

## Multifractal Analysis of Auditory Brainstem Responses to Spoken Syllable /da/

M. Mozaffarilegha<sup>1</sup>, S. M. S. Movahed<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Ph.D in Biomedical Engineering, Ibn-Sina Laboratory, Department of Physics, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

<sup>2</sup>Associate Professor, Department of Physics, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

Receipt in the Online Submission System: 26 December 2017, Received in Revised Form: 25 March 2018, Accepted: 11 April 2018

### Abstract

The complexities and the effects of inter-subject variations on the encoding of sounds are features of the brainstem processing. Examining such data based on linear analysis is not reliable, encouraging to take into account non-linear methods which are effective ways of explaining such non-stationary signals. The purpose of this study is to explore the behavior of the brainstem in response to complex auditory stimuli /da/ using Multifractal Detrended Fluctuation Analysis modified by Singular Value Decomposition (SVD), Adaptive Detrending (AD) and Empirical Mode Decomposition (EMD). Auditory brainstem responses to synthetic /da/ stimuli were recorded for 40 normal subjects with a mean age of 22.7 years. MF DFA is carried out on the s-ABR time series data to evaluate the variation of their complexity and multiscaling. To utilize optimal Detrending of s-ABR time series, AD, SVD and EMD algorithms are applied on time series. By computing the fluctuation function and evaluating scaling behavior, scaling exponents such as generalized Hurst exponent and multifractal spectrum are determined. Given results in this method indicate that underlying signal has non-stationary nature in small scales, but property of system is controlled by trend in large scales. There is a crossover at  $s_x \approx 7.8-9.0$  msec on the behavior of fluctuation function corresponding to dominant sinusoidal trend in all samples. The average of Hurst exponent is  $H = 0.41 \pm 0.12$  at 68% confidence interval in small scales  $s \leq 7.8-9.0$  msec. The  $q$ -dependency of  $h(q)$  demonstrate that underlying data sets have multifractality nature and are almost due to long-range correlations. The width of singularity spectrum which is a measure of the signal complexity of underlying data in average equates to  $\Delta\alpha = 1.35 \pm 0.02$  at  $1\sigma$  confidence interval.

**Keywords:** *Speech-Auditory Brainstem Responses, MF DFA, Hurst Exponent, Complexity*

---

#### Corresponding Author

**Address:** Department of Physics, Shahid Beheshti University, Evin, P. O. Box: 1983969411, Tehran, Iran  
**Tel:** +98-21-29902771  
**Fax:** +98-21-22431666  
**E-mail:** [m.s.movahed@ipm.ir](mailto:m.s.movahed@ipm.ir)

## تحلیل پاسخ شنوایی ساقه‌ی مغز به هجای گفتاری /د/ با استفاده از روش چندفراکتالی

مرجان مظفری لقا<sup>۱</sup>، سیدمحمدصادق موحد<sup>۲\*</sup>

<sup>۱</sup> دکتری مهندسی پزشکی، آزمایشگاه بین‌رشته‌ای ابن‌سینا، دانشکده‌ی فیزیک، دانشگاه شهید بهشتی، تهران  
<sup>۲</sup> دانشیار، دانشکده‌ی فیزیک، دانشگاه شهید بهشتی، تهران

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۶/۱۰/۵، بازنگری: ۱۳۹۷/۱/۵، پذیرش قطعی: ۱۳۹۷/۱/۲۲

### چکیده

از ویژگی‌های پردازش‌های ساقه‌ی مغز، حضور پیچیدگی و تاثیرگذاری عوامل فردی در رمزگذاری اصوات می‌باشد. تشریح این پردازش‌ها بر مبنای تحلیل‌های خطی دشوار بوده و این خود انگیزه‌ای است مبنی بر استفاده از روش‌های غیرخطی که قادر به تحلیل مناسب‌تر سیگنال‌های غیرمانا هستند. هدف این تحقیق، بررسی رفتار ساقه‌ی مغز در پاسخ به تحریک شنوایی هجای گفتاری /د/ (s-ABR)، با استفاده از تحلیل چندفراکتالی (MFDFA) به همراه روش‌های تحلیل روندزدایی، شامل تجزیه به مقادیر تکین (SVD)، روش تطبیقی (AD) و روش تجزیه به مدهای تجربی (EMD) می‌باشد. در این تحلیل، پس از ثبت پاسخ‌های شنوایی ساقه‌ی مغز برانگیخته شده با هجای ساختگی /د/ در ۴۰ فرد بزرگسال هنجار با میانگین سنی ۲۲ سال، تحلیل MFDFA روی سیگنال، جهت ارزیابی تغییرات پیچیدگی و چندمقیاسی آن‌ها انجام می‌شود. هم‌چنین، به‌منظور روندزدایی بهینه از سیگنال، ابتدا روش‌های SVD، AD و EMD روی داده‌های ورودی اعمال می‌شود. با محاسبه‌ی تابع افت‌وخیز و ارزیابی رفتار مقیاسی، نماهای مقیاسی مانند نمای هارست تعمیم‌یافته و طیف تکینگی تعیین می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که در مقیاس‌های کوچک، سیگنال دارای خاصیت نامانایی است. اما در مقیاس‌های بزرگ، ویژگی سیستم توسط روند کنترل می‌شود. تمام نمونه‌های مورد بررسی در مقیاس  $s_x \in [7.8-9.0]$  میلی‌ثانیه، دارای تغییر رفتاری در تابع افت‌وخیز هستند که معادل با روند تناوبی غالب است. متوسط نمای هارست تعمیم‌یافته‌ی محاسبه‌شده توسط این روش در مقیاس‌های کوچک، یعنی  $s \leq 7.8-9.0$  میلی‌ثانیه، برابر با  $H = 0.41 \pm 0.12$  در ۶۸ درصد تراز تطابق است. وابستگی  $h(q)$  به  $q$ ، نشان می‌دهد که سیگنال s-ABR خاصیت چندفراکتالی دارد، که غالباً به دلیل همبستگی‌ها است. پهنای طیف تکینگی، که معیاری از پیچیدگی سیگنال است، برای داده‌های مورد استفاده به طور میانگین برابر با  $\Delta\alpha = 1.35 \pm 0.02$  در تراز اطمینان  $1\sigma$  است.

