

Detection of Neural Spike in Extracellular Recording using Shannon Energy and Hilbert Transform

S. Akbari¹, V. Shalchyan^{2*}, M. R. Daliri^{3*}

¹M.Sc. Student, Biomedical Engineering Department, School of Electrical Engineering, Iran University of Science & Technology (IUST), Tehran, Iran

²Assistant Professor, Biomedical Engineering Department, School of Electrical Engineering, Iran University of Science & Technology (IUST), Tehran, Iran

³Professor, Biomedical Engineering Department, School of Electrical Engineering, Iran University of Science & Technology (IUST), Tehran, Iran

Receipt in the Online Submission System: 4 July 2018, Received in Revised Form: 9 December 2018, Accepted: 13 December 2018

Abstract

Neural spike detection is the first step in the analysis of neural action potentials in extracellular recordings. The background noise which mainly originates from a large number of far neuronal units, usually confront with detection of low-amplitude spikes. So far, many scholars have devoted their works to this subject and many algorithms have been proposed. In this paper we present an automatic spike detection algorithm for the noise-contaminated extracellular signal. This algorithm consists of four steps: 1- A bandpass filtering and using a differential filter; 2- applying Shannon's energy nonlinear filter; 3- Hilbert transform; and 4- Thresholding of the signal. The proposed method has been compared with five known methods in spike detection. This comparison is done on two simulated datasets and one real data set. The results indicate the superiority of the proposed method for simulated data compared to other methods, which indicates the robustness of the proposed algorithm to the noise. Meanwhile, for real data, it reaches the second place among all six methods. Using Shannon's non-linear energy filter can be an effective way to detect spikes in extracellular signal recordings. The comparison indicates that this method is superior to the commonly known methods for spike detection.

Keywords: *Extracellular Recording, Spike Detection, Action Potential, Shannon Energy*

*Corresponding Authors

Address: Neuroscience and Neuroengineering Research Laboratory, Biomedical Engineering Department, School of Electrical Engineering, Iran University of Science & Technology (IUST), P. O. Box: 16846-13114, Tehran, Iran

Tel: +98-21-73225628, +98-21-73225738

Fax: +98-21-73225777

E-mail: shalchyan@iust.ac.ir, daliri@iust.ac.ir

آشکارسازی پتانسیل‌های عمل در ثبت‌های خارج سلولی با استفاده از انرژی شانون و تبدیل هیلبرت

سحر اکبری^۱، وحید شالچیان^{۲*}، محمدرضا دلیری^{۳*}

^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
^۳ استاد، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۷/۴/۱۳، بازنگری: ۱۳۹۷/۹/۱۸، پذیرش قطعی: ۱۳۹۷/۹/۲۲

چکیده

آشکارسازی اسپایک‌های عصبی، نخستین گام برای تجزیه و تحلیل پتانسیل عمل واحدهای نورونی در ثبت خارج سلولی می‌باشد. وجود نویز پس‌زمینه در ثبت‌های خارج سلولی، که عمدتاً از جمع آثار پتانسیل عمل واحد‌های نورونی دورتر از منطقه‌ی ثبت ناشی می‌شود، در بسیاری از مواقع، آشکارسازی و تشخیص اسپایک‌های عصبی کم‌دامنه را دشوار می‌سازد. تا کنون محققان زیادی به این موضوع پرداخته و برای حل این مشکل، الگوریتم‌های زیادی پیشنهاد داده‌اند. در این مقاله، یک الگوریتم خودکار برای آشکارسازی اسپایک‌های عصبی در سیگنال ثبت خارج سلولی آغشته به نویز پس‌زمینه، ارائه شده است. این الگوریتم از چهار مرحله، شامل ۱- فیلتر کردن میان‌گذر و استفاده از فیلتر بالاگذر تفاضلی، ۲- اعمال فیلتر غیرخطی انرژی شانون، ۳- تبدیل هیلبرت و ۴- آستانه‌گذاری روی سیگنال به دست آمده، تشکیل شده است. روش پیشنهادی در این مقاله، با پنج روش شناخته شده در تشخیص اسپایک، روی دو مجموعه‌ی داده‌ی شبیه‌سازی شده و یک مجموعه‌ی داده‌ی واقعی، مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج به دست آمده، حاکی از برتری روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها برای داده‌های شبیه‌سازی شده، بوده که نشان‌دهنده‌ی مقاوم بودن الگوریتم پیشنهادی نسبت به نویز می‌باشد. علاوه بر این، برای داده‌های واقعی، روش پیشنهادی شده رتبه‌ی دوم را در میان تمام روش‌ها به خود اختصاص داده است. استفاده از فیلتر غیرخطی انرژی شانون، می‌تواند راه‌حل موثری برای تشخیص اسپایک‌های عصبی در سیگنال ثبت خارج سلولی آغشته به نویز، به حساب آید.

کلیدواژه‌ها: ثبت خارج سلولی، تشخیص اسپایک، پتانسیل عمل، انرژی شانون

*نویسندگان مسئول

نشانی: آزمایشگاه علوم و مهندسی اعصاب، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران، کد پستی: ۱۳۱۱۴-۱۶۸۴۶

تلفن: ۷۳۲۲۵۶۲۸ (۲۱) ۹۸+، ۷۳۲۲۵۷۳۸ (۲۱) ۹۸+

دورنگار: ۷۳۲۲۵۷۷۷ (۲۱) ۹۸+

پست الکترونیکی: shalchyan@iust.ac.ir, daliri@iust.ac.ir

۱- مقدمه

ثبت خارج سلولی به کمک میکروالکترودها^۱، روشی معمول در علوم اعصاب است که فعالیت‌های عصبی خارج سلولی واحدهای نورونی نزدیک به نوک الکترودها در یک بافت عصبی را ثبت می‌کند [۱]. اکثر روش‌های تحلیل فعالیت عصبی، برای شناسایی لحظه‌هایی که در آن‌ها پتانسیل‌های نورونی اتفاق می‌افتند، کار خود را با آشکارسازی اسپایک^۲ آغاز می‌کنند. توجه به این نکته مهم است که در صورت بروز خطا در آشکارسازی اسپایک و موقعیت زمانی اسپایک‌ها، این خطاها به طور اجتناب ناپذیری در تمامی تحلیل‌های بعدی، تاثیرگذار خواهند بود [۱][۲].

مشکلات متعددی برای آشکارسازی صحیح اسپایک‌ها وجود دارد که از آن جمله می‌توان به نویز پس‌زمینه‌ی ناشی از فعالیت نورون‌های دورتر و نویز دستگاه ثبت، اشاره کرد [۳]. تا کنون از روش‌های بسیاری برای حل این مساله استفاده شده است [۱-۱۵].

متداول‌ترین روش برای تشخیص اسپایک، آستانه‌گذاری روی دامنه است که اغلب برای اجزای زمان واقعی در سیستم‌های واسط مغز-رایانه^۳، مورد استفاده قرار گرفته است [۴][۵]. روش‌های ارائه شده برای شناسایی خودکار سطح آستانه، مبتنی بر برآورد توان نویز زمینه‌ای بوده و به پیش‌فرض‌هایی درخصوص نوع توزیع آماری دامنه‌ی نویز (معمولاً گاوسی)، نیاز دارند، که این فرضیات در برخی موارد مورد تایید قرار نمی‌گیرند [۶]. یکی دیگر از روش‌های پرکاربرد برای تشخیص اسپایک، مبتنی بر تطبیق الگو^۴ می‌باشد. در این روش، الگوهایی که بیان‌گر یک شکل موج پتانسیل عمل معمول هستند، به عنوان معیار، مورد استفاده قرار می‌گیرند. این کار عموماً مستلزم دخالت اپراتور یا آزمون‌گر در تایید شکل موج‌های الگوی آماده شده برای تطبیق است که به خصوص در مواقعی که تعداد زیادی الکترودها وجود دارد، عملاً کاربردی نمی‌باشد [۱][۷].

