

# به کارگیری روش غیرخطی منحنی بازگشتی برای شناسایی مؤلفه‌های حافظه‌ای بر مبنای تک‌ثبت

نسبیه طالبی و علی مطیع نصرآبادی  
دانشکده‌ی فنی و مهندسی دانشگاه شاهد

## چکیده:

هدف از این پژوهش، به کارگیری روش پردازش غیرخطی منحنی‌های بازگشتی روی پتانسیل‌های وابسته به رخداد فرآیندهای حافظه‌ای است تا توانایی‌های این روش در شناسایی مؤلفه‌های حافظه‌ای سیگنال‌های مغزی تک‌ثبت و ایجاد تمایز بین گروه‌های قدیم و جدید، مورد بررسی قرار گیرد. دو مؤلفه‌ی مهم حافظه‌ای FN400 و LPC است که بایستی مورد شناسایی قرار گیرد. برای این منظور منحنی‌های بازگشتی مربوط به تک‌ثبت‌های EEG ثبت شده در حین بازیابی حافظه، محاسبه شدند. علاوه بر این تحلیل آنالیز کمی‌سازی بازگشت برای کمی‌سازی تغییرات در ساختار دینامیک سیگنال در حین رخداد حافظه، انجام شد. از کمی‌کننده‌های غیرخطی نظیر  $RR$ ,  $DET$ ,  $ENTR$ ,  $\langle L \rangle$ ,  $L_{max}$ ,  $V_{max}$  و ویژگی‌هایی استخراج شده و میزان معنادار بودن تفاوت این ویژگی‌ها در دو رخداد قدیم و جدید با استفاده از آزمون‌های آماری مشخص گردید. نتایج نشان می‌دهند که منحنی‌های بازگشتی، توانایی شناسایی گذارهای سیگنال در حوالی ۴۰۰ میلی‌ثانیه و ۸۰۰ میلی‌ثانیه را، که به مؤلفه‌های حافظه‌ای مربوط دانسته شده‌اند، دارد. دامنه‌ی اندازه‌های غیرخطی این منحنی‌ها ۴۰۰ میلی‌ثانیه پس از شروع تحریک افزایش می‌یابد که نشان دهنده‌ی کاهش بُعد سیستم، پس از تحریک است. پس از ۸۰۰ میلی‌ثانیه این روند افزایش از بین رفته و کاهش در تمامی اندازه‌ها به وقوع می‌پیوندد که می‌تواند مبین افزایش بعد و پیچیدگی سیستم و بازگشت به وضعیت پایه‌اش باشد. میانگین اندازه‌های مربوط به رخداد قدیم بیشتر از رخداد جدید است. در مقایسه با روش‌های خطی، منحنی‌های بازگشتی نیاز به متوسط‌گیری ندارد و RQA حتی در تک‌ثبت‌های EEG تمایز بین رخداد‌های قدیم و جدید را نشان می‌دهد.

واژگان کلیدی: حافظه، پتانسیل‌های وابسته به رخداد، کمی‌سازی منحنی بازگشتی، تحلیل غیرخطی، تحلیل تک‌ثبت

## ۱- مقدمه

الکتروانسفالوگرام<sup>۱</sup> (EEG) ابزار غیرتهاجمی ارزشمندی است که برای اندازه‌گیری تغییرات مقیاس کوچک در میدان الکتریکی مغز به وسیله‌ی الکترودهای قرار داده شده روی سر به کار می‌رود. مزیت مهم این روش وضوح زمانی بالای آن می‌باشد، که اجازه می‌دهد تغییرات میدان الکتریکی مغز در طول زمان مورد بررسی و مطالعه قرار گیرد. الگوهای مشخصی از این تغییرات الکتریکی که با فعالیت‌های شناختی متناظر دانسته شده‌اند، پتانسیل‌های وابسته به رخداد (ERP)<sup>۲</sup> نامیده می‌شوند و می‌توانند بینش مناسبی

<sup>۱</sup> Electroencefalogram

<sup>۲</sup> Event related potential

را از پردازش اطلاعات در مغز ارائه دهند. به‌عنوان مثال در بسیاری از مطالعات روی بازشناسی حافظه، از این سیگنال‌های وابسته به رخداد استفاده، نشان داده شده است که ERP‌های مربوط به قسمت‌های "قدیمی" (قسمت‌هایی که در قبل مورد مطالعه قرار گرفته‌اند) که به درستی قضاوت شده‌اند نسبت به قسمت‌های "جدید" (قسمت‌هایی که در قبل مطالعه نشده‌اند) دارای دامنه‌ی مثبت‌تری هستند، که در عرف به اثرات قدیم/جدید مشهور هستند (فریدمن و جانسون ۲۰۰۰؛ راگ و آلن ۲۰۰۰، ژاکوبی ۱۹۹۱، ردر و همکاران ۲۰۰۰). دو تا از این مؤلفه‌های حافظه‌ای که اغلب مشاهده می‌شوند، اثر قدیم/جدید فرونتال زود هنگام (FN400) و دیگری

اثر قدیم/جدید پریئال دیرهنگام (LPC<sup>1</sup>) می‌باشد. سیگنال EEG خودبه‌خودی<sup>2</sup> برای ERP به منزله‌ی نویز می‌باشد و از آن جایی که دامنه‌ی مؤلفه‌های پتانسیل وابسته به رخداد در مقایسه با نویز زمینه، بسیار کوچک می‌باشد، یک روش معمول استفاده از متوسط‌گیری است؛ یعنی تعداد زیادی ثبت با یکدیگر، میانگین گرفته می‌شوند تا نرخ سیگنال به نویز (SNR) افزایش پیدا کند. درحالی‌که این رویه، مؤلفه‌های مورد نظر را برجسته می‌کند، ممکن است ابزار مناسبی برای تجزیه و تحلیل نباشد؛ برای این‌که متوسط‌گیری جواب مناسبی بدهد، باید نمونه‌ها سنکرون باشند؛ اما در سیگنال‌های بیولوژیک، پس از تحریک، تأخیر مؤلفه‌ها متغیر با زمان است و با متوسط‌گیری سیگنال هموار<sup>3</sup> می‌شود (کوتاس و ون‌پتن، ص ۱۴۳-۸۳). علاوه‌بر این، سیگنال‌های ERP با توجه به خط پایه<sup>4</sup> تعریف می‌شوند. خط پایه به‌صورت دوره‌ای از عدم فعالیت در نظر گرفته می‌شود و به‌طور معمول در فاصله‌ای قبل از تحریک، متوسط سیگنال به‌عنوان این خط پایه محاسبه شده و از کل سیگنال کم می‌شود. در نتیجه فعالیت‌های قبل از تحریک روی سیگنال پس از تحریک اثر می‌گذارد. سیگنال‌های ERP حاصل از متوسط‌گیری تک‌ثبت‌های EEG مشکلات دیگری نیز دارند؛ از یک طرف، چون تعداد ثبت‌های لازم برای افزایش نرخ سیگنال به نویز تا حدودی زیاد است در مواردی مثل مطالعات بالینی، مطالعه درباره‌ی کودکان یا مطالعاتی که در آن‌ها تکرار آزمایش ممکن است روی عمل‌کرد فرد تأثیر بگذارد، تعداد زیاد ثبت، مشکل بسیار مهمی می‌باشد. از طرف دیگر چندین ساختار فرکانس بالا که سایر فعالیت‌های مهم مغز را نشان می‌دهند، با استفاده از روش متوسط‌گیری فیلتر شده‌اند. بنابراین، مطلوب است روشی برای تجزیه و تحلیل فعالیت وابسته به رخداد بر اساس تک‌ثبت‌ها پیدا کنیم.

علاوه بر این، نرون‌ها به‌عنوان دستگاه‌های غیرخطی شناخته شده‌اند؛ زیرا هنگامی فعال می‌شوند که پتانسیل غشای آن‌ها به یک حد آستانه‌ی مشخص برسد (کاندل و شوارتز و جسل ۱۹۹۵). این غیر خطی بودن یکی از ضروریات در مدل‌سازی عصبی است که توابع فعال‌سازی سیگموئید در شبکه‌های عصبی را نتیجه می‌دهد (آمیت ۱۹۸۹). فعالیت گروه بزرگی از نرون‌ها در مقیاس

ماکروسکوپی توسط الکتروانسفالوگرام در مجموعه قابل اندازه‌گیری است که از یک پارچه‌سازی فضایی پتانسیل‌های پست سیناپسی نتیجه می‌شود (نونز ۱۹۸۱) و هم‌چنان در تجزیه و تحلیل این مسأله حل نشده وجود دارد که آیا EEG سری زمانی برخاسته از یک سیستم دینامیک خطی است و روش‌های آنالیز خطی برای آن مناسب‌تر است، یا این‌که از یک سیستم دینامیک غیرخطی برخاسته است و ابزار غیرخطی برای شناسایی رخداد‌های مغزی مناسب‌تر می‌باشد (لانگتین و همکاران ۱۹۹۲، ص ۹۴-۷۷). به‌کارگیری تکنیک‌های غیرخطی برای پردازش سیگنال‌های غیرخطی سابقه‌ای طولانی دارد (برای مثال: بابلویانتز و همکاران ۱۹۸۵، گالز و بابلویانتز ۱۹۹۱، راب و همکاران ۱۹۸۶، لوتزبرگر و همکاران ۱۹۹۲، پیچارد و دوک ۱۹۹۲، استم ۲۰۰۵). بیشتر این تلاش‌ها با محاسبه‌ی بُعد هم‌بستگی برای EEG خودبه‌خودی انجام شده است. درحالی‌که بُعد هم‌بستگی تنها برای سری‌های زمانی ایستایی، خوش تعریف است که به‌وسیله‌ی سیستم دینامیک با بُعد پایین تولید می‌شود که اطراف یک جاذب در حال حرکت می‌باشد؛ این اندازه‌ها در بررسی پتانسیل‌های وابسته به رخداد شکست می‌خورند (ساتن و همکاران ۱۹۶۵، ۱۱۸۸-۱۱۸۷)، زیرا این سیگنال‌ها در تعریف غیرایستا هستند (توان سیگنال EEG در باندهای فرکانسی مختلف متغیر با زمان است (وانگ و همکاران ۲۰۰۵)، که این غیر ایستایی با واریانس متغیر با زمان مدل می‌شود (وانگ).