کلیدواژه‌ها: پاسخ‌های شنوایی ساقه‌ی مغز برانگیخته با گفتار، تحلیل چندفراکتالی، نمای هارست، پیچیدگی

\* نویسنده مسئول

نشانی: دانشکده‌ی فیزیک، دانشگاه شهید بهشتی، اوین، تهران، ایران، کد پستی: ۱۹۸۳۹۶۹۴۱۱

تلفن: ۲۹۹۰۲۷۷۱ (۲۱) ۹۸+

دورنگار: ۲۲۴۳۱۶۶۶ (۲۱) ۹۸+

پست الکترونیکی: m.s.movahed@ipm.ir

## ۱- مقدمه

دستگاه شنوایی انسان یک دستگاه حسی پیچیده است که تاکنون تلاش‌های زیادی برای درک مکانیسم عمل کرد آن به منظور شناخت، تشخیص و درمان اختلالات مرتبط با شنوایی صورت گرفته است. پاسخ شنوایی ساقه‌ی مغز از فعالیت هم‌زمان دستگاه عصبی شنوایی در ساقه‌ی مغز در پاسخ به محرک‌های شنوایی ساده مانند تون، شکل می‌گیرد [۱]. اگرچه این محرک‌ها برای بررسی کلی وضعیت پردازش شنوایی مناسب هستند، اما نمی‌توانند توانایی این دستگاه را در پردازش صداهای روزمره ارزیابی کنند. به همین دلیل، محققان علوم اعصاب به سوی استفاده از محرک‌های پیچیده‌تر مانند گفتار گرایش پیدا کرده‌اند [۱].

پاسخ‌های شنوایی ساقه‌ی مغز به محرک‌های گفتاری را  $s^{-1}$  ABR می‌گویند. سیگنال s-ABR متشکل از هفت موج اصلی است که در پاسخ به بخش گذرا و پایدار محرک گفتاری ایجاد شده و اطلاعاتی در زمینه‌ی رویدادهای اکوستیکی گذرا و متناوب سیگنال گفتاری فراهم می‌سازد [۲]. روش‌هایی که تا کنون برای تحلیل سیگنال s-ABR مورد استفاده قرار گرفته‌اند، به شرح زیر می‌باشند:

الف) بررسی اندازه‌ی پاسخ‌ها و میزان تاخیر قله‌ها (تحلیل زمانی و فرکانسی سیگنال) [۲]

ب) بررسی تغییرات تاخیرها در طول زمان [۳]

ج) روش‌های تحلیل پاسخ دائم [۳]

د) محاسبه‌ی دامنه‌ی مجذور میانگین مربعات [۳]

ه) محاسبه‌ی همبستگی متقابل و خودهمبستگی میان سیگنال s-ABR و محرک گفتاری ورودی [۳]

و) تحلیل فوریه و فازنگار متقابل [۴]

از آن‌جا که روش‌های خطی قادر به استخراج دینامیک‌های غیرخطی نیستند، به منظور دستیابی به طبیعت این دستگاه‌ها، تاکید ما بر استفاده از روش‌های غیرخطی است. از طرفی، مطالعات صورت گرفته در این زمینه نشان‌گر نامان و غیرخطی بودن سیگنال s-ABR است [۲، ۴-۸]. از سویی دیگر به دلایل متعددی، داده‌های اندازه‌گیری شده تحت تاثیر روندها<sup>۲</sup> و نوفه‌ها<sup>۳</sup> قرار می‌گیرند، که با توجه به ماهیت تصادفی مجموعه‌ی به‌دست آمده، انگیزه‌ای فراهم می‌سازد تا از روش‌های قدرتمند تحلیل چندمقیاسی مانند تحلیل‌های

چندفراکتالی در حضور روندها و نوفه‌هایی که حتی منشا و شکل آن‌ها را به‌خوبی نمی‌دانیم، استفاده کنیم [۹، ۱۰]. تحلیل‌های فراکتالی، از جمله تحلیل‌های غیرخطی مطرح در بسیاری از زمینه‌های پردازش سیگنال‌های بیولوژیک، مانند سیگنال قلبی، مغزی، و عضلانی هستند [۱۱-۱۵].

اغلب سیگنال‌های زیست‌پزشکی دارای ساختارهای مقیاس-ناوردا<sup>۴</sup> هستند. با وجود مطالعات متعددی که در آن‌ها از تحلیل‌های چندفراکتالی روی سیگنال‌های پزشکی استفاده شده است، این روش تا کنون روی سیگنال s-ABR مورد استفاده قرار نگرفته است. هدف اصلی این مطالعه، ارزیابی سطوح فعالیت عصبی در سیگنال s-ABR است. روش‌های بالینی رایج مورد استفاده، قادر به ردیابی جزئیات اصلی سیگنال غیرمانای s-ABR نیستند. روش تحلیل نوسانات روندزادگی شده‌ی چندفراکتالی (MFDFA<sup>۵</sup>)، روشی نوین جهت ارزیابی دینامیک‌های غیرخطی است. اما همان‌طور که در مطالعات قبلی نشان داده شده است، این روش علی‌رغم توانایی‌هایش، تحت تاثیر روندهای مختلف مانند روندهای تناوبی، استحکام لازم را ندارد و لذا نمای مقیاسی گزارش شده تنها با این روش به اندازه‌ی کافی قابل اعتماد نیست [۱۶، ۱۷]. بنابراین، در این مطالعه، این روش با روش‌های تحلیل روندزادگی شامل تجزیه به مقادیر تکین (SVD<sup>۶</sup>)، روش تطبیقی (AD<sup>۷</sup>) و روش تجزیه به مدهای تجربی (EMD<sup>۸</sup>) ترکیب شده و مورد استفاده قرار می‌گیرد.

## ۲- مواد و روش‌ها

## ۲-۱- توصیف داده‌ها

این پژوهش، به روش مقطعی، روی ۴۰ فرد داوطلب بزرگسال فارسی‌زبان سالم (۱۸ زن و ۲۲ مرد)، در محدوده‌ی سنی ۲۰ تا ۲۸ سال (میانگین ۲۲/۷۱ سال، انحراف معیار استاندارد ۲/۱۲ سال)، در دانشگاه علوم پزشکی ایران انجام شد. آزمون ادیومتری تون خالص<sup>۹</sup>، جهت ارزیابی سلامت شنوایی انجام گردید. کلیه‌ی افراد دارای شنوایی هنجار (آستانه‌ی کمتر از ۱۵ دسی‌بل HL در فرکانس‌های اکتاوی<sup>۱۰</sup> ۲۵۰ تا ۸۰۰۰ هرتز) بودند. برای رعایت ملاحظات اخلاقی، از کلیه‌ی افراد،

<sup>۴</sup> Scale Invariance

<sup>۵</sup> Multi Fractal Detrended Fluctuation Analysis

<sup>۶</sup> Singular Value Decomposition

<sup>۷</sup> Adaptive

<sup>۸</sup> Empirical Mode Decomposition

<sup>۹</sup> Pure Tone Audiometry

<sup>۱۰</sup> Octave Frequencies

<sup>۱</sup> Speech Auditory Brainstem Response

<sup>۲</sup> Trends

<sup>۳</sup> Noises

این روش علی‌رغم بهینه بودن، از لحاظ محاسباتی نسبت به وجود روندهای تناوبی مقاوم نبود [۱۶ و ۱۷]. لذا روش‌های تلفیقی دیگری جهت تقلیل اثر روندهای موجود ارائه شدند. لذا در این تحقیق، روش تطبیقی (AD)، روش تجزیه به مقادیر تکین (SVD) و روش تجزیه به مدهای تجربی (EMD) را با روش MFDFFA تلفیق می‌کنیم. مراحل الگوریتم MFDFFA به‌طور خلاصه به‌صورت زیر است [۲۰]:

