

معرفی معیاری جدید برای تشخیص صرع در سیگنالهای الکتروانسفالوگرام نویزی و کوتاه مدت بر اساس تحلیل الگوهای ترتیبی

ایمان ویسی^{*}، علی کریم پور^۲، ناصر پریز^۳، محمد تقی شاکری^۴

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی برق-کنترل، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

۲- استادیار گروه برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

۳- دانشیار گروه برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

۴- دانشیار گروه پزشکی اجتماعی و بهداشت، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی مشهد، مشهد، ایران

تاریخ پذیرش مقاله: ۸۸/۹/۲۳

تاریخ دریافت: ۸۸/۵/۹

چکیده

مقدمه: در این مقاله یک معیار پیچیدگی جدید برای تشخیص تغییر رفتار دینامیکی در سیستم های غیرخطی با استفاده از آنالیز الگوهای ترتیبی در سیگنال های اخذ شده از سیستم ارائه می گردد. صرع به عنوان یک تغییر رفتار دینامیکی در سیستم پیچیده و غیرخطی مغز مورد مطالعه قرار گرفته و توانایی معیار معرفی شده در تشخیص آن در سیگنالهای الکتروانسفالوگرام نویزی و کوتاه مدت با برخی معیارهای رایج در تئوری آشوب مقایسه می گردد.

مواد و روش ها: در روش ارائه شده، فضای فاز سیگنال، پس از بازسازی، با استفاده از الگوهای ترتیبی به زیرمجموعه های مساوی تقسیم می شود. به هریک از زیرمجموعه ها می توان یک سمبل اختصاص داد. با این کار، مسیر حالت در فضای فاز، به یک دنباله از سمبل ها تبدیل شده و می توان از یک ماشین حالت متناهی برای مدلسازی رفتار سیستم استفاده کرد. بر اساس مفهوم آرایه انتقال حالت، یک معیار پیچیدگی جدید معرفی می شود. معیار پیچیدگی معرفی شده، برای تشخیص حملات صرعی در سیگنالهای مغزی بکارگرفته شده و توانایی آن در تشخیص صرع در سیگنالهای نویزی و کوتاه مدت با برخی معیارهای رایج در تئوری آشوب مقایسه می گردد.

نتایج: نتایج بدست آمده نشان می دهند که معیار پیچیدگی می تواند سیگنالهای مغزی سالم و صرعی را با دقت بیش از ۹۷٪ در حالت بدون نویز و با دقتی بیش از ۷۵٪ در حالتی که سیگنالها شدیداً به نویز آمیخته اند، تفکیک کنند.

بحث و نتیجه گیری: معیار پیچیدگی علاوه بر اینکه از لحاظ محاسباتی بسیار ساده و سریع می باشد برخلاف معیارهای رایج در تئوری آشوب، مقاومت بسیار خوبی نیز در برابر نویز از خود نشان می دهد همچنین قابلیت تشخیص تغییرات در داده های کوتاه مدت را نیز دارد. (مجله فیزیک پزشکی ایران، دوره ۷، شماره ۱، پیاپی ۲۶، بهار ۸۹: ۹۲-۷۹)

واژگان کلیدی: الکتروانسفالوگرام، تشخیص صرع، الگوی ترتیبی، انتروبی جایگشت، معیار پیچیدگی

* نویسنده مسؤل: ایمان ویسی

آدرس: گروه برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد

iveisi@gmail.com

تلفن: +۹۸ (۵۱۱) ۸۸۶۳۳۰۲

۱- مقدمه

بیماری صرع یکی از بیماری‌های شایع سیستم اعصاب است که حدود ۱٪ مردم دنیا به آن مبتلا هستند [۱]. این بیماری ناشی از عملکرد ناقص سیستم عصبی بوده و در اثر تخلیه الکتریکی غیرطبیعی نورون‌ها رخ می‌دهد. تا کنون بررسی بصری الکتروانسفالوگرام (EEG) توسط یک پزشک مجرب مرسوم‌ترین روش برای تشخیص صرع بوده است. بررسی و مشاهده نظری سیگنال‌های مغزی بویژه وقتی داده‌های اخذ شده طولانی باشد کاری وقت‌گیر و خسته‌کننده می‌باشد همچنین تشخیص برخط حملات صرعی در بیمارانی که فعالیت مغزی آنها دائماً مانیتور می‌شود عملاً امکان‌پذیر نیست.

به همین دلیل در دو دهه گذشته تلاش‌های فراوانی برای معرفی روشی برای تشخیص حملات صرعی به صورت خودکار صورت گرفته است. این روش‌ها علاوه بر اینکه پزشک را در تشخیص این بیماری راهنمایی می‌کند می‌تواند به درک مکانیزم‌های نهفته در این بیماری نیز کمک کند. روش‌های سنتی آنالیز سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام براساس تکنیک‌های خطی پردازش سیگنال نظیر تبدیل فوریه و آنالیز طیفی بوده است. تحقیقات نشان داده است که مغز یک سیستم غیرخطی با دینامیک‌های پیچیده می‌باشد و لذا استفاده از روش‌های خطی پردازش سیگنال، برای آنالیز سیگنال‌های اخذ شده از این سیستم مناسب نیست. بر این اساس در دو دهه اخیر استفاده از روش‌های برآمده از تئوری سیستم‌های دینامیکی و نظریه آشوب برای آنالیز سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام با استقبال فراوانی روبرو شده است [۲].

صرع را می‌توان به عنوان ناهنجاری دینامیکی سیستم مغز به شمار آورد [۳]. نشان داده شده است که سیگنال‌های مغزی در حالت نرمال خواص آشوبی دارند در هنگام حملات صرعی این سیگنال‌ها عمدتاً نظم (خواص شبه‌پریودیکی) از خود نشان می‌دهند و در پایان حمله مجدداً به حالت آشوبی برمیگردند. همچنین با آغاز حملات

صرعی، پیچیدگی سیگنال‌ها کم می‌شود و با پایان حملات، پیچیدگی به حالت اولیه اش برمی‌گردد [۳]. عمده روش‌های تشخیص حملات صرعی نیز براساس تشخیص این تغییر رفتار دینامیکی می‌باشد.

براین اساس روش‌های گوناگونی برای تحلیل سیگنال‌های مغزی ارائه شده‌اند که عمدتاً شامل استفاده از بعد همبستگی [۴]، نمای لیپانوف^۱ [۵]، انتروپی تقریبی [۶]، منحنی‌های بازگشتی و آنالیزهای مربوطه [۷] بوده است. این معیارها، ویژگی‌های کلی دینامیک‌های غیرخطی را مشخص می‌کنند، اما تفاوت‌های کوچک بین حالات دینامیکی مختلف، بخصوص وقتی داده‌ها کوتاه و نویزی هستند را نشان نمی‌دهند [۸].

استفاده از معیارهای آشوبی نظیر بعد همبستگی و نمای لیپانوف مشکلات دیگری نیز به همراه دارد. در این روش‌ها پارامترهای زیادی را بایستی به طور اختیاری انتخاب نمود و انتخاب نامناسب این پارامترها بر نتایج تاثیر می‌گذارد [۲]. معیارهای آشوبی کلاسیک مانند بعد همبستگی فرض می‌کنند که سیگنال‌ها از یک سیستم غیرخطی با بعد کم نشأت می‌گیرند و لذا با افزوده شدن نویز به سیگنال‌ها، این الگوریتم‌ها کارایی خود را از دست می‌دهند. این در حالی است که سیگنال‌های EEG اغلب آغشته به نویزهای اندازه‌گیری هستند [۹]. همچنین این معیارها برای حصول جواب‌های قابل اطمینان به داده‌های طولانی مدت و ایستادن نیاز دارند حال آنکه سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام را تنها در بازه‌های زمانی کوتاه مدت (در حدود ۳/۵ ثانیه) می‌توان ایستادن در نظر گرفت [۲]. برخی تحقیقات اخیراً از مجموعه‌ای از ویژگی‌های خطی و غیرخطی به طور همزمان برای تشخیص صرع استفاده کرده‌اند [۱۰]. این روش‌ها به لحاظ محاسباتی پیچیده و پرهزینه بوده و برای استفاده‌های کلینیکی مناسب نیستند.