یک روش جدید پردازش غیرخطی، بر مبنای منحنی‌های بازگشتی<sup>۵</sup> است. مزیت مهم این روش این است که می‌تواند برای سیگنال‌های غیرایستا نیز به‌کار برده شود. توماسون در سال ۲۰۰۱ منحنی‌های بازگشتی را بر روی سیگنال‌های مغزی به‌منظور پیش‌گویی وقوع صرع به کار برد (توماسون و همکاران ۲۰۰۱، ص ۱۰۱-۹۴). در سال ۲۰۰۴ مروان از منحنی بازگشتی برای شناسایی گذارها در سیگنال EEG به هنگام وقوع P300 و از کمی‌کننده‌های غیرخطی برای شناسایی تغییرات استفاده کرد. تحقیقات او نشان داد که این کمی‌کننده‌ها می‌توانند وقوع مؤلفه‌ی P300 را حتی در تک‌ثبت‌های EEG نشان دهند که در مقایسه با سیگنال زمانی، وضوح بسیار بیشتری داشت. محاسبه‌ی منحنی‌های بازگشتی به شیوه‌ی نوین Order Pattern برای سیگنال‌های ERP به‌منظور تشخیص P300 توسط (مروان و همکارانش ۲۰۰۴، ص ۷۷۱-۷۶۱) و استفاده از همین روش برای

<sup>1</sup> Late positive component

<sup>2</sup> autonomous

<sup>3</sup> smooth

<sup>4</sup> baseline

<sup>5</sup> Recurrence Plots

رایانه‌های پرسرعت و دقیق، کشف پوانکاره به صورت عددی مورد استفاده قرار گرفت. در سال ۱۹۸۷، اِکمن و همکارانش روش منحنی‌های بازگشتی (RP) را به منظور تجسم دیداری بازگشت‌ها در سیستم‌های دینامیک، معرفی کردند (اکمن ۱۹۸۷، ص ۹۷۷-۹۷۳).

فرض کنید تراژکتوری  $\{\vec{x}_i\}_{i=1}^N$  برای یک سیستم در فضای فاز در اختیار است. بنابراین گسترش سیستم به وسیله‌ی مجموعه‌ای از این بردارها توصیف می‌شود، که یک تراژکتوری را در یک فضای مجازی ریاضی نشان می‌دهند. از این رو منحنی بازگشتی متناظر بر اساس ماتریس بازگشتی زیر تعریف می‌شود:

$$R_{i,j} = \begin{cases} 1: \vec{x}_i \approx \vec{x}_j, \\ 0: \vec{x}_i \not\approx \vec{x}_j, \end{cases} \quad i, j = 1, \dots, N \quad (1)$$

که  $N$  تعداد وضعیت‌های در نظر گرفته شده و  $\vec{x}_i \approx \vec{x}_j$  به معنی تساوی تا خطا (یا شعاع)  $\varepsilon$  است. توجه کنید از آن جایی که سیستم‌ها اغلب به طور دقیق به وضعیتی که در قبل مشاهده کرده بودند، بازگشت نمی‌کنند، در نظر گرفتن یک همسایگی ضروری می‌باشد (البته یک استثنا در مورد سیستم‌های پریودیک وجود دارد که پس از یک دوره، بازگشت به طور دقیق به همان وضعیت قبلی است، که در این مورد هم در نظر گرفتن همسایگی مناسب مشکلی در منحنی بازگشتی ایجاد نمی‌کند). همان‌طور که گفته شد، آنالیز غیرخطی داده‌ها، براساس مطالعه‌ی فضای فاز تراژکتوری‌ها می‌باشد. فرض شود حالت سیستم در لحظه  $t$  به صورت

$$\vec{x}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_d(t))^T \quad (2)$$

داده شده که در آن بردار بازسازی شده در فضای فاز و  $d$  بعد آن می‌باشد. در تنظیمات عملی، نوعاً امکان دسترسی به تمام متغیرهای حالت وجود ندارد. اغلب یک اندازه‌گیری گسسته در زمان از تنها یک مشاهده در اختیار است. در این وضعیت، فضای فاز باید دوباره ساخته شود (تیکنز ۱۹۸۱، ص ۳۸۱-۳۶۶، پاکارد و همکاران ۱۹۸۰، ص ۷۱۶-۷۱۲). یک روش متداول بازسازی روش تأخیر زمانی است:

$$\hat{\vec{x}}_i = \sum_{j=1}^m u_j + (j-1)\tau \vec{e}_j \quad (3)$$

تشخیص مؤلفه‌ی N400 توسط (شینکل ۲۰۰۷، ص ۳۲۵-۳۱۷) نمونه‌های دیگری از کاربرد منحنی‌های بازگشتی در زمینه‌ی علوم عصبی است. نتایج تحقیقات شینکل نیز توانایی تشخیص N400 در تک‌ثبت‌های EEG را با استفاده از منحنی‌های بازگشتی و ابزار<sup>۱</sup> RQA تأیید می‌کند. قشونی نیز برای بررسی حافظه اپیزودیک از فضای فاز و چگالی نرخ بازگشت استفاده نمود (قشونی و نصرآبادی ۲۰۰۷). با توجه به تلاش‌های گذشته می‌توان پیشنهاد کرد که منحنی‌های بازگشتی و آنالیز کمی‌سازی بازگشت، به‌عنوان روشی غیرخطی برای تجزیه و تحلیل سیگنال‌های EEG رخداد‌های حافظه‌ای، نیز به کار گرفته شوند. در این روش علاوه بر تجسم دیداری وضعیت گذارها در سیگنال به‌خاطر وقوع یک تحریک خارجی (برای مثال مشاهده یک لغت قدیم یا جدید در اینجا)، اندازه‌های RQA نیز می‌توانند به‌عنوان کمی‌کننده‌ی تغییرات در ساختار دینامیک مغز در حین یک رخداد حافظه‌ای در تک‌ثبت‌های EEG به کار برده شوند.

این مطالعه در بخش اول به معرفی منحنی‌های بازگشتی و آنالیز RQA می‌پردازد. در بخش دوم پس از معرفی دادگان، منحنی بازگشتی سیگنال‌های مغزی و کمی‌کننده‌های RQA برای آن‌ها محاسبه می‌گردد. سپس از روی این اندازه‌های غیرخطی تفاوت‌های سیگنال‌های مربوط به قسمت قدیم و جدید از لحاظ آماری مورد بررسی قرار گرفته است. در پایان به بحث و نتیجه‌گیری کاربرد روش معرفی شده روی سیگنال‌های EEG حافظه‌ای پرداخته خواهد شد.

## ۲- ابزار منحنی‌های بازگشتی برای تحلیل داده‌ها

مفهوم رسمی بازگشت‌ها توسط هنری پوانکاره در کار اصلی‌اش در سال ۱۸۹۰ ارائه شد (پوانکاره ۱۸۹۰، ص ۲۷۱-۲۷۰). او به هنگام صحبت در مورد مسأله‌ی محدود شده‌ی سه جسم، اشاره کرد: "در این وضعیت، صرف نظر از برخی تراژکتوری‌های مستثنی، که وقوع آن‌ها بی‌نهایت غیرمحمول است، می‌توان نشان داد که سیستم به دفعات بسیار به نقطه‌ای بی‌نهایت نزدیک به نقطه‌ی شروعش باز می‌گردد". بازگشت یک مشخصه‌ی اساسی برای بسیاری از سیستم‌های دینامیک می‌باشد. هفتاد سال بعد از پوانکاره و با ظهور

<sup>۱</sup> Recurrence quantification analysis

۲. **قطعیت:** نرخ نقاط بازگشتی که از ساختارهای قطری هستند (با طول حداقل  $l_{min}$ ) نسبت به کل نقاط بازگشت برابر است با

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N l P(l)}{\sum_{l=1}^N l P(l)} \quad (5)$$

که بر اساس هسیتوگرام  $P(\varepsilon, l)$  مربوط به خطوط قطری به طول  $l$  نوشته می‌شود، یعنی:

$$P(\varepsilon, l) = \sum_{i,j=1}^N (1 - R_{i-1,j-1}(\varepsilon)) (1 - R_{i+l,j+l}(\varepsilon)) \prod_{k=0}^{l-1} R_{i+k,j+k}(\varepsilon) \quad (6)$$

برای سادگی دیگر  $\varepsilon$  را در اندازه‌های RQA نمی‌نویسند (یعنی  $P(\varepsilon, l) = P(l)$ ).

