

## A New Nonlinear Model Using Neural Networks for Generating Electrocardiogram Signals

N. Jafarnia-Dabanloo<sup>\*1,2</sup>, A. Ayatollahi<sup>1</sup>, V. Johari-Majd<sup>3</sup>, D. C. McLernon<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology

<sup>2</sup>School of Electronic and Electrical Engineering, The University of Leeds, Leeds, UK

<sup>3</sup>Department of Electrical Engineering, Tarbiat Modarres University

*Received 27 January 2005; received in revised form 17 May 2005; accepted 25 May 2005*

---

### Abstract

The generation of electrocardiogram (ECG) signals by using a mathematical model has recently been investigated. One of the applications of a dynamical model which can artificially produces an ECG signal is the easy assessment of diagnostic ECG signal processing devices. In addition, the model may be also used in compression and telemedicine applications. It is also required that the model has capability to produce both normal and abnormal ECG signals. In this study, it is introduced a new method using radial basis function neural networks in a dynamical model based on McSharry model, to produce artificially the ECG signals. This new method has the advantage of capability to simulate a wider class of physiological signals (both normal and abnormal), compared to McSharry model. The simulation results are presented for normal ECG and three abnormal ones. The accuracy of the model has evaluated by using the error functions. The average of this error for a period of 100 seconds using 20 neurons is less than 2.5 percent for the four modeled cases (one normal and three abnormal).

**Keywords:** Electrocardiogram signals; dynamical model; neural network; nonlinear methods; radial basis functions

---

\* Corresponding author

Address: Department of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology, Narmak, Tehran, I.R.Iran

Tel: +98 912 1145231

Fax: +98 21 44058778

E-mail: [jafarnia@iust.ac.ir](mailto:jafarnia@iust.ac.ir)

## یک مدل غیرخطی جدید بر مبنای شبکه‌های عصبی برای تولید سیگنال الکتروکاردیوگرام

نادر جعفرنیا دابانلو<sup>۱\*</sup>، احمد آیت‌اللهی<sup>۱</sup>، وحید جوهری‌مجد<sup>۲</sup>، دزموند مک‌لرنون<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup>دانشگاه علم و صنعت ایران، دانشکده برق

<sup>۲</sup>دانشگاه لیدز، دانشکده الکترونیک و برق

<sup>۳</sup>دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی کنترل

تاریخ ثبت اولیه: ۱۳۸۳/۱۱/۸، تاریخ دریافت نسخه اصلاح شده: ۱۳۸۴/۲/۲۷، تاریخ پذیرش قطعی: ۱۳۸۴/۳/۴

### چکیده

در سال‌های اخیر توجه زیادی به تولید مصنوعی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام (ECG) به کمک یک مدل ریاضی معطوف گشته است. یکی از کاربردهای یک مدل دینامیکی که بتواند سیگنال‌های ECG مصنوعی تولید کند، ارزیابی آسان دستگاه‌های پردازش سیگنال تشخیصی ECG می‌باشد. به علاوه، می‌توان چنین مدلی را در فشرده‌سازی و تله‌مدیسن نیز به کار برد. هم‌چنین مناسب است مدل از توانایی لازم برای تولید سیگنال‌های ECG طبیعی و غیرطبیعی برخوردار باشد. در این تحقیق با به‌کارگیری شبکه عصبی با توابع پایه شعاعی (RBF) در یک مدل دینامیکی غیرخطی که بر پایه مدل دینامیکی McSharry و همکاران بنا شده است، روش مناسبی برای تولید مصنوعی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام ارائه شده است. مزیت این روش جدید نسبت به روش McSharry و همکاران، در توانایی شبیه‌سازی طیف وسیع‌تری از سیگنال‌های فیزیولوژیکی اعم از طبیعی و غیرطبیعی نهفته است. ضمن ارائه نتایج شبیه‌سازی برای سیگنال ECG طبیعی و سه حالت غیرطبیعی، صحت مدل توسط تابع خطای معرفی شده مورد ارزیابی قرار گرفته است. میانگین این خطا در مدت ۱۰۰ ثانیه با به‌کارگیری ۲۰ نرون، کمتر از ۲/۵ درصد برای چهار حالت مدل شده (یک حالت طبیعی و سه حالت غیرطبیعی) به دست آمد.

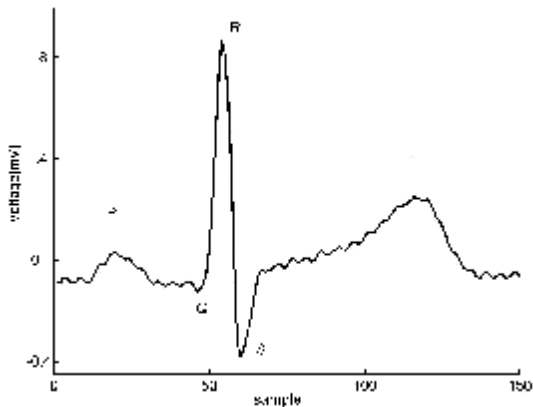
واژه‌های کلیدی: سیگنال الکتروکاردیوگرام؛ مدل دینامیکی؛ شبکه عصبی؛ روش‌های غیرخطی؛ توابع پایه شعاعی

\*عهده‌دار مکاتبات

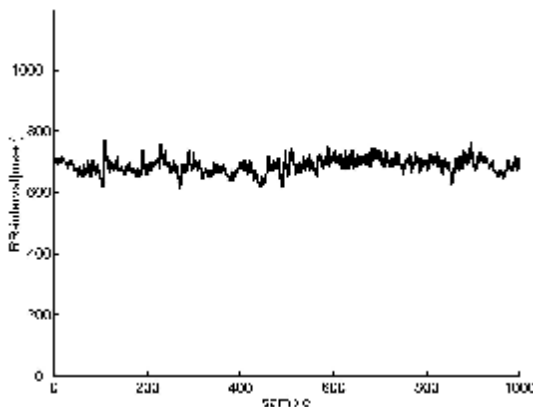
نشانی: تهران، نارمک، دانشگاه علم و صنعت ایران، دانشکده برق

تلفن: ۵۲۳۱-۱۱۴-۰۹۱۲، دورنگار: ۰۲۱-۴۴۰۵۸۷۷۸، پیام‌نگار: jafamia@iust.ac.ir

## ۱- مقدمه



شکل ۱- یک سیکل نمونه سیگنال ECG



شکل ۲- نمونه‌ای از یک تاکوگرام RR

و نیز به‌کارگیری شبکه عصبی با توابع پایه شعاعی (RBF<sup>3</sup>)، یک مدل دینامیکی ارائه شود که بتواند طیف وسیعی از سیگنال‌های فیزیولوژیکی طبیعی و غیرطبیعی را با پارامترهای کمتری نسبت به مدل McSharry شبیه‌سازی کند. بدین منظور، پس از ارائه خلاصه‌ای از ریخت‌شناسی سیگنال ECG و HRV، مدل پیشنهادی تشریح گردیده است.