در مطالعه‌ی لئو و هم‌کارانش [۳]، یک روش آشکارسازی اسپایک خودکار، مبتنی بر فیلتر مورفولوژیکی بهینه‌ی تکه‌ای ارائه شده است. مزیت قابل توجه این روش این است که به طور موفقیت‌آمیزی، اثر نویز پس‌زمینه را کاهش می‌دهد. در مطالعه‌ی تاکه‌کاوا و هم‌کارانش [۸]، یک الگوریتم مبتنی بر مدل، جهت شناسایی اسپایک با در نظر گرفتن توزیع‌های دامنه‌ای، عرضی و فراوانی اسپایک، ارائه شده است. کوپروگا

[۹]، نشان داد که شکل اسپایک‌ها می‌تواند با فیلترهای علی، که غالباً برای تشخیص برخط^۵ اسپایک مورد استفاده قرار می‌گیرند، به طور قابل توجهی تغییر یابد. هم‌چنین روش‌های مبتنی بر تبدیل موجک متعددی برای تشخیص اسپایک‌ها در داده‌های نورونی، وجود دارد [۲][۷][۱۰][۱۱][۱۲]. روش شناخته شده‌ی دیگری که به دلیل هزینه‌ی محاسباتی پایین و دقتی بالاتر از روش آستانه‌گذاری دامنه، مورد توجه کاربران قرار گرفته است، از تبدیل عمل‌گر انرژی تیگر^۶ [۲۰] استفاده می‌کند. اگر چه این روش، یک الگوریتم کارآمد و محبوب است، اما طبق بررسی‌های انجام شده در برخی از گزارش‌های علمی، وجود مولفه‌های گذرا و حضور نویز، باعث کاهش دقت این الگوریتم تشخیص اسپایک می‌شود [۱][۷][۲۰].

متتوا و هم‌کارانش [۱۳]، پنج الگوریتم تشخیص اسپایک و سه معیار آستانه‌گذاری برای تشخیص اسپایک را معرفی کردند. در مطالعه‌ی اعظمی و صانعی [۱]، سه روش جدید بر اساس عمل‌گر انرژی غیرخطی نرم شده، بعد فراکتال^۷، و انحراف معیار، برای تشخیص اسپایک‌های نورونی مخلوط شده با نویز و تداخلات، ارائه شد. در [۱۴]، روش جدیدی برای رفع مشکلات الگوریتم‌های قبلی ارائه شده است که از تجزیه‌ی مد تجربی جمعی^۸، که به انتخاب پارامتر نیازی ندارد و هم‌چنین از روشی جدید برای انتخاب خودکار پارامترهای فیلتر، بهره برده و سپس برای تقویت کارایی هر یک از روش‌های موجود، از تبدیل هیلبرت، به عنوان مرحله‌ی پیش‌پردازش، استفاده شده است. در تشخیص اسپایک‌های نورونی، روش‌هایی سخت‌افزاری نیز موجود می‌باشند که یکی از این روش‌ها در [۱۵] ارائه شده است. در این روش، در ابتدا، توانایی آشکارساز اسپایک EC-PC مورد ارزیابی قرار گرفته، سپس این الگوریتم روی یک تراشه‌ی CMOS ۰/۱۳ μm اجرا شده و نتیجه‌ی یک عملیات بدون نظارت و غیرپارامتری، نشان داده شده است.

در سال ۲۰۱۲، گروهی از محققان، یک روش جدید را برای تشخیص قله‌ی R در کمپلکس QRS سیگنال قلبی، پیشنهاد کردند که بر پایه‌ی استفاده از یک فیلتر غیرخطی انرژی شانون و تبدیل هیلبرت استوار می‌باشد [۱۶]. با وجود شباهت کمپلکس QRS با اسپایک‌های عصبی از لحاظ دارا بودن ماهیت گذرا در حوزه‌ی زمان، اسپایک‌های عصبی از نظر مشخصات زمانی، مورفولوژیکی و فرکانسی، با کمپلکس QRS سیگنال قلبی تفاوت‌های آشکاری دارند. علاوه بر این، حضور نویز

^۵ Online^۶ Teager Energy Operator (TEO)^۷ Fractal Dimension^۸ Ensemble EMD^۱ Microelectrodes^۲ Spike Detection^۳ Brain-Computer Interface (BCI)^۴ Template Matching

نورون‌ها در بافت عصبی (پتانسیل میدانی محلی^۷)، اثر تداخلی برق شهر و دستگاه ثبت الکتریکی و حرکت الکتروود نسبت به بافت عصبی، اشاره کرد. در این مقاله، برای کاهش اثر این نویزها و تقویت شکل اسپایک‌ها در سیگنال عصبی، از یک فیلتر میان‌گذر^۸ چبی شف نوع ۱ مرتبه‌ی ۴^۹، با باندهای پایین و بالای ۳۰۰ تا ۳۰۰۰، استفاده شده است. سپس به کمک یک فیلتر تفاضلی پیش‌خور، دیفرانسیل لحظه‌ای سیگنال $f(n)$ ، به صورت زیر محاسبه شده است تا اطلاعاتی را در مورد شیب اسپایک‌ها فراهم سازد.

$$d(n) = f(n+1) - f(n) \quad (۱)$$

در واقع، تفاضل‌گیر به عنوان یک فیلتر بالاگذر عمل می‌کند تا اسپایک‌ها، که متشکل از مولفه‌های فرکانس بالای لحظه‌ای هستند، خود را بهتر نشان دهند. به منظور نرمال کردن سیگنال، نمونه‌های $d(n)$ بر حداکثر دامنه‌ی قدرمطلق این سیگنال تقسیم شده‌اند:

$$\bar{d}(n) = \frac{d(n)}{\max[|d(n)|]} \quad (۲)$$

۲-۲-۲- تخمین انرژی شانون

برای آستانه‌گذاری روی یک سیگنال، ابتدا لازم است تا سیگنال، یک‌سو شود، تا صرف نظر از مثبت یا منفی بودن قله‌های اسپایک، بتوان با یک آستانه روی دامنه، موقعیت اسپایک‌ها را تشخیص داد. از این‌رو، پس از تفاضل‌گیری از سیگنال و نرمال کردن مقادیر بین صفر تا یک، از یک تبدیل غیرخطی استفاده می‌شود تا صرف نظر از قطبیت^{۱۰} سیگنال، خروجی همواره مثبت بوده و نیز اسپایک‌ها در آن تقویت شده باشند. در این‌جا از مقدار انرژی شانون برای سیگنال تفاضلات نرمال شده استفاده شده است که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$s(n) = -\bar{d}^2(n) \log(\bar{d}^2(n)) \quad (۳)$$

دقت کنید که با توجه به این‌که مقدار $\bar{d}^2(n)$ بین صفر و یک قرار دارد، $\log(\bar{d}^2(n))$ مقداری منفی داشته و در نتیجه، حاصل عبارت $s(n)$ همواره مثبت خواهد بود و در ضمن با توجه به وجود توان ۲ در عبارت $s(n)$ ، دامنه‌های بلند، که در لحظات اسپایک اتفاق می‌افتند، بیش‌تر تقویت می‌شوند. در شکل (۱)