DET به‌عنوان اندازه قطعیت (دترمینیسم) (یا پیش‌بینی پذیری) در مورد یک سیستم تعریف می‌شود.

### ۳. متوسط طول خطوط قطری

$$L = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N l P(l)}{\sum_{l=l_{min}}^N P(l)} \quad (7)$$

متوسط زمانی است که دو قطعه تراژکتوری به یکدیگر نزدیک هستند و می‌تواند به‌عنوان متوسط زمان پیش‌بینی تفسیر شود.

۴. **طول  $L_{max}$**  به‌عنوان طولانی‌ترین خط قطری که در RP یافت می‌شود، یا برعکس آن به‌عنوان به‌واگرایی مدّ نظر قرار می‌گیرد:

$$L_{max} = \max \left( \{l_i\}_{i=1}^{N_l} \right) \quad (8)$$

$$\text{respectively} \quad DIV = \frac{1}{L_{max}}$$

۵. **آنتروپی:** به آنتروپی شانون مربوط به احتمال  $p(l) = P(l)/N_l$  برمی‌گردد که یک خط قطری به طول دقیقاً  $l$  را در RP پیدا می‌کند:

$$ENTR = - \sum_{l=l_{min}}^N p(l) \ln p(l) \quad (9)$$

ENTR پیچیدگی منحنی بازگشتی را نسبت به خطوط قطری بیان می‌کند؛ برای مثال در نویز ناهمبسته مقدار

که  $u_i$  مقادیر گسسته سری زمانی،  $\vec{e}_j$  بردار واحد،  $m$  بُعد جاسازی و  $\tau$  تأخیر زمانی است. برای آنالیز سری‌های زمانی، هر دو پارامتر جاسازی، بعد  $m$  و تأخیر  $\tau$  باید به‌طور مناسب تعیین شوند. روش‌های مختلفی برای تخمین کوچک‌ترین بُعد جاسازی مناسب وجود دارد؛ برای مثال الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه اشتباه (کانتز و شریبر ۱۹۹۷)، هم‌چنین برای تعیین زمان تأخیر به‌عنوان مثال می‌توان از تابع اطلاعات متقابل (کائو ۱۹۹۷، ص ۵۰-۴۳؛ گالز و بابلویانتز ۱۹۹۷، ص ۵۰-۴۳) استفاده کرد.

## ۲-۱- اندازه‌های پیچیدگی (آنالیز کمی‌سازی بازگشت (RQA))

در منحنی‌های بازگشتی دو ساختار مقیاس کوچک عمده مشاهده می‌شود؛ اول ساختار خط قطری به طول  $l$  که به این معنی است که دو قطعه‌ی تراژکتوری به‌مدّت  $l$  واحد زمانی در همسایگی  $\varepsilon$  از یکدیگر بوده‌اند و دوم ساختار خط قائم به طول  $\nu$  که نشان دهنده‌ی این است که تراژکتوری به مدت  $\nu$  واحد زمانی تغییر چندانی نکرده است. به‌منظور فراتر رفتن از بیان تصویری که به‌وسیله‌ی RPها نتیجه می‌شود، چندین اندازه<sup>۱</sup> برای پیچیدگی، که ساختارهایی با مقیاس پایین در RP را کمی‌سازی می‌کند، در مقالات (استم ۲۰۰۵، ویرو و زیبلات ۱۹۹۴، مروان و همکاران ۲۰۰۲) پیشنهاد شده‌اند و به‌عنوان آنالیز کمی‌سازی بازگشت RQA شناخته می‌شوند. این اندازه‌ها بر اساس چگالی نقاط بازگشتی و ساختارهای خط قطری و عمودی در RP است. یک محاسبه این اندازه‌ها در پنجره‌های کوچک (زیر ماتریس‌ها) در RP که در طول  $LOI^2$  حرکت می‌کند، به یک رفتار وابسته به زمان این متغیرها منجر می‌شود. برخی مطالعه‌ها بر اساس اندازه‌های RQA نشان می‌دهد که آن‌ها می‌توانند نقاط بایفورکاسیون و به‌ویژه گذارهای آشوب - نظم<sup>۳</sup> را شناسایی کنند (گرسبرگر و پروکاشیا ۱۹۸۳، ص ۳۴۹-۳۴۶). این اندازه‌ها عبارتند از:

۱. **نرخ بازگشت:** ساده‌ترین اندازه‌ی RQA نرخ بازگشت (RR) یا درصد بازگشت است:

$$RR(\varepsilon) = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}(\varepsilon) \quad (4)$$

که اندازه‌ای از چگالی نقاط بازگشت در RP است.

<sup>1</sup> measure

<sup>2</sup> Line Of Identity ( $R_{i,i} \equiv 1 | i \leq N$ )

<sup>3</sup> chaos-order

### ۸. پیشینه‌ی طول خطوط عمودی در RP

$$V_{\max} = \max(\{v_1\}_{1=1}^{N_v}) \quad (12)$$

می‌تواند، در مقایسه با اندازه استاندارد  $L_{\max}$ ، مورد ملاحظه قرار گیرد ( $N_v$  تعداد قطعی خطوط عمودی است).

### ۳- دادگان و روش‌ها

دادگان مورد استفاده در این مقاله توسط آقای تیم کارن (دانشگاه کلرادو-۲۰۰۶) در حین بازشناسی حافظه ثبت شده است. سوژه‌ها ۱۲۰ لغت را مورد مطالعه قرار دادند. در حدود هفتاد دقیقه بعد، ERPها به هنگام بازشناسی حافظه برای لغات قدیم و جدید، ثبت و استخراج شدند. داده‌ها مربوط به پانزده دانشجوی دانشگاه کلرادو بود (سن: میانگین ۲۱ سال؛ محدوده‌ی سنی ۱۸-۲۸ سال، ۸ زن و ۷ مرد) که تمام افراد دست راست و انگلیسی زبان بومی بودند. تحریکات شامل ۴۸۰ لغت انگلیسی چهار تا هفت حرفی با تکرار اندک در لغت نامه (محدوده ۱-۲ بار تکرار در میلیون) بود. لغات به صورت تصادفی به چهار مجموعه‌ی ۱۲۰ کلمه‌ای تقسیم شده بود. در طول فعالیت بازشناسی حافظه، EEG به صورت ۱۲۸ کاناله ثبت شدند. ولتاژهای آنالوگ تقویت شده (0.1-100Hz میان‌گذر) با فرکانس 250Hz دیجیتال شدند.

### ۳-۱- پیش‌پردازش

سیگنال EEG به صورت دیجیتال از یک فیلتر پایین‌گذر 40Hz عبور داده شد. آزمایش‌هایی که شامل پاسخ‌های نادرست، حرکات چشمی (الکترواکلوگرام بالاتر از 70μV) بودند و یا اگر مجموع کانال‌های نامناسب از ۲۰٪ کل کانال‌ها بیشتر بود (متوسط دامنه یک کانال نامناسب بیش از 100μV یا دامنه‌گذرای آن بالاتر از 50μV بود)، از آنالیز حذف شدند. EEG نسبت به مرجع ورتکس (Cz) اندازه‌گیری شد، ولی از تبدیل میانگین مراجع، به منظور کمینه‌کردن اثر فعالیت ناحیه مرجع، و تخمین دقیق توپوگرافی مجموعه میدان‌های الکتریکی اندازه‌گیری شده، استفاده شد. طبق متون قبلی (فریدمن و جانسون ۲۰۰۰؛ راگ و آلن ۲۰۰۰، ژاکوبی ۱۹۹۱، ردر و همکاران ۲۰۰۰، کوتاس و ون‌پتن و...) مؤلفه‌ی FN400 توزیعی در ناحیه‌ی فرونتال داشته و مؤلفه‌ی LPC در ناحیه‌ی پرینتال قوی‌تر دیده می‌شود. به همین دلیل ۴ ناحیه‌ی الکترودی به‌طور خاص برای تجزیه

آنتروپی تاحدودی کوچک است که نشان‌دهنده‌ی کم بودن آنتروپی خطوط قطری و پیچیدگی پایین منحنی بازگشتی می‌باشد.

### ۶.LAM (لامیناریتی): مانند تعریف درمینیسیم، معادله

(۵)، نسبت بین نقاط بازگشتی تشکیل دهنده‌ی ساختارهای عمودی به کل نقاط بازگشتی، می‌تواند محاسبه شود:

$$LAM = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N v P(v)}{\sum_{v=1}^N v P(v)} \quad (10)$$

که در آن

$$P(v) = \sum_{i,j=1}^N (1 - R_{i,j}) (1 - R_{i,j+v}) \prod_{k=0}^{v-1} R_{i,j+k}$$

است و لامیناریتی نامیده می‌شود. محاسبه LAM برای  $v$ هایی تحقق می‌یابد که از  $v_{min}$  بیشتر شود، تا اثر حرکت مماسی کاهش یابد. برای نگاشت‌ها،  $v_{min}=2$  مقدار مناسبی است. LAM وقوع وضعیت‌های لامینار در سیستم را نشان می‌دهد، بدون این‌که طول این فازهای لامینار را توصیف نماید. در صورتی که RP شامل نقاط بازگشتی منفرد بیشتری نسبت به ساختارهای عمودی باشد، LAM کاهش خواهد یافت.

