می‌یابد.

هورست متوجه شد در بسیاری از پدیده‌های طبیعی رابطه‌ای لگاریتمی بین  $(R/S)_\tau$  و  $\tau$  وجود دارد. او برای این منظور به تحلیل گرافیکی پرداخت و برای چندین مقدار از  $\tau$ ، مقادیر  $(R/S)_\tau$  را برحسب  $\tau$  در فضای لگاریتمی رسم کرد و برای پدیده‌های دارای خاصیت آشوبناک تقریباً به خطی‌است دست یافت. سپس شیب خط برازش شده به نمودار  $(R/S)_\tau$  برحسب  $\tau$  به‌عنوان نمای هورست معرفی شد. بنابراین، طبق رابطه (۸) مقدار نمای هورست با پیاده‌سازی یک رگرسیون خطی ساده روی نمودار لگاریتمی  $(R/S)_\tau$  برحسب  $\tau$  قابل دست‌یابی است.

$$\log(R/S)_\tau = \log C + H \log \tau \quad (8)$$

مقادیر  $H \neq 0.5$  نشان‌دهنده همبستگی در سیگنال است. مقادیر  $H > 0.5$  همبستگی مثبت و  $H < 0.5$  همبستگی منفی را نشان می‌دهد. سیگنال‌ها با  $H < 0.5$  بسیار بی‌قاعدتر از سیگنال‌ها با  $H > 0.5$  هستند.

بعد فرکتال و نمای هورست طبق رابطه (۹) رابطه‌ای خطی با هم دارند [۱۲ و ۱۳ و ۲۱]. در این رابطه،  $E$  نشانگر بعد اقلیدسی،  $D$  بعد فرکتال و  $H$  نمای هورست است.

$$H = E + 1 - D \quad (9)$$

### ۲-۳- شاخص هورست چندگانه اصلاح شده سیگنال

#### ECG

براساس بررسی‌هایی که در پژوهش‌های پیشین بر روی پارامترهای روش تحلیل محدوده‌بازمقیاس انجام گرفته است [۱۲ و ۱۳]، مقدار تعیین شده برای نمای هورست به مقدار حداقل  $\tau$  وابسته است. از این‌رو، در این مقاله برای رهایی از محدودیت انتخاب محدوده  $\tau$  و بهبود ویژگی‌های استخراج

مربوط به حالتی است که نتیجه طبقه‌بندی‌کننده خلاف نظر پزشک، وجود بیماری را تشخیص دهد. "FN" یا "منفی نارست" زمانی رخ می‌دهد که نتیجه طبقه‌بندی‌کننده خلاف نظر پزشک، عدم بیماری را تشخیص دهد.

### ۳- نتایج

در این بخش، ابتدا مناسب بودن نمای هورست برای شناسایی آشوبناک بودن سیستم‌ها ارزیابی می‌شود. برای این منظور، نمای هورست چند سیستم آشوبناک شناخته شده محاسبه شده است. سپس آشوبناک بودن سیگنال ECG توسط نمای هورست بررسی شده و با استخراج شاخص هورست چندگانه اصلاح شده برای انواع ریتم‌های سیگنال ECG، ریتم نرمال و ۳ نوع آریتمی قلبی طبقه‌بندی شده است.

#### ۱-۳- نمای هورست سیستم‌های محک

پایه‌سازی روش محدوده‌بازمقیاس برای سیگنال‌های مربوط به سیستم‌های آشوبناک به رابطه‌ای خطی بین  $(R/S)_p$  و  $\tau$  در صفحه لگاریتمی منجر می‌شود، که شیب خط برازش شده به-عنوان نمای هورست معرفی شده است. این موضوع برای سیستم‌های شناخته شده لورنز و لجستیک بررسی شده است. سیستم لورنز از اولین سیستم‌های شناخته شده آشوبگون است، که ابتدا برای تحلیل جریان‌های هوایی و پیش‌بینی وضع هوا ابداع شد؛ ولی بسیاری از سیستم‌های هیدرودینامیکی، مکانیکی، دینامیکی و مسائل لیزری و نوری را نیز می‌توان به وسیله آن مدل و تحلیل کرد. رابطه (۱۳) معادلات حاکم بر این سیستم را نشان می‌دهد.

$$\begin{aligned} \dot{X} &= p(Y - X) \\ \dot{Y} &= -XZ + rX - Y \\ \dot{Z} &= XY - bZ \end{aligned} \quad (13)$$

در این معادلات  $X$ ،  $Y$  و  $Z$  حالت‌های سیستم هستند. این سیستم شامل سه پارامتر کنترلی  $p$ ،  $r$  و  $b$  نیز است. پارامتر  $r$  عدد ریلی نام دارد که اختلاف دمایی بین سطح بالا و پایین سیال را نشان می‌دهد.  $p$  عدد پراوتل است که نشان‌دهنده نسبت ویسکوزیته جنبشی سیال به ضریب نفوذ دمایی آن

#### ۴-۲- روش‌های طبقه‌بندی

در این پژوهش برای طبقه‌بندی آریتمی‌ها از سه نوع طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی، طبقه‌بندی‌کننده KNN و تحلیل تفکیک‌کننده خطی (LDA) استفاده شده است.

برای پیاده‌سازی طبقه‌بندی‌کننده‌ها از نرم‌افزار متلب استفاده شده است. ساختار شبکه عصبی از نوع patternnet با یک لایه پنهان شامل ۲۰ نورون انتخاب شده است. در طبقه‌بندی‌کننده KNN از نزدیک‌ترین همسایه ( $K=1$ ) و معیار فاصله اقلیدسی استفاده شده است. طبقه‌بندی‌کننده LDA نیز از نوع تریبلی<sup>۱</sup> انتخاب شده است.

برای مقاوم‌سازی نتایج از روش اعتبارسنجی K مرحله‌ای<sup>۲</sup> استفاده شده است. برای این منظور، داده‌ها به صورت تصادفی به K دسته تقسیم می‌شوند. در هر مرحله، یک دسته از داده‌ها به‌عنوان آزمون و سایر داده‌ها به‌عنوان آموزش به طبقه‌بندی‌کننده‌ها اعمال می‌شوند. این روند برای هر K دسته تکرار می‌شود. نتیجه براساس میانگین نتایج داده‌های آزمون محاسبه می‌شود.

#### ۵-۲- معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی کارایی طبقه‌بندی‌کننده‌ها و ویژگی‌های مختلف استخراج شده از معیارهای حساسیت، اختصاصی بودن و صحت استفاده می‌شود. این معیارها در روابط ۱۰ تا ۱۲ تعریف می‌شوند [۳].