ابتدا پروفایل  $Y(i)$  را از سیگنال s-ABR به دست می‌آوریم:

$$Y(i) = \sum_{k=1}^i [x_k - \langle x \rangle] \quad i = 1, \dots, N \quad (1)$$

حال پروفایل  $Y(i)$  را به پنجره‌هایی با طول برابر و بدون هم‌پوشانی تقسیم می‌کنیم:

$$N_s = \text{int}\left(\frac{N}{s}\right) \quad (2)$$

در مرحله‌ی بعدی، روند محلی هر یک از پنجره‌ها را محاسبه و پس از آن میزان واریانس سری زمانی را حول آن محاسبه خواهیم نمود:

$$F^2(s, v) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \{Y[(v-1)s+i] - y_v(i)\}^2 \quad (3)$$

که  $s$  مقیاس،  $Y$  پروفایل مورد بررسی،  $v$  شماره‌ی پنجره‌ها،  $y_v(i)$  تابع برازش شده روی آن پنجره،  $F^2(s, v)$  واریانس محلی محاسبه‌شده برای پنجره‌ی  $v$  ام با مقیاس  $s$  است. جهت محاسبه‌ی میزان روند محلی هر پنجره، از برازش حداقل مربعات استفاده می‌گردد. حال، میانگین کلیه‌ی پنجره‌ها را جهت محاسبه‌ی تابع افت‌وخیز مرتبه‌ی  $q \neq 0$  به دست می‌آوریم:

$$F_q(s) = \frac{1}{2N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} \{F^2(s, v)^{q/2}\}^{1/q} \quad (4)$$

و برای  $q = 0$  خواهیم داشت:

$$F_0(s) = \exp\left(\frac{1}{4N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} \ln F^2(s, v)\right) \quad (5)$$

و در نهایت، منحنی log-log تابع  $F$  را بر حسب  $s$  برای هر  $q$  رسم می‌کنیم:

$$F_q(s) = C_{h(q)} s^{h(q)} \quad (6)$$

رضایت‌نامه‌ی کتبی اخذ گردید و نهایتاً پژوهش حاضر از جنبه‌ی رعایت ملاحظات اخلاق حرفه‌ای به تایید معاونت پژوهشی دانشگاه علوم پزشکی ایران رسید. برای ثبت پاسخ‌های شنوایی ساقه‌ی مغز برانگیخته با گفتار، از هجای/دا/ استفاده شد. دلایل این انتخاب به شرح زیر است:

(۱) هجایی جهانی است که در مجموعه‌ی آوایی بسیاری از زبان‌های زنده‌ی دنیا موجود می‌باشد.

(۲) این هجا شامل یک بخش گذرای بیواک به همراه بخش متناوب واکه است که بخش گذرا و متناوب آن به ترتیب مشابه با پاسخ‌های برانگیخته‌ی ساقه‌ی مغز به محرک کلیک و تون است.

(۳) بخش گذرای سیگنال در بسیاری از جمعیت‌های بالینی، از قبیل افراد با اختلالات یادگیری و شنوایی، منجر به بروز چالش‌های درکی می‌گردد.

(۴) این هجا، پاسخ‌های برانگیخته‌ی ساقه‌ی مغز واضح با قابلیت تکرار بالا را ایجاد می‌نماید [۲].

آزمایش در اتاق ساکت و طی یک جلسه انجام شد. ثبت پاسخ‌ها با استفاده از دستگاه بیولوژیک صورت گرفت. هجای/دا/ به کار رفته، حالت ساختگی داشت و از دیرش ۴۰ میلی‌ثانیه و فرکانس پایه‌ی ۱۲۸ هرتز برخوردار بود. برای ثبت، از الکترودهای سطحی نقره‌ای/کلریدنقره‌ی چندبار مصرف استفاده شد و الکترودها توسط ماده‌ی هادی به پوست متصل گردید. محرک‌ها از طریق گوشی داخلی ارسال شد. در زمان ثبت سیگنال، بهره‌ی تقویت کننده ۱۰۰۰۰۰ بود و از صافی میان‌گذر ۱۰۰-۲۰۰۰ هرتز استفاده گردید.

## ۲-۲- روش MFDFFA

در سال ۱۹۵۱ میلادی، ادوین هرست، روشی آماری به نام  $R/S^1$  جهت بررسی حافظه‌ی طولانی‌مدت داده‌ها معرفی کرد [۱۸]. حاصل این تحلیل، کمیتی است که مقداری در محدوده‌ی [۰-۱] داشته و بعدها به افتخار نام هرست، به نامی هارست  $H$  معروف شد. اما روش  $R/S$  برای سری‌های زمانی با تعداد داده‌ی کم، غیرقابل اتکا بود. در سال ۱۹۹۴، روش تحلیل نوسانات روندزادایی‌شده،  $DFA^2$ ، به عنوان یک تحلیل قابل اطمینان و مناسب برای به دست آوردن نمای هرست سری‌های زمانی معرفی شد [۱۹]. پس از آن، نسخه‌ی تعمیم‌یافته‌ی روش MFDFFA توسط کانتلهارت و هم‌کارانش معرفی گردید [۲۰].

<sup>1</sup> Rescaled Range Analysis

<sup>2</sup> Detrended Fluctuation Analysis

توجهی از اطلاعات موجود در سیگنال را استخراج کرد. نکته‌ی پایانی این بخش را می‌توان به این موضوع اختصاص داد که در صورتی که داده‌های مورد مطالعه به صورت نامنظم<sup>۲</sup> ضبط شده باشند، روش مذکور با چالش روبه‌رو می‌شود، لذا نیاز داریم تا بخشی از این الگوریتم را اصلاح کنیم. به نظر می‌رسد یکی از رویکردها این است که متوسط‌گیری در هر پنجره به صورت وزن‌دار انجام شود. این بخش از کار، در گروه علمی ما در حال بررسی است.

### ۲-۳- روش تطبیقی (AD)

مراحل الگوریتم تطبیقی به‌طور خلاصه به صورت زیر است [۹]: ابتدا با فرض داشتن داده‌های ورودی  $z_i, i=1, \dots, N$  سری زمانی را به پنجره‌های هم‌پوشانی شده با طول  $2N+1$  تقسیم می‌کنیم، به گونه‌ای که هر قطعه‌ی همسایه دارای  $n+1$  نقطه باشد. برای هر پنجره با طول  $2n+1$ ، یک چندجمله‌ای  $\gamma$  ساخته می‌شود. به منظور تولید تابع روند پیوسته و جلوگیری از جهش ناگهانی، از تابع وزن‌دهی شده برای بخش‌های هم‌پوشان قطعه‌ی  $v$  ام استفاده می‌کنیم:

$$Y_v^{overlap}(j) = (1 - \frac{j-1}{n}) Y_v(j+n) + \frac{j-1}{n} Y_{v+1}(j) \quad (11)$$

که در آن،  $j=1, \dots, n+1$ . در نهایت، سری زمانی برای بخش‌های هم‌پوشان و ناهم‌پوشان به صورت زیر بدون روند می‌شود:

$$\begin{aligned} x_j &= z_j - Y_v(j) \\ x_j &= z_j - Y_v^{overlap}(j) \end{aligned} \quad (12)$$

در ادامه، خروجی روش تطبیقی که با دقت قابل قبولی روندهای آن حذف شده است، به عنوان ورودی روش MFDFFA در نظر گرفته می‌شود.