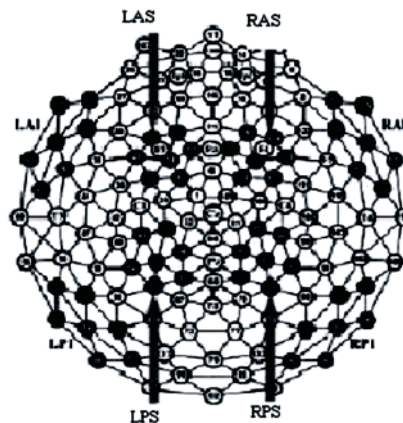
متوسط طول ساختارهای عمودی با معادله (۶) داده می‌شود.

### ۷. زمان به‌دام افتادن

$$TT = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N v P(v)}{\sum_{v=v_{min}}^N P(v)} \quad (11)$$

که زمان به دام افتادن<sup>۱</sup> نامیده می‌شود. برای محاسبه

آن، نظیر حالت محاسبه LAM لازم است طول مینمال  $v_{min}$  در نظر گرفته شود. TT میانگین زمانی که سیستم در یک



(شکل ۱) موقعیت چهار ناحیه مورد نظر برای بررسی سیگنال‌های EEG توسط فلش‌ها نشان داده شده است. وضعیت مشخص پایدار می‌ماند و یا این‌که چه مقدار را در تله گیر خواهد کرد، نشان می‌دهد.

<sup>1</sup> trapping time

و تحلیل سیگنال‌های مغزی حاوی این مؤلفه‌ها در نظر گرفته شده است که در (شکل ۱) مشاهده می‌شود. (شکل ۲) نمونه‌ای از سیگنال EEG و سیگنال ERP متوسط‌گیری شده از تمام ثبت‌های کل افراد را در ناحیه‌ی RAS نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مؤلفه‌های حافظه‌ای در تک‌ثبت EEG چندان مشخص نیستند.

### ۳-۲- تحلیل دادگان

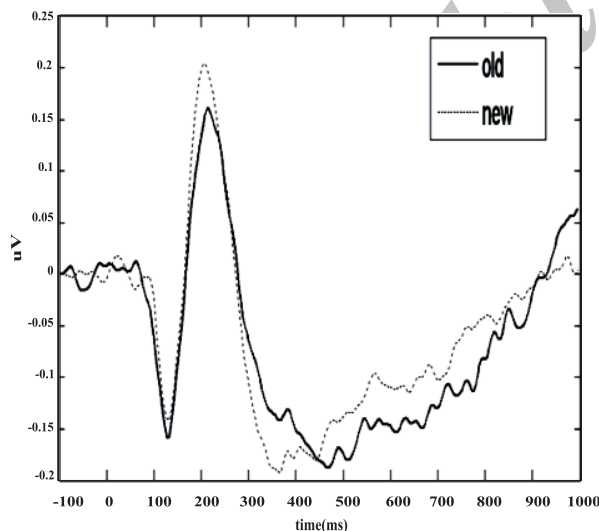
برای محاسبات آنالیز کمی‌ساز بازگشتی RQA به سیگنال بازسازی شده در فضای فاز نیاز است. یکی از معمول‌ترین روش‌های بازسازی سیگنال، روش تأخیری می‌باشد؛ از روی سیگنال اولیه با زمان‌های تأخیر مناسب نمونه‌برداری کرده و سیگنال جدید در فضای فاز جاسازی می‌شود. پارامترهای تأخیر و بُعد جاسازی بسیار مهم می‌باشد. طبق پیشنهادهای گذشته، زمان تأخیر متناسب با زمان خودهمبستگی سیگنال در نظر گرفته می‌شود. برای انتخاب بُعد جاسازی مناسب، از روش بُعد همبستگی استفاده می‌شود؛

$$C^{(d)}(R) = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i,j=1, i \neq j}^N \theta[R - |\bar{x}_i - \bar{x}_j|] \quad (13)$$

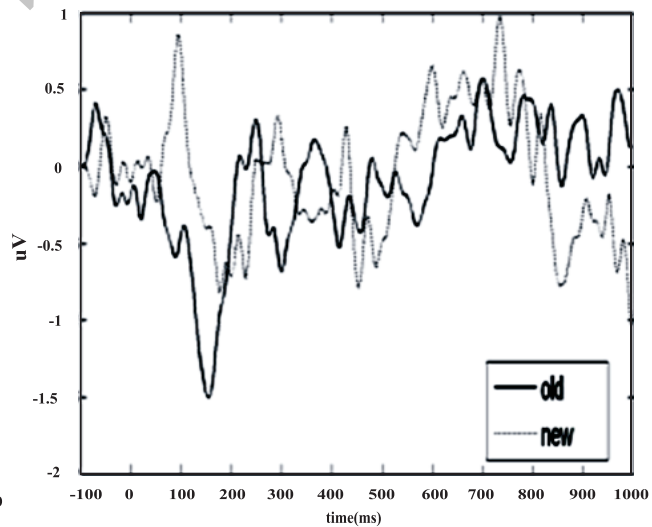
برای محاسبه‌ی بُعد همبستگی نسبت لگاریتم جمع همبستگی  $(\log C^d(R))$  به  $\log R$  را رسم کرده و شیب

خط در ناحیه‌ای که نقاط به‌صورت خطی قرار دارند<sup>۱</sup> محاسبه می‌شود. شیب خط مقدار بُعد همبستگی را مشخص می‌کند (هیبورن ۱۹۹۴). برای تخمین بُعد فضای پوششی، بعد همبستگی برای سیگنال به‌زای بُعدهای مختلف به‌دست آمده و سپس این مقدار بر حسب  $d$  رسم می‌شود. سپس از روی منحنی به‌دست آمده بُعد فضای پوششی درست در جایی که منحنی به اشباع رسیده باشد، تخمین زده می‌شود. لازم به ذکر است بُعد واقعی سیستم  $d_s$  از رابطه‌ی  $d = 2d_s + 1$  قابل محاسبه است. به‌عنوان مثال اگر بُعد فضای پوششی برابر ۵ به‌دست آید، بُعد واقعی سیستم برابر ۲ می‌باشد.

یک روش دیگر نیز برای انتخاب ابعاد فضای بازسازی وجود دارد که "نزدیک‌ترین همسایگی اشتباه" نامیده می‌شود. مفهوم ابتدایی آن به این صورت است که: اگر ابعاد خیلی کوچکی برای فضای بازسازی در نظر گرفته شود، زمانی که تراژکتوری‌های فضای حالت به این ابعاد پایین‌تر، تصویر می‌شود، دو نقطه‌ی تراژکتوری که در واقع با هم فاصله‌ی زیادی دارند، ممکن است در این بُعد پایین‌تر در همسایگی هم قرار گیرند. همین‌طور که ابعاد فضای بازسازی بالاتر می‌رود از تعداد این نقاط همسایگی نادرست کم می‌شود تا جایی که دیگر در تعداد همسایگی‌ها تغییری دیده نمی‌شود که در این حالت ابعاد هندسی واقعی و درست جاذب سیستم تعیین می‌شود.



۲-ب

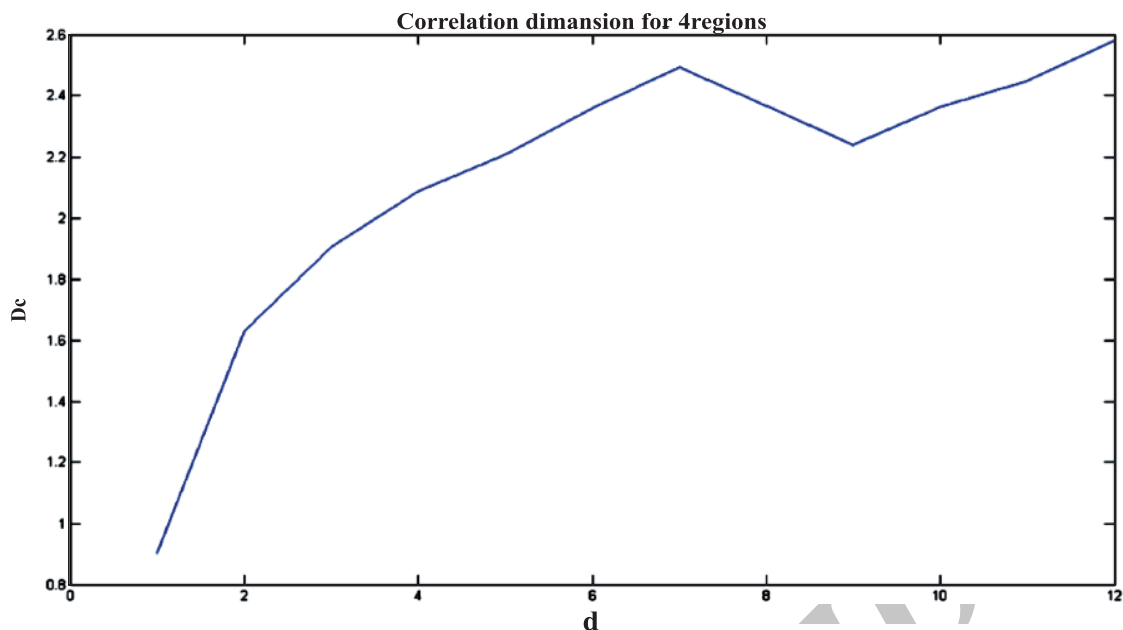


۲-الف

(شکل ۲) شکل موج یک ثانیه‌ای سیگنال ERP در ناحیه RPS، محور زمان از 100ms پیش از تحریک شروع شده است.

