

## مطالعه مقایسه‌ای روش‌های ایجاد سیگنال ساختگی الکتروانسفالوگرام: قابلیت‌ها و محدودیت‌ها

مژگان مصدري<sup>۱\*</sup>، علی مالکی<sup>۲</sup>

گروه مهندسی پزشکی دانشگاه سمنان  
m.masdari@semnan.ac.ir, amaleki@semnan.ac.ir

چکیده - ثبت و جمع‌آوری داده‌های بیولوژیکی واقعی نیازمند صرف زمان و هزینه‌ی زیاد و کاری بس دشوار است. همچنین پدیده‌های نامطلوبی نظیر نویزها و آرتیفکت‌ها نیز در آنها اجتناب‌ناپذیر است. از این رو، در برخی پژوهش‌ها بهتر است از سیگنال‌های ساختگی استفاده شود تا مزیت امکان تغییرات مطلوب در پارامترهای دادگان فراهم گردد. بدین منظور لازم است سیگنال شبیه‌سازی شده به سیگنال بیولوژیکی شباهت زیادی داشته باشد. در این مقاله، ابتدا به توصیف و پیاده‌سازی روش‌های مختلف ایجاد سیگنال ساختگی الکتروانسفالوگرام شامل روش‌های یانگ، وایراشتراس، وینر و رانکین پرداخته شده است. سپس با ارزیابی این سیگنال‌های ساختگی در قیاس با سیگنال واقعی در حوزه‌های زمان و فرکانس، به جمع‌بندی نقاط ضعف و قوت هر روش و کارآیی هر کدام پرداخته شده است. بر این اساس روش رانکین قادر بوده است سیگنال ساختگی الکتروانسفالوگرام را به شیوه‌ای کارآمدتر و با همبستگی طیفی ۰/۷۹ ایجاد نماید.

کلید واژه- سیگنال ساختگی الکتروانسفالوگرام، روش یانگ، مدل وایراشتراس، مدل وینر و روش رانکین.

است تا از سیگنال‌های ساختگی به عنوان یک مرحله موقت استفاده کنیم. مزیت دیگر ایجاد سیگنال‌های ساختگی این است که می‌توان الگوهای طبیعی و غیرطبیعی یک سیگنال بیولوژیکی را با تغییر پارامترهای مربوط به سیگنال ساختگی ایجاد کرد و این مقادیر را به نحوی تنظیم نمود تا سیگنال برای ارزیابی الگوریتم مورد نظر مناسب باشد [۲]. ایجاد نمونه‌ی ساختگی دیگر سیگنال‌های بیولوژیکی مانند سیگنال‌های الکترومایوگرام و الکتروکاردیوگرام نیز گاهی ضروری است و در پژوهش‌ها به آن پرداخته شده است.

در این راستا، صیادی و همکاران [۳] یک فضای حالت مبتنی بر موج گاوسی برای مدل کردن دینامیک زمانی سیگنال الکتروکاردیوگرام توصیف کرده‌اند. این مدل، از متغیرهای حالت جداگانه برای هر موج مشخص مثل P، QRS و T استفاده کرده و قادر به تولید امواج ساختگی منحصر به فرد، به خوبی سیگنال‌های ECG واقعی است و بنابراین برای تولید آریتمی‌ها مناسب است. سلکا و همکارش [۴] ساختاری غیرخطی و غیر ایستاد به نام مدل موازی وینر را ارائه کرده‌اند. این مدل دارای دو قسمت بوده که این دو قسمت در یک ساختار موازی با هم ترکیب شده‌اند تا یک سیگنال EEG به همراه پیک‌های تشنجی ساخته شود. اعتبارسنجی این مدل با استفاده از فاصله آنتروپی مبتنی بر زمان-فرکانس انجام شده است. آنان در پژوهشی دیگر [۵] نیز از مدل وینر به منظور تشخیص تشنج در نوزادان استفاده کرده‌اند.

### ۱- مقدمه

الگوریتم‌های جدید برای پردازش سیگنال از ویژگی‌های مکانی و زمانی سیگنال‌ها به منظور تشخیص، طبقه‌بندی و تعیین موقعیت بهره‌برداری می‌کنند [۱]. این الگوریتم‌ها ممکن است به نویز ساختاریافته که ناشی از عملکرد نادرست تجهیزات و عوامل مزاحم بیرونی است، خیلی حساس باشند که در نتیجه موجب پردازش نادرست سیگنال‌ها می‌شود. از طرفی آزمایش بر روی الگوریتم‌های پردازش سیگنال در آزمایشگاه با مجموعه‌های ساده‌ای از داده‌ها مثل نویز سفید غیرنوسانی، نویز سفید ناهمبسته‌ی فضایی و سیگنال‌های غیر نوسانی و به طور کامل منسجم (perfectly coherent) رایج است. با اینکه این نوع از داده‌ها در تعیین برخی از جنبه‌های مربوط به عملکرد الگوریتم‌های پردازش سیگنال ارزشمند هستند اما قادر به ارائه اطلاعات روی عملکردی که مورد انتظار می‌باشد، نیستند. از سوی دیگر، درحالی‌که داده‌های اندازه‌گیری شده مانند داده‌های الکتروانسفالوگرام (EEG) واقعی به صورت معمول جهت ارزیابی الگوریتم‌های مختلف استفاده می‌شوند، اما این داده‌ها دانش کاملی از محتوای داده‌ی EEG ندارند و در نتیجه نمی‌توان به صورت کامل داده‌ای تحت کنترل جمع‌آوری کرد. همچنین به دست آوردن داده‌ی واقعی اغلب پرهزینه بوده، ایجاد پایگاه داده جامع تا حد زیادی غیرعملی هستند و امکان وقایع ناشناخته در این داده‌ها وجود دارد. پس لازم

