

Determination of the Degree of Three-dimensional Poincaré Section in Epileptic Seizure Detection by EEG

S. Lashkari¹, M. A. Khalilzadeh^{2*}, S. M. R. Hashemi Golpayegani³

¹Ph.D Student, Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Islamic Azad University, Science and Research Branch, Tehran, Iran

²Associate Professor, Biomedical Engineering Department, Engineering Faculty, Islamic Azad University, mashhad Branch, Mashhad, Iran

³Professor, Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

Receipt in the online submission system 24 July 2015, received in revised form 8 January 2016, accepted 12 January 2016

Abstract

Using methods based on nonlinear dynamics such as Poincaré Section, can be useful in detecting dynamic biological systems. Selecting a suitable Poincaré surface is a critical step in data analysis. Often finding an appropriate position for Poincaré section needs to set different parameters. When the geometry of Poincaré surface picks the information related to the stretching and folding, a better discrimination can be performed for the system states. The objective of this paper is to study the effect of position and degree of Poincaré surface in Epileptic Seizure Detection. The Poincaré surface resulting in the best classification is selected as the optimal section. Accordingly, the phase space of the EEG Segments Reconstructed in three dimension, firstly. Then, a set of Poincaré surfaces with 400 different conditions of degree selected to cut the trajectory and Geometric Features Extracted from the points of intersection on each surface. Afterward, extracted features from the Poincaré section are applied to SVM classifier. Pearson correlation analysis was performed to analyze the relationship between the classification performance and degree of Poincaré section. Certain behavior can be observed by increasing the Surface degree in output classifier. In this way, the increasing and then decreasing pattern were observed by increasing the Surface degree in two Directions of Surface. The results showed that the equation of optimal Poincaré Section for $m=12$ and $n=6$ gives the accuracy of 96.6%.

Key words: *Poincaré Section, Epileptic Seizure detection, correlation, Electroencephalogram, SVM.*

*Corresponding author

Address: Biomedical Engineering Department, Islamic Azad University of Mashhad, P.O. Box: 91735- 413, Mashhad, Iran

Tel: +98-51-36629467

Fax: +98-51-36629467

E-mail: makhalilzadeh@yahoo.com

تعیین درجه‌ی بهینه مقطع پوانکاره سه‌بعدی برای تشخیص حملات صرعی با استفاده از EEG

صالح لشکری^۱، محمدعلی خلیل‌زاده^{۲*}، سیدمحمدرضا هاشمی گلپایگانی^۳

^۱ دانشجوی دکتری مهندسی پزشکی، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران

^۲ دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد مشهد، مشهد

^۳ استاد، گروه بیوالکتریک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۴/۵/۲، بازنگری: ۱۳۹۴/۱۰/۱۸، پذیرش قطعی: ۱۳۹۴/۱۰/۲۲

چکیده

استفاده از روش‌های مبتنی بر دینامیک پویای غیرخطی مانند قطع پوانکاره، در آشکارسازی دینامیک سامانه‌های زیستی مفید است. انتخاب صفحه‌ی قطع مناسب، مرحله‌ای تعیین‌کننده در تحلیل داده‌ها است. اغلب پیدا کردن محل مناسب برای صفحه قطع به تنظیم پارامترهای مختلفی نیازمند است. اگر هندسه‌ی صفحه پوانکاره اطلاعات وابسته به قبض و بسط پدیده را برداشت کند، حالت‌های سیستم بهتر تفکیک می‌شوند. از این رو در این مطالعه به بررسی تأثیر درجه‌ی صفحه و محل مقطع در تشخیص حمله صرعی از وضعیت طبیعی پرداخته می‌شود تا در نهایت معادله‌ی مقطع بهینه که به حداقل شدن خطای طبقه‌بندی منجر می‌شود، تعیین گردد. پس از بازسازی فضای فاز قطعه‌های EEG در سه بعد، برای ۴۰۰ حالت مختلف درجه مقطع، قطع بر رویدادها انجام شد. سپس ویژگی‌های استخراج شده از مقطع پوانکاره به دسته‌بندی کننده‌ی SVM اعمال گردید. در ادامه برای شناسایی رفتار طبقه‌بندی کننده، همبستگی میان درجه‌ی مقطع و صحت تفکیک سنجیده شد. خروجی دسته‌بندی کننده با افزایش درجه‌ی صفحه رفتار مشخصی از خود بروز می‌دهد. به این ترتیب که با بالا بردن درجه صفحه در دو راستای مقطع، الگوی افزایشی و سپس کاهشی مشاهده شد. براساس نتایج حاصل، صحت تفکیک معادله‌ی مقطع بهینه برای $m=12$ و $n=6$ برابر با ۹۶٫۶ درصد است.

کلیدواژه‌ها: قطع پوانکاره، تشخیص حمله صرعی، فضای فاز، همبستگی، الکتروانسفالوگرام، SVM.

*نویسنده مسئول

نشانی: گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی، قاسم‌آباد، مشهد، صندوق پستی: ۹۱۳۵-۴۱۳.

تلفن: +۹۸(۵۱)۳۶۶۲۹۴۶۷

دورنگار: +۹۸(۵۱)۳۶۶۲۹۴۶۷

پست الکترونیکی: makhilzadeh@mshdiau.ac.ir

۱- مقدمه

پیشرفت‌های اخیر در تئوری دینامیک غیرخطی، راه را برای تحلیل سیگنال‌های اخذشده از سامانه‌های بیولوژیکی هموارتر کرده‌است. تحقیقات اخیر از توانایی این روش‌ها در توصیف دینامیک فرآیندهای حیاتی حکایت دارند [۳-۷]. با استفاده از این روش‌ها، پدیده‌هایی نظیر صرع [۸،۹]، فرآیندهای شناختی [۱۰] و سایر فرآیندهای مغزی [۱۱-۱۵] قابل تحلیل هستند.

نمای لیاپانوف [۱۶،۱۷]، بعد همبستگی [۱۸-۲۰] و بعد فرکتال [۲۱-۲۳] سه ابزار رایج برای توصیف اطلاعات فضای فاز و ساختار تراژکتوری‌های بازسازی‌شده هستند. ایراد ویژگی‌های هندسی سراسری، عدم توانایی در مشخص کردن ساختارهای پرجزئیات تراژکتوری بازسازی‌شده است.