### ۲-۴- روش تجزیه به مقادیر تکین (SVD)

روش تجزیه به مقادیر تکین، به صورت زیر است [۲۱-۲۳]: سری زمانی  $z_i$ ، با دو پارامتر  $d$  و  $\tau$  که به ترتیب بعد غوطه‌وری و زمان تاخیری می‌باشند، در ماتریسی مانند  $\Gamma$  نشانده می‌شود:

$$\Gamma = \begin{pmatrix} x_1 & \dots & x_{1+N-(d-1)\tau-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_d & \dots & x_{d+N-(d-1)\tau-1} \end{pmatrix} \quad (13)$$

که در آن،  $C_{h(q)}$  عرض از مبدا است که مقدار آن برای سری‌های مانا در  $q=2$  برابر است با [۱۸]:

$$C_H^2 = \frac{\sigma^2}{2H+1} - \frac{4\sigma^2}{2H+2} + 3\sigma^2 \left( \frac{2}{H+1} - \frac{1}{2H+1} \right) - \frac{3\sigma^2}{H+1} \left( 1 - \frac{1}{(H+1)(2H+1)} \right) \quad (7)$$

در این عبارت،  $h(q)$  نمای هارست تعمیم‌یافته نامیده می‌شود که معیاری از خودشبه‌اهتی و ویژگی‌های همبستگی سری زمانی است.  $\sigma$  واریانس داده‌ها است. برای سری‌های مانا،  $h(q=2) = H$  است، در حالی که برای سری‌های نامانا  $h(q=2) = H+1$  می‌باشد که در آن  $H$  نمای هارست نامیده می‌شود. برای داده‌هایی که مانا باشند، تابع خودهمبستگی به صورت  $C(s) = \langle x(t)x(t+s) \rangle \propto s^{-\gamma}$  و  $\gamma = 2-2H$  و همچنین طیف توان نیز به صورت  $P(\omega) \propto \omega^{-\beta}$  است که در آن  $\beta = 2H-1$  می‌باشد. برای داده‌ای نامانا داریم:

$$C(s) = \langle x(s_1)x(s_2) \rangle \propto s_1^{2H} + s_2^{2H} - |s_1 - s_2|^{2H}$$

نمای طیف توان برای داده‌های نامانا برابر با  $\beta = 2H+1$  است. نمای هارست تعمیم‌یافته مطابق فرمول زیر با نمای مقیاس‌گذاری مرتبط است:

$$\tau(q) = qh(q) - 1 \quad (8)$$

در سیگنال‌های چند فراکتال،  $\tau(q)$  به صورت غیرخطی با  $q$  مرتبط است. طیف تکینگی<sup>۱</sup> نیز طبق رابطه‌ی زیر به  $h(q)$  مرتبط است:

$$\begin{aligned} f(\alpha) &= q[\alpha - h(q)] + 1 \\ \alpha &= h(q) + qh'(q) \end{aligned} \quad (9)$$

پهنا و شکل طیف چندفراکتالی، منعکس‌کننده‌ی تغییرات زمانی نمای هارست به صورت محلی است. در نهایت، میزان پیچیدگی سیگنال به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\begin{aligned} \Delta\alpha &= \alpha_{\max} - \alpha_{\min} \\ \alpha_{\max} &= \lim_{q \rightarrow \infty} \frac{\partial \tau(q)}{\partial q} \\ \alpha_{\min} &= \lim_{q \rightarrow -\infty} \frac{\partial \tau(q)}{\partial q} \end{aligned} \quad (10)$$

بنابراین، مشخص شد اگر نمای مقیاسی هارست تعمیم‌یافته به نحو قابل اعتمادی استخراج شود، می‌توان بخش قابل

<sup>۲</sup> Irregular Sample

<sup>۱</sup> Multifractal Spectrum

اولین مولفه به صورت زیر مشخص می‌شود:

$$o(t) = x(t) - m(t) \quad (20)$$

اگر  $o(t)$  شرایط تابع مد ذاتی بودن را داشته باشد، و اگر نداشت  $k$  بار تکرار می‌شود. شرایط تابع مد ذاتی بودن به صورت زیر است:

(۱) تعداد اکسترمم‌ها و صفرها در طول داده با هم برابر و یا یک اختلاف داشته باشند، (۲) مقدار میانگین پوش بالایی و پایینی در هر لحظه صفر شود. در دومین مرحله،  $o_k$  همان داده‌ها می‌شوند. بنابراین با اولین مرحله غربال کردن داریم:

$$o_1 - m_{11} = o_{11} \quad (21)$$

به همین ترتیب، مرحله‌ی غربال کردن  $k$  بار تکرار می‌شود، تا  $O_{1k}$ ، یک IMF شود.

$$c_1 = h_{1k} \quad (22)$$

در نهایت داریم:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i + c_n \quad (23)$$

### ۳- یافته‌ها و بحث

شکل (۱)، سیگنال s-ABR فرد سالم را به همراه سیگنال روندزدایی شده توسط الگوریتم تطبیقی، SVD و EMD نشان می‌دهد. در ابتدا، تحلیل چندفراکتالی MFDFA روی سیگنال s-ABR افراد سالم انجام شد. برای  $F_q(s)$  برای ۲۵ نقطه برای میان‌های بین ۲- تا ۲ به دست آمد. شکل (۲)، منحنی  $F_{q=2}$  برحسب  $s$  را در مقیاس لگاریتمی برای چهار فرد سالم نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، نمی‌توان نمای مقیاسی سراسری برای این نمودار اختصاص داد. به نحوی که تابع افت‌وخیز در مقیاس‌های کوچک و در مقیاس‌های بزرگ دارای شیب متفاوتی است. یک شکستگی در تابع افت‌وخیز مستقل از نمونه‌ها در مقیاس  $9.0 - 7.8$  میلی‌ثانیه وجود دارد که حاکی از وجود روندی با فرکانس پایه‌ی هجای گفتاری ورودی /دا/ است.