۲-الف) تک ثبت EEG. ۲-ب) سیگنال حاصل از متوسط‌گیری کل ثبت‌ها

<sup>۱</sup> scaling region



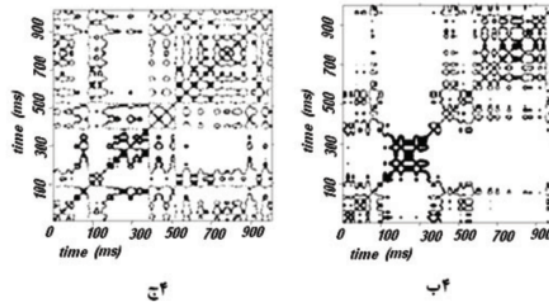
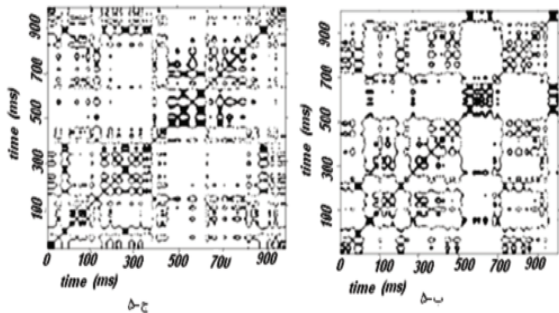
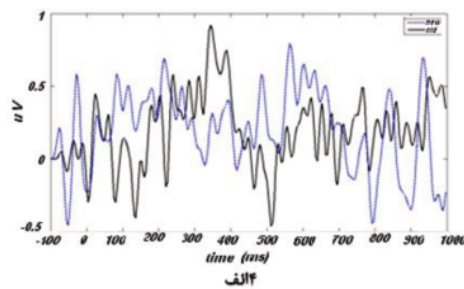
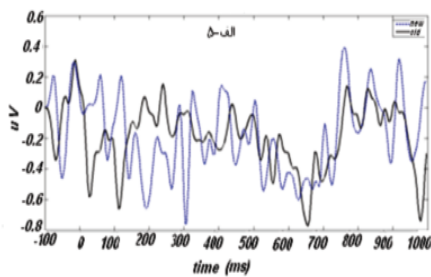
(شکل ۳) منحنی بُعد همبستگی به‌ازای مقادیر مختلف بُعد فضای پوششی برای سیگنال EEG یک ثانیه‌ای

باید به‌طور مناسب تعیین شوند. کمینه‌ی طول مایل و قائم چهار و پنجره‌ی تیلر دو و بازه‌ی زمانی برای پنجره‌گذاری 200ms در نظر گرفته شد.

استفاده از روش تأخیری برای سیگنال‌های با طول زیاد مناسب می‌باشد. از آن‌جایی که در این مطالعه طول هر تک‌ثبت EEG کوتاه و تنها ۲۷۵ نقطه است، بهتر دیدیم که به‌جای استفاده از روش تأخیری برای بازسازی سیگنال، پس از محاسبه بُعد جاسازی مناسب، به‌صورت مستقیم از خود سیگنال استفاده کنیم. در این‌جا از روش نزدیک‌ترین همسایه‌ی اشتباه برای محاسبه بُعد جاسازی استفاده شد و بُعد مناسب چهار به‌دست آمد. در صورت محاسبه بُعد همبستگی نیز، اشباع تقریبی پس از بُعد چهار مشاهده می‌شود (شکل ۳). برای ایجاد این بردار چهار بُعدی در فضای فاز، از هر کدام از نواحی LAS, RAS, LPS و RPS (شکل ۱) به‌ترتیب یک الکتروود گرفته می‌شود تا بردار چهار بُعدی بازسازی شود. از روی این سیگنال بازسازی شده، کمی‌کننده‌ها یا اندازه‌های غیرخطی با استفاده از پنجره‌ی لغزان به‌صورت پارامترهایی وابسته به زمان محاسبه می‌شوند و ویژگی‌هایی از این سیگنال‌های جدید استخراج می‌شود. این فرآیند به تعداد الکتروودهای هر ناحیه، یعنی هفت بار تکرار می‌شود. همان‌طور که در قبل اشاره شد، برای محاسبه این اندازه‌ها، پارامترهای متعددی باید به‌طور مناسب تعیین شوند. اولین و مهم‌ترین پارامتر، شعاع همسایگی  $\epsilon$  می‌باشد. یکی از معمول‌ترین روش‌ها انتخاب شعاع همسایگی برابر ۱۰٪ بیشینه فاصله‌ی بین نقاط در پنجره‌ی زمانی مورد نظر است که در این‌جا نیز مورد استفاده قرار گرفته است. علاوه‌بر این پارامترهای  $v_{min}$  و  $l_{min}$  و اندازه‌ی پنجره‌ی تیلر (تیلر-۱۹۷۶، ص ۲۴۳۲-۲۴۲۷) نیز

#### ۴- نتایج

با توجه به توضیحات داده شده در بالا منحنی بازگشتی برای تک‌ثبت‌های EEG محاسبه شده است. همان‌طور که در (اشکال ۴ و ۵) مشاهده می‌شود، در ناحیه‌ی فرونتال (اشکال ۴-ب و ۴-ج) در بازه‌ی تقریبی ۴۰۰ میلی‌ثانیه نوار سفیدرنگی در منحنی‌های بازگشتی مشاهده می‌شود که نشان‌دهنده‌ی غیر ایستا بودن داده‌ها در اطراف FN400 است. با این وجود خوشه‌ای از نقاط بازگشتی درون این بازه و در زمان تقریبی ۴۰۰ میلی‌ثانیه به‌چشم می‌خورد که همبستگی سیگنال درون آن محدوده را نشان می‌دهد. این در حالی است که در سیگنال زمانی متناظر با آن تغییرات قابل ملاحظه‌ای به‌چشم نمی‌خورد (شکل ۴-الف). علاوه‌بر این در بازه‌ی ۵۰۰-۹۰۰ میلی‌ثانیه در ناحیه پریتال (شکل ۵-ب و ۵-ج) نیز نوار سفیدرنگ و خوشه‌ی نقاط مشاهده می‌شود که نشانی از ظهور مؤلفه‌ی دیرهنگام LPC، به‌طور بارز در این ناحیه مکانی و زمانی است. در این شکل نیز سیگنال زمانی متناظر با منحنی‌های بازگشتی، عدم توانایی تک‌ثبت EEG برای مشخص کردن تغییرات را نشان می‌دهد (شکل ۵-الف).



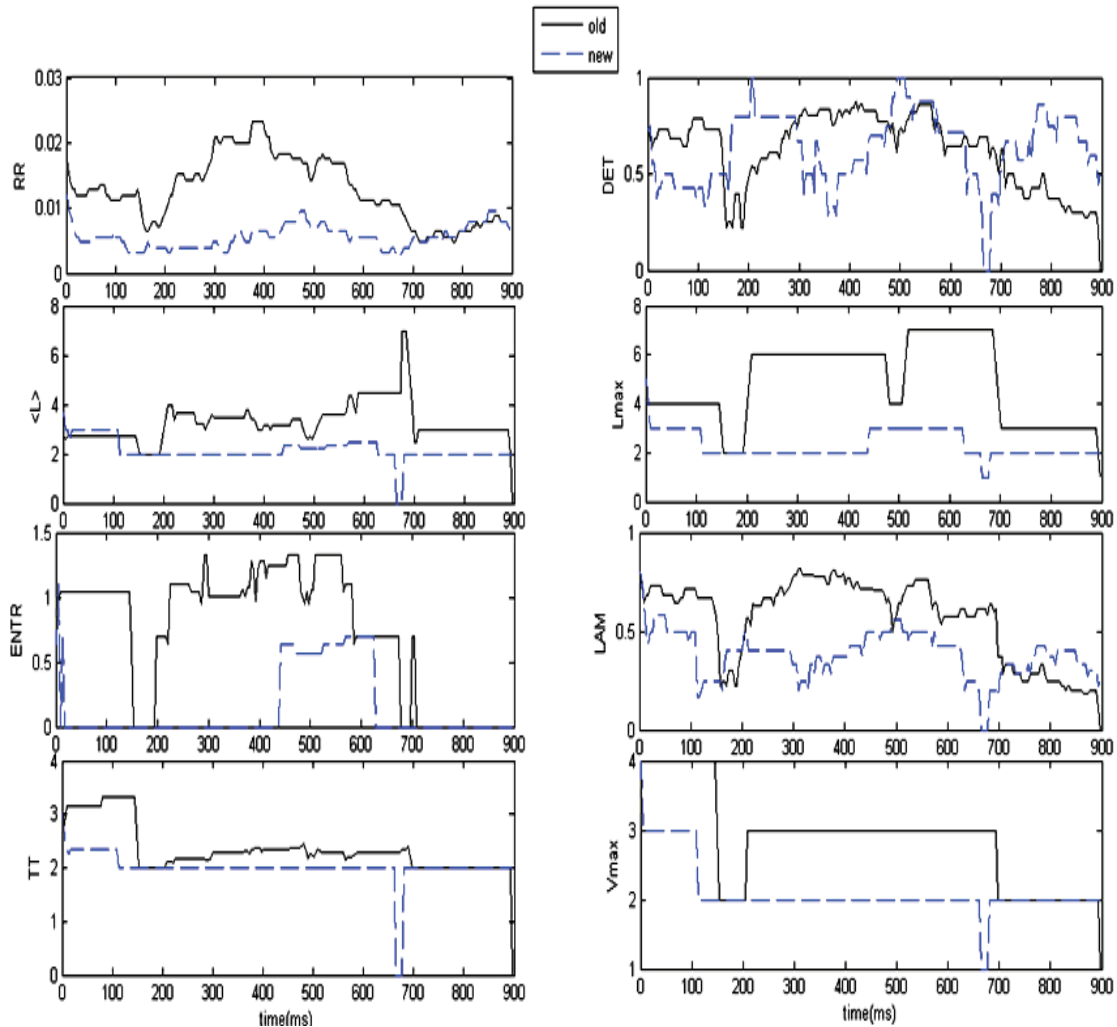
(شکل ۵) سیگنال‌های زمانی و منحنی‌های بازگشتی مربوط به تک‌ثبت‌های EEG: ۵-الف) سیگنال زمانی رخداد قدیم و جدید در یک تک‌ثبت در ناحیه فرونتال (خط چین رخداد جدید و خط پیوسته رخداد قدیم را نشان می‌دهد)؛ ۵-ب) منحنی بازگشتی رخداد قدیم، ۵-ج) منحنی بازگشتی رخداد جدید. نوار سفیدرنگ به‌واسطه‌ی غیرایستا بودن داده‌ها و خوشه‌ی نقاط بازگشتی در حوالی ۵۰۰ تا ۸۰۰ میلی‌ثانیه در نواحی پریتال مشاهده می‌شود.

