

بررسی دینامیک های خطی و غیر خطی سیگنال EEG با هدف تفکیک حالت های ذهنی

محمد رضا هاشمی گلپایگانی
استاد

دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

علی مطیع نصرآبادی
دانشجوی دکترای

مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

علی شریفی

روانپزشک و عضو هیات مدیره انجمن هیپنوتیزم بالینی ایران

محمد علی خلیل زاده

استادیار

گروه مهندسی پزشکی، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شاهد

چکیده

در این مقاله با بکارگیری ویژگی های فرکانسی، زمان - فرکانس و بعد فرکتال حالت های ذهنی تعریف شده از هم تفکیک شده اند. سیگنال EEG از ۵ نفر در دو حالت ذهنی و در حالت پایه ثبت و گسسته سازی شده است. با استفاده از روش پارامتری (AR) مرتبه ۲۰) در تمام باندهای فرکانسی (دلتا، تتا، آلفا، بتا ۱، بتا ۲ و گاما) میانگین قدرت طیفی بعنوان ویژگی محاسبه شده است. ویژگی دیگر محاسبه ضرایب ویولت به روش Wavelet Packet و سپس محاسبه پوش آن می باشد. برای آشکارسازی دینامیک های غیر خطی از بعد فرکتال که با روش های بوجی و پتروشن محاسبه می شود، استفاده شده است. همچنین بزرگترین نمای لیاپانوف (MLE) نیز برای بیان غیر خطی های سیگنال بکار گرفته شده است. از این ویژگیها برای تفکیک حالت های ذهنی با روشهای با معلم و بدون معلم استفاده شده است. نتایج تفکیک برای تمام ویژگیها بجز بزرگترین نمای لیاپانوف، برای روش با معلم و بدون معلم بالای ۹۰٪ است. ویژگی بزرگترین نمای لیاپانوف قدرت بازنمایی دینامیک های غیر خطی موجود در سیگنال های EEG حاصل از فعالیت های ذهنی این مقاله را ندارد.

کلمات کلیدی

فعالیت ذهنی - طیف توان - ویولت - پردازش چند رزولوشنی (Multiresolution) - بعد فرکتال - روش های بوجی - روش پتروشن - بزرگترین نمای لیاپانوف - شبکه عصبی - طبقه بندی با معلم - طبقه بندی بدون معلم

Comparison Between Linear and Nonlinear EEG Signal Processing During Different Mental Activities

A. M. Nasrabadi
Ph.D. Student

Department of Biomedical Engineering,
Amirkabir University of Technology

M. Hashemi Golpayegani
Professor

Department of Biomedical Engineering,
Amirkabir University of Technology

M. Khalilzadeh
Assistant Professor

Department of Electrical Engineering,
Shahed University

A. Sharifi

Psychiatrist and a Member of Executive
Board of Iranian Society
of Clinical Hypnosis

Abstract

In this paper, we use average spectral power, time-frequency and fractal dimension for classification of specified mental tasks. EEG signals were recorded and quantized from five persons in a relax state and while they were performing two mental tasks. The average spectral power was calculated by an AR model (20th order) in all EEG frequency bands (Delta, Theta, Alpha, Beta1, Beta2 and Gamma). By using a wavelet packet algorithm, wavelet coefficients were calculated. For nonlinear dynamics detection, fractal dimension (FD) method was used. FDs were calculated by Higuchi and Petrosion algorithms, which are fast and efficient. The Maximum Lyapunov Exponent (MLE) was also used to represent nonlinear dynamics. Feature vectors were classified with a feedforward (FF) neural network. The neural net was trained via the error backpropagation algorithm by supervised techniques. As unsupervised techniques, we applied self-organizing map (SOM) to classify feature vectors. Except for MLE the classification accuracy of each feature was more than 90% on novel, untrained, EEG signals for both classifiers. In our study, we concluded that MLE was unable to discriminate the mental tasks, therefor it is not suitable for EEG nonlinear processing.

Keywords

Index Terms-Electroencephalogram, linear processing, nonlinear processing, fractal dimension, wavelet packet decomposition, neural networks.

مقدمه

سیگنال EEG حاصل از فعالیت نرونها می‌باشد، پس باید متاثر از عملکرد مغز باشد. اثرگذاری فعالیت‌های ذهنی بروی سیگنال EEG زمینه فعالیت محققان برای ایجاد رابطه بین فعالیت ذهنی و سیگنال EEG بوده است. متداول ترین روش تخمین فعالیت ذهنی در مدت انجام آن، پردازش سیگنال EEG و تعیین نحوه تغییرات سیگنال می‌باشد. انتخاب و استخراج ویژگی‌های مناسب از سیگنال EEG یکی از مهمترین بخشهای این پردازش می‌باشد. محققان تاکنون روشهای خطی و غیر خطی را برای استخراج ویژگی بکار گرفته‌اند.

