

تشخیص الگوهای EEG به منظور تشخیص صرع با استفاده از تبدیل موجک و آشوب

پریسا بقایی انارکی^۱، محمدرضا یزدچی^۲، علیرضا کریمیان^۳

۱- کارشناس ارشد دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد، دانشکده تحصیلات تکمیلی، p_baghiaie@yahoo.com

۲- استادیار، عضو هیات علمی دانشگاه اصفهان، دانشکده فنی مهندسی، گروه مهندسی پزشکی، yazdchi@eng.ui.ac.ir

۳- استادیار، عضو هیات علمی دانشگاه اصفهان، دانشکده فنی مهندسی، گروه مهندسی پزشکی، karimian@eng.ui.ac.ir

چکیده

توسط تبدیلات زمان فرکانسی به مانند موجک و نظریه آشوب در استخراج ویژگی از زیرباندها، می توان دقت تشخیص بیماری صرع لب گیجگاهی را در حضور فعالیت پس زمینه سیگنال های ناخواسته و نویز بهبود داد. به منظور تجزیه EEG به زیرباندهای دلتا، تتا، آلفا، بتا و گاما از تبدیل موجک استفاده می شود. با استفاده از نظریه آشوب، پارامترهای بعد همبستگی و نمای لیاپانوف به همراه انحراف معیار از زیرباندها استخراج می شوند و سپس با استفاده از شبکه های عصبی و سایر طبقه بندی کننده ها، میانگین و انحراف معیار روش های مختلف جهت افزایش دقت تشخیص صرع در سه حالت مختلف، حالت طبیعی شخص بیمار، مرحله ی قبل از ورود به مرحله تشنج و در حالت تشنج، در سیگنال های غیر ایستای مغزی مورد بررسی و آزمون قرار گرفته است. نتایج تحقیق بیانگر این حقیقت است که سیستم های استنتاج فازی در یک فضای مشخصه از باندهای مختلف شامل ۸ پارامتر، (دقت ۹۶٫۸٪ و انحراف معیار (۰٫۷)) و توسط روش متوسط گیری گروهی با ترکیبی از ۶ پارامتر (دقت ۹۷٫۵٪ و انحراف معیار صفر) بر روش های دیگر برتری داشته اند و برای دسته بندی حالات مختلف صرع مناسب می باشند. این آمار بسیار قابل توجه است، چرا که دقت بررسی های بصری توسط متخصص ترین نورولوژیست ها، متجاوز از ۸۰٪ نمی باشند.

واژه های کلیدی

آشوب، شبکه های عصبی، صرع، موجک، EEG

۱- مقدمه

که فاز قبل از تشنج^۱ نامیده می شود تغییر یافته، سپس وارد حالت تشنج می شود [۱ و ۲].

با وجود این تفاوت ها، تحلیل های EEG^۴، شناسایی حمله ی ناگهانی و تشخیص صرع حتی برای یک نورولوژیست مجرب از روی بررسی بصری EEG یکی از چالش های بزرگ می باشد. این امر به دلایل متعددی از جمله وجود آرتیفکت های شدید ماهیچه ای، پلک زدن چشم و الکتروکاردیوگرام ها است. در اغلب موارد، درمان نقش کنترل کننده در بیماری دارد و نکته مهم قبل از شروع درمان، تشخیص قطعی بیماری می باشد.

صرع^۱، پس از ضربه مغزی دومین عارضه ی رایج مغزی در جهان است. تقریباً یک درصد از جمعیت جهان دچار این بیماری هستند. بیماری صرع در واقع نوعی اختلال عصبی گذرای مغزی می باشد که به علت فعالیت بیش از حد و ناگهانی سلول های عصبی در مغز ایجاد شده، می تواند منجر به حمله شود.

فعالیت مغزی در طول یک حمله (فاز تشنج)^۲ به طور عمده ای از نظر فعالیت در مقایسه با حالت طبیعی بیمار، از نظر فرکانس و الگوی آتش نورونی متفاوت می باشد. به بیان کامل تر الگوی زمانی- مکانی آتش نورونی به تدریج از حالت طبیعی ابتدا به حالت میانی

در حالیکه، در تحقیقات پیشین دقت ۹۶٫۷ و انحراف معیار ۲٫۹ توسط روش الگوریتم لونبرگ حاصل شده است (شکل (۱)). در بخش اول تجزیه EEG به کمک تبدیل موجک^۶ به پنج زیرباند دلتا (۴-۰ هرتز)، تتا (۸-۴ هرتز)، آلفا (۱۲-۸ هرتز)، بتا (۳۲-۱۲ هرتز) و گاما (۶۴-۳۲ هرتز) بیان می‌شود. استخراج ویژگی‌های زمانی و آشوب از زیرباندها در بخش دوم تشریح می‌شود. طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی یا طبقه‌بندی‌کننده‌های دیگر با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده به منظور طبقه‌بندی EEG در بخش سوم مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۲- آشوب

چندی است آشوب به دلیل کاربرد فراوان، در زمینه پردازش EEG مورد توجه قرار گرفته است. ویژگی اصلی سیستم آشوبناک این است که سیستم رفتار قبلی خود را تکرار نمی‌کند و به ظاهر یک رفتار نویزی دارد، اما در واقع درون بی‌نظمی و آشوب، الگویی از نظم وجود دارد که به طور شگفت‌انگیزی زیبا است و به وسیله قاعده جبری قانونمند است. در این تحقیق، EEG توسط پارامترهای بعد همبستگی^۷ که نشان دهنده پیچیدگی سیستم و نمای لیاپانوف^۸ که نشان‌دهنده آشوبناکی سیستم می‌باشد. اندازه‌گیری و مدل شده است [۱۰]. EEG توسط یک بردار زمانی به شکل $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ که شامل مقادیر ولتاژ در لحظات زمانی متفاوت است نشان داده می‌شود. n نشان‌دهنده طول این بردار است و با در نظر گرفتن تأخیر زمانی به اندازه m ، X_τ دنباله داده‌های X از زمان τ تا $n-m$ یعنی $\{X_\tau, X_{\tau+1}, \dots, X_{n-m}\}$ و $X_{\tau+m}$ دنباله داده‌های X از زمان $\tau+m$ تا n یعنی $\{X_{\tau+m}, \dots, X_n\}$ می‌باشد که هرکدام دارای $n-\tau-m+1$ نقطه است. ضریب اطلاعات^۹ برای یک تأخیر به اندازه m مطابق رابطه (۱) محاسبه می‌شود:

$$I_m = \sum_{i=1}^{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} P[X_\tau(i), X_{\tau+m}(j)] \log_2 \frac{P[X_\tau(i), X_{\tau+m}(j)]}{P[X_\tau(i)]P[X_{\tau+m}(j)]} \quad (1)$$

N_s : تعداد حالت‌های احتمالی، $P[X_\tau(i)]$: احتمال تعلق X_τ به حالت احتمالی i ، $P[X_{\tau+m}(j)]$: احتمال تعلق $X_{\tau+m}$ به حالت احتمالی j ، $P[X_\tau(i), X_{\tau+m}(j)]$: احتمال تعلق X_τ به حالت احتمالی i و تعلق $X_{\tau+m}$ به حالت احتمالی j می‌باشد.