پوانکاره محدودیت‌های روش‌های صرفاً تحلیلی در توصیف دینامیک و نیز قابل استفاده بودن آن‌ها در موارد خاص را نشان می‌دهد. پوانکاره همچنین روش‌های هندسی را ارائه نمود که می‌توان با استفاده از آن‌ها درک مناسب‌تری از پیچیدگی دینامیک سامانه‌های غیرخطی به دست آورد [۲۴].

قطع پوانکاره در زمینه‌های گوناگونی استفاده می‌شود از جمله: پردازش صوت [۲۵ و ۲۶]، پردازش سیگنال‌های اقیانوسی [۲۷ و ۲۸] و تعیین میزان آشوب‌گونه‌ی سیگنال EEG [۲۹]. دنتون و همکارانش در سال ۱۹۹۰ موضوع استفاده از قطع پوانکاره را در تئوری آشوب برای کاربردهای کاردیولوژی و با هدف تفکیک حالت‌های پرریودیک، تصادفی و آشوب‌گونه مطرح نمودند، اما به جزئیات موضوع پرداخته نشد [۳۰].

در ایجاد فضای فاز، گزینش مناسب دو پارامتر تأخیر زمانی بهینه و بعد فضا سازی، برای رسیدن به دینامیک مناسب ضروری است. به‌طور تجربی مشاهده شده است که توزیع نقاط در فضای دو یا سه‌بعدی اطلاعات مناسبی را برای تحلیل و تمایز بین حالات و شرایط مختلف فراهم می‌کند [۱ و ۳۱].

در مقاله‌ی [۱] به مقایسه‌ی نتایج حاصل از تحلیل داده‌های EEG در تفکیک حملات صرعی در فضای دو و سه بعدی پرداخته شد. براساس نتایج این مطالعه، ویژگی‌های استخراج شده از فضای سه‌بعدی اطلاعات مناسب‌تری را در تفکیک حملات صرعی از سایر حالات مغزی نسبت به فضای دوبعدی فراهم نمودند.

محل قرار دادن صفحه قطع سؤال مهمی است که باید در قطع پوانکاره به آن پاسخ داد [۳۲]. از نظر تئوری، صفحه‌ی قطع پوانکاره در امتداد هر صفحه‌ای از فضای فاز وجود دارد [۲۸]. کاتز در سال ۲۰۰۴ پیشنهاد نمود که برای تحلیل ساده‌تر، با ثابت نگه‌داشتن یکی از متغیرها صفحه‌ی قطع در امتداد یک محور خاص از فضای فاز ترسیم شود [۳۲]. یانگ و همکارانش با هدف کمینه‌کردن خطای طبقه‌بندی، مختصات مقطع پوانکاره را در راستای عمود بر یک محور خاص انتخاب نمودند [۲۷ و ۲۸]. در مقاله‌ی [۳۱] قطع پوانکاره در جهتی از فضای فاز انتخاب شد که پراکندگی نقاط در امتداد آن بیشینه شود. در سال ۲۰۱۳، Brignol و همکارانش به طبقه‌بندی خودکار سیگنال EEG خواب و بیداری مبتنی بر قطع پوانکاره در فضای دو بعدی براساس برخورد بیشترین نقاط پرداختند [۳۳]. اغلب پیدا کردن محل مناسب برای صفحه‌ی قطع به تنظیم پارامترهای مختلفی نیازمند است [۲۸].

هندسه‌ی مقطع پوانکاره می‌تواند با توجه به نوع سیگنال حیاتی متفاوت باشد. با توجه به ظهور قبض و بسط در تراژکتوری‌های فضای فاز سیگنال EEG، انتخاب مقطعی که علاوه بر نقاط قبض، اطلاعات حاوی بسط دینامیک سیستم را در برداشته باشد می‌تواند مفید واقع شود.

بر این اساس، در این مقاله تأثیر درجه‌ی مقطع پوانکاره و محل برخورد آن در فضای فاز سه‌بعدی در تشخیص حملات صرعی مورد بررسی قرار می‌گیرد. پس از بازسازی قطعه‌های EEG در فضای فاز، نمونه‌ها برای مقاطع با درجات مختلف بر مبنای رگرسیون خطی برخورد داده می‌شود (یا توزیع می‌شوند) و پس از تعیین ضرایب چندجمله‌ای صفحه، نقاط برخورد دقیق و تقریبی مشخص می‌شوند. در ادامه پس از اعمال ویژگی‌ها به طبقه‌بندی کننده‌ی SVM، رابطه‌ی درجه‌ی مقطع و صحت تفکیک شناسایی شده و معادله‌ی صفحه‌ی بهینه معرفی می‌گردد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- دادگان یا مجموعه داده‌های تحقیق

داده‌های این تحقیق برگرفته از پایگاه داده‌ی دانشکده یا بخش صرع دانشگاه بن آلمان است [۳۴]. هرکدام از دسته‌ها شامل

- انتخاب اولین صفر تابع خودهمبستگی
 - انتخاب اولین کمینه‌ی محلی تابع میانگین اطلاعات متقابل
- در روش میانگین اطلاعات متقابل، همبستگی‌های غیرخطی نیز محاسبه می‌شوند. بنابراین برای سیگنال EEG که دارای ماهیتی غیرخطی است، روش مناسب‌تری است [37]. میانگین اطلاعات متقابل نشان‌گر میزان اطلاعات قابل پیشگویی درباره‌ی یک نقطه از سری زمانی است [38].

$$M(\tau) = - \sum_{i,j} P_{ij}(\tau) \ln \frac{P_{ij}(\tau)}{P_i(\tau)P_j(\tau)} \quad (2)$$

$P_{ij}(\tau)$ احتمال یافتن یک مقدار در سری زمانی در مکان i ام و $P_j(\tau)$ احتمال مشترک است، که یک مشاهده در فاصله‌ی i ام و مشاهده‌ی بعدی در τ زمان بعد، در مکان j ام است. کمترین مقدار تابع M ، در τ بهینه اتفاق می‌افتد [38].

