

Neonatal seizure detection in electroencephalogram using time-reassigned adaptive Fourier synchrosqueezing transform with globally optimal