



ارائه شده توسط:

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

## پیش بینی تشنج با استفاده از خصوصیات محلی و کلی نوسانی

### چکیده

در این مطالعه، روش پیش‌بینی تشنج، بر اساس رویکرد بیمار خاص، با استفاده از استخراج ویژگی‌های محلی و کلی نوسانی دوره‌های *preictal/ ictal* و *interictal* سیگنال‌های EEG می‌باشد. این روش پیشنهادی شامل استخراج ویژگی، طبقه‌بندی می‌باشد. یک ویژگی کلی نوسانی با استفاده از همبستگی فازی بین دو دوره‌ی متوالی از سیگنال‌های EEG استخراج می‌شود و ویژگی محلی نوسانی، با استفاده از نوسان و انحراف سیگنال‌های EEG داخل دوره استخراج می‌شود. این ویژگی‌ها، برای طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG *preictal/ictal* و *interictal* استفاده می‌شوند. یک تکنیک منظم بر روی خروجی‌های طبقه‌بندی شده برای کاهش هشدار نادرست و بهبود کلی دقت پیش‌بینی (PA) اعمال شد. نتایج تجربی تایید کرد که روش پیشنهادی، PA بالا با پوزیتو نادرست پایین به ازای هر ساعت با استفاده از سیگنال‌های درون مجموعه در موقعیت‌های متفاوتی مغزی 21 بیمار از یک مجموعه داده‌ی مرجع را ارائه می‌کند. ترکیب ویژگی‌های محلی و کلی، نقطه‌گذاری را برای تعیین انواع مختلف سیگنال‌ها با دقت بیشتر، در نتیجه پیش‌بینی موفقیت آمیز تشنج در برابر پیش‌بینی ناموفق آن امکان‌پذیر می‌سازد. بخش تئوری مطالعه ممکن است یک فرصتی را برای توسعه فراهم کند.

### 1. مقدمه

EIZURE یک موج ناگهانی از فعالیت مغزی می‌باشد که بیش از 65 میلیون فرد را در سراسر جهان متاثر می‌سازد. در طول تشنج مغز نمی‌تواند فعالیت طبیعی خود را انجام دهد بنابراین فرد ممکن است فعالیت غیر طبیعی و انحصاری را در حرکت، رفتار، آگاهی و احساس نشان دهند. صرع تشنج‌های بازگشتی خود به خودی است. تشنج باعث غرق شدن، سوختگی، تصادف و بطور بسیار جدی مرگ می‌شود. به هر حال، با پیش‌بینی دقیق و به موقع صرع قبل از آغاز تشنج واقعی، این موقعیت‌های ناخواسته جلوگیری می‌شوند. Electroencephalogram

(EEG) یک ابزار پذیرفته شده برای تجزیه و تحلیل تشنج است. EEG می‌اواند فعالیت الکتریکی مغز را از طریق قرارگیری الکترودهای متعدد بر روی پوست سر را اندازه‌گیری کند.

مقاله برای بررسی شدن در 10 جولای 2015 پذیرفته شد. بخش از این مقاله توسط مرکز پژوهش یادگیری ماشینی CM3، دانشگاه Charles Sturt استرالیا حمایت شد. نویسندگان این مقاله برای CM3، دانشگاه Charles Sturt استرالیا می‌باشند. یک بخش قابل توجهی از پژوهش پیش‌بینی تشنج، در مراجع 23 تا 28 انجام شده‌اند. Williamson و همکارانش، یک روش پیش‌بینی تشنج بر اساس ویژگی زمانی فضایی ارائه کردند. نتایج تجربی، 85٪ دقت را با نرخ پوزیتو نادرست (FPR)  $h/0.03$  با استفاده از 19 بیمار از 21 بیمار کلی با استفاده از مجموعه داده‌ی مرجع ارائه می‌کنند. Chisci و همکارانش همچنین یک روش پیشنهادی را با استفاده از یک مدل خودکاهشی و ماشین بردار پشتیبان (SVM) پیشنهاد کردند. دقت روش (PA) 100٪ با  $h/0.41$  FPR با استفاده از تنها 9 بیمار از مجموعه داده‌ی مشابه بود. Mirowski و همکارانش روش دیگری را بر اساس ویژگی‌های دو متغیره مانند همبستگی عرضی، وابستگی غیر خطی،  $entrainment$  دینامیک با استفاده از مجموعه داده پیشنهاد کردند جایی که نتایج، 71٪ دقت با FPR صفر با استفاده از 15 بیمار از 21 بیمار ارائه کردند. Park و همکارانش یک تکنیکی را با استفاده از ویژگی‌های خطی قدرت طیفی و طبقه‌بندی کننده‌ی غیر خطی با توجه به 18 از 21 بیمار پیشنهاد کردند که این تکنیک 94.4٪ دقت را با  $h/0.20$  FPR با استفاده از مجموعه داده ارائه کرد. Li و همکارانش نرخ spike را با استفاده از یک فیلتر مورفولوژی بکار بردند و 75.8٪ PA با FPR  $h/0.09$  را با استفاده از تمام 21 بیمار از مجموعه داده‌ها بدست آوردند. Moghim و همکارانش یک تکنیک پیش‌بینی تشنج را با استفاده از ویژگی‌های آماری مختلف توسط دوباره علامت زدن دوره‌ی  $preictal$  سیگنال‌های EEG پیشنهاد کردند. آنها دقت بالایی را برای 1 تا 6 دقیقه با استفاده از مجموعه داده‌ها بدست آوردند. Rasekhi و همکارانش تکنیک پیش‌بینی تشنج را بر اساس ویژگی‌های خطی تک متغیره توسط ارائه‌ی 73.9٪ PA با FPR  $h/0.15$  با استفاده از مجموعه داده‌ی دیگر پیشنهاد کردند.

دستیابی به یک تعادل خوب با استفاده از الگوریتم پیش‌بینی بین PA بالا با FPR پایین، با استفاده از تمام بیماران مشکل است. به علاوه برای یک افق پیش‌بینی تشنج داده شده (SPH)، همچنین دستیابی به عملکرد بالای سطح احتمال برای تمام بیماران توسط یک روش خاص مشکل می‌باشد. پدیده‌های non-abruptness و انقضی سیگنال‌ها به همراه موقعیت‌های مغزی متفاوت، سن بیمار، جنس بیمار، و نوع تشنج موضوعات چالش برانگیزی هستند که ثبات عملکرد را در عبارات PA پیشرفته و هشدار نادرست توسط روش موجود با استفاده از تمام بیماران متاثر می‌سازد. بنابراین پژوهش بیشتر باید به هدف دستیابی به دقت بهتر با FPR پایین انجام شود.

زمانی که یک سیگنال EEG از یک بیمار بدست می‌آید، آن سیگنال ممکن است انواع دوره‌ها مانند interictal, preictal و دوره‌های ictal، در آن درمان داشته باشد. بنابراین برای پیش‌بینی پیشرفته‌ی یک حالت ictal انتقال بین دوره‌های interictal و preictal نیاز به تعیین دادر چنانکه EEG یک مزیت عالی در مطالعه‌ی فعالیت عصبی گذرا می‌باشد. در ابتدا چگونگی تعیین یک دوره‌ی preictal همراه با یک دوره‌ی ictal از یک دوره‌ی interictal دقت عملکرد پیش‌بینی پیشرفته را نشان می‌دهد. برای تعیین دوره‌های بین interictal و preictal تقسیم سیگنال به تعدادی دوره نیاز می‌شود (یعنی یک پنجره‌ی زمانی خاص). بعضی وقت‌ها دوره با دوره‌های interictal و preictal و یا دوره‌ی ictal بطور کامل هم‌تراز نیست یعنی هر دوره ممکن است دو دوره داشته باشد اگر اندازه‌ی دوره بسیار بزرگ باشد. بنابراین استخراج ویژگی‌های کلی از دوره‌های متفاوت و ویژگی‌های محلی داخل یک دوره برای پیش‌بینی درست تشنج مهم می‌باشند. بعلاوه، ویژگی‌های استخراج شده از کانال‌های مختلف مجزا شده بطور فضایی از سیگنال‌های EEG برای بهبود PA باید ادغام شوند. در این مقاله، یک روش جدید، با بکارگیری همبستگی فضایی زمانی ویژگی‌های کلی و محلی داخل یک سیگنال EEG، برای یافتن انتقال از یک رخداد حادثه در طول یک تشنج، مشتق می‌شود.