۲-۳- مقطع پوانکاره

گزینش قطع مناسب در فضای فاز، می‌تواند اطلاعات مفیدی را از تغییرات دینامیک سیستم آشکار نماید. استفاده از تحلیل پوانکاره، امکان نمایش بهتر اطلاعات نهفته در آن را فراهم می‌سازد. مهم‌ترین نکته، تعیین موقعیتی است که قطع باید در آنجا قرارگیرد. با جابجایی مقطع از یک موقعیت به موقعیت دیگر، بخش‌های مختلف ساختار آشوب‌گونه برجسته می‌شوند [27, 28]. از نظر تئوری، مقطع پوانکاره می‌تواند در امتداد هر صفحه‌ای از فضای فاز باشد [39].

۱۰۰ قطعه EEG به طول ۲۳/۶ ثانیه است که بعد از بازبینی دستی برای (معادل فارسی: خطای) ناشی از فعالیت ماهیچه یا حرکت چشم، انتخاب شده و برش داده شدند. مجموعه‌ی ۱ شامل EEG سطحی از پنج داوطلب سالم با چشمان باز، منطبق با استاندارد بین‌المللی ۲۰-۱۰ است. مجموعه‌ی ۲ از پنج بیمار در وضعیت صرعی از هیپوکامپ راست، ثبت گردید. سیگنال‌ها توسط سیستم تقویت‌کننده‌ی ۱۲۸ کاناله با مبدل آنالوگ به دیجیتال ۱۲ بیتی و نرخ نمونه‌برداری ۱۷۳/۶۱ هرتز ثبت شد. شکل ۱ نمونه سیگنال مربوط به هر مجموعه را نشان می‌دهد.

۲-۲- بازسازی فضای فاز

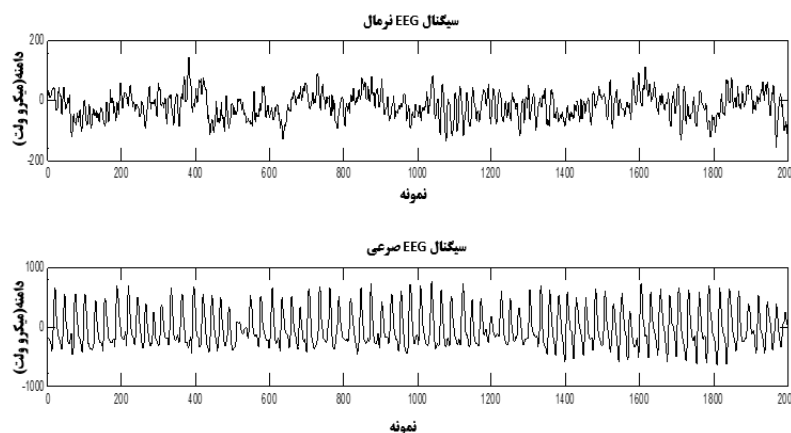
بر مبنای تئوری تیکن، با وجود سری زمانی جزئی از یک بستر جذب با بعد D ، خواص سیستم و خواص توپولوژیک بستر جذب بازسازی شده که با بردارهای بازسازی فضای فاز D بعدی شکل می‌گیرند، یکسان خواهند بود $(D \geq 2\tau + 1)$ [35]. اگر N تعداد داده‌های سری زمانی $x(n)$ برای $n = 1, 2, \dots$ باشد، بردارهای تأخیر زمانی فاز طبق رابطه‌ی (۱) شکل می‌گیرند.

$$X(i) = [x(i), x(i + \tau), x(i + 2\tau), \dots, x(i + (D - 1)\tau)] \quad (1)$$

$$i = 1, 2, \dots, N - (D - 1)\tau$$

که τ تأخیر زمانی و D بعد فضا سازی است.

انتخاب تأخیر مناسب برای بازسازی فضای فاز، به منظور بازیابی بهینه اطلاعات موجود در دینامیک سیستم دارای اهمیت است [36]. دو روش عمده برای تعیین مقدار بهینه تأخیر زمانی وجود دارد [2]:

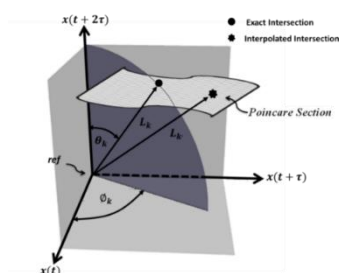


شکل (۱) - EEG دو مجموعه داده. بالا: طبیعی با چشم‌باز، پایین: حمله صرعی.

Reconstruction

درون یابی نمونه‌هایی که در همسایگی صفحات قرار دارند، به دست می‌آیند (شکل 2).

پس از تعیین نقاط قطع، مختصات آن‌ها نسبت به یک نقطه‌ی مرجع سنجیده می‌شود (شکل 2). در این مقاله، مبدأ فضای فاز به عنوان نقطه‌ی مرجع در نظر گرفته. مطابق شکل 2، سه مجموعه اطلاعات از دامنه و زوایای نقاط برخوردی نتیجه می‌شوند که به ترتیب TPSS¹، PPSS²، LPSS³ نام‌گذاری می‌شوند. در جدول (1) ویژگی‌های آماری براساس هندسه‌ی نقاط برخوردی ارائه شده‌اند.



شکل (2) - وضعیت نقاط برخوردی در مختصات کروی [31].