جدول ۱. سیگنال ساختگی توسط توابع مختلف کسینوسی [۱۲].

Epoch 1	$3.5 \cos(2\pi t) + 4.5 \cos(6\pi t)$
Epoch 2	$3.5 \cos(3\pi t) + 5.5 \cos(10\pi t)$
Epoch 3	$4.5 \cos(2\pi t) + 5.5 \cos(8\pi t)$
Epoch 4	$3 \cos(2\pi t) + 7 \cos(6\pi t) + 2 \cos(7\pi t)$
Epoch 5	$4 \cos(2\pi t) + 5 \cos(10\pi t)$
Epoch 6	$4 \cos(3\pi t) + 7.5 \cos(9\pi t)$
Epoch 7	$2 \cos(4\pi t) + 7 \cos(8\pi t) + 3 \cos(3\pi t)$

این روش ایجاد سیگنال ساختگی که برای کاربرد تقسیم‌بندی سیگنال به قطعات ایستان توسعه داده شده است [۱۲] نسبت به دیگر روش‌ها ضعیف‌تر بوده و مناسب نمی‌باشد. در این مقاله به پیاده‌سازی و ارزیابی پنج روش کارآمد ایجاد سیگنال ساختگی الکتروانسفالوگرام شامل روش‌های یانگ، وایراشتراس، وینر و رانکین پرداخته شده است.

## ۲- روش‌ها

کارآمدترین روش‌های ایجاد سیگنال ساختگی الکتروانسفالوگرام که تا کنون در پژوهش‌های مختلف ارائه و استفاده شده‌اند روش‌های یانگ، وایراشتراس، وینر و رانکین می‌باشند که در این قسمت به معرفی و توصیف هر کدام از این روش‌ها خواهیم پرداخت.

### ۲-۱- مدل یانگ

یانگ و همکارانش از سیگنال‌های ساختگی برای تشخیص نوسانات همزمان شده در الکتروانسفالوگرام استفاده کرده‌اند [۱۳]. در سیگنال EEG ساختگی مدل یانگ، هر اپاک (epoch) از ترکیب خطی ۵۰ سیگنال سینوسی با مقادیر فاز و فرکانس تصادفی مختلف حاصل می‌گردد. این موضوع در رابطه (۱) نشان داده شده است که در آن  $A_n$ ،  $\varphi_n$  و  $\omega_n$  به ترتیب نشانگر دامنه، فاز و فرکانس سیگنال سینوسی n ام است.

$$X(t) = \sum_{n=0}^{50} A_n \sin(\omega_n t + \varphi_n) \quad (1)$$

مقادیر فرکانس به طور تصادفی در محدوده‌ی ۰/۱ تا ۱۲۵ هرتز و مقادیر فاز نیز تصادفی بین صفر و  $2\pi$  انتخاب می‌گردند. دامنه‌ی هر کدام از سینوسی‌ها نیز برای تطابق طیف توان سیگنال ساختگی با الگوی طیف توان سیگنال EEG واقعی تنظیم می‌شود.

### ۲-۲- مدل وایراشتراس

داده‌ی ساختگی که توسط استلر برای مقایسه‌ی الگوریتم‌های بُعد فراکتال استفاده شده، مبتنی بر تابع وایراشتراس است [۱۴]. تابع

رانکین و همکارانش [۶] یک مدل برای سیگنال EEG نوزاد براساس طیف توان کوتاه مدت مبتنی بر قانون توان متغیر با زمان که دارای ویژگی غیر ایستان است ارائه کرده‌اند. آنها برای مقایسه‌ی سیگنال ساختگی با داده‌ی EEG واقعی از معیار ضریب همبستگی استفاده کرده‌اند و نشان داده‌اند مدل آنها در مقایسه با مدل وینر، دارای میانگین همبستگی بیشتر و انحراف معیار کمتری در ۳ حوزه‌ی زمان، فرکانس و زمان-فرکانس است. رانکین و همکارانش در پژوهشی دیگر [۷] به منظور بررسی‌های اولیه اندازه‌گیری پیچیدگی ساختاری نسبی (RSC) سیگنال EEG نوزاد از سیگنال ساختگی پیشنهادی خود [۶] استفاده کرده و نتیجه را با تحلیل RSC سیگنال واقعی مقایسه کرده‌اند. همچنین حسن‌پور و همکارانش [۸] از این مدل به منظور تشخیص اسپایک‌های EEG از نظر وضوح و مقاوم بودن در برابر نویز استفاده کرده‌اند.