آندرسون (Anderson) و همکاران در سال ۱۹۹۸ حالت ذهنی ضرب (ضرب دوعدد با چشمهای بسته مانند ۷۲×۴۸) را از حالت پایه (ریلاکس با چشمهای بسته) با مدلسازی AR تک کاناله و چند کاناله از هم تفکیک کردند [۱]. نتایج تفکیک برای میانگین افراد حدود ۹۰٪ بوده است. وركاس (Vourkas) و همکاران در سال ۱۹۹۹ با بکارگیری پارامترهای AR مرتبه ۵، پارامترهای Hjorth و میانگین طیف در باندهای دلتا، تتا، آلفا، بتا ۱ و بتا ۲ که با FFT محاسبه شده بود، سه فعالیت ذهنی را از هم تفکیک کردند [۲]. فعالیت‌های ذهنی در این تحقیق حالت پایه (چشمها بسته و ریلاکس)، حالت ریاضی ۱ (با دیکته کردن فرد آزمایش کننده شخص آزمایش شونده اعمال ساده ریاضی مثل جمع و تفریق را انجام می‌دهد) و حالت ریاضی ۲ (کاهش مداوم ۷ از ۱۰۰۰) بودند. پالانیپان (Palaniappan) و همکاران در سال ۲۰۰۰ با استفاده از مدلسازی AR دو حالت ذهنی را تفکیک کردند [۳]. حالت‌های ذهنی بکار گرفته شده در این تحقیق حالت ضرب ذهنی (با چشمهای بسته دو عدد مثل ضرب ۳۲×۴۶) و حالت چرخش تصویر (تصویری در ذهن تجسم شود و حول محور تقارن دوران داده شود) بوده است.

Aftanas و همکاران در سال ۱۹۹۷ تفکیک پذیر بودن سه حالت احساسی که در دیدن فیلم خنثی، فیلم مثبت (خوشحالی) و فیلم منفی (ناراحتی) ایجاد میشود را با استفاده روشهای آماری بررسی کردند [۴]. افزایش دینامیک کورتکس (Kolmogorov entropy) بر اثر تحریک‌های احساسی از نتایج آنها بود. همین گروه در سال ۱۹۹۸ برای همان حالات احساسی ولی با ویژگی‌های بعد همبستگی و ویژگی طیف توان (محاسبه شده با FFT) با تکنیک‌های آماری تفکیک پذیری و روند تغییرات سیگنال را بررسی کردند [۵]. آنها نشان دادند که هر دو حالت احساسی مثبت و منفی باعث بالا رفتن پیچیدگی سیگنال می‌شود. Fernandez و همکاران در سال ۱۹۹۵ تفکیک‌پذیری و تغییرات سیگنال EEG در چهار فعالیت ذهنی را با بکارگیری طیف مطلق و نسبی توان با روشهای آماری مورد بررسی قرار دادند [۶]. نتایج آنها نشان می‌داد که در قسمت فرونتال در باند دلتا و بتا در فعالیت‌های ذهنی تفاوت معنی‌داری وجود دارد. Stam و همکاران در سال ۱۹۹۶ با پردازش غیر خطی سیگنال

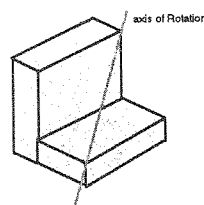
EEG سعی در تفکیک سه حالت چشمها بسته، چشمها باز و انجام عملیات ذهنی ریاضی (تفریق مکرر ۷ از ۱۰۰۰) با چشمهای بسته کردند [۷]. ویژگی‌های بعدهمبستگی D2 برای تمام کانالها و بعد Mutual Dimension (Dm) برای تمام کانالها، نسبت به هم محاسبه شد. در شرایط چشمها بسته D2 در ناحیه Parieto-Occipital کمتر بود. و با باز شدن چشم و عملیات ریاضی D2 افزایش می‌یافت. بر خلاف D2، Dm تغییراتی در حالت چشمها بسته در کانالها نشان نداد. افزایش آشکار Dm در باز شدن چشمها و عملیات ریاضی است. روش پردازش در این مقاله آماری می‌باشد.

در مقالات بالا بررسی دینامیک مغز با روشهای خطی و غیر خطی توسط محققان انجام گرفته است. روشهای خطی مثل AR و یا تخمین طیفها (پارامتری و غیر پارامتری) بعلت سرعت بسیار بالا، قابل استفاده در سیستم‌های Online تفکیک فعالیت‌های ذهنی می‌باشند. روشهای غیر خطی مثل بعد همبستگی بعلت حجم بسیار بالای محاسبات که گاه تا چندین ساعت طول می‌کشد برای کارهای Online مناسب نیستند. از طرف دیگر این روشها احتیاج به حجم بسیار زیادی از سیگنال ایستا دارند که سیگنال EEG دارای ایستایی بیشتر از چندین ثانیه نیست و در نتیجه باید بدنبال روشهایی بود که با حجم سیگنال کوچک‌تر قابل پیاده‌سازی باشند. روشهای سریع محاسبه پیچیدگی سیگنال مانند بزرگترین نمای لیاپانوف، بعد فرکتال با روش هایوچی و پتروشن بعلت سرعت بالا در پیاده‌سازی بعنوان رقیب روشهای کلاسیک استفاده می‌شوند [۸ و ۹].