## ۲- ریخت‌شناسی سیگنال ECG و HRV

نقاطی که در شکل ۱ نشان داده شده‌اند متناظر با وقایع مهمی در فعالیت قلبی هستند. این نقاط با حروف P، Q، R، S و T نام‌گذاری شده‌اند:

موج P: این موج بر اثر دی‌پولاریزاسیون دهلیزها قبل از انقباض آنها به وجود می‌آید.

اختلاف پتانسیل ثبت شده بین دو الکتروود که روی سطح پوست قرار داده شده‌اند، به الکتروکاردیوگرام (ECG<sup>1</sup>) سطحی معروف است. دی‌پولاریزاسیون/ری‌پولاریزاسیون‌های دهلیزی و بطنی متوالی که در هر دوره قلبی اتفاق می‌افتد قله و دره‌هایی در یک سیکل منفرد سیگنال ECG طبیعی ایجاد می‌کند. این قله‌ها و دره‌ها با حروف P، Q، R، S و T نام‌گذاری می‌شوند (شکل ۱).

بلندترین قسمت سیگنال ECG طبیعی متناظر با موج R است. فاصله دو موج R متوالی، فاصله RR گفته می‌شود که عکس این فاصله نرخ ضربان لحظه‌ای قلب را بیان می‌دارد. یک سری زمانی از این فواصل RR به تاکوگرام RR معروف است [۱]. تغییرات در این فواصل RR، اطلاعات مهمی در مورد وضعیت فیزیولوژیکی بیمار در اختیار قرار می‌دهد [۲]. تجزیه و تحلیل این تغییرات در سری زمانی نرخ ضربان‌های لحظه‌ای قلب، آنالیز تغییرات نرخ ضربان قلبی (HRV<sup>2</sup>) گفته می‌شود [۳]. این آنالیز، ابزار قدرتمندی برای تخمین فعالیت‌های دستگاه خودکار عصبی است [۴]. شکل ۲، نمونه‌ای از یک تاکوگرام RR نمونه را نشان می‌دهد.

یکی از زمینه‌های تحقیق در مورد سیگنال ECG، به دست آوردن یک مدل دینامیکی است که بتواند سیگنال‌های ECG را به طور مصنوعی تولید کند. از جمله کاربردهای چنین مدلی، فراهم کردن سهولت ارزیابی دستگاه‌های پردازش سیگنال تشخیصی ECG است. به علاوه، این مدل می‌تواند کاربردهای مفیدی در فشرده‌سازی و تله‌مدیسین داشته باشد به این ترتیب که به جای داده‌ها می‌توان پارامترهای مدل را در نظر گرفت.

استفاده از مدل‌های اتورگرسیو همواره مورد توجه بوده است، لیکن به واسطه ماهیت غیرخطی منبع سیگنال ECG، مدل‌های غیرخطی کارآیی بیشتری از خود بروز می‌دهند [۵]. مدل‌هایی بر مبنای دینامیک غیرخطی به وفور در مقالات یافت می‌شود [۶، ۷].

در این تحقیق سعی گردیده است با استفاده از مدل دینامیکی McSharry و همکاران (به ضمیمه الف مراجعه گردد.) [۲]

<sup>1</sup> Electrocardiogram<sup>2</sup> Heart Rate Variability<sup>3</sup> Radial Basis Functions

فعالیت سمپاتیک افزایش می‌یابد بعد از تأخیری تا حدود ۵ ثانیه، افزایش نرخ ضربان قلب آغاز می‌گردد و بعد از حدود ۳۰ ثانیه، به حد پایدار خود می‌رسد. در مقابل، سیستم پاراسمپاتیک در زمان استراحت فعال می‌گردد و می‌تواند نرخ ضربان قلب را تا ۶۰ bpm پایین بیاورد. سیستم پاراسمپاتیک، مسیرهای هدایت دهلیزی-بطنی و عضلات دهلیزی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. تأخیر پاسخ گره سینوسی-دهلیزی بسیار کم است و بلافاصله در اوایل سیکل بعدی، تحت تأثیر قرار می‌گیرد. بین کاهش نرخ ضربان قلب و فرکانس تحریک پاراسمپاتیک، رابطه خطی وجود دارد [۹].

### ۳- مدل پیشنهادی بر پایه شبکه عصبی

با استفاده از مدل اولیه McSharry و همکاران [۲]، دستگاه متشکل از سه معادله دیفرانسیل کوپل شده روی متغیرهای  $x$ ،  $y$ ،  $z$  و  $t$  در نظر گرفته می‌شود. این دستگاه دارای یک سیکل حدی پایدار است که تصویر آن روی صفحه  $x-y$ ، یک دایره است. تصویر این سیکل حدی روی محور  $z$  هنگامی که بر حسب زمان رسم می‌شود، همان سیگنال ECG مصنوعی مورد نظر می‌باشد. معادلات اصلاح شده از مرجع ۲ به صورت زیر می‌باشد:

$$\begin{aligned}\frac{dx}{dt} &= \omega(t)y + x(1 - x^2 - y^2) \\ \frac{dy}{dt} &= -\omega(t)x + y(1 - x^2 - y^2) \\ \frac{dz}{dt} &= \hat{g}(\theta) - (\bar{z} - z_0)\end{aligned}\quad (1)$$

که در آن،  $x$  و  $y$ ، متغیرهای مسئول تکرار شکل موج  $z$ ، بیان‌کننده ولتاژ شبیه‌سازی شده؛  $t$ ، زمان و  $\omega(t)$ ، سرعت زاویه‌ای حرکت روی سیکل حدی در صفحه  $x-y$  است.  $\bar{z}$ ، میانگین سیگنال در یک سیکل است و  $z_0$ ، برای کنترل خط پایه می‌باشد که می‌تواند با فرکانس تنفس مدوله گردد و  $\theta$ ، برابر است با:

$$\theta = \text{angle}(x + jy) / 2\pi, 0 \leq \theta < 1 \quad (2)$$

ملاحظه می‌شود قسمت مربوط به  $dz/dt$  تفاوت اساسی با معادلات مرجع ۲ دارد. این تفاوت در نوع تقریب دینامیک  $z$  می‌باشد.

کمپلکس QRS: این مجموعه بر اثر دی‌پولاریزاسیون بطن‌ها قبل از انقباض آنها به وجود می‌آید. این قسمت شامل بلندترین دامنه (موج R) در سیگنال ECG می‌باشد.

موج T: این قسمت بر اثر ری‌پولاریزاسیون بطن‌ها به وجود می‌آید که به عضله قلبی اجازه می‌دهد تا برای سیکل بعدی آماده شود.

ری‌پولاریزاسیون دهلیزها قبل از دی‌پولاریزاسیون بطن‌ها رخ می‌دهد، ولی شکل موج آن توسط کمپلکس QRS مخفی می‌شود. می‌توان نشان داد فاصله QT با افزایش فاصله RR به طور خطی افزایش می‌یابد [۸]. اعتقاد بر این است که بالا رفتن و پایین آمدن سطح قطعه ST با برخی امراض قلبی مرتبط است.