سودیپتا و همکارش [۹] به منظور بررسی اثر روش عملگر انرژی غیرخطی برای تشخیص اسپایک، از مدل ساختگی سیگنال EEG استفاده کردند. این سیگنال ساختگی توسط توابع سینوسی با فازها و فرکانس‌های مختلف ایجاد شده است.

رانکین و همکارانش [۲] به علت سختی‌های مربوط به دریافت و ثبت سیگنال EEG، از داده‌ی ساختگی مبتنی بر بُعد فراکتال استفاده کرده‌اند تا الگوریتم‌های تشخیص تشنج و روش‌های خودکار تشخیص اسپایک را مورد مطالعه قرار دهند.

پارامانتن و همکارش [۱۰] به منظور کاربرد تئوری فراکتال در تجزیه‌تحلیل سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام از داده‌ی ساختگی استفاده کردند که این داده‌ی ساختگی از تابع وایراشتراس ساخته شده بود و با بُعد فراکتال ارتباط پیدا می‌کرد.

مارک و همکارانش در [۱۱] مدل دیگری برای سیگنال ساختگی ارائه کردند. این مدل از ورودی نویز سفید گوسی مشتق شده است. این مدل در واقع یک مدل محلی بوده و به منظور تشخیص تشنج مورد استفاده قرار گرفته است. در سال‌های بعد این مدل گسترش پیدا کرده و مدل وینر تکمیل شده‌ی این ساختار است.

آذرباد و همکارانش [۱۲] با تاکید بر کاربردهای تقسیم‌بندی سیگنال EEG به قطعات ایستان (مثلاً تقسیم‌بندی الکتروانسفالوگرام بیمار صرعی به قطعات preictal، ictal و postictal)، از سیگنال ساختگی که دارای کسینوس‌های با فاز و فرکانس مختلف بوده، استفاده کرده‌اند و با روش تبدیل هیلبرت، سیگنال ساختگی مربوطه را قطعه‌بندی کرده و با الگوریتم WGLR مقایسه کرده‌اند. توابع کسینوسی به صورت جدول ۱ می‌باشند که در کنار هم قرار می‌گیرند.

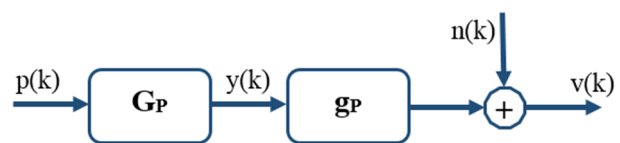
وایراشتراس که در رابطه ۲ نشان داده شده است در تمام نقاط پیوسته است ولی در هیچ نقطه‌ای مشتق پذیر نیست [۱۵].

$$W(t) = \sum_{n=0}^{\infty} \omega^{-nH} \cos(\omega^n t) \quad (2)$$

در رابطه ۲،  $\omega > 1$  می‌باشد. پارامترهای قابل تغییر، فرکانس و بُعد هاسدورف (Hausdorff dimension) می‌باشند که به ترتیب با  $\omega$  و  $H$  نشان داده شده است. تغییر  $\omega$  امکان ایجاد توابع مختلف را فراهم کرده و پارامتر  $H$ ، ویژگی فراکتالی را به سیگنال اضافه می‌کند و با افزایش این پارامتر برای یک  $\omega$  خاص دیگر حالت فراکتالی را نخواهیم دید و سیگنال هموارتر می‌شود.

### ۲-۳ مدل وینر

این روش تخمینی از یک مدل غیرخطی براساس ساختار وینر می‌باشد [۴]. ساختاری که مربوط به ایجاد سیگنال ساختگی EEG است در شکل ۱ قرار داده شده است که شامل یک فیلتر ARMA با تابع انتقال  $G_p$  است که توسط نویز سفید گوسی  $p(k)$  تحریک شده و به دنبال آن تابع غیرخطی  $g_p$  قرار دارد.