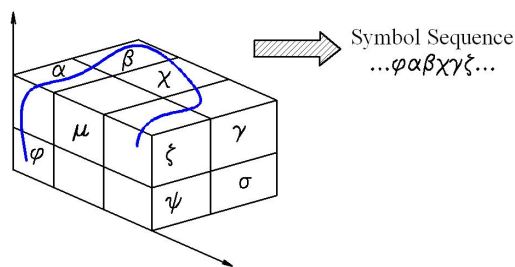
معرفی معیارهای جدید برای تشخیص تغییرات دینامیکی در سری‌های زمانی، که به آسانی و سرعت قابل محاسبه باشند و

¹ Lyapunov

که $t \in [0, \infty]$ زمان و $x \in R^n$ بردار حالت در فضای فاز می باشد. پاسخ معادله ۱ را می توان به شکل $\varphi_t(x_0)$ نشان داد که با داشتن حالت اولیه x_0 ، حالت در لحظه t را تعیین می کند. این پاسخ یک مسیر را در فضای حالت تشکیل می دهد.

یک روش برای توصیف رفتار سیستم های دینامیکی، تبدیل دینامیک های پیوسته به دینامیک های گسسته سمبلی می باشد [۱۶] و [۱۷]. ایده کلی دینامیک های سمبلی ساده می باشد، به جای در نظر گرفتن حالت دقیق یک سیستم در یک زمان، توصیف نادقیقی از آن در نظر گرفته می شود. در این روش، دینامیک های سیستم به یک دنباله از سمبل ها تبدیل می شوند.

برای این کار بخشی از فضای فاز سیستم دینامیکی که مسیرهای حالت را (به ازای یک تحریک خاص) در بر می گیرد در نظر می گیریم. این بخش از فضا را می توان به m زیر مجموعه افراز کرد که این زیرمجموعه ها دو به دو جدا از هم می باشند و اجتماع آنها کل فضای در نظر گرفته شده را تشکیل خواهد داد. هر یک از این زیر مجموعه ها که سلول نامیده می شوند را می توان با یک سمبل نشان داد. مسیر حالت سیستم با حرکت در فضای فاز از بین این سلول ها عبور می کند. تمام حالاتی که در یک سلول قرار دارند یکسان در نظر گرفته می شوند. به این طریق دینامیک های پیوسته به یک دنباله نادقیق از سمبل ها تبدیل می گردند. شکل ۱ مفهوم افراز فضای فاز و تبدیل مسیر حالت به یک دنباله از سمبل ها را نشان می دهد.



شکل ۱- افراز فضای فاز و تبدیل مسیر حالت به یک دنباله از سمبل ها در یک فضای سه بعدی

همچنین در حضور نویز کارایی خود را حفظ کنند کماکان از زمینه های باز مطالعاتی به شمار می رود.

در سال ۲۰۰۲ بند و پامپ الگوهای ترتیبی را معرفی کرده و بر اساس آن یک معیار پیچیدگی جدید برای آنالیز سری های زمانی غیرخطی، تحت عنوان انتروپی جایگشت ارائه نمودند [۱۱]. الگوهای ترتیبی به سادگی و سرعت قابل محاسبه هستند و معیار انتروپی جایگشت مقاومت خوبی در برابر نویز از خود نشان می دهد [۱۲، ۱۱]. کاربرد موفق این معیار در آنالیز سیگنالهای حیاتی گزارش شده است [۱۴، ۱۳].

مؤلفین این مقاله پیشتر از انتروپی جایگشت برای تفکیک سیگنالهای مغزی سالم و صرعی استفاده کرده اند [۱۵]. در این مقاله همچنین میانگین و انحراف از میانگین انتروپی های جایگشت در یک بازه از تاخیرهای زمانی به عنوان معیارهای جدید برای بهبود دقت تشخیص صرع در حضور نویز معرفی شده اند. هرچند که با معیارهای معرفی شده طبقه بندی با دقت بالایی انجام می پذیرد اما این معیارها به لحاظ محاسباتی پرهزینه هستند.

در مقاله حاضر، یک معیار پیچیدگی جدید برای تشخیص تغییر رفتار دینامیکی در سیستم غیرخطی و پیچیده مغز به سبب وقوع صرع ارائه می گردد و توانایی آن در تشخیص صرع در سیگنالهای الکتروانسفالوگرام نویزی و کوتاه مدت با برخی معیارهای رایج در تئوری آشوب مقایسه می شود.

۲- مواد و روشها

۲-۱ دینامیک های سمبلی

توصیف ریاضی رفتار در انواع سیستمهای دینامیکی از دو مولفه حالت سیستم و قانون دینامیکی که نحوه تغییر متغیرهای حالت را تعیین می کند تشکیل شده است. یک سیستم فیزیکی با تغییرات پیوسته را عمدتاً می توان با یک معادله دینامیکی با بعد محدود و به شکل زیر مدل گردد [۱۶]:

$$\frac{dx(t)}{dt} = f(x(t)) \quad x(0) = x_0 \quad (1)$$

این بخش روشی جدید برای افراز فضای فاز با استفاده از الگوهای ترتیبی معرفی می شود.

فرض می کنیم که یک سری زمانی به شکل $\{x_i\}_{i=1}^N$ داده شده است. طبق قضیه تیکنز برای بازسازی فضای فاز، با انتخاب تاخیر زمانی τ و بعد $d > 1$ میتوان بردارهای تاخیر را به شکل زیر تشکیل داد:

$$i \rightarrow X_i = (x_{i-(d-1)\tau}, x_{i-(d-2)\tau}, \dots, x_{i-\tau}, x_i) \quad (3)$$

که به هر زمان i ، یک بردار با بعد d ، شامل مقادیر سری x در زمان های $i, i-\tau, \dots, i-(d-1)\tau$ نسبت می دهد. با این روش، سری زمانی به $N - (d-1)\tau$ بردار تاخیر که مولفه هایش با هم همپوشانی دارند تبدیل می گردد.

منظور از الگوی ترتیبی، جایگشت $(r_0, r_1, \dots, r_{d-1})$ از $(0, 1, 2, \dots, d-1)$ میباشد، اگر مولفه های بردار تاخیر (3) به صورت زیر مرتب شده باشند:

$$x_{s-r_{(d-1)\tau}} \leq x_{s-r_{(d-2)\tau}} \leq \dots \leq x_{s-r_{\tau}} \leq x_{s-r_0} \quad (4)$$

اگر دو مولفه در بردار تاخیر دارای مقدار یکسانی باشند یعنی اگر $x_{s-r_{\tau}} = x_{s-r_{(l-1)\tau}}$ باشد، به منظور حصول یک الگوی ترتیبی یکتا قرار می دهیم $r_l < r_{l-1}$.

مثال. فرض کنید یک سری زمانی در 12 نقطه به شکل زیر در اختیار داشته باشیم:

$$x_1 = 4, x_2 = 2.5, x_3 = 3, x_4 = 1, x_5 = -6, x_6 = 8 \\ x_7 = 10, x_8 = 5, x_9 = 4, x_{10} = 2, x_{11} = -1, x_{12} = 0 \\ \text{با بازسازی فضای فاز با تاخیر } \tau = 2 \text{ و بعد } d = 4$$

شش بردار تاخیر به شکل زیر به دست می آید:

$$i = 12 \rightarrow X_1 = (0, 2, 5, 8) \quad i = 9 \rightarrow X_4 = (4, 10, -6, 3) \\ i = 11 \rightarrow X_2 = (-1, 4, 10, -6) \quad i = 8 \rightarrow X_5 = (5, 8, 1, 2.5) \\ i = 10 \rightarrow X_3 = (2, 5, 8, 1) \quad i = 7 \rightarrow X_6 = (10, -6, 3, 4)$$

همانطور که گفته شد به هریک از بردارهای تاخیر می توان یک الگوی ترتیبی نسبت داد. مثلا بردار تاخیر سوم را در نظر بگیرید، این بردار را می توان به شکل

$$i = 10 \rightarrow X_3 = (x_{10}, x_{10-\tau}, x_{10-2\tau}, x_{10-3\tau})$$

نوشت. مولفه های این بردار به شکل زیر مرتب می شوند:

هر شرط اولیه x_0 با یک نگاشت از فضای فاز به مجموعه سمبل ها، یک دنباله از سمبل ها به شکل زیر تولید می کند:

$$x_0 \rightarrow \dots \varphi \alpha \beta \chi \gamma \zeta \dots \quad (2)$$

نگاشت 2 دینامیک سمبلی نامیده می شود چرا که به دینامیک های سیستم که از یک شرط اولیه x_0 شروع می شود یک دنباله سمبلی مجاز $\dots \varphi \alpha \beta \chi \gamma \zeta \dots$ نسبت می دهد. دینامیک های سمبلی را می توان به عنوان نادقیق سازی فضای فاز در نظر گرفت. هر چند که این نادقیق سازی باعث از دست رفتن بخشی از اطلاعات می گردد ولی با افراز مناسب فضای فاز ویژگی های اصلی دینامیک ها محفوظ می مانند [18].