با معکوس کردن فواصل RR می‌توان نرخ ضربان‌های قلبی را به دست آورد. عوامل مختلفی در تغییرات نرخ ضربان قلبی (HRV) تأثیرگذار هستند که در مورد برخی از آنها هنوز اطلاعات دقیقی در دست نیست. بعضی از این عوامل عبارتند از:

- ۱- تأثیر کنترل‌های فیزیولوژیکی متأثر از تنفس (RSA)<sup>۴</sup> و فشار خون (Mayer waves)
- ۲- میزان فعالیت فیزیکی و فکری
- ۳- آهنگ گردش خون
- ۴- اثر مراحل مختلف خواب

سیستم اعصاب مرکزی (ANS)<sup>۵</sup> مسئول تنظیم کوتاه‌مدت فشار خون است. ANS، قسمتی از سیستم اعصاب مرکزی (CNS)<sup>۶</sup> است. ANS، از دو زیرسیستم سمپاتیک و پاراسمپاتیک استفاده می‌کند. سیستم سمپاتیک در شرایط استرس فعال می‌گردد تا نرخ ضربان قلب را بالا ببرد. سیستم سمپاتیک می‌تواند نرخ ضربان قلب را تا ۱۸۰ ضربان در دقیقه (bpm)<sup>۷</sup> بالا ببرد. فیبرهای عصبی سمپاتیک تمام قلب از جمله گره سینوسی-دهلیزی، گره دهلیزی-بطنی، مسیرهای هدایتی و عضلات دهلیزی و بطنی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. با افزایش فعالیت سمپاتیک، نرخ ضربان قلب و نیروی انقباضی افزایش می‌یابد، به علاوه، میزان هدایت قلب افزایش و مدت انقباض آن، کاهش پیدا می‌کند. هنگامی که

<sup>۴</sup> Respiratory Sinus Arrhythmia

<sup>۵</sup> Autonomic Nervous System

<sup>۶</sup> Central Nervous System

<sup>۷</sup> beat per minute

برای سهولت محاسبات، رابطه زیر در نظر گرفته شده است:

$$s_i = \frac{-1}{2\sigma_i^2} \quad (۸)$$

می توان نوشت:

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial w_i} &= -\sum_{j=0}^{m-1} e_j \exp((\theta_j - t_j)^2 s_i), \\ \frac{\partial J}{\partial t_i} &= 2w_i s_i \sum_{j=0}^{m-1} e_j (\theta_j - t_i) \exp((\theta_j - t_j)^2 s_i), \\ \frac{\partial J}{\partial s_i} &= -w_i \sum_{j=0}^{m-1} e_j (\theta_j - t_i)^2 \exp((\theta_j - t_j)^2 s_i). \end{aligned} \quad (۹)$$

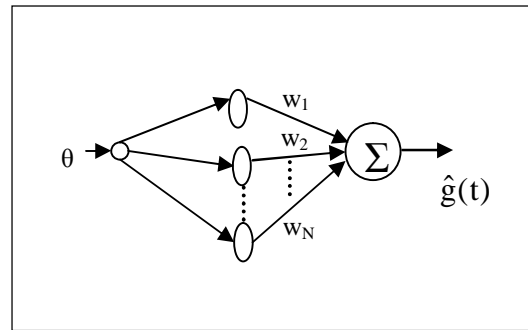
روابط تکراری جهت یافتن پارامترها به صورت زیر خواهد بود:

$$\begin{aligned} w_i(n+1) &= w_i(n) - \eta_1 \frac{\partial J}{\partial w_i} \\ t_i(n+1) &= t_i(n) - \eta_2 \frac{\partial J}{\partial t_i} \\ s_i(n+1) &= s_i(n) - \eta_3 \frac{\partial J}{\partial s_i} \end{aligned} \quad (۱۰)$$

که در آن  $\eta_1, \eta_2, \eta_3$  گام‌های آموزش هستند. شبکه عصبی RBF از توانایی تطبیق سریع برخوردار است و به خاطر کرنل‌های غیرخطی موجود در آن به راحتی می‌تواند دینامیک غیرخطی مورد نظر را تقریب بزند. توانایی شبکه عصبی RBF توسط Park و Sandberg نشان داده شده است [۱۰].

#### ۴- شبیه‌سازی و نتایج عددی

در مرحله خارج از خط<sup>۹</sup> شبیه‌سازی، ابتدا می‌توان  $g(t)$  را فیلتر کرد. این کار منجر به کاهش تعداد نرون‌ها می‌گردد. سپس داده‌ها به مرحله آموزش شبکه عصبی RBF داده می‌شود تا پارامترها به دست آیند. در این تحقیق، پارامترها برای ECG طبیعی، ECG با سندرم ولف-پارکینسون-وایت (WPW)<sup>۱۰</sup>، ECG با هایپر کالمیا<sup>۱۱</sup> و ECG با فلاتر بطنی<sup>۱۲</sup> به دست آورده شده است. سپس در مرحله بر خط<sup>۱۳</sup>، با شبیه‌سازی کامپیوتری، زمان گسسته مدل ارائه شده با معادلات رابطه ۶ همراه با مقادیر اولیه دلخواه برای  $x, y$  و  $z$  و با استفاده از سری زمانی فواصل RR تولید شده و پارامترهای به دست آمده در قسمت خارج از خط، می‌توان



شکل ۳- معماری شبکه عصبی RBF با گره  $i$ -ام به صورت  $\exp(-(\theta - t_i)^2 / (2\sigma_i^2))$

در این مرحله  $\hat{g}(t)$ ، توسط شبکه عصبی RBF تقریب زده می‌شود. بسط زیر برای  $\hat{g}(t)$  در نظر گرفته شده است:

$$\hat{g}(\theta) = \sum_{i=1}^N w_i \exp(-(\theta - t_i)^2 / (2\sigma_i^2)) \quad (۳)$$

شکل ۳، شبکه عصبی مرتبط با رابطه ۳ را نشان می‌دهد. برای محاسبه  $\omega(t)$  از رابطه ۴ استفاده شده است:

$$\omega(t) = \frac{2\pi}{\hat{T}(t)} \quad (۴)$$

که در آن،  $\hat{T}(t)$ ، تقریبی برای سری زمانی فواصل RR است.  $\hat{T}(t)$  را به یکی از روش‌های بیان شده در مراجع [۱]، [۲] و یا [۹] می‌توان تولید کرد (به ضمیمه ب مراجعه شود). فرض شده است  $m$  نمونه از سیگنال  $f(t)$  (یک سیگنال از ECG اصلی) تهیه گردیده است. به منظور تضعیف نویز از یک فیلتر پایین‌گذر دیجیتالی استفاده شده است. مرحله بعد، به دست آوردن نمونه‌های سیگنال متناسب با مشتق  $f(t)$  یعنی  $g(t)$  است:

$$f(t) = [f(0), f(T), \dots, f((m-1)T)] \quad (۵)$$

$$g(jT) = f(jT) - f((j-1)T)$$

با در نظر گرفتن  $m$  نمونه از  $\theta$  که عنصر  $j$ -ام آن برابر  $jT$  است می‌توان نوشت:

$$\hat{g}(\theta) \cong g(jT) \quad (۶)$$

در این مرحله، تمام پارامترها به کمک روش آموزش با سرپرستی تعیین شده است. برای اعمال روش آموزش اصلاح خط<sup>۱۴</sup> از فرآیند تندترین شیب استفاده گردیده است. تابع هزینه به صورت رابطه ۷ در نظر گرفته می‌شود:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^{m-1} e_j^2 = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^{m-1} (g(jT) - \hat{g}(\theta_j))^2 \quad (۷)$$

که در آن،  $e_j = g(jT) - \hat{g}(\theta_j)$  می‌باشد.