شیب نمودار برای مقیاس‌های  $s \leq s_x$  برابر با  $1.43 \pm 0.12$  است. برای مقیاس‌های  $s \geq s_x$  این شیب برابر با  $0.40 \pm 0.10$  می‌باشد. برای تعیین نمای مقیاسی حاصل از خود سیگنال، بدون این‌که از روندها تاثیر پذیرفته باشد، از روش‌های تمیزسازی داده‌ها یعنی SVD، AD و EMD استفاده می‌کنیم. همان‌طور که در شکل (۳) مشاهده می‌شود،

که  $1 \leq i \leq d$  قله‌های طیف توان تعداد  $p$  فرکانس غالب را مشخص می‌کند. ماتریس  $\Gamma$  به دو ماتریس متعامد چپ و راست تجزیه می‌شود:

$$\Gamma = U \Sigma V^\dagger \quad (14)$$

به طوری که ماتریس  $U_{d \times d}$  و  $V_{N-(d-1)\tau \times N-(d-1)\tau}$ ، ماتریس‌های متعامد چپ و راست هستند و  $\Sigma_{d \times N-(d-1)\tau}$  شامل مقادیر تکین است. این مقادیر تکین، مقادیر ویژه‌ی ماتریس‌های متقارن  $\Gamma^\dagger \Gamma$  و  $\Gamma \Gamma^\dagger$  هستند و به صورت زیر تعیین می‌شوند:

$$\Gamma \Gamma^\dagger v_i = \lambda_i^2 v_i$$

$$\Gamma^\dagger \Gamma v_i = \lambda_i^2 v_i \quad (15)$$

$$\Gamma \Gamma^\dagger v_i = \lambda_i^2 v_i \quad (16)$$

که در آن،  $\lambda_i$  مقادیر ویژه است. به تعداد  $2p+1$  بزرگ‌ترین مقادیر ویژه‌ی ماتریس  $\Sigma$  را برابر صفر قرار داده و ماتریس  $\Gamma^\dagger$  به صورت زیر به دست می‌آید:

$$1 \leq j \leq N-(d-1)\tau$$

$$\Gamma^\dagger_{d \times N-(d-1)\tau} = U \Sigma^* V^\dagger \quad (17)$$

و با تبدیل زیر داده‌های حذف روند به دست می‌آیند:

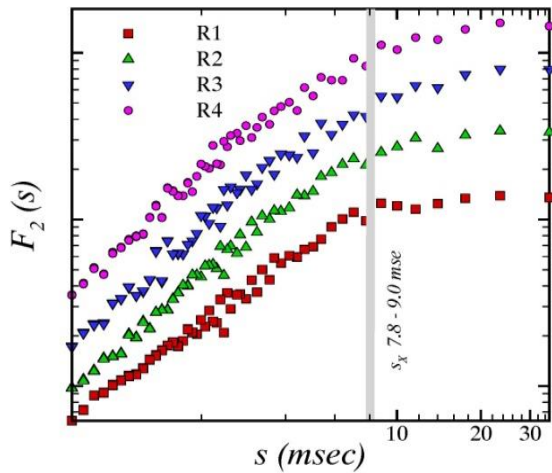
$$x_{i+j-1}^* = \Gamma_{ij}^* \quad (18)$$

به طوری که،  $1 \leq i \leq d$  و  $1 \leq j \leq N-(d-1)\tau$ . مقدار ویژه و بردارهای ویژه‌ی متناظر با آن، بیان‌کننده‌ی زیر فضای روند هستند. باقی  $d-p$  مقدار ویژه و بردارهای ویژه‌ی آن، زیر فضای افت‌وخیز ذاتی را تشکیل می‌دهند [۱۶].

### ۲-۵- روش تجزیه به مدهای تجربی (EMD)

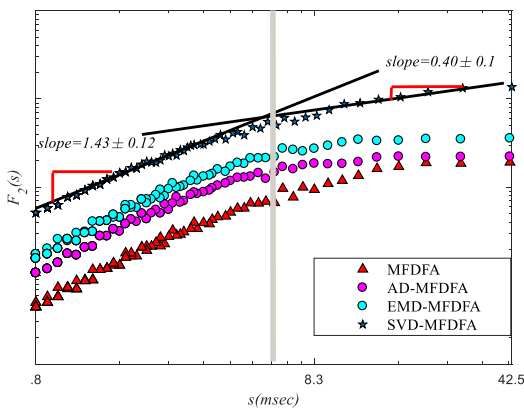
روش تجزیه به مدهای تجربی بر پایه‌ی این فرض‌ها استوار است [۲۴]: (۱) سری باید حداقل دو اکسترمم داشته باشد، و (۲) مقیاس زمانی مشخصه بین دو اکسترمم تعریف شود. در روش تجزیه به مدهای تجربی، ابتدا تمام بیشینه‌های نسبی و کمینه‌های نسبی داده‌ها مشخص شده و با استفاده از پوش کوپیک اسپلین به هم وصل می‌شوند. بنابراین، پوش بالایی بیشینه‌ها، و پوش پایینی کمینه‌ها به دست می‌آید، که با مشخص کردن  $\max(t)$  و  $\min(t)$  نشان داده می‌شود. میانگین پوش بالایی و پایینی در هر زمان به صورت زیر مشخص می‌شود:

$$m(t) = \frac{\max(t) + \min(t)}{2} \quad (19)$$



شکل (۲) - منحنی لگاریتم  $F_{q=2}$  بر حسب  $s$  برای چهار فرد سالم. خط عمودی مکان تغییر رفتار مقیاسی را نشان می‌دهد.

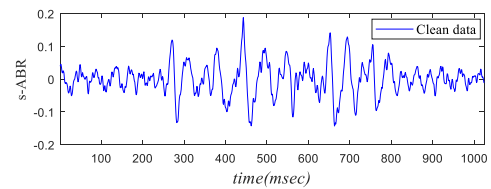
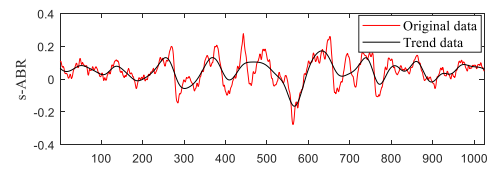
با حذف روند، توسط روش‌های SVD، AD و EMD، منحنی لگاریتم  $F_{q=2}$  بر حسب  $s$  در شکل (۳) رسم شده است.



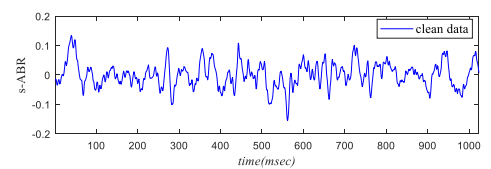
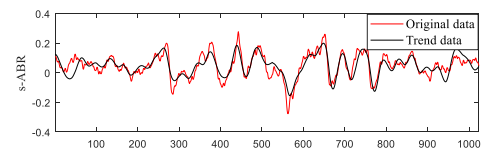
شکل (۳) - منحنی لگاریتم  $F_{q=2}$  بر حسب  $s$  برای سیگنال بدون روند شده توسط الگوریتم تجزیه به مدهای تجربی، الگوریتم تجزیه به مقادیر تکین و الگوریتم تطبیقی.  $F_{q=2}$  برای دامنه‌های متفاوت به صورت عمودی انتقال داده شده است.