در این مقاله ما با بکارگیری تفکیک طیفی با روش تخمین پارامتری طیف و روش فیلتر بانک دینامیک خطی سیگنال و با استفاده از روش بزرگترین نمای لیاپانوف، بعد فرکتال با روش هایوچی و پتروشن دینامیک‌های غیر خطی سیگنال را استخراج می‌کنیم و با بکارگیری شبکه‌های عصبی چند لایه (یادگیری با معلم) و شبکه‌های خود سازمانده (یادگیری بدون معلم) فعالیت‌های ذهنی را از هم تفکیک می‌کنیم.

داده‌ها

سیگنال EEG مطابق استاندارد ۱۰-۲۰ از تمام کانال با پهنای فرکانسی ۰.۱-۱۰۰ هرتز ثبت شد. این سیگنال با فرکانس ۲۵۶ هرتز نمونه‌برداری و با ۱۲ بیت گسسته شد. از هر شخص در سه حالت ذهنی سیگنال گرفته شد. در حالت پایه به آزمایش شونده گفته می‌شد چشمها را ببندد و ریلاکس باشد. در فعالیت ذهنی ۱ دو عدد با چشمان بسته در هم ضرب می‌شدند. اعداد بگونه‌ای بود که در مدت ثبت جواب بدست نمی‌آمد (۷۶×۴۹). فعالیت ذهنی ۲ چرخش تصویر در ذهن با چشمهای بسته بود. در شکل ۱ تصویر مورد نظر نشان داده شده است. به شخص گفته می‌شد که با تجسم این تصویر در ذهن آن را حول محور نشان داده شده ۴۵ درجه به راست و چپ بچرخاند و اینکار را در تمام مدت ثبت انجام دهد. در هر جلسه برای هر حالت ذهنی حدود ۲۰ ثانیه سیگنال ثبت شد که از ۱۰ ثانیه قسمت مناسب آن برای کارهای پردازشی استفاده شد. افراد تحت آزمایش ۵ مرد در محدوده سنی ۲۰-۲۶ سال بوده‌اند. در هر جلسه هر حالت ذهنی دوبار انجام شده است.



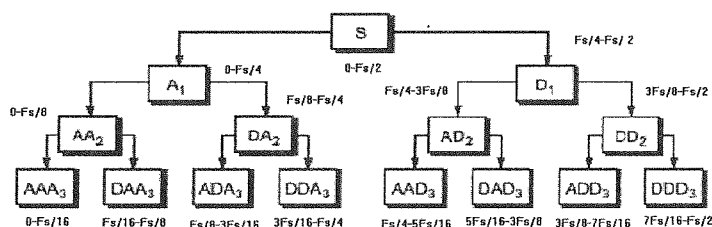
شکل (۱) تصویر چرخانده شده در فعالیت ذهنی.

روش پردازش

ویژگیها

ویژگی‌های فرکانسی بدلیل سابقه طولانی استفاده از اهمیت خاصی برخوردار هستند. برای محاسبه طیف توان در این مقاله از روش تخمین طیف پارامتری با استفاده از مدل AR استفاده شده است. طیف توان با روش AR مرتبه ۲۰ و با الگوریتم Burg برای ۱ ثانیه سیگنال با همپوشانی ۰.۱ ثانیه محاسبه شده است. سپس میانگین قدرت در باندهای دلتا (۱-۴ هرتز)، تتا (۴-۸

هرتز)، آلفا (۸-۱۳ هرتز)، بتا ۱ (۱۴-۲۲ هرتز)، بتا ۲ (۲۲-۳۴ هرتز) و گاما (۳۶-۴۴ هرتز) بعنوان ویژگی در هر کانال محاسبه شده است. این باندهای فرکانسی در متون پزشکی و روانپزشکی هر کدام به حالتی نسبت داده می‌شوند. برای مثال ریتم آلفا در حالت استراحت کورتکس بینایی در بیشترین مقدار خود است که با مشغول شدن ذهن به فعالیت کاهش دامنه پیدا می‌کند. بدلیل داشتن ۶ باند فرکانسی درجه مدل زیاد انتخاب شده است تا بتواند در صورت وجود قله در هر باند (بصورت همزمان) آنرا مدل کند. تعداد ویژگی در اینجا ۱۱۴ می‌باشد (۶ باند فرکانسی \times ۱۹ کانال).



شکل (۲) درخت تجزیه در ویولت و تفکیک فرکانسی آن.

روش دیگر بازنمایی اطلاعات موجود در سیگنال، بکارگیری روشهای زمان - فرکانس است. تبدیل ویولت یکی از روشهای پیاده‌سازی تبدیلات زمان - فرکانس است. روشهای STFT دلیل ثابت بودن طول پنجره تفکیک فرکانسی ثابت در تمام زمانها دارند ولی تبدیل ویولت با تغییر طول پنجره تفکیک فرکانسی مناسبی را می‌تواند پیاده‌سازی نماید. با دیدگاه فیلتر بانک نیز می‌توان به مفاهیم تبدیل ویولت با شرط Multiresolution رسید. این روش بنام Packet Wavelet معروف است. بیشتر دیدگاه ویولت گسسته برمبنای فیلتر بانک و تجزیه سیگنال اصلی بوسیله فیلترهایی در فرکانسهای متفاوت است. در شکل ۲ حالت کلی تجزیه نمایش داده شده است. در این حالت هر دو قسمت بالا و پایین سیگنال تجزیه می‌شوند. با این روش می‌توان هر قسمت مناسب از نظر باند فرکانسی از سیگنال استخراج شود. از این خاصیت ویولت برای استخراج نویز، تفکیک فرکانسی سیگنال به باندهای فرکانسی و ... استفاده می‌شود.