<sup>۸</sup>Error-correction

<sup>۱۱</sup>Hyper kalmia

<sup>۹</sup>Off-line

<sup>۱۲</sup>Ventricular flutter

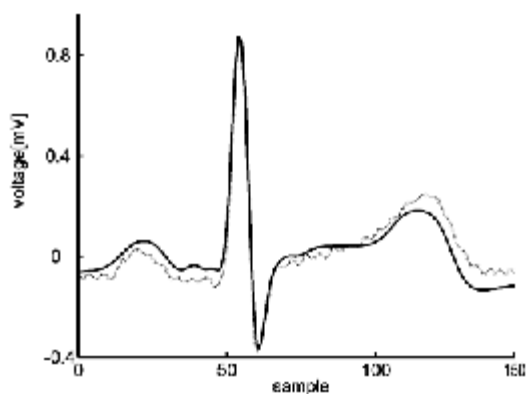
<sup>۱۰</sup>Wolf-Parkinson-White

<sup>۱۳</sup>On-line

جدول ۱- درصد اندازه خطا مطابق رابطه ۱۱،

برای چهار نوع ECG مختلف بر حسب تعداد نرون‌ها (N)

N	E1	E2	E3	E4
۵	۷/۷۶	۷/۸۴	۱۱/۱۱	۲۰/۴۴
۱۰	۳/۰۰	۳/۹۲	۴/۵۸	۸/۴۸
۱۵	۱/۴۰	۱/۹۹	۱/۶۴	۳/۷۰
۲۰	۱/۰۰	۰/۸۷	۰/۹۳	۱/۷۸

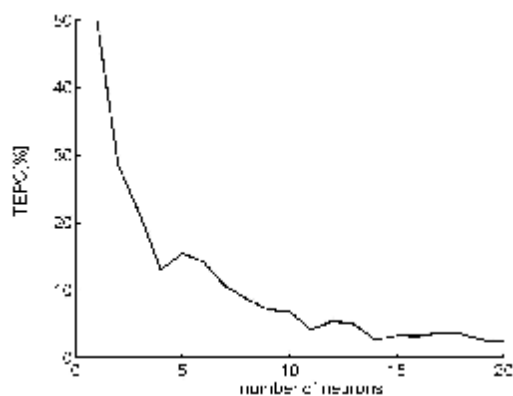


شکل ۵- یک سیکل از ECG طبیعی شبیه‌سازی شده (سیگنال نقطه‌چین، سیگنال اصلی است).

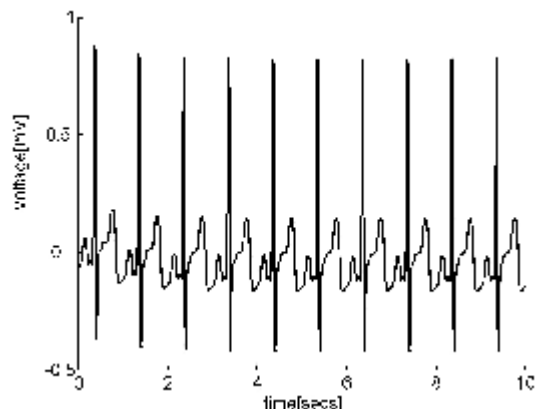
جدول ۲- درصد خطای TEPC بر پایه رابطه ۱۲

برای چهار نوع مختلف ECG

N	TEPC1	TEPC2	TEPC3	TEPC4
۵	۱۵/۴۸۰۹	۱۱/۶۷۸۹	۲۵/۰۰۹۷	۵/۶۷۰۷
۱۰	۶/۸۲۴۹	۱۰/۱۹۷۶	۸/۲۳۳۸	۲/۶۶۱۰
۱۵	۳/۲۷۹۰	۵/۳۸۱۱	۲/۸۲۹۸	۱/۰۸۰۲
۲۰	۲/۳۵۵۱	۳/۸۷۲۰	۱/۱۶۳۴	۰/۹۲۶۰



شکل ۶- نحوه کاهش TEPC برای ECG طبیعی شبیه‌سازی شده با افزایش تعداد نرون‌ها



شکل ۴- ECG طبیعی شبیه‌سازی شده برای مدت ۱۰ ثانیه

ECG مصنوعی تولید شده را به دست آورد. شکل ۴، سیگنال ECG مصنوعی تولید شده را برای مدت ۱۰ ثانیه نشان می‌دهد.

برای ارزیابی عملکرد شبکه عصبی از خطای نرمالیزه زیر استفاده شده است:

$$E = \frac{100}{\max(|g|)} \sqrt{\frac{\sum_{j=0}^{m-1} (g(jT) - \hat{g}(\theta_j))^2}{m}} \quad (11)$$

نتایج به دست آمده برای ECG طبیعی، (E1)، ECG با سندرم WPW، (E2)، ECG با هایپر کالمیا، (E3) و ECG با فلاتر بطنی، (E4) در جدول ۱ آمده است.

یک سیکل از ECG طبیعی شبیه‌سازی شده به همراه ECG اصلی در شکل ۵ نشان داده شده است.

به منظور ارزیابی مدل از لحاظ دقت شبیه‌سازی سیگنال‌های ECG، از خطای نرمالیزه کل در یک سیکل (TEPC<sup>14</sup>) که به صورت رابطه ۱۲ تعریف گردیده استفاده شده است:

$$TEPC = \frac{100}{\max(|f|)} \sqrt{\frac{\sum_{j=0}^{m-1} (f(jT) - \hat{f}(\theta_j))^2}{m}} \quad (12)$$

که در آن،  $\hat{f}$ ، خروجی مدل و  $f$ ، سیگنال اصلی است. نتایج به‌کارگیری رابطه ۱۲ برای چهار نوع مختلف ECG بر حسب تعداد نرون‌ها در جدول ۲ آمده است.

نتایج TEPC1 بر حسب N، برای ECG طبیعی با جزئیات بیشتر در شکل ۶ نشان داده شده است.