جدول (1) - ویژگی‌های استخراجی از نقاط برخوردی با مقطع پوانکاره

شماره ویژگی	نماد	شرح ویژگی
1	H	تعداد نقاط برخوردی
2	LPSS _{mean}	میانگین فواصل نقاط برخورد با مبدأ مختصات، R
3	LPSS _{var}	واریانس فواصل نقاط برخورد با مبدأ مختصات، R
4	TPSS _{mean}	میانگین زوایای نقاط برخورد با صفحه عمودی، θ
5	TPSS _{var}	واریانس زوایای نقاط برخورد با صفحه عمودی، θ
6	PPSS _{mean}	میانگین زوایای نقاط برخورد با صفحه افقی، ∅
7	PPSS _{var}	واریانس زوایای نقاط برخورد با صفحه افقی، ∅

در فضای سه‌بعدی معادله مقطع در حالت کلی به صورت زیر است:

$$a_1 x^m(t) + a_2 x^{m-1}(t) + \dots + a_m x(t) + a_{m+1} x^n(t+\tau) + a_{m+2} x^{n-1}(t+\tau) + \dots + a_{m+n} x(t+\tau) + a_{m+n+1} = x(t+2\tau) \quad (3)$$

که $x(t)$ ، $x(t+\tau)$ و $x(t+2\tau)$ متغیرهای حالت سیستم را تشکیل می‌دهند. m و n تعیین‌کننده‌ی درجه‌ی صفحه در دو راستای افقی و عمودی هستند و ضرایب چندجمله‌ای مجهولات معادله هستند.

مشاهده می‌شود که قرار دادن قطع در مکانی با وقوع برخوردهای زیاد، احتمال به دست آوردن اطلاعات را افزایش می‌دهد [40 و 41]. در نتیجه برای مشخص نمودن نقاط قطع برای هر کدام از داده‌ها با درجه‌ی مقطع انتخاب شده، با استفاده از برازش صفحات چندجمله‌ای و به روش مینیمم خطای مربعات موقعیت صفحه در فضا تعیین می‌گردد. پس از بازنویسی معادله‌ی (3) به صورت کلی خواهیم داشت:

$$x(t+2\tau) = \sum_{i=1}^m a_i x^{m-i+1}(t) + a_{m+n+1} \sum_{i=m+1}^{m+n} a_i x^{m-i+1}(t+\tau) \quad (4)$$

در این صورت چندجمله‌ای تقریب کمترین مربعات برای N داده‌ی فضای فاز، زمانی به دست می‌آید که:

$$E = \sum_{k=1}^N \left(\left[\sum_{i=1}^m a_i x^{m-i+1}(k) + \sum_{i=m+1}^{m+n} a_i x^{m-i+1}(k+\tau) + a_{m+n+1} \right] - x(k+2\tau) \right)^2 \quad (5)$$

کمینه گردد، در نتیجه ضرایب چندجمله‌ای مقطع پوانکاره از حل دستگاه معادلات (6) حاصل خواهند شد:

$$\text{For } i = 1, \dots, m+n+1: \frac{\partial E}{\partial a_i} = 0 \quad (6)$$

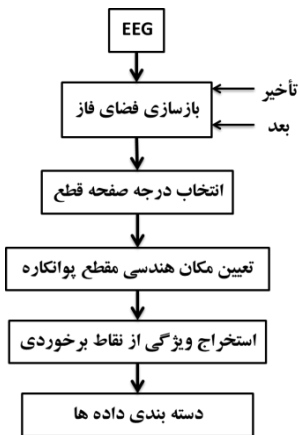
دو نوع نقطه‌ی برخورد قابل تعریف است: نقطه‌ی قطع دقیق که در معادله‌ی صفحه صدق نموده و نقاط قطع تقریبی که از

³Length Poincare Section Series

¹Theta Poincare Section Series

²Phase Poincare Section Series

تعیین گردید. مقادیر بهینه‌ی τ در بازه‌ی ۱۰-۵ حاصل شد (میانگین و انحراف معیار $۰,۷۲ \pm ۰,۲۵$).



شکل (۳) - ساختار کلی مراحل کار.

فضای فاز سیگنال EEG در دو وضعیت طبیعی و صرعی در شکل ۴ نشان داده شده است. با افزایش قطعیت سیستم در طول حملات صرعی، تراکم نمونه‌های بازسازی شده حول صفحات نیم‌ساز بیشتر می‌گردد. بنابراین واریانس پراکندگی فواصل نمونه‌ها از مبدأ مختصات، R ، در نمونه‌های مختلف محاسبه می‌شود. با توجه به شکل ۵، پراکندگی در وضعیت صرعی نسبت به حالت طبیعی پایین‌تر است ($p = ۰,۰۰۲$).

در گام بعدی برای ۴۰۰ حالت مختلف درجه صفحه، قطع بر روی داده‌ها اعمال گردید و ویژگی‌های استخراج شده از نقاط مربوط به صفحه‌ی برخوردی محاسبه شد. برای تعیین میزان تفکیک‌پذیری هر کدام از ویژگی‌ها، آزمون آماری t به کار گرفته شد. در جدول ۲ میانگین مقادیر p مربوط به ۷ ویژگی ذکر شده است. طبق نتایج به دست آمده، ویژگی‌های مربوط به پراکندگی سه سری اطلاعاتی توانایی بیشتر در تشخیص حملات صرعی دارند.

به منظور شناسایی رفتار خروجی طبقه‌بندی کننده با تغییر درجه‌ی مقطع پوانکاره، همبستگی میان درجه‌ی صفحه و صحت تفکیک تحلیل شد (شکل ۶). بر این مبنای تغییرات درجه‌ی هر راستا، m یا n ، از ۱ تا ۲۰، همبستگی تغییرات درجه‌ی راستای دیگر (m یا n) و صحت تفکیک در هر مرحله

۲-۴- ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان، SVM^۴، از اعضای دسته‌بندی کننده‌های بر پایه‌ی کرنل هستند، که با تغییر در "تابع کرنل" به دو صورت دسته‌بندی خطی و غیرخطی عمل می‌کنند [۴۲]. مفهوم اصلی SVM، نگاشت ضمنی داده‌ها به فضای ویژگی است که در آن، دسته‌های قابل تفکیک توسط ابر صفحه جدا می‌شوند. پس از نرمالیزاسیون مجدد، باید داده‌های آموزش، $\{x_i, y_i\}$ برای $i=1, \dots, m$ و $y_i \in \{-1, 1\}$ ، شرایط زیر را برآورده کنند:

$$x_i W + b \geq +1 \text{ for } y_i = +1 \quad (۷)$$

$$x_i W + b \leq -1 \text{ for } y_i = -1 \quad (۸)$$

« W » بردار دربردارنده‌ی پارامترهای ابر صفحه و b افست است. نقاطی که به ازای آن‌ها دو نامساوی فوق برقرار می‌گردند، کمترین فاصله را از مرز تصمیم‌گیری دارند و بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند. فاصله‌ی بین دو بردار پشتیبان، در اصطلاح حاشیه گفته می‌شود. در نتیجه، SVM مرز تصمیم‌گیری را به گونه‌ای انتخاب می‌کند که حاشیه بیشینه گردد.