اهمیت این بیماری محققان را بر آن داشته است که هرچه بیشتر و به طرق مختلف این پدیده را مورد بررسی قرار دهند. هدف از این تحقیق افزایش دقت تشخیص بیماری صرع، با استفاده از تبدیلات زمان فرکانسی و نظریه آشوب^۵ و استخراج ویژگی‌های مناسب از زیرباندها می‌باشد، که توسط این پارامترها، تمایز هر چه بیشتر بین سه دسته، حالت طبیعی بیمار، مرحله‌ی قبل از ورود به تشنج و تشنج میسر شود.

بررسی‌های انجام شده بر روی EEG نشان می‌دهد خواص آماری و رفتار دینامیکی سیگنال، در هنگام وقوع تشنج کاملاً تغییر می‌کند [۳]. در مواردی که تفاوت عمده‌ای میان پارامترهای یک زیرباند موجود نباشد، تلفیقی از پارامترهای چند زیر باند EEG، جهت افزایش دقت تشخیص بیماری، به طبقه‌بندی‌کننده‌ها اعمال می‌شود. لذا پردازش و استخراج ویژگی‌ها می‌تواند در تشخیص حالت بیماری صرع بسیار مفید باشد.

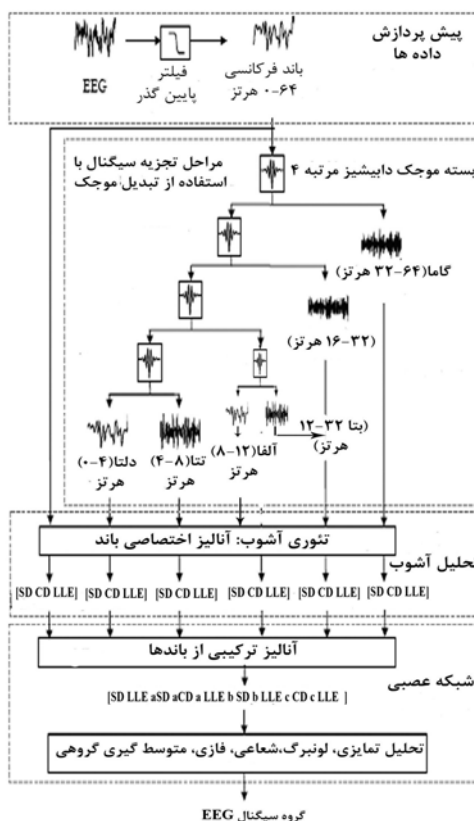
در سال‌های اخیر تلاش‌های اندکی برای تشخیص حملات همراه با تحلیل سیگنال EEG ارائه شده است. تحقیقاتی نیز جهت تشخیص حملات از طریق تحلیل شکل موج EEG، بررسی تغییرات فعالیت‌های نورونی و تغییر شکل غیرخطی سیگنال‌ها، که می‌تواند مقدمه‌ای برای شروع حمله باشد انجام شده است [۴-۷]. تحقیقات اندکی نیز، جهت انتخاب ویژگی‌های آشوب از زیرباندهای فیزیولوژیکی گوناگون و اعمال آنها به ورودی طبقه‌بندی‌کننده‌ها و شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام شده است [۳، ۸، ۷]. مانع دیگر در برابر تشخیص دقیق حملات، عدم وجود داده‌های استاندارد و قابل اطمینان است که منجر به کاهش ارزش آماری نتایج می‌شود.

ضعف دیگر روش‌های موجود دقت کم و پراکندگی زیاد آنها می‌باشد که موجب تشخیص نادرست بیماری می‌شود. علت آن، تعداد زیاد متغیرهای دخیل در سیستم فیزیولوژیکی مغز است [۹].

برای آنکه ارزش آماری این تحقیق بالاتر رود از یک پایگاه داده نسبتاً بزرگ استفاده شده است که توسط بخش صرع دانشگاه بن آلمان تهیه شده است و در بخش ۳ توضیح داده می‌شود. این داده‌ها مربوط به سه دسته مختلف حالت طبیعی بیمار، مرحله‌ی قبل از تشنج و تشنج می‌باشند. مسأله بهبود دقت دسته‌بندی، از دو جهت مورد بررسی قرار گرفته است.

۱- انتخاب پارامترهای مناسب، که امکان تمایز هر چه بیشتر سیگنال‌های مربوط به سه دسته مزبور را داشته باشد.

۲- انتخاب دسته‌بندی‌کننده مناسب با توجه به پارامترهای انتخاب شده منجر به دقت ۹۷٫۵٪ و انحراف معیار صفرشده



شکل ۱- الگوریتم اصلی تحقیق با استفاده از روش موجک-آشوب و طبقه بندی کننده ها برای سه نوع EEG مختلف

که در آن \mathcal{E}_0 شعاع واحد اندازه گیری است و بین ۰ تا ۲۰ درصد اندازه فضای فاز تأخیر یافته تغییر می کند. اگر شعاع کوچک باشد تعداد نقاط کافی در محاسبه وارد نمی شوند و در صورتی که شعاع خیلی بزرگ باشد بیشتر نقاط در محاسبه وارد می شوند، که هر دو تخمین غیردقیق می باشد. مقدار شعاع بین ۶ تا ۱۰ درصد اندازه جاذب، مقادیر مناسبی هستند [۱۱].

۲-۲- نمای لیپانوف

مهم ترین وسیله برای تشخیص وجود حساسیت نسبت به شرایط اولیه در یک سیستم پویا استفاده از نماهای ویژه لیپانوف است. میزان آشوبناکی سیستم و نرخ واگرایی مسیرهای همسایه در فضای فاز را نمای لیپانوف مشخص می کند. در واقع در این روش، سرعت متوسطی که مسیرهای انتقالی دو نقطه ای که در ابتدا به هم نزدیک بوده اند و به طور نمایی از یکدیگر منحرف می شوند، محاسبه می شود [۱۹]. واگرایی متوسط یک مسیر D_x ، برای طول پیشگویی τ طبق روش ولف^۱ مطابق رابطه (۵) بیان شده، که در

سپس بردار تأخیر زمانی i ام با استفاده از تأخیر بهینه m_0 و کمینه بعد جانشینی d_0 از روی EEG بازسازی می شود و به صورت زیر محاسبه می شود:

$$Y_i(d) = \{X_i, X_{i+m}, \dots, X_{i+m_0(d-1)}\} \quad (2)$$

$$E(d) = \frac{1}{N - m_0 d} \sum_{i=1}^{N - m_0 d} a_i(d) \quad (3)$$

که $i = 1, \dots, N - m_0 d$ و d بعد جانشینی و X_i نقطه داده i ام در EEG می باشد.