همبستگی فاز، اساساً اطلاعات انتقالی بین سیگنال‌های فعلی و سیگنال‌های مرجع از دو سیگنال مربوطه را با استفاده از تبدیل فوریه ارائه می‌کند. بنابراین ویژگی کلی نوسانی می‌تواند از همبستگی فاز محاسبه شود. Paul و همکارانش نشان دادند که همبستگی فاز، امکان تشخیص حرکت قابل اطمینان را بین دو تصویر یا دو بلوک

امکان پذیر می‌سازد. در روش مشابه، همبستگی فاز ویژگی‌های استخراجی بین دو دوره‌ی مجاور می‌تواند تغییرات نسبی را بین دو دوره از سیگنال EEG ایجاد کند. این مورد می‌تواند برای تخمین دوره‌های preictal/ictal و interictal استفاده شود. به هر حال، بعضی وقت‌ها، این ممکن است برای شناسایی انتقال کافی نباشد، اگر انتقال هم تراز با دوره‌ها نباشد. برای جلوگیری از این موقعیت، یک ویژگی محلی، همچنین از انحراف و نوسان سیگنال از نوسان پی در پی داخل یک دوره برای رسیدن به دقت بهتر و کاهش قابل توجه در هشدارهای نادرست استخراج می‌شود. Xie و همکارانش نشان دادند که نوسان و انحراف قادر به شناسایی نقص‌هایی از یک تصویر هستند. این حالت، برای استفاده از نوسان و انحراف اصلاحی نوید بخش است که می‌تواند تغییرات کوچک یک دوره‌ی خاص را اندازه‌گیری کند. بنابراین، یک تابع ارزش انحراف و نوسان وزن شده در یک جهت زمانی (موقتی) برای استخراج ویژگی محلی نوسانی محاسبه می‌شود. از آنجایی که سیگنال‌های EEG، غیر ثابت هستند، تابع ارزش انحراف و نوسان نمی‌تواند بطور کامل تاخیر فاز تنها بین دو دوره را شناسایی کند. بنابراین در این مقاله، هر دو ویژگی برای پیش‌بینی پیشرفته‌ی آغاز تشنج با PA بیشتر و FPR کمتر استفاده می‌شوند.

مقاله، بصورت زیر سازمان یافته است: تشکیل داده‌ها، تکنیک پیشنهادی مفصل، استخراج ویژگی، طبقه‌بندی و پردازش بعدی در بخش 2 توصیف می‌شوند، تعریف SPH و اطمینان آماری در بخش 3 توصیف می‌شوند، و نتایج تجربی مفصل و بحث‌ها در بخش 4 توضیح داده می‌شوند و بخش 5 شامل تجزیه و تحلیل نتایج و بخش 6 شامل نتیجه‌گیری می‌باشند.

## 2. روش پیشنهادی

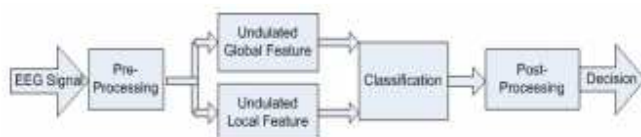
یک هدف کلیدی این مقاله، پیش‌بینی موفقیت‌آمیز تشنج با دقت بالا در یک روش خودکار می‌باشد. یک نمودار کلی یک فرایند پیش‌بینی تشنج در شکل 1 با توصیف مفصلی از نمودار فرایند ارائه شده در زیر، نشان داده شده است. بطور کلی، پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، طبقه‌بندی، نظم‌بخشی (یعنی پس‌پردازش) و عملکرد تصمیم، همه مراحل احتمالی پیش‌بینی تشنج از سیگنال‌های EEG می‌باشند. بطور معمول، یک مرحله‌ی پس‌پردازش برای حذف مصنوعات از سیگنال‌های EEG خام، با استفاده از تکنیک‌های فیلتر کردن بکار گرفته می‌شود. به هر

حال، روش پیشنهادی ما، یک محدوده‌ی خاصی از تولورانس مصنوعات را بدون بکارگیری تکنیک فیلتر کردن در نظر می‌گیرد. در مرحله‌ی اول، ویژگی‌های متفاوت، با استفاده از روش‌های مختلفی استخراج می‌شوند. این ویژگی‌ها سپس، برای طبقه‌بندی انواع مختلفی از دوره‌ها استفاده می‌شوند و نظم‌بخشی در سیگنال‌های طبقه‌بندی شده برای تصمیم‌نهایی در مورد ایجاد پیش‌بینی تشنج استفاده می‌شود. در روش پیشنهادی، همبستگی فاز و CFD بعنوان روش‌های استخراج ویژگی، با حداقل مربعات-SVM بعنوان یک طبقه‌بندی کننده، و نظم‌بخش پنجره بعنوان یک مرحله‌ی پس پردازشی استفاده می‌شوند. نقش ما در اینجا، سفارش‌سازی استخراج همبستگی فازی، عملکرد (تابع) ارزش تکنیک‌های نوسان و انحراف می‌باشد که همه در تجزیه و تحلیل سیگنال‌های EEG برای استخراج ویژگی سیگنال‌های EEG قابل اجرا هستند. یک نظم‌بخشی نوآورانه، همچنین برای یک تصمیم‌نهایی در نوع دوره‌های ictal/preictal و interictal پیشنهاد می‌شود.

#### **A. تشکیل داده**

این مقاله، از مجموعه داده‌ی ثبت شده در مرکز صرع دانشگاه Freiburg در آلمان استفاده می‌کند. مجموعه داده‌ی قابل دسترس عموم می‌باشد و بیشتر، منبعی در تشخیص جدید تشنج و روش‌های پیش‌بینی ذکر شدند که شامل ثبت‌های intracranial EEG از 21 بیمار مبتلا به صرع کانونی داخل جمجمه می‌باشند. داده‌ها توسط ویدئو Neurofile NT سیستم EEG با 128 کانال، 256 هرتز نرخ نمونه‌برداری و 16 بیت مبدل آنالوگ به دیجیتال بدست آورده شدند. در این مجموعه داده، سیگنال‌های EEG صرع در دوره‌های ictal, interictal, postictal و ictal طبقه‌بندی می‌شوند. دوره‌ی ictal ممکن است از چند ثانیه تا 5 دقیقه ادامه داشته باشد. ثبت‌های ictal حداقل شامل 50 دقیقه از سیگنال‌های preictal قبل از هر تشنج می‌باشد. مجموعه داده شامل 87 تشنج از 21 بیمار می‌باشد. در کل، آن 24-25 ساعت از سیگنال‌های interictal و 2-5 ساعت از سیگنال‌های ictal با سیگنال‌های preictal و postictal می‌باشد. بنابراین مجموعه داده‌ها در حدود 504 ساعت می‌باشد. برای آزمایشات، ما 60 دقیقه از سیگنال‌های interictal و 30 دقیقه از سیگنال‌های preictal/ictal برای هر تشنج بیمار الحلق کردیم. در این روش ما تمام تشنج‌ها را برای تمام بیماران در مجموعه داده در نظر گرفتیم. در اینجا

هیچ دستور chronological واضح بین سیگنال‌های EEG interictal و preictal در مجموعه داده‌ی Freiburg برای هر بیمار وجود ندارد. سیگنال‌ها در تعدادی بلوک با هر بلوکی شامل سیگنال‌های 1 ساعته چیده می‌شوند. ما سیگنال‌ها را برای سیگنال‌های preictal/ictal و interictal، یکی پس از دیگری با حفظ سیگنال‌های پیوسته در دوره‌های preictal و interictal بطور جداگانه، سازمان‌دهی کردیم. باید توجه کرد که 6 کانال برای بدست آوردن سیگنال‌های EEG هر بیمار استفاده می‌شود. در این آزمایشات، تمام کانال‌های الکترودهای کانونی (یعنی سه کانال) و الکترودهای فوق کانونی (یعنی سه الکتروود دیگر) برای سیگنال‌های EEG از موقعیت‌های مغزی متفاوت و بیماران متفاوت در نظر گرفته شدند.