شکل ۱. مدل غیرخطی سیگنال ساختگی EEG (برگرفته از مرجع [۴])

مجموع خروجی این تابع غیرخطی و  $n(k)$  سیگنال خروجی  $v(k)$  که نشانگر EEG ساختگی است را می‌دهد. رابطه ۳ نشانگر این موضوع می‌باشد.

$$v(k) = g_p \left( \sum_{i=0}^{\infty} q_p(i) p(k-i) \right) + n(k) \quad (3)$$

که در این رابطه،  $q_p(i)$  دارای تبدیل  $z$ ،  $G_p(z) = H_1(z)/H_2(z)$  است که همان فیلتر ARMA می‌باشد. روش‌های شناسایی مدل ARMA به طور گسترده در [۱۶] شرح داده شده است و در میان آن‌ها، غالباً روش‌های تکرارشونده براساس مدل خطای پیش‌بینی و بهینه‌سازی غیرخطی مورد استفاده قرار می‌گیرند. مرتبه‌های چندجمله‌ای صورت و مخرج فیلتر به ترتیب  $N$  و  $D$  می‌باشند که مقدار مناسب آن مطابق با [۱۷] و [۱۸] برابر ۱۰ در نظر گرفته شده است. استخراج ضرایب مدل ARMA بر مبنای مقادیر میانگین تعیین شده در [۴] و با استفاده از نرم‌افزار webplotdigitizer انجام گرفت.  $p(k-i)$  سیگنال تاخیر یافته‌ی ورودی نویز سفید است.  $n(k)$  نویز سفید گوسی با میانگین صفر و واریانس  $\sigma_n^2$  می‌باشد. میانگین  $v(k)$  به مقدار صفر تنظیم شده

و واریانس آن به مقدار واحد نرمالیزه شده است. تابع غیرخطی  $g_p$ ، تابع شکل‌دهی (shaping function) است چون اجازه‌ی تولید سیگنال‌های غیرگوسی را می‌دهد و تابع چگالی احتمال سیگنال را شکل می‌دهد. تخمین پارامترهای تابع شکل‌دهی با استفاده از روش حداقل مربعات و الگوریتم Levenberg-Marquardt انجام شده است و تابع غیرخطی  $g_p$  به صورت رابطه ۴ به دست آمده است [۴].

$$g_p(x) = \beta_{p0} + \beta_{p1}x + \beta_{p2}x^2 + \beta_{p3}x^3 \quad (4)$$

مقادیر  $\beta_p$  ها مطابق با مقدار میانگین مقادیر تخمین زده شده در جدول ۲ قرار داده می‌شود. با استفاده از سیگنال EEG واقعی نوزاد، تخمین پارامترهای  $\beta_{pi}$  روی ۱۵۵ قطعه از سیگنال EEG که هر کدام از آن‌ها دارای ۱۰۱۴ نمونه است انجام شده است. فرکانس نمونه‌برداری ۴۰ هرتز در نظر گرفته شده و مدت زمان هر قطعه ۲۵/۶ ثانیه بوده است.

جدول ۲. مقادیر  $\beta_{pi}$  تخمین زده شده (برگرفته از مرجع [۴])

پارامترها	$\hat{\beta}_{p0}$	$\hat{\beta}_{p1}$	$\hat{\beta}_{p2}$	$\hat{\beta}_{p3}$
مقادیر میانگین	۰/۰۱۴	۰/۷۶	-۰/۰۲	۰/۰۷۱
مقادیر بیشینه	۰/۰۱۶	۰/۸۷	-۰/۰۰۲	۰/۱۲
مقادیر کمینه	۰/۰۱۳	۰/۶۰	-۰/۰۳۹	۰/۰۳۹

### ۲-۴ مدل رانکین

رانکین [۶] مدلی برای سیگنال ساختگی EEG پیشنهاد نموده که یک سیگنال نامنظم است و با استفاده از طیف توان به صورت گسترده تجزیه تحلیل می‌شود. در واقع طیف توان سیگنال EEG تقریباً قانون توان به فرم رابطه‌ی ۵ را دنبال می‌کند. با افزایش مقدار  $f$  که نشان دهنده‌ی فرکانس است، طیف توان کاهش پیدا می‌کند.

$$S(f) \approx \frac{c}{|f|^\gamma} \quad (5)$$

با توجه به رابطه ۵،  $c$  یک ثابت،  $f$  فرکانس و  $\gamma$  نمای قانون توان می‌باشند. این رفتار طیفی که نشانگر قانون  $1/f$  است، پایه و اساس مدل پیشنهادی می‌باشد. به منظور نشان دادن ویژگی غیرایستاد بودن در سیگنال EEG ساختگی، از پارامتر  $\gamma_n$  متمایز در هر ایپاک استفاده می‌شود که اندیس  $n$  شماره‌ی مربوط به ایپاک می‌باشد. در نهایت ایپاک‌ها را در کنار هم قرار داده تا سیگنال EEG ساخته شود. رابطه‌ی ۶ طیف توان مربوط به ایپاک  $n$  ام را که مدت زمان  $T$  ثانیه می‌باشد، نشان می‌دهد. این مدل فرض می‌کند که سیگنال برای دوره‌ی زمانی  $T$  شبه ایستاد است یعنی مقدار  $\gamma_n$  در طول زمانی یک ایپاک مقداری ثابت دارد اما در

ایپاک‌های دیگر تغییر پیدا می‌کند.