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

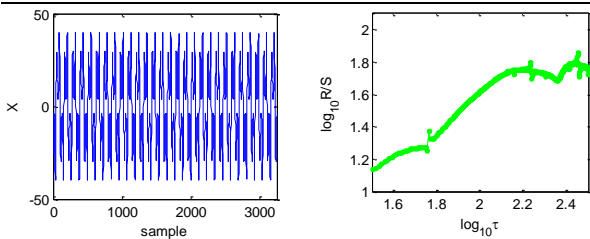
$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (11)$$

$$accuracy = \frac{\text{پیش‌بینی‌های درست}}{\text{کل پیش‌بینی‌های صورت گرفته}} \quad (12)$$

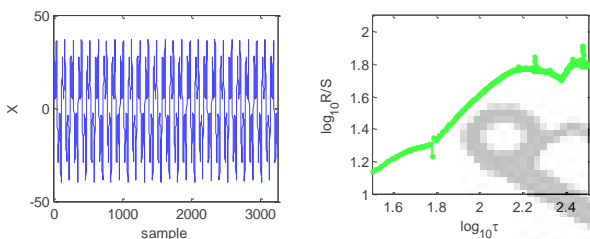
در روابط بالا، "TP" یا "مثبت درست" مربوط به حالتی است که شناسایی مثبت بودن بیماری توسط طبقه‌بندی‌کننده با نظر پزشک یکسان باشد. "TN" یا "منفی درست" زمانی اتفاق می‌افتد که نظر پزشک و طبقه‌بندی‌کننده هر دو عدم شناسایی مثبت بودن بیماری است. "FP" یا "مثبت نادرست"

<sup>۱</sup>Quadratic

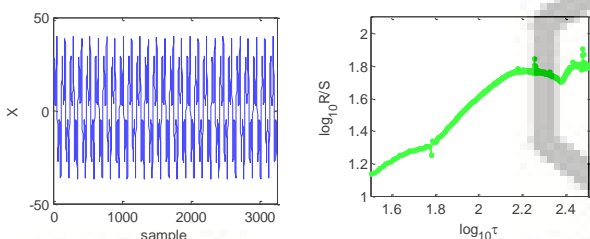
<sup>۲</sup> K-fold cross validation



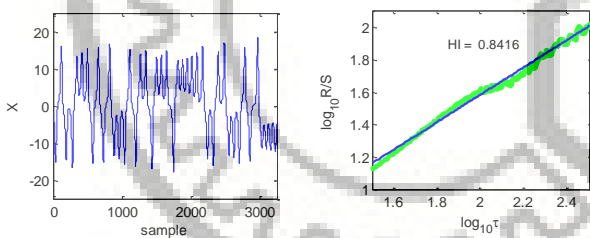
(الف)



(ب)

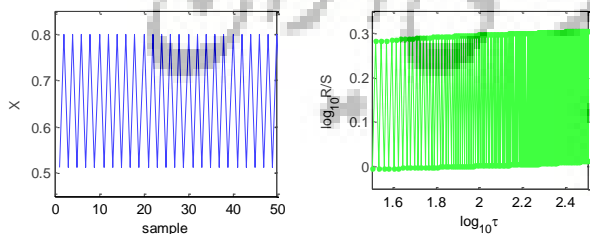


(ج)



(د)

شکل (۱) - ستون سمت چپ شکل موج زمانی سیگنال سیستم لورنز و ستون سمت راست، نمودار لگاریتمی روش محدوده بازمقیاس به ازای پارامتر کنترلی الف)  $\tau=160$  ب)  $\tau=147$  ج)  $\tau=146/86$  د)  $\tau=28$  شیب خط برازش شده در این حالت نمای هورست را نشان می‌دهد.



(الف)

است. پارامتر  $b$  متناسب با نسبت ارتفاع قائم لایه سیال به اندازه افقی چرخه‌های همرفت است. سیستم لورنز یک سیستم دینامیکی غیرخطی زمان پیوسته است که تغییر در هر یک از پارامترهای کنترلی آن، رفتارهای گوناگونی در آن ایجاد می‌کند و برای مقادیر خاصی از این پارامترها رفتار آشوبگون از خود نشان می‌دهد. برای مثال، اگر  $p=10$  و  $b=8/3$  باشد و پارامتر  $\tau$  به‌عنوان پارامتر کنترلی فرض شود، برای  $\tau=160$  منحنی متغیرهای سیستم الگوی خاصی دارد و پیوسته این الگو تکرار می‌شود که نشان‌دهنده تناوب سیستم به ازای این پارامتر کنترلی است. برای  $\tau=147$  در منحنی متغیرهای سیستم دو الگو دیده می‌شود که به‌صورت پیوسته تکرار می‌شوند. این الگو نشان‌دهنده پریود دو به ازای این مقدار  $\tau$  است. به‌همین ترتیب برای  $\tau=146/86$  رفتار پریود چهار در منحنی متغیرهای سیستم مشاهده می‌شود. با در نظر گرفتن  $\tau=28$ ، رفتار آشوبناک در سیستم مشاهده می‌شود. در شکل ۱، رفتار این سیستم و نتایج پیاده‌سازی روش محدوده بازمقیاس روی این سیستم به ازای این مقادیر پارامتر کنترلی  $\tau$  نشان داده شده است. طبق این نتایج، رابطه خطی بین  $\tau$  و  $(R/S)_\tau$  در صفحه لگاریتمی تنها در حالت آشوب برقرار است؛ در نتیجه می‌توان نمای هورست را استخراج کرد.

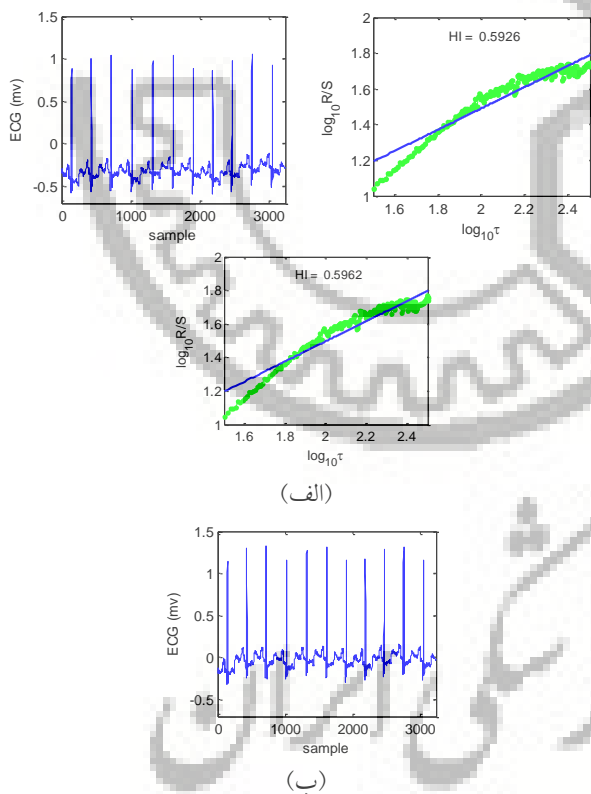
نگاشت لجستیک مدلی برای توصیف رشد جمعیت بیولوژیکی بوده و به‌صورت رابطه (۱۴) توصیف می‌شود.