در سیستمهای طبیعی و فیزیولوژیکی عمدتاً مدلی از سیستم به طور صریح در دسترس نیست و تنها یک سری زمانی یک بعدی $x(t)$ ، شامل مقادیر اسکالر به عنوان خروجی سیستم به صورت $\{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ در دسترس می باشد. در این شرایط اولین گام برای تعریف دینامیک های سمبلی، بازسازی فضای فاز با استفاده از سری زمانی موجود می باشد. روش مرسوم برای بازسازی فضای فاز استفاده از روش بازسازی تیکنز [19] می باشد.

در ادامه روشی جدید برای افراز فضای فاز و تبدیل دینامیک های پیوسته به دینامیک های سمبلی ارائه می گردد. در این روش از الگوهای ترتیبی استفاده می شود. مفهوم الگوهای ترتیبی برای اولین بار در سال 2002 توسط بند و پامپ مطرح گردید [11].

2-2 افراز فضای فاز و تعریف دینامیک های سمبلی با استفاده از الگوهای ترتیبی

روش های مختلفی برای افراز فضای فاز و تبدیل دینامیک های پیوسته به دینامیک های سمبلی می توان ارائه داد. مهم آن است که دنباله سمبلی حاصل حاوی اطلاعات کافی از سری زمانی اصلی باشد. همچنین تعیین سمبل ها بویژه در داده های طولانی مدت نظیر داده های فیزیولوژیکی (مانند EEG و ECG) بایستی از لحاظ محاسباتی ساده و سریع باشد. در

تشخیص صرع با استفاده از تحلیل الگوهای ترتیبی

از آنجا که بردارهای تاخیر d -بعدی هستند، $d!$ جایگشت مختلف ممکن خواهد بود و لذا $d!$ الگوی ترتیبی وجود خواهد داشت. بنابراین می توان به هریک از الگوهای ترتیبی دقیقاً یکی از اعداد $1, 2, \dots, n = d!$ را نسبت داد. نهایتاً با این روش مسیر بازسازی شده در فضای فاز به یک دنباله از اعداد (سمبل های) 1 تا $d!$ تبدیل می شود.

در مثال فوق بعد برابر 4 انتخاب شد و لذا 24 الگوی ترتیبی مختلف ممکن خواهد بود. به هریک از این 24 الگوی ترتیبی می توان یکی از اعداد 1 تا 24 را به شکل زیر نسبت داد:

$(3 \ 2 \ 1 \ 0) \rightarrow 1$	$(2 \ 3 \ 1 \ 0) \rightarrow 7$	$(1 \ 2 \ 3 \ 0) \rightarrow 13$	$(0 \ 2 \ 1 \ 3) \rightarrow 19$
$(3 \ 2 \ 0 \ 1) \rightarrow 2$	$(2 \ 3 \ 0 \ 1) \rightarrow 8$	$(1 \ 2 \ 0 \ 3) \rightarrow 14$	$(0 \ 2 \ 3 \ 1) \rightarrow 20$
$(3 \ 1 \ 2 \ 0) \rightarrow 3$	$(2 \ 1 \ 3 \ 0) \rightarrow 9$	$(1 \ 3 \ 2 \ 0) \rightarrow 15$	$(0 \ 1 \ 2 \ 3) \rightarrow 21$
$(3 \ 1 \ 0 \ 2) \rightarrow 4$	$(2 \ 1 \ 0 \ 3) \rightarrow 10$	$(1 \ 3 \ 0 \ 2) \rightarrow 16$	$(0 \ 1 \ 3 \ 2) \rightarrow 22$
$(3 \ 0 \ 1 \ 2) \rightarrow 5$	$(2 \ 0 \ 1 \ 3) \rightarrow 11$	$(1 \ 0 \ 3 \ 2) \rightarrow 17$	$(0 \ 3 \ 1 \ 2) \rightarrow 23$
$(3 \ 0 \ 2 \ 1) \rightarrow 6$	$(2 \ 0 \ 3 \ 1) \rightarrow 12$	$(1 \ 0 \ 2 \ 3) \rightarrow 18$	$(0 \ 3 \ 2 \ 1) \rightarrow 24$

مشابهی هستند) و اجتماع تمام این قسمت ها، فضای حالت R^d می باشد. لازم به توضیح است که الگوهای ترتیبی بسیار سریع قابل محاسبه هستند که یکی از دلایل این طرز خاص از پارتیشن کردن می باشد.

همانطور که گفته شد الگوهای ترتیبی فضا را به $d!$ زیرمجموعه تقسیم می کنند و هریک از بردارهای تاخیر دقیقاً در یکی از این زیرمجموعه ها قرار می گیرند. با این کار در حقیقت مسیر حالت به یک دنباله از سمبل ها تبدیل می شود. بند و پامپ بر اساس الگوهای ترتیبی معیاری تحت عنوان انتروپی جایگشت تعریف کردند [۱۱]. این دو بدون در نظر گرفتن بحث بازسازی فضای فاز انتروپی جایگشت رابه صورت توزیع الگوهای ترتیبی در یک سری زمانی تعریف کردند. با توجه به مطالب بالا می توان انتروپی جایگشت را به شکل زیر توسعه داد:

$x_{10-3\tau}(=1) < x_{10}(=2) < x_{10-\tau}(=5) < x_{10-2\tau}(=8)$ با توجه به آنچه گفته شد، به این بردار تاخیر می توان الگوی ترتیبی $(2,1,0,3)$ را نسبت داد که در حقیقت جایگشتی از گامهای زمانی $0,1,2,3$ می باشد. این کار را می توان برای سایر بردارهای تاخیر نیز انجام داد.

$$i = 12 \rightarrow X_1 = (0,2,5,8) \rightarrow (3,2,1,0)$$

$$i = 11 \rightarrow X_2 = (-1,4,10,-6) \rightarrow (2,1,0,3)$$

$$i = 10 \rightarrow X_3 = (2,5,8,1) \rightarrow (2,1,0,3)$$

$$i = 9 \rightarrow X_4 = (4,10,-6,3) \rightarrow (1,0,3,2)$$

$$i = 8 \rightarrow X_5 = (5,8,1,2.5) \rightarrow (1,0,3,2)$$

$$i = 7 \rightarrow X_6 = (10,-6,3,4) \rightarrow (0,3,2,1)$$

بر اساس این جدول می توان هریک از الگوهای ترتیبی بدست آمده در مثال فوق را با یک عدد نشان داد: با این کار، مسیر حالت در فضای بازسازی شده فاز که به صورت یک دنباله از نقاط در فضای چهار بعدی و به شکل $X_6 \rightarrow X_5 \rightarrow X_4 \rightarrow X_3 \rightarrow X_2 \rightarrow X_1$ بدست آمد، به یک دنباله از اعداد (سمبل ها) به شکل $1 \rightarrow 10 \rightarrow 10 \rightarrow 17 \rightarrow 17 \rightarrow 24$ تبدیل می گردد.