با حذف روند توسط روش‌های گفته شده، نمای هارست تعمیم‌یافته برای ۴۰ نمونه در شکل (۴) رسم شده است. برای مقادیر مثبت  $q$ ، مقدار  $h(q)$  نشان‌گر رفتار مقیاس‌گذاری آن قطعه از سیگنال با نوسانات بالا است. معمولاً نوسانات بالا توسط نمای مقیاس‌گذاری کوچک مشخص می‌شوند. برای مقادیر منفی  $q$ ، یک قطعه با واریانس  $F_q(s)$  پایین غالب است. همان‌طور که در شکل (۴) واضح است، با افزایش  $q$ ، مقدار  $h(q)$  کاهش می‌یابد که نشان‌گر مقیاس‌گذاری چندفراکتالی در سیگنال است.

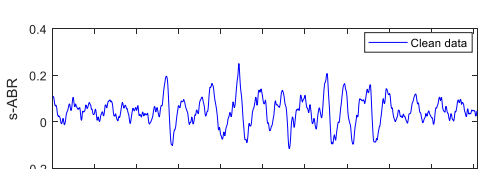
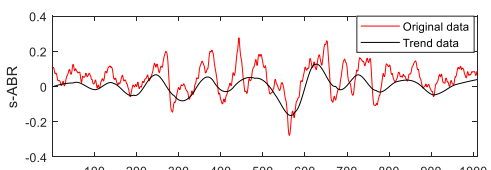
حتی بعد از اعمال روش‌های پیش‌پردازش، هنوز شکستگی در تابع افت‌وخیز وجود دارد. اما اکنون می‌توان ادعا کرد که نمای مقیاسی تابع افت‌وخیز در مقیاس‌های کوچک، که اتفاقاً در حدود یک مرتبه‌ی مقداری در مقیاس این رفتار وجود دارد، مربوط به خاصیت ذاتی سیگنال‌های مورد بررسی است [۱۶]. مقدار میانگین شیب نمودار برای  $q=2$  در مقیاس‌های کوچک در تراز تطابق ۶۸ درصد برابر با  $h(q=2) = 1.41 \pm 0.12$  است. این مقدار نشان می‌دهد که سیگنال s-ABR دارای ماهیت نامایی است. متوسط نمای هارست تعمیم‌یافته‌ی منتسب به این داده‌ها، برابر با  $H = h(q=2) - 1 = 0.41 \pm 0.12$  می‌باشد.



الف



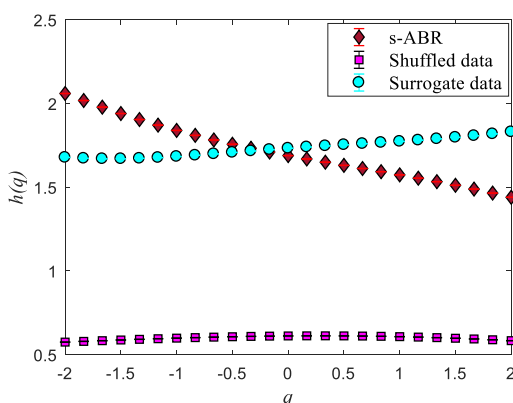
ب



ج

شکل (۱) - الف) بخش بالا: سیگنال s-ABR فرد سالم به همراه سیگنال روند تولیدشده توسط الگوریتم تجزیه به مدهای تجربی، بخش پایین: تفاضل این دو سیگنال، ب) توسط الگوریتم تطبیقی، ج) توسط الگوریتم تجزیه به مقادیر تکین

به‌منظور تشخیص ماهیت چندفراکتالی سیگنال s-ABR، نتایج  $h(q)$  بر حسب  $q$  برای داده‌ی اصلی، داده‌ی جایگزین (surrogate) و داده‌ی برداده شده (shuffled) در شکل (۷) آمده است. این نمودار نشان می‌دهد که خاصیت چندفراکتالی غالباً توسط همبستگی‌ها کنترل می‌شود و وقایع نادر که منجر به انحراف از حالت گوسی داده‌ها می‌شود سهم قابل توجهی ندارند [۲۰].



شکل (۷) - نمای هارست تعمیم‌یافته،  $h(q)$ ، برای داده‌ی s-ABR، داده‌ی surrogate و داده‌ی shuffled

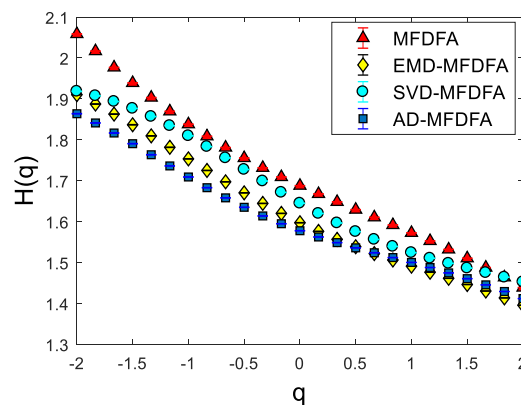
برای کمی‌سازی مقدار پیچیدگی، پهنای طیف تکینگی را محاسبه می‌کنیم. جدول (۱) مقدار پیچیدگی را برای سه روش مختلف روندزدایی به همراه روش MFDFA نشان می‌دهد. جدول (۲) میزان نمای هارست تعمیم‌یافته‌ی سیگنال s-ABR، داده‌ی جایگزین و داده‌ی shuffled را برای سه روش حذف روند پیشنهادی نشان می‌دهد.

جدول (۱) - مقدار پیچیدگی برای سه روش مختلف روندزدایی به همراه روش MFDFA

	$\Delta\alpha$
MFDFA	$1.35 \pm 0.02$
SVD- MFDFA	$0.72 \pm 0.02$
EMD_ MFDFA	$0.96 \pm 0.02$
AD- MFDFA	$0.89 \pm 0.02$

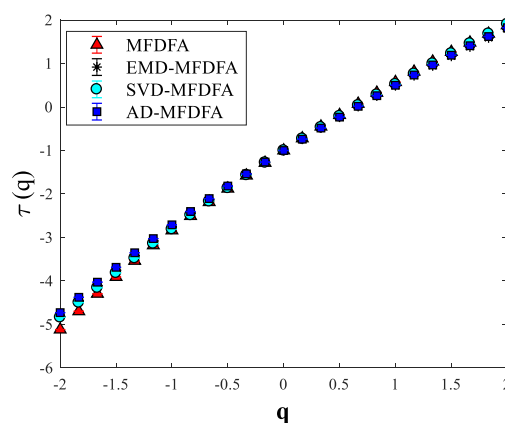
جدول (۲) - میزان نمای هارست تعمیم‌یافته‌ی سیگنال s-ABR، داده‌ی surrogate و داده‌ی shuffled برای سه روش حذف روند پیشنهادی

	s-ABR	surrogate	shuffled
MFDFA	$1.43 \pm 0.12$	$1.59 \pm 0.12$	$0.52 \pm 0.05$
SVD-MFDFA	$1.45 \pm 0.12$	$1.12 \pm 0.12$	$0.53 \pm 0.09$
EMD-MFDFA	$1.39 \pm 0.12$	$1.39 \pm 0.23$	$0.51 \pm 0.05$
AD-MFDFA	$1.41 \pm 0.12$	$1.21 \pm 0.12$	$0.57 \pm 0.02$