$$x_{n+1} = Ax_n(1 - x_n) \quad (14)$$

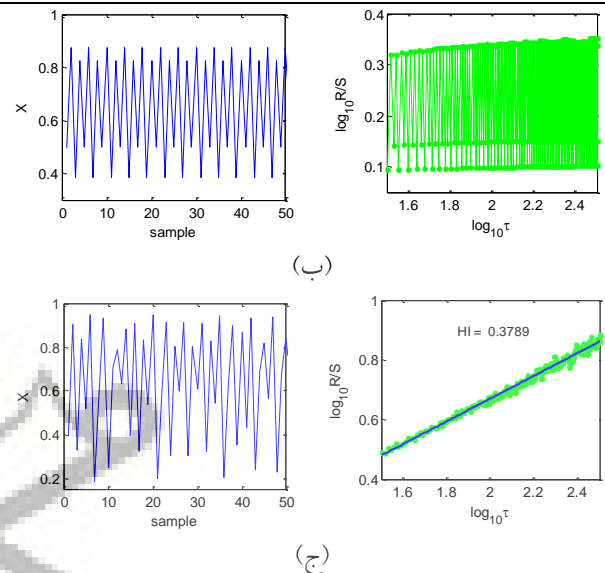
$x$  مقدار اولیه جمعیت است و بین صفر و یک قرار دارد. در این مدل،  $A$  پارامتر کنترلی است که به شرایط محیط بستگی دارد و برای مقادیر مختلف آن، سیستم رفتار پریودیک یا آشوبی از خود نشان می‌دهد. نتایج پیاده‌سازی روش محدوده بازمقیاس روی نگاشت لجستیک به ازای مقادیر مختلف  $A$  در شکل ۲ نشان داده شده است. طبق شکل ۲، به ازای  $A=3/2$  سیستم رفتار پریود دو و به ازای  $A=3/5$  سیستم رفتار پریود چهار و به ازای  $A=3/8$  سیستم رفتار آشوبی از خود نشان می‌دهد. تنها در حالت آشوبی رابطه توانی بین  $\tau$  و  $(R/S)_\tau$  برقرار است و می‌توان نمای هورست را به‌دست آورد.



غیرخطی بودن سیگنال شرط لازم برای بررسی‌های حوزه آشوب است؛ در نتیجه باید قبل از استخراج نمای هورست، غیرخطی بودن سیگنال ECG بررسی شود. برای این منظور از روش تحلیل داده‌های جانشین<sup>۱</sup> [۲۳] استفاده کرده‌ایم که داده‌های جانشین آن به روش تنظیم دامنه تبدیل فوری<sup>۲</sup> (AAFT) تولید شده است. جدول ۲ نتایج پیاده‌سازی این روش را برای ریتم نرمال و آریتمی‌های LBBB، RBBB و APC (شکل ۴) نشان می‌دهد. تفاوت معنی‌دار بین مقادیر بعد همبستگی به دست آمده از دو مجموعه داده (داده اصلی و داده‌های جانشین) نشان می‌دهد که سیگنال ECG غیرخطی است. در شکل ۴ برای ریتم نرمال و ۳ آریتمی RBBB، LBBB و APC، رابطه  $(R/S)_\tau$  و  $\tau$  در صفحه لگاریتمی کم و بیش خطی است که نشان‌دهنده آشوبناک بودن سیگنال ECG و امکان استخراج نمای هورست برای آن است.



شکل (۳) - الف) ریتم نرمال دارای رانش خط مبنا، ب) ریتم نرمال پس از حذف رانش خط مبنا. ستون سمت چپ شکل موج زمانی سیگنال و ستون سمت راست، نمودار لگاریتمی روش محدوده‌ی بازمقیاس و خط برازش شده به آن را نشان می‌دهد. شیب خط برازش شده نشان‌دهنده نمای هورست می‌باشد.



شکل (۲) - ستون سمت چپ بخشی از شکل موج زمانی سیگنال نگاهت لجستیک و ستون سمت راست، نمودار لگاریتمی روش محدوده‌ی بازمقیاس به ازای پارامتر کنترلی الف)  $A=3/2$  ب)  $A=3/5$  ج)  $A=3/8$ ، شیب خط برازش شده در این حالت نمای هورست را نشان می‌دهد. در محاسبات از ۳۲۴۰ نمونه استفاده شده است؛ ولی برای نمایش بهتر تنها از ۵۰ نمونه استفاده شده است.

### ۳-۲- نمای هورست سیگنال ECG

برای بررسی آشوبناکی و استخراج نمای هورست سیگنال‌های ECG با استفاده از روش محدوده‌ی بازمقیاس، ابتدا سیگنال‌های شامل ۳۲۴۰ نمونه (پنجره‌ای ۹ ثانیه‌ای) از پایگاه داده MIT-BIH استخراج شده است. کل سیگنال انتخاب شده تنها شامل یک نوع ریتم یا آریتمی است. با توجه به پژوهش‌های قبل [۶ و ۲۲] عمل‌های خطی مانند نرمالیزه کردن و ... تأثیری بر مقدار محاسبه شده بعد فرکتال ندارند؛ پس در این مقاله پیش‌پردازشی روی سیگنال اجرا نشده است. به بیان دیگر، در روش تحلیل محدوده‌ی بازمقیاس، مقدار میانگین و جابه‌جایی خط مبنا در مراحل الگوریتم حذف می‌شود و نیازی به حذف جابه‌جایی خط مبنا پیش از محاسبه نمای هورست نیست. در شکل ۳، نمای هورست سیگنال ECG دارای رانش خط مبنا و پس از حذف رانش خط مبنا محاسبه شده است. برابری تقریبی نمای هورست محاسبه شده در دو حالت، عدم تأثیر رانش خط مبنا بر آن را تأیید می‌کند.

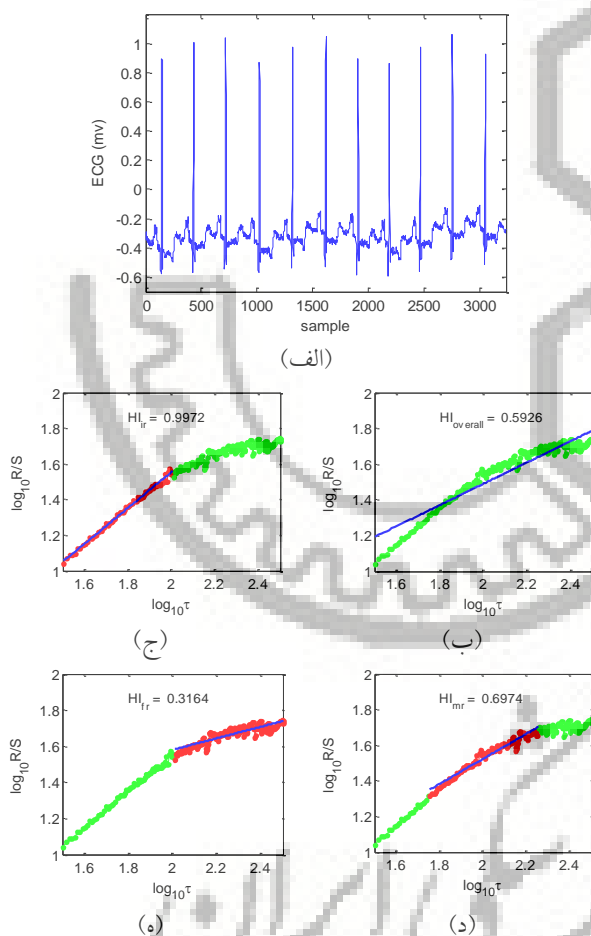
<sup>۱</sup> Surrogate data analysis

<sup>۲</sup> Amplitude adjusted fourier transform

۳-۳- شاخص هورست چندگانه سیگنال ECG

طبق شکل ۴، شیب خط برازش شده برای سیگنال ECG به محدوده  $\tau$  انتخاب شده وابسته است؛ به نحوی که برای  $\tau$ های کوچک‌تر شیب خط برازش شده به نمودار لگاریتمی روش محدوده بازمقیاس بیشتر است. شکل ۵، شاخص هورست چندگانه استخراج شده برای ریتم نرمال از ثبت ۱۰۰ پایگاه داده MIT-BIH را نشان می‌دهد.