همانطور که ذکر شد، گام نخست در دینامیک های سمبلی افراز فضای حالت می باشد. واضح است که هر نقطه در فضای d بعدی بازسازی شده به یکی از $d!$ جایگشت ممکن نگاشته می شود. به این ترتیب فضای فاز به $d!$ زیرمجموعه تقسیم می شود. نقاط در هر یک از این زیرمجموعه ها دارای الگوی ترتیبی مشابهی هستند. توجه داریم که در اینجا فضا به طور صریح افراز نمی شود. هر الگوی ترتیبی یک قسمت از فضای R^d را توصیف می کند (قسمتی از فضا که نقاط آن دارای الگوی ترتیبی

انتقال که ورودی و حالت جاری را به حالت بعدی می نگارد. با داشتن حالت کنونی و ورودی، تابع انتقال مشخص می کند که ماشین به کدام حالت منتقل می شود. یک نوع از ماشین حالت محدود که به زنجیره مارکوف معروف است انتقال بین حالات را به صورت احتمالاتی بیان می کند [۲۰]. همانطور که در بخش قبل ذکر گردید الگوهای ترتیبی می توانند فضای فاز بازسازی شده را به $d!$ زیرمجموعه تقسیم کنند که d بعد بازسازی می باشد. این زیرمجموعه ها را می توان به عنوان حالات یک ماشین حالت در نظر گرفت. با حرکت مسیر حالت در فضای فاز، ماشین از یک حالت به حالت دیگر می رود. ماشین حالت متناهی را می توان با استفاده از ماتریس انتقال حالتش به شکل زیر نشان داد [۲۰].

$$\Pi = [\pi_{ij}]_{k \times k} \quad (7)$$

که π_{ij} احتمال انتقال از حالت i به حالت j را بیان می کند. k تعداد حالات ماشین می باشد و همانطور که قبلا اشاره شد برابر $d!$ است. تا زمانیکه رفتار دینامیکی سیستم تغییر نکند دینامیک های سمبلی، ماشین حالت متناهی و ماتریس انتقال حالت توصیف کننده آن تغییری نخواهند داشت. مشابه انتروپی جایگشت و براساس تعریف انتروپی شانون می توان معیاری جدید که میزان پیچیدگی رفتار سیستم را نشان میدهد به شکل زیر تعریف کرد:

$$E' = - \sum_i^k \sum_j^k \pi_{ij} \cdot \log(\pi_{ij}) \quad (8)$$

$$\pi_{ij} \neq 0$$

بیشترین مقدار معیار E' وقتی بدست می آید که مولفه های ماتریس انتقال حالت، مساوی باشند (در این شرایط، هر حالت با احتمال برابر با $\frac{1}{d!}$ به سایر حالت ها میرود). براین اساس و برای راحتی می توان این معیار را نرمالیزه نمود:

$$0 \leq E = \frac{E'}{d! \times \log(d!)} \leq 1 \quad (9)$$

برای بررسی توانایی معیار پیچیدگی در تشخیص تغییر رفتار دینامیکی، این معیار بر روی سری های زمانی حاصل از

$$p(j) = \frac{\#\{i | 1 \leq i \leq N - (d-1)\tau, \text{ where } X_i \text{ has type } j\}}{N - (d-1)\tau}$$

$$j = 1, 2, \dots, n = d!$$

$$H(d, \tau) = - \sum_{j=1}^{d!} p(j) \log p(j) \quad (5)$$

صورت کسر تعداد بردارهای تاخیر که در زیرمجموعه j ام (سمبل j ام) قرار می گیرند را نشان میدهد و مخرج کسر عبارتست از تعداد کل بردارهای تاخیر و لذا $p(j)$ احتمال حضور مسیر حالت در سلول j ام می باشد.

واضح است که $0 \leq H(d, \tau) \leq \log d!$. کران پایین وقتی حاصل می شود که دنباله سمبلی مثلا صعودی یا نزولی باشد و کران بالا وقتی بدست می آید که سمبل ها به طور یکنواخت توزیع شوند. به عبارت دیگر توزیع احتمال تمام سمبل ها $p(j) = \frac{1}{d!}$ باشد. براین اساس و برای راحتی می توان انتروپی جایگشت ($H(d, \tau)$) را نرمالیزه نمود:

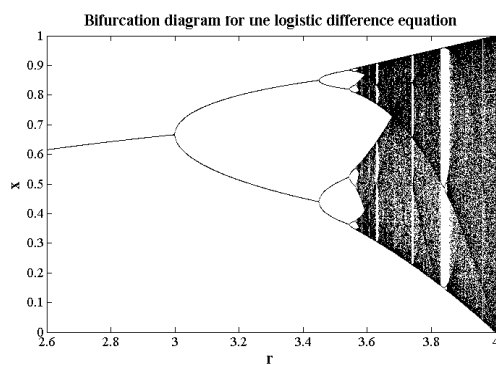
$$0 \leq \frac{H(d, \tau)}{\log(d!)} \leq 1 \quad (6)$$

مساله مهم دیگر این است که چون انتروپی جایگشت براساس الگوهای ترتیبی محاسبه می شود و الگوهای ترتیبی تنها براساس بزرگی و کوچکی داده ها نسبت بهم تعریف می شوند لذا اندازه داده ها تاثیری در مقدار انتروپی جایگشت ندارد. اگر $y_t = f(x_t)$ یک تابع حقیقی اکیدا صعودی یا نزولی باشد آنگاه انتروپی جایگشت برای y_t و x_t مساوی خواهد بود. چنین تابع غیرخطی به عنوان مثال در هنگام ثبت داده های فیزیولوژیکی با تجهیزات مختلف پیش می آید.

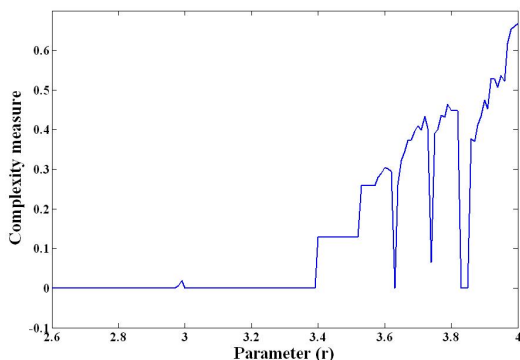
۲-۳ معرفی معیاری جدید برای تشخیص تغییرات

دینامیکی براساس مفهوم ماشین حالت محدود

پس از اینکه مسیر حالت در فضای فاز به یک دنباله از سمبل ها تبدیل شد می توان از یک ماشین حالت محدود برای مدل سازی پروسه استفاده کرد. ماشین حالت محدود نمایشی از سیستم هایی است که در چند حالت مجزا کار می کنند. ماشین حالت محدود تشکیل شده است از یک مجموعه از حالات، یک حالت اولیه، مجموعه ورودی های ممکن و تابع



شکل ۲- دیاگرام انشعاب برای سیستم لاجستیک



شکل ۳- معیار پیچیدگی برای سیستم لاجستیک برحسب پارامتر r

۳- نتایج

۳-۱- تشخیص سیگنالهای الکتروانسفالوگرام صرعی

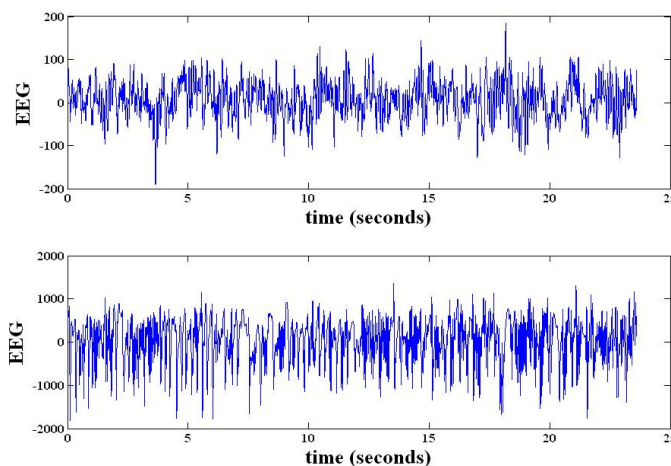
هدف این بخش مطالعه این موضوع است که آیا معیار پیچیدگی، توانایی تمایز بین سیگنالهای الکتروانسفالوگرام در یک فرد سالم با سیگنالهای الکتروانسفالوگرام اخذ شده در حین وقوع حملات صرعی در یک بیمار را دارد یا خیر. همانطور که گفته شد معیارهای آشوبی کلاسیک مانند بعد همبستگی فرض می کنند که سیگنالها از یک سیستم غیر خطی با بعد کم نشأت می گیرند و لذا با افزوده شدن نویز به سیگنال ها، این الگوریتم ها کارایی خود را از دست می دهند. همچنین برای محاسبه اغلب این معیارها، بایستی داده های طولانی مدت در اختیار باشد. استفاده از داده های طولانی، زمان انجام محاسبات را افزایش می دهد. همچنین همانطور که در بخش مقدمه گفته شد سیگنالهای الکتروانسفالوگرام را تنها در بازه های زمانی کوتاه می توان ایستان در نظر گرفت. بر این اساس توانایی معیار معرفی شده