شکل 1

## B. استخراج ویژگی کلی نوسانی

فرض می‌شود که یک سیگنال EEG از یک کانال بدست آمده از یک بیمار، شامل دوره‌های interictal، preictal و ictal، برای این منظور می‌باشد. برای شناسایی هر سیگنال خاص، سیگنال EEG به دو دوره یا پنجره‌ی زمانی تقسیم می‌شود. تغییر نسبی بین دوره‌ی فعلی و دوره‌ی متوالی با استفاده از همبستگی فاز تخمین زده می‌شود. تغییر نسبی بین سیگنال‌های متوالی نشان می‌دهد که آیا در اینجا هر تغییر نوع سیگنال از دوره‌ی interictal تا preictal یا از ictal تا دوره‌ی interictal وجود دارد. ویژگی‌ها از تغییرات نسبی در میان دوره‌ها استخراج می‌شوند. یک نمودار بلوکی از استخراج ویژگی کلی پیشنهاد شده در شکل 2 را مشاهده کنید و روش مفصلی از استخراج ویژگی‌ها در زیر توصیف شده است.

اگر  $r$  و  $C$  به ترتیب دوره‌های جاری و قبلی شامل تمام مقادیری از پنجره‌ی زمانی خاص از سیگنال‌های EEG باشند. بر طبق سیگنال‌های انتقال یافته،  $R$  و  $C$  بعد از اعمال تبدیل سریع فوریه بر روی دوره‌های جاری و مرجع بصورت زیر تعیین می‌شوند:

$$R = \varphi(r) \quad (1)$$

$$C = \varphi(c) \quad (2)$$

که  $\varphi$  تابع FFT می‌باشد. یک ارتباط فازی  $\zeta$  از  $r$  و  $c$  سپس با استفاده از سیگنال‌های انتقال یافته با اعمال FFT معکوس و جابه‌جایی FFT بصورت زیر دنبال می‌شود:

$$\zeta = \mathcal{G} \left| \varphi^{-1} \left( e^{j(\angle R - \angle C)} \right) \right| \quad (3)$$

که  $\mathcal{G}$  تابع جابه‌جایی FFT می‌باشد و  $\angle$  زاویه یا فاز را نشان می‌دهد. سپس جابه‌جایی بین دو دوره بصورت زیر تعیین می‌شود:

$$k = \max_{\text{arg}t} (\zeta(t)) - \pi \quad (4)$$

که موقعیت میانی دوره بعنوان  $\pi$  در نظر گرفته می‌شود و  $t$  هر موقعیت نمونه در دوره می‌باشد. برای یافتن جابه‌جایی حقیقی  $Z$  بین دو دوره، حداقل خطای مربع میانه دوره‌های مرجع در برابر دوره‌ی فعلی از جابه‌جایی پیش‌بینی شده‌ی تا موقعیت‌های '0' بررسی می‌شود که موقعیت '0' به معنای موقعیت دوره‌ی مرجع اصلی می‌باشد. در آزمایشات یک دوره‌ی 10 ثانیه در نظر گرفته می‌شود. بنابراین اندازه‌ی دوره،  $\beta$  2560 نمونه می‌باشد که طول دوره 10 ثانیه و نمونه‌ها به ازای هر ثانیه 256 می‌باشند. برای درک موقعیت‌های دورره‌های مرجع و فعلی، فرض می‌شود که اگر دوره‌ی فعلی در ثانیه‌های 200ام شروع شود، آنگاه دوره‌ی مرجع در ثانیه‌های 190ام شروع می‌شود. اگر هر دوره‌ی فعلی، بهترین انطباق دوره‌ی مرجع را با جابه‌جایی  $k=100$  با استفاده از رابطه‌ی فاز ارائه کند، تمام دوره‌های مرجع نیاز به بررسی از دوره‌ی مرجع اصلی (یعنی موقعیت '0') تا سایر دوره‌های تشکیل شده با جابه‌جایی 1 تا 100 نمونه‌ها در جهت راست دارند (دوره‌های انتهایی را در شکل 3 ببینید). در این حالت، بعضی از دوره‌های مرجع با دوره‌ی فعلی همپوشانی می‌کند. به عبارت دیگر، اگر  $k=-100$  باشد، تمام دوره‌های مرجع نیاز به بررسی از دوره‌ی مرجع اصلی تا سایر دوره‌های تشکیل شده با جابه‌جایی 1 تا 100 نمونه‌ها در جهت چپ دارند (دوره‌های مرجع بالایی را در شکل 3 ببینید). بهترین انطباق دوره‌ی مرجع بصورت زیر محاسبه می‌شود:



$$\lambda = r(t + Z) \quad (5)$$

$$\text{where } Z = \arg \min_i \left( \frac{1}{\beta} \sum_{i=0}^{\tau} (r(t+i) - c)^2 \right).$$

در واقع،  $\lambda$  موقعیت Z جابه‌جا شده‌ی دوره‌ی مرجع می‌باشد که حداقل تفاوت را با دوره‌ی فعلی C ارائه می‌کند. دوره‌ی مرجع انطباق شده‌ی فازی، بصورت زیر محاسبه می‌شوند، که FFT معکوس بر روی دوره‌ی فرکانس با فازی از دوره‌ی فعلی اعمال می‌شود و اندازه‌گیری دوره‌ی مرجع بهترین انطباق بصورت زیر می‌باشد:

$$\psi = \left| \varphi^{-1} \left( \left| \varphi(\lambda) \right| e^{j\angle C} \right) \right|. \quad (6)$$

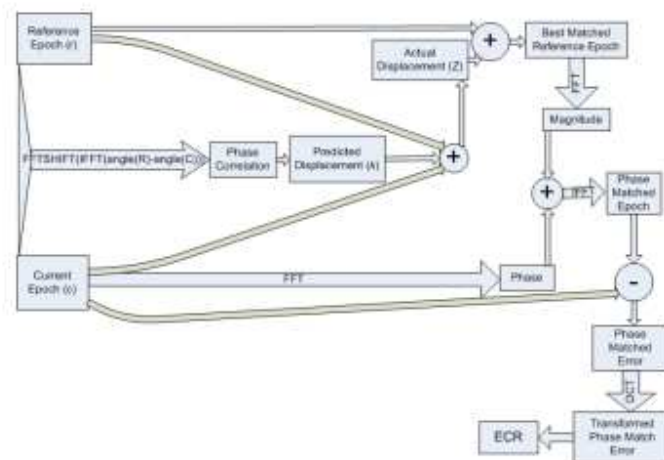
خطای منطبق فازی بین دوره‌ی فعلی و دوره‌های مرجع منطبق شده‌ی فازی بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\varepsilon = C - \psi. \quad (7)$$

تبدیل کسینوس گسسته (DCT) بر روی خطای منطبق شده‌ی فازی به منظور محاسبه‌ی باقیمانده‌ی تبدیل شده به صورت زیر اعمال می‌شود:

$$\partial = \phi(\varepsilon) \quad (8)$$

که  $\phi$  تابع DCT می‌باشد. DCT یک تبدیل کارآمد برای تبدیل یک سیگنال از محدوده‌ی زمانی به محدوده‌ی فرکانس و برای ترتیب‌دهی به آنها از ضرایب فرکانسی پایین تا بالا می‌باشد. اگر سیگنال اصلی، تغییرات کمتری را داشته باشد، آنگاه تمام انرژی‌های سیگنال‌های تبدیل شده در اولین ضرایب کمی متمرکز می‌شود؛ در غیر این صورت، انرژی در تمام ضرایب توزیع می‌شود. این خصوصیت برای یافتن نسبت تمرکز انرژی بین تمام ضرایب فرکانس پایین و بالا استخراج می‌شود.



شکل 2

سرانجام، نسبت تمرکز انرژی (ECR) با نسبت انرژی کلی از ضرایب فرکانس پایین و ضرایب ورودی  $\theta$  بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\mathfrak{R} = \frac{\sum_{s=1}^{\lfloor 3\beta/4 \rfloor} \theta^2(s)}{\sum_{t=1}^{\beta} \theta^2(t)}. \quad (9)$$

میانگین ECR (MECR) با استفاده از تمام کانال‌های بیمار خاص بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\omega = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathfrak{R}_i \quad (10)$$

$0 < \omega < 1$  و  $N$  تعداد کلی کانال‌های مجاور و  $\mathfrak{R}_i$  ECR کانال  $i$ ام می‌باشد.