<sup>14</sup>Total Error Per Cycle

جدول ۳- میانگین درصد خطای TEPC

برای تعداد ۲۰ نرون در مدت ۱۰۰ ثانیه برای چهار نوع مختلف ECG				
ECG	E1	E2	E3	E4
TECP	۲/۵۴۳۳	۴/۱۳۱۴	۲/۰۷۸۹	۱/۱۱۶۷

جدول ۴- میانگین ضرایب تغییرات پارامترهای مدل

برای چهار نوع مختلف ECG				
ECG	E1	E2	E3	E4
CV	۱/۲۴۶۶	۲/۵۴۶۲	۲/۱۲۲۴	۱/۱۳۱۵

برای ارزیابی کارایی مدل در طی زمان خطای TEPC برای تعداد ۲۰ نرون در چهار حالت مورد بحث به مدت ۲۰ ثانیه متوسط‌گیری شد و نتایج مطابق جدول ۳ به دست آمد.

از آنجایی که ECG طبیعی و هم‌چنین ECGهای غیرطبیعی که در یک رده قرار دارند نیز از فردی به فرد دیگر متفاوت هستند برای بررسی میزان تغییر در پارامترها به تعداد ۲۰ ECG طبیعی و ۵ مورد از هر یک از سه حالت غیرطبیعی مورد بررسی، در نظر گرفته شد و واریانس پارامترها در هر حالت محاسبه گردید. به منظور دستیابی به یک دید کلی از پراکندگی تمام پارامترها، ابتدا ضرایب تغییرات هر پارامتر مانند c در هر حالت از رابطه ۱۳ محاسبه شد:

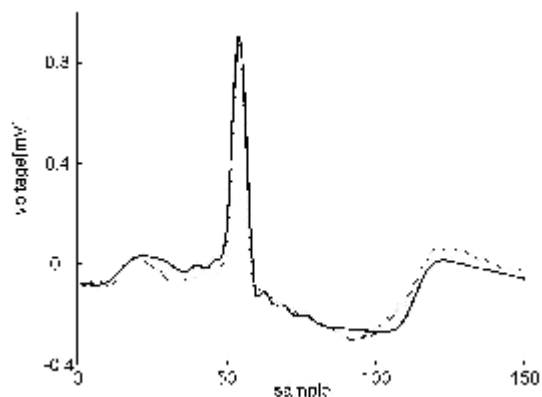
$$CV(c) = \frac{\sqrt{VAR(c)}}{\bar{c}} \quad (13)$$

سپس، میانگین ضرایب تغییرات تمام پارامترها در هر حالت محاسبه گردید. نتایج در جدول ۴ آمده است. به نظر می‌رسد زیاد بودن پراکندگی در مقدار پارامترها در حالت‌های E2 و E3، به دلیل تنوع این حالت‌ها در شکل امواج می‌باشد در حالی که، شکل کلی حالت‌های E1 و E2 نسبت به دو حالت دیگر، پایدارتر است.

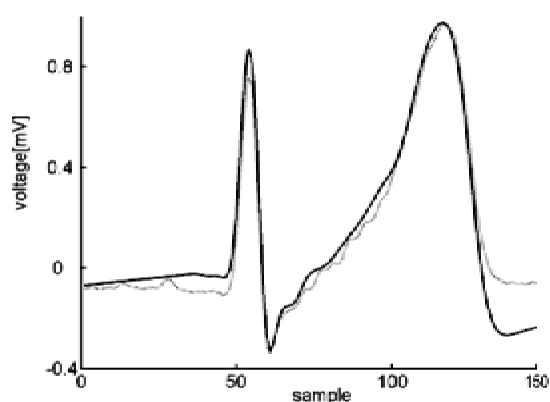
### ۵- بحث

برای مقایسه این مدل و مدل McSharry می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

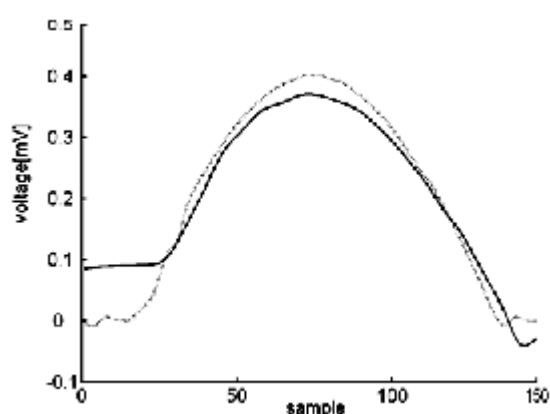
۱- مدل McSharry برای تقریب مشتق از عناصری به شکل  $\exp(-\theta^2)$  استفاده می‌کند که دارای تقارن فرد است و این



شکل ۷- یک سیکل ECG شبیه‌سازی شده مربوط به سندرم WPW (سیگنال نقطه‌چین، سیگنال اصلی است).



شکل ۸- یک سیکل ECG شبیه‌سازی شده مربوط به هایپر کالمیا (سیگنال نقطه‌چین، سیگنال اصلی است).



شکل ۹- یک سیکل ECG شبیه‌سازی شده مربوط به فلاتر بطنی (سیگنال نقطه‌چین، سیگنال اصلی است).

شکل‌های ۷، ۸ و ۹ به ترتیب متناظر با ECG با سندرم WPW، ECG با هایپر کالمیا و ECG با فلاتر بطنی است.

### ضمیمه الف

مدل McSharry و همکاران یک سیکل حدی در فضای سه بعدی  $(x, y, z)$  ایجاد می‌کند به طوری که، هر حرکت کامل روی آن متناظر با یک سیکل قلبی در نظر گرفته می‌شود. تصویر مسیر حرکت روی صفحه  $x-y$  یک دایره است. تصویر این حرکت روی محور  $z$  سیگنال ECG را به دست می‌دهد. در اینجا سعی شده است نقاط مهم سیگنال ECG با بالا و پایین رفتن مناسب روی مسیر حرکت شبیه‌سازی شود. این نقاط مهم یعنی  $P, Q, R, S, T$ ، به ترتیب روی زوایای ثابت،  $\theta_P, \theta_Q, \theta_R, \theta_S, \theta_T$  قرار دارند. شکل الف-۱، مسیر عمومی تولید شده توسط مدل را نشان می‌دهد. معادلات دینامیکی این حرکت می‌تواند به صورت زیر در نظر گرفته شود:

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= \alpha x - \omega y \\ \frac{dy}{dt} &= \alpha y + \omega x \end{aligned} \quad (\text{الف-۱})$$

$$\frac{dz}{dt} = \sum_{i \in \{P, Q, R, S, T\}} \alpha_i \Delta \theta_i \exp\left(\frac{\Delta \theta_i^2}{2b_i^2}\right) - (z - z_0).$$

که در آن،  $x$  و  $y$ ، متغیرهای مسئول تکرار شکل موج،  $z$  بیان‌کننده ولتاژ شبیه‌سازی شده و  $t$  زمان است و رابطه الف-۲ نیز برقرار می‌باشد:

$$\begin{aligned} \theta &= a \tan 2(y, x) \quad (-\pi \leq \theta \leq \pi), \\ \Delta \theta_i &= (\theta - \theta_i) \pmod{2\pi}, \end{aligned} \quad (\text{الف-۲})$$

$$\alpha = 1 - \sqrt{x^2 + y^2}.$$

$\omega$ ، سرعت زاویه‌ای حرکت روی سیکل حدی است. تغییرات خط پایه با در ارتباط قرار دادن  $z_0$  به فرکانس تنفسی  $f_2$ ، مطابق رابطه زیر به دست می‌آید:

$$z_0 = A \sin(2\pi f_2 t) \quad (\text{الف-۳})$$

که در آن،  $A = 15 \text{ mV}$  می‌باشد.