نگاشت لاجستیک ($x(n+1) = rx(n)(1-x(n))$) اعمال می شود. رفتار دینامیکی نگاشت لاجستیک با تغییر پارامتر r از نقطه ثابت به نوسانی و سرانجام به آشوب تغییر می کند. برای $0 \leq r \leq 1$ سیستم همواره به نقطه ثابت صفر همگرا می شود. در $1 \leq r \leq 3$ سیستم به نقطه نوسان $r = 1 - 1/r$ همگرا می گردد. از $r = 3$ سیستم شروع به انشعاب رخ می دهد. با افزایش r در بازه $3 \leq r \leq 3.75$ سیستم دچار یک سری انشعابات پی در پی می گردد که منجر به رفتار نوسانی بین چهار حالت، هشت حالت، شانزده حالت و ... می شود. این پدیده دوگانگی پریود نامیده می شود. در بازه $4 \leq r \leq 3.58$ سیستم رفتار آشوبی نشان میدهد. رفتار پیچیده سیستم لاجستیک به خوبی توسط دیاگرام انشعاب که مقادیر حالت دائمی متغیر حالت x را بر حسب پارامتر r رسم می کند نشان داده می شود. در شکل ۲ دیاگرام انشعاب سیستم لاجستیک نشان داده شده است. شکل ۳ معیار پیچیدگی معرفی شده را که برای سیستم لاجستیک محاسبه شده، برحسب پارامتر r نشان می دهد.

همانطور که در شکل دیده می شود تغییرات دینامیکی و انشعابات بخوبی شناسایی شده اند. با گذار سیستم از حالت پریودیک به حالت آشوبی پیچیدگی سیستم بیشتر شده و معیار پیچیدگی معرفی شده نیز افزایش پیدا می کند. نکته ای که بایستی به آن توجه کرد این است که معیار پیچیدگی نه تنها انشعابات را شناسایی می کند بلکه همانطور که دیده می شود تغییرات ریز دینامیکی در بازه هایی که سیستم رفتار آشوبی دارد را نیز مشخص می کند.

نمونه برداری شده تشکیل می گردد. داده ها از پنج فرد سالم و پنج فرد بیمار مبتلا به صرع اخذ شده اند. در حین اخذ داده، افراد با چشم باز و در حال آرامش بوده اند. داده های مربوط به افراد بیمار در حین وقوع حمله اخذ شده اند. نوع صرع در افراد بیمار از نوع لب گیجگاهی بوده است. شکل ۴ دو نوع سیگنال بکار رفته در این تحقیق مربوط به فرد سالم و فرد بیمار را نشان می دهد.

برای تشخیص صرع در سیگنالهای نویزی و کوتاه مدت با برخی معیارهای رایج در تئوری آشوب مقایسه می گردد. داده های الکتروانسفالوگرام مورد استفاده در این تحقیق از سایت دانشگاه بن گرفته شده است [۲۱]. دو مجموعه داده مربوط به افراد سالم و بیمار از این بانک اطلاعاتی انتخاب شده اند. هر مجموعه، از ۱۰۰ قطعه از سیگنال EEG به طول ۲۳/۶ ثانیه که با فرکانس ۱۷۳/۶۱ هرتز



شکل ۴- سیگنال EEG (برحسب میکروولت) برای فرد سالم (بالا) و در حین وقوع حمله صرعی (پایین)

منجر به بروز برخی مشکلات محاسباتی خواهد شد. طول سری زمانی محدودیتی بر انتخاب بعد اعمال می کند. واقع برای اینکه انترویی جایگشت به درستی محاسبه شود، بایستی طول سری زمانی بسیار بزرگتر از $d!$ باشد که d بعد بازسازی می باشد. همچنین بعد بازسازی حداقل باید برابر ۳ باشد [۱۱]. در مرجع [۱۲] برای بعد بازسازی مقادیر ۵، ۶ و ۷ پیشنهاد شده است. در اینجا بعد بازسازی $d=5$ انتخاب شده است. نکته قابل توجه اینکه انتخاب مقادیر بزرگتر برای بعد بازسازی تاثیر کمی بر نتایج حاصله می گذارد. شکل ۵ انترویی جایگشت که برای ۱۰۰ قطعه سیگنال مغزی سالم و ۱۰۰ قطعه سیگنال مغزی در حالت صرع محاسبه شده، را نشان میدهد.

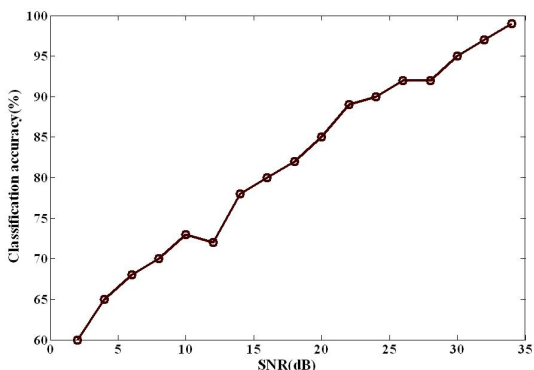
۲-۳ تشخیص صرع در سیگنالهای الکتروانسفالوگرام با استفاده از انترویی جایگشت

در این بخش معیار انترویی جایگشت جهت تفکیک بین افراد سالم و بیمار به سیگنالهای الکتروانسفالوگرام توصیف شده در بالا اعمال می گردد. ابتدا از هر سیگنال قسمتی به طول ۵ ثانیه برای آنالیز انتخاب می گردد. سپس فضای فاز سیگنال انتخاب شده بازسازی می گردد. برای بازسازی فضای فاز ابتدا بایستی مقادیر مناسبی برای تاخیر و بعد بازسازی انتخاب کرد. روش های مختلفی برای بدست آوردن تاخیر زمانی ارائه شده است. در اینجا تاخیر به صورت زمانی که تابع اطلاعات متقابل به اولین مینیمم خود می رسد انتخاب می گردد.

هر چند الگوریتم محاسبه انترویی جایگشت بسیار سریع است، با این وجود انتخاب مقادیر بزرگ برای بعد بازسازی

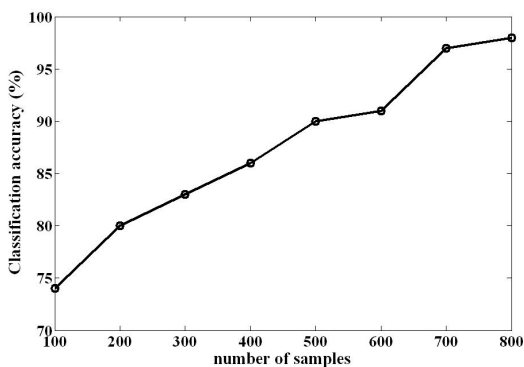
تشخیص صرع با استفاده از تحلیل الگوهای ترتیبی

شکل ۶ دقت طبقه بندی داده های آزمون (۴۰٪ کل داده ها برای آموزش و ۶۰٪ برای آزمون استفاده شده اند) را برای نسبت سیگنال به نویز های مختلف به صورت درصد نشان می دهد. همانطور که دیده می شود برای $SNR \geq 20dB$ تفکیک بین موارد سالم و صرعی به خوبی صورت می پذیرد. اما در حضور نویز زیاد، توانایی انتروپی جایگشت برای تفکیک بین دو مجموعه کاهش می یابد.



