

Optimization of Continuous Wavelet Coefficients for Neural Spike Sorting

A. Soleymankhani¹, V. Shalchyan^{2*}

¹MS.c Student, Electrical Engineering Department, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

²Assistant Professor, Electrical Engineering Department, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

Receipt in the Online Submission System: 4 July 2018, Received in Revised Form: 22 September 2018, Accepted: 8 October 2018

Abstract

The extracellular recording from the brain's single neurons is known as a popular method in neuroscience and neuro-rehabilitation engineering. These recordings include the activity of all neurons around the electrode, for better use of which, spike sorting methods should be utilized to obtain the activity of single neurons. Based on the structural properties of the neuron, such as its dendritic tree, and the distance and direction of it relative to the electrode, it can be claimed that the form of its spike waveform is unique and constant. However, spike sorting under low signal-to-noise ratio (SNR) conditions is always accompanied with challenges. A spike sorting algorithm usually consists of three sections including the spike detection, feature extraction, and classification. In this paper, a method based on optimization of continuous wavelet coefficients is presented which is effective in low SNR values. In the proposed method, after the calculation of the parameterized wavelet coefficients, using the Euclidean distance and the area under the receiver operator characteristic curve, the best parameters were chosen to increase the separation of the features, so that a suitable scale was first found with the Euclidean distance criterion and then the translation parameter was obtained with the second criterion. In this research k-means algorithm was used for the clustering as a simple but efficient method. For evaluation, three simulated data sets were made in 9 different SNRs with a modeled background noise. The obtained results from simulated data showed that the optimization of parameters in continuous wavelet transform using the proposed algorithm could effectively improve the spike sorting performance compared to principal component analysis method.

Keywords: *Spike Sorting, Action Potential, Continuous Wavelet Transform, Principal Component Analysis, Optimization*

*Corresponding Author

Address: Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Iran University of Science and Technology, P. O. Box: 1684613114, Tehran, Iran
Tel: +98-21-73225628
Fax: +98-21-73225777
E-mail: shalchyan@iust.ac.ir

بهینه‌سازی ضرایب ویولت پیوسته برای مرتب‌سازی اسپایک‌های عصبی

امیر سلیمان خانی^۱، وحید شالچیان^{۲*}

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران
^۲ استادیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۷/۴/۱۳، بازنگری: ۱۳۹۷/۶/۳۱، پذیرش قطعی: ۱۳۹۷/۷/۱۶

چکیده

ثبت خارج سلولی فعالیت تک‌نورون‌های مغزی به عنوان روشی پرترفدار در تحقیقات حوزه‌ی علوم اعصاب و مهندسی توان‌بخشی عصبی شناخته می‌شود. این ثبت‌ها شامل فعالیت تمام نورون‌های اطراف الکتروود می‌شود که برای استفاده‌ی بهتر از آن‌ها باید با روش‌های طبقه‌بندی اسپایک به فعالیت تک‌نورون‌ها رسید. بر اساس ویژگی‌های ساختاری نورون، مانند درخت دندریتی آن و فاصله و جهت ثابتی که نسبت به الکتروود ثبت دارد، می‌توان نتیجه گرفت که شکل اسپایک تولیدی آن منحصر به فرد و ثابت است. با این حال انجام طبقه‌بندی پتانسیل عمل‌ها در مقادیر نسبت سیگنال به نویز پایین، همواره با چالش‌هایی همراه است. طبقه‌بندی اسپایک‌های نورونی معمولاً شامل سه بخش آشکارسازی، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی می‌شود. در این مقاله، روشی بر مبنای بهینه‌سازی ضرایب ویولت پیوسته در مرحله‌ی استخراج ویژگی‌ها ارائه شده که در مقادیر نسبت سیگنال به نویز پایین نیز کارایی خوبی دارد. در روش پیشنهادی، بعد از محاسبه‌ی ضرایب ویولت پارامتری شده، با استفاده از معیارهای فاصله‌ی اقلیدسی و سطح زیر منحنی مشخصه‌ی عمل‌گر گیرنده در طبقه‌بندی دو گروه، بهترین پارامترها برای افزایش تفکیک‌پذیری ویژگی‌ها انتخاب می‌شوند، به طوری که ابتدا مقیاس مناسب با معیار فاصله‌ی اقلیدسی پیدا شده و در نهایت انتقال زمانی با معیار دوم انتخاب می‌شود. در این پژوهش برای خوشه‌بندی از الگوریتم ساده و در عین حال کارآمد **k-means** استفاده شده است. برای بررسی و ارزیابی روش پیشنهادی از سه مجموعه داده‌ی شبیه‌سازی شده استفاده گردید که در ۹ حالت مختلف نسبت سیگنال به نویز و با مدل‌سازی نویز زمینه از نویز حقیقی ثبت شده تهیه شده بودند. نتایج به دست آمده از مرتب‌سازی داده‌های شبیه‌سازی شده نشان داد که بهینه‌سازی پارامترهای تبدیل ویولت پیوسته با روش پیشنهادی می‌تواند در ارتقای کارایی طبقه‌بندی اسپایک‌ها نسبت به روش آنالیز اجزای اصلی، موثر واقع شود.

کلیدواژه‌ها: مرتب‌سازی اسپایک، پتانسیل عمل، تبدیل ویولت پیوسته، آنالیز اجزای اصلی، بهینه‌سازی

*نویسنده مسئول

نشانی: دانشکده‌ی مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران، کد پستی: ۱۶۸۴۶۱۳۱۱۴

تلفن: ۷۳۲۲۵۶۲۸ (۲۱) ۹۸+

دورنگار: ۷۳۲۲۵۷۷۷ (۲۱) ۹۸+

پست الکترونیکی: shalchyan@iust.ac.ir

۱- مقدمه

در دهه‌های اخیر، عصب‌شناسان تلاش‌های بسیاری برای شناخت کارکرد مغز و رابطه‌ی بین سیستم عصبی و رفتارهای صورت گرفته مثل قضاوت، تفکر و یا حرکت انجام داده‌اند. مغز به عنوان مرکز سیستم عصبی شامل ۱۰۰ تا ۱۵۰ میلیارد واحد محاسباتی است که به آن‌ها نورون می‌گویند [۱]. کار این واحدها انتقال اطلاعات پیچیده توسط سیگنال‌های شیمیایی یا الکتریکی است [۲].

نورون‌ها عناصر سلولی کوچکی هستند که نقش سیستم عصبی را ایفا می‌کنند. این سلول‌ها که با الکتریسیته تحریک می‌شوند به طور کلی اطلاعات را به وسیله‌ی سیگنال الکتریکی که از تولید پتانسیل عمل‌ها (اسپایک‌ها) ایجاد می‌شوند پردازش کرده و منتقل می‌کنند [۳].

هنگامی که گالوانی^۲ در سال ۱۷۹۱ با تحریک الکتریکی برای اولین بار موفق به ایجاد حرکت در پای قورباغه شد، به هم پیوستگی بین ارتباط عصبی و سیگنال‌های الکتریکی پایه‌گذاری شد. از آن زمان تا سال‌های ۱۹۲۰ اگرچه امکان ثبت فعالیت‌های عصبی با کمک میکروالکترودها وجود داشت اما کار خاصی توسط دانشمندان این حوزه انجام نگرفت [۴].