نکته مهم در این کار این است که اگر بطور معکوس بر این باندها عمل شود باید بتوان سیگنال اصلی را پس گرفت. شرط این مسئله این است که فیلتر بانک دارای خاصیت Perfect Reconstruction باشد [۱۱]. یا به زبان دیگر دنباله‌های فیلترهای پایین گذر و بالاگذر که از $\pi/2$ رد می‌شوند در بازسازی همدیگر را جبران و خنثی کنند. بنابراین انتخاب فیلتر مهم می‌باشد. فیلتر بکار گرفته شده در این مقاله فیلتر (Daubechies Family) DB10 می‌باشد که در شبیه‌سازی‌های کامپیوتری بروی دادهای ساخته شده دارای پاسخ مطلوبی بود.

با استفاده از این ساختار می‌توان بصورت زمان حقیقی (Real-Time) ضرایب فرکانسی را در هر باند مطابق زمان بدست آورد. باندهای فرکانسی تجزیه شده در این پروژه عبارتند از: دلتا (۰-۴ هرتز)، تتا (۴-۸ هرتز)، آلفا (۸-۱۲ هرتز)، بتا ۱ (۱-۱۴) و بتا ۲ (۱۸-۲۲) هرتز. بتا ۲ (۲۲-۱۸) هرتز، بتا ۱ (۲۲-۳۴) هرتز و گاما (۳۶-۴۴) هرتز. استفاده مستقیم از این خروجی‌ها بعنوان ویژگی نتایج مناسبی نداشت. با بررسی بیشتر مشاهده شد که پوش این ضرایب حاوی تغییرات فرکانسی با زمان است. بنابراین از مجذور خروجی در هر باند پوش گرفته شد. روش محاسبه پوش روش کلاسیک است، یعنی اگر ورودی از خروجی بزرگتر است، خروجی ورودی است و اگر خروجی از ورودی بزرگتر است جدید خروجی قبلی منهای عددی است. این عدد کاهنده خروجی با توجه به سیگنال، $1/200$ دامنه ماکزیمم انتخاب شد. مقدار این سیگنال در مضارب زمانهای ۰،۱ ثانیه بعنوان ویژگی انتخاب شد. تعداد ویژگی در اینجا ۱۳۳ می‌باشد (۷ تفکیک باند \times ۱۹ کانال).

رویکرد دیگری که به سیگنال EEG وجود دارد دیدگاه غیر خطی و کیاتیک بودن سیگنال است. با این دید باید ابزارهای توصیف‌کننده دینامیک و بستر جذب برای یک سیستم و سیگنال غیر خطی کیاتیک استفاده شود. پارامترهایی که بیان‌کننده رفتار کیاتیکی‌اند دو گونه هستند. دسته اول آنهاهی هستند که بر دینامیک رفتارهای کیاتیکی تاکید می‌کنند مانند نمای لیاپانوف (L.E). این دسته از پارامترها بیان‌کننده چگونگی رفتار سیستم در طول زمان و در مسیرهای نزدیک به هم وقتی زمان زیاد میشود، می‌باشد. دسته دوم تاکید بر طبیعت هندسی مسیرهای حرکتی (Trajectory) در فضای حالت دارد مانند بعد

همبستگی (CD) (Correlation Dimention). در این دیدگاه به سیستم اجازه داده می‌شود تا در طول زمان مناسب در بستر جذب حرکت کند و سپس بعد هندسی بستر جذب بدست می‌آید و بررسی می‌شود که آیا تمام این فضا توسط سیستم پوشانده می‌شود و یا خیر [۱۲].

اگر بزرگترین نمای لیاپانوف در سیستم مثبت باشد رفتار سیستم کیاتیک است. برای محاسبه بزرگترین نمای لیاپانوف MLE(Maximum Lyapunov Exponent) از یک سری زمانی، باید آهنگ بزرگ شدن اختلافات بین نمونه‌های متوالی (متوالی بودن زمانی با فاصله زمان نمونه برداری الزامی نیست) را بررسی کرد. برای یک سیگنال MLE به صورت زیر محاسبه می‌شود [۱۲]:

$$\lambda = \frac{1}{n} \ln \frac{d_n}{d_0}$$

که d_n فاصله نمونه متوالی در زمان n ام و d_0 فاصله متوالی در زمان اولیه است. برای کاهش حساسیت به نقطه اولیه بهتر است از میانگین نماها در یک فاصله زمانی استفاده کرد.