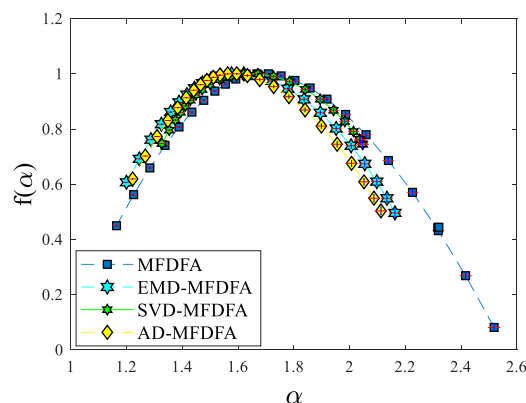
شکل (۴) -  $h(q)$  بر حسب  $q$  برای سه روش مختلف تحلیل

در شکل (۵)،  $\tau(q)$  به ازای  $q$  های مختلف برای ۴۰ فرد سالم به ازای فاصله‌ی اطمینان ۶۸٪ رسم شده است.



شکل (۵) -  $\tau(q)$  به ازای  $q$  های مختلف برای سه روش مختلف تحلیل

شکل (۶)، طیف تکینگی سیگنال s-ABR را برای افراد سالم نشان می‌دهد. این شکل نشان می‌دهد که داده‌های مورد مطالعه از خاصیت چندمقیاسی تبعیت می‌کنند.



شکل (۶) - طیف تکینگی سیگنال s-ABR برای سه روش مختلف تحلیل



تجزیه‌ی مقادیر تجربی، با نتایج حاصل از روش MFDDFA با اعمال شرط مناسب، نتایج سازگاری را نشان می‌دهند.

#### ۴- نتیجه‌گیری

در این مطالعه، یک روش ترکیبی تحلیل چندفراکتالی (MFDDFA) به همراه روش‌های تحلیل روندزدایی شامل تجزیه به مقادیر تکین (SVD)، روش تطبیقی (AD) و روش تجزیه به مدهای تجربی (EMD)، به منظور آنالیز سیگنال s-ABR ارائه شد. نمای مقیاسی به دست آمده در این روش، نشان می‌دهد که در مقیاس‌های کوچک، سیگنال دارای خاصیت نامانایی است. این در حالی است که در مقیاس‌های بزرگ، ویژگی سیستم توسط روند، کنترل می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که سیگنال s-ABR خاصیت چندفراکتالی دارد که غالباً به دلیل همبستگی‌ها است. این مطالعه، درک عمیق‌تری را در خصوص منشا چندفراکتالی در دستگاه شنوایی در اختیار می‌گذارد. نکته‌ی پایانی این‌که در حضور عواملی که باعث نامنظم شدن داده‌ها شود، روش‌های مذکور با چالش روبه‌رو می‌شوند، لذا باید اصلاحاتی در الگوریتم‌ها اعمال کرد. این بخش به‌عنوان مطالعات آینده در حال بررسی است. هم‌چنین، برای ارزیابی بیشتر می‌توان از سایر روش‌های معرفی‌شده برای تحلیل‌های چندفراکتالی مانند<sup>۱</sup> MFDDMA بهره جست.

#### ۵- مراجع

- [1] J. W. Hall, *New handbook of auditory evoked responses*: ASHA, 2007.
- [2] E. Skoe and N. Kraus, "Auditory brainstem response to complex sounds: a tutorial," *Ear and hearing*, vol. 31, p. 302, 2010.
- [3] K. L. Johnson, T. Nicol, S. G. Zecker, A. R. Bradlow, E. Skoe, and N. Kraus, "Brainstem encoding of voiced consonant-vowel stop syllables," *Clinical Neurophysiology*, vol. 119, pp. 2623-2635, 2008.
- [4] E. Skoe, T. Nicol, and N. Kraus, "Cross-phaseogram: objective neural index of speech sound differentiation," *Journal of neuroscience methods*, vol. 196, pp. 308-317, 2011.
- [5] A. Asgharzadeh-Alav, A. Jafari, Z. Shirzhiyan, A. Jafarpisheh, A. Ghalyanchi-Langeroudi, and A. Pourbakht, "A Study of the Effect of Two Meaningful Syllables Stimuli in Auditory Brainstem Responses Using Correlation and Coherence Analyses," *Frontiers in Biomedical Technologies*, vol. 2, pp. 80-86, 2015.

یکی از موضوعات مطرح در زمینه‌ی نوسانات حاصله از فعالیت‌های عصبی، وجود و یا فقدان حافظه در دینامیک‌های سیستم عصبی است. در این راستا، در شبکه‌های نوسانی عصبی مغز، به بررسی همبستگی زمانی در مقیاس‌های زمانی متفاوت پرداخته‌اند [۲۵-۲۸]. زمانی که نوسانات دامنه از یک رفتار مقیاس‌گذاری قانون توان تبعیت می‌کنند، نشان‌گر حضور همبستگی‌های بلند-برد و رفتار قانون توان نوسانات خودبه‌خودی در سیگنال‌های مغزی، و حضور مکانیزم‌هایی عمومی برای حضور همبستگی و دینامیک‌های پیچیده در سیستم‌هایی از قبیل مغز است. حضور همبستگی بلند-برد قانون توان، مشخصه‌ای از دینامیک‌های فراکتالی است [۲۵]. در سیگنال s-ABR در فرکانس‌های متفاوت، نوساناتی را داریم که ویژگی غالب این سیگنال به حساب می‌آیند. این فرکانس‌ها منعکس‌کننده‌ی حالات متفاوت از پاسخ سیستم شنوایی در سطح ساقه‌ی مغز به محرک ورودی گفتاری است. فعالیت هم‌زمان جمع‌زادی از نورون‌ها که دارای تقابلات غیرخطی با یک‌دیگر هستند، در نهایت این سیگنال را ایجاد می‌کنند. ویژگی‌های هر یک از نورون‌های موجود در سطح ساقه‌ی مغز، بر میزان پیچیدگی ارزیابی رفتار سیستم‌های عصبی می‌افزاید. مقدار نمای هارست، شاخصی از دینامیک‌های نوسانات عصبی نمایان شده در سیگنال s-ABR بوده و دامنه‌ی آن نمایان‌گر قدرت فعالیت عصبی است. یکی از جنبه‌های تعریف نوسانات جمعیت سلولی، قابلیت یک شبکه‌ی عصبی برای ایجاد همبستگی‌های زمانی در فواصل طولانی با ایجاد اتصالات سیناپسی محلی است. در خصوص سیگنال s-ABR نیز از طریق ارزیابی MFDDFA، قالبی در خصوص این‌که چگونه یک سری تقابلات سیناپسی محلی، دینامیک‌هایی با مقیاس بالا و رفتارهای قانون توان را در یک سری زمانی ایجاد می‌نمایند را بررسی نمودیم. حضور همبستگی توانی نشان‌گر حضور حافظه در الگوی عصبی حاصله از سیستم شنوایی در سطح ساقه‌ی مغز است. از سویی دیگر، در مقیاس‌های زمانی کوتاه‌مدت با صرف نظر از خاصیت نامانایی، رفتار افت‌وخیز در چارچوب فرآیندهایی با همبستگی معکوس قرار می‌گیرد. لذا این نتیجه می‌تواند برای سایر ارزیابی‌ها مورد توجه باشد. نتایج حاصله از  $h(q)$  نشان دهنده‌ی حضور رفتارهای چندفراکتالی در سیگنال s-ABR هستند. پژوهش حاضر، ارزیابی جدیدی در پردازش شنوایی را به معرض آزمایش گذارده و نتایج قابل قبولی به دست آورده است. هم‌چنین، روش‌های روندزدایی از قبیل روش تطبیقی، روش تجزیه‌ی مقادیر تکین و روش