فرکانس بالای نورونی در پس‌زمینه‌ی اسپایک‌های عصبی، مساله‌ی آشکارسازی این اسپایک‌ها را از تشخیص قله‌ی R در کمپلکس QRS، متمایز می‌سازد. هدف این مقاله، بررسی و ارزیابی کارایی روش آشکارسازی مبتنی بر فیلتر غیرخطی انرژی شانون و تبدیل هیلبرت، برای آشکارسازی اسپایک‌های عصبی در حضور نویز پس‌زمینه بوده که تا کنون در مطالعات پیشین، مورد بررسی قرار نگرفته است. در این مطالعه، برای ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهادی روی سیگنال‌های عصبی، از دو مجموعه‌ی داده‌ی شبیه‌سازی شده و یک مجموعه‌ی داده‌ی واقعی استفاده شده و دقت آشکارسازی این الگوریتم، با پنج الگوریتم شناخته شده و متداول برای آشکارسازی اسپایک‌های عصبی، مقایسه شده است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- مراحل الگوریتم آشکارسازی اسپایک

الگوریتم آشکارسازی مبتنی بر فیلتر غیرخطی انرژی شانون و تبدیل هیلبرت، که پیش‌تر برای تشخیص قله‌ی R در سیگنال قلبی، با موفقیت مورد استفاده قرار گرفته است [۱۶]، از چهار مرحله، شامل فیلتر کردن اولیه‌ی سیگنال، محاسبه‌ی انرژی شانون^۱، استفاده از تبدیل هیلبرت، و در نهایت آستانه‌گذاری، تشکیل شده است. مرحله‌ی اول الگوریتم پیشنهادی، شامل یک فیلتر میان‌گذر، یک نرمال‌سازی دامنه و عملیات تفاضل پیش‌خور، برای بیش‌تر مشخص کردن اسپایک‌ها و حذف نویز از سیگنال عصبی، می‌باشد. در مرحله‌ی دوم، تخمین انرژی شانون و فیلتر کردن با فاز-صفر^۲، برای به دست آوردن انرژی نرم شده^۳ شانون، که مهم‌ترین نقش را در الگوریتم پیشنهاد شده دارد، انجام می‌شود. مشاهده می‌شود که قله‌های محلی در انرژی شانون، بیان‌گر تقریبی از محل اسپایک‌ها خواهند بود. در مرحله‌ی سوم، از تبدیل هیلبرت^۴ و یک فیلتر میانگین‌گیر متحرک^۵ برای حذف رانش^۶ استفاده می‌شود. جزئیات مربوط به هر مرحله، در بخش‌های بعدی بیان شده است.

۲-۲-۱- کاهش نویز و تقویت اسپایک‌ها

داده‌های ثبت خارج سلولی آغشته به نویز، از منابع زیادی سرچشمه می‌گیرند، که از آن جمله می‌توان به اثر پتانسیل‌های عمل نورون‌های با فاصله‌ی زیاد از نوک الکتروود، برآیند فعالیت

^۶ Drift Removal

^۷ Local Field Potential

^۸ Bandpass Filter

^۹ 4th Order Chebyshev Type I Bandpass Filter

^{۱۰} Polarity

^۱ Shannon Energy (SE)

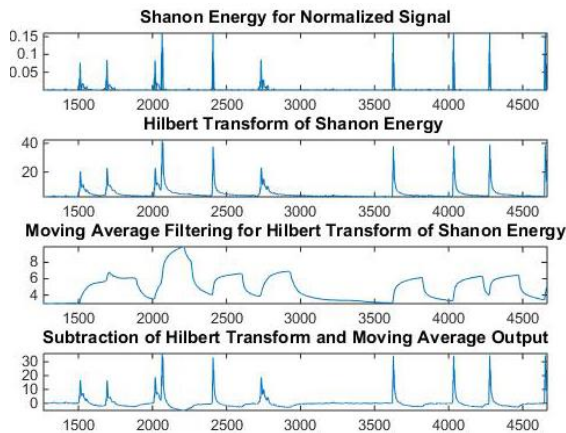
^۲ Zero-Phase Filtering

^۳ Smoothed

^۴ Hilbert Transform

^۵ Moving Average

آستانه فراتر رفته باشد، آن لحظه از سیگنال به عنوان اسپایک در نظر گرفته می‌شود. در ضمن، با توجه به این که سیگنال به دست آمده، یک طرفه است، عملیات یک‌سانی برای اسپایک‌های مثبت و منفی انجام می‌شود.



شکل (۲) - مراحل اعمال شده روی سیگنال انرژی شانون برای اخذ سیگنال نهایی قبل از آستانه‌گذاری

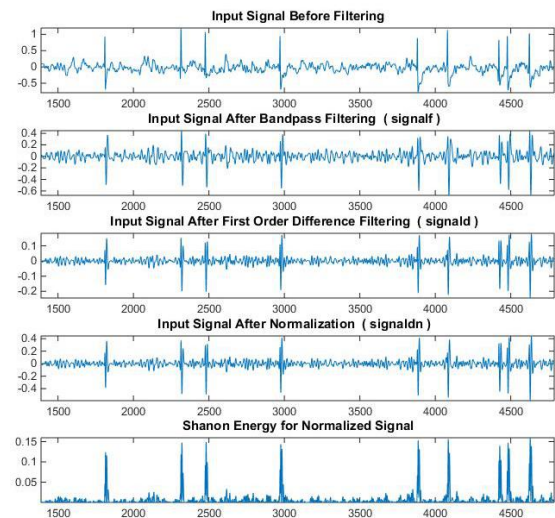
۲-۳- مجموعه‌ی دادگان و مقایسه با روش‌های پیشین

به منظور ارزیابی کارکرد روش ارائه شده، از سه مجموعه‌ی داده استفاده شده است. مجموعه‌ی داده‌های ۱ و ۲، داده‌های شبیه‌سازی شده هستند. از این‌رو در این مجموعه‌ی داده‌ها، زمان واقعی اسپایک‌ها در اختیار می‌باشد. هم‌چنین به منظور ارزیابی روش برای داده‌های واقعی، در مجموعه‌ی داده‌ی ۳، از داده‌های ثبت خارج سلولی از هیپوکامپ^۳ موش صحرایی^۴ استفاده شده است. در ادامه، به توضیح مختصری پیرامون هر مجموعه‌ی داده پرداخته شده است.

مجموعه‌ی داده‌ی ۱ [۱۷]، خود شامل ۴ زیرمجموعه با عناوین C_Easy1، C_Easy2، C_Difficult1 و C_Difficult2 بوده و هر کدام از این زیرمجموعه‌ها، خود شامل ۴ قطعه‌ی سیگنال شبیه‌سازی شده‌ی ۶۰-ثانیه‌ای با سطح نویزهای متمایز (۰/۵، ۰/۱۰، ۰/۱۵ و ۰/۲۰) می‌باشند. در واقع، این داده متشکل از یک نویز زمینه و سه شکل اسپایک متمایز بوده که با فواصل بین اسپایکی مبتنی بر توزیع پواسون، در طول داده توزیع شده‌اند. نرخ نمونه‌برداری، برابر با ۲۴ کیلوهرتز در نظر گرفته شده و متوسط نرخ آتش نرون‌ها، ۲۰ آتش بر ثانیه بوده است.