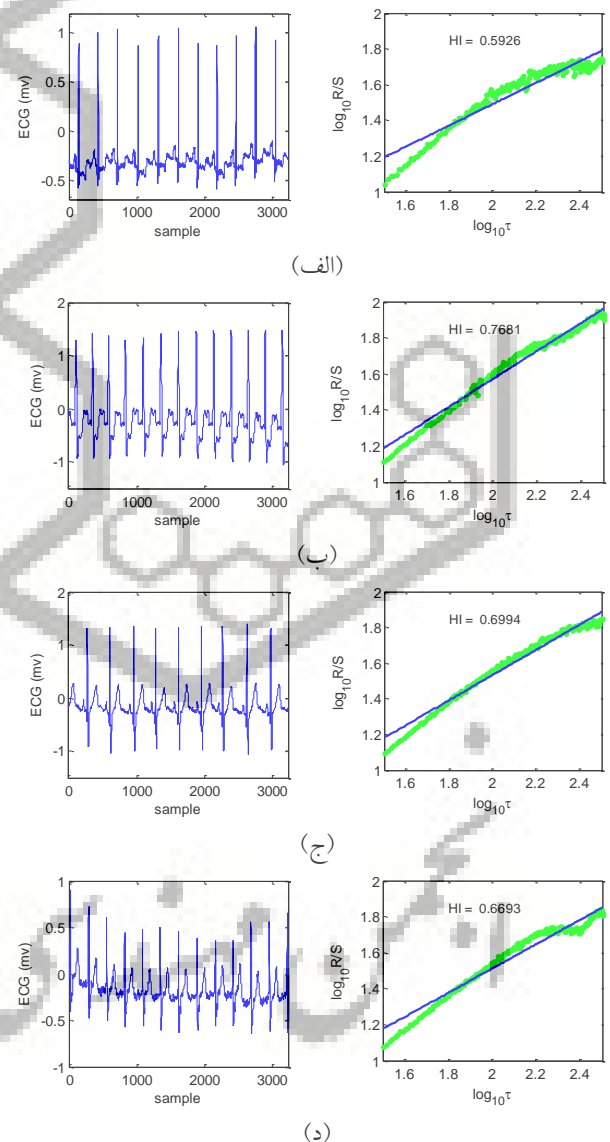
شاخص‌های هورست چندگانه محاسبه شده برای سیگنال مشخص شده در شکل ۵، همان‌طور که در شکل آمده است، ۰/۵۹۲۶، ۰/۹۹۷۲، ۰/۶۹۷۴ و ۰/۳۱۶۴ هستند.



شکل (۵) - (الف) شکل موج زمانی ریتم نرمال از ثبت ۱۰۰ (ب) شاخص هورست تعیین شده براساس شیب خط برازش شده به کل نقاط نمودار محدوده بازمقیاس (ج) شاخص هورست تعیین شده بر- اساس شیب خط برازش شده به محدوده نخست نقاط نمودار محدوده بازمقیاس (د) شاخص هورست تعیین شده براساس شیب خط برازش شده به محدوده میانی نقاط نمودار محدوده بازمقیاس (ه) شاخص هورست تعیین شده براساس شیب خط برازش شده به محدوده پایانی نقاط نمودار محدوده بازمقیاس.

جدول (۲) - بعد همبستگی داده اصلی و داده‌های جانشین مربوط

نوع آریتمی	Surrogate به روش	
	داده اصلی	داده جانشین (mean $\pm$ std)
Normal	۱/۰۶۱۷	۲/۸۱۰۹ $\pm$ ۰/۱۰۷۳
LBBB	۱/۹۶۲۴	۴/۲۵۳۵ $\pm$ ۰/۱۸۰۵
RBBB	۱/۱۹۴۵	۳/۶۸۳۹ $\pm$ ۰/۱۵۵۴
APC	۱/۷۶۵۸	۴/۳۹۵۶ $\pm$ ۰/۱۸۹۶

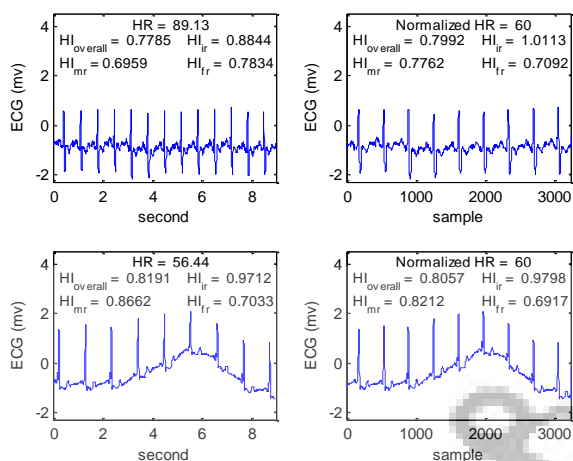


شکل (۶) - (الف) ریتم نرمال (ب) آریتمی LBBB (ج) آریتمی RBBB (د) آریتمی APC. ستون سمت چپ شکل موج زمانی سیگنال و ستون سمت راست، نمودار لگاریتمی روش محدوده بازمقیاس و خط برازش شده به آن را نشان می‌دهد. شیب خط برازش شده نشان دهنده نمای هورست است.

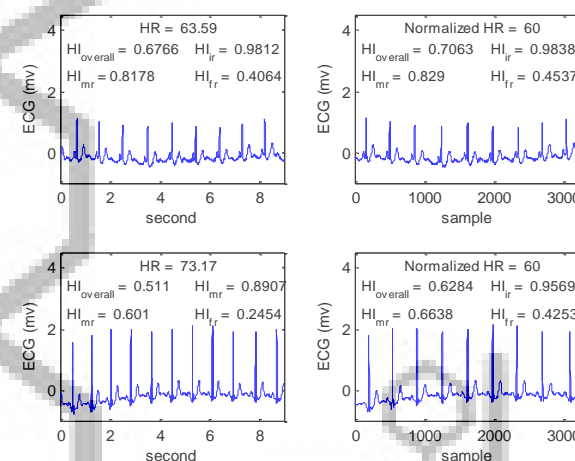
### ۳-۴- شاخص هورست چندگانه اصلاح شده سیگنال