MECR بعنوان ویژگی جهانی (سراسری) نوسانی یعنی UGF برای طبقه‌بندی کننده می‌باشد. شکل 4 (b) نشان می‌دهد که مقادیر MECR برای preictal/ictal در مقایسه با این مقادیر برای سیگنال interictal به نسبت بزرگتر هستند. این مورد نشان می‌دهد که MECR یک ویژگی خوب برای طبقه‌بندی سیگنال preictal/ictal از سیگنال interictal می‌باشد. هر شخصی می‌تواند انطباق زمانی در ثانیه‌ها را با ضرب کردن 10 به راحتی پیدا کند، چنانکه اندازه‌ی دوره‌ی ما 10 ثانیه باشد. چنانکه واحد پردازش اولیه‌ی ما دوره باشد، آنگاه ما، در این حالت از یک دوره بعنوان واحد محور X استفاده می‌کنیم.

### C. استخراج ویژگی محلی نوسانی

با استفاده از نوسان و انحراف، Xie و همکارانش نشان دادند که تابع با ارزش نقص محلی، هزینه‌ی یک عکس را تعیین می‌کند، جایی که یک پیکسل از یک شیء معیوب است یا نیست. نوسان یک گروه از سیگنال‌ها و یا شدت‌های پیکسل بعنوان تغییرات کلی سیگنال‌ها یا شدت‌های پیکسل درون گروه در نظر گرفته می‌شود. بنابراین آن تغییرات کلی از روند میانگین یا شدت‌های پیکسل داخل گروه را منعکس می‌کند. از طرف دیگر، انحراف، تغییرات از روند بسیار رایج سیگنال‌ها یا شدت‌های پیکسل در گروه را منعکس می‌کند. یک تابع نوسان و انحراف مورد نظر برای اندازه‌گیری تغییر نسبی محلی یک سیگنال EEG برای شناسایی انواع متفاوتی از سیگنال‌ها مانند perictal/ictal، interictal استفاده می‌شود. محاسبه‌ی نوسان و انحراف با استفاده از یک دوره‌ی 10 ثانیه با 128 نمونه‌ی جابه‌جا شده انجام می‌شود. برخلاف تکنیک در مرجع 32، تابع نوسان بصورت زیر برای دوره‌ی فعلی دوباره تعریف می‌شود.

$$f = \sigma(c) - \delta \quad (11)$$

که  $\sigma$  تابع انحراف استاندارد اعمالی بر روی سیگنال مرجع (یعنی سیگنال اصلی) هر دوره می‌باشد،  $\delta$  اجزای محصولات کلی سیگنال EEG می‌باشد. در آزمایشات،  $\delta = 4$  استفاده می‌شود. برخلاف تکنیک مرجع 32، ما دوره را با 128 نمونه جابه‌جا کردیم و  $f$  را برای هر دوره‌ی جابه‌جا شده محاسبه کردیم. بنابراین، برای هر دوره‌ی 10 ثانیه‌ای داده شده، آن مقدار  $f$  را داشت. تابع انحراف دوره‌ی فعلی بصورت زیر دوباره تعریف می‌شود:

$$d = \frac{1}{\beta} \sum_{x=1}^{\beta} |c(t) - \gamma| \quad (12)$$

که  $\gamma$  حالت سیگنال اصلی  $c$  می‌باشد.

سرانجام یک تابع هزینه  $d$  برای هر دوره‌ی جابه‌جا شده با استفاده از نوسان و انحراف وزن شده، بصورت زیر محاسبه می‌شود:

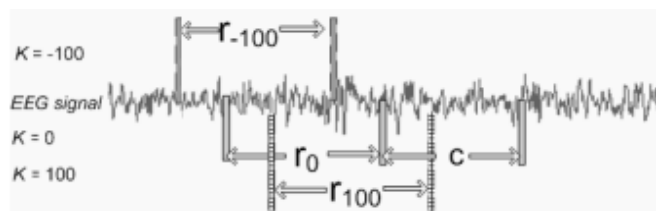
$$\phi = w_1 \times d^2 + w_2 \times f^2 \quad (13)$$

که  $w_1$  و  $w_2$  یک مقدار وزن شده از انحراف و نوسان به ترتیب می‌باشند در آزمایشات،  $w_1 = 1/16$  و  $w_2 = 1$  استفاده می‌شوند چنانکه در مرجع 32 پیشنهاد شد.

اگرچه 128 نمونه برای دوره‌ی جابه‌جا شده برای محاسبه‌ی تابع هزینه‌ی  $\phi$  جابه‌جا می‌شوند، تابع هزینه، 20 مقدار از یک دوره‌ی 10 ثانیه‌ای را تعیین می‌کند. از دوره‌ی فعلی، انرژی توابع هزینه از نوسان و انحراف (ECFD) بعنوان ویژگی دوم محاسبه می‌شود:

$$\Phi = \sum_{l=1}^n \phi_l^2 \quad (14)$$

فرایند مفصل استخراج ویژگی محلی در شکل 6 ارائه می‌شود.



شکل 3

#### D. طبقه‌بندی

برای طبقه‌بندی سیگنال‌های interictal و perictal/ictal دو ویژگی، MECR،  $\omega$  و ECFD و  $\Phi$  در نظر گرفته می‌شود. برای طبقه‌بندی، یک طبقه‌بندی کننده بر اساس SVM همانند SVM کارهای مرجع 38، بعنوان بهترین طبقه‌بندی کننده‌ها برای سیگنال‌های غیر ایستا مانند سیگنال‌های EEG استفاده می‌شود. LS-SVM یک نوع بسط یافته‌ی SVM می‌باشد و می‌تواند مسئولیت محاسباتی بیشتر از برنامه‌ریزی بهینه‌سازی تحمیل شده‌ی SVM را حداقل کند. بنابراین LS-SVM در آزمایشات استفاده می‌شود. معادله‌ی LS-SVM بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$\Gamma(x) = \text{sign} \left[ \sum_{m=1}^N \alpha_m y_m \Delta(x, x_m) + b \right] \quad (15)$$

$\Delta(x, x_m)$  یک تابع کرنال است،  $\alpha_m$  ضرب کننده‌های لانگرانژ می‌باشد،  $b$  عبارت بایاس می‌باشد،  $x_m$  ورودی آموزشی،  $y_m$  زوج‌های خروجی آموزشی می‌باشد. معادله‌ی 15 برای یافتن حاشیه‌ی حداکثر طرح هایپر برای طبقه‌بندی سیگنال‌های interictal و perictal/ictal استفاده می‌شود.

کرنل RBF در آزمایشات ما استفاده می‌شود چنانکه این کرنل یکی از کرنل‌های بسیار کارآمد برای طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG غیر ایستا می‌باشد. این تابع می‌تواند بصورت زیر تعریف شود:

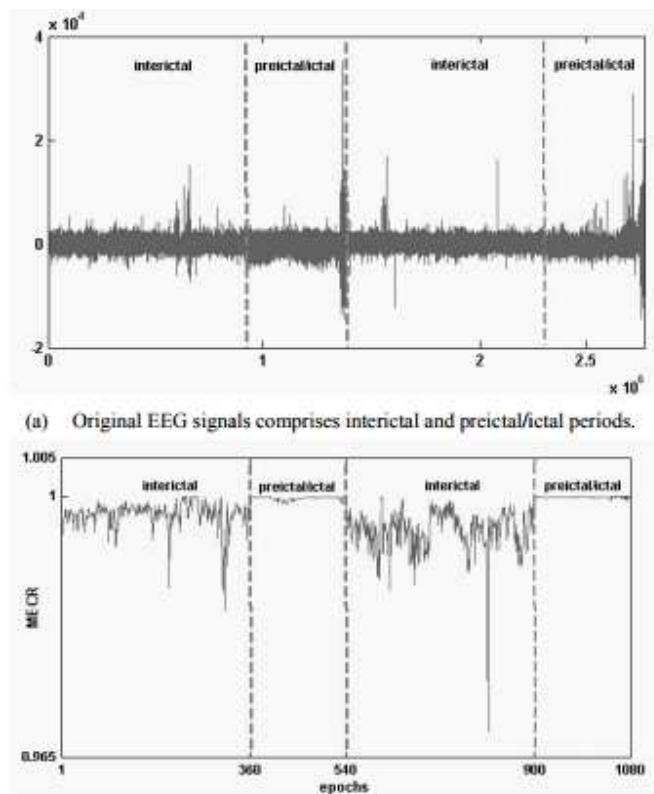
$$\Delta(x, x_m) = \exp(-\|x - x_m\|^2 / 2\Theta^2) \quad (16)$$

که  $\Theta$  عرض تابع کرنل RBF را کنترل می‌کند. کرنل RBF یک الگوریتم توانای خطی و سریع از نقشه‌برداری غیر خطی پیچیده می‌باشد. یک فرمولاسیون مفصل LS-SVM، می‌تواند در مرجع 41 و 42 یافت شود.