$$S_n(f) = \frac{c}{|f|^{\gamma_n}} \quad (6)$$

در رابطه ۶،  $S_n(f)$  طیف توان ایپاک  $n$  ام با طول زمان  $T$  ثانیه،  $c$  مقداری ثابت،  $f$  فرکانس و  $\gamma_n$  نمای قانون توان می‌باشد. شبیه‌سازی سیگنال EEG ساختگی توسط رابطه‌ی ۶ نیازمند بازنمایی در حوزه‌ی زمان می‌باشد. می‌توان طیف توان  $S_n(f)$  را به صورت رابطه ۷ بیان کرد که نشانگر ارتباط بین تبدیل فوریه و طیف توان است.  $X_n(f)$  تبدیل فوریه سیگنال  $x_n(t)$  مربوط به ایپاک  $n$  ام است و  $\theta_n(f)$  طیف فاز است که به صورت تصادفی انتخاب می‌شود.

$$S_n(f) = \frac{c}{|f|^{\gamma_n}} = X_n(f)X_n^*(f) \quad (7)$$

$$= \frac{\sqrt{c}}{|f|^{\gamma_n/2}} e^{j\theta_n(f)} \cdot \frac{\sqrt{c}}{|f|^{\gamma_n/2}} e^{-j\theta_n(f)}$$

ایپاک  $n$  ام سیگنال ساختگی در حوزه زمان که با  $x_n(t)$  نشان داده می‌شود با استفاده از وارون تبدیل فوریه  $X_n(f)$  طبق رابطه ۸ به دست می‌آید.

$$x_n(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X_n(f) e^{j2\pi ft} df \quad (8)$$

با توجه به این که طیف توان سیگنال EEG واقعی دارای نوسانات تصادفی اطراف قانون توان است به منظور شبیه‌سازی این ویژگی، ساب‌ایپاک‌هایی (subepoch) با همان نمایی قانون توان ( $\gamma_n$ ) اما با فازی متفاوت با طیف فاز تصادفی،  $\theta_{n,l}(f)$ ، ایجاد کرده و این ساب‌ایپاک‌ها را با هم جمع کرده تا یک ایپاک شکل گیرد. مدل ساختگی کلی توسط مجموع ۱۵ ساب‌ایپاک ایجاد می‌شود تا یک ایپاک از سیگنال ساختگی EEG را طبق رابطه‌ی ۹ بسازد.

$$y_n(t) = \sum_{l=1}^{15} x_{(n,l)}(t) \quad (9)$$

با توجه به رابطه ۹،  $y_n(t)$  بازنمایی زمانی سیگنال ساختگی EEG برای اپک  $n$  ام می‌باشد. برای توزیع  $\gamma_n$  و  $\theta_n(f)$  از تجزیه‌تحلیل سیگنال EEG واقعی استفاده می‌شود.

به منظور برآورد پارامتر  $\gamma_n$  مدل رانکین از تخمین بُعد فراکتال استفاده شده است. در واقع بُعد فراکتال یک اندازه‌گیری غیرخطی است که برای توصیف درجه‌ی پیچیدگی سیگنال‌های نامنظم استفاده می‌شود [۱۹]. بُعد فراکتال با  $\gamma_n$  دارای ارتباط خطی به صورت رابطه ۱۰ می‌باشد.

$$FD = \frac{5 - \gamma_n}{2} \quad (10)$$

یک روش تخمین بُعد فراکتال توسط هیگچی [۲۰-۲۱] استفاده از دوره‌های زمانی کوتاه می‌باشد. این روش برای سیگنال‌های غیرایستاد مانند EEG که می‌تواند به دوره‌های کوتاه شبه ایستاد

تقسیم بندی شود، مناسب است. برای سیگنال‌های فراکتال با در نظر گرفتن ویژگی شبه ایستاد، طول سیگنال باید حداکثر دو برابر دوره‌ی زمانی مربوط به کمترین مولفه‌ی فرکانسی سیگنال واقعی باشد [۲۲]. در نتیجه به منظور انتخاب یک دوره‌ی شبه ایستاد در سیگنال ساختگی EEG، سیگنال EEG واقعی به ایپاک‌های ۴ ثانیه‌ای تقسیم‌بندی شده است. سپس مقدار  $FD$  برای هر ایپاک به صورت تصادفی مطابق با یک توزیع نرمال با میانگین ۱/۵۲۵ و انحراف معیار استاندارد ۰/۱ انتخاب گردیده است [۲]. طیف فاز،  $\theta_n(f)$  نیز برای فرآیندهای  $1/f$  غالباً یک روند تصادفی با توزیع یکنواخت فرض می‌شود. بر این اساس، مقدار آن را به صورت تصادفی بین  $[0 \ 2\pi]$  در نظر می‌گیریم و مقدار آن برای هر زیرایپاک تغییر پیدا می‌کند.