۲-۵- ارزیابی عملکرد

تفکیک میان دو مجموعه حمله صرعی، دسته‌ی ۱، حالت طبیعی چشم‌باز و دسته‌ی ۲ حالت حمله صرعی، توسط SVM خطی انجام می‌پذیرد. تعداد داده‌های آزمون و آموزش به ترتیب ۳۰٪ و ۷۰٪ کل داده‌ها در نظر گرفته شد و صحت آزمون برای ۱۰۰ بار تکرار به دست آمد. در هر تکرار، گزینش داده‌ها به صورت تصادفی بوده و از داده‌های آموزش نیز برای آزمون استفاده نشد.

۳- یافته‌ها و بحث

در گام نخست، فضای فاز در بعد سه بازسازی شد و تأخیر زمانی τ برای تمامی قطعه‌های EEG از روش میانگین اطلاعات متقابل محاسبه شد. به منظور تخمین تأخیر بهینه، میانگین تابع M بر حسب تأخیر زمانی ترسیم شد و اولین کمینه‌ی محلی

^۴Support Vector Machine

پوانکاره با توزیع نقاط در فضای سه بعدی اطلاعات مناسب تری را برای تحلیل و تمایز بین آن‌ها فراهم می‌کند.

تناظر حوزه‌ی زمان و فضای فاز سیگنال الکتروکاردیوگرام، نظیر فعالیت دهلیزی و بطنی، امکان ایجاد قواعد کمی سازی را به صورت بهتری فراهم می‌کند. همان‌طور که پروانه و همکارانش [31] نشان دادند، گزینش پویای نقاط در فضای فاز نتایج مطلوبی در تشخیص آریتمی به دست می‌دهد. ماهیت متفاوت دینامیک مغز قاعده‌ای یکسان را در تمامی کاربردها ایجاد نمی‌کند، بنابراین در این تحقیق با استفاده از معیار خطای طبقه‌بندی، روشی برای شناسایی قطع مناسب به دست آمد. اعمال معیارهای دیگری مانند بیشترین پراکندگی نقاط در صفحه‌ی قطع نیز قابل بررسی است. چون نقاط فضای فازی همگی حاوی اطلاعات مفید نیستند، می‌توان با گزینش مقطع مناسب و اعمال آن به بستر جذب سیگنال، اطلاعات بهینه را استخراج نمود.

با جابجایی قطع پوانکاره از یک موقعیت به موقعیت دیگر، بخش‌های مختلف ساختار آشوب‌گونه می‌تواند برجسته شود [27، 28]. بنابراین سعی شد با تعیین محل قطع بهینه، بیشترین اطلاعات از قطع پوانکاره نتیجه شود. در بسیاری از مطالعات قبلی، مقطع پوانکاره به صورت شهودی انتخاب می‌شد و یا یکی از صفحات متعامد به صورت پیش فرض گزینش می‌گردید [27، 28، 43]. در عمل تناقض‌های موجود در نتایج به دست آمده استفاده از روش‌های شهودی را غیرممکن می‌سازد. در این تحقیق سعی شد مقطع بهینه براساس نتایج تجربی شناسایی شده و استفاده شود.

در مطالعاتی که قطع پوانکاره در آن‌ها ثابت فرض شده بود، نتیجه‌ی مناسبی حاصل نشد [27 و 43] و برای بهبود نتایج، بعد سیستم و نیز تعداد قطع در راستای هر محور را افزایش دادند. در تحقیقات، تعداد قطع بالا برای هر کدام از نمونه‌ها به افزایش حجم محاسبات منجر می‌شود، اما در این تحقیق نشان دادیم که با شناسایی محل بهینه‌ی مقطع، با اعمال یک قطع نیز می‌توان به نتیجه مطلوب رسید. همچنین در سایر مطالعات که قطع پوانکاره براساس معیار مشخصی به نمونه‌ها اعمال شده بود [31 و 33]، نتایج بهبود یافتند. تعیین درجه‌ی مناسب برای مقطع پوانکاره از ابتکارات این تحقیق است.

افزایش محاسبه شدند. در نتیجه در شکل (6) هیستوگرام به ازای 20 حالت ترسیم می‌شود.

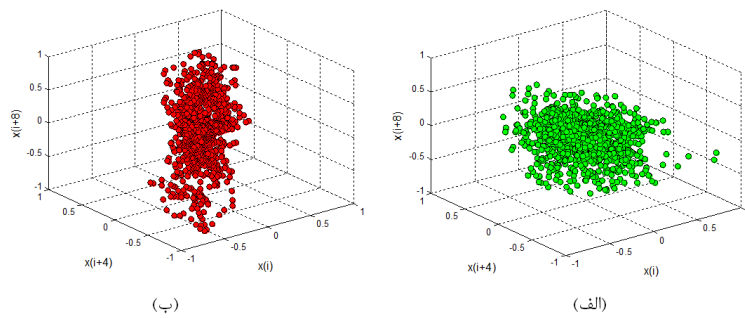
میانگین قدرمطلق ضریب همبستگی برای m ثابت 0.53 و n ثابت 0.31 حاصل شد. در نتیجه می‌توان ادعا نمود که در مجموع همبستگی بالایی میان درجه‌ی صفحه و صحت تفکیک در دو راستای افقی و عمودی وجود ندارد.

همچنین با بررسی منحنی قدرمطلق ضریب همبستگی بر حسب درجه‌ی مقطع در دو راستا، با افزایش درجه n در وضعیت m ثابت، میزان همبستگی افزایش می‌یابد، در حالی که در حالت n ثابت با افزایش درجه m الگوی افزایشی و سپس کاهش برای میزان همبستگی مشاهده می‌شود (شکل 7).