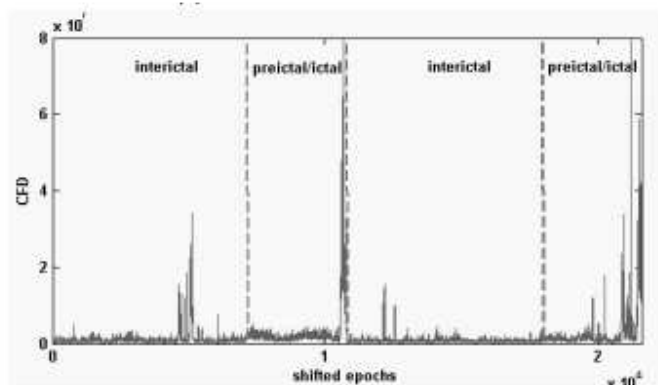
طبقه‌بندی کننده به طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG perictal/ictal و interictal با استفاده از روش ماشین یادگیری کمک می‌کند. انتخاب پارامترها توسط بهینه‌سازی یک انتخاب مدل بر اساس اعتبار سنجی خودکار می‌شود. در آزمایشات، اعتبار سنجی عرضی برای تنظیم پارامترهایی که برای تست استفاده می‌شوند انجام می‌شود. یافتن نقشه‌ای بین مجموعه‌ی آموزشی و مجموعه‌ی تست مشاهده نشده، چالش می‌باشد. LS-SVM یک طبقه‌بندی کننده‌ای است که نقشه‌برداری غیر خطی از ویژگی‌های مجموعه‌ی آموزشی  $\{x\}_{m=1 \dots n_T}$  یاد

می‌دهد، که  $n_T$  تعداد ویژگی‌های آموزشی در حالت بیمار از دوره‌ی perictal/ictal (1) و interictal (0) می‌باشد. برای بدست آوردن نتایج طبقه‌بندی بدون تبیض و برای اطمینان از داده‌های امتحانی که هیچ وقت برای یادگیری استفاده نشده‌اند، ما روش‌های مشابه پیشنهاد شده توسط پارک و همکارانش را دنبال می‌کنیم. در آزمایش اگر یک بیمار تشنج M را داشته باشد و ثبت interictal N ساعت طول بکشد، تمام دنباله‌های سیگنال‌های به زیرمجموعه‌ی M تقسیم می‌شوند جایی که هر زیر مجموعه شامل ثبت interictal با مدت زمان N/M

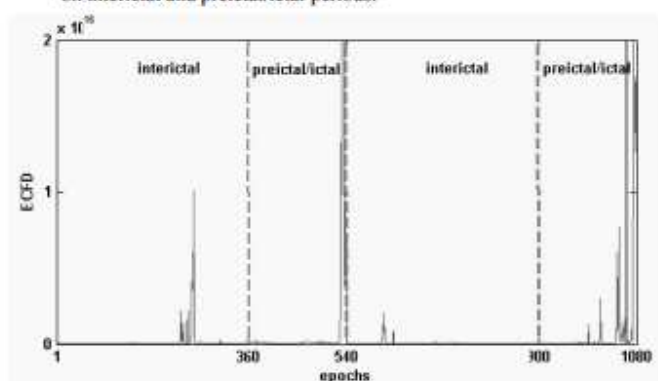
ساعت با 30 دقیقه سیگنال‌های perictal/ictal می‌باشد. یک زیر مجموعه‌ی perictal/ictal و interictal انتخاب شد و برای تست معکوس شد و M1 باقی‌مانده برای آموزش استفاده می‌شود. اعتبار سنجی عرضی 10 تایی، در طی آموزش برای تولید یک مدل بهینه از طبقه‌بندی کننده‌ی LS-SVM انجام شد. 90٪ مجموعه‌ی آموزشی، تمام مجموعه‌ی آموزشی در نظر گرفته شده بعنوان M1، بطور تصادفی برای تعیین مدل LS-SVM در پردازش یادگیری انتخاب می‌شود و 10٪ باقیمانده برای انطباق مدل استفاده می‌شود. زمانی که یک مدلی بسیار خوب انطباق می‌یابد، آنگاه مدل بعنوان زیرمجموعه‌ی برگشتی و پروارنده شده توسط تست کردن در نظر گرفته می‌شود. این فرایند M بار انجام می‌شود و میانگین نرخ طبقه‌بندی در نظر گرفته می‌شود.



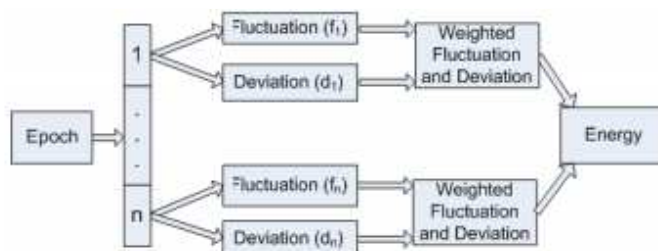
شکل 4



(a) Values after applying cost function of fluctuation and deviation (CFD) on interictal and preictal/ictal periods.



شکل 5



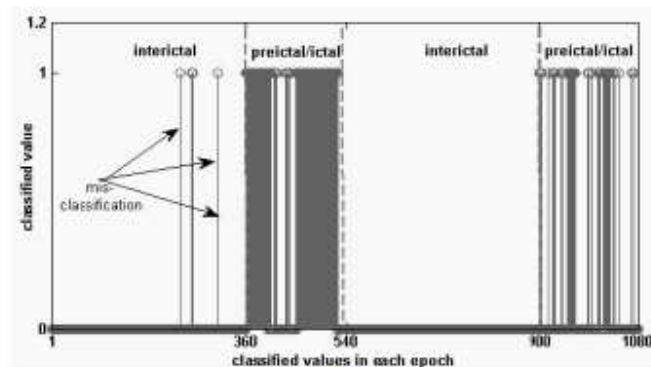
شکل 6

## E. پردازش بعدی

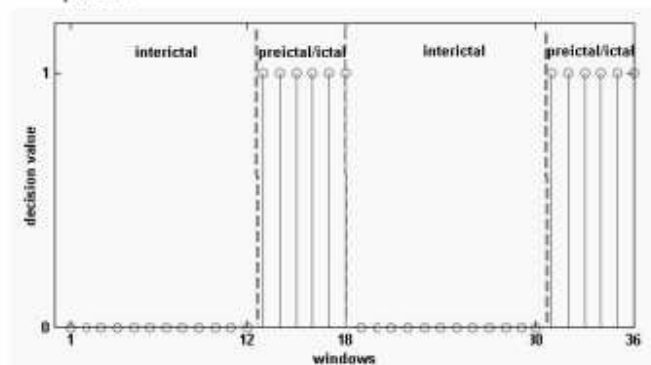
تکنیک‌های استخراج خصوصیات کلی و محلی نوسانی، سیگنال‌های ناخواسته، محصول چشمک زدن چشم، حرکت ماهیچه و غیره تقلیل می‌دهند. این محصولات ممکن است منجر به طبقه‌بندی نادرست سیگنال‌های EEG interictal و preictal/ictal شوند. بنابراین پردازش بعدی رای پیش‌بینی دقیق تشنج صرع در سیگنال‌های طبقه‌بندی شده‌ی LS-SVM مورد نیاز می‌باشد. در پردازش بعدی تجزیه و تحلیل u-of-v دو مرحله‌ای در