ثبت خارج‌سلولی^۳ تکنیک قرار دادن الکترودها در بافت خارج‌سلولی مغز به منظور ثبت فعالیت نورون‌های منفرد (فعالیت تک‌نورونی)، روش آزمایشگاهی رایجی است که توسط عصب‌شناسان به منظور مطالعه‌ی این‌که مغز چگونه کار می‌کند انجام می‌شود. تا امروز، عصب‌شناسان تکنیک‌های بسیاری برای ثبت و استخراج این سیگنال‌ها از نواحی مختلف مغز توسعه داده‌اند و هم‌چنین در سال‌های اخیر، ثابت کرده‌اند که پتانسیل آن در تکنولوژی‌های پزشکی برای درمان بیماری‌هایی نظیر معلولیت، صرع و از دست دادن حافظه استفاده می‌شود. اگرچه بیش‌تر این کاربردها نیاز به فعالیت تک‌واحد دارند، میکروالکترودها در فضای خارج‌سلولی قشر مغزی به طور معمول فعالیت‌های هم‌زمان چندین نورون را که در اطراف الکترودها قرار دارند ثبت می‌کنند. مرتب‌سازی اسپایک^۴، روند جداسازی سیگنال به فعالیت تک‌واحدهای نورونی می‌باشد [۵].

شکل اسپایک خارج‌سلولی علاوه بر تعدادی از ویژگی‌های سلول، مانند نوع سلول، هندسه‌ی آن و توزیع کانال یونی به

محل قرارگیری الکترودها ثبت نسبت به سلول، به فاصله‌ی الکترودها ثبت از سلول و دخالت از جانب دیگر نورون‌های نزدیک (نویز زمینه) وابسته است [۵].

قطار اسپایک می‌تواند به عنوان فرایندی نقطه‌ای با زمان‌های شروع مطابق با یک توزیع پواسون^۵ رفتار کنند. نرخ آتش یک نورون، فرکانسی که در آن پتانسیل‌های عمل را تولید می‌کند، به نوع سلول و ناحیه‌ی مغزی وابسته است [۵].

به منظور به دست آوردن فعالیت واحد منفرد^۶ یا چند واحد، داده‌ی خارج‌سلولی ابتدا به صورت میان‌گذر فیلتر می‌شود تا اثر فرکانس‌های پایین پتانسیل‌های میدانی محلی از آن حذف گردد. در اولین قدم باید اسپایک‌ها آشکارسازی شوند که چگونگی این کار با توجه به نوع روش آشکارسازی متفاوت است [۶]. برای این کار می‌توان از روش‌هایی نظیر آستانه‌گذاری استفاده کرد. هم‌چنین می‌توان از ویژگی تغییر سریع دامنه در لحظه‌ی وقوع اسپایک نیز بهره گرفت و با مشتق‌گیری از سیگنال به دست آمده، به زمان وقوع اسپایک‌ها رسید [۷]. از دیگر روش‌ها برای این کار می‌توان به تطبیق الگو اشاره کرد که بر اساس همبستگی شکل مورد نظر با قالب اسپایک عمل می‌کند. از ضرایب ویولت^۷ گسسته نیز برای این کار استفاده می‌کنند که در آشکارسازی سیگنال از نویز مناسب است [۸]. سپس برای عمل کرد بهتر باید اسپایک‌های استخراج شده نسبت به نقطه‌ی زمانی مشخصی مرتب شوند. این نقطه معمولاً نقطه‌ی بیشینه‌ی اسپایک‌ها می‌باشد [۴]. روش دیگری که کاربرد کم‌تری دارد، مرتب‌سازی اسپایک‌ها در نقطه‌ای است که بیش‌ترین شیب را دارا می‌باشد [۸].

دو بخش مهم از هر الگوریتم مرتب‌سازی اسپایک که در عمل کرد و کارایی الگوریتم تاثیر دارند، مرحله‌ی طبقه‌بندی یا خوشه‌بندی اسپایک‌ها و مرحله‌ی استخراج ویژگی‌ها می‌باشند. یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های خوشه‌بندی که نیاز به مدل توزیع آماری خوشه‌ها ندارد، الگوریتم k-means است که بر اساس معیار فاصله کار می‌کند. پیاده‌سازی این الگوریتم بسیار ساده می‌باشد، بنابراین سرعت بالایی دارد [۵]. علاوه بر آن، روش‌های متداول دیگری مانند خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی^۸ [۹]، آنالیز افتراقی خطی^۹ [۱۰] و الگوریتم امید ریاضی-بیشینه‌سازی^{۱۰} [۱۲] نیز وجود دارند که هر یک در مبحث

^۵ Poisson Distribution

^۶ Single-unit Activity

^۷ Wavelet Coefficient

^۸ Hierarchical Clustering

^۹ Linear Discriminant Analysis

^{۱۰} Expectation-Maximization Algorithm

^۱ Spikes

^۲ Luigi Galvani

^۳ Extracellular

^۴ Spike Sorting

روش آماری استفاده می‌نماید و با الگوریتم خوشه‌بندی سوپرپارامغناطیسی (SPC^۲) خوشه‌بندی پتانسیل عمل‌ها را انجام می‌دهد. از دیگر الگوریتم‌های کارآمد در این حوزه می‌توان به WSC^۴ اشاره کرد [۲۳]. در این روش ابتدا سیگنال تا سه مرحله با استفاده از ویولت مادر داوچیز ۸ تجزیه می‌شود و تابع هزینه برای انتخاب ضرایب بهینه، ترکیبی از واریانس و میانگین هر ضریب است. با وجود توسعه‌ی روش‌های استخراج ویژگی مبتنی بر ویولت به دلیل قابلیت‌های استفاده از ویژگی‌های توام زمان-فرکانس، یک مشکل این روش‌ها در عمده‌ی مطالعات قبلی، وابستگی کارایی این روش‌ها به پارامترهای تبدیلات ویولت است که در هر مطالعه به طور تجربی یا بر اساس حدس و گمان یا برخی پیش‌فرض‌ها انتخاب می‌شوند. به عنوان مثال، انتخاب پارامتر مقیاس در مطالعاتی که از تبدیل ویولت گسسته استفاده کرده‌اند عمدتاً فقط تعداد محدودی از مقیاس‌های دودویی را شامل می‌شود که در بسیاری از موارد انتخابی بهینه نیست.

هدف ما در این مقاله، ارائه‌ی یک الگوریتم مرتب‌سازی اسپایک‌های عصبی با استفاده از ویژگی‌های تبدیل ویولت با بهینه‌سازی پارامترهای ویولت برای افزایش دقت طبقه‌بندی اسپایک‌ها می‌باشد. برای این منظور از تبدیل ویولت پیوسته استفاده کرده‌ایم که قابلیت انتخاب هم‌زمان دو پارامتر مقیاس و انتقال در بازه‌ی وسیع‌تری از مقادیر ممکن را فراهم می‌سازد.

۲- مواد و روش‌ها

در این قسمت مجموعه‌ی داده‌ی استفاده شده تشریح شده و سپس تبدیل ویولت، الگوریتم PCA و روش پیشنهادی به طور کامل توضیح داده خواهند شد.

۲-۱- مجموعه‌ی داده‌ی شبیه‌سازی شده

در بررسی مساله‌ی طبقه‌بندی اسپایک‌های عصبی، استفاده از شبیه‌سازی سیگنال‌ها با استفاده از قالب‌های شکل‌موج واقعی اسپایک برای ارزیابی روش‌ها بر مبنای برجسب‌های از پیش تعیین‌شده، شیوه‌ای مرسوم و کارآمد است. با توجه به هندسه‌ی فضای بین نرون‌ها، آنچه در عمده‌ی مطالعات پیشین در طبقه‌بندی اسپایک‌ها بررسی شده است، فرض سطح پیچیدگی مساله روی سه نوع شکل‌موج متفاوت اسپایک بوده است [۱۵] [۲۳] [۲۴]، که ما نیز در این بررسی این

خوشه‌بندی اسپایک شناخته شده هستند. همچنین می‌توان به valley-seeking اشاره کرد که با توجه به توزیع داده خوشه‌بندی را انجام می‌دهد [۱۳]. از دیگر الگوریتم‌های کارآمد در این حوزه باید به خوشه‌بندی پارامغناطیسی [۱۴] اشاره کرد. همان‌طور که بیان شد، به کارگیری آن در کنار ضرایب ویولت استخراج‌شده از اسپایک‌ها نتیجه‌ی خوبی خواهد داشت [۱۵].