#### ECG

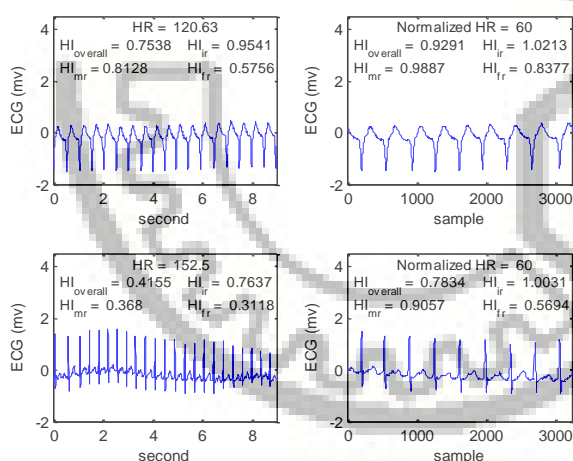
شاخص هورست چندگانه پیشنهاد شده در این مقاله مانند نمای هورست وابستگی زیادی به نرخ ضربان قلب دارد. این موضوع در نمودارهای سمت چپ شکل‌های ۶ تا ۹ مشاهده می‌شود. شکل ۶ مربوط به ریتم نرمال از دو ثبت ۱۰۳ و ۱۰۶، شکل ۷ مربوط به آریتمی LBBB از دو ثبت ۱۰۹ و ۲۱۴، شکل ۸ مربوط به آریتمی RBBB از دو ثبت ۱۱۸ و ۱۲۴ و شکل ۹ مربوط به آریتمی APC از دو ثبت ۲۰۷ و ۲۰۹ است.



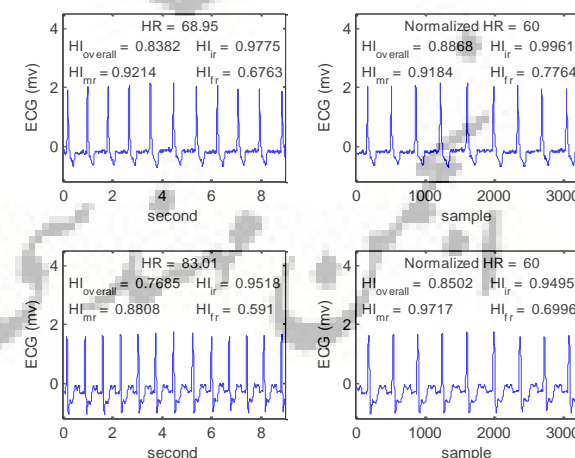
شکل (۸)- شکل موج‌های زمانی آریتمی RBBB (چپ) به همراه شکل موج‌های با نمونه‌برداری مجدد (راست). شاخص هورست چندگانه برای هر نمونه روی شکل درج شده است. به دلیل نمونه‌برداری مجدد نمودارهای سمت راست برحسب نمونه نشان داده شده است.



شکل (۶)- شکل موج‌های زمانی ریتم نرمال (چپ) به همراه شکل موج‌های با نمونه‌برداری مجدد (راست). شاخص هورست چندگانه برای هر نمونه روی شکل درج شده است. به دلیل نمونه‌برداری مجدد نمودارهای سمت راست برحسب نمونه نشان داده شده است.



شکل (۹)- شکل موج‌های زمانی آریتمی APC (چپ) به همراه شکل موج‌های با نمونه‌برداری مجدد (راست). شاخص هورست چندگانه برای هر نمونه روی شکل درج شده است. به دلیل نمونه‌برداری مجدد نمودارهای سمت راست برحسب نمونه نشان داده شده است.



شکل (۷)- شکل موج‌های زمانی آریتمی LBBB (چپ) به همراه شکل موج‌های با نمونه‌برداری مجدد (راست). شاخص هورست چندگانه برای هر نمونه روی شکل درج شده است. به دلیل نمونه‌برداری مجدد نمودارهای سمت راست برحسب نمونه نشان داده شده است.

دو سیگنال مشخص شده در هر شکل مربوط به یک نوع ریتم است؛ اما نرخ ضربان قلب تغییر کرده است و در نتیجه مقدار شاخص‌های هورست چندگانه محاسبه شده تفاوت قابل توجهی با یکدیگر دارد. در کاربرد طبقه‌بندی خودکار ریتم‌های قلبی، وابستگی ویژگی استفاده شده به نرخ ضربان قلب نامطلوب است. از این رو در این مقاله با نمونه‌برداری

(شاخص هورست چندگانه اصلاح شده) نشان می‌دهد. شاخص‌های هورست چندگانه نوشته شده روی شکل‌های ۶ تا ۹ و مقادیر ذکر شده در جدول ۳ نشان می‌دهند با محاسبه شاخص هورست چندگانه اصلاح شده به‌جای شاخص هورست چندگانه کلاسیک، واریانس هریک از گروه‌ها کم شده است که نشان‌دهنده کاهش توزیع درون‌گروهی هریک از ریتم‌ها پس از یکسان‌سازی نرخ ضربان قلب در محاسبه شاخص هورست چندگانه است. در- نتیجه به بهبود در مسئله طبقه‌بندی منجر می‌شود.

مجدد و محاسبه شاخص هورست چندگانه اصلاح شده، این مشکل حل شده است. برای نمونه‌برداری مجدد از میانگین نرخ ضربان قلب در یک دوره سیگنال (۳۲۴۰ نمونه) و دستور resample نرم‌افزار متلب استفاده شده است. نمودارهای سمت راست شکل‌های ۶ تا ۹، شکل موج سیگنال‌ها را پس از یکسان‌سازی نرخ ضربان قلب و همچنین شاخص‌های هورست چندگانه اصلاح شده متناظر نشان می‌دهد. جدول ۳، میانگین و واریانس شاخص‌های هورست چندگانه را قبل و بعد از یکسان‌سازی نرخ ضربان قلب

جدول (۳) - مقادیر شاخص هورست چندگانه برای ریتم نرمال و آریتمی‌های LBBB، RBBB و APC، قبل و بعد از یکسان‌سازی نرخ ضربان قلب.

Rhythm		HI <sub>overall</sub> (mean ± std)	HI <sub>ir</sub> (mean ± std)	HI <sub>mr</sub> (mean ± std)	HI <sub>fr</sub> (mean ± std)
Normal	Before HRN	۰/۶۰۱۳±۰/۰۶۰۵	۰/۹۶۸۵±۰/۰۴۴۹	۰/۶۹۷۵±۰/۰۷۹۰	۰/۳۳۶۲±۰/۰۶۷۶
	After HRN	۰/۶۷۰۸±۰/۰۴۱۲	۱/۰۰۳۶±۰/۰۳۷۴	۰/۷۵۵۰±۰/۰۶۹۳	۰/۴۲۸۶±۰/۰۳۴۸
LBBB	Before HRN	۰/۷۸۸۴±۰/۰۵۹۸	۱/۰۰۴۸±۰/۰۳۵۲	۰/۸۵۳۸±۰/۰۵۶۱	۰/۶۳۱۰±۰/۱۰۰۷
	After HRN	۰/۸۵۱۱±۰/۰۴۸۲	۱/۰۰۲۶±۰/۰۳۹۵	۰/۹۲۲۱±۰/۰۵۸۹	۰/۷۰۱۳±۰/۰۸۰۷
RBBB	Before HRN	۰/۷۲۶۲±۰/۰۶۴۷	۰/۹۲۳۰±۰/۰۴۵۱	۰/۷۴۰۹±۰/۰۷۹۰	۰/۶۱۸۹±۰/۱۰۶۱
	After HRN	۰/۷۵۹۹±۰/۰۴۰۶	۰/۹۷۵۲±۰/۰۳۶۱	۰/۷۹۰۱±۰/۰۳۴۷	۰/۶۲۲۹±۰/۰۶۹۲
APC	Before HRN	۰/۶۱۸۵±۰/۱۴۸۷	۰/۸۸۱۶±۰/۰۸۷۲	۰/۶۹۸۸±۰/۲۰۶۹	۰/۴۳۸۰±۰/۱۴۰۱
	After HRN	۰/۸۲۱۲±۰/۰۶۷۳	۰/۹۷۶۰±۰/۰۳۴۹	۰/۹۱۵۸±۰/۰۴۷۳	۰/۶۶۰۲±۰/۱۱۳۵