## ۲-۵- پایگاه داده‌ی سیگنال EEG واقعی

داده‌ی EEG استفاده شده در این مقاله از پایگاه دادگان مسابقات برداشته شده است که در مرکز تحقیقات Graz در اتریش ثبت شده است [۲۳]. این پایگاه دادگان شامل ثبت‌هایی از ۲۲ الکتروود Ag/AgCl است که مطابق استاندارد ۲۰-۱۰ روی سر چیده شده‌اند. فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۰ هرتز بوده است و سیگنال با فیلتر میان‌گذر ۰/۵ تا ۱۰۰ هرتز، فیلتر شده است. همچنین به منظور حذف نویز خط از یک فیلتر notch استفاده شده است. برای هر سوژه دو جلسه ثبت در دو روز مختلف انجام شده است که هر جلسه شامل ۶ اجرا (run) و هر اجرا شامل ۴۸ آزمون (trial) بوده است. این پایگاه دادگان شامل ثبت از ۹ سوژه است.

## ۲-۶- معیارهای ارزیابی مدل‌ها

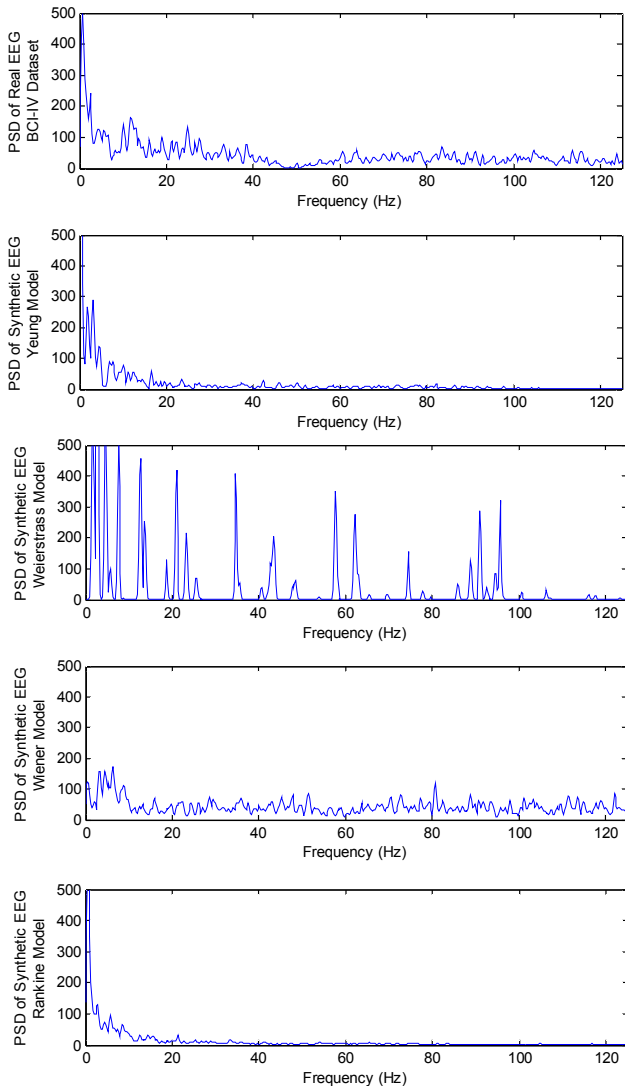
ابتدا سیگنال‌های زمانی، طیف فرکانسی تعیین شده توسط روش welch را برای سیگنال ساختگی هر کدام از روش‌ها به همراه ترسیمه‌های متناظر سیگنال واقعی رسم می‌کنیم تا مقایسه‌ای کیفی انجام گردد.

معیار دیگری که برای مقایسه‌ی کمی سیگنال‌های ساختگی با سیگنال واقعی قابل استفاده است ضریب همبستگی ( $\rho$ ) می‌باشد. این ضریب همبستگی در حوزه‌های زمان و فرکانس محاسبه می‌شود. ضریب همبستگی به صورت رابطه ۱۱ می‌باشد.

$$\rho = \frac{N \sum x(r)y(r) - \sum x(r) \sum y(r)}{DEN_1 \times DEN_2} \quad (11)$$

$$DEN_1 = \sqrt{N \sum x^2(r) - \left(\sum x(r)\right)^2}$$

برای مقایسه‌ی مدل‌ها در حوزه‌ی فرکانس، طیف فرکانسی سیگنال‌های ساختگی به همراه سیگنال واقعی EEG در شکل ۳ رسم شده است.



شکل ۳. سیگنال واقعی و سیگنال‌های ساختگی در حوزه فرکانس.