(شکل ۴) سیگنال‌های زمانی و منحنی‌های بازگشتی مربوط به تک‌ثبت‌های EEG: ۴-الف) سیگنال زمانی رخداد قدیم و جدید در یک تک‌ثبت در ناحیه فرونتال (خط چین رخداد جدید و خط پیوسته رخداد قدیم را نشان می‌دهد)؛ ۴-ب) منحنی بازگشتی رخداد قدیم، ۴-ج) منحنی بازگشتی رخداد جدید. در نواحی فرونتال، نوار سفیدرنگ به‌واسطه‌ی غیرایستا بودن داده‌ها و خوشه‌ی نقاط بازگشتی در حوالی ۴۰۰ میلی‌ثانیه کاملاً مشهود است.

علاوه بر این نتایج نشان می‌دهند که پس از ۸۰۰ میلی‌ثانیه این روند افزایش دامنه از بین رفته و کاهش می‌یابد. تمامی اندازه‌ها به‌وقوع می‌پیوندند که می‌تواند مبین افزایش بُعد سیستم و بازگشت به وضعیت پایه‌اش (وانگ و همکاران ۲۰۰۵، کازما و همکاران ۲۰۰۳، مونلار و همکاران ۱۹۹۵، سامر ۱۹۹۶ و ۱۹۹۹) باشد. علاوه بر این در تمام اندازه‌های غیرخطی مشاهده می‌شود که دامنه‌ی سیگنال مربوط به رخداد قدیم نسبت به سیگنال رخداد جدید بیشتر است. این تفاوت‌ها می‌تواند توانایی RQA برای مشخص کردن تمایز بین رخداد‌های قدیم و جدید را در تک‌ثبت‌ها نمایان سازد، درحالی‌که در سیگنال اولیه EEG این تفاوت‌ها چندان آشکار نبوده و برای شناسایی تغییرات متوسط‌گیری باید صورت گیرد (شکل ۲).

همان‌طور که در بالا اشاره شد، آنالیز کمی‌سازی بازگشت‌ها می‌تواند تغییرات در ساختار پویا را کمی کند، که به‌عنوان ابزار مفیدی برای تجزیه و تحلیل سیگنال‌های EEG در حین رخداد‌های مختلف مغزی می‌تواند به‌کار برده شود. اندازه‌هایی نظیر  $ENTR_{RR}$ ,  $DET$ ,  $LAM$ ,  $\langle L \rangle$ ,  $L_{max}$  و  $V_{max}$  به‌عنوان ویژگی‌های متغیر در زمانی معرفی می‌شوند که تغییرات پویا را کمی‌سازی می‌کنند. این اندازه‌های غیرخطی برای سیگنال EEG محاسبه شدند که در (شکل ۶) نمونه‌ای از آن‌ها آورده شده است. آنچه به‌طور تقریبی در تمام این اندازه‌ها مشاهده می‌شود، این است که پس از اعمال تحریک تا زمان تقریبی ۴۰۰ میلی‌ثانیه دامنه‌ی اندازه‌هایی چون نرخ بازگشتی، میزان قطعیت، آنتروپی و لامیناریتی افزایش می‌یابد. توجه کنید از آنجایی که ما در محاسبات این اندازه‌ها از پنجره‌گذاری با اندازه‌ی 200ms استفاده نموده و نتیجه‌ی کل پنجره را در نمونه‌ی اول آن بیان کرده‌ایم، تمام زمان‌های واقعی 200ms دیرتر از زمان‌های نشان داده شده در نمودارهای بازگشتی است.





شکل ۶) اندازه‌های غیرخطی برای تک‌ثبت‌های EEG مربوط به رخدادهای قدیم و جدید. بیشتر بودن مقادیر رخداد قدیم نسبت به جدید قابل مشاهده است. افزایش دامنه در 400ms شروع می‌شود (به خاطر پنجره‌ی 200ms ای که برای محاسبات در نظر گرفته شده است این افزایش تقریباً در 200ms نشان داده می‌شود). که متناظر با مؤلفه‌ی FN400 و کاهش بُعد سیستم مغز است. پس از 800ms نیز دامنه‌ها کاهش می‌یابد که نشان‌دهنده‌ی بازگشت سیستم به وضعیت پایه‌اش و افزایش بعد آن می‌باشد. اندازه‌های مربوط به قسمت قدیم (خطوط پیوسته) دامنه‌ی بزرگتری نسبت به اندازه‌های قسمت جدید (خط‌چین) دارند.

#### ۴-۱- آنالیز آماری

همان‌طور که در قبل گفته شد، اندازه‌های RQA برای هر کدام از هفت الکتروود واقع در چهار ناحیه LAS, RAS, LPS و RPS محاسبه شدند. برای تمام افراد و تمام ثبت‌ها، نتایج حاصل از هفت الکتروود متوسط‌گیری شده و محاسبات بعدی روی این میانگین‌ها انجام گرفت. این متوسط‌گیری نتایج آماری را اندکی بهبود می‌بخشد. به‌منظور مقایسه سیگنال‌های رخدادهای قدیم و جدید از روی اندازه‌های ENTR, RR, DET, LAM, <L>, L\_max و V\_max تعدادی ویژگی استخراج شدند که مشخص‌کننده‌ی رفتار سیگنال می‌باشند. این ویژگی‌ها

اولین‌بار توسط کالاتزیس برای تشخیص افسردگی از روی سیگنال‌های مغزی مورد استفاده قرار گرفتند (کالاتزیس ۲۰۰۴، ص ۲۲-۱۱). قشونی (۱۳۸۵) و رضایا (۱۳۸۶) نیز از این ویژگی‌ها برای بررسی سیگنال مغزی در حافظه‌ی اپیزودیک استفاده کرده‌اند. این ویژگی‌ها عبارتند از: بیشینه (کمینه) دامنه‌ی سیگنال (AMP)؛ نسبت بیشینه (کمینه) دامنه به زمان وقوع آن (LAR)؛ سطح زیرناحیه منفی (NAR)؛ حاصل جمع سطح ناحیه‌ی منفی و مثبت (TAR)؛ متوسط قدر مطلق شیب سیگنال (AASS)؛ پیک تا پیک (PP)؛ شیب پیک تا پیک (PPS)؛ چگالی عبور از صفر (ZCD)؛ تعداد دفعات تغییر علامت شیب

در دو نقطه‌ی مجاور (SSA). به این ویژگی‌ها میانگین در بازه‌ی ۳۰۰ تا ۵۰۰ میلی‌ثانیه نیز اضافه شد.

سپس میزان معنادار بودن تفاوت‌های ویژگی‌ها برای رخدادهای قدیم و جدید با آزمون آماری t-test و فاصله‌ی اطمینان ۹۵٪ مورد بررسی قرار گرفت. (جدول ۱) مقادیر p-value آزمون را برای هر کدام از ویژگی‌ها در تمام اندازه‌ها نشان می‌دهد. خاطر نشان می‌شود، در آزمون، فرض بر این

گرفته شد، که میانگین ویژگی‌های مربوط به رخدادهای قدیم، بیش‌تر از جدید است. با این فرض، نسبت به فرض مساوی گرفتن میانگین‌ها یا بیشتر بودن میانگین رخدادهای جدید از قدیم، مقادیر p-value کم‌تری به‌دست آمد. این نتیجه با آنچه ما به‌طور مستقیم از روی منحنی‌های اندازه‌های غیرخطی، نتیجه گرفته بودیم هم‌خوانی دارد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، حتی در تک‌ثبت‌های EEG

(جدول ۱): مقادیر p-value ویژگی‌های استخراج شده از روی اندازه‌های غیرخطی. مقادیر کمتر از ۰.۰۵ مشخص شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود اندازه‌های <L>, LAM, DET و TT بیشترین ویژگی‌های متفاوت بین دو گروه قدیم و جدید را دارند. این اندازه‌ها به ترتیب گذارهای آشوب- آشوب و آشوب- نظم را نشان می‌دهند.