معادلات الف-۱، به روش Runge-Kutta مرتبه چهار با فاصله زمانی ثابت  $\Delta t = 1/f_s$  (فرکانس نمونه‌برداری است)، به صورت عددی قابل حل است. با مشاهده هر قسمت از سیگنال ECG یک فرد سالم، مقادیر  $\theta_i$ ،  $a_i$  و  $b_i$  مطابق جدول الف-۱ به صورت سعی و خطا به دست آمده است.

مسئله مفید بودن مدل را برای انواع گوناگون ECG محدود می‌کند در حالی که در مدل ارائه شده، عناصر به صورت  $\exp(-\theta^2)$  بوده و به راحتی می‌تواند هر بالا و پایین رفتن ECG را مدل کند.

۲- با اینکه با استفاده از این مدل، تقریب بهتری به دست آمد ولی برای هر بالا و پایین رفتن ECG، دو کرنل مورد نیاز است در حالی که، مدل McSharry به یک عنصر نیاز دارد لذا، از نقطه نظر بالا و پایین رفتن متقارن، مدل McSharry ارجحیت دارد. این مطلب برای بالا و پایین رفتن غیرمتقارن ECG نظیر آنچه در ECG غیرطبیعی وجود دارد صحت ندارد.

۳- از آنجایی که در اغلب سیگنال‌های ECG طبیعی یا غیرطبیعی، پنج بالا و پایین رفتن وجود دارد لذا در مدل ارائه شده در این تحقیق، می‌توان همواره از ۱۰  $(2 \times 5)$  نرون شروع کرد و در صورت نیاز، تعداد نرون‌ها را افزایش داد. بررسی‌ها نشان داد استفاده از ۱۵ نرون، جزئیات زیادی از ECG را مدل می‌کند به طوری که، سیگنال خروجی برای مقاصد تشخیصی نیز سودمند خواهد بود. در استفاده از مدل McSharry در حالت‌های ECG غیرطبیعی، تعداد نرون به مراتب بیشتری مورد نیاز می‌باشد.

۴- با توجه به سهولت استفاده از شبکه عصبی می‌توان مدل ارائه شده را برای برخی از سیگنال‌های فیزیولوژیکی دیگر نظیر سیگنال تنفسی یا پالس اکسیمتری به کار برد.

### ۶- نتیجه‌گیری

برای تولید ECG مصنوعی، بعد از به دست آوردن مدلی که بتواند نرخ ضربانات قلب را شبیه‌سازی کند باید مدلی به دست آورد که بتواند شکل سیگنال را ایجاد نماید. در این تحقیق، بر پایه مدل McSharry با استفاده از شبکه عصبی RBF، مدل جدیدی ارائه گردید. بر اساس نتایج شبیه‌سازی‌ها ملاحظه شد مدل ارائه شده قابلیت شبیه‌سازی انواع سیگنال‌های ECG اعم از طبیعی و غیرطبیعی را دارا است. با مقایسه بین دو مدل، برتری نسبی این مدل نسبت به مدل McSharry نشان داده شد.



مسیر حرکت تولید شده توسط معادلات الف-۱ در شکل الف-۱ نشان داده شده است.

متغیر  $z$  در معادلات الف-۱، سیگنال ECG مصنوعی را به دست می‌دهد. شکل الف-۲، یک سیکل از ECG تولید شده توسط مدل را نشان می‌دهد. با در نظر گرفتن مدلی که فواصل RR را به دست می‌دهد مدل کامل تولید سیگنال ECG به دست می‌آید. McSharry و همکاران با در نظر گرفتن طیف توان HRV به صورت رابطه الف-۴ فقط دو اثر RSA و امواج مایر را مد نظر قرار داده‌اند و با اعمال تبدیل فوریه معکوس روی دنباله مختلط با دامنه  $\sqrt{S(f)}$  و یک فاز تصادفی مناسب بین صفر و  $2\pi$ ، سری زمانی فواصل RR را به دست آورده‌اند:

$$S(f) = \frac{\sigma_1^2}{\sqrt{2\pi c_1^2}} \exp\left(-\frac{(f-f_1)^2}{2c_1^2}\right) + \frac{\sigma_2^2}{\sqrt{2\pi c_2^2}} \exp\left(-\frac{(f-f_2)^2}{2c_2^2}\right) \quad (\text{الف-۴})$$

شکل الف-۳، طیف توان HRV متناظر با رابطه الف-۴ را نشان می‌دهد.

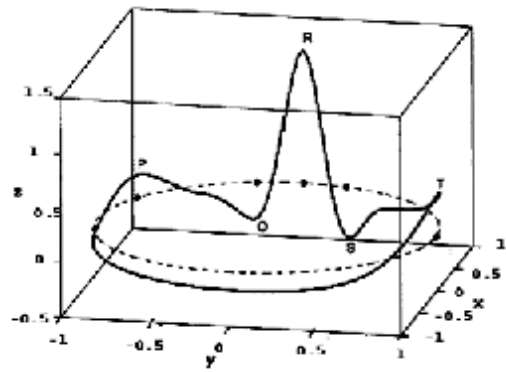
### ضمیمه ب

برای تولید سری زمانی فواصل RR از یک مدل غیرخطی جدید بر پایه مدل IPFM<sup>15</sup> استفاده شد. این مدل از ورودی خود، انتگرال می‌گیرد تا وقتی حاصل انتگرال به یک سطح آستانه‌ای برابر  $Th$  برسد. در این زمان، پالسی به عنوان ضربان قلب در خروجی تولید می‌گردد و همزمان انتگراتور به صفر تنظیم می‌شود. شکل ب-۱، بلوک دیاگرام مدل IPFM را نشان می‌دهد. سطح آستانه  $Th$  را می‌توان با یک توزیع تصادفی گوسی انتخاب کرد.