مجموعه‌ی داده‌ی ۲ [۱۸]، از ۳ زیرمجموعه‌ی داده‌ی شبیه‌سازی شده‌ی simulation1، simulation2 و simulation3 تشکیل شده است که هر یک شامل ۱۰۰ ثانیه سیگنال می‌باشند، به طوری که قالب اسپایک‌های هر یک، با یکدیگر تفاوت دارد. هر

نمونه‌ای از سیگنال شبیه‌سازی شده و اثر فیلترهای مختلف ذکر شده در بخش‌های پیش، نشان داده شده است. چنانچه مشاهده می‌شود، اسپایک‌ها به خوبی در سیگنال انرژی شانون متمایز و مشخص می‌باشند.



شکل (۱) - سیگنال خام، فیلترشده، نرمال شده و سیگنال انرژی شانون

۲-۲-۳- استفاده از تبدیل هیلبرت

روش استفاده شده در این مقاله، مبتنی بر استفاده از تبدیل هیلبرت برای تسهیل فرایند تقویت اسپایک‌ها در سیگنال است. از تبدیل هیلبرت به طور گسترده‌ای برای یافتن دامنه و فرکانس لحظه‌ای در یک سیگنال استفاده می‌شود.

از آن‌جا که در عمل، خط پایه‌ی تبدیل هیلبرت، در اطراف قله‌های اسپایک بلند، دچار لغزش^۲ می‌شود، برای اصلاح خط پایه و حذف مولفه‌های فرکانس پایین، از یک فیلتر میانگین متحرک استفاده شده است، به طوری که خروجی تبدیل هیلبرت از این فیلتر عبور داده می‌شود. سپس، خروجی فیلتر، که شامل مولفه‌های فرکانس پایین است، از سیگنال اصلی کسر می‌شود تا بدین ترتیب، مولفه‌های فرکانس پایین حذف گردند. در شکل (۲)، سیگنال انرژی شانون، تبدیل هیلبرت، خروجی فیلتر میانگین متحرک، سیگنال تفاضل تبدیل هیلبرت و خروجی فیلتر، نشان داده شده است.

۲-۲-۴- آستانه‌گذاری

در مرحله‌ی نهایی، سیگنال حاصل از مرحله‌ی پیش، با یک مقدار آستانه مورد مقایسه قرار می‌گیرد. در هر لحظه، سیگنال با مقدار آستانه مقایسه شده و در صورتی که مقدار سیگنال از

^۳ Hippocampus

^۴ Rat

^۱ Baseline

^۲ Drift

۴-۲- معیارهای ارزیابی

یک الگوریتم کارآمد برای تشخیص اسپایک‌ها، باید از یک طرف بتواند تا حد امکان، بیش‌ترین تعداد اسپایک‌ها را به درستی تشخیص داده و از طرف دیگر، تا حد امکان در زمانی که اسپایکی در سیگنال وجود ندارد، هیچ آشکارسازی نادرستی از وقوع اسپایک نداشته باشد. از این‌رو در این مقاله، برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی، در انجام آزمایش‌ها روی سیگنال‌های شبیه‌سازی شده، از معیارهای زیر استفاده شده است:

۱- نسبت تشخیص‌های درست^۲ (TPR): کسری از اسپایک‌های موجود در سیگنال، که به درستی تشخیص داده شده‌اند
 ۲- نسبت تشخیص‌های نادرست^۳ (FPR): نسب تعداد تشخیص اسپایک‌های غیرواقعی به تعداد کل اسپایک‌های موجود در سیگنال

از مقادیر معیارهای فوق برای رسم منحنی‌های ROC^۴ استفاده می‌شود. به طوری که در مرحله‌ی نهایی از هر روش آشکارسازی اسپایک، یک سیگنال آشکارساز بر اساس سیگنال اصلی تولید می‌شود، که در آن، اسپایک‌ها نسبت به نویز زمینه، نمایان‌تر هستند و در آخرین مرحله، عملیات آستانه‌گذاری روی آن انجام می‌گردد. با ضرب کردن یک ضریب در آستانه‌ی آشکارسازی، می‌توان از حالت آستانه‌ی خیلی پایین تا آستانه‌ی خیلی بالا را مورد آزمایش قرار داده و در هر حالت، مقادیر TPR (نسبت تشخیص‌های درست) و FPR (نسبت تشخیص‌های نادرست) را محاسبه نمود. با متصل نمودن این نقاط برای هر روش، به ازای آستانه‌های مختلف، نمودار ROC به دست می‌آید.

هم‌چنین، از دو معیار زیر برای مقایسه‌ی کمی کارایی روش‌های آشکارسازی استفاده شده است:

۱- نسبت موفقیت^۵ (HR): که از نظر عددی با TPR برابر است
 ۲- نسبت دقت^۶ (PR): که نشان‌دهنده‌ی نسبت تعداد آشکارسازی‌های درست به کل تعداد اسپایک‌های آشکارسازی شده (مجموع درست و نادرست) می‌باشد

۳- یافته‌ها و بحث

در شکل‌های (۳) تا (۶)، نمودار ROC برای روش پیشنهادی و سایر روش‌های پیشین، روی مجموعه‌ی داده‌ی ۱، با سطوح مختلف نویز با انحراف معیارهای ۰/۰۵، ۰/۱۰، ۰/۱۵ و ۰/۲۰، نشان داده شده است. برای رسم این نمودارها، مقادیر مربوطه روی چهار زیرمجموعه‌ی Easy1، C_Easy2، C_Difficult1 و C_Difficult2، در سطوح نویز یک‌سان، میانگین‌گیری شده‌اند.

شبیه‌سازی، خود شامل ۴ مجموعه‌ی داده با انحراف معیارهای مختلف برای نویز است (۰/۰۵، ۰/۱۰، ۰/۱۵ و ۰/۲۰). فرکانس نمونه‌برداری در این شبیه‌سازی، برابر با ۲۵ کیلوهرتز در نظر گرفته شده است.

هم‌چنین، با مد نظر قرار دادن این نکته که سیگنال‌های واقعی ثبت خارج سلولی از ویژگی‌های خاصی برخوردار بوده که آن‌ها را از داده‌های شبیه‌سازی شده متمایز می‌سازد، الگوریتم تشخیص اسپایک پیشنهادی، روی یک مجموعه‌ی داده‌ی واقعی نیز مورد ارزیابی قرار گرفته است. این مجموعه‌ی داده، از چندین کانال ثبت داخل و خارج سلولی از نورون‌های ناحیه‌ی CA1 در هیپوکامپ موش صحرایی در حالت بیهوشی، تشکیل شده است [۱۹]. با توجه به این که ثبت سیگنال به طور هم‌زمان از داخل و خارج نورون، صورت گرفته است، زمان‌های واقعی اسپایک‌های یکی از واحدهای نورونی، از طریق ثبت هم‌زمان سیگنال داخل سلولی نیز مشخص می‌شود که می‌تواند برای ارزیابی الگوریتم آشکارسازی اسپایک‌های خارج سلولی، به کار برده شود. در این‌جا، تنها از فایل 16613.001.dat و از اطلاعات کانال‌های ۱۳ (ثبت داخل سلولی)، ۲ و ۱۱ (ثبت خارج سلولی)، استفاده شده است.