اندازه غیر خطی / ویژگی زمانی	RR	DET	<L>	Lmax	ENTR	LAM	TT	Vmax
AMP	0.9117	0.1177	0.2679	0.6377	0.8034	0.0471	0.3572	0.8443
LAR	0.0065	0.0141	0.0133	0.0127	0.4265	0.1197	0.0162	0.0145
NAR	0.8527	0.0109	0.0135	0.4461	0.8076	0.002	0.0128	0.4351
TAR	0.8223	0.0112	0.0125	0.3923	0.775	0.0021	0.013	0.4179
AASS	0.0099	0.0076	0.0013	0.01	0.0085	0.0011	0.0007	0.0004
PP	0.1343	0.7996	0.2454	0.1157	0.0497	0.9648	0.569	0.0756
PPS	0.0878	0.0156	0.0083	0.0236	0.2382	0.0565	0.0178	0.02
ZCD	0.0477	0.0203	0.0148	0.0333	0.1063	0.0703	0.0282	0.0317
SSA	0	0.0007	0.0073	0.001	0.0349	0	0.0036	0.0002
Mean(300-500ms)	0.7097	0.009	0.0063	0.2776	0.7139	0.0018	0.0064	0.3095

(جدول ۲) مقادیر p-value ویژگی‌های استخراج شده از روی تک ثبت EEG. مقدار کمتر از ۰.۰۵ مشخص شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، تنها یک ویژگی دارای تمایز معنادار است و سایر مقادیر p بسیار بزرگ است

AMP	LAR	NAR	TAR	AASS	PP	PPS	ZCD	SSA	Mean(300-500ms)
0.9996	0.9076	0.9997	0.9998	0	0.0745	0.325	0.4466	1	1

(اشکال ۴ و ۵) که برای نواحی فرونتال در بازه ۳۰۰-۵۰۰ میلی‌ثانیه (شکل ۴) و برای ناحیه‌ی پری‌تال در ۵۰۰-۸۰۰ میلی‌ثانیه (شکل ۵) وضوح بیشتری دارد و مؤید مؤلفه‌های FN400 و LPC در نواحی زمانی و مکانی متفاوت در مغز می‌باشد. این نتایج با یافته‌های قبل در مورد توانایی شناسایی گذارها به هنگام وقوع مؤلفه‌های ERP هم‌خوانی دارد (مروان و مینکه ۲۰۰۴، شینکل ۲۰۰۷). اندازه‌های RQA به‌عنوان کمی‌کننده‌ی تغییرات دینامیک سیستم می‌توانند به شناسایی بهتر رخداد‌های حافظه‌ای کمک کنند. به جای استفاده از ERP‌های متوسط‌گیری شده، این اندازه‌ها از روی تک‌ثبت‌های EEG محاسبه می‌شوند. همان‌طور که در (بخش ۲) توضیح داده شد، هرچه از میزان پیچیدگی و بُعد سیستم کاسته شود، دامنه‌ی این اندازه‌ها بیشتر می‌شود. در نتیجه افزایش دامنه‌ی اندازه‌ها در بازه‌ی زمانی گفته شده می‌تواند نشان‌گر روند کاهش بُعد سیستم، پس از تحریک باشد (وانگ و همکاران ۲۰۰۵، مونلار و همکاران ۱۹۹۵، سامر ۱۹۹۶ و ۱۹۹۹). در نتیجه اندازه‌هایی چون نرخ بازگشتی، میزان قطعیت، آنتروپی و لامیناریتی افزایش می‌یابد. علاوه بر این، کاهش دامنه‌ی اندازه‌های غیرخطی پس از ۸۰۰ میلی‌ثانیه می‌تواند مبین افزایش بُعد سیستم و بازگشت به وضعیت پایه‌اش (کازما و همکاران ۲۰۰۳، ص ۱۲۶-۱۱۹) باشد. علاوه بر این میانگین اندازه‌های مربوط به رخداد قدیم بیشتر از رخداد جدید می‌باشد (شکل ۶). می‌توان چنین پیشنهاد کرد که هنگام فراخوانی یک قسمت قدیم از حافظه، مقداری از بعد و پیچیدگی سیستم کم شده و بُعد سیستم نسبت به حالتی که قسمت جدید می‌باشد، کم‌تر است. طبق بررسی‌های آماری که در (جدول ۱) مشاهده می‌شود، با استفاده از ابزار RQA، حتی در تک‌ثبت‌های EEG نیز تفاوت‌های معناداری در ویژگی‌های قدیم و جدید وجود دارد؛ درحالی‌که طبق مقادیر (جدول ۲)، آزمون آماری برای ویژگی‌های استخراج‌شده از سیگنال زمانی EEG تک‌ثبت، تنها ویژگی با تفاوت معنادار AASS (متوسط قدرمطلق شیب سیگنال) می‌باشد که نسبت به نتایج آماری اندازه‌های RQA نتیجه‌ی مناسبی نیست. این تفاوت توانایی RQA برای ایجاد تمایز بین قسمت‌های قدیم و جدید در تک‌ثبت‌های EEG را نشان می‌دهد. با این وجود علاوه بر استفاده از منحنی‌های بازگشتی و RQA به‌عنوان ابزار صرفاً تشخیصی، تلاش‌های

نیز تفاوت‌های معناداری در ویژگی‌های قدیم و جدید وجود دارد. بهترین اندازه‌های غیرخطی برای تفکیک رخداد‌های قدیم و جدید <L>, DET, TT و LAM هستند که دارای بیش‌ترین ویژگی با تفاوت معنادار بین دو گروه می‌باشد. این اندازه‌ها که به ترتیب بر پایه‌ی ساختارهای خط قطری و عمودی ساخته می‌شوند، نشان‌دهنده‌ی گذارهای آشوب-نظم (ترولا و همکاران ۱۹۹۶، ص ۲۶۰-۲۵۵) و آشوب-آشوب (مروان و همکاران ۲۰۰۲) می‌باشند. علاوه بر این، به‌منظور مقایسه‌ی توانایی اندازه‌های غیرخطی و سیگنال زمانی اولیه EEG در تشخیص تفاوت بین قسمت‌های قدیم و جدید، ویژگی‌های ذکر شده در بالا (یعنی AMP, LAR, NAR, TAR, AASS, PP, PPS, ZCD و SSA) برای سیگنال زمانی EEG تک‌ثبت محاسبه شد. در این حالت نیز آزمون آماری t-test با همان فاصله‌ی اطمینان ۹۵٪ و فرض بیشتر بودن میانگین ویژگی‌های قدیم از جدید، روی کل ثبت‌ها و برای تمام افراد انجام شد. مقادیر p-value در این آزمون، به‌جز برای AASS، بسیار بزرگ بودند که نشان می‌دهد برای EEG در حالت تک‌ثبت، این ویژگی‌ها نمی‌توانند برای شناسایی تفاوت‌های بین رخداد‌های قدیم و جدید به‌کار برده شوند. (جدول ۲).

## ۵- بحث و نتیجه‌گیری

منحنی بازگشتی یک روش جدید پردازشی است. مزیت مهم این روش این است که می‌تواند برای سیگنال‌های غیرایستا نیز به‌کار برده شود. منحنی‌های بازگشتی به‌عنوان ابزاری غیرخطی برای تجزیه و تحلیل سیگنال‌های EEG نیز می‌توانند به‌کار گرفته شوند. در این روش علاوه بر تجسم دیداری وضعیت گذارها در سیگنال به واسطه وقوع یک تحریک خارجی (برای مثال مشاهده یک لغت قدیم یا جدید در اینجا)، اندازه‌های RQA نیز می‌توانند به‌عنوان کمی‌کننده‌ی تغییرات در ساختار دینامیک مغز در حین یک رخداد حافظه‌ای در تک‌ثبت‌های EEG به‌کار برده شوند. در این مطالعه ما از روش گفته شده برای شناسایی مؤلفه‌های مرتبط با فرآیند حافظه و هم‌چنین تفاوت‌های سیگنال EEG در دو گروه قدیم و جدید استفاده کرده‌ایم. در منحنی بازگشتی نوارهای سفیدرنگ مربوط به گذارهایی در ساختار دینامیک و خوشه‌های نقاط بازگشتی متناظر با هم‌بستگی داده‌ها درون این نوارها، به‌چشم می‌خورد

International Conference of the IEEE EMBS,  
Lyon, France

**Grassberger P, Procaccia I.** Characterization of strange attractors. 1983, Phys. Rev. Lett, Vol. 50, pp. 346–349.

**Hilborn R.C.**, Chaos and Nonlinear dynamics: An Introduction for Scientists and Engineers, 1994, Oxford Univ. Press, Oxford New York

**Jacoby L.L.** A process dissociation framework: separating automatic from intentional uses of memory. 1991, J Mem Lang, Vol. 30, pp. 513–541.

**Kalatzis I, Piliouras N, Ventouras E, Papageorgiou C.C, Rabavilas A.D, and Cavouras D**, Design and implementation of an SVM-based computer classification system for discriminating depressive patients from healthy controls using the P600 component of ERP signals: 2004, Computer Methods and Programs in Biomedicine, Vol. 75, pp 11-22.

**Kandel E. R, Schwartz J. H & Jessel T. M.** Essentials of Neural Science and Behavior, 1995, Appleton & Lange, East Norwalk, Connecticut.