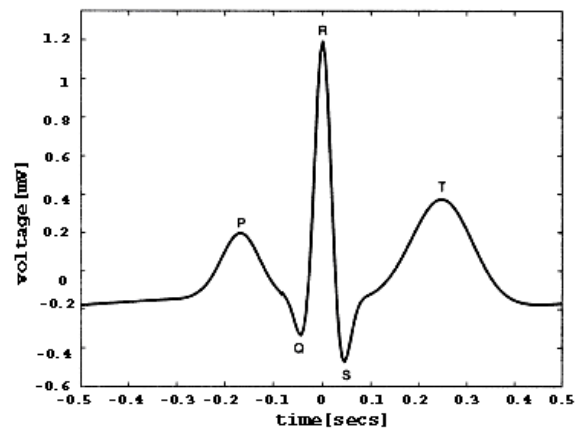
ورودی انتگراتور مجموع دو سیگنال است. یکی  $m(t)$ ، که بیانگر فعالیت اعصاب سمپاتیک و پاراسمپاتیک می‌باشد و دیگری  $m_0$  که به عنوان یک ورودی داخلی برای گره SA در نظر گرفته می‌شود. هنگامی که  $m(t)$  برابر صفر باشد، پالس‌های تولید شده دارای فرکانسی متناسب با  $m_0$  خواهد بود. البته بایستی توجه کرد که  $m(t) + m_0$  باید همواره مثبت باشد. خروجی IPFM یعنی  $s(t)$  را می‌توان به صورت زیر نوشت:

جدول الف-۱- مقادیر پارامترها در معادلات الف-۱

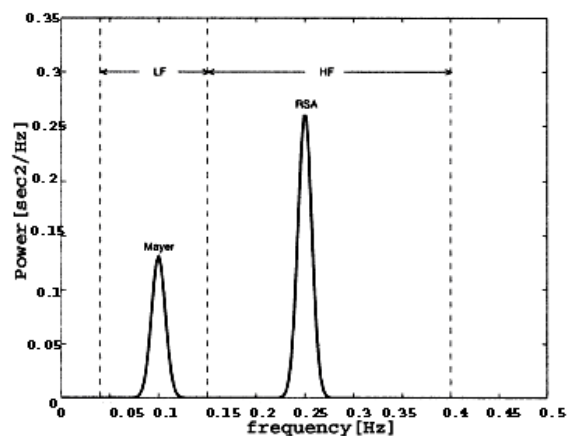
Index (i)	P	Q	R	S	T
Time (sec)	-۰/۲	-۰/۰۵	۰	۰/۰۵	۰/۳
$\theta_i$ (rad)	$-\pi/3$	$-\pi/12$	۰	$\pi/12$	$\pi/2$
$a_i$	۱/۲	-۵/۰	۳۰/۰	-۷/۵	۰/۷۵
$b_i$	۰/۲۵	۰/۱	۰/۱	۰/۱	۰/۴



شکل الف-۱- مسیر حرکت نمونه تولید شده توسط مدل McSharry



شکل الف-۲- یک سیکل از ECG مصنوعی تولید شده توسط معادلات الف-۱



شکل الف-۳- طیف توان HRV متناظر با رابطه الف-۴

<sup>15</sup>Integral pulse frequency modulator

۵- اعتقاد بر آن است که عنصر VLF ناشی از تنظیم فلوی خون برای ثبات درجه حرارت است و توسط سیستم عصبی سمپاتیک ایجاد می‌گردد.

۶- تنظیم عصبی گردش خون به طور اساسی توسط بالانس بین فعالیت‌های سمپاتیک و پاراسمپاتیک به دست می‌آید. در اغلب شرایط فیزیولوژیکی، فعالیت یکی از آن دو، با کاهش فعالیت دیگری همراه می‌شود. در اینجا فرض شده است فعالیت‌های سمپاتیک و پاراسمپاتیک اثر کاهشی بر یکدیگر را بعد از رسیدن به یک حد آستانه بروز می‌دهند.

۷- بالانس سمپاتو-واگال تحت تأثیر عوامل متعددی از قبیل دستگاه عصبی، مکانیسم‌های رفلکسی جانبی کاهنده با مشخصه‌های فیدبک منفی و مکانیسم‌های رفلکسی جانبی تحریک‌کننده با مشخصه‌های فیدبک مثبت قرار دارد، اما در اینجا با استفاده از ضرایب کوپلینگ (بدون در نظر گرفتن این فیدبک‌ها) این بالانس به طور خارجی کنترل شده است.

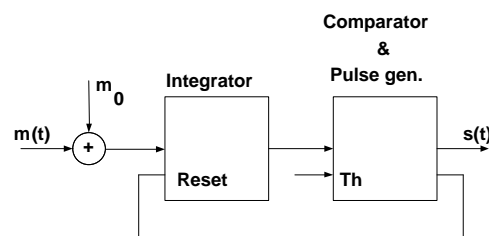
معادلات دیفرانسیل ب-۲ را در نظر بگیرید. در اینجا  $x_1$ ،  $x_2$ ،  $y_1$  و  $y_2$ ، به ترتیب متغیرهای حالت‌های مجازی سطوح فعالیت قسمت‌های سمپاتیک و پاراسمپاتیک می‌باشند. متغیر حالت مجازی داخلی برای گره SA با  $z$  معرفی شده است.  $\omega_1$ ، سرعت زاویه‌ای متناظر با سیستم تنظیم فلوی خون برای تثبیت درجه حرارت و  $\omega_2$ ، متناظر با قسمت وازوموتوری حلقه رفلکسی فشار است که در هر دو قسمت سمپاتیک و پاراسمپاتیک به کار گرفته شده است.  $\omega_3$ ، سرعت زاویه‌ای وابسته به تنفس و  $\omega_4$ ، سرعت زاویه‌ای متناظر با تغییرات داخلی گره SA است.  $t_1$  و  $t_2$ ، حدود آستانه برای اعمال اثر متقابل سیستم سمپاتیک و پاراسمپاتیک بر روی یکدیگر می‌باشد.  $\alpha$  و  $\beta$  پارامترهایی هستند که میزان قوت این اثر متقابل را تعیین می‌کنند. در معادلات ب-۲ منظور از  $\text{sgn}$  همان تابع علامت است.

$$\frac{d^2 x_1}{dt^2} = -\omega_1^2 (x_1 + \alpha(\text{sgn}(y_1 + y_2 - t_2) + 1))$$

$$\frac{d^2 x_2}{dt^2} = -\omega_2^2 (x_2 + \alpha(\text{sgn}(y_1 + y_2 - t_2) + 1))$$

$$\frac{d^2 y_1}{dt^2} = -\omega_2^2 (y_1 + \beta(\text{sgn}(x_1 + x_2 - t_1) + 1))$$

$$\frac{d^2 y_2}{dt^2} = -\omega_3^2 (y_2 + \beta(\text{sgn}(x_1 + x_2 - t_1) + 1))$$



شکل ب-۱- بلوک دیاگرام مدل IPFM

$$s(t) = \sum_k \delta(t - t_k) \quad (ب-۱)$$

$$Th = \int_{t_k}^{t_{k+1}} (m_0 + m(t)) dt$$

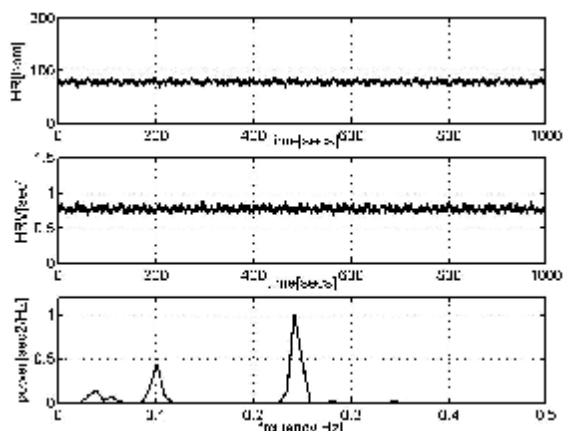
زمان‌بندی پالس‌ها در  $s(t)$  می‌تواند زمان‌های موج  $R$  در نظر گرفته شود. این مدل بر فرض‌های زیر استوار است:

۱- هر یک از عوامل کنترل ضربان قلب به منزله یک نوسانگر سینوسی است.