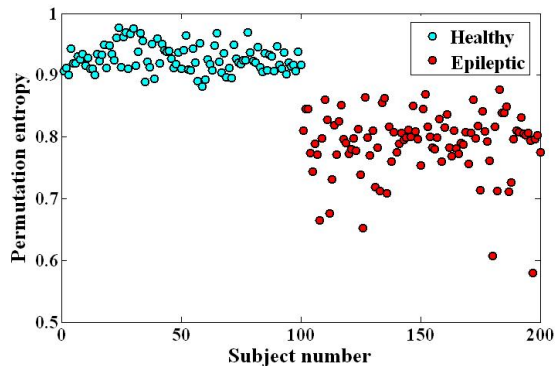
شکل ۶- دقت طبقه بندی با استفاده از انتروپی جایگشت بر حسب نسبت سیگنال به نویز

شکل ۷ دقت طبقه بندی سیگنالهای سالم و صرعی با استفاده از انتروپی جایگشت (سیگنالها بدون نویز) بر حسب تعداد نمونه های سیگنال نشان میدهد.



شکل ۷- دقت طبقه بندی با استفاده از انتروپی جایگشت بر حسب تعداد نمونه های سیگنال

ملاحظه می شود که در این معیار با کوچک شدن طول سیگنال (کم شدن تعداد نمونه های سیگنال) دقت طبقه بندی نیز کاهش می یابد.



شکل ۵- انتروپی جایگشت محاسبه شده برای ۱۰۰ قطعه سیگنال مغزی سالم و ۱۰۰ قطعه سیگنال مغزی در حالت صرع

میانگین و انحراف معیار انتروپی های محاسبه شده برای دسته سالم و صرعی و نیز p -value آزمون آماری t در جدول (۱) نشان داده شده اند.

جدول ۱- میانگین و انحراف معیار انتروپی های محاسبه شده برای

دسته سالم و صرعی و نیز p -value آزمون آماری t

p -value	میانگین	انحراف استاندارد
۰/۰۲۱	۰/۹۲	گروه سالم
۰/۰۵۱	۰/۷۸	گروه صرعی

شکل ۵ و آنالیز آماری نشان میدهد که معیار انتروپی جایگشت بخوبی قادر به تفکیک سیگنالهای مغزی مربوط به افراد سالم و افراد بیمار در حال صرع را داراست. جهت بررسی میزان مقاومت این معیار، نویز سفید گوسی به سیگنالها اضافه شده و سپس از انتروپی جایگشت برای تشخیص سیگنالهای سالم از سیگنالهای صرعی استفاده می شود. نویز سفید گوسی با SNR معین به سیگنالها افزوده شده و سپس از انتروپی جایگشت به عنوان یک ویژگی برای طبقه بندی سیگنالها به دو گروه سالم و صرعی استفاده می گردد. برای طبقه بندی داده ها روش های گوناگونی را می توان بکار گرفت. در اینجا از تحلیل تفکیک خطی استفاده شده است. دقت طبقه بندی به صورت نسبت تعداد سیگنالهایی که صحیح طبقه بندی شده اند به تعداد کل سیگنالها محاسبه شده است.

۴-۳ - مقایسه با روش های دیگر

همانطور که گفته شد تا کنون روش های مختلفی برای تشخیص صرع در مقالات ارائه شده است. در مرجع [۲۲] از چهار معیار بعد همبستگی، نمای لیاپانوف، نمای هورست و انترپی کولموگروف که از معیارهای معروف در تئوری آشوب می باشند برای تشخیص صرع استفاده شده است. در این مرجع، مشابه این تحقیق، از بانک اطلاعاتی دانشگاه بن استفاده شده است. جدول (۲) میانگین و انحراف معیار معیارهای محاسبه شده برای دسته سالم و صرعی و نیز p -value آزمون آماری t را نشان می دهد.

جدول ۲- نتایج معیارهای آشوبی محاسبه شده برای دو گروه سیگنال سالم و صرعی [۲۲]

	گروه سالم	گروه صرعی	p -value
CD	$4/928 \pm 0/367$	$3/3892 \pm 0/2582$	$0/0001$
LE	$0/204 \pm 0/0156$	$0/2152 \pm 0/0319$	$0/0891$
Hurst	$0/3248 \pm 0/0588$	$0/3563 \pm 0/614$	$0/0474$
Entropy	$0/6252 \pm 0/0713$	$0/4672 \pm 0/0474$	$0/001$

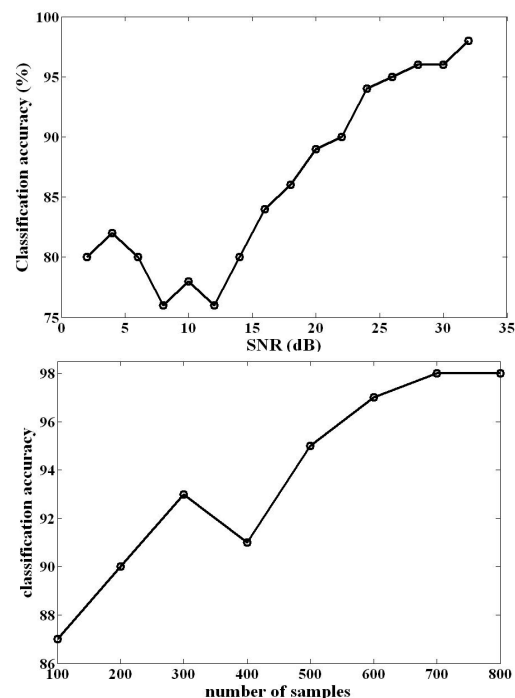
همانطور که در این مرجع بیان شده و جدول (۲) نیز نشان می دهد معیارهای بعد همبستگی و انترپی کولموگروف معیارهای قویتری برای تفکیک دو گروه می باشند. با این وجود در این مقاله و نیز عمده مقالات مشابه، تاثیر حضور نویز نادیده گرفته شده است و نیز فرض شده است که داده های طولانی مدت همواره در اختیار می باشند. در این بخش تاثیر افزودن نویز و نیز کوتاه بودن داده ها را بر توانایی دو معیار بعد همبستگی و انترپی کولموگروف بررسی می کنیم.

روش مرسوم برای محاسبه بعد همبستگی از یک سری زمانی، استفاده از الگوریتم ارائه شده توسط گراسبرگر و پروکاجیا [۲۳] می باشد. دقت و توانایی این الگوریتم به مقدار زیادی وابسته به انتخاب مناسب پارامترهای بکار رفته در الگوریتم دارد.