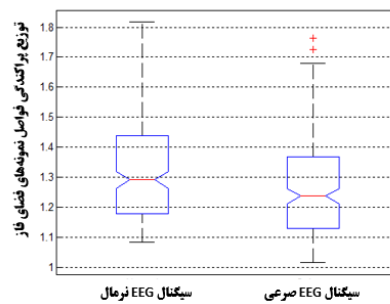
شکل (8) نتایج دسته‌بندی برای مقاطع با درجات متفاوت را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشهود است خروجی دسته‌بندی کننده رفتار مشخصی در اثر تغییر درجه صفحه در دو راستا نشان می‌دهد. به این ترتیب که با افزایش درجات، مقادیر صحت تفکیک ابتدا افزایش و سپس کاهش می‌یابد. نتایج بهینه برای m ‌های بالاتری نسبت به درجه در راستای عمودی، n ، حاصل شد، به گونه‌ای که بیشترین صحت تفکیک (96.6 درصد) به ازای $m=12$ و $n=6$ به دست آمده است.

4- جمع بندی

در این مقاله با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از مقطع پوانکاره در فضای فاز، برای اولین بار تأثیر درجه‌ی صفحه‌ی قطع در تشخیص حملات صرعی مورد بررسی قرار گرفت. محورهایی که در این مقاله مورد تحقیق قرار گرفتند عبارت‌اند از: بررسی قطع پوانکاره در فضای سه بعدی برای سیگنال EEG، تعیین محل قطع مناسب برای هر داده، تعیین درجه‌ی مناسب برای قطع پوانکاره، شناسایی رابطه‌ی بین صحت تشخیص حملات صرعی و درجه‌ی صفحه. در این تحقیق، استفاده از فضای فاز سیگنال EEG و قطع پوانکاره در سه بعد بررسی شد. با انتخاب مقطع صفحه به جای خط، تعداد پارامترهای قابل تنظیم برای انتخاب قطع مناسب افزایش می‌یابد. در اغلب تحقیقات گذشته به بررسی فضای فاز و قطع پوانکاره سیگنال EEG در دو بعد پرداخته شد [42]، در حالی که در تحقیق [1] با افزایش بعد از دو به سه، برخورد قطع



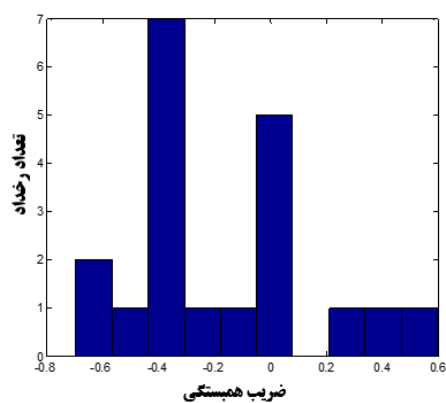
شکل (۴) - فضای فاز سیستم مغزی به ازای $\tau = 4$ در دو وضعیت طبیعی (الف) و صرعی (ب) برای یک سوژه.



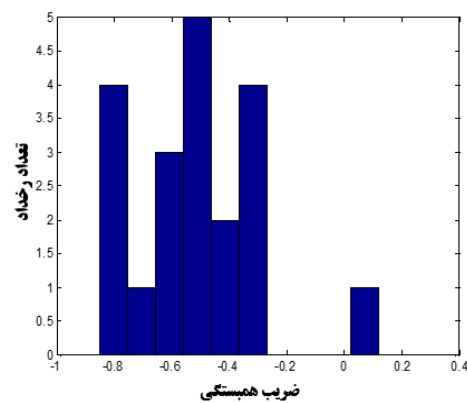
شکل (۵) - توزیع پراکندگی فواصل نمونه‌های فضای فاز از مبدأ مختصات مربوط به EEG طبیعی و حمله صرعی در سوژه‌های تحقیق، $p=0.002 < 0.05$

جدول (۲) - میانگین مقدار p به ازای ۴۰۰ حالت طبقه‌بندی

H	LPSS _{mean}	LPSS _{var}	TPSS _{mean}	TPSS _{var}	PPSS _{mean}	PPSS _{var}	ویژگی
1.6×10^{-5}	0.0356	9×10^{-8}	0.012	8.73×10^{-6}	0.0112	3.53×10^{-5}	p میانگین

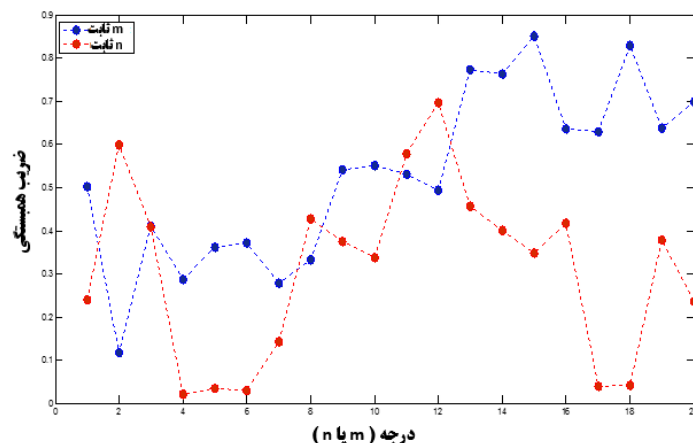


(ب)



(الف)

شکل (۶) - هیستوگرام ضرایب همبستگی میان درجه مقطع پوانکاره و صحت تفکیک در دو وضعیت مثبت (الف) و ثابت (ب). m درجه در راستای افقی صفحه و n درجه راستای عمودی را تعیین می‌کند.

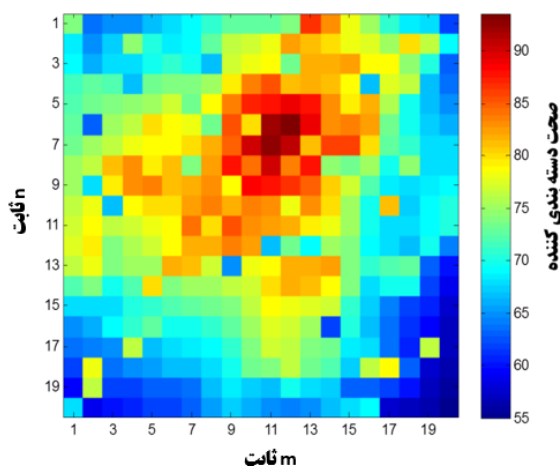


شکل (۷) - منحنی قدرمطلق ضریب همبستگی میان درجه صفحات و صحت تفکیک به ازای مقادیر مختلف m و n . نحوه محاسبه همبستگی مطابق توضیحات شکل (۶) است.