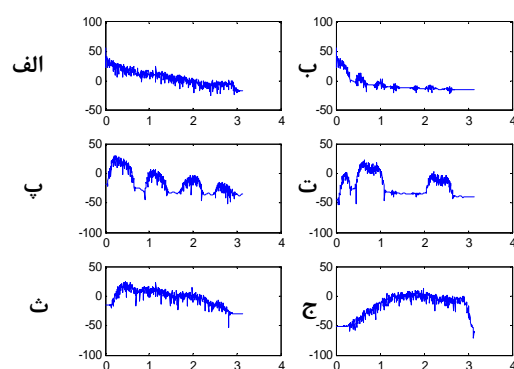
۲-۱- بعد همبستگی

بعدهمبستگی با توجه به رابطه (۴) محاسبه می شود.

$$v = \left[\frac{2}{N_c(N_c - 1)} \sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{N_c} \log \left[\frac{|Y_i(d_M) - Y_j(d_M)|}{\epsilon_0} \right] \right]^{-1} \quad (4)$$

۴-۱- تجزیه EEG به پنج زیرباند

تبدیل موجک در مقایسه با تبدیل فوریته، مزیت‌های مشخص‌سازی زمان-فرکانس، فیلترکردن چنددقتی و تحلیل زمان-فرکانس را دارا می‌باشد. این قابلیت منجر به استخراج خصوصیات سیگنال‌های غیرایستاد از جمله EEG می‌شود [۱۳]. ابتدا به منظور حذف نویز و ایجاد سیگنال مناسبی برای تجزیه موجک، EEG با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر با پاسخ ضربه محدود به باند فرکانسی ۰-۶۴ هرتز، محدود می‌شود. سپس با انتخاب پایه‌های مناسب بسته موجک^{۱۱} دابیشیز مرتبه ۴، هر EEG به پنج زیرباند تجزیه می‌شود. علت تجزیه EEG به زیرباندهای متفاوت این است که زیرباندها ممکن است اطلاعات دقیق‌تری درباره فعالیت‌های نورونی نسبت به کل EEG داشته باشند، به همین دلیل تغییراتی خاص در EEG که ممکن است در سیگنال اصلی به راحتی قابل مشاهده نباشد در حالت تحلیل زیر باندها، ممکن است مشاهده شود.



شکل ۳- تجزیه EEG به وسیله بسته موجک به ۵ زیرباند

الف: EEG، ب: دلتا، پ: تتا، ت: آلفا، ث: بتا و ج: گاما

۴-۲- استخراج ویژگی‌های آشوب از زیرباندها

جهت ساختن فضای فاز تأخیر یافته دو پارامتر تأخیر بهینه و کمینه بعدجانشینی در ابتدا مشخص می‌شود. برای تعیین تأخیر بهینه، EEG از نظر ضریب اطلاعات مورد بررسی قرار می‌گیرد. تأخیر بهینه، اولین کمینه محلی در نمودار ضریب اطلاعات برحسب تأخیر، در نظر گرفته می‌شود. پس از انتخاب تأخیر بهینه، کمترین بعدجانشینی برای EEG توسط روش کوا^{۱۲} محاسبه و سپس با توجه به تأخیر بهینه و کمترین بعد جانشینی، فضای فاز تأخیر یافته بازسازی و بعد همبستگی با تخمین تیکنس^{۱۳} محاسبه می‌شود. جهت محاسبه نمای لیاپانوف، روش تغییر یافته ولف که توسط آیزامیدیس^{۱۴} پیاده‌سازی شده، استفاده می‌شود [۱۴]. پس از تحلیل

آن $Y_i(d)$, $Y'_i(d)$ نقاط همسایه روی مسیره‌های مجزا در فضای حالت $Y_{i+\tau}(d)$ و محل نقطه $Y_i(d)$ پس از زمان τ می‌باشند.

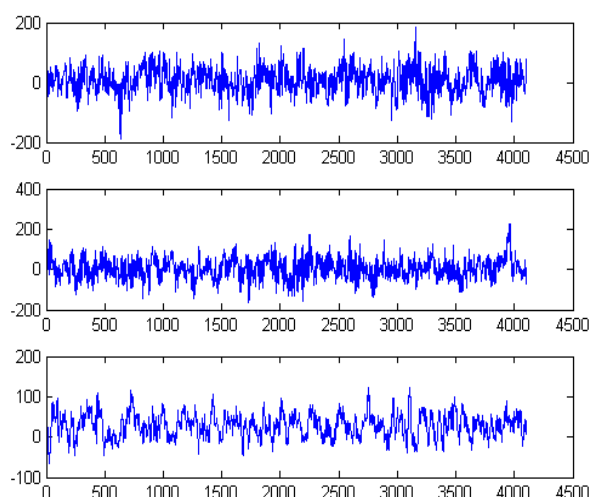
$$D_\tau = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \left| \frac{Y_{i+\tau}(d) - Y'_{i+\tau}(d)}{Y_i(d) - Y'_i(d)} \right| \quad (5)$$

λ بیشینه مطابق رابطه زیر محاسبه می‌شود و D_0 واگرایی اولیه می‌باشد.

$$D_\tau = D_0 e^{\tau \lambda_{\max}} \quad (6)$$

۳- داده‌های EEG

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، جزئی از داده‌های مربوط به سه دسته مختلف حالت طبیعی بیمار، مرحله‌ی قبل از تشنج و تشنج می‌باشند، که توسط بخش صرع دانشگاه بن آلمان به صورت آنلاین بر روی سایت تهیه شده است [۱۲]. داده‌ها مربوط به صرع در لب گیجگاهی می‌باشند. هر گروه دارای ۱۰۰ نمونه EEG تک کاناله به طول ۲/۳۶ ثانیه است که با فرکانس ۱۷۳/۶۱ هرتز نمونه برداری شده است. هر قسمت از داده‌ها به صورت یک EEG مجزا در نظر گرفته شده است و بنابراین ۳۰۰ داده‌ی EEG در اختیار خواهد بود.



شکل ۲- نمونه‌ای از سه حالت طبیعی-قبل از تشنج-تشنج

سیگنال EEG

یک سیگنال EEG به صورت نمونه از سه گروه ذکر شده در شکل (۲) نشان داده شده است.