پیش‌بینی یک تشنج در حال وقوع توسط تجزیه‌ی سیگنال‌های EEG perictal/ictal و interictal انجام می‌شود جایی که دوره‌ی 1 perictal/ictal را نشان می‌دهد و دوره‌ی 0 interictal را نشان می‌دهد. حضور تعداد معادل یا بیشتر از تعداد  $u$  1 خارج از تعداد  $v$  پنجره‌های متوالی، سپس افق پیش‌بینی بصورت دوره‌ی perictal/ictal برچسب زده می‌شود. در پردازش بعدی دو مرحله‌ای، 3 از 5، (یعنی  $u=3$  و  $v=5$ ) و تجزیه و تحلیل 2 از 6 برای شناسایی افق پیش‌بینی پنجره‌ی 5 دقیقه، در کل، قبل از یک تشنج انجام می‌شوند. تصمیم‌گیری 5 دقیقه‌ای به 2 مرحله تقسیم می‌شود: مرحله‌ی اول شامل 50 ثانیه یعنی 5 دوره‌ی 10 ثانیه‌ای، دوره‌ی دوم شامل 6 پنجره‌ی 50 ثانیه‌ای می‌باشد. در مرحله‌ی اول، اگر حداقل 3 دوره یک مقدار طبقه‌بندی شده بصورت 1 رل داشته باشد، آنگاه، تمام 5 دوره 1 در نظر گرفته می‌شوند. در مرحله‌ی دوم، 6 پنجره‌ی 50 ثانیه برای تصمیم‌گیری نهایی در نظر گرفته می‌شوند. اگر حداقل دو پنجره‌ی 50 ثانیه‌ای، نتایج 1 را داشته باشند، آنگاه تمام پنجره‌ی 5 دقیقه‌ای بصورت 1 تنظیم می‌شوند، در غیر آن صورت آن 0 است. باید توجه کرد که به منظور جلوگیری از وقوع تشنج توسط داروهای هدایتی، پنجره‌ی 5 دقیقه‌ای کافی می‌باشد. شکل b7 نتیجه‌ی پیش‌بینی تشنج را بصورت یک تصمیم‌گیری در هر پنجره‌ی 5 دقیق‌ایی بر اساس تصمیم 2 مرحله‌ای نشان می‌دهد. در هر مرحله، پنجره‌های اندازه‌گیری شده‌ی متفاوت بررسی شدند؛ به هر حال روش دو مرحله‌ای پیشنهاد شده، بهترین عطف به PA و FPR می‌باشد. شکل 7 نتایج طبقه‌بندی شده از LS-SVM و تصمیم‌گیری نهایی را شرح می‌دهد. این مورد تاکید می‌کند که تنظیم قادر به حذف یک تعدادی طبقه‌بندی نادرست می‌باشد.





(a) Classified results of each epoch of an interictal and preictal/ictal periods.



شکل 7

### 3. SPH و قابلیت پیش‌بینی توسط احتمال

یک کاربرد کلینیکی روش پیش‌بینی تشنج، قادر به تولید یک هشدار تشنج نزدیک می‌باشد و یک سیستم مداخله می‌تواند تشنج را کنترل کند. شک روش پیش‌بینی کامل، یک تشنج نزدیک را توسط یک هشدار پیش‌بینی می‌کند و زمان دقیق رخداد یک تشنج را نشان می‌دهد. دوره‌ی رخداد تشنج (SOP) که بعنوان دوره‌ایی که تشنج انتظار می‌رود در نظر گرفته می‌شود توسط Mormann و همکارانش، Winterhalder و همکارانش و Snyder و همکارانش پیشنهاد شد. بعلاوه، افق پیش‌بینی تشنج (SPH) برای مداخله‌ی کلینیکی در نظر گرفته شده است که حداقل پنجره از زمان بین هشدار ایجاد شده توسط روش پیش‌بینی و آغاز SOP می‌باشد.

برای ارزیابی عملکرد یک الگوریتم پیش‌بینی تشنج، حساسیت در تمام سطوح احتمال باید محاسبه شود. هشدارهای موفقیت‌آمیز و غیر موفقیت‌آمیز در شکل 8 نشان داده شده‌اند. اولین ردیف شکل 8، زمان ایده‌ال

هشدار تشنج را نشان می‌دهد که انتظار می‌رود سیگنال هشدار بدست آورده شود یعنی سیگنال هشدار باید در نقطه‌ی شروع دوره‌ی preictal، فعال باشد و برای تمام دوره‌ی preictal فعال باقی بماند. دومین ردیف، شکل 8 همچنین یک پیش‌بینی موفقیت آمیز از تشنج را نشان می‌دهد جایی که طبقه‌بندی preictal یعنی هشدار، دیر آغاز می‌شود و تا حمله‌ی تشنج واقعی ادامه می‌یابد. سومین ردیف از شکل 8 یک پیش‌بینی تشنج غیر موفقیت آمیز را نشان می‌دهد جایی که طبقه‌بندی preictal تا حمله‌ی تشنج واقعی ادامه نمی‌یابد. برای تایید عملکرد روش پیش‌بینی پیشنهاد شده، اندازه‌گیری حساسیت سطح احتمال مهم می‌باشد. حساسیت سطح احتمال  $S_{nc}$  بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$S_{nc} = 1 - \exp(-\ell_w \mu_w + (1 - e^{\ell_w \mu_w})) \quad (17)$$

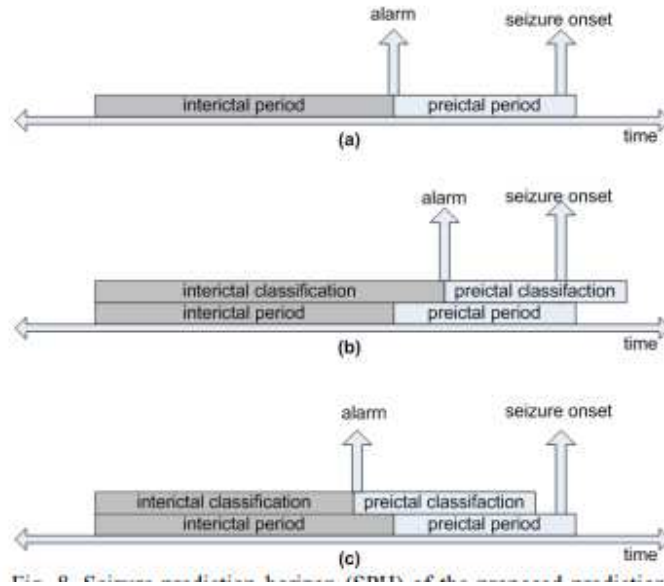
نرخ Poisson می‌باشد.  $\ell_w = (1/\mu_w) \ln(1 - \eta_w)$ .

در مرجع 17  $\mu_w 0$ ، منطبق بر فاصله‌ی آشکارسازی می‌باشد،  $\mu_w$  مدت هشدار می‌باشد که مجموع SPH می‌باشد و  $\eta_w$  زمان تحت هشدار (TUW) می‌باشد.

بهبود حساسیت در طول سطح احتمال می‌تواند توسط مقدار  $p$  اندازه‌گیری شود که در مرجع 19 بصورت زیر اندازه‌گیری شده است.

$$\rho = 1 - \theta(\lambda_p - 1, \lambda_a, S_{nc}) \quad (18)$$

که  $\theta$  تابع توزیع تجمعی دو متغیره می‌باشد،  $\lambda_p$  تعداد تشنج پیش‌بینی شده می‌باشد،  $\lambda_a$  تشنج‌های واقعی می‌باشد.



شکل 8

TABLE I. PATIENTS DETAILS AND PREDICTED SEIZURE USING THE PHASE CORRELATION AND PROPOSED METHOD.