به منظور ارزیابی عمل‌کرد روش ارائه شده در مقایسه با روش‌های پیشین، پنج مورد از روش‌های مهم و شاخص در تشخیص اسپایک، انتخاب شده و عمل‌کرد آن‌ها روی هر سه مجموعه‌ی داده، مورد بررسی قرار گرفته است. این پنج روش، به شرح زیر می‌باشند:

۱- روش Noise Var: که در آن، آستانه‌گذاری قدم‌مطلق دامنه با استفاده از تخمین سطح نویز سیگنال عصبی، مطابق با پیاده‌سازی [۱۷] صورت می‌گیرد

۲- روش TEO: که در آن از عمل‌گر انرژی تیگر^۱ استفاده شده، که روش پیاده‌سازی آن در [۲۰] توضیح داده شده است

۳- روش MTEO: در این روش از انرژی تیگر چند مقیاسی استفاده می‌شود که از محاسبه‌ی انرژی تیگر با چند مقدار تاخیر مختلف و حاصل‌ضرب آن‌ها، به دست می‌آید. پیاده‌سازی این روش در مقاله‌ی [۲۱] به طور کامل توضیح داده شده است

۴- روش Wavelet: که در آن از حاصل‌ضرب چند مقیاس از ضرایب تبدیل موجک گسسته، که در مقاله‌ی [۲۲] پیشنهاد شده است، استفاده می‌شود

۵- روش CWT: آشکارسازی اسپایک‌های عصبی با استفاده از ضرایب موجک پیوسته، طبق الگوریتم ارائه شده در مقاله‌ی [۲]

^۴ Receiver Operator Characteristics

^۵ Hit Rate

^۶ Precision Rate

^۱ Teager Energy Operator

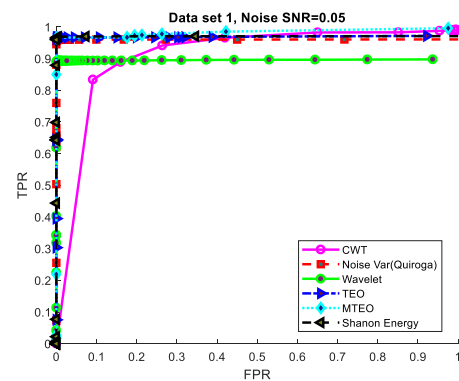
^۲ True Positive Rate

^۳ False Positive Rate

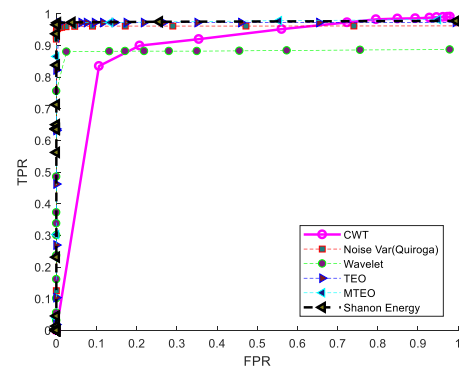
به منظور تحلیل نمودارهای ROC، باید نحوه‌ی ترسیم آن‌ها را مد نظر قرار داد. برای ترسیم این نمودارها، مقدار آستانه‌ای که در هر روش به دست می‌آید، در یک ضریب کوچک‌تر از یک ضرب می‌شود، به طوری که FPR به نزدیکی مقدار واحد برسد. در این حالت، با توجه به این که مقدار آستانه، پایین‌تر از قله‌ی تمام (یا اکثر) اسپایک‌ها است، تمام (یا اکثر) اسپایک‌های موجود در سیگنال، شناسایی شده و در نتیجه، مقدار TPR نیز (تقریباً) برابر با واحد خواهد شد (گوشه‌ی سمت راست و بالای نمودار ROC). حال با افزایش تدریجی ضریب آستانه، به تدریج قسمت‌هایی از سیگنال نویز که از مقدار آستانه عبور می‌کردند، کاهش یافته و در واقع، از تعداد اشتباهات در تشخیص، کاسته شده، که در نتیجه، FPR کاهش پیدا می‌کند. این در حالی است که هنوز مقدار آستانه از ارتفاع اسپایک‌ها کم‌تر بوده، در نتیجه، هنوز از تعداد تشخیص‌های درست، کاسته نشده و بنابراین، TPR همچنان مقدار بالا و ثابتی دارد. بنابراین در این حالت، نمودار از گوشه‌ی بالا-راست، حرکتی افقی به سمت بالا-چپ را آغاز می‌کند. با افزایش تدریجی ضریب آستانه، مقدار آستانه از ارتفاع برخی اسپایک‌ها فراتر رفته و در نتیجه، روند کاهش TPR نیز شروع می‌شود، که این همان نقطه‌ی زانویی نمودار در گوشه‌ی بالای آن می‌باشد. به همین ترتیب، با بزرگ‌تر کردن ضریب آستانه، TPR کاهش یافته و نمودار به صورت عمودی به پایین می‌آید، تا در نهایت، نمودار به گوشه‌ی پایین-چپ خود برسد.

همان‌طور که ملاحظه می‌شود، در دو سطح نویز اول (۰/۰۵ و ۰/۱۰)، مساحت زیر نمودارهای ROC بسیار بالا و تقریباً نزدیک به واحد است. با افزایش سطح نویز، در سطح نویزهای ۰/۱۵ و ۰/۲۰، مقدار TPR کاهش یافته و نمودارها به سمت پایین متمایل می‌شوند. قابل توجه است که سه روشی که در آن‌ها از فیلترهای غیرخطی استفاده شده است (روش انرژی شانون ارائه شده و روش‌های انرژی تیگر TEO و MTEO)، عمل‌کرد بهتری نسبت به سه روش دیگر داشته و در واقع، این سه روش از قدرت بالایی در مواجهه با نویز برخوردار می‌باشند. علاوه بر این، به‌ازای FPR-های قابل قبول (برای مثال کم‌تر از ۰/۲)، روش ارائه شده همواره بهترین عمل‌کرد (بیش‌ترین TPR)، را از خود نشان می‌دهد.

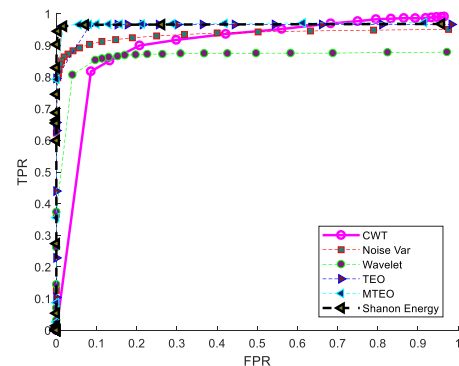
هم‌چنین، به منظور مقایسه‌ی کمی کارایی الگوریتم‌های مورد استفاده، مقادیر دقیق HR و PR، به‌ازای زیرمجموعه‌های مختلف مجموعه‌ی داده‌ی ۱ و به‌ازای سطوح نویز مختلف، در جدول (۱) ارائه شده است.



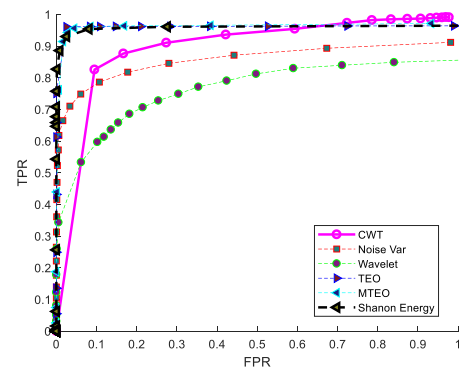
شکل (۳) - نمودارهای ROC برای روش‌های مختلف که برای سطح نویز ۰/۰۵ در مجموعه‌ی داده‌ی ۱ به کار برده شده‌اند



شکل (۴) - نمودارهای ROC برای روش‌های مختلف که برای سطح نویز ۰/۱۰ در مجموعه‌ی داده‌ی ۱ به کار برده شده‌اند



شکل (۵) - نمودارهای ROC برای روش‌های مختلف که برای سطح نویز ۰/۱۵ در مجموعه‌ی داده‌ی ۱ به کار برده شده‌اند