۲- اگر هیچ فعالیت سمپاتیک و پاراسمپاتیک وجود نداشته باشد، گره سینوسی دهلیزی (SA) دارای نوساناتی بین ۱۰۰ تا ۱۲۰ ضربان در دقیقه خواهد بود.

۳- یکی از مهمترین عوامل تغییر در HRV، اثر RSA است. اعتقاد بر این است که اثر آن توسط فعالیت عصبی Vagal-cardiac اعمال می‌گردد. این عامل، عنصر HF در طیف توان HRV را تولید می‌کند. نرخ ضربان قلب در هنگام دم، افزایش و در هنگام بازدم، کاهش می‌یابد و قوت این پاسخ بستگی به میزان و عمق تنفس دارد. به خاطر پاسخ لخت سیستم سمپاتیک و رفتار شبیه فیلتر پایین‌گذر آن، در این تحقیق، اثر تنفس فقط در مورد سیستم پاراسمپاتیک لحاظ شده است ( $\omega_3$  وابسته به فرکانس تنفس است).

۴- عنصر LF که در حوالی ۰/۱ Hz واقع می‌گردد به علت نوسانات خود به خودی در قسمت وازوموتوری از حلقه رفلکس فشار ایجاد می‌گردد. این نوسانات به دلیل وجود فیدبک منفی در این رفلکس تولید می‌شود. این تغییرات همزمان با تغییرات فشار خون می‌باشد که به نام، امواج مایر شناخته می‌شود. تغییرات فوق با بلوک کردن هر دو قسمت سمپاتیک و پاراسمپاتیک کاهش می‌یابد، بنابراین، هر دو قسمت سمپاتیک و پاراسمپاتیک در بروز آن دخالت دارند.



شکل ب-۳

از بالا به پایین: نرخ ضربان قلب، HRV (فواصل RR) و طیف توان HRV شبیه‌سازی شده یک انسان سالم

به بیماری‌های وابسته به سیستم تنظیم خودکار نرخ ضربان قلب را شبیه‌سازی کرد [۹].

مراجع

- [1] Jafarnia-Dabanloo N, McLernon DC, Ayatollahi A, Johari-Majd V; A nonlinear signal processing approach to model heart rate variability; ISSPIT2004 conference proceeding 2004: 64-67.
- [2] McSharry PE, Clifford G, Tarassenko L, Smith LA; A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals; IEEE Trans Biomed Eng 2003; 50(3): 289-294.
- [3] Malik M, Camm AJ; Heart Rate Variability; USA Futura Publication Comp; 1995.
- [4] Huang TC, Ramaekers D, Lin J, De Geest H, Aubert A E; Analysis of heart rate variability using power spectral analysis and nonlinear dynamics; Computers in Cardiology 1994: 569-572.
- [5] Haque MA; Investigation of the nonlinearity in the heart rate dynamics; Medical Engineering and Physics 2001; 23(2): 111-115.
- [6] Narayana DD, Krishan SM, Srinivasan NA; A dynamic nonlinear time domain model for reconstruction and compression of cardiovascular signals with application to medicine; Computers in Biology and Medicine 2003; 33(1): 45-63.
- [7] Bezerianos A, Papadimitriou S, Alexopoulos D; Radial basis function neural networks for the characterization of heart rate variability dynamics; Artificial Intelligence in Medicine 1999; 15: 215-234.
- [8] Davey P; A new physiological method for heart rate correction of the QT interval; Heart (on line) 1999; 82: 183-186.
- [9] McLernon DC, Jafarnia-Dabanloo N, Ayatollahi A, Johari-Majd V; A new nonlinear model for generating RR tachograms; Computer in Cardiology, conference proceeding 2004: 481-484.
- [10] Park J, Sandberg JW; Universal approximation using radial basis functions network; Neural Computation 1991; 3: 246-257.

$$\frac{d^2z}{dt^2} = -\omega_4^2 z \tag{ب-۲}$$

در این مرحله می‌توان خروجی‌های تولید شده توسط رابطه ب-۲ را مطابق معادلات ب-۳ با هم ترکیب کرده و به مدل IPFM اعمال نمود:

$$m(t) = k_1(x_1(t)+1) + k_2(x_2(t)+1) - k_3(y_1(t)+1) - k_4(y_2(t)+1),$$

$$m_0 = k_5(k_6z+1), \tag{ب-۳}$$

$$\int_{t_k}^{t_{k+1}} (m_0 + m(t)) dt = Th$$

$$s(t) = \sum_k \delta(t - t_k)$$

در رابطه ب-۳، ضربانات شبیه‌سازی شده قلب را نشان می‌دهد. در شکل ب-۲، بلوک دیاگرام مدل ارائه شده قابل مشاهده است.

با توجه به پیش فرض‌های مطرح شده و اطلاعات به دست آمده از مشخصه HRV واقعی و همچنین آزمایش‌های سعی و خطا، مقادیر زیر جهت پارامترها انتخاب گردید:

$$t_1 = 0.0000, t_2 = 0.0000$$

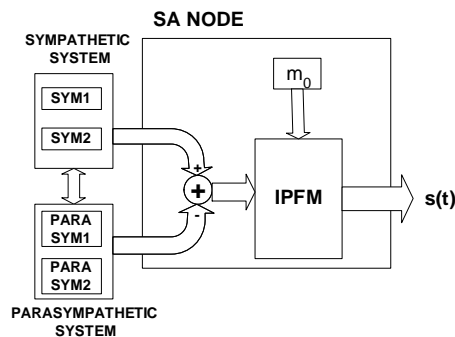
$$\alpha = 0.5000, \beta = 0.5000$$

$$\omega_1 = 0.2236, \omega_2 = 0.4123, \omega_3 = 1.0000, \omega_4 = 0.4123$$

$$k_1 = 0.0200, k_2 = 0.0700, k_3 = 0.0800, k_4 = 0.0200,$$

$$k_5 = 1.3150, k_6 = 1.0000. \tag{ب-۴}$$

با شبیه‌سازی کامپیوتری زمان گسسته معادلات ب-۲ و ب-۳ مربوط به مدل ارائه شده در شکل ب-۲، سری زمانی مربوط به HRV مصنوعی به دست می‌آید. شکل ب-۳، HRV شبیه‌سازی شده برای یک انسان سالم را ارائه می‌دهد. در این شبیه‌سازی، متوسط ضربان قلب، ۷۸ bpm به دست آمد. با تغییر پارامترهای  $k_1$  تا  $k_6$  می‌توان HRV مربوط



شکل ب-۲: بلوک دیاگرام مدل ارائه شده برای تولید HRV به کمک IPFM