Patient No.	S/A	Seizure Type	Electrodes	Brain Location	Total Seizures	[24]		[2]		Only using UGF		Proposed Method i.e. UGF+ULF	
						PA (%)	FA	PA (%)	FA	PA (%)	FA	PA (%)	FA
1	F/15	SP,CP	g, s	Frontal	4	100	0	100	1	75.0	6	100	3
2	M/38	SP,CP,GTC	d	Temporal	3	-	-	-	-	67.0	12	100	2
3	M/14	SP,CP	g, s	Frontal	5	100	3	100	1	80.0	4	100	2
4	F/26	SP,CP,GTC	d, g, s	Temporal	5	-	-	100	1	100	0	100	0
5	F/16	SP,CP,GTC	g, s	Frontal	5	100	23	100	21	100	3	100	4
6	F/31	CP, GTC	d, g, s	Temporal/ Occipital	3	-	-	100	1	100	1	100	2
7	F/42	SP,CP,GTC	d	Temporal	3	-	-	100	1	100	0	100	0
8	F/32	SP,CP	g, s	Frontal	2	-	-	-	-	0.00	0	50.0	2
9	M/44	CP, GTC	g, s	Temporal/ Occipital	5	100	3	100	4	100	3	100	1
10	M/47	SP,CP,GTC	d	Temporal	5	-	-	100	3	100	10	100	4
11	F/10	SP,CP,GTC	g, s	Parietal	4	100	9	75	2	75.0	5	75.0	1
12	F/42	SP,CP,GTC	d, g, s	Temporal	4	-	-	100	1	100	1	100	2
13	F/22	SP,CP,GTC	d, s	Temporal/ Occipital	2	-	-	-	-	50.0	3	50.0	1
14	F/41	CP, GTC	d, s	Frontal/ Temporal	4	-	-	75	12	100	4	100	1
15	M/31	SP,CP,GTC	d, s	Temporal	4	-	-	100	4	50.0	11	100	2
16	F/50	SP,CP,GTC	d, s	Temporal	5	-	-	90	11	100	17	100	5
17	M/28	SP,CP,GTC	s	Temporal	5	100	10	100	1	100	5	100	2
18	F/25	SP,CP	s	Frontal	5	100	17	100	1	40.0	7	100	2
19	F/28	SP,CP,GTC	s	Frontal	4	100	25	75	24	75.0	20	100	3
20	M/33	SP,CP,GTC	d, g, s	Temporal/ Parietal	5	100	0	80	16	100	11	75.0	5
21	M/13	SP,CP	g, s	Temporal	5	-	-	100	4	80.0	10	100	3

جدول 1

#### 4. بحث و نتیجه‌گیری

مقاله یک روش پیش‌بینی تشنج را بر اساس رابطه‌ی فازی و CFD را توسط تجزیه و تحلیل سیگنال‌های EEG از بیماران متفاوت که دارای موقعیت‌های مغزی، جنسی، سنی، انواع تشنج و الکترودهای متفاوت می‌باشند پیشنهاد می‌کند. سیگنال‌های EEG از موقعیت‌های مختلف مغز در ابتدا، توسط ویژگی محلی نوسانی، با استفاده از یک همبستگی فاز ایجاد شده بین دوره‌ی مرجع و دوره‌ی فعلی و توسط ویژگی کلی نوسانی با استفاده از CFD ایجاد شده از یک سیگنال EEG استخراج می‌شوند. سپس یک طبقه‌بندی کننده، سیگنال‌های preictal/ictal و interictal را طبقه‌بندی می‌کند. یک استراتژی تصمیم‌گیری بر اساس تنظیم‌سازی برای پیش‌بینی تشنج با PA بهتر و FPR کمتر اعمال شد.

PA و FPR معیارهای عمومی استفاده شده برای ارزیابی عملکرد تکنیک‌های پیش‌بینی تشنج صرع می‌باشد. بنابراین آنها در آزمایشات استفاده می‌شوند. PA در مرجع 47 بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$\Omega = (\Pi_s / \Pi_a) * 100 \quad (19)$$

$$FPR = Nf / Nt \quad (20)$$

که  $\Omega$  PA می‌باشد،  $\Pi_s$  تعداد تشنج‌های پیش‌بینی شده به درستی می‌باشد،  $\Pi_a$  تعداد کلی تشنج‌ها می‌باشد، Nf تعداد تشنج‌هایی که بطور نادرست پیش‌بینی شده‌اند، Nt تعداد کلی سیگنال‌های EEG می‌باشد.

مقایسه‌های روش پیشنهادی با تعدادی از روش‌های مناسب و جدید در مراجع 23-27 صورت گرفته است. اطلاعات مفصل بیمار از مجموعه داده‌ی الگوگیری و مقایسه‌ی نتایج پیش‌بینی روش پیشنهادی با دو روش state-of-the-art در جدول 1 داده شده است. بعضی از بخش‌ها در جدول برای روش‌های state-of-the-art قابل دسترس نیستند، مانند روشی که در مرجع 24 آنها برای 9 بیمار استفاده شده و روشی که در مرجع 2 برای 18 بیمار استفاده شده، با در نظر گرفتن اینکه روش پیشنهادی تمام بیماران در دسترس از مجموعه داده را

استفاده می‌کند. بعلاوه، تنها ویژگی همبستگی فاز تست شده است و  $PA\ 83.9\%$  با  $FPR\ 1.01/h$  بدست آورده شد.

در روش پیشنهادی  $100\%$  دقت را برای 17 بیمار ارائه می‌کند و روش‌های مراجع 2 و 24  $100\%$  دقت را برای به ترتیب 9 و 13 بیمار ارائه می‌کند. بعلاوه، روش پیشنهادی  $FPR$  بالاتری را نسبت به روش‌های state-of-the-art می‌کند. چنانکه جدول 1 نشان می‌دهد روش پیشنهادی می‌تواند 83 تشنج را از 87 تشنج با 47 هشدار نادرست، بدرستی پیش‌بینی کند. بنابراین  $95.4\%$  میانگین  $PA$  با  $FPR\ 0.36/h$  از روش پیشنهادی بدست آورده می‌شود.

جدول 2 نشان می‌دهد که عملکرد روش پیشنهادی در عباراتی از  $PA\ (95.4\%)$  و  $FPR\ (0.36/h)$  بطور نسبی بهتر از 5 روش مناسب موجود می‌باشد. عملکرد مناسب روش پیش‌بینی تشنج برای اینکه بطور کلینیکی از تشنج جلوگیری شود مهم می‌باشد. آزمایشات روش پیشنهادی  $FPR$  کم با حساسیت بالا را حاصل می‌کند.

جدول 3، عملکرد روش پیشنهادی را در برابر قابلیت پیش‌بینی تشنج توسط احتمال را بیان می‌کند. جدول نشان می‌دهد که روش پیشنهادی قادر به پیش‌بینی موفقیت آمیز 19 بیمار از 21 بیمار بالای احتمال 14-16 بر اساس مقدار  $V$  می‌باشد.

جدول 4 پیش‌بینی موفقیت آمیز و غیر موفقیت آمیز یک تشنج به هزای هر بیمار را نشان می‌دهد. جدول همچنین نشان می‌دهد که میانگین زمان پیش‌بینی پیشرفته با  $95.4\%$  دقت عملکرد برای تمام بیماران 22.16 دقیقه می‌باشد در حالی که در متن موجود در مرجع  $PA\ 27$  به  $96.30\%$  بین 1 و 6 دقیقه رسید.

Methods	Prediction Accuracy (PA)	FPR (hour)	Total Patients
[23]	85.0	0.03	19
[24]	100	0.41	9
[25]	71.0	0.00	15
[2]	94.4	0.20	18
[26]	75.8	0.09	21
Proposed Method	95.4	0.36	21

جدول 2

### A. دوره‌ی زمانی متفاوت

در روش پیشنهادی، یک اندازه‌ی دوره‌ی ثابت شده برای استخراج ویژگی‌های محلی و کلی نوسانی سیگنال‌های EEG بکار برده شده است. برای یافتن بهترین اندازه‌ی دوره، آزمایشاتی با اندازه‌ی دوره‌ی متفاوت، مانند 5 ثانیه، 10 ثانیه، 15 ثانیه انجام می‌شود. دوره‌ی 10 ثانیه، بسیار سازگار با مقادیر تصمیم‌گیری سیگنال‌های preictal/ictal و interictal یافت شد یعنی PA و هشدارهای نادرست مقادیر تصمیم‌گیری پمجره‌ی 10 ثانیه در طول سیگنال‌های preictal/ictal و interictal حداقل با مقادیر تصمیم‌گیری برای یک دوره‌ی 5 یا 15 ثانیه، مقایسه می‌شوند. بنابراین یک دوره‌ی 10 ثانیه در آزمایشات بکار برده شد.