۴- آزمایش‌ها

کلیه برنامه‌نویسی‌های ذکر شده در این قسمت با نرم‌افزار MATLAB(R14) ویرایش ۷,۱,۰,۲۴۶ انجام شده است که نتایج آن در ادامه توضیح داده می‌شود.

کمترین آشوبناکی در حالت قبل از تشنج و آشوبناکی متوسط در حالت تشنج می‌باشند.

۴-۳- روش‌های طبقه‌بندی

در این مقاله از طبقه‌بندی‌کننده‌های مختلفی جهت طبقه‌بندی حالات صرع استفاده شده است که نتایج در ادامه بیان می‌شود. به منظور شبیه‌سازی، از پارامترهای آشوب مربوط به ۳۰۰ سیگنال متعلق به سه دسته متفاوت (از هر دسته ۱۰۰ سیگنال) استفاده گردیده است. دقت به صورت تعداد تشخیص صحیح دسته به تعداد کل ورودی‌ها تعریف می‌شود. در مواردی که تفاوت عمده‌ای میان پارامترهای یک زیرباند موجود نباشد، تلفیقی از پارامترهای چند زیر باند EEG، جهت افزایش دقت تشخیص بیماری، به ورودی طبقه‌بندی‌کننده اعمال می‌شود. در نهایت میانگین و انحراف معیار به دست آمده برای هر زیرباند به صورت جداگانه محاسبه گردیده است. در کلیه طبقه‌بندی‌کننده‌ها به غیر از تحلیل تمایزی ۴۰٪ دادگان به صورت تصادفی به عنوان دادگان آموزش و ۶۰٪ باقی‌مانده به عنوان دادگان آزمون از هر دسته در نظر گرفته شده‌اند. این آزمایش به استثنای روش تحلیل تمایزی، ۱۰ مرتبه با ورودی‌های متفاوت تکرار شده است و در هر بار دقت به طور جداگانه محاسبه شده است.

۴-۳-۱- تحلیل تمایزی

توسط سه روش تحلیل تمایزی خطی، تحلیل تمایزی ماهالانوبیس و تحلیل‌های تمایزی درجه دوم حالت‌های مختلف صرع طبقه‌بندی شده است [۳-۱۵]. با در نظر گرفتن توزیع نرمال برای داده‌ها، اگر متوسط مجموعه n سیگنال p بعدی آموزشی مجموعه F_R را با μ نشان دهیم و متوسط مجموعه‌ی n_j سیگنال p بعدی مربوط به هر دسته مجموعه‌ی F_{Rj} را با μ_j نشان دهیم، ماتریس $p \times p$ واریانس درون گروهی مطابق رابطه (۷) محاسبه می‌شود:

$$S_W = \sum_{j=1}^3 \frac{n_j}{n} [F_{Rj} - \mu_j] [F_{Rj} - \mu_j]^T \quad (7)$$

در رابطه‌ی بالا T نشان دهنده‌ی ترانهاده‌ی ماتریس است. واریانس بین گروهی ماتریس $p \times p$ نیز با توجه به رابطه‌ی (۸) محاسبه می‌شود:

$$S_B = \sum_{j=1}^3 \frac{n_j}{n} [\mu_j - \mu]^T [\mu_j - \mu] \quad (8)$$

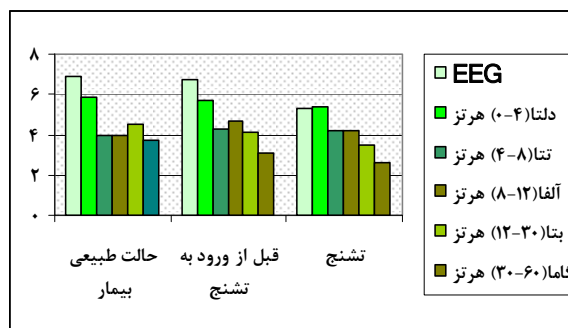
با بیشینه کردن مجموع مقادیر ویژه‌ی ماتریس $S_B^{-1} S_W$ ، به هدف مورد نظر یعنی کمینه کردن واریانس درون گروهی و بیشینه کردن واریانس بین گروهی خواهیم رسید [۲۰]. ۲۰٪ این دادگان به

موجک، برای هر زیرباند طبق نظریه آشوب، دو پارامتر نمای لیاپانوف و بعد همبستگی به دست می‌آید. سپس بر روی هر زیرباند به طور جداگانه تحلیل آشوبناکی انجام می‌شود و اثر جداسازی تغییرات بعد همبستگی و نمای لیاپانوف مربوط به هر زیرباند، مورد بررسی قرار می‌گیرد. انحراف معیار^{۱۵} سیگنال به عنوان یکی از پارامترها مطرح شده است و استفاده از این پارامتر در کنار دیگر پارامترهای آشوب می‌تواند دقت بالاتری را نتیجه دهد.

۴-۲- تحلیل آماری روی تمامی داده‌های EEG

تحلیل آشوب ارائه شده در بخش قبل روی تمامی ۳۰۰ سیگنال EEG موجود و پنج زیر باند آنها انجام شده است. نتایج آماری قابل توجهی به دلیل بزرگ بودن این پایگاه داده به دست آمده است. مقادیر متوسط برای پارامترهای CD و LLE برای هر سیگنال EEG و زیر باندهای آن محاسبه شده است. با توجه به نتایج موجود مشاهده می‌شود که هیچ‌کدام از این دو پارامتر به تنهایی قادر به نشان دادن تفاوت بین سه گروه ذکر شده نیستند. در برخی موارد برد مقادیر CD و LLE یک گروه، با گروه دیگر اشتراک و همپوشانی دارند. این بدین معنا است که استفاده از یک آستانه‌گذاری ساده برای تمایز این گروه‌ها کافی نیست.

با توجه به مقادیر CD برای سیگنال باند محدود EEG در شکل (۴) مشاهده می‌شود که گروه تشنج (۵،۳) با دو گروه طبیعی (۶،۹) و قبل از تشنج (۶،۷) متفاوت است، در حالیکه مقدار CD برای گروه برای گروه‌های طبیعی و قبل از تشنج تفاوت چندانی با هم ندارد. مقدار کم CD برای گروه تشنج نشان‌دهنده کاهش پیچیدگی هنگام تشنج است.