در هر مرحله یک دسته از داده‌ها (۸ داده) به‌عنوان آزمون و سایر داده‌ها (۷۲ داده) به‌عنوان آموزش به طبقه‌بندی‌کننده اعمال می‌شوند. این روند برای هر ده دسته تکرار می‌شود. درصدهای مربوط به حساسیت، اختصاصی بودن و صحت هریک از ۳ نوع طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی، نزدیک‌ترین همسایه و LDA برای طبقه‌بندی ریتم نرمال و آریتمی‌های LBBB، RBBB و APC با استفاده از نمای هورست کلاسیک، شاخص‌های هورست چندگانه کلاسیک و شاخص‌های هورست چندگانه اصلاح شده به‌عنوان ویژگی، در جدول‌های ۴ تا ۶ به ترتیب آورده شده است.

### ۳-۵- طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی

در این مقاله از نمای هورست کلاسیک و شاخص‌های هورست چندگانه در دو حالت کلاسیک و اصلاح شده به-عنوان ویژگی برای طبقه‌بندی ریتم نرمال و آریتمی‌های RBBB، LBBB و APC استفاده شده است. برای طبقه‌بندی از طبقه‌بندی‌کننده‌های شبکه عصبی، نزدیک‌ترین همسایه و LDA استفاده شده است. با توجه به تعداد کم داده‌ها برای طبقه‌بندی و مقاوم‌سازی نتایج، از روش اعتبارسنجی ۱۰ مرحله‌ای<sup>۱</sup> استفاده شده است. برای این منظور، داده‌های مورد بررسی به صورت تصادفی به ده دسته ۸ تایی تقسیم شده‌اند؛

<sup>۱</sup>10-fold cross validation

جدول (۴) - نتایج طبقه‌بندی با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های نزدیک‌ترین همسایه، شبکه عصبی و LDA و نمای هورست کلاسیک به- عنوان ویژگی

نوع آریتمی	حساسیت			اختصاصی بودن			صحت کلی طبقه‌بندی‌کننده		
	شبکه عصبی	نزدیکترین همسایه	LDA	شبکه عصبی	نزدیکترین همسایه	LDA	شبکه عصبی	نزدیکترین همسایه	LDA
Normal	۸۰	۷۰	۶۵	۸۶/۶۶	۹۱/۶۶	۸۵			
LBBB	۵۵	۴۵	۷۵	۸۵	۸۰	۸۱/۶۶			
RBBB	۵۰	۴۰	۴۰	۸۰	۷۸/۳۳	۷۵			
APC	۴۰	۶۵	۳۰	۹۰	۹۰	۹۵			
Total							۵۶/۲۵	۵۵	۵۲/۵

جدول (۵) - نتایج طبقه‌بندی با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های نزدیک‌ترین همسایه، شبکه عصبی و LDA و شاخص‌های هورست چندگانه کلاسیک به‌عنوان ویژگی

نوع آریتمی	حساسیت			اختصاصی بودن			صحت کلی طبقه‌بندی‌کننده		
	شبکه عصبی	نزدیکترین همسایه	LDA	شبکه عصبی	نزدیکترین همسایه	LDA	شبکه عصبی	نزدیکترین همسایه	LDA
Normal	۱۰۰	۹۰	۹۰	۹۶/۶۶	۹۶/۶۶	۹۶/۶۶			
LBBB	۷۵	۷۵	۸۰	۹۵	۹۰	۸۶/۶۶			
RBBB	۸۵	۸۰	۷۵	۹۶/۶۶	۹۵	۱۰۰			
APC	۹۰	۹۰	۹۵	۹۵	۹۶/۶۶	۹۶/۶۶			
Total							۸۷/۵	۸۳/۷۵	۸۵

جدول (۶) - نتایج طبقه‌بندی با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های نزدیک‌ترین همسایه، شبکه عصبی و LDA و شاخص‌های هورست چندگانه اصلاح شده به‌عنوان ویژگی

نوع آریتمی	حساسیت			اختصاصی بودن			صحت کلی طبقه‌بندی‌کننده		
	شبکه عصبی	نزدیکترین همسایه	LDA	شبکه عصبی	نزدیکترین همسایه	LDA	شبکه عصبی	نزدیکترین همسایه	LDA
Normal	۱۰۰	۹۵	۹۵	۱۰۰	۹۸/۳۳	۱۰۰			
LBBB	۱۰۰	۹۵	۹۰	۱۰۰	۹۶/۶۶	۹۱/۶۶			
RBBB	۱۰۰	۹۵	۹۵	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰			
APC	۱۰۰	۱۰۰	۷۵	۱۰۰	۱۰۰	۹۳/۳۳			
Total							۱۰۰	۹۶/۲۵	۸۸/۷۵

#### ۴- بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله غیرخطی و آشوبناک بودن سیگنال ECG با روش داده‌جانشین و نمای هورست بررسی شد و سپس شاخص هورست چندگانه اصلاح شده معرفی و از آن به‌عنوان ویژگی برای طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی استفاده شد.

در حالت آشوبی، رابطه‌ای خطی بین  $(R/S)_\tau$  و  $\tau$  در صفحه لگاریتمی وجود دارد که این موضوع برای سیستم‌های محک (benchmark) لورنز و لجستیک بررسی شد و سپس از آن به‌عنوان معیاری برای بررسی آشوبناکی سیگنال ECG استفاده شد. با توجه به شکل ۴، نمودار لگاریتمی  $(R/S)_\tau$  برحسب  $\tau$

شده است و برای هر  $\tau$  میانگین  $R_{m,\tau}/S_{m,\tau}$  روی تمام زیرمجموعه‌های غیرهمپوشان با طول یکسان برای  $\tau$ ،  $(d)$ ، محاسبه شده است. با توجه به پژوهش‌های قبلی، میانگین‌گیری باعث کاهش هزینه محاسباتی شده و در مقایسه با استفاده از کل داده‌ها به نمای هورست یکسانی منجر می‌شود.

براساس بررسی‌های بسینگویت و همکارانش، استفاده از رگرسیون خطی یا غیرخطی در صفحه لگاریتمی تفاوت قابل توجهی در محاسبه نمای هورست ایجاد نمی‌کند؛ در نتیجه در این پژوهش برای برآورد نمای هورست از رابطه  $(R/S)_\tau = C\tau^H$  از یک رگرسیون خطی ساده روی نمودار لگاریتمی  $(R/S)_\tau$  برحسب  $\tau$  استفاده شده است.