دو چالش همواره طبقه‌بندی اسپایک را از مبحث خوشه‌بندی در بسیاری از رشته‌های علمی دیگر پیچیده‌تر می‌کند. اولین موضوع این است که در این‌جا مدل نویز ساده‌ای وجود ندارد. سیگنال نویز پس‌زمینه از ترکیب چندین سیگنال پیچیده ایجاد می‌شود که شامل اسپایک‌های کوچکی از صداها نورون دوردست است و می‌تواند شامل نویز الکتریکی آمیخته با سیگنال‌های نورونی حقیقی باشد [۱۶]. دوم این‌که تغییرات در شکل و ظاهر شکل‌موج‌ها برای سلول گرفته‌شده می‌تواند به شدت غیر گوسی و نامتوازن باشد، به خصوص زمانی که پتانسیل عملی ایجاد می‌شود [۱۷] یا موقعیت‌های سلولی نسبت به الکترود در طول دوره تغییر می‌کند [۱۸].

با وجود مطالعات متعددی که روی روش‌های طبقه‌بندی و خوشه‌بندی اسپایک صورت گرفته است؛ به نظر می‌رسد کارایی و دقت طبقه‌بندی بیش از هر چیز به کیفیت ویژگی‌های استخراج شده به عنوان ورودی طبقه‌بند وابسته است. لذا بخش عمده‌ای از مطالعات مربوط به مرتب‌سازی اسپایک به یافتن روش‌هایی برای استخراج ویژگی‌هایی برای تفکیک هرچه بهتر اسپایک‌ها از یک‌دیگر معطوف شده است. ساده‌ترین ویژگی‌ها، پارامترهای وابسته به شکل‌موج در حوزه‌ی زمان نظیر بیش‌ترین مقدار دامنه‌ی (قله^۱) اسپایک، مقدار قله تا قله‌ی آن‌ها و یا عرض اسپایک‌ها است [۴] [۱۹]. یکی از کارآمدترین و موفق‌ترین روش‌های استخراج و کاهش ابعاد ویژگی‌ها، آنالیز اجزای اصلی^۲ است که شروع استفاده از آن به سال ۱۹۶۸ بر می‌گردد [۲۰]. استفاده‌ی هم‌زمان از حوزه‌های زمان و فرکانس به دلیل تاثیرپذیری کم‌تر از نویز، نتایج بهتری در پی دارد. به همین دلیل اگرچه بار محاسباتی بیش‌تری دارد اما در چند سال اخیر روش‌های زیادی بر مبنای ویولت ارائه شده است [۱۵] [۲۱] [۲۲]. یکی از شاخص‌ترین این الگوریتم‌ها، در مقاله‌ی [۱۵] بیان شده است که برای انتخاب بهترین ضرایب ویولت گسسته به عنوان ویژگی از

^۲ SuperParamagnetic Clustering

^۴ Wavelet-based Spike Classifier

^۱ Peak

^۲ Principle Component Analysis

برای شبیه‌سازی نویز پس‌زمینه از داده‌های واقعی ثبت شده در آزمایشگاه علوم و مهندسی اعصاب دانشگاه علم و صنعت ایران [۲۶] استفاده شده است. داده‌ها از داخل قشر مغزی در ناحیه‌ی حرکتی اولیه‌ی موش صحرایی ویستار توسط آرایه‌ی میکروالکترودی^۲ انجام شده است. قطر آرایه‌ی استفاده‌شده ۲۵ میکرون و جنس آن آلیاژی از پلاتین و ایریدیوم است که با روکشی از تفلون پوشیده شده است. مقاومت هر کانال بین ۵۰۰ تا ۸۰۰ کیلو اهم است. پیش‌تقویت‌کننده‌های^۳ دستگاه ثبت^۴ به کانکتور آرایه‌ی^۵ کاشته‌شده متصل بوده و داده‌ی خام را ثبت می‌کنند [۲۶].

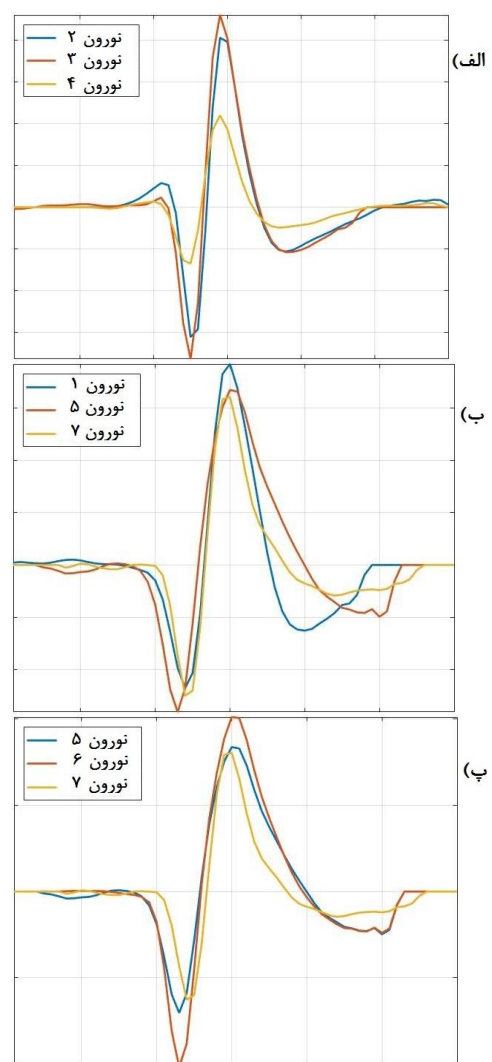
قطعه‌ای از سیگنال یک کانال ثبت خارج سلولی که توسط فرد متخصص به طور کامل نویزی و فاقد پتانسیل عمل نورونی تشخیص داده شده بود، برداشته شد و از آن برای تولید یک مدل خودبازگشتی میانگین متحرک (ARMA^۶) از نویز زمینه استفاده گردید. مدل‌های مختلف با پارامترهای گوناگون بررسی شد و به طور تجربی مشاهده گردید که ARMA(7,3) می‌تواند با دقت مطلوبی نویز زمینه‌ی ثبت شده را مدل‌سازی کند. ضرایب مدل با روش معیار اطلاعات بیزین^۷ به دست آمد [۲۷]. با توجه به وجود اسپایک‌ها در بازه‌ی فرکانسی بین ۳۰۰ تا ۶۰۰۰ هرتز، قبل از پخش نمونه‌های اسپایک در نویز زمینه، با استفاده از فیلتر باتروورث مرتبه‌ی سه، نویز مدل شده در بازه‌ی ذکر شده فیلتر گردید.

سیگنال‌های شبیه‌سازی‌شده از ترکیب قالب‌های اسپایک و قطعه‌های نویز شبیه‌سازی‌شده از مدل فوق برای ۹ مقدار مختلف نسبت سیگنال به نویز (SNR^۸) از ۲ تا ۶ با گام‌های ۰/۵ تولید شد. مقدار SNR از تقسیم بیشینه‌ی دامنه‌ی شکل‌موج‌های اسپایک مورد استفاده در مجموعه‌ی داده‌ی مورد نظر بر دو برابر انحراف معیار شکل‌موج نویز به دست آمد [۲۴].

قالب‌های اسپایک به صورت تصادفی و بدون هم‌پوشانی در طول نویز زمینه پخش شدند، به طوری که در هر مجموعه‌ی داده به طور میانگین ۱۳۰۰ عدد اسپایک قرار داشت. برای مثال دو قطعه‌ی سیگنال شبیه‌سازی‌شده با کم‌ترین و بیش‌ترین مقادیر SNR در شکل (۲) رسم گردیده است.

میزان پیچیدگی را در نظر گرفته‌ایم. لذا در این مقاله از سه سیگنال شبیه‌سازی‌شده استفاده شده است که در هر کدام سه قالب شکل‌موج اسپایک متفاوت وجود دارد.