درجه‌ی خاصی برای مقطع، با افزایش درجه اطلاعات بیشتری از دینامیک سیستم به دست نمی‌آید و افزونگی اطلاعات مشاهده می‌گردد. از طرفی به ازای درجات پایین مقطع، همبستگی بین متغیرهای سیستم از بین می‌رود.

در تحقیق حاضر از ویژگی‌هایی چون میانگین، انحراف معیار توزیع فواصل و زوایا در صفحه‌ی پوانکاره استفاده شد. به‌کارگیری ویژگی‌هایی که قادر به کمی‌سازی جزئیات بیشتر نمونه‌های صفحه‌ی پوانکاره باشند، به بهبود نتایج منجر می‌شود [۴۴]. بررسی این مسئله که به ازای ویژگی‌های قدرتمندتر استفاده از مقاطع با درجه پایین‌تر کافی است، قابل طرح است.

انتخاب صفحات با درجه‌ی بالاتر، تعداد پارامترهای بیشتری را برای تنظیم و رسیدن به حالت بهینه در اختیار قرار می‌دهد. نشان داده شد که خروجی دسته‌بندی کننده با افزایش درجه صفحه رفتار مشخصی بروز می‌دهد. به این ترتیب که با بالا بردن درجه‌ی صفحه در دو راستای مقطع، الگوی افزایشی و سپس کاهش‌ی مشاهده گردید. براساس نتایج طبقه‌بندی، رفتار خروجی دسته‌بندی کننده در اثر تغییر درجه‌ی صفحه در دو راستا یکسان نیست، به گونه‌ای که حالت بهینه در $m=12$ و $n=6$ مشاهده شد. در نتیجه درجه‌ی بهینه در هر راستا بسیار به توزیع داده‌ها در آن جهت وابسته است. پس از رسیدن به



شکل (۸) - نتایج دسته‌بندی دو مجموعه EEG طبیعی و صرعی، به ازای مقاطع پوانکاره با درجات مختلف.

۵-مراجع

- [12] B. Jelles, J. H. Van Birgelen, J. P. J. Slaets, R. E. M. Hekster, E. J. Jonkman, C. J. Stam, (1999). Decrease of non-linear structure in the EEG of Alzheimer patients compared to healthy controls. *Clinical Neurophysiology*, 110(7), 1159-1167.
- [13] B. Jelles, P. Scheltens, W. M. Van der Flier, E. J. Jonkman, F. H. da Silva, C. J. Stam, (2008). Global dynamical analysis of the EEG in Alzheimer's disease: frequency-specific changes of functional interactions. *Clinical Neurophysiology*, 119(4), 837-841.
- [14] G. Hori, K. Aihara, Y. Mizuno, Y. Okuma, (2001). Blind source separation and chaotic analysis of EEG for judgment of brain death. *Artificial Life and Robotics*, 5(1), 10-14.
- [15] C. C. Liu, P. M. Pardalos, W. A. Chaovalitwongse, D. S. Shiau, G. Ghacibeh, W. Suharitdamrong, J. C. Sackellares, (2008). Quantitative complexity analysis in multi-channel intracranial EEG recordings from epilepsy brains. *Journal of combinatorial optimization*, 15(3), 276-286.
- [16] A. Casaleggio, S. Braiotto, A. Corana, (1995, September). Study of the Lyapunov exponents of ECG signals from MIT-BIH database. In *Computers in Cardiology 1995* (pp. 697-700). IEEE.
- [17] E. D. Ubeyli, (2009). Modified mixture of experts employing eigenvector methods and Lyapunov exponents for analysis of electroencephalogram signals. *Expert Systems*, 26(4), 339-354.
- [18] N. Kannathal, U. R. Acharya, C. M. Lim, P. K. Sadasivan, (2005). Characterization of EEG—a comparative study. *Computer methods and Programs in Biomedicine*, 80(1), 17-23.
- [19] D. P. Subha, P. K. Joseph, R. Acharya, C. M. Lim, (2010). EEG signal analysis: A survey. *Journal of medical systems*, 34(2), 195-212.
- [20] R. Cerf, M. El Amri, E. H. El Ouassad, E. Hirsch, (1999). Non-linear analysis of epileptic seizures I. Correlation-dimension measurements for absence epilepsy and near-periodic signals. *Biological cybernetics*, 80(4), 247-258.
- [21] G. E. Polychronaki, P. Y. Ktonas, S. Gatzonis, A. Siatouni, P. A. Asvestas, H. Tsekou, K. S. Nikita, (2010). Comparison of fractal dimension estimation algorithms for epileptic seizure onset detection. *Journal of neural engineering*, 7(4), 046007.
- [22] D. Easwaramoorthy, R. Uthayakumar, (2011). Improved generalized fractal dimensions in the discrimination between healthy and epileptic EEG signals. *Journal of Computational Science*, 2(1), 31-38.
- [۱] ص. لشکری، م.ع. خلیل‌زاده، "مقایسه نتایج حاصل از قطع پوانکاره در فضای فاز دو و سه بعد در تشخیص حملات صرعی"، بیست و یکمین کنفرانس مهندسی برق ایران، دانشگاه فردوسی مشهد، ۲۴-۲۶ اردیبهشت ۱۳۹۲.
- [۲] ف. ممشلی، م.ر. هاشمی گلپایگانی، "پردازش غیرخطی سیگنال EEG در حالت توجه به‌منظور پیدا کردن شاخص مناسب برای بیوفیدبک"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، رشته مهندسی پزشکی، گرایش بیوالکتریک، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۸.
- [3] S. Yang, I. F. Shen, (2007). Manifold analysis in reconstructed state space for nonlinear signal classification. In *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Theoretical and Methodological Issues* (pp. 930-937). Springer Berlin Heidelberg.
- [4] J. Jeong, D. J. Kim, J. H. Chae, S. Y. Kim, H. J. Ko, I. H. Paik, (1998). Nonlinear analysis of the EEG of schizophrenics with optimal embedding dimension. *Medical engineering & physics*, 20(9), 669-676.
- [5] C. J. Stam, (2005). Nonlinear dynamical analysis of EEG and MEG: review of an emerging field. *Clinical Neurophysiology*, 116(10), 2266-2301.
- [6] G. Huang, D. Zhang, J. Meng, X. Zhu, (2011). Interactions between two neural populations: A mechanism of chaos and oscillation in neural mass model. *Neurocomputing*, 74(6), 1026-1034.
- [7] N. V. Thakor, S. Tong, (2004). Advances in quantitative electroencephalogram analysis methods. *Annu. Rev. Biomed. Eng.*, 6, 453-495.
- [8] S. Raiesdana, S. M. R. Hashemi Golpayegani, S. M. P. Firoozabadi, J. Mehvari Habibabadi, (2009). On the discrimination of pathophysiological states in epilepsy by means of dynamical measures. *Computers in biology and medicine*, 39(12), 1073-1082.
- [9] K. Lehnertz, (2008). Epilepsy and nonlinear dynamics. *Journal of biological physics*, 34(3-4), 253-266.
- [10] P. A. Coble, D. J. Kupfer, D. G. Spiker, J. F. Neil, R. J. McPartland, (1979). EEG sleep in primary depression: a longitudinal placebo study. *Journal of affective disorders*, 1(2), 131-138.
- [11] C. Besthorn, H. Sattel, C. Geiger-Kabisch, R. Zerfass, H. Förstl, (1995). Parameters of EEG dimensional complexity in Alzheimer's disease. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 95(2), 84-89.