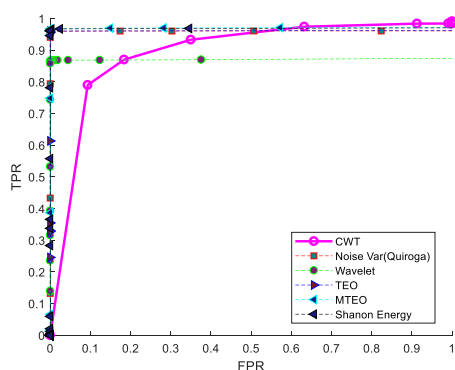


شکل (۶) - نمودارهای ROC برای روش‌های مختلف که برای سطح نویز ۰/۲۰ در مجموعه‌ی داده‌ی ۱ به کار برده شده‌اند

جدول (۱) - مقادیر شاخص‌های HR و PR برای الگوریتم‌های تشخیص اسپایک، به ازای سطح نویزهای مختلف در مجموعه‌ی داده‌ی ۱

		Noise Var		Wavelet		TEO		MTEO		CW		Shanon Energy	
		HR	PR	HR	PR	HR	PR	HR	PR	HR	PR	HR	PR
C_Easy_1	۰/۰۵	۰/۹۵۹	۰/۹۹۴	۰/۹۰۳	۰/۹۷۷	۰/۹۸۸	۰/۹۲۷	۰/۹۸۰	۰/۹۷۵	۰/۹۸۵	۰/۹۹۸	۰/۹۹۹	۰/۹۹۵
	۰/۱۰	۰/۹۵۳	۰/۹۹۶	۰/۸۹۸	۰/۹۷۲	۰/۹۷۵	۰/۹۸۳	۰/۹۷۸	۱/۰۰۰	۰/۹۸۲	۰/۹۸۴	۰/۹۸۶	۰/۹۹۹
	۰/۱۵	۰/۹۵۰	۰/۹۹۵	۰/۸۹۸	۰/۹۶۴	۰/۹۶۴	۰/۹۶۰	۰/۹۷۰	۰/۹۰۱	۰/۹۷۷	۰/۹۸۲	۰/۹۷۹	۰/۹۹۸
	۰/۲۰	۰/۹۱۱	۰/۹۹۹	۰/۶۷۰	۰/۸۵۱	۰/۹۴۹	۰/۹۵۵	۰/۹۶۱	۰/۹۰۷	۰/۹۶۱	۰/۹۸۰	۰/۹۸۶	۰/۹۹۷
C_Easy_2	۰/۰۵	۰/۹۵۹	۰/۹۹۶	۰/۹۱۵	۰/۹۸۳	۰/۹۷۰	۰/۹۹۴	۰/۹۷۷	۰/۹۹۴	۰/۹۷۰	۰/۹۸۸	۰/۹۸۰	۰/۹۹۷
	۰/۱۰	۰/۹۵۹	۰/۹۹۵	۰/۸۹۲	۰/۹۵۱	۰/۹۶۹	۰/۹۹۸	۰/۹۹۳	۰/۹۹۴	۰/۹۶۵	۰/۹۹۷	۰/۹۷۱	۰/۹۹۳
	۰/۱۵	۰/۹۵۶	۰/۹۹۵	۰/۸۸۵	۰/۹۸۳	۰/۹۷۳	۰/۹۰۰	۰/۹۴۳	۰/۹۴۹	۰/۹۶۰	۰/۹۸۱	۰/۹۷۹	۰/۹۹۷
	۰/۲۰	۰/۹۶۲	۰/۹۹۰	۰/۶۸۲	۰/۸۳۰	۰/۹۶۵	۰/۸۹۷	۰/۹۴۳	۰/۹۵۶	۰/۹۵۴	۰/۹۶۴	۰/۹۶۸	۰/۹۹۴
C_Difficult_1	۰/۰۵	۰/۹۶۰	۰/۹۹۸	۰/۹۱۴	۰/۹۳۲	۰/۹۷۵	۰/۹۸۹	۰/۹۶۷	۰/۹۷۷	۰/۹۷۳	۰/۹۸۶	۰/۹۷۹	۰/۹۹۹
	۰/۱۰	۰/۹۶۳	۰/۹۹۷	۰/۸۸۸	۰/۹۵۲	۰/۹۷۸	۰/۹۸۹	۰/۹۶۷	۰/۹۸۱	۰/۹۶۲	۰/۹۷۴	۰/۹۷۰	۰/۹۹۹
	۰/۱۵	۰/۹۴۸	۰/۹۹۷	۰/۸۹۳	۰/۹۸۹	۰/۹۵۲	۰/۹۰۹	۰/۹۲۳	۰/۹۳۱	۰/۹۵۱	۰/۹۸۹	۰/۹۷۰	۰/۹۹۹
	۰/۲۰	۰/۹۵۹	۰/۹۹۳	۰/۶۷۳	۰/۸۶۹	۰/۹۰۹	۰/۸۰۱	۰/۹۷۱	۰/۹۹۶	۰/۹۳۵	۰/۹۵۱	۰/۹۸۱	۰/۹۹۹
C_Difficult_2	۰/۰۵	۰/۹۵۹	۰/۹۹۸	۰/۹۰۹	۰/۹۵۵	۰/۹۷۴	۰/۹۲۵	۰/۹۶۷	۰/۹۷۴	۰/۹۷۷	۰/۹۶۶	۰/۹۸۵	۰/۹۹۷
	۰/۱۰	۰/۹۶۷	۰/۹۹۳	۰/۸۸۲	۰/۹۸۴	۰/۹۶۰	۰/۹۴۷	۰/۹۸۵	۰/۹۸۷	۰/۹۶۲	۱/۰۰۰	۰/۹۷۹	۰/۹۹۸
	۰/۱۵	۰/۹۵۳	۰/۹۹۵	۰/۸۸۰	۰/۹۱۸	۰/۹۶۴	۰/۷۹۵	۰/۹۵۲	۰/۹۱۳	۰/۹۲۷	۰/۹۷۹	۰/۹۷۸	۰/۹۹۹
	۰/۲۰	۰/۹۶۰	۰/۹۹۳	۰/۶۳۶	۰/۸۵۴	۰/۹۴۵	۰/۹۰۲	۰/۹۰۱	۰/۹۷۹	۰/۹۰۱	۰/۹۷۱	۰/۹۶۶	۰/۹۹۸
Average ±SD		۰/۹۵۵	۰/۹۹۵	۰/۸۳۸	۰/۹۳۵	۰/۹۶۳	۰/۹۲۹	۰/۹۶۱	۰/۹۶۳	۰/۹۵۸	۰/۹۸۰	۰/۹۷۹	۰/۹۹۷
		۰/۰۱۲	۰/۰۰۲	۰/۱۰۴	۰/۰۵۴	۰/۰۱۸	۰/۰۶۲	۰/۰۲۳	۰/۰۳۳	۰/۰۲۲	۰/۰۱۳	۰/۰۰۸	۰/۰۰۱

روشی که از انرژی تیگر استفاده می‌کنند، بهترین عمل کرد را از خود نشان دادند. مقادیر دقیق HR و PR در هر سه زیر مجموعه‌ی 1، simulation2، simulation3، به ازای سطوح مختلف نویز، در جدول (۲) ارائه شده است. با توجه به مقادیر جدول (۲)، مشاهده می‌شود که با افزایش سطح نویز، مقادیر HR و PR کاهش پیدا می‌کنند. میانگین مقادیر HR و PR به ازای تمام سطح نویزها در هر سه زیرمجموعه‌ی داده در مجموعه‌ی داده‌ی ۲، به ترتیب برابر با ۰/۹۸۱ و ۰/۹۹۶ است که بیشترین مقادیر در بین هر شش روش به حساب می‌آیند.