قالب پتانسیل عمل‌های استفاده شده از یک بانک داده‌ی منتشر شده‌ی عمومی مربوط به دانشگاه ارواین^۱ اخذ شده است [۲۵] که شامل هفت شکل‌موج اسپایک متفاوت می‌باشد که با فرکانس نمونه‌برداری ۲۰ کیلوهرتز ارائه شده‌اند. برای افزایش جزئیات و نرم‌تر شدن شکل‌موج‌ها، قالب‌ها به ۲۴ کیلوهرتز درون‌یابی شدند. سه شکل‌موج پتانسیل عمل‌های مورد استفاده در هریک از سیگنال‌های شبیه‌سازی‌شده در این مقاله در شکل (۱) نمایش داده شده‌اند.



شکل (۱) - قالب پتانسیل عمل‌های مورد استفاده. در هر مجموعه‌ی داده دو قالب وجود دارد که شباهت بسیار زیادی به هم دارند. الف) مجموعه‌ی داده‌ی Dataset 1، ب) مجموعه‌ی داده‌ی Dataset 2، پ) مجموعه‌ی داده‌ی Dataset 3

^۱ Microprobes Inc., Gaithersburg, USA

^۲ 2*MPA8I

^۳ USB-ME16, Multichannel system, Germany

^۴ Omnetics Connector, USA

^۵ AutoRegressive Moving Average

^۶ Bayesian Information Criterion

^۷ Signal to Noise Ratio

^۱ Irvine

نشان‌دهنده‌ی میزان همبستگی یا شباهت سیگنال اصلی به شکل موج ویولت تغییر مقیاس یافته‌ی ویولت مادر با پارامتر تغییر مقیاس a در حوالی نقطه‌ی زمانی b می‌باشد. با توجه به پیوسته بودن مقادیر مجاز برای پارامترهای a و b ، می‌توان در هر لحظه از زمان و به ازای هر مقیاس، ضریب ویولت مربوط را به دست آورد که این کار باعث آزادی عمل بیش‌تر در تحلیل سیگنال می‌شود [۲۸].

۲-۳- آنالیز اجزای اصلی (PCA)

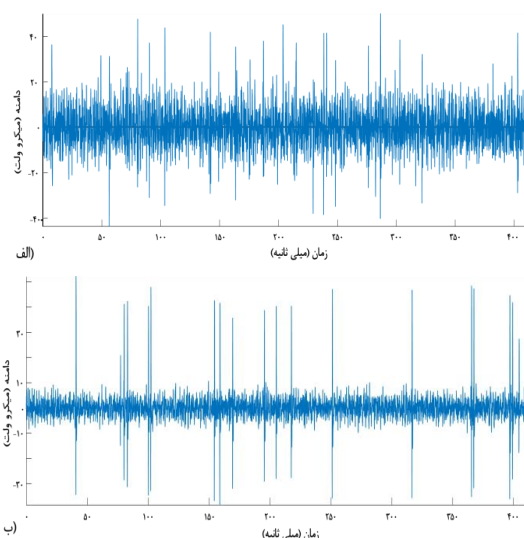
PCA یکی از موثرترین روش‌های استخراج ویژگی‌های متعامد و کاهش بعد فضای ویژگی است. در این روش بردارهای ویژه‌ی ماتریس کوواریانس سیگنال به نحوی مرتب می‌شوند که این بردارها به ترتیب متناظر با بزرگ‌ترین تا کوچک‌ترین مقدار ویژه قرار گیرند. برای کاهش ابعاد فضای ویژگی، در این مرحله داده‌ها صرفاً روی تعداد محدودی از بردارهای ویژه ابتدایی که متناظر با بزرگ‌ترین مقادیر ویژه هستند تصویر می‌شوند و به این ترتیب فضای ویژگی جدید با ابعاد کم‌تر تشکیل می‌شود. در این فضای ویژگی، علی‌رغم کاهش تعداد ویژگی‌ها، عمده‌ی انرژی یا واریانس داده‌ها در ویژگی‌ها حفظ می‌شوند و به کمک آن می‌توان به طور موثرتری از ویژگی‌ها برای بازشناسی الگو استفاده نمود. اگر A^t نشان‌دهنده‌ی ماتریس تبدیل متشکل از ترانهاده‌ی k بردار ویژه‌ی اول ماتریس کوواریانس سیگنال باشد، خواهیم داشت:

$$\tilde{x} = A^t (x - \mu) \quad (3)$$

که در آن $x - \mu$ سیگنال اصلی پس از حذف میانگین آماری داده‌ها با بعد d و \tilde{x} سیگنال تبدیل یافته را نشان می‌دهد که بعد ویژگی آن به k ($k \leq d$) کاهش یافته است.

۲-۴- روش پیشنهادی مرتب‌سازی اسپایک

الگوریتم پیشنهاد شده برای مرتب‌سازی اسپایک با بهینه‌سازی پارامترهای ویولت به صورت برون خط و بدون سرپرستی (بدون استفاده از داده‌ی آموزشی) عمل می‌کند. به این صورت که پس از انجام آستانه‌گذاری روی تمام طول سیگنال و آشکارسازی و جداسازی اسپایک‌ها، در ابتدا یک خوشه‌بندی اولیه انجام شده و پارامترهای بهینه‌ی ویولت از روی خوشه‌های تخمین زده شده به دست می‌آید. سپس در مرحله‌ی بعد پارامترهای ویولت انتخاب شده روی تمامی اسپایک‌ها اعمال می‌گردد تا خوشه‌بندی نهایی انجام گیرد.



شکل (۲) - مجموعه‌ی داده‌ی Dataset 1 در دو مقدار نسبت سیگنال به نویز متفاوت در بازه‌ی زمانی ۴۰۰ میلی‌ثانیه‌ای (الف) مقدار SNR برابر ۲ (کم‌ترین مقدار در این مطالعه)، (ب) مقدار SNR برابر ۶ (بیش‌ترین مقدار در این مطالعه)

۲-۲- تبدیل ویولت

آنالیز ویولت، تحلیل سیگنال با استفاده از توابع دارای انرژی محدود و گذرا است. بر خلاف تبدیل فوریه، در این آنالیز، موجک‌های متفاوتی وجود دارد که می‌توان متناسب با ویژگی‌های زمانی-فرکانسی سیگنال مورد نظر از آن‌ها استفاده کرد. تبدیل ویولت را می‌توان مجموعه‌ای از فیلترهایی با پهنای گذر متفاوت دانست که توسط پارامتر مقیاس کنترل می‌شود.

این تبدیل یک نمایش زمان-فرکانس از سیگنال است که دو مزیت عمده بر روش‌های مرسوم دارد: این روش قابلیت ایجاد رزولوشنی بهینه در دو حوزه‌ی زمان و فرکانس برای بازنمایی سیگنال دارد و همچنین محدودیت‌های تبدیل فوریه در آنالیز سیگنال‌های ایستا^۱ را ندارد [۱۵].