- [34] R. G. Andrzejak, K. Lehnertz, F. Mormann, C. Rieke, P. David, C. E. Elger, (2001). Indications of nonlinear deterministic and finite-dimensional structures in time series of brain electrical activity: Dependence on recording region and brain state. *Physical Review E*, 64(6), 061907.
- [35] A. Paraschiv-Ionescu, K. Aminian, (2009). Nonlinear analysis of physiological time series. In *Advanced biosignal processing* (pp. 307-333). Springer Berlin Heidelberg.
- [36] M. Akay, (2001). *Nonlinear Biomedical Signal Processing, Vol 2: Dynamic Analysis and Modeling*. IEEE press.
- [37] A. M. Fraser, H. L. Swinney, (1986). Independent coordinates for strange attractors from mutual information. *Physical review A*, 33(2), 1134.
- [38] R. Hegger, H. Kantz, T. Schreiber, (1999). Practical implementation of nonlinear time series methods: The TISEAN package. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 9(2), 413-435.
- [39] A. M. Climent, M. S. Guillem, D. Husser, F. J. Castells, J. Millet, A. Bollmann, (2007, September). Poincaré surface profile. Novel non-invasive method to detect preferential ventricular response during atrial fibrillation. In *Computers in Cardiology, 2007* (pp. 585-588). IEEE.
- [40] S. C. Fang, H. L. Chan, (2009). Human identification by quantifying similarity and dissimilarity in electrocardiogram phase space. *Pattern Recognition*, 42(9), 1824-1831.
- [41] W. P. Garnett, (1997). Chaos theory tamed. *Chaos theory tamed*.
- [42] C. J. Burges, (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data mining and knowledge discovery*, 2(2), 121-167.
- [43] R. R. Sun, Y. Y. Wang (2009). Predicting spontaneous termination of atrial fibrillation based on the RR interval. *Proc Inst Mech Eng H* 223 (6): 713-26.
- [44] S. Jafari, S. M. R. Hashemi Golpayegani, and A. H. Jafari. (2012) "A novel noise reduction method based on geometrical properties of continuous chaotic signals." *Scientia Iranica*.
- [23] P. Paramanathan, R. Uthayakumar, (2008). Application of fractal theory in analysis of human electroencephalographic signals. *Computers in Biology and medicine*, 38(3), 372-378.
- [24] R. Hilborn, (2000). *Chaos and nonlinear dynamics: an introduction for scientists and engineers*. Oxford university press.
- [25] G. Kubin, (1997, September). Poincaré section techniques for speech. In *Speech Coding for Telecommunications Proceeding, 1997, 1997 IEEE Workshop on* (pp. 7-8). IEEE.
- [26] I. Mann, S. McLaughlin, (1997, December). Poincare maps and pitch detection in speech. In *Signals Systems and Chaos (Ref. No. 1997/393), IEE Colloquium on* (pp. 5-1). IET.
- [27] S. Yang, (2004). Nonlinear signal classification using geometric statistical features in state space. *Electronics Letters*, 40(12), 780-781.
- [28] S. Yang, (2005). Nonlinear signal classification in the framework of high-dimensional shape analysis in reconstructed state space. *Circuits and Systems II: Express Briefs, IEEE Transactions on*, 52(8), 512-516.
- [29] A. Goshvarpour, A. Goshvarpour, S. Rahati, (2011). Analysis of lagged Poincare plots in heart rate signals during meditation. *Digital Signal Processing*, 21(2), 208-214.
- [30] T. A. Denton, G. A. Diamond, R. H. Helfant, S. Khan, H. Karagueuzian, (1990). Fascinating rhythm: a primer on chaos theory and its application to cardiology. *American heart journal*, 120(6), 1419-1440.
- [31] S. Parvaneh, M. R. Hashemi Golpayegani, M. Firoozabadi, M. Haghjoo, (2012). Predicting the spontaneous termination of atrial fibrillation based on Poincare section in the electrocardiogram phase space. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine*, 226(1), 3-20.
- [32] H. Kantz, T. Schreiber, (2004). *Nonlinear time series analysis (Vol. 7)*. Cambridge university press.
- [33] A. Brignol, A. Tarik, "Phase space and power spectral approaches for EEG-based automatic sleep-wake classification in humans: A comparative study using short and standard epoch lengths." *computer methods and programs in biomedicine* (2013).