شکل (۷) - نمودارهای ROC برای روش‌های مختلف که برای سطح نویز ۰/۱۰ در مجموعه‌ی داده‌ی ۲ به کار برده شده‌اند

چنانچه در جدول (۱) ملاحظه می‌شود، مقدار HR و PR، با افزایش نویز، کاهش می‌یابند. میانگین مقادیر HR و PR به ازای داده‌ها و سطوح نویز مختلف، در مجموعه‌ی داده‌ی ۱ برای هر روش در سطر انتهایی جدول (۱) آمده است. میانگین مقادیر HR و PR روش ارائه شده در این مقاله، به ترتیب برابر با ۰/۹۷۹ و ۰/۹۹۷ است که بیشترین مقادیر در بین هر ۶ روش بوده و نشان می‌دهد که روش پیشنهادی، به طور کلی و به ازای سطوح مختلف نویز، از عمل کرد بهتری نسبت به سایر روش‌ها برخوردار می‌باشد.

همچنین، برای اثبات تمایز موجود میان نتایج روش پیشنهاد شده در این مقاله و نتایج سایر روش‌های بررسی شده، از تست غیرپارامتری Sign Rank ویلکاکسون استفاده شده و روش پیشنهادی با سایر روش‌های پیشین مورد مقایسه قرار گرفته است، که نتایج به دست آمده، نشان‌دهنده‌ی وجود تفاوت معناداری میان روش ارائه شده نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد. به طور مشابه، برای مجموعه‌ی داده‌ی ۲ نیز مقادیر TPR و FPR به ازای مقادیر مختلف ضرایب آستانه، محاسبه شده و نمودار ROC روش ارائه شده در کنار سایر روش‌ها به دست آمده است. در این جا تنها یک نمونه از نمودارها در شکل (۷) نشان داده شده است که مربوط به سطح نویز ۰/۱۰ می‌باشد. برای این مجموعه‌ی داده نیز روش پیشنهادی این مقاله، به همراه دو

جدول (۲) - مقادیر شاخص‌های HR و PR برای الگوریتم‌های تشخیص اسپایک به ازای سطح نویزهای مختلف در مجموعه‌ی داده‌ی ۲

		Noise Var		Wavelet		TEO		MTEO		CW		Shanon Energy	
		HR	PR	HR	PR	HR	PR	HR	PR	HR	PR	HR	PR
Simulation1	۰/۰۵	۰/۹۸۰	۰/۸۶۶	۰/۹۱۱	۰/۹۶۲	۰/۹۸۹	۰/۹۷۴	۰/۹۸۵	۰/۹۹۳	۰/۹۹۱	۱/۰۰۰	۰/۹۷۸	۰/۹۹۶
	۰/۱۰	۰/۹۹۵	۰/۹۹۳	۰/۹۰۳	۰/۹۸۶	۰/۹۸۷	۰/۹۱۲	۰/۹۹۸	۱/۰۰۰	۰/۹۸۹	۰/۹۸۸	۰/۹۶۹	۰/۹۹۷
	۰/۱۵	۰/۹۰۳	۰/۸۸۱	۰/۸۹۸	۰/۹۶۴	۰/۹۵۶	۰/۹۶۳	۰/۹۸۰	۰/۹۹۷	۰/۹۶۱	۰/۹۷۸	۰/۹۷۸	۰/۹۹۶
	۰/۲۰	۰/۸۲۹	۰/۸۰۷	۰/۶۹۰	۰/۸۵۱	۰/۹۵۸	۰/۹۵۵	۰/۹۷۸	۱/۰۰۰	۰/۹۳۲	۰/۹۸۶	۰/۹۷۹	۰/۹۹۶
Simulation2	۰/۰۵	۰/۹۷۴	۰/۹۱۱	۰/۹۱۷	۰/۹۷۴	۰/۹۹۷	۰/۹۳۸	۰/۹۷۰	۰/۹۲۳	۰/۹۶۱	۰/۹۷۸	۰/۹۹۹	۰/۹۹۵
	۰/۱۰	۰/۹۶۵	۰/۹۳۸	۰/۹۱۰	۰/۹۶۷	۰/۹۸۸	۰/۹۹۸	۰/۹۷۲	۰/۹۷۸	۰/۹۲۴	۰/۹۸۱	۰/۹۹۹	۰/۹۹۵
	۰/۱۵	۰/۹۲۸	۰/۸۹۶	۰/۸۹۰	۰/۹۵۰	۰/۹۶۳	۰/۹۱۳	۰/۹۸۲	۰/۹۶۱	۰/۸۴۵	۰/۸۹۹	۰/۹۹۴	۰/۹۹۶
	۰/۲۰	۰/۷۸۲	۰/۸۷۲	۰/۶۶۳	۰/۸۱۹	۰/۹۶۷	۰/۹۱۴	۰/۹۷۱	۰/۹۶۸	۰/۷۰۱	۰/۹۶۶	۰/۹۹۳	۰/۹۹۷
Simulation3	۰/۰۵	۰/۹۷۴	۰/۹۲۴	۰/۹۱۸	۰/۹۷۷	۰/۹۶۸	۰/۹۳۷	۰/۹۷۷	۱/۰۰۰	۰/۹۷۴	۰/۹۷۵	۰/۹۷۴	۰/۹۹۸
	۰/۱۰	۰/۹۸۳	۰/۹۹۷	۰/۹۳۸	۰/۹۷۰	۰/۹۶۵	۰/۹۹۱	۰/۹۹۱	۱/۰۰۰	۰/۸۷۷	۰/۹۵۶	۰/۹۷۵	۰/۹۹۷
	۰/۱۵	۰/۸۹۴	۰/۹۰۷	۰/۸۷۲	۰/۹۸۵	۰/۹۷۹	۰/۹۷۲	۰/۹۷۷	۰/۹۶۳	۰/۸۲۲	۰/۹۸۷	۰/۹۶۵	۰/۹۸۹
	۰/۲۰	۰/۸۰۸	۰/۷۳۰	۰/۶۹۳	۰/۸۳۳	۰/۹۶۴	۰/۹۱۵	۰/۹۶۶	۰/۹۳۱	۰/۷۱۰	۰/۹۸۹	۰/۹۷۴	۰/۹۹۸
Average ±SD		۰/۹۱۷	۰/۸۹۵	۰/۸۵۰	۰/۹۳۶	۰/۹۷۳	۰/۹۴۸	۰/۹۷۸	۰/۹۷۶	۰/۸۹۰	۰/۹۷۳	۰/۹۸۱	۰/۹۹۶
		۰/۰۷۵	۰/۰۷۴	۰/۱۰۲	۰/۰۶۲	۰/۰۱۴	۰/۰۳۱	۰/۰۰۹	۰/۰۲۸	۰/۱۰۲	۰/۰۲۶	۰/۰۱۱	۰/۰۰۲

در میان هر ۶ روش، تنها روش انرژی تیگر (NEO) با مجموع ۱۱۸۹ تشخیص درست و ۲۲ عدم تشخیص اشتباه، اندکی بهتر از روش پیشنهادی این مقاله عمل کرده و روش ارائه شده در این مقاله، عمل کرد بهتری نسبت به سایر روش‌ها داشته است. هم‌چنین، لازم به ذکر است که در پایان، هر مرحله از الگوریتم پیشنهادی به صورت جداگانه آستانه‌گذاری شده و نتایج حاصل مانند جدول (۱) مورد بررسی قرار گرفت. میانگین مقادیر HR و PR در این نتایج، بیان‌گر آن است که ترکیب تمام مراحل الگوریتم، باعث به دست آوردن بهترین تشخیص شده است.