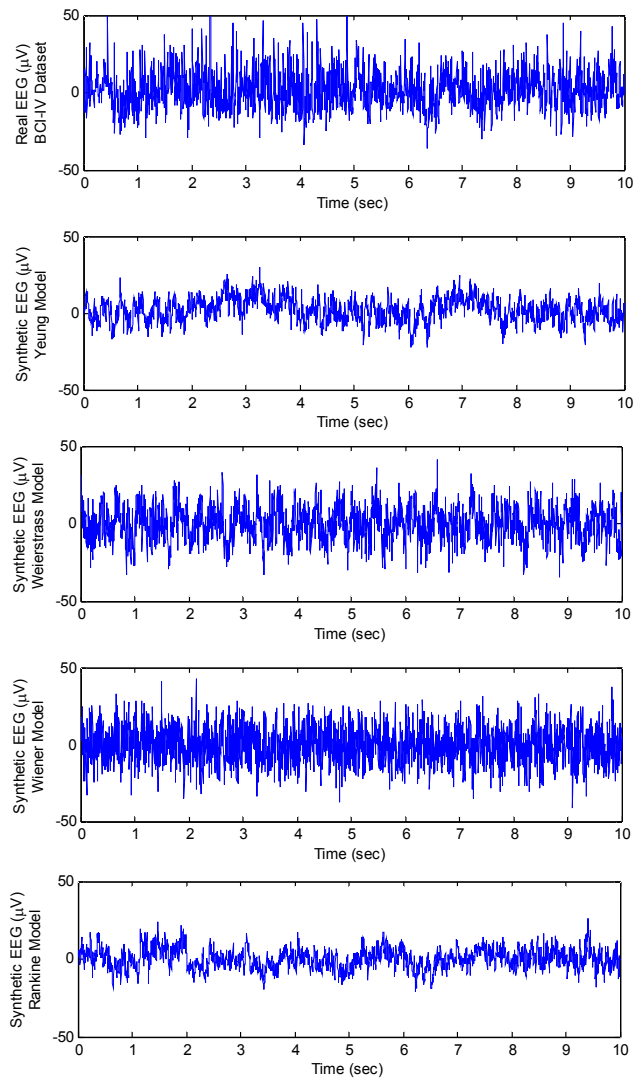
ضریب همبستگی سیگنال‌های زمانی و طیف فرکانسی هر یک از سیگنال‌های ساختگی با سیگنال واقعی در جدول ۳ قرار آورده شده است. با توجه به تغییر ضریب همبستگی در هر بار تکرار، از این مقادیر در ۱۰۰ بار تکرار برنامه میانگین‌گیری شده است.

$$DEN_2 = \sqrt{N \sum y^2(r) - \left(\sum y(r)\right)^2}$$

در رابطه ۱۱،  $x(r)$  توالی اصلی و  $y(r)$  توالی مدل شده مجزا با طول  $N$  و بازه‌ی مربوط به مجموع این سیگنال‌ها از ۱ تا  $N$  می‌باشد. این رابطه نمی‌تواند به صورت مستقیم به بازنمایی دو بُعدی از یک سیگنال (حوزه زمان-فرکانس) اعمال شود.

### ۳- نتایج

سیگنالی که از مدل ۴ به دست آمده به همراه سیگنال واقعی در شکل ۲ نشان داده شده است. در مدل یانگ، ۲۵۰ نمونه برای یک ایپاک در نظر گرفته شده است و نرخ نمونه‌برداری را ۲۵۰ هرتز در نظر گرفتیم. در مدل وایرستراس، مقدار پارامترهای  $\omega$  و  $H$  به ترتیب برابر  $1/66$  و  $0.1$  (متناظر با بعد فرکتال  $1/9$ ) در نظر گرفته شده است.



شکل ۲. سیگنال واقعی و سیگنال‌های ساختگی در حوزه زمان.

جدول ۳. مقادیر میانگین ضریب همبستگی هر یک از سیگنال‌های ساختگی با سیگنال واقعی در حوزه‌های زمان و فرکانس

$\rho$	همبستگی زمانی	همبستگی فرکانسی
مدل یانگ	۰/۰۰۲۷	۰/۶۴۶۵
مدل وایرشراس	۰/۰۴۴۳	۰/۳۲۰۴
مدل وینر	۰/۰۰۰۹	۰/۲۹۷۹
مدل رانکین	۰/۰۰۰۳	۰/۷۹۷۹

#### ۴- بحث و جمع‌بندی

سیگنال‌های ساختگی که توسط ۴ مدل مختلف ایجاد شده‌اند در حوزه‌های زمان و فرکانس مقایسه شده‌اند. همه‌ی مدل‌ها در حوزه‌ی زمان تا حدودی شبیه سیگنال EEG واقعی می‌باشند مدل وینر و رانکین نسبت به دو روش دیگر عملکرد بهتری دارند. در حوزه‌ی فرکانس همه‌ی مدل‌ها به جز مدل وایرشراس دارای طیفی شبیه به طیف سیگنال اصلی می‌باشد. در ارزیابی کمی روش‌ها بر اساس میانگین ضریب همبستگی نیز مدل رانکین نسبت به بقیه‌ی مدل‌ها همبستگی بیشتری با سیگنال EEG اصلی دارد. بنابراین در مجموع، مدل رانکین در بین مدل‌ها، سیگنال EEG را بهتر بازنمایی می‌کند.