گرانرو و همکارانش [۱۲] با بررسی ۱۰,۰۰۰ سری زمانی مربوط به حرکت براونی با نمای هورست مشخص ۰/۵، به این نتیجه رسیده‌اند که مقادیر مختلف طول سیگنال و حداقل مقدار  $\tau$ ، بر میانگین و انحراف معیار نمای هورست محاسبه شده تأثیر می‌گذارند و برای نزدیک شدن به مقادیر حقیقی نمای هورست سیگنال باید طول سیگنال بزرگ (بیش از ۵۰۰۰ نمونه) انتخاب شود که این موضوع برای سری‌های زمانی مختلف برحسب کاربرد ممکن نیست. بنابراین نمی‌توان مقدار بهینه‌ای برای طول سیگنال تعیین کرد و مقدار پارامتر باید با توجه به کاربرد انتخاب شود. با توجه به جدول ۱ ارائه شده در مقاله گرانرو و همکارانش و همچنین بررسی‌های اجرا شده در پژوهش‌های قبلی برای تعیین این پارامتر [۱۲ و ۱۳] و هدف استفاده از نمای هورست در این پژوهش که شناسایی زود هنگام آریتمی‌های قلبی است و با در نظر گرفتن فرکانس نمونه‌برداری سیگنال‌های ECG موجود در پایگاه داده فیزیونت (۳۶۰ نمونه در ثانیه) طول سیگنال، حداقل مقدار ممکن، یعنی ۳۲۴۰ نمونه در این پژوهش در نظر گرفته شده است که پنجره‌ای به طول ۹ ثانیه است. برای محاسبه کمترین مقدار  $\tau$  معیار کمی خاصی معرفی نشده است و تنها این موضوع مشخص است که مقادیر بزرگ‌تر آن به برآورد نمای هورست دقیق‌تری منجر می‌شود، که خود به طول سیگنال وابسته است و در سری‌های زمانی کوتاه امکان انتخاب حداقل مقدار  $\tau$  بزرگ وجود ندارد. برای رهایی از این

برای دو آریتمی LBBB و RBBB به خط برازش شده نزدیک‌تر است که آشوبی‌تر بودن این دو آریتمی را نشان می‌دهد. نمودار مربوط به ریت‌نرمال و آریتمی APC نیز کم و بیش خطی بوده که نشان‌دهنده آشوبناک بودن این دو آریتمی است.

نمای هورست به‌عنوان ویژگی در طبقه‌بندی سیگنال ECG استفاده می‌شود؛ بنابراین باید پارامترهای موثر در محاسبه آن شناسایی و در نظر گرفته شود تا طبقه‌بندی منجر به نتایج مناسبی شود. براساس پژوهش‌های گرانرو و همکارانش [۱۲] و همچنین بسینگویت و همکارانش [۱۳]، مقدار تعیین شده برای نمای هورست به پارامترهای الگوریتم بستگی دارد. این پارامترها عبارت‌اند از: روش محاسبه  $(R/S)_\tau$  برای هر  $\tau$ ؛ روش برآورد نمای هورست از رابطه  $(R/S)_\tau = C\tau^H$ ؛ طول سیگنال؛ کمترین طول زیرمجموعه  $(\tau)$  استفاده شده در محاسبه  $(R/S)_\tau$  و؛ تعداد زیرمجموعه‌ها  $(h\tau)$ .

بسینگویت و همکارانش [۱۳] استفاده از میانگین محلی یا میانگین کلی را برای محاسبه  $(R/S)_\tau$  بررسی کرده‌اند. آنها به این نتیجه دست یافته‌اند که در سیگنال‌های با همبستگی مثبت (یعنی  $H > 0.5$ ) با استفاده از میانگین محلی، نمای هورست محاسبه شده به مقادیر واقعی نزدیک‌تر است. در دنیای واقعی سیگنال‌ها به‌طور معمول دارای همبستگی مثبت هستند؛ بنابراین استفاده از میانگین محلی برای محاسبه  $(R/S)_\tau$ ، موجب بهبود الگوریتم و استخراج نمای هورست دقیق‌تری می‌شود. آن‌ها همچنین ۳ روش محاسبه  $(R/S)_\tau$  را برای هر  $\tau$  بررسی و مقایسه کرده‌اند. در روش اول، برای هر  $\tau$  مقادیر  $R/S$  مربوط به همه زیرمجموعه‌های غیرهمپوشان با طول یکسان  $\tau$  محاسبه شده‌اند؛ سپس میانگین آن‌ها در محاسبه نمای هورست در نظر گرفته می‌شود. در روش دوم برای هر  $\tau$ ، ۱۰  $R/S$  گرفته شدند و در روش سوم تمام  $R/S$  های استخراج شده برای هر  $\tau$  در محاسبه نمای هورست استفاده می‌شوند. روش دوم هزینه محاسباتی کمتری دارد و نتایج نمای هورست به‌دست آمده با استفاده از روش اول و دوم به مقادیر واقعی نزدیک‌تر است؛ اما با افزایش طول سیگنال، این سه روش به نتایج یکسانی منجر می‌شوند. در این پژوهش از میانگین محلی برای محاسبه  $(R/S)_\tau$  استفاده

محدودیت، در این مقاله شاخص هورست چندگانه پیشنهاد شده است. شاخص‌های هورست چندگانه از شیب خط‌های برازش شده به کل نقاط، محدوده نخست، محدوده میانی و محدوده پایانی نمودار محدوده بازمقیاس محاسبه می‌شوند؛ در نتیجه هریک از شاخص‌های هورست چندگانه محاسبه شده با محدوده مقدار  $\tau$  متفاوتی محاسبه شده است و موجب کاهش تأثیر این پارامتر بر نتایج طبقه‌بندی آریتمی‌های قلبی شده است. با توجه به اینکه برای محاسبه هریک از شاخص‌های هورست چندگانه نیاز به محاسبه شیب خط برازش شده در محدوده کوچکی از نمودار لگاریتمی  $(R/S)_\tau$  برحسب  $\tau$  است؛ بنابراین باید تا حد امکان تعداد زیادی زیرمجموعه انتخاب شود تا بتوان برازش دقیقی را نسبت به نمودار لگاریتمی  $(R/S)_\tau$  برحسب  $\tau$  در هر محدوده انجام داد. برای این منظور، مقادیر  $\tau$  از  $0/01$  طول سیگنال تا مقادیر نزدیک به آن انتخاب شده است؛ البته با این شرط که تعداد زیرمجموعه‌های غیرهم‌پوشان به دست آمده برای هر  $\tau$  کمتر از ۱۰ نشود.

در این مقاله نشان داده شده است که در نمونه‌های مختلف یک نوع ریتم، شاخص هورست چندگانه محاسبه شده پراکندگی درون کلاسی قابل توجهی دارد که مسئله طبقه‌بندی را دشوار خواهد کرد؛ درحالی‌که شاخص هورست چندگانه اصلاح شده پراکندگی درون کلاسی کمتری دارد که به بهبود عملکرد طبقه‌بندی منجر می‌شود.