هم‌چنین، به منظور ارزیابی روش به ازای داده‌های واقعی، روش ارائه شده به همراه سایر روش‌ها، روی مجموعه‌ی داده‌ی واقعی ۳، مورد آزمایش قرار گرفت. برای این داده، تعداد اسپایک‌هایی که به درستی تشخیص داده شده‌اند (TP^۱)، و تعداد اسپایک‌هایی که به اشتباه تشخیص داده نشده‌اند (FN^۲)، محاسبه شده و در جدول (۳) ارائه شده‌اند. چنان‌چه در جدول (۳) ملاحظه می‌شود، روش پیشنهادی، در کانال‌های ۲ و ۱۱، در مجموع ۱۱۶۱ اسپایک را به درستی تشخیص داده و ۳۹ اسپایک را به اشتباه تشخیص نداده است.

جدول (۳) - ارزیابی روش‌های تشخیص اسپایک با استفاده از مجموعه‌ی داده‌ی ۳ (داده‌ی واقعی). تعداد اسپایک‌های درست تشخیص داده شده (TP) و به اشتباه تشخیص داده نشده (FN) برای دو کانال ثبت خارج سلولی نشان داده شده است

Data	Noise Var		Wavelet		NEO		MTEO		CW		Shanon Energy	
	TP	FN	TP	FN	TP	FN	TP	FN	TP	FN	TP	FN
Chnl2	۱۰۳۶	۴۳	۹۹۸	۲۷	۱۱۳۲	۹	۱۱۰۴	۳۵	۱۰۶۰	۴۱	۱۰۸۰	۲۶
Chnl11	۱۰۳۳	۴۹	۹۶۰	۸۹	۱۰۵۷	۱۳	۱۰۶۳	۲۵	۱۰۷۱	۳۹	۱۰۸۱	۱۳

قرار گرفته است. این مقایسه‌ها روی سه مجموعه‌ی داده، شامل دو مجموعه‌ی داده‌ی شبیه‌سازی شده و یک مجموعه‌ی داده‌ی واقعی، صورت گرفت. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که در هر دو داده‌ی شبیه‌سازی شده، روش پیشنهادی این مقاله، عمل کرد بهتری نسبت به سایر روش‌ها داشته است. از آن‌جا که هر دو مجموعه‌ی داده‌های شبیه‌سازی شده، شامل ۴ سطح نویز بودند، دقت عمل کرد روش ارائه شده، بیان‌گر مقاوم بودن آن نسبت به نویز می‌باشد.

۴- نتیجه‌گیری

تشخیص اسپایک‌ها، ابتدایی‌ترین مرحله در تحلیل سیگنال پاسخ عصبی خارج سلولی برای رمزگشایی محرک، به شمار می‌رود. در این مقاله، به منظور کاهش اثر نویز و تقویت اسپایک‌ها در سیگنال عصبی، از عمل‌گرهای تفاضل، یک فیلتر غیرخطی بدون حافظه (انرژی شانون) و هم‌چنین تبدیل هیلبرت، استفاده شده است. برای ارزیابی روش پیشنهادی، این روش با پنج روش متداول در تشخیص اسپایک، مورد مقایسه

^۲ False Negative

^۱ True Positive

۵- مراجع

- [13] Mtetwa N, Smith LS. Smoothing and thresholding in neuronal spike detection. *Neurocomputing*. 2006 Jun 30;69(10):1366-70.
- [14] Azami H, Escudero J, Darzi A, Sanei S. Extracellular spike detection from multiple electrode array using novel intelligent filter and ensemble fuzzy decision making. *Journal of neuroscience methods*. 2015 Jan 15;239:129-38.
- [15] Zhou Y, Wu T, Rastegarnia A, Guan C, Keefer E, Yang Z. On the robustness of EC-PC spike detection method for online neural recording. *Journal of neuroscience methods*. 2014 Sep 30;235:316-30.
- [16] Manikandan MS, Soman KP. A novel method for detecting R-peaks in electrocardiogram (ECG) signal. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2012 Mar 31;7(2):118-28.
- [17] Quiroga RQ, Nadasdy Z, Ben-Shaul Y. Unsupervised spike detection and sorting with wavelets and superparamagnetic clustering. *Neural computation*. 2004 Aug;16(8):1661-87.
- [18] Rutishauser U, Schuman EM, Mamelak AN. Online detection and sorting of extracellularly recorded action potentials in human medial temporal lobe recordings, in vivo. *Journal of neuroscience methods*. 2006 Jun 30;154(1):204-24.
- [19] Henze DA, Borhegyi Z, Csicsvari J, Mamiya A, Harris KD, Buzsáki G. Intracellular features predicted by extracellular recordings in the hippocampus in vivo. *Journal of neurophysiology*. 2000 Jul
- [20] Gibson S, Judy JW, Markovic D. Technology-aware algorithm design for neural spike detection, feature extraction, and dimensionality reduction. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*. 2010 Oct;18(5):469-78.
- [21] Choi JH, Jung HK, Kim T. A new action potential detector using the MTEO and its effects on spike sorting systems at low signal-to-noise ratios. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2006 Apr;53(4):738-46.
- [22] Kim KH, Kim SJ. A wavelet-based method for action potential detection from extracellular neural signal recording with low signal-to-noise ratio. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2003 Aug;50(8):999-1011.
- [1] Azami H, Sanei S. Spike detection approaches for noisy neuronal data: Assessment and comparison. *Neurocomputing*. 2014 Jun 10;133:491-506.
- [2] Nenadic Z, Burdick JW. Spike detection using the continuous wavelet transform. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2005 Jan;52(1):74-87.
- [3] Liu X, Yang X, Zheng N. Automatic extracellular spike detection with piecewise optimal morphological filter. *Neurocomputing*. 2012 Mar 1;79:132-9.
- [4] Chapin JK. Realtime control of a robot arm using simultaneously recorded brain neurons. In *Robotics Research 2000* (pp. 283-287). Springer, London.
- [5] Hochberg LR, Serruya MD, Friehs GM, Mukand JA, Saleh M, Caplan AH, Branner A, Chen D, Penn RD, Donoghue JP. Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia. *Nature*. 2006 Jul 13;442(7099):164-71.
- [6] Kim KH, Kim SJ. A wavelet-based method for action potential detection from extracellular neural signal recording with low signal-to-noise ratio. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2003 Aug;50(8):999-1011.
- [7] Shahid S, Walker J, Smith LS. A new spike detection algorithm for extracellular neural recordings. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2010 Apr;57(4):853-66.
- [8] Takekawa T, Ota K, Murayama M, Fukai T. Spike detection from noisy neural data in linear-probe recordings. *European Journal of Neuroscience*. 2014 Jun 1;39(11):1943-50.
- [9] Benitez R, Nenadic Z. Robust unsupervised detection of action potentials with probabilistic models. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2008 Apr;55(4):1344-54.
- [10] Yang X, Shamma SA. A totally automated system for the detection and classification of neural spikes. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 1988 Oct;35(10):806-16.
- [11] Shalchyan V, Jensen W, Farina D. Spike detection and clustering with unsupervised wavelet optimization in extracellular neural recordings. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2012 Sep;59(9):2576-85.
- [12] Liu X, Wan H, Shang Z, Shi L. Automatic extracellular spike denoising using wavelet neighbor coefficients and level dependency. *Neurocomputing*. 2015 Feb 3;149:1407-14.