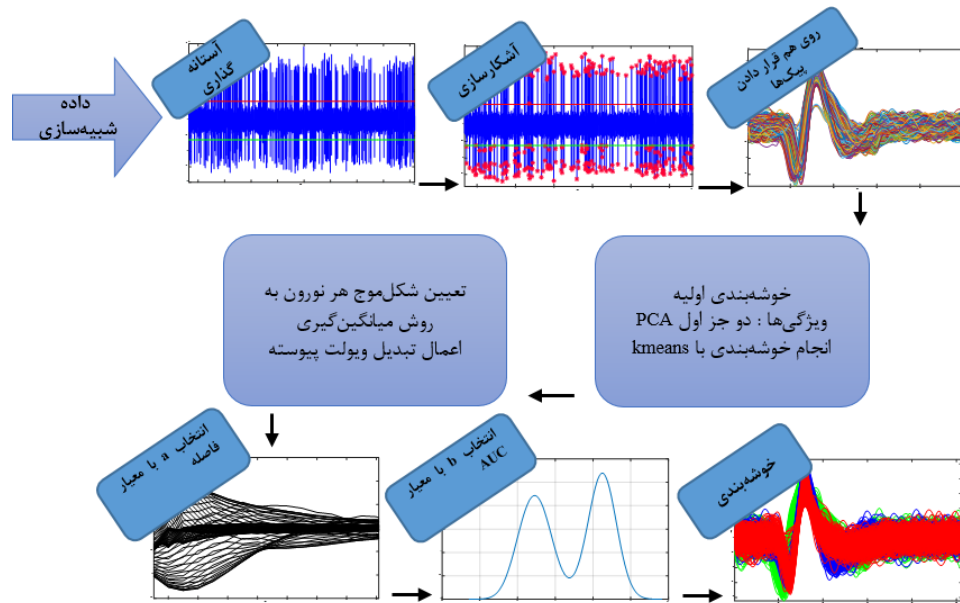
تبدیل ویولت پیوسته به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$W(a, b) = \int f(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi_{a,b}(t) dt \quad (1)$$

$$\psi_{a,b}(t) = \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

که در آن تابع $f(t)$ شکل موج سیگنال، $\psi(t)$ تابع ویولت مادر و پارامترهای a و b به ترتیب پارامترهای تغییرمقیاس و شیفت یا انتقال زمانی است. هر ضریب ویولت $W(a, b)$

^۱ Stationary signals



شکل (۳) - دیاگرام بلوکی مراحل اجرای روش پیشنهادی

شماتیکی از مراحل اجرای روش پیشنهادی این مقاله در شکل (۳) به شکل دیاگرام بلوکی ترسیم شده است که در ادامه به ترتیب به توضیح هر یک از بلوک‌ها پرداخته می‌شود.

در ابتدا، اسپایک‌های موجود در داده‌ی شبیه‌سازی شده آشکارسازی می‌شوند. برای آشکارسازی از روش آستانه‌گذاری دامنه، مشابه مقاله‌ی [۱۴] استفاده شده و مقدار آستانه از رابطه‌ی زیر تخمین زده شد:

$$Thr = N \cdot \sigma_n \quad (۴)$$

$$\sigma_n = \text{median}\left\{\frac{|x|}{0.6745}\right\} \quad (۵)$$

که در آن مقدار N برابر ۴ در نظر گرفته شد و x ، هر یک از سیگنال‌های شبیه‌سازی شده در این مطالعه است. برای هر اسپایک آشکار شده، ۶۴ نمونه (به طور تقریبی برابر با $2/5$ میلی‌ثانیه در فرکانس نمونه‌برداری ۲۴ کیلوهرتز) به گونه‌ای ذخیره گردید که نقطه‌ی بیشینه‌ی آن در نقطه‌ی ۲۰ قرار گیرد.

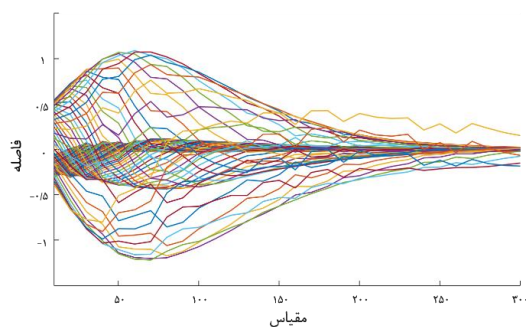
با توجه به این که تعداد نمونه‌ها برای پردازش‌های بعدی شامل روی هم قرار دادن نقطه‌ی بیشینه‌ی اسپایک‌ها کم است، تمامی شکل‌موج‌ها با استفاده از اسپلاین‌های مربعی به ۲۵۶ نمونه افزایش یافتند و دوباره پتانسیل عمل‌ها نسبت به نقطه‌ی بیشینه‌ی خود روی هم قرار گرفتند.

با توجه به این که در مرحله‌ی بعدی هدف، انتخاب پارامترهای بهینه‌ی تبدیل ویولت برای تفکیک بهتر کلاس‌ها بود، به شماتیک کلی اسپایک نوروها نیاز می‌باشد. بنابراین با کمک

خوشه‌بندی اولیه شدند. برای استفاده از الگوریتم PCA، اسپایک‌ها را در ماتریس X قرار داده و ماتریس کواریانس آن را به صورت XX^T محاسبه می‌کنیم. در ادامه با توجه به توضیحات بخش ۲-۳ عمل نموده و دو مولفه‌ی اول سیگنال تبدیل‌یافته را به عنوان ویژگی به خوشه‌بندی می‌دهیم. با در اختیار داشتن برچسب مقدماتی هر اسپایک پس از خوشه‌بندی، شکل‌موج‌های اسپایک هر خوشه به منظور یافتن شکل‌موج قالب واحد نوروئی مربوطه، میانگین‌گیری شدند. به این ترتیب تا این مرحله سه شکل‌موج قالب اسپایک برای هر سیگنال شبیه‌سازی، تخمین زده شد.

بر اساس توضیحات و یافته‌های [۲۹]، فازهای ابتدایی و انتهایی شکل‌موج هر اسپایک عصبی ممکن است دارای محتوای فرکانسی متفاوتی باشد. به دلیل این تفاوت در محتوای فرکانسی، پارامترهای بهینه‌ی مقیاس و انتقال در هر یک از دو فاز شکل‌موج بهتر است جداگانه انتخاب شوند. بنابراین هر اسپایک از نقطه‌ی بیشینه به دو بخش که متناظر با دو فاز ابتدایی و انتهایی می‌باشند [۲۹] تقسیم شده و برای هر دو بخش آنالیز مربوطه به صورت جداگانه انجام گرفت. به این ترتیب بخش اول هر شکل‌موج اسپایک شامل ۸۰ نمونه و بخش دوم شامل ۱۷۶ نمونه‌ی زمانی می‌باشد.

پارامتر بهینه‌ی a با استفاده از سنجش فاصله‌ی اقلیدسی هر جفت اسپایک و در هر درایه‌ی ماتریس $[a, b]$ به دست می‌آید. در این مرحله، به ازای پارامتر مقیاس به دست آمده باید به دنبال بهترین مقدار برای پارامتر انتقال بود. انتخاب مقدار بهینه برای این پارامتر بر اساس میزان تفکیک‌پذیری توزیع خوشه‌ها در مقادیر متفاوت b صورت می‌گیرد. برای این منظور از منحنی مشخصه‌ی عمل‌گر گیرنده (ROC^{\dagger}) استفاده گردید. نمودار ROC قدرت تفکیک دو کلاس را در مقادیر مختلف آستانه نشان می‌دهد. محورهای افقی و عمودی در آن به ترتیب نرخ مثبت کاذب[‡] و نرخ مثبت صحیح[§] هستند و سطح زیر نمودار آن AUC^{\vee} نامیده می‌شود. مقدار این مساحت احتمال این‌که تفکیک‌گر مورد آزمایش تا چه میزان درست عمل کند را بیان می‌کند. با توجه به توضیحات داده شده مشخص است نقطه‌ای که بیش‌ترین مقدار مساحت را ایجاد کند ویژگی مطلوبی خواهد بود. بنابراین به ازای هر جفت قالب اسپایک در هر یک از بخش‌های اول و دوم شکل موج پارامترهای بهینه‌ی مقیاس و انتقال مشخص می‌شود و ضریب ویولت ساخته شده از این پارامترها به عنوان ویژگی مطلوب برای جداسازی این دو قالب به دست می‌آید. با تکرار روند فوق برای تمام جفت قالب‌ها و دو بخش آن‌ها، در کل شش ویژگی یا شش ضریب ویولت برای تفکیک سه کلاس انتخاب شده و به الگوریتم خوشه‌بندی که در این جا k -means است داده شد.