شکل ۴- نمودار فاصله تغییرات مقادیر CD برای زیرباند بتا و گاما جهت سه حالت: ۱- طبیعی ۲- قبل از تشنج و ۳- تشنج

از نظر مقادیر LLE به دست آمده برای سیگنال EEG باند محدود نیز مشاهده می‌شود که سه گروه فوق با یکدیگر متفاوت هستند. این مقادیر نشان‌دهنده بیشترین آشوبناکی در حالت سالم،

جدول ۳- میانگین و انحراف معیار دقت طبقه‌بندی تحلیل تمایزی درجه دوم (انحراف معیار داخل پراکنش ذکر شده است)

پارامتر							
سیگنال	SD	CD	LLE	SD, CD	SD, LLE	CD, LLE	SD, CD, LLE
EEG	۶۸,۴ (۲,۸)	۳۵,۰ (۲,۶)	۵۶,۲ (۳,۳)	۷۱,۱ (۲,۰)	۸۹,۴ (۲,۲)	۵۶,۶ (۲,۶)	۸۹,۱ (۲,۴)
دلتا	۶۹,۱ (۲,۸)	۳۵,۴ (۲,۷)	۳۷,۱ (۲,۹)	۷۰,۹ (۱,۹)	۹۰,۰ (۲,۳)	۵۶,۳ (۳,۲)	۸۹,۷ (۲,۴)
تتا	۶۸,۶ (۳,۰)	۳۵,۴ (۲,۷)	۴۲,۵ (۳,۶)	۷۰,۷ (۲,۴)	۸۹,۹ (۲,۲)	۵۶,۳ (۳,۱)	۸۹,۱ (۲,۳)
آلفا	۶۸,۹ (۲,۴)	۳۴,۷ (۳,۰)	۴۸,۴ (۲,۸)	۷۰,۸ (۲,۴)	۸۹,۴ (۲,۵)	۵۵,۹ (۲,۹)	۸۹,۶ (۲,۱)
بتا	۶۸,۶ (۲,۴)	۳۵,۳ (۲,۸)	۵۰,۳ (۳,۶)	۷۰,۹ (۱,۸)	۸۹,۶ (۲,۴)	۵۵,۷ (۳,۰)	۸۹,۷ (۲,۳)
گاما	۶۹,۱ (۲,۰)	۳۵,۳ (۲,۶)	۵۶,۵ (۳,۱)	۷۰,۸ (۲,۹)	۸۹,۶ (۲,۲)	۵۶,۰ (۳,۴)	۸۹,۶ (۲,۲)

۴-۳-۲- شبکه عصبی پس انتشار لونیگ^{۱۶}

روش پس انتشار، با انتشار خطای خروجی لایه به لایه به سمت عقب و با تنظیم وزن‌ها در هر لایه، وزن‌های شبکه را آموزش می‌دهد. این روش نرخ همگرایی بسیار کمی دارد که روش لونیگ، این نقیصه را جبران می‌کند. در این قسمت، از روش مربعات خطا برای کمینه کردن خطا استفاده می‌شود [۳].

جدول ۴- میانگین و انحراف معیار دقت طبقه‌بندی روش لونیگ (انحراف معیار داخل پراکنش ذکر شده است)

پارامتر							
سیگنال	SD	CD	LLE	SD, CD	SD, LLE	CD, LLE	SD, CD, LLE
EEG	۷۰,۹ (۳,۲)	۳۵,۳ (۳,۰)	۶۰,۶ (۱,۳)	۷۱,۱ (۲,۷)	۸۳,۵ (۷,۹)	۵۸,۳ (۱,۹)	۸۹,۱ (۴,۱)
دلتا	۷۱,۲ (۱,۲)	۳۶,۶ (۲,۲)	۳۶,۱ (۲,۶)	۷۰,۲ (۳,۰)	۷۱,۲ (۳,۲)	۳۸,۱ (۳,۷)	۶۸,۴ (۳,۹)
تتا	۷۲,۲ (۳,۰)	۴۳,۵ (۳,۵)	۳۸,۰ (۴,۶)	۷۱,۹ (۲,۴)	۷۴,۷ (۲,۰)	۴۳,۷ (۲,۹)	۷۳,۷ (۲,۵)
آلفا	۸۲,۹ (۲,۱)	۳۸,۴ (۲,۷)	۵۱,۰ (۳,۸)	۸۰,۵ (۲,۵)	۸۱,۳ (۱,۹)	۵۳,۵ (۴,۹)	۸۱,۵ (۲,۹)
بتا	۸۴,۲ (۱,۶)	۴۳,۸ (۴,۲)	۵۲,۰ (۴,۵)	۸۴,۴ (۲,۲)	۸۴,۳ (۲,۳)	۵۳,۵ (۴,۹)	۸۴,۱ (۲,۳)
گاما	۸۳,۷ (۱,۳)	۴۰,۹ (۲,۰)	۴۳,۶ (۳,۴)	۸۳,۰ (۱,۸)	۸۱,۲ (۲,۲)	۵۱,۷ (۳,۹)	۸۱,۸ (۲,۲)

شبکه عصبی مورد استفاده در این قسمت دارای یک لایه پنهان می‌باشد. تعداد نورون‌های لایه ورودی برابر با تعداد پارامترهای

صورت تصادفی به عنوان دادگان آموزش و ۸۰٪ باقی‌مانده به عنوان دادگان آزمون از هر دسته در نظر گرفته شده‌اند. فرآیند مذکور ۱۰۰ بار با ورودی‌های متفاوت تکرار شده است. داده‌های موجود در جدول (۱) تا (۳) نشان داده شده است. زمانی که سه پارامتر انحراف معیار، نمای لیپانوف و بعد همبستگی برای پنج زیرباند آلفا، گاما، بتا، تتا، دلتا به طور همزمان، توسط روش تحلیل‌های تمایزی درجه دوم طبقه‌بندی شود، بالاترین دقت نتیجه می‌شود ((۹۲/۳,۲)).

جدول ۱- میانگین و انحراف معیار دقت طبقه‌بندی تحلیل تمایزی خطی (انحراف معیار داخل پراکنش ذکر شده است)

پارامتر							
سیگنال	SD	CD	LLE	SD, CD	SD, LLE	CD, LLE	SD, CD, LLE
EEG	۶۳,۱ (۲,۳)	۳۴,۱ (۲,۰)	۵۵,۲ (۳,۸)	۶۰,۸ (۳,۵)	۸۲,۲ (۲,۷)	۵۶,۳ (۲,۸)	۸۱,۹ (۲,۷)
دلتا	۶۳,۰ (۳,۵)	۳۴,۲ (۲,۰)	۳۴,۱ (۲,۹)	۶۱,۱ (۳,۳)	۸۲,۲ (۲,۵)	۵۶,۵ (۳,۰)	۸۱,۸ (۲,۷)
تتا	۶۲,۷ (۲,۴)	۳۴,۲ (۱,۸)	۴۲,۴ (۳,۴)	۶۰,۷ (۳,۴)	۸۲,۵ (۲,۷)	۵۶,۰ (۳,۱)	۸۱,۵ (۲,۴)
آلفا	۶۲,۶ (۳,۰)	۳۳,۶ (۲,۵)	۴۶,۱ (۲,۶)	۶۱,۷ (۳,۷)	۸۲,۲ (۲,۶)	۵۵,۹ (۳,۰)	۸۲,۱ (۲,۸)
بتا	۶۲,۶ (۳,۱)	۳۴,۴ (۲,۳)	۴۸,۶ (۲,۶)	۶۱,۵ (۲,۹)	۸۲,۲ (۲,۷)	۵۵,۸ (۲,۹)	۸۱,۶ (۳,۰)
گاما	۶۳,۲ (۲,۹)	۳۳,۸ (۲,۲)	۵۵,۱ (۳,۹)	۶۱,۱ (۳,۵)	۸۱,۹ (۲,۶)	۵۶,۵ (۳,۲)	۸۱,۵ (۲,۵)