PN	TS	Sensitivity by proposed method (%)	Proportion of time in warning $\eta_w$ (%)	p-value
1	4	100	20.8	0.000005
2	3	100	22.2	0.000133
3	5	100	23.3	0.000000
4	5	100	32.2	0.000003
5	5	100	27.7	0.000001
6	3	100	27.7	0.000280
7	3	100	33.3	0.000532
8	2	50	12.5	0.054148
9	5	100	33.3	0.000003
10	5	100	25.5	0.000001
11	4	75	25.0	0.000756
12	4	100	26.4	0.000015
13	2	50	18.8	0.083184
14	4	100	33.3	0.000043
15	4	100	23.6	0.000009
16	5	100	27.7	0.000001
17	5	100	32.2	0.000003
18	5	100	24.4	0.000001
19	4	100	26.3	0.000014
20	5	75	8.9	0.000001
21	5	100	23.3	0.000000

PN= Patient Number, TS=Total Seizures

جدول 3

### B. توجیه جابه‌جایی متفاوت نمونه

در روش پیشنهادی، 128 جابه‌جایی نمونه برای هر دوره برای استخراج ULF در معادله‌ی 11 و 12 استفاده می‌شود. عملکرد ULF با استفاده از یک جابه‌جایی متفاوت برای جابه‌جایی هر دوره بررسی می‌شود. برای بررسی،

سیکنال‌های EEG از بیماران متفاوت با موقعیت‌های مغزی متفاوت استفاده شدند. باید به این نکته توجه کرد که 128 پنجره‌ی جابه‌جا شده، دارای PA خوب در مقایسه با 64 و 256 جابه‌جایی نمونه می‌باشد.

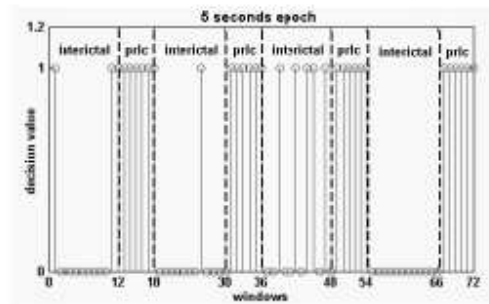
PN	TS	Predicting a seizure onset in terms of minutes					
		SZ 1	SZ 2	SZ 3	SZ 4	SZ 5	Average
1	4	8	23	9	30	*	17.50
2	3	6	22	30	*	*	19.33
3	5	3	30	4	30	30	19.40
4	5	30	30	24	30	30	28.80
5	5	30	5	30	30	30	25.00
6	3	30	30	14	*	*	24.67
7	3	30	30	30	*	*	30.00
8	2	7	0	*	*	*	3.50
9	5	30	30	30	30	30	30.00
10	5	8	26	30	30	26	24.00
11	4	0	30	30	30	*	22.5
12	4	25	30	30	7	*	23.00
13	2	30	0	*	*	*	15.00
14	4	30	30	30	30	*	30.00
15	4	25	6	27	30	*	22.00
16	5	5	30	30	30	30	25.80
17	5	30	30	30	27	30	29.40
18	5	30	30	11	29	10	22.00
19	4	6	30	30	30	*	24.00
20	5	15	11	0	6	7	7.80
21	5	30	30	12	6	30	21.60
Average early prediction time: 22.16 minutes							

جدول 4

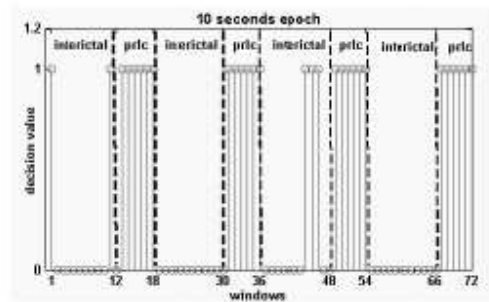
PN	Brain Location (Lobe)	TS	Predicted Seizures			PA (%)		
			64	128	256	64	128	256
4	Temporal	5	5	5	4	100	100	80
13	Temporal/ Occipital	2	1	2	2	50	100	100
18	Frontal	5	4	5	4	80	100	80
19	Frontal	4	3	4	4	75	100	100

PN= Patient Number, TS= Total Seizure, PA=Prediction Accuracy

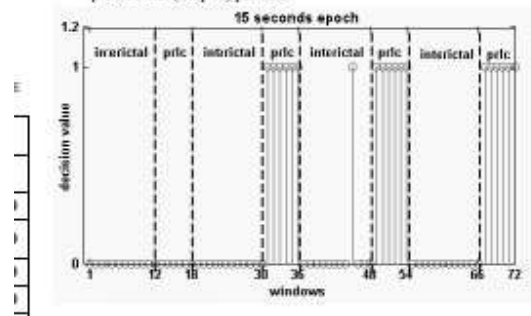
جدول 5



(a) Decision on classified values using 5 seconds epoch of interictal and preictal (i.e. pric) periods.



(b) Decision on classified values using 10 seconds epoch of interictal and preictal (i.e. pric) periods.



شکل 9

## 6. نتیجه‌گیری

در این مقاله روش پیش‌بینی تشنج صرع پیشنهاد می‌شود که خصوصیات محلی و کلی نوسانی را با یک تکنیک تنظیم‌سازی برای پیش‌بینی موفقیت‌آمیز یا غیر موفقیت‌آمیز استخراج می‌کند. ویژگی کلی با استفاده از هم‌بستگی فاز بین دو دوره‌ی متوالی از سیگنال‌های EEG استخراج می‌شود و ویژگی محلی با استفاده از یک تابع هزینه‌ی وزن شده، شامل نوسان و انحراف در یک دوره استخراج می‌شود. طبقه‌بندی‌کننده‌ی رایج LS-SVM برای طبقه‌بندی سیگنال‌های interictal، preictal و ictal استفاده می‌شود. برای خلوص خروجی طبقه‌بندی شده، یک



این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

لیست مقالات ترجمه شده ✓

لیست مقالات ترجمه شده رایگان ✓

لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI ✓

سایت ترجمه فا ؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معتبر خارجی

تکنیک تنظیم‌سازی دو مرحله‌ای برای خروجی نهایی بکار برده می‌شود. نتایج تجربی، آشکار ساختند که روش پیش‌بینی پیشنهاد شده، دقت پیش‌بینی بالا (95.4٪) و FPR پایین (یعنی 0.36/h) را برای تمام بیماران از مجموعه داده‌ی الگوگیری چالشی، بدون هیچ تکنیک حذفی مصنوعات ساده، ارائه می‌کند. تجزیه و تحلیل آماری تایید کرد که روش پیشنهادی قادر به پیش‌بینی تشنج 19 بیمار از 21 بیمار از یک مجموعه داده‌ی الگوگیری، بالای سطح احتمال می‌باشد. بعلاوه روش پیشنهادی، از 6 روش مناسب state-of-the-art موجود، با در نظر گرفتن تعادل بین PA و FPR از لحاظ عملکردی تجاوز می‌کند.

مجموعه داده‌ی Freiburg منبع الگوگیری در روش‌های پیش‌بینی تشنج می‌باشد که شامل گوناگونی وسیعی از تشنجه‌ها و بیماران می‌باشد. مجموعه داده، داده‌های پیوسته‌ای در سیگنال‌های interictal، یا preictal دارد، به هر حال، در اینجا هیچ ترتیب زمان وقوع بین سیگنال‌های interictal و preictal وجود ندارد. به دلیل فقدان مجموعه داده‌ی قابل دسترس عمومی، امکان تست عملکرد تکنیک پیشنهاد شده در مقابل سایر تکنیک‌های مناسب با استفاده از داده‌های پیوسته‌ی درست وجود ندارد. این مطالعه، یک مطالعه‌ی بازنگرانه می‌باشد، بنابراین تست موثر در آینده با داده‌های پایا پیوسته، برای اعتبار سازی نتایج پیش‌بینی شده مورد نیاز می‌باشد. در این منظر، ما در آینده، تست الگوریتم پیشنهاد شده را برای یک مجموعه داده‌ی پیوسته برنامه‌ریزی می‌کنیم.