روش دیگر بررسی دینامیک غیر خطی استفاده از بعدهای فرکتالی (Fractal Dimension) است که نشان‌دهنده خواص هندسی بستر جذب می‌باشند ولی سرعت محاسبه بالایی دارند. برای محاسبه ابعاد فرکتالی روشهای مختلفی وجود دارد. روش پتروشن (Petrosian's Algorithm) برای محاسبه بعد بسیار ساده و سریع می‌باشد [۹]. بعد در این روش عبارت است از:

$$D = \frac{\log_{10} n}{\log_{10} n + \log_{10} \left(\frac{n}{n + 0.4 * N_{\Delta}} \right)}$$

که n طول سیگنال و N_{Δ} تعداد تغییر علامت مشتق سیگنال که چون گسسته است تفاضل متوالی آن است، می‌باشد. در روش هایوچی (Higuchi's Algorithm) برای محاسبه بعد فرکتال از سری داده‌های ورودی $x(1), x(2), \dots, x(N)$ سری جدیدی بصورت زیر ساخته می‌شود [۹]:

$$x_m^k = \left\{ x(m), x(m+k), x(m+2k), \dots, x\left(m + \left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor k\right) \right\} \text{ for } m = 1, 2, \dots, k$$

که m نشان‌دهنده نقطه اولیه هر سری و $\lfloor \cdot \rfloor$ نشان‌دهنده جزء صحیح عدد است. برای هر x_m^k طول $L_m(k)$ برابر است با:

$$L_m(k) = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} |x(m+ik) - x(m+(i-1)k)|}{\left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor k} (N-1)$$

که N نشان‌دهنده تعداد نمونه‌ها و $\left\lfloor \frac{N-m}{k} \right\rfloor k$ ضریب نرمالیزاسیون است. برای هر k تعداد k طول بدست می‌آید و

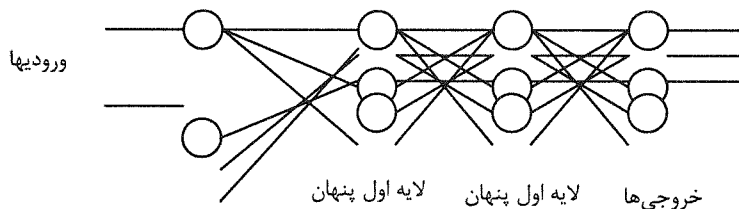
سپس میانگین آنها بعنوان طول میانگین محاسبه می‌شود. این عمل تا k_{max} تکرار می‌شود. بعد هایوچی شیب بهترین خط تقریبی زده شده با روش کمترین مربع خطا برای $\ln(L(k))$ بر حسب $\ln(1/k)$ می‌باشد. در این مقاله با سعی و خطا $k_{max}=10$ انتخاب شده است که باید توجه داشت این پارامتر با تعداد بیت گسسته سازی و فرکانس نمونه برداری رابطه دارد. برنامه محاسبه این سه ویژگی در نرم افزار Matlab نسخه ۶ نوشته و امتحان شده است. این ویژگیها برای سیگنال EEG در تمام کانالها برای پنجره ۱ ثانیه‌ای با همپوشانی ۰.۱ ثانیه محاسبه شد. بنابراین تعداد ویژگی در هر روش ۱۹ می‌باشد.

طبقه‌بندی کننده

برای طبقه‌بندی و تفکیک حالت‌های ذهنی از روش با معلم و بدون معلم استفاده شده است و نتایج با هم مقایسه شده است. طبقه‌بندی کننده با معلم در این مقاله شبکه Feed Forward (FF) با الگوریتم پس انتشار خطا و قابلیت تغییر تطبیقی ضریب یادگیری و گشتاور است [۱۳]. ورودی شبکه ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال EEG می‌باشد. برای ویژگی فرکانسی تعداد ورودی ۱۱۴ (۱۹×۶)، ویولت ۱۳۳ (۱۹×۷)، بزرگترین نمای لیاپانوف ۱۹، بعد فرکتال با روش پتروشن ۱۹ و بعد فرکتال با روش هایوجی ۱۹ می‌باشد. تعداد نرون در لایه اول پنهان ۳، تعداد نرون در لایه دوم پنهان ۳ و در خروجی نیز ۳ نرون می‌باشد. این ساختار بر مبنای سعی و خطا بدست آمده است. هر نرون خروجی نشان دهنده یک حالت ذهنی می‌باشد. در شکل ۳ ساختار شبکه نشان داده شده است.

برای فاز آموزش از ۵۰٪ داده‌ها که بصورت تصادفی از ۲۰ ثانیه سیگنال (دو بار انجام حالت ذهنی) انتخاب شده‌اند استفاده شده است. برای فاز آزمون نیز ۵۰٪ بقیه بکار گرفته شده‌اند. بنابراین تعداد ۱۰۰ بردار ویژگی در فاز آموزش و ۱۰۰ بردار در فاز آزمون برای هر حالت ذهنی وجود دارد (تعداد کل بردار ویژگی برای هر حالت ذهنی $20 \times 10 = 200$ ثانیه $10 \times$ بردار ویژگی در ثانیه).

برای طبقه‌بندی کننده بدون معلم از شبکه خود سازمانده (Self-Organizing Map) که با روش‌های رقابتی کوهن آموزش می‌بیند، استفاده شده است [۱۴]. این شبکه در حقیقت نگاشت کننده فضای چند بعدی ویژگی در ورودی به فضای نرون در خروجی است. در این مقاله تعداد 10×10 نرون بصورت سطحی برای شبکه در نظر گرفته شده است. بنابراین نگاشت بروی این صفحه نرونی انجام می‌شود.