شکل (۴) - نمودار فاصله‌ی بین دو خوشه در نیمه‌ی اول (۸۰ نمونه‌ی اول) شکل‌موج‌ها به ازای مقادیر متفاوت پارامترهای مقیاس (a) و انتقال (b). این نمودار به ازای دو اسپایک از مجموعه‌ی داده‌ی شماره‌ی ۱ رسم شده است. در این نمودار محور افقی مقیاس‌های مختلف و محور عمودی فاصله‌ی بین دو ضریب به ازای مقدار a و b را مشخص می‌کند. هر منحنی بیان‌گر یک مقدار ثابت پارامتر انتقال b می‌باشد.

برای تبدیل ویولت نیاز به یک تابع ویولت مادر می‌باشد. تاکنون توابع ویولت مادر متفاوتی مانند ویولت داوبچی^۱ [۲۳]، کوپفلت^۲ [۳۰] و یا ویولت هار^۳ [۱۵] برای طبقه‌بندی اسپایک انتخاب و معرفی شده‌اند. در واقع انتخاب ویولت مادر به مجموعه‌ی داده‌ها وابسته است. در این مقاله از مجموعه‌ای از توابع ویولت شناخته‌شده که شباهت بیش‌تری با شکل موج اسپایک‌های عصبی دارند استفاده گردید. این توابع شامل morl و bior1.5, bior1.3, sym7, sym4, sym3, coif3, db4 می‌باشند.

در قدم بعدی برای بهینه‌سازی انتخاب پارامترهای تبدیل ویولت (a,b)، یک فرایند دو مرحله‌ای صورت گرفت، به این ترتیب که ابتدا انتخاب پارامتر مقیاس a بهینه و سپس انتخاب پارامتر انتقال b بهینه صورت پذیرفت. برای انتخاب پارامتر مقیاس، فرکانس داده را به فاصله‌های ده هر تزی تقسیم کرده و مقدار مقیاس متناسب با فرکانس موجود و تابع ویولت مادر در نظر گرفته شده را محاسبه می‌کنیم. حال برای انتخاب پارامتر بهینه‌ی a از معیار حداکثر فاصله‌ی اقلیدسی بین ویژگی‌ها استفاده شد. به این ترتیب به ازای هر جفت قالب اسپایک و تمامی مقادیر a و b ، مقداری از پارامتر a انتخاب گردید که بیش‌ترین فاصله را بین ضرایب ویولت دو قالب مربوطه ایجاد کند. در شکل (۴) به ازای بخش اول (۸۰ نمونه‌ی زمانی اول) از دو قالب اسپایک از مجموعه‌ی داده‌ی شماره‌ی ۱، مقادیر به دست آمده از فاصله‌ی میان ضرایب ویولت با پارامترهای a و b مختلف در ۳۰۰ مقیاس ابتدایی نمایش داده شده است. هر منحنی بیان‌گر یک مقدار ثابت از پارامتر b است در حالی که محور افقی تغییرات پارامتر a را نمایش می‌دهد. در این آنالیز مقیاسی پیدا می‌گردد که حداکثر فاصله‌ی میان ضرایب را به دست دهد.

برای هر تکه از اسپایک‌ها به ازای هر جفت پتانسیل عمل یک a انتخاب می‌شود که بیش‌ترین فاصله را در مقداری از b ایجاد می‌کند. با این‌که در این دو پارامتر مشخص شده، بیش‌ترین فاصله بین جفت اسپایک‌ها ایجاد می‌شود. بنابراین پارامتر a را انتخاب کرده و در مرحله‌ی دوم به دنبال مقدار بهینه برای پارامتر انتقال می‌گردیم. با توجه به توضیحات داده شده، تعداد ۳۰۰ مقدار متفاوت برای پارامتر مقیاس وجود داشته و برای پارامتر انتقال نیز تعداد ۸۰ و ۱۷۶ مقدار متفاوت به ترتیب برای تکه‌ی اول و دوم شکل موج اسپایک موجود است. انتخاب

[†] Receiver Operating Characteristic

[‡] False Positive Rate

[§] True Positive Rate

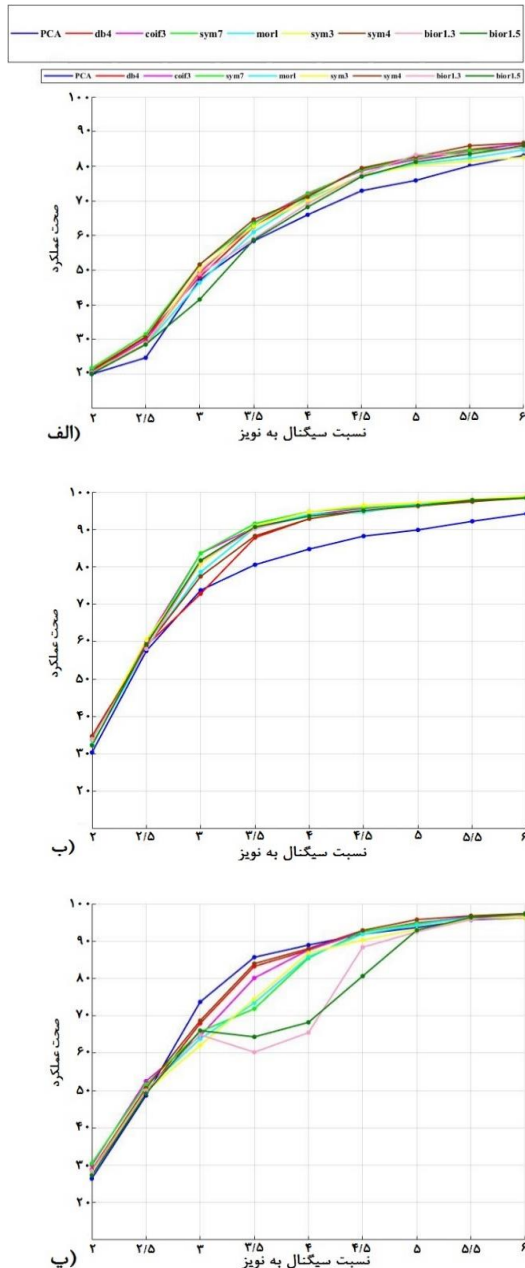
[∨] Area Under Curve

^۱ Daubechies

^۲ Coiflet

^۳ Haar

بهرتر روش پیشنهادی در بیش‌تر داده‌های تولید شده قابل مشاهده است. در مقایسه‌ی میان توابع ویولت و یولت مختلف استفاده شده، تابع ویولت Sym7 به طور میانگین عمل‌کرد بهتری در استخراج ویژگی‌های موثر برای طبقه‌بندی اسپایک‌ها داشته است. در این شکل از دیگر ویولت‌های مادر نیز استفاده شد و کارایی هر یک ارزیابی گردید.



شکل (۵) - نتایج به دست آمده از طبقه‌بندی اسپایک‌های سه مجموعه‌ی داده‌ی مورد استفاده. شکل‌ها مربوط به Dataset 1، Dataset 2 و Dataset 3 هستند. به جز در بعضی مقادیر، نسبت سیگنال به نویز در مجموعه‌ی داده‌ی آخر که الگوریتم پیشنهادی کمی ضعیف‌تر از روش PCA عمل کرده است، در سایر داده‌ها نتیجه‌ی خیلی مطلوب‌تری نسبت به PCA دارد.

برای فهم بهتر موضوع، روش پیشنهادی به صورت الگوریتم زیر بیان می‌شود:

۱- خوشه‌بندی اولیه با استفاده از دو ویژگی اول PCA
 ۲- به دست آوردن شکل موج هر پتانسیل عمل با میانگین‌گیری از اسپایک‌های طبقه‌بندی شده. به منظور کاهش بار محاسباتی و افزایش سرعت الگوریتم، تا پایان مرحله‌ی پنجم از شکل موج‌های میانگین‌گیری شده استفاده می‌شود.