به عنوان یک پیشنهاد کار آینده، برای انتخاب ضرایب فیلتر ARMA در مدل وینر می‌توان از یک توزیع نرمال یا توزیع بتا استفاده کرد که بین مقادیر کمینه و بیشینه ضرایب به صورت تصادفی انتخاب شود.

#### ۵- مراجع

- [4] P. Celka and P. Colditz, "Nonlinear Nonstationary wiener model of infant EEG seizures", IEEE transactions on biomedical engineering, Vol. 49, No. 6, 2002.
- [5] P. Celka and P. Colditz, "A computer-aided detection of EEG seizures in infants: a singular-spectrum approach and performance comparison", IEEE transactions on biomedical engineering, Vol. 49, No. 5, 2002.
- [6] L. Rankine, N. Stevenson, M. Mesbah and B. Boashash, "A Nonstationary Model of Newborn EEG", IEEE Transactions on biomedical engineering, Vol. 54, No. 1, 2007.
- [7] L. Rankine, M. Mesbah and B. Boashash, "A matching pursuit-based signal complexity measure for the analysis of newborn EEG", International Federation for Medical and Biological Engineering, Vol. 45, 2007, pages: 251-260.
- [8] H. Hassanpour, L. Rankine, M. Mesbah and B. Boashash, "Comparative performance of time-frequency based EEG spike detection techniques".
- [9] S. Mukhopadhyay and G. C. Ray, "A new interpretation of nonlinear energy operator and its efficacy in spike detection", IEEE Transactions on biomedical engineering, Vol. 45, No. 2, 1998.
- [10] P. Paramanathan and R. Uthayakumar, "Application of fractal theory in analysis of human electroencephalographic signals", Computers in Biology and Medicine, Vol. 38, 2008, pages:372-378.
- [11] M. Roessgen, A. M. Zoubir, and B. Boashash, "Seizure Detection of Newborn EEG Using a Model-Based Approach", IEEE Transactions on biomedical engineering, Vol. 45, No. 6, 1998.
- [12] M. Azarbad , H. Azami ,S. Sanei and A. Ebrahimzadeh, "a time-frequency approach for EEG signal segmentation", journal of AI and Data Mining, Vol. 2, No. 1, 2014, pages: 63-71.
- [13] N. Yeung, R. Bogacz, C. B. Holroyd and J. D. Cohen, "Detection of synchronized oscillations in the electroencephalogram: An evaluation of methods", psychophysiology, Vol. 41, 2004, pages: 822-832.
- [14] R. Esteller, G. Vachtsevanos, J. Echaz, B. Litt; " a comparison of fractal dimension algorithms using synthetic and experimental data", Conference on Circuits and Systems, IEEE, Vol. 3, 1999, pages: 199-202.
- [15] C. Tricot; " Curves and Fractal dimension" ,springer-verlag, 1995, pages: 154-156.
- [16] L. Ljung, "System Identification—Theory for the User", 2nd ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1999.
- [17] J. Rissanen and L. Ljung, "Estimation of optimum structures and parameters for linear systems," Math. Syst. Theory, Vol. 131, 1976, pp. 76-91.
- [18] P. Celka, J. M. Vesin, R. Vetter, R. Grueter, G. Thonet, E. Pruvot, H. Duplain, and U. Scherrer, "Parsimonious modeling of biomedical signals and systems: Application to the cardiovascular system," in Nonlinear Biomedical Signal Processing: Part II, M. Akay, Ed. Piscataway, NJ:IEEE Press, 2001.
- [19] B. Mandelbrot, "Fractals: Form, Chance and Dimension", San Francisco,CA: Freeman, 1997.
- [20] T. Higuchi, "Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory", Physica D, Vol. 31, 1998, pp. 277-283.
- [21] R. Esteller, G. Vachtsevanos, J. Echaz, and B. Litt, "A comparison of waveform fractal dimension algorithms," IEEE Trans. Circuits Syst.I: Fundamental Theory and Applications, Vol. 48, No. 2, 2001, pp. 177-183.
- [22] H. Kantz and T. Shreiber, "Nonlinear Time Series Analysis", Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 1997.
- [23] Data sets 2a, Retrieved 4/9/2013 from <http://bbci.de/competition/iv/download>

- [1] V. Blundell, T. Clarke and D. Williams; "Synthetic Signals for Signal Processing", Conference, Published in Sensor Signal Processing for Defence , 2010, pages: 1-4.
- [2] L. Rankine, H. Hassanpour, M. Mesbah and B. Boashash, "EEG simulation using fractal dimension analysis", 13th ICEE, Vol. 3, 2005, zanzan,iran.
- [3] O. Sayadi, M. B. Shamsollahi, and G.D. Clifford, "Synthetic ECG Generation and Bayesian Filtering Using a Gaussian Wave-Based Dynamical Model", physiological measurement, Vol. 31, No. 10, 2010.