<sup>۱</sup>Multifractal Detrended Moving Average

- fluctuation analysis," *Physical Review E*, vol. 65, p. 041107, 2002.
- [17] K. Hu, P. C. Ivanov, Z. Chen, P. Carpena, and H. E. Stanley, "Effect of trends on detrended fluctuation analysis," *Physical Review E*, vol. 64, p. 011114, 2001.
- [18] H. E. Hurst, "Long-term storage capacity of reservoirs," *Trans. Amer. Soc. Civil Eng.*, vol. 116, pp. 770-808, 1951.
- [19] C. K. Peng, S. Havlin, H. E. Stanley, and A. L. Goldberger, "Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series," *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, vol. 5, pp. 82-87, 1995.
- [20] J. W. Kantelhardt, S. A. Zschiegner, E. Koscielny-Bunde, S. Havlin, A. Bunde, and H. E. Stanley, "Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 316, pp. 87-114, 2002.
- [21] G. H. Golub and C. F. Van Loan, "Johns Hopkins University Press," *Baltimore, Md*, 1996.
- [22] R. Nagarajan and R. G. Kavasseri, "Minimizing the effect of trends on detrended fluctuation analysis of long-range correlated noise," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 354, pp. 182-198, 2005.
- [23] S. Hajian and M. S. Movahed, "Multifractal detrended cross-correlation analysis of sunspot numbers and river flow fluctuations," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 389, pp. 4942-4957, 2010.
- [24] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, *et al.*, "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," in *Proceedings of the Royal Society of London A: mathematical, physical and engineering sciences*, 1998, pp. 903-995.
- [25] P. Bak, C. Tang, and K. Wiesenfeld, "Self-organized criticality: An explanation of the  $1/f$  noise," *Physical review letters*, vol. 59, p. 381, 1987.
- [26] J. Bhattacharya, J. Edwards, A. N. Mamelak, and E. M. Schuman, "Long-range temporal correlations in the spontaneous spiking of neurons in the hippocampal-amygdala complex of humans," *Neuroscience*, vol. 131, pp. 547-555, 2005.
- [27] S. B. Lowen, S. S. Cash, M.-m. Poo, and M. C. Teich, "Quantal neurotransmitter secretion rate exhibits fractal behavior," *The journal of Neuroscience*, vol. 17, pp. 5666-5677, 1997.
- [28] R. M. Siegel and H. L. Read, "Deterministic dynamics emerging from a cortical functional architecture," *Neural Networks*, vol. 14, pp. 697-713, 2001.
- [6] A. S. Jafarpisheh, A. H. Jafari, M. Abolhassani, M. Farhadi, H. Sadjedi, A. Pournakht, *et al.*, "Nonlinear feature extraction for objective classification of complex auditory brainstem responses to diotic perceptually critical consonant-vowel syllables," *Auris Nasus Larynx*, 2015.
- [7] A. S. Jafarpisheh, A. H. Jafari, Z. Shirzhiyan, M. Ahadi, and A. Pournakht, "A Novel Approach for Extracting Important Cues in Complex Auditory Brainstem Response to/da/Using Fuzzy Model," *Frontiers in Biomedical Technologies*, vol. 1, pp. 200-210, 2014.
- [8] M. Mozaffarilegha, A. Esteki, M. Ahadi, and A. Nazeri, "Identification of Dynamic Patterns of Speech Evoked Auditory Brainstem Response Based on Ensemble Empirical Mode Decomposition and Nonlinear Time Series Analysis Methods," *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 2016.
- [9] J. Hu, J. Gao, and X. Wang, "Multifractal analysis of sunspot time series: the effects of the 11-year cycle and Fourier truncation," *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, vol. 2009, p. P02066, 2009.
- [10] A. K. Maity, R. Pratihari, A. Mitra, S. Dey, V. Agrawal, S. Sanyal, *et al.*, "Multifractal Detrended Fluctuation Analysis of alpha and theta EEG rhythms with musical stimuli," *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 81, pp. 52-67, 2015.
- [11] P. Abry, H. Helgason, P. Gonçalves, E. Pereira, P. Gaucherand, and M. Doret, "Multifractal analysis of ECG for intrapartum diagnosis of fetal asphyxia," in *2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2010, pp. 566-569.
- [12] M. Chakraborty, T. Das, and D. Ghosh, "Detecting the origin of multifractality of EEG signals with sleep apnea syndrome using multifractal detrended fluctuation analysis method," in *Control, Instrumentation, Energy & Communication (CIEC), 2016 2nd International Conference on*, 2016, pp. 135-139.
- [13] J.-Y. Chiang, J.-W. Huang, L.-Y. Lin, C.-H. Chang, F.-Y. Chu, Y.-H. Lin, *et al.*, "Detrended Fluctuation Analysis of Heart Rate Dynamics Is an Important Prognostic Factor in Patients with End-Stage Renal Disease Receiving Peritoneal Dialysis," *PloS one*, vol. 11, p. e0147282, 2016.
- [14] S. Dutta, "Multifractal properties of ECG patterns of patients suffering from congestive heart failure," *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, vol. 2010, p. P12021, 2010.
- [15] A. K. Maity, R. Pratihari, V. Agrawal, A. Mitra, S. Dey, S. Sanyal, *et al.*, "Multifractal Detrended Fluctuation Analysis of the music induced EEG signals," in *Communications and Signal Processing (ICCSP), 2015 International Conference on*, 2015, pp. 0252-0257.
- [16] Z. Chen, P. C. Ivanov, K. Hu, and H. E. Stanley, "Effect of nonstationarities on detrended