**Kantz H, Schreiber T.** Nonlinear Time Series Analysis. 1997, Cambridge: University Press.

**Kozma R, Freeman W.J, Erdi P.** The KIV model—nonlinear spatio-temporal dynamics of the primordial vertebrate forebrain. 2003, Neurocomputing, Vols. 52–54, pp. 819 – 826.

**Kutas M, Van Petten C**, Psycholinguistics electrified: event-related potential investigations. In: Gensbacher MA (eds), Handbook of psycholinguistics. Academic Press, San Diego, CA, pp 83–143

**Longtin A, Galdrikian B, & Farmer B, Theiler J, Eubank S.** Testing for nonlinearity in time series: The method of surrogate data., 1992, Physica D, Vol. 58, pp. 77-94.

**Lutzenberger W, Elbert T, Birbaumer N, Ray W. J, & Schupp H.** The scalp distribution of the fractal dimension of the EEG and its variation with mental tasks, 1992, Brain Topogr. Vol 5, pp. 27-33.

**Marwan N, Meinke A.** [ed.] Bifur J. Extended recurrence plot analysis and its application to ERP data. 2004, Chaos Cogn, Int. Complex Brain Dynam. Vol. 14, pp. 761–771.

**Marwan N, Wessel N, Meyerfeldt U, Schirdewan A, Kurths J.** Recurrence plot based measures of complexity and its application to heart rate variability data. (2), 2002, Phys. Rev E, Vol. 66.

**Molnar M, Skinner JE, Csepe V, Winkler I, Karmos G.** Correlation dimension changes accompanying the occurrence of the mismatch

بیشتری به منظور یافتن کاربردهای بیشتری این روش در تفسیر فرآیندهای شناختی مغز مورد نیاز است.

## ۶- تقدیر و تشکر

نویسندگان مقاله مراتب تشکر و قدردانی خود را از آقای Tim Curran از دانشگاه کلرادو به خاطر در اختیار قرار دادن دادگان این تحقیق ابراز می‌دارند.

## ۷- مراجع:

**رضانیا ساجده.** کمی‌سازی پتانسیل‌های وابسته به رخداد (ERP) در فرآیند حافظه‌ی اپیزودیک بر پایه‌ی ویژگی‌های زمان-فرکانس جدید، ۱۳۸۶، تهران: دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد.

**قشونی مجید.** کمی‌سازی سیگنال مغزی ERP در طی فرایند حافظه‌ی اپیزودیک، ۱۳۸۵، مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد.

**Amit D. J.** Modeling Brain Function. The World of Attractor Neural Networks, 1989, Cambridge University Press, Cambridge.

**Babloyantz A, Salazar J. M, & Nicolis C.** Evidence of chaotic dynamics of brain activity during the sleep cycle, 1985, Phys. Lett. A111, 152-156

**Cao L.** Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series. 1997, Physica D, Vols. 110 (1–2), pp. 43–50.

**Eckmann J.P, Kamphorst S.O, Ruelle D.** Recurrence plots of dynamical systems. 1987, Europhys, Vol. 5, pp. 973–977.

**Friedman D, Johnson Jr R.** Event-related potential (ERP) studies of memory encoding and retrieval: a selective review. : Microsc Res Tech, 2000, Vol. 51, pp. 6–28.

**Gallez D, & Babloyantz A.** Predictability of human EEG: A dynamical approach, 1991, Biol. Cybern. 64, 381-391

**Ghoshuni M, Nasrabadi A.M, Khalilzadeh M.A, and Hashemi M.R.** Phase space analysis of Event Related Potential during episodic memory retrieval, 2007, Proceedings of the 29th Annual

Systems and Turbulence. Berlin : Springer, Lecture Notes in Mathematics, Vol. 898, pp. 366–381.

**Theiler J**, Spurious dimension from correlation algorithms applied to limited time-series data, 1986, Phys. Rev. A vol 34, pp 2427–2432

**Thomasson N, Hoepfner T.J, Webber C.L, Zbilut J.P.** Recurrence quantification in epileptic EEG, 2001, Phys. Lett. A Vol. 279 (1–2) .pp. 94–101

**Trulla L.L, Giuliani A, Zbilut J.P, Webber Jr C.L,** Recurrence quantification analysis of the logistic equation with transients. 1996, Phys Lett A 223(4):255–260

**Webber Jr C.L, Zbilut J.P.** Dynamical assessment of physiological systems and states using recurrence plot strategies. 1994, s.l. : J. Appl. Physiol, Vol. 76, pp. 956–973.

**Wong K.F.K, Galka A, Yamashita O, Ozaki T.** Modelling non-stationary variance in EEG time series by state space GARCH model, 2005, Computers in Biology and Medicine

**Wong K.F.K.** Modelling non-stationary variance in EEG time series by state space GARCH model

negativity and the P3 event-related potential component. *Electroenceph Clin Neurophysiol* 1995;95:118–26.

**Nunez P. L.** Electric Fields of the Brain, 1981, Oxford University Press, NY.

**Packard N.H, Crutchfield J.P, Farmer J.D, Shaw R.S.** Geometry from a time series. 1980, Phys. Rev. Lett, Vol. 45, pp. 712–716.

**Poincaré H.** s.l. Sur la probleme des trois corps et les équations de la dynamique. : *Acta Mathematica*, 1890, Vol. 13, pp. 1–271.

**Pritchard W. S, & Duke D.W.** Dimensional analysis of no-task human EEG using the rassberger-Procaccia method, 1992, *Psychophysiol.* Vol 29, pp. 182–191

**Rapp P. E, Zimmerman I. D, Albano A. M, deGuzman G. C, Greenbaun N. N, & Bashore T. R.** Experimental studies of chaotic neural behavior: Cellular activity and electroencephalographic signals, 1986, in *Nonlinear Oscillations in Biology and Chemistry*, ed. Othmer, H. G., Lecture Notes in Biomathematics, Vol. 66 (Springer, Berlin), pp. 175–205.

**Reder L.M, Nhouyvanisvong A, Schunn C.D, Ayers M.S, Angstadt P, Hiraki K.** A mechanistic account of the mirror effect for word frequency: a computational model of remember-know judgments in a continuous recognition paradigm. 2000, *Exp Psychol Learn Mem Cogn*, Vol. 26, pp. 294–320.

**Rugg M.D, Allan K.** Memory retrieval: an electrophysiological perspective. The new cognitive neurosciences. 2nd edition. Cambridge : MIT Press, 2000. pp. 805–16.

**Sammer G.** Working memory load and EEG-dynamics as revealed by point correlation dimension analysis. *Int J Psychophysiol* 1999;34:89–101.

**Sammer G.** Working-memory load and dimensional complexity of the EEG. *Int J Psychophysiol* 1996;24:173–82.

**Schinkel S, Marwan N, Kurths J.** Order patterns recurrence plots in the analysis of ERP data. 2007, *Cogn Neurodyn* . Vol 1., pp. 317–325.

**Stam C.J.** Nonlinear dynamical analysis of EEG and MEG: Review of an emerging field, 2005, *Clinical Neurophysiology*, Vol. 116, pp. 2266–2301

**Sutton S, Braren M, Zubin J, & John E. R.** Evoked potential correlates of stimulus uncertainty. 1965, *Science*, Vol. 150, pp. 1187–1188.

**Takens F.** Detecting strange attractors in turbulence, 1981, In: D. Rand, L.-S. Young (Eds.), *Dynamical*

نسیبه طالبی در سال ۱۳۸۴ در رشته‌ی

مهندسی پزشکی از دانشگاه اصفهان

فارغ‌التحصیل شد. سپس در سال ۸۸

دوره‌ی کارشناسی ارشد خود را در

رشته‌ی بیوالکترونیک از دانشگاه شاهد به پایان رسانید.

زمینه‌ی فعالیت وی پردازش سیگنال‌های مغزی، به‌ویژه در

رخدادهای حافظه‌ای است. تا کنون مقالاتی از ایشان در این

زمینه در همایش‌های داخلی و خارجی به چاپ رسیده

است.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

[Nasibeh.talebi@gmail.com](mailto:Nasibeh.talebi@gmail.com)



علی مطیع نصرآبادی مدرک

کارشناسی خود را در رشته‌ی مهندسی

برق- الکترونیک در سال ۱۳۷۳ از

دانشگاه صنعتی امیرکبیر، و مدرک

کارشناسی ارشد در رشته‌ی مهندسی

برق- مهندسی پزشکی را در سال ۱۳۷۷ از همان دانشگاه

اخذ نمود. وی در سال ۱۳۸۲ دکترای خود را در رشته‌ی

مهندسی پزشکی- بیوالکترونیک از دانشگاه صنعتی امیرکبیر

دریافت نمود و هم‌اکنون عضو هیئت علمی دانشکده‌ی



فنی- مهندسی دانشگاه شاهد می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان پردازش سیگنال‌های EEG، ERP در حالات ذهنی و BCI، فشرده‌سازی سیگنال‌های حیاتی، پردازش آشوب‌گونه و زمان-فرکانس سیگنال‌های حیاتی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، شناسایی الگو، مدل‌سازی سیستم‌های بیولوژیکی و تقویت‌کننده‌های سیگنال‌های حیاتی می‌باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

**[nasrabadi@shahed.ac.ir](mailto:nasrabadi@shahed.ac.ir)**

Archive of SID