۳- دو تکه کردن هر پتانسیل عمل و اعمال تبدیل ویولت پیوسته در مقادیر متفاوت a و b

۴- به دست آوردن مقیاس بهینه که بیش‌ترین فاصله را بین ضرایب ویولت هر دو خوشه ایجاد کند

۵- در نهایت پیدا کردن پارامتر انتقال بهینه با کمک نمودار ROC

۶- خوشه‌بندی دقیق تمامی اسپایک‌های مشخص شده با استفاده از شش ویژگی ویولت بهینه و الگوریتم K-means. در این مرحله هر پتانسیل عمل، دو تکه شده و ضریب ویولت متناظر با پارامترهای مقیاس و انتقال به دست آمده در مراحل قبل برای آن محاسبه می‌شود. به این صورت ویژگی مربوط به آن اسپایک استخراج شده و به الگوریتم خوشه‌بندی داده می‌شود.

تعداد ویژگی‌های بهینه‌ی انتخاب شده در این روش برابر است با $N \times (N - 1)$ که N بیان‌گر تعداد خوشه‌ها می‌باشد. روش پیشنهادی روی سه مجموعه‌ی داده‌ی شبیه‌سازی شده که در بخش ۲-۱ توصیف شد، اعمال گردید و با توجه به اطلاع قبلی از برچسب‌های صحیح اسپایک‌ها، در هر سیگنال، نسبت تعداد اسپایک‌های درست طبقه‌بندی شده به کل تعداد اسپایک‌ها به عنوان معیار سنجش دقت^۱ طبقه‌بندی اسپایک استفاده شد.

هم‌چنین کارایی الگوریتم پیشنهادی در مرحله‌ی استخراج ویژگی با روش استفاده از PCA برای استخراج دو جزء اصلی اول به عنوان ویژگی‌های ورودی به بخش خوشه‌بندی K-means مقایسه گردید.

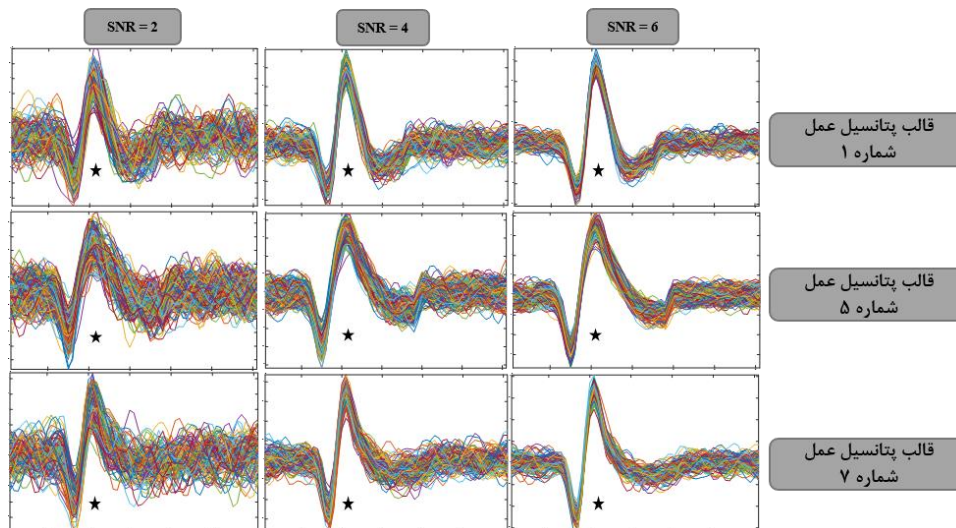
۳- یافته‌ها و بحث

شکل (۵) مقادیر دقت طبقه‌بندی با استفاده از روش استخراج ویژگی پیشنهادی با انواع توابع ویولت مادر و هم‌چنین روش استخراج ویژگی مبتنی بر PCA را برای سه سیگنال مختلف شبیه‌سازی شده و بر اساس مقادیر مختلف SNR نشان می‌دهد. با توجه به نمودارهای رسم شده در شکل (۵)، کارایی

^۱ Accuracy

مسأله‌ی تعیین تعداد واحدهای نورونی مستقل ثبت شده در داده یا به عبارتی تخمین درست تعداد خوشه‌ها در خوشه‌بندی مهم بوده و یکی از چالش‌های مسأله‌ی طبقه‌بندی اسپایک بوده است که در برخی مطالعات نیز به طور خاص به راهکارهای آن پرداخته شده است. اما در تحقیق فعلی، بررسی این مسأله جزء اهداف اصلی و مورد تمرکز نبوده است. الگوریتم پیشنهاد شده به صورت برون‌خط، آزمایش و ارائه شد. بدین صورت که در ابتدا پارامترهای بهینه از روی خوشه‌های تخمین زده شده به دست می‌آید و سپس روی تمامی اسپایک‌ها اعمال شده تا خوشه‌بندی نهایی انجام گیرد. با این حال، این الگوریتم توانایی اجرا به صورت بلادرنگ را نیز دارد. برای این کار باید زمان کوتاهی از ابتدای داده را برای تحلیل و محاسبه‌ی پارامترهای بهینه به الگوریتم داده و پس از آن با محاسبه‌ی ویژگی‌های به دست آمده برای اسپایک، خوشه‌ی مناسب را تعیین نمود. یکی از مشکلات این روش افزایش تدریجی خطای روش به دلیل غیرایستایی بودن اسپایک‌ها است. برای حل این مشکل می‌توان به صورت متناوب پارامترها را به‌روزرسانی نمود تا بهترین عمل‌کرد از الگوریتم نتیجه شود.

استفاده از مجموعه‌ی داده‌ی Dataset 3 به منظور به چالش کشیدن الگوریتم پیشنهادی می‌باشد، زیرا قالب اسپایک‌های به کار رفته در آن به شدت شبیه به هم می‌باشند و این اتفاق نیست که در ثبت‌ها و آنالیزهای واقعی زیاد رخ دهد. طبقه‌بندی پتانسیل‌های عمل در ثبت‌هایی که نسبت سیگنال به نویز پایینی دارند همواره چالش محققان حوزه‌ی علوم اعصاب بوده است (در شکل (۶) نمونه‌ای از تاثیر مخرب نویز بر سیگنال‌های عصبی قابل مشاهده است که باعث بروز خطا در الگوریتم طبقه‌بندی خواهد شد)، چرا که شکل موج اسپایک‌ها تغییر محسوسی می‌کند. از آنجایی که بسیاری از ویژگی‌ها در این مواقع عمل‌کرد مطلوبی ندارند، انتخاب ویژگی اهمیت ویژه‌ای دارد. از این‌رو استفاده از ویژگی‌هایی مانند ضرایب ویولت که هم در حوزه‌ی فرکانس و هم در حوزه‌ی زمان کار کنند نتیجه‌ی مطلوب‌تری در پی خواهد داشت. به همین دلیل داده‌های شبیه‌سازی شده در این پروژه در مقادیر نسبت سیگنال به نویز پایین نیز تولید شده و کارایی الگوریتم بیان شده در این مجموعه‌ی داده‌ها نیز سنجیده شد. همان‌طور که در شکل (۵) مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی در دو مجموعه‌ی داده‌ی اصلی این ویژگی را دارد و از کارایی مطلوبی برخوردار می‌باشد.