شکل (۳) ساختار طبقه‌بندی کننده FF.

نتایج و بحث

نتایج تفکیک حالت‌های ذهنی با ویژگی میانگین طیفی در باندهای EEG، ویژگی زمان-فرکانس، ویژگی MLE، ویژگی بعد پتروشن و ویژگی بعد هایوجی با روش FF در جدول ۱ نشان داده شده است. در صد تشخیص صحیح در اینجا میانگین تشخیص‌های صحیح شبکه برای سه حالت ذهنی است. همانطور که مشاهده می‌شود نتایج تفکیک در هر شخص بجز در ویژگی MLE بسیار خوب می‌باشد.

نتایج مربوط به طبقه‌بندی کننده SOM در جدول ۲ آورده شده است. در شبکه SOM پس از آموزش شبکه باید، تک تک نرون‌ها را به کلاسهای ورودی نسبت داد. در این مرحله بعضی از نرون‌ها ممکن است به کلاسی نسبت داده نشوند و یا بعبارت دیگر ورودی آنها را انتخاب نکنند. این نرون‌ها در قسمت آزمون ممکن است توسط ورودی‌ها انتخاب شوند (معمولاً این نرون‌ها در مرکز کلاسها می‌باشند). با توجه به برچسب نداشتن این نرون‌ها، در فاز آزمون نسبت دادن ورودی به آنها نتایج طبقه‌بندی کننده را کاهش می‌دهد. برای رفع این مشکل پس از برچسب زدن اولیه در فاز یادگیری باید به نرونهایی که برچسب ندارند با روشی برچسب زد. در شبکه‌های SOM نگاشت ورودی در خروجی روی یک صفحه می‌باشد و هر کلاس در گوشه‌ای از این صفحه نگاشت می‌شود بنابراین کافی است براساس همسایه‌ها در مورد نرونهای بدون برچسب تصمیم‌گیری کرد. در شکل ۴-الف صفحه نگاشت برای سه حالت ذهنی بعد از فاز یادگیری مشاهده می‌شود و در شکل ۴-ب صفحه نگاشت پس از برچسب زدن به تمام نرون‌ها دیده می‌شود. در این حالت تمام نرون‌ها دارای برچسب می‌باشند.

ویژگی‌های فرکانسی با توجه به قدمت استفاده و آشنایی تقریبی با نحوه تغییرات آن در این پروژه مورد استفاده قرار گرفته است. بکارگیری کلیه باندهای فرکانسی این مزیت را دارد از تمام اطلاعات فرکانسی موجود در سیگنال برای بررسی دینامیک

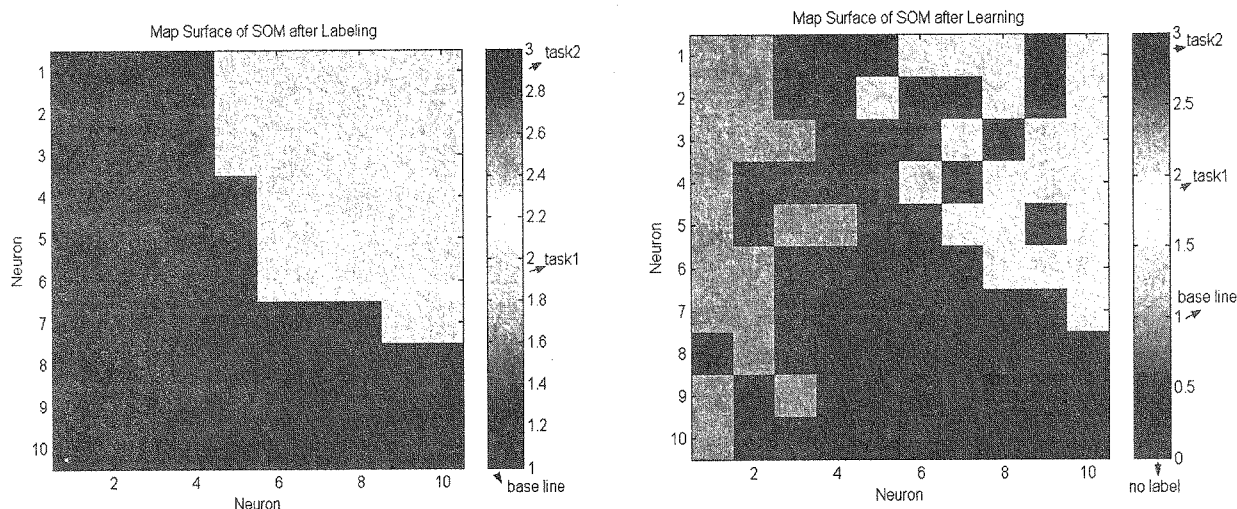
سیگنال استفاده می‌شود. بازنمایی فرکانسی سیگنال با استفاده از شبکه FF منجر به تفکیک ۱۰۰٪ فعالیت‌های ذهنی شده است. با توجه به تخصیص ۵۰٪ داده‌ها به فاز آزمون نتایج دارای اعتبار بالایی می‌باشند. نتایج شبکه SOM در مقایسه با نتایج شبکه FF به نظر ضعیف‌تر می‌باشد اما از نظر تفکیک بالای ۹۰٪ می‌باشد. نتایج تفکیک برای ویژگی زمان - فرکانس در هر دو حالت ۱۰۰٪ می‌باشد. که این نشان‌دهنده قدرت بازنمایی بالاتر این روش نسبت به روش فرکانسی می‌باشد.