۳-۳ تشخیص صرع در سیگنالهای

الکتروانسفالوگرام با استفاده از معیار پیچیدگی

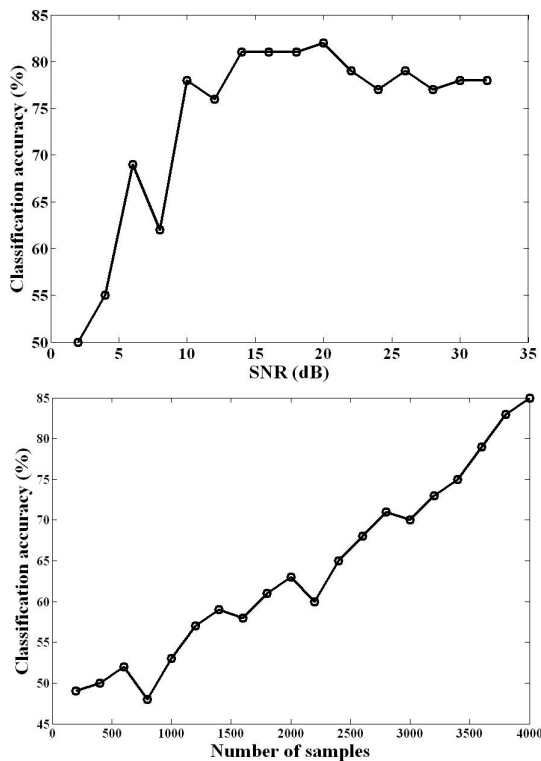
در این قسمت از معیار پیچیدگی معرفی شده برای تفکیک سیگنالهای مغزی مربوط به افراد سالم از سیگنالهای مغزی مربوط به حالت صرعی استفاده می شود. بدین منظور پس از بازسازی فضای فاز و تشکیل الگوهای ترتیبی، ماتریس انتقال حالت محاسبه می گردد و سپس با استفاده از رابطه (۹) پیچیدگی محاسبه می شود. برای بازسازی فضای فاز مانند بخش قبل تاخیر براساس تابع اطلاعات متقابل و بعد نیز برابر ۵ انتخاب می گردد. شکل (۸-بالا) دقت طبقه بندی داده های آزمون با استفاده از معیار پیچیدگی را برای نسبت سیگنال به نویز های مختلف به صورت درصد نشان میدهد. ملاحظه می شود که این معیار به خوبی حتی در حضور نویز های زیاد نیز توانایی تفکیک سیگنالهای سالم از صرعی را دارا می باشد. شکل (۸-پایین) نیز دقت طبقه بندی سیگنالهای سالم و صرعی با استفاده از معیار پیچیدگی (سیگنالها بدون نویز) را بر حسب تعداد نمونه های سیگنال نشان میدهد.



شکل ۸- دقت طبقه بندی با استفاده از معیار پیچیدگی برای نسبت سیگنال به نویز های مختلف (بالا) و بر حسب تعداد نمونه های سیگنال (پایین)

تشخیص صرع با استفاده از تحلیل الگوهای ترتیبی

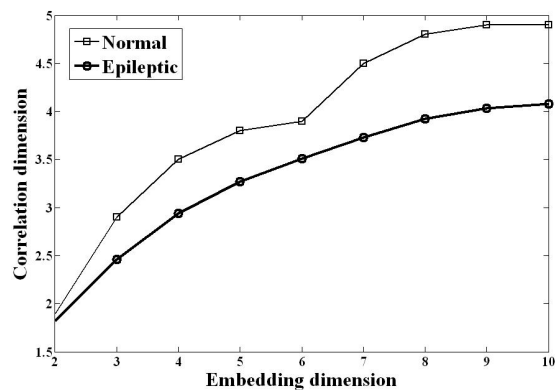
می رفت با کوچک شدن طول سیگنال دقت طبقه بندی نیز کاهش می یابد. در اکثر مقالاتی که تا کنون از معیارهای مبتنی بر تئوری آشوب برای آنالیز سیگنالهای حیاتی استفاده کرده اند، سیگنالهای با طول زیاد برای تحلیل انتخاب شده اند در حالیکه در کاربردهای برخط پزشکی، تصمیم گیری بر اساس داده های کوتاه مدت بسیار حائز اهمیت است.



شکل ۱۰- دقت طبقه بندی با استفاده از بعد همبستگی بر حسب نسبت سیگنال به نویز (بالا) و برحسب تعداد نمونه های سیگنال (پایین)

از دیگر معیارهای آشوبی که کاربرد آن در تشخیص صرع گزارش شده است انواع انتروپی نظیر انتروپی تقریبی، شانون، کولموگروف و... می باشد. برای محاسبه انتروپی کولموگروف، سرعت دور شدن دو نقطه که روی جاذب بازسازی شده نزدیک بهم بوده اما از نظر زمانی ناهمبسته باشند تخمین زده می شود. الگوریتم انتروپی کولموگروف با افزوده شدن اندکی نویز به مقدار بی نهایت و اگر می شود [۲۴]. برای غلبه بر این مشکلات در سال ۱۹۹۱

تاخیر زمانی مناسب طبق آنچه گفته شد براساس جایی که تابع اطلاعات متقابل به اولین مینیمم خود می رسد انتخاب می شود. برای انتخاب بعد بازسازی، بعد همبستگی برای مقادیر مختلف بعد بازسازی رسم می شود و بعدی که D_2 در آن به اشباع برود به عنوان بعد بازسازی انتخاب می گردد. همانطور که در شکل ۹ دیده می شود با افزایش بعد بازسازی، بعد همبستگی برای هر دو گروه سالم و بیمار به یک مقدار غیر صحیح همگرا می شود که تاییدی بر آشوبی بودن سیگنال الکتروانسفالوگرام است. بر اساس شکل همچنین می توان بعد مناسب بازسازی را برابر ۱۰ در نظر گرفت.



شکل ۹- اشباع بعد همبستگی با افزایش بعد بازسازی

پس از انتخاب پارامترها، بعد همبستگی برای قطعه سیگنالهای مغزی ۲۶ ثانیه ای مربوط به افراد سالم و مبتلا به صرع براساس الگوریتم GP حساب می گردد.

از بعد همبستگی می توان برای طبقه بندی سیگنالها با استفاده از تحلیل تفکیک خطی استفاده نمود. در شکل (۱۰-بالا) دقت طبقه بندی داده های آزمون برای نسبت سیگنال به نویز های مختلف به صورت درصد نشان داده شده است. شکل (۱۰-پایین) نیز دقت طبقه بندی سیگنالهای سالم و صرعی با استفاده از بعد همبستگی (سیگنالها بدون نویز) را برحسب تعداد نمونه های سیگنال نشان میدهد.

ملاحظه می شود که در بهترین شرایط دقت طبقه بندی حدود ۸۵٪ می باشد ضمن اینکه با افزایش نویز قدرت تفکیک به شدت افت می کند. همچنین همانطور که انتظار

سیستم‌ها معرفی گردید. با توجه به اینکه الگوهای ترتیبی بسیار سریع قابل محاسبه هستند، معیار فوق از لحاظ محاسباتی ساده بوده و لذا می‌توان از آن برای آنالیز داده‌ها به صورت برخط استفاده کرد.

معیار پیچیدگی برای تشخیص حملات صرعی در سیگنالهای الکتروانسفالوگرام بکار گرفته شد. ملاحظه گردید که پیچیدگی سیگنالهای مغزی در حین وقوع حمله صرعی کاهش می‌یابد. نتایج نشان می‌دهند که این معیار می‌تواند سیگنالهای مغزی سالم و صرعی را با دقت بیش از ۹۷٪ در حالت بدون نویز و با دقتی بیش از ۷۵٪ در حالتی که سیگنالها شدیداً به نویز آغشته اند تفکیک کند. دقت طبقه بندی با استفاده از معیار پیچیدگی در حالتی که از سیگنال تنها ۱۰۰ نمونه در اختیار باشد برابر ۸۷٪ خواهد بود.

انترویی جایگشت، که معیار تعریف شده دیگری بر اساس الگوهای ترتیبی است، وقتی سیگنالهای طولانی (حدود ۸۰۰ نمونه) و بدون نویز در اختیار باشند، قادر به تفکیک سیگنالهای سالم و صرعی با دقتی بسیار بالا است. اما همانطور که نشان داده شد با افزوده شدن نویز و کم شدن تعداد نمونه‌های سیگنال دقت طبقه بندی نیز کاهش می‌یابد بطوریکه وقتی نسبت سیگنال به نویز ۲dB باشد دقت طبقه بندی ۶۰٪ و در حالتی که طول سیگنال ۱۰۰ نمونه باشد دقت برابر ۷۴٪ خواهد بود.