جدول ۲- میانگین و انحراف معیار دقت طبقه‌بندی تحلیل تمایزی ماهالانوبیس (انحراف معیار داخل پراکنش ذکر شده است)

پارامتر							
سیگنال	SD	CD	LLE	SD, CD	SD, LLE	CD, LLE	SD, CD, LLE
EEG	۶۶,۷ (۲,۷)	۳۴,۲ (۱,۹)	۵۵,۳ (۴,۵)	۶۹,۳ (۲,۸)	۵۸,۸ (۳,۶)	۵۴,۳ (۳,۶)	۸۳,۲ (۵,۰)
دلتا	۶۶,۷ (۲,۴)	۳۴,۱ (۲,۰)	۳۵,۲ (۲,۰)	۶۹,۲ (۳,۰)	۸۵,۹ (۳,۷)	۵۴,۱ (۳,۵)	۸۴,۱ (۴,۲)
تتا	۶۶,۹ (۳,۵)	۳۴,۲ (۲,۲)	۴۱,۲ (۳,۹)	۶۸,۷ (۲,۹)	۸۵,۸ (۴,۰)	۵۴,۲ (۴,۰)	۸۳,۰ (۴,۶)
آلفا	۶۷,۰ (۱,۸)	۳۳,۸ (۲,۱)	۴۳,۳ (۳,۵)	۶۸,۵ (۳,۲)	۸۵,۴ (۴,۰)	۵۳,۷ (۴,۰)	۸۳,۲ (۵,۰)
بتا	۶۷,۲ (۲,۰)	۳۴,۶ (۲,۲)	۴۹,۴ (۴,۰)	۶۸,۸ (۲,۹)	۸۵,۵ (۳,۸)	۵۲,۲ (۴,۰)	۸۴,۰ (۴,۳)
گاما	۶۷,۳ (۲,۹)	۳۳,۹ (۲,۰)	۵۴,۱ (۴,۸)	۶۸,۴ (۳,۰)	۸۵,۵ (۳,۷)	۵۴,۴ (۴,۲)	۸۳,۱ (۴,۷)

تعداد توابع عضویت برای هر ورودی ۳ و از نوع π می‌باشد. این روش دقت خیلی بالایی ندارد ((۱,۲)/۸۸,۱٪) و از ذکر نتایج آن خودداری شده است. هدف اصلی سیستم‌های استنتاج فازی، یادگیری از طریق داده‌ها و استخراج یک خانواده از قوانین است که داده‌ها را به خوبی پوشش دهد. به این منظور از سیستم استنتاج فازی استفاده شده است [۱۸].

جدول ۶- میانگین و انحراف معیار دقت طبقه‌بندی روش استنتاج فازی (انحراف معیار داخل پراتنز ذکر شده است)

سیگنال	پارامتر						
	SD	CD	LLE	SD, CD	SD, LLE	CD, LLE	SD, CD, LLE
EEG	۶۹,۰ (۲,۴)	۳۷,۲ (۳,۱)	۶۰,۰ (۱,۴)	۷۰,۹ (۲,۶)	۹۱,۸ (۱,۷)	۵۷,۹ (۲,۲)	۹۱,۲ (۱,۹)
دلتا	۷۱,۶ (۲,۰)	۴۱,۳ (۳,۵)	۳۸,۰ (۲,۶)	۷۰,۶ (۳,۰)	۷۱,۶ (۱,۸)	۴۳,۶ (۳,۲)	۷۳,۸ (۳,۱)
تتا	۷۲,۴ (۲,۲)	۴۶,۰ (۳,۰)	۴۷,۵ (۳,۳)	۶۹,۲ (۲,۰)	۶۷,۳ (۲,۴)	۴۶,۲ (۳,۲)	۶۶,۱ (۲,۹)
آلفا	۸۰,۷ (۲,۰)	۳۷,۵ (۲,۶)	۵۱,۰ (۲,۰)	۷۷,۵ (۳,۱)	۸۰,۱ (۳,۲)	۴۹,۲ (۱,۷)	۷۷,۶ (۳,۵)
بتا	۸۲,۱ (۲,۶)	۴۶,۵ (۱,۹)	۵۵,۰ (۳,۸)	۸۲,۵ (۳,۲)	۸۳,۲ (۲,۲)	۵۶,۲ (۱,۹)	۸۳,۵ (۲,۵)
گاما	۷۷,۹ (۳,۲)	۴۴,۵ (۳,۵)	۴۸,۰ (۲,۷)	۷۷,۱ (۳,۱)	۷۸,۱ (۲,۶)	۵۶,۷ (۳,۱)	۷۵,۷ (۳,۳)

بالاترین دقت توسط سیستم استنتاج فازی هنگامی به دست می‌آید که انحراف معیار، نمای لیاپانوف و بعد همبستگی، برای زیرباند های آلفا و بتا و EEG به طور هم زمان به عنوان ورودی به شبکه داده می‌شود ((۹۶,۸(۰,۷)٪). نتایج در جدول (۶) بیان شده است.

۴-۳-۵- متوسط گیری گروهی

هدف از این روش کم کردن انحراف معیار در شبیه‌سازی‌های مختلف است. نتایج مربوطه در جدول (۷) بیان شده است و به دلیل این‌که انحراف معیار خیلی به صفر نزدیک است، از نوشتن آن در جدول خودداری شده است. مشاهده می‌شود که بالاترین دقت هنگامی است که انحراف معیار، نمای لیاپانوف و بعد همبستگی برای زیرباند بتا و EEG، محاسبه می‌شود (۹۷,۵)٪.