در ویژگی‌های غیر خطی MLE دارای نتایج مناسبی نیست ولی دو ویژگی دیگر دارای تفکیک بسیار بالایی می‌باشند که مشابه نتایج ویژگی‌های خطی است. با این تفاوت که تعداد ویژگی نسبت به ویژگی فرکانسی ۱/۶ و نسبت به ویژگی ویولت ۱/۷ است. این حجم بسیار کوچک تر ورودی در نتیجه غنا بخشیدن به ویژگی‌ها می‌باشد. مناسب نبودن نتایج MLE می‌تواند نتیجه بازنمایی نامناسب این روش باشد. Atin Das در سال ۲۰۰۱ نشان داده است که MLE توانایی تشخیص غیر خطی در سیگنال EEG با ابعاد بزرگ را ندارد [۱۵] که این نتیجه در این تحقیق نیز حاصل شده است.

نتایج بالای این تحقیق نسبت به تحقیقات دیگر مربوط به تعداد کانال بیشتر و غنای اطلاعاتی بیشتر (استفاده از تمام باندهای فرکانسی) می‌باشد. برای اطمینان از قابلیت تکرارپذیری نتایج از شخص اول یک جلسه، از شخص سوم دو جلسه و از شخص چهارم یک جلسه دیگر با فاصله چند روز سیگنال گرفته شد. در جدول ۳ نتایج تفکیک حالت‌های ذهنی در برای این جلسات با ویژگی بعد فرکتال هاپوچی و با طبقه‌بندی کننده FF نشان داده شده است. روش انجام کار مشابه قبل می‌باشد (۵۰ در صد سیگنال دو جلسه برای آموزش و ۵۰ در صد دیگر برای آزمون استفاده شده است). از نتایج این جدول می‌توان استنباط کرد که این حالت‌های ذهنی در طول زمان نیز تفکیک پذیر می‌باشد. بعبارت دیگر در فضای ویژگی این سه حالت ذهنی در طول زمان تفکیک پذیری خود را حفظ می‌کنند و برای مثال سیگنال حالت اول در طول زمان شبیه سیگنال حالت دوم نمی‌شود.

نتیجه گیری

هدف این تحقیق نشان دادن این است که با استفاده از اطلاعات فرکانسی در تمام باندها، اطلاعات زمان - فرکانس در همه باندها و یا اطلاعات غیرخطی می‌تواند نتایج تفکیک حالت‌های ذهنی را افزایش دهد. از جنبه دیگر با این ویژگی‌ها اطلاعات موجود در سیگنال EEG را می‌توان بهتر بازنمایی کرد.



شکل (۴- ب) (سمت چپ) صفحه نگاشت SOM بعد از برچسب زدن به نرونها بدون برچسب بر اساس همسایگی.

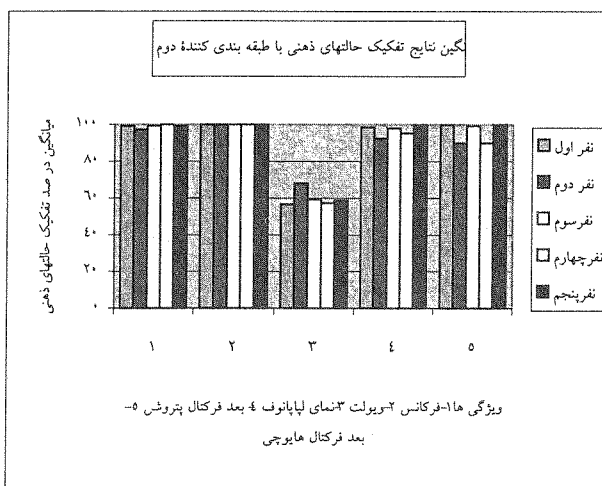
شکل (۴- الف) (سمت راست) صفحه نگاشت پس از یادگیری. برچسب هر نرون مطابق رنگ در سمت راست مشخص شده است. نرونها بدون برچسب در شکل دیده می‌شوند که به هیچ کلاسی نسبت داده نشده‌اند.

بازنمایی‌های غیر خطی با حجم کمتر از داده‌ها دارای نتایجی مشابه روش‌های خطی با حجم زیادتر از داده می‌باشند.