در ادامه با استفاده از نمای هورست به‌عنوان ویژگی، سیگنال‌های ECG شامل ریتم نرمال و آریتمی‌های RBBB، LBBB و APC با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های شبکه عصبی، نزدیک‌ترین همسایه و LDA طبقه‌بندی شده است. با توجه به تعداد کم داده‌ها، برای طبقه‌بندی و مقاوم‌سازی نتایج از روش 10-fold cross validation استفاده شده است. نتایج در سه حالت نمای هورست کلاسیک، شاخص هورست چندگانه کلاسیک و اصلاح شده ارائه شده است. درصد صحت کلی طبقه‌بندی برای ریتم نرمال و آریتمی‌های RBBB، LBBB و APC با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های شبکه عصبی، نزدیک‌ترین همسایه و LDA بترتیب  $0/56/25$ ،  $0/55$  و  $0/52/5$  برای نمای هورست کلاسیک و  $0/87/5$ ،

در ادامه با استفاده از نمای هورست به‌عنوان ویژگی، سیگنال‌های ECG شامل ریتم نرمال و آریتمی‌های RBBB، LBBB و APC با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های شبکه عصبی، نزدیک‌ترین همسایه و LDA طبقه‌بندی شده است. با توجه به تعداد کم داده‌ها، برای طبقه‌بندی و مقاوم‌سازی نتایج از روش 10-fold cross validation استفاده شده است. نتایج در سه حالت نمای هورست کلاسیک، شاخص هورست چندگانه کلاسیک و اصلاح شده ارائه شده است. درصد صحت کلی طبقه‌بندی برای ریتم نرمال و آریتمی‌های RBBB، LBBB و APC با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های شبکه عصبی، نزدیک‌ترین همسایه و LDA بترتیب  $0/56/25$ ،  $0/55$  و  $0/52/5$  برای نمای هورست کلاسیک و  $0/87/5$ ،

## ۵- مراجع

- [1] N. Xinbao, B. Chunhua, W. Jun and Y. Chen, "Research progress in nonlinear analysis of heart electric activities" Chinese Science Bulletin, vol. 51, no. 4, pp. 385-393, 2006.
- [2] C.K. Chen, C.L. Lin and Y.M. Chiu, "Individual identification based on chaotic electrocardiogram signals" Proc. Conference on Industrial Electronics and Applications, 2011.
- [3] E.D. Obeyli, "Recurrent neural networks employing Lyapunov exponents for analysis of ECG signals", Expert Systems with Applications, vol. 37, no. 2, pp. 1192-1199, 2010.
- [4] H.B. Xie, Z.M. Gao and H. Liu, "Classification of ventricular tachycardia and fibrillation using fuzzy similarity-based approximate entropy", Expert Systems with Applications, vol. 38, no. 4, pp. 3973-3981, 2011.
- [5] M. Rhaman, A.Z. Karim, M.M. Hasan and J. Sultana, "Successive RR interval analysis of PVC with sinus rhythm using fractal dimension, Poincare plot and sample entropy method", International Journal of Image, Graphics and Signal Processing, vol. 5, no. 2, 2013.
- [6] A.K. Mishra and S. Raghav, "Local fractal dimension based ECG arrhythmia classification", Biomedical Signal Processing and Control, vol. 5, no. 2, pp. 114-123, 2010.

- [15] A. L. Goldberger, L. A. N. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. Ch. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C. K. Peng and H. E. Stanley, "{PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet}: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals", *Circulation*, vol. 101, no. 23, pp. e215-e220, June, 2000.
- [16] R.R. Sarvestani, R. Boostani and M. Roopaei, "VT and VF classification using trajectory analysis", *Nonlinear Analysis: Theory, Method and Applications*, vol. 71, no. 12, pp. 55-61, 2009.
- [17] A. Block, W.V Bloh and H.J. Schellnhuber, "Efficient box-counting determination of generalized fractal dimensions", *Physical Review A*, vol. 42, no. 4, pp. 1869-1874, 1990.
- [18] T. Higuchi, "Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory", *Physica D: Nonlinear Phenomena*, vol. 31, no. 2, pp. 277-283, 1988.
- [19] S. Spasic, "Spectral and fractal analysis of biosignals and coloured noise", *Symposium on Intelligent Systems and Informatics*, Serbia, pp 147-149, 2007.
- [20] Z. Wang, D. Guo, X. Li and Y. Fei, "Estimating hurst exponent with wavelet packet" *Proc. Conference on Computer Aided Industrial Design and Conceptual Design*, pp. 1-4, 2006.
- [21] E. Molino-Minero-Re, F. Garcia-Nocetti, H. Benitez-Perez, "Application of a Time-Scale Local Hurst Exponent analysis to time series" *Digital Signal Processing*, vol. 37, pp. 92-99, 2015.
- [22] A.P. Pentland, "Fractal based description of natural scenes", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 6, pp. 661-674, 1984.
- [23] J. Theiler, S. Eubank, A. Longtin, B. Galdrikian and J.D. Farmer, "Testing for nonlinearity in time series: the method of surrogate data", *Physica D*, vol 58, pp 77-94, 1992.
- [7] M.L. Talbi, A. Charef, P. Ravier, "Arrhythmias classification using the fractal behavior of the power spectrum density of the QRS Complex and ANN", *Int. conference on High Performance Computing and Simulation*, pp. 399-404, 2010.
- [8] S. Don, D. Chung, D. Min and E. Choi, "Analysis of Electrocardiogram Signals of Arrhythmia and Ischemia using Fractal and Statistical Features" *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, vol. 13, no. 1, pp. 1350008, 2013.
- [9] Y. Sun, K.L. Chan and S.M. Krishnan, "Life-threatening ventricular arrhythmia recognition by nonlinear descriptor", *Biomedical Engineering Online*, vol. 4, no. 1, pp. 1-6, 2005.
- [10] M. Julian, R. Alcaraz and J.J. Rieta, "Generalized hurst exponents as a tool to estimate atrial fibrillation organization from the Surface ECG", *Proc. conference on Computing in Cardiology*, pp. 1199-1202, 2013.
- [11] U.R. Acharya, H. Fujita, V.K. Sudarshan, V.S. Sree, L.W.J. Eugene, D.N. Ghista and R. San Tan, "An integrated index for detection of sudden cardiac death using discrete wavelet transform and nonlinear features", *Knowledge-Based Systems*, vol. 83, pp. 149-158, 2015.
- [12] M.A. Sanchez Granero, J.E. Trinidad Segovia and J. Garcia Perez, "Some comments on hurst exponent and the long memory processes on capital markets", *Physica A: Statistical Mechanics and its applications*, vol. 387, no. 22, pp. 5543-5551, 2008.
- [13] J.B. Bassingthwaighte and G.M. Raymond, "Evaluating rescaled range analysis for time series", *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 22, no. 4, pp. 432-444, 1994.
- [14] M. Hemmatian and A. Maleki, "Influence of heart rate on improvement of fractal dimension feature based on hurst index method for cardiac arrhythmia classification applications," *Proc. of 2<sup>nd</sup> International Congress of electrical engineering, computer science and information technology*, pp. 265-274, 2015 (In Persian).

پژوهشی پزشکی ایران