مشخصه انتخاب شده، پنج نورون در لایه دوم با تابع انتقال سیگموئید و سه نورون در لایه خروجی با تابع خطی، ایجاد شده است. حداکثر تعداد تکرارها ۱۵ و مقدار نهایی تابع خطا ۰,۰۰۱ در نظر گرفته شده است و هر کدام از شرایط زودتر اتفاق بیفتد آموزش شبکه متوقف می‌شود. بهترین دقت هنگامی که سه پارامتر انحراف معیار، نمای لیاپانوف و بعد همبستگی برای زیرباند های آلفا و بتا و گاما و EEG به طور هم زمان به عنوان ورودی به شبکه داده شود به دست می‌آید ((۹۷,۲(۱,۳)٪). نتایج این روش در جدول (۴) نشان داده شده است.

۴-۳-۴- شبکه عصبی شعاعی^{۱۸}

در این روش توابع انتقال گره‌های شبکه همگی شعاعی انتخاب می‌شوند [۱۶].

تعداد نورون‌های لایه ورودی برابر با تعداد پارامترهای مشخصه و تعداد نورون‌های لایه خروجی برابر سه انتخاب می‌شوند. میانگین دقت‌های طبقه‌بندی برای کل زیرباند ها در جدول (۵) بیان شده است. در این جا سرعت پراکندگی ۴ در نظر گرفته شده است. بالاترین دقت زمانی حاصل می‌شود که انحراف معیار، نمای لیاپانوف و بعد همبستگی برای زیرباند گاما محاسبه شود ((۸۸,۱(۱,۵)٪).

جدول ۵- میانگین و انحراف معیار دقت طبقه‌بندی شبکه عصبی شعاعی (انحراف معیار داخل پراتنز ذکر شده است)

سیگنال	پارامتر						
	SD	CD	LLE	SD, CD	SD, LLE	CD, LLE	SD, CD, LLE
EEG	۷۱,۷ (۱,۶)	۳۹,۶ (۲,۰)	۵۶,۸ (۲,۴)	۶۴,۹ (۱,۷)	۶۸,۶ (۱,۵)	۵۹,۳ (۲,۷)	۶۷,۳ (۱,۸)
دلتا	۶۷,۳ (۱,۸)	۳۹,۱ (۱,۷)	۴۰,۲ (۱,۴)	۷۲,۳ (۲,۴)	۶۶,۹ (۲,۰)	۴۳,۸ (۴,۵)	۷۱,۲ (۲,۳)
تتا	۷۶,۱ (۱,۶)	۴۳,۸ (۲,۲)	۴۳,۳ (۲,۲)	۷۶,۹ (۱,۵)	۷۸,۳ (۱,۵)	۴۷,۷ (۲,۹)	۷۱,۹ (۱,۲)
آلفا	۸۴,۳ (۱,۹)	۴۱,۵ (۱,۷)	۵۰,۸ (۲,۱)	۸۲,۶ (۱,۱)	۸۰,۵ (۱,۵)	۴۸,۷ (۱,۷)	۸۳,۷ (۱,۹)
بتا	۸۶,۲ (۱,۷)	۴۱,۵ (۱,۷)	۴۹,۳ (۱,۹)	۸۱,۲ (۲,۲)	۸۵,۰ (۱,۹)	۵۳,۳ (۲,۵)	۸۳,۶ (۱,۵)
گاما	۸۱,۸ (۱,۷)	۴۵,۰ (۱,۹)	۴۵,۳ (۲,۱)	۸۴,۳ (۱,۵)	۸۵,۰ (۱,۷)	۵۳,۱ (۱,۵)	۸۶,۷ (۲,۱)

۴-۳-۴- سیستم‌های فازی-عصبی تطابقی^{۱۹} و استنتاج فازی

این نوع شبکه‌ها برای سیستم‌هایی که نمی‌توان توصیف دقیقی برای آنها یافت کاربرد دارند و پیاده‌سازی آن به صورت یک ساختار شبکه‌ای جلورونده است [۱۷].

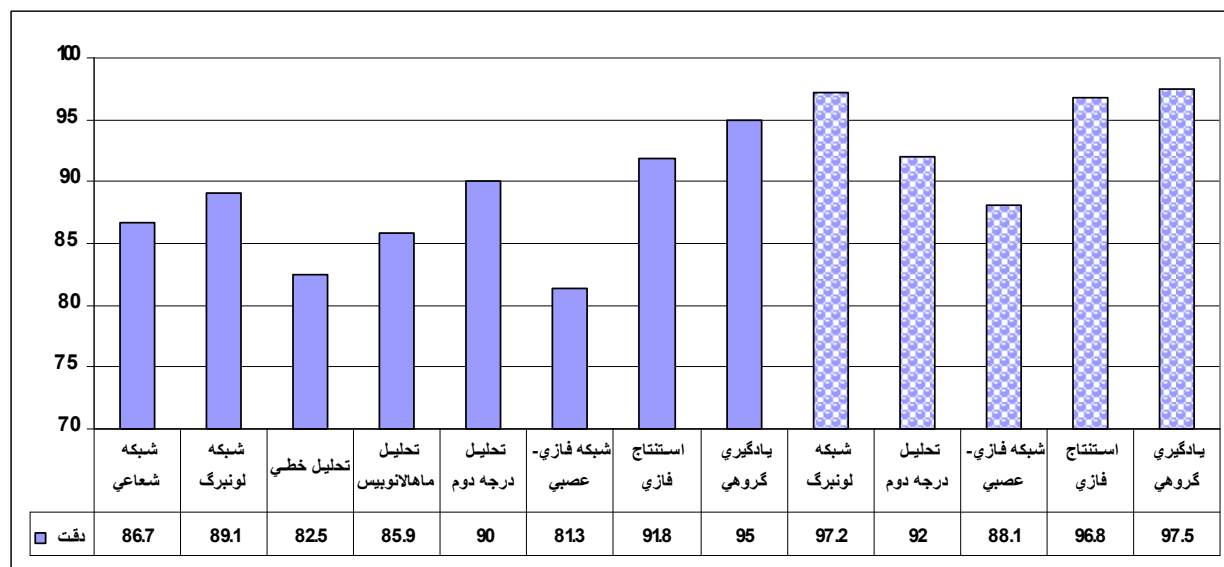
۵- نتیجه گیری

یکی از مشکلات عمده در بررسی و پردازش EEG نویز و آرتیفکت‌ها می‌باشد که موجب تشخیص دشوار بیماری صرع می‌شود. به دلیل غیر قابل پیش بینی بودن رفتار EEG، از نظریه آشوب برای استخراج ویژگی‌های مناسب از زیرباندها استفاده می‌شود.