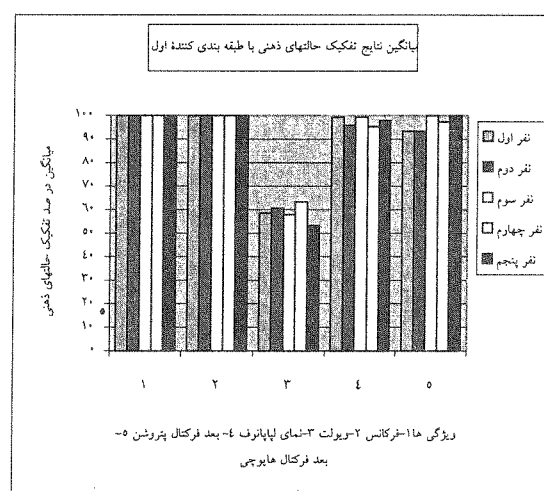
روشهای سریع محاسبه پیچیدگی سیگنال مانند پتروش و هایوچی در مقایسه با روشهای کلاسیک مانند بعد همبستگی دارای سرعت بسیار بالاتری می باشند که استفاده کننده توانایی پیاده سازی Online را می دهد. از نظر سرعت استفاده می توان سرعت این روش ها را با سرعت روش FFT در محاسبه DFT مقایسه کرد. مدت زمان محاسبه بعد به روش پتروش برای ۱۰ ثانیه و با همپوشانی ۰.۱ ثانیه سیگنال حدود ۱ ثانیه و برای روش هایوچی حدود ۵ ثانیه است. این زمان برای روش بعد همبستگی در حدود ۴ ساعت می باشد (کامپیوتر پنتیوم ۳ با فرکانس ۸۰۰ مگاهرتز).

از کاربردهای تفکیک حالت های ذهنی می توان به توانبخشی معلولان اشاره کرد. با استفاده از EEG افرادی که قادر به حرکت نیستند ولی توانایی انجام حالت های ذهنی را دارند، می توان حالت های مختلف کاری را استخراج کرد. این کار برای ارتباط بین انسان و ماشین مفید و لازم است. نکته مهم در این کاربرد کم بودن کانال های ثبتي می باشد. هر چقدر تفکیک با تعداد کانال کمتر انجام شود هزینه و حجم دستگاه و ارتباط های بین انسان و ماشین کم می شود. در ادامه این تحقیق سعی در کاهش ابعاد فضای ورودی از ۱۹ کانال به تعداد کمتر شده است.

جدول (۲) میانگین تشخیص صحیح شبکه SOM برای هر فرد و هر ویژگی.



جدول (۱) میانگین تشخیص صحیح شبکه FF برای هر فرد و هر ویژگی.



جدول (۱۱) نتایج تفکیک با ویژگی بعد فرکانس با روش هایوچی و با طبقه بندی کننده FF شخص سوم سه جلسه و شخص چهارم دو جلسه ثبت سیگنال داشته‌اند.

فرد	آموزش			آزمون		
	T1%	T2 %	T3 %	T1 %	T2 %	T3 %
۱	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۹۸	۹۶	۹۸
۳	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۹۸	۹۶
۴	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۹۶	۹۴	۹۴

تقدیر و تشکر

از مرکز پردازش علائم هوشمند (nCISP) بخاطر کمک و حمایت در انجام این تحقیق تشکر و سپاسگزاری می نمایم.

مراجع

- [1] C. W. Anderson, E. A. Stolz, S. Shamsunder "Multivariate Autoregressive Models for Classification of Spontaneous Electroencephalographic Signals During Mental Tasks", IEEE Trans. On BME, Vol. 45, No. 3, March 1998.
- [2] M. Vourkas et al "Use of ANN and Hjorth Parameters in Mental Task Discrimination", Advances in Medical Signal and Information Processing, 2000, 327-332.

- [3] R. Palaniappan et al "Fuzzy Artmap Classification of Mental Tasks Using Segmented and Overlapped EEG Signals", TENCON 2000, Proceedings, Vol. 2, 388-391.
- [4] Aftanasa et al "Non-linear Analysis of Emotion EEG: Calculation of Kolmogorov Entropy and the Principal Lyapunov Exponent", Neuroscience Letters 226 (1997) 13-16.
- [5] Aftanas et al "Non-linear Dynamic Complexity of Human EEG during Evoked Emotions", International Journal of Psychophysiology, 28 (1998) 63-76.
- [6] T. Fernandez et al "EEG Activation Patterns during the Performance of Tasks Involving Different Components of Mental Calculation", Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 94(1995) 175-182.
- [7] Electroencephalography and clinical Neurophysiology, 99(1996) 214-224.
- [8] W. Klonowski et al "Application of Chaos Theory and Fractal Analysis for EEG -Signal Processing in Patients with Seasonal Affective Disorder", <http://hrabia.ibib.waw.pl/~lbaf/PDF-Doc/barcel.pdf>.
- [9] R. Esteller, "Detection of Seizure Onset in Epileptic Patients from Intracranial EEG Signals", Proposal of Thesis in Georgia Institute of Technology, June, 1999.
- [10] S. Qian, D. Chen, "Joint Time-Frequency Analysis" Prentice Hall, 1996.
- [11] P. P. Vaidyanathan, "Multirate Systems and Filter Bank", Prentice Hall, 1993.
- [12] S.-R. C. Hilborn, "Chaos and Nonlinear Dynamics", Oxford University Press, 2000, Second Edition
- [13] Hagan, M. T., H. B. Demuth, M. H. Beale "Neural Network Design", Boston, MA: PWS Publishing, 1996.
- [14] T. Kohonen "Self Organizing Maps" Springer Berlin, 1995c.
- [15] Atin Das, Pritha Das, A. B. Roy "Applicability of Lyapunov Exponent in EEG data analysis", Complexity International, Volume 09, 2001.