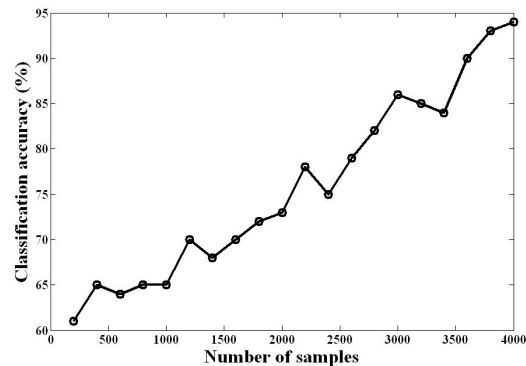
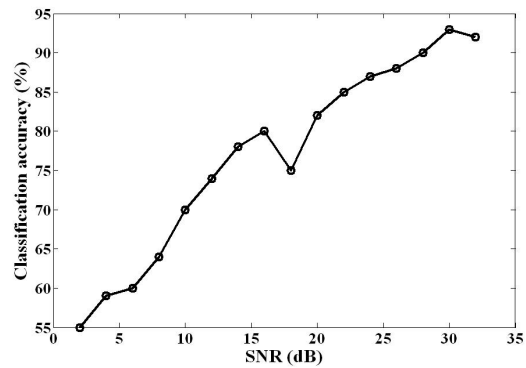
انترویی تقریبی نیز بدون حضور نویز و با در اختیار داشتن داده‌های طولانی قدرت تفکیک نسبتاً خوبی دارد (۹۴٪) اما در اثر افزوده شدن نویز و کم شدن تعداد نمونه‌ها از دقت آن کاسته می‌شود (در حضور نویز با SNR برابر ۲dB دقت طبقه بندی ۵۵٪ و در حالتی که طول سیگنال ۱۰۰ نمونه باشد دقت ۶۲٪ خواهد بود).

دقت طبقه بندی با استفاده از بعد همبستگی در بهترین شرایط حدود ۸۵٪ می‌باشد که این دقت با افزایش نویز و کاهش طول داده به شدت افت می‌کند.

نتایج نشان می‌دهد که هرچند انترویی تقریبی، انترویی جایگشت و معیار پیچیدگی معرفی شده در این مقاله،

پینکوس^۱ معیار انترویی تقریبی را برای تخمین میزان پیش‌بینی پذیری سیستم معرفی کرد [۲۵].

این معیار هر چند بدون حضور نویز و با در اختیار داشتن داده‌های طولانی قدرت تفکیک خوبی دارد اما همانطور که در شکل ۱۱ دیده می‌شود با کاهش طول داده و نیز افزوده شدن نویز از توانایی آن در طبقه بندی کاسته می‌شود.



شکل ۱۱- کاهش دقت طبقه بندی با افزایش نویز (بالا) و کاهش طول داده‌ها (پایین) با استفاده از انترویی تقریبی

۴- بحث و نتیجه گیری

در این مقاله، با توسعه مفهوم الگوهای ترتیبی، روشی جدید برای بخش بندی فضای فاز بازسازی شده سیگنالها و تبدیل دینامیک‌های پیوسته به دینامیک‌های سمبلی ارائه گردید. پس از تبدیل مسیر حالت در فضای فاز به یک دنباله از سمبل‌ها، از یک ماشین حالت محدود برای مدل‌سازی استفاده شد. بر همین اساس و با استفاده از ماتریس انتقال حالت ماشین حالت محدود، یک معیار پیچیدگی جدید برای تشخیص تغییر در رفتار دینامیکی

¹ Pincus

تشخیص صرع با استفاده از تحلیل الگوهای ترتیبی

ماتریس گذار حالت در حقیقت سیگنال مورد بررسی را به ماتریسی تبدیل می کند که حاوی اطلاعاتی در مورد رفتار دینامیکی سیستمی است که سیگنال از آن نشات می گیرد. این ماتریس می تواند مبنایی برای آنالیزهای بعدی و معرفی معیارهای جدید دیگر باشد.

همگی قدرت تشخیص صرع در سیگنالهای مغزی بدون نویز و طولانی مدت را دارند اما با اضافه شدن نویز به سیگنال و کاهش طول داده ها معیار پیچیدگی بهترین دقت طبقه بندی را خواهد داشت.

منابع

1. Litt B, Javier E. Prediction of epileptic seizures. *Lancet Neurology* 2002;1: 22-30.
2. Thakor N, Tong S. Advances in quantitative EEG analysis methods. *Annu. Rev. Biomed. Eng* 2004;453-95.
3. da Silva F, Blanes W, Kalitzin S, Parra J, Suffczynski P, Velis D. Dynamical Diseases of Brain Systems: Different Routes to Epileptic Seizures. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering* 2003; 50(5): 540-48.
4. Jing H, Takigawa M. Topographic analysis of dimension estimates of EEG and filtered rhythms in epileptic patients with complex partial seizures. *Biological Cybernetics* 2000; 83: 391-97.
5. Ubeyli E, Guler I. Detection of electrocardiographic changes in partial epileptic patients using Lyapunov exponents with multilayer perceptron neural networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 2004; 17: 567-76.
6. Kannathal N, Choo M, Acharya U, Sadasivan P. Entropies for detection of epilepsy in EEG. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 2005; 80:187-94.
7. Li X, Ouyang G, Yao X. Dynamical characteristics of pre-epileptic seizures in rats with recurrence quantification analysis. *Physics Letters A* 2004; 333:167-71.
8. Protopopescu V, Hively L. Phase-space dissimilarity measures of nonlinear dynamics: industrial and biomedical applications. *Recent Res.Devel. Physics* 2005; 6: 649-88.
9. Meghdadi A, Fazel-Rezai R, Aghakhani Y. A method for detecting nonlinear determinism in normal and epileptic brain EEG signals. *Proceeding of 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS*; 2007. p. 2008-2011.
10. Balli T, Palaniappan R. A combined linear & nonlinear approach for classification of epileptic EEG signals. *Proceeding of 4th international conference of the IEEE EMBS*; 2009. p. 714-17.
11. Bandt C, Pompe B. Permutation entropy- a natural complexity measure for time series. *Phys. Rev. Lett.* 2002;88(17):174102
12. Cao Y, Tung W, Gao J, Protopopescu V, Hively M. Detecting dynamical changes in time series using the permutation entropy. *Phys. Rev. E* 2004; 70: 046217.
13. Frank B, Pompe B, Schneider U, Hoyer D. Permutation entropy improves fetal behavioural state classification based on heart rate analysis from biomagnetic recordings in near term fetuses. *Medical and Biological Engineering and Computing* 2006; 44: 179-87.
14. Olofsen E, Sleight J, Dahan A. Permutation entropy of the electroencephalogram: a measure of anaesthetic drug effect. *British Journal of Anaesthesia* 2008;101: 810-21.
15. Veisi I, Pariz N, Karimpour A. Fast and Robust Detection of Epilepsy in Noisy EEG Signals using Permutation Entropy. *Proc. of 7th int. IEEE Conf. on Bioinformatics and Bioengineering, BIBE*; 2007. p. 200-3.
16. Rajagopalan V, Ray A, Samsi R, Mayer J. Pattern identification in dynamical systems via symbolic time series analysis. *Pattern Recognition* 2007; 40: 2897-907.

17. Asok R. Symbolic dynamic analysis of complex systems for anomaly detection. *Signal Processing* 2004; 84:1115–30.
18. Badii R, Politi A. *Complexity Hierarchical Structures and Scaling in Physics*. Cambridge University Press, 1997.
19. Takens F. Detecting strange attractors in turbulence. Berlin. Springer-Verlag, 1981.
20. Bourlard H, Bengio S, Michael A. Hidden Markov Models and other Finite State Automata for Sequence Processing. *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks: The Second Edition*, The MIT Press, 2002.
21. Available: <http://www.meb.uni-bonn.de/epileptologie/science/92hysic/eegdata.html>
22. Kannathal N, Rajendra U, Lim C, Sadasivan P. Characterization of EEG-A comparative study. *Computer Methods and programs in Biomedicine* 2005;80:17-23.
23. Grassberger P, Procaccia I. Characterization of strange attractors. *Physical Rev. Letters* 1983; 50:346-9.
24. Kannathal N, Choo M, Acharya U, Sadasivan P. Entropies for detection of epilepsy in EEG. *Computer Methods and programs in Biomedicine* 2005; 80:187-94.
25. Pincus S. Approximate entropy as a measure of system complexity. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 1991;88:2297-301.