جدول ۷- میانگین و انحراف معیار دقت طبقه‌بندی روش متوسط گیری گروهی (انحراف معیار داخل پراتنز ذکر شده است)

پارامتر							
سیگنال	SD	CD	LLE	SD, CD	SD, LLE	CD, LLE	SD, CD, LLE
EEG	۶۵,۲	۴۱,۶	۶۰,۰	۶۷,۵	۹۵	۵۸,۳	۹۳,۳
دلتا	۶۶,۶	۳۳,۳	۳۳,۳	۶۸,۳	۵۸,۳	۳۷,۵	۶۴,۱
تتا	۶۵,۸	۳۳,۳	۳۵,۸	۷۵	۷۴,۱	۴۸,۷	۷۱,۶
آلفا	۷۸,۷	۳۴,۱	۴۳,۹	۸۴,۱	۸۳,۳	۴۴,۱	۷۵,۸
بتا	۸۶,۶	۳۵,۰	۴۵,۰	۸۵,۰	۸۶,۱	۵۳,۳	۸۷,۵
گاما	۸۲,۵	۴۰,۲	۴۸,۳	۸۱,۶	۸۵,۸	۵۶,۶	۷۹,۱

در سال‌های اخیر تحقیقاتی جهت تشخیص حملات از طریق تحلیل شکل موج EEG، بررسی تغییرات فعالیت‌های نورونی انجام شده است. در این تحقیق از سیستم استنتاج فازی و متوسط‌گیری گروهی استفاده شده است. موفقیت یک شبکه عصبی، از یک طرف به کیفیت داده‌ها که نشان دهنده رفتار سیستم است و از طرف دیگر به ساختار شبکه عصبی بستگی دارد. اما در سیستم‌های فازی، عدم دقت موجود در ورودی‌ها و خروجی‌ها با تعریف آن‌ها به صورت مجموعه‌های مبهم بیان می‌گردد. این شیوه، انعطاف‌پذیری زیادی در توصیف سیستم‌ها دارد. بنابراین یک مدل فازی می‌تواند به عنوان روشی قدرتمند برای مجموعه داده‌هایی استفاده شود که شامل مجموعه آموزش شبکه‌های عصبی نیستند ولی در مقایسه با تحلیل تمایزی به مجموعه داده‌های آموزش بزرگتری نیاز دارند. در شکل (۵) دقت روش‌های مختلف با هم مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد که علاوه بر افزایش دقت طبقه‌بندی، انحراف معیار نیز به صورت چشمگیری کاهش یافته است. برای طبقه‌بندی حملات صرع علاوه بر ویژگی‌های استخراج شده از EEG، می‌توان از ویژگی‌های زمانی مرتبه بالاتر و پارامترهای آشوبی دیگر به عنوان ویژگی استفاده کرد. یافتن پارامترهای متمایزکننده می‌تواند منجر به دقت بیشتر شود.



شکل ۵- مقایسه نتایج طبقه بندی کننده‌های مختلف

۶- مراجع

- [15] K. Fukunaga, Introduction to Statistical Pattern Recognition, 2nd Edition, Academic Press, New York, (1990).
- [16] C. Christodoulou, M. Georgiopoulos, "Applications of Neural networks in Electromagnetics", Artech House Publishers, 2001.
- [17] J. Shing, R. Jang, "Anfis: Adaptive Neural Based Fuzzy Inference System, IEEE.
- [18] James C. Bezdek, "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms", Plenum Press, New York, 1981.
- [19] M. T. Rosenstein, J. J. Collins and C. J. De Luca, "A Practical Method for Calculating Largest Lyapunov Exponents from Small Data Sets", Physica D, 65(1-2), pp. 117-134, 1993.
- [20] K. Fukunaga, "Introduction to Statistical Pattern Recognition, 2nd Edition, Academic Press, New York", 1990.
- [1] L. D. Iasemidis, L. D. Olson, J. C. Sackellares and R. S. Savit, "Time dependencies in the occurrences of epileptic seizures: A nonlinear approach", Epilepsy Res, 17, pp. 81-94, 1994.
- [2] F. H. Lopes da Silva, J. P. Pijn and W. J. Wadman, "Dynamics of local neuronal networks: Control parameters and state bifurcations in epileptogenesis", Progress in Brain Research, 102, pp. 359-370, 1994.
- [3] H. Adeli, S. Woy and N. Dadmehr, "Mixed-Band Wavelet-Chaos-Neural Network Methodology for Epilepsy and Epileptic Seizure Detection", IEEE; TBME-00507- pp. 1-7, 2006.
- [4] H. Adeli, Z. Zhou and N. Dadmehr, "Analysis of EEG Records in an Epileptic Patient Using Wavelet Transform", J. Neurosci. Methods 123, pp. 69-87, 2003.
- [5] P. J. Durka, "From Wavelets to Adaptive Approximations: Time Frequency Parameterization of EEG", BioMedical Engineering Online, 2, pp. 1(1-30), 2003.
- [6] L. D. Iasemidis, J. C. Sackellares, "The temporal evolution of the Chaos in the Human Brain", Duke D. W. and Pritchard, W. S., World Scientific, Sigapore, pp. 49-82, 1991.
- [7] H. Adeli, S. Ghosh-Dastidar and N. Dadmehr, "A Wavelet-chaos Seizure and Epilepsy", IEE Trans. Biomed. Eng in press. 54, 2007.
- [8] H. Adeli, S. Woy and N. Dadmehr; "Principal Component Analysis-Enhanced Cosine Radial Basis Function Neural Network for Robust Epilepsy and Seizure Detection", IEEE; TBME-00845- pp. 1-7, 2006.
- [9] L. D. Iasemidis, "Epileptic seizure prediction and control", IEEE Trans. Biomed. Eng. Vol. 50, No. 5, pp. 549-558, May 2003.
- [10] P. Williams, Chaos Theory Tamed Washington, D. C. 1997.
- [11] S. Borovkova, R. Burton and H. Dehling, "Consistency of the takens estimator for the correlation dimension", Ann. Appl. Probab. Vol.9, No. 2, pp. 376-390, 1999.
- [12] www.meb.uni-bonn. de /epileptologie/ science/ physik/ eegdata.html.
- [13] S. Mallat, "A Wavelet Tour Of Signal Processing(2nd Ed)", New York, Academic Press Inc (1999).
- [14] A. Wolf, J. B. Swift, H. L. Swinney and J. A. Vastano, "Determining Lyapunov exponents from a time series", Physica D, Vol.16, pp. 285-317, 1985.

۷- پی نوشتها

- 1 - Epilepsy
 2 - Ictal
 3 - Inter Ictal
 4 - Electro Encephalogram
 5 - Chaos Theory
 6 - Wavelet
 7 - Correlation Dimension (CD)
 8 - Largest Lyapunov Exponent (LLE)
 9 - Information Coefficient
 10 - wolf
 11 - Wavelet Packet
 12 - Cao
 13 - Takens
 14 - Iasamidis
 15 - Standard Deviation (STD)
 16 - Levenberg Marquardt Backpropagation Neural Network (LMBPNN)
 17 - Epochs
 18 - Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)
 19 - Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)