شکل (۶) - تاثیر نویز روی شکل موج پتانسیل عمل‌ها. در این جا سه نمونه‌ی اسپایک موجود در مجموعه‌ی داده‌ی Dataset 2 در مقدار نسبت سیگنال به نویزهای متفاوت نشان داده شده است. نشان‌گر ستاره موجود در تصاویر، محل حقیقی پیک اسپایک‌ها را بیان می‌کند. همان‌گونه که در تصاویر سمت چپ دیده می‌شود، پراکندگی شکل موج پتانسیل عمل‌ها بسیار زیاد است و همین امر کار خوشه‌بندی را مشکل می‌سازد. هر چه مقادیر نسبت سیگنال به نویز در داده بیشتر شود، تاثیر نویز کاهش یافته و شکل موج‌ها شباهت بیشتری به یک‌دیگر پیدا می‌کنند

تحلیل داده‌های پزشکی است. در این مقاله روشی نوین برای طبقه‌بندی پتانسیل عمل‌های عصبی با استفاده از ضرایب ویولت پیوسته ارائه گردید که بر اساس معیار فاصله‌ی

۴- نتیجه‌گیری

جستجوی الگوریتم‌های استخراج ویژگی خودکار از اسپایک‌ها روند مهمی در توسعه و پیش‌برد ابزارهای ریاضی به منظور

- [11] Dempster, A. P., Laird, N. M., & Rubin, D. B., "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," *Journal of the royal statistical society*, no. Series B (Methodological), pp. 1-38, 1997.
- [12] Hazan, L., Zugaro, M., & Buzsáki, G., "Klusters, NeuroScope, NDManager: a free software suite for neurophysiological data processing and visualization," *Journal of neuroscience methods*, vol. 155, no. 2, pp. 207-216, 2006.
- [13] Zhang, C., Zhang, X., Zhang, M. Q., & Li, Y., "Neighbor number, valley seeking and clustering," *Pattern Recognition Letters*, vol. 28, no. 2, p. 173-180, 2007.
- [14] Blatt, M., Wiseman, S., & Domany, E., "Data clustering using a model granular magnet," *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, p. 1805-1842, 1997.
- [15] Quiroga, R. Q., Nadasdy, Z., & Ben-Shaul, Y., "Unsupervised spike detection and sorting with wavelets and superparamagnetic clustering," *Neural computation*, vol. 16, no. 8, pp. 1661-1687, 2004.
- [16] Einevoll, G. T., Franke, F., Hagen, E., Pouzat, C., & Harris, K. D., "Towards reliable spike-train recordings from thousands of neurons with multielectrodes," *Current opinion in neurobiology*, vol. 22, no. 1, pp. 11-17, 2012.
- [17] Harris, K. D., Hirase, H., Leinekugel, X., Henze, D. A., & Buzsáki, G., "Temporal interaction between single spikes and complex spike bursts in hippocampal pyramidal cells," *Neuron*, vol. 32, no. 1, pp. 141-149, 2001.
- [18] Chung, J. E., Magland, J. F., Barnett, A. H., Tolosa, V. M., Tooker, A. C., Lee, K. Y., ... & Greengard, L. F., "A fully automated approach to spike sorting," *Neuron*, vol. 95, no. 6, pp. 1381-1394, 2017.
- [19] Abeles, M., & Goldstein, M. H., "Multispikes train analysis," *Proceedings of the IEEE*, vol. 65, no. 5, pp. 762-773, 1997.
- [20] Glasen, E. M., & Marks, W. B., "On-line Separation of Interleaved Neuronal Pulse Sequences, Data Acquisition Process," *Bio. Med.*, vol. 5, pp. 137-156, 1968.
- [21] Shalchyan, V., Jensen, W., & Farina, D., "Spike detection and clustering with unsupervised wavelet optimization in extracellular neural recordings," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 59, no. 9, pp. 2576-2585, 2012.
- [22] Yang, Y., & Mason, A. J., "Frequency band separability feature extraction method with weighted haar wavelet implementation for implantable spike sorting," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 25, no. 6, pp. 530-538, 2017.
- [23] Letelier, J. C., & Weber, P. P., "Spike sorting based on discrete wavelet transform coefficients," *Journal of neuroscience methods*, vol. 101, no. 2, pp. 93-106, 2000.

اقلیدسی و توزیع خوشه‌ها که بر مبنای یک خوشه‌بندی اولیه مشخص شده‌اند کار می‌کند.

ایده‌ی اصلی روش ارائه شده، پیدا کردن پارامترهای a و b برای ارضای این شرط بود که بیشینه‌ی فاصله‌ی بین ضرایب ویولت را در بین دو خوشه ایجاد کند. با استفاده از چند مجموعه‌ی داده که در چندین مقدار مختلف نسبت سیگنال به نویز قرار داشت، نشان داده شد که روش پیشنهادی کارایی مطلوبی دارد.

۵- مراجع

- [1] Thomas Jessell, Siegelbaum, S., & Hudspeth, A. J., Principles of neural science, New York: McGraw-hill, 2000.
- [2] W. Huang, "A Framework for Real Time and Automatic Spike Sorting of Multichannel Neuronal Activity," *International Journal of Enhanced Research in Science, Technology & Engineering*, 2017.
- [3] Kandel, E.R., Schwartz, J.H. and Jessell, T.M. eds., Principles of neural science, New York: McGraw-hill, 2000.
- [4] M. S. Lewicki, "A review of methods for spike sorting: the detection and classification of neural action potentials. Network," *Computation in Neural Systems*, vol. 9, no. 4, pp. 53-78, 1998.
- [5] Gibson, S., Judy, J. W., & Marković, D., "Spike sorting: The first step in decoding the brain: The first step in decoding the brain," *IEEE Signal processing magazine*, vol. 29, no. 1, pp. 124-143, 2012.
- [6] Mukhopadhyay, S., & Ray, G. C., "A new interpretation of nonlinear energy operator and its efficacy in spike detection," *IEEE Transactions on biomedical engineering*, vol. 45, no. 2, pp. 180-187, 1998.
- [7] Maragos, P., Kaiser, J. F., & Quatieri, T. F., "On amplitude and frequency demodulation using energy operators," *IEEE Transactions on signal processing*, vol. 41, no. 4, p. 1532-1550, 1993.
- [8] Chandra, R., & Optican, L. M., "Detection, classification, and superposition resolution of action potentials in multiunit single-channel recordings by an on-line real-time neural network," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, no. 5, p. 403-412, 1997.
- [9] T. Sapatinas, "Discriminant Analysis and Statistical Pattern Recognition," *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. 168, no. Series A (Statistics in Society), pp. 635-636, 2005.
- [10] W. Cai, J. Xu, and L. Huang., "Low Power SI Class E Power Amplifier And RF Switch for HealthCare," *Informatics Engineering, an International Journal*, vol. 4, no. 4, pp. 7-13, 2016.

- [27] Box, G. E. P., G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel., Time Series Analysis: Forecasting and Control, NJ: Prentice Hall: Englewood Cliffs, 1994.
- [28] K. P. Soman, Insight into wavelets: From theory to practice, PHI Learning Pvt. Ltd, 2010.
- [29] Pavlov, A., Makarov, V. A., Makarova, I., & Panetsos, F. , "Sorting of neural spikes: when wavelet based methods outperform principal component analysis," *Natural Computing*, vol. 6, no. 3, pp. 269-281, 2007.
- [30] Hulata, E., Segev, R., & Ben-Jacob, E., "A method for spike sorting and detection based on wavelet packets and Shannon's mutual information," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 117, no. 1, pp. 1-12, 2002.
- [24] Vargas-Irwin, C., & Donoghue, J. P., "Automated spike sorting using density grid contour clustering and subtractive waveform decomposition," *Journal of neuroscience methods*, vol. 164, no. 1, pp. 1-18, 2007.
- [25] "Center for BioMedical Signal Processing and Computation (CBMSPC)," University of California, Irvine, [Online]. Available: <http://cbmspc.eng.uci.edu/SOFTWARE/SPIKEDETECTION/templates.mat>.
- [26] Khorasani, A., Beni, N. H., Shalchyan, V., & Daliri, M. R. , "Continuous Force Decoding from Local Field Potentials of the Primary Motor Cortex in Freely Moving Rats," *Scientific Reports*, vol. 6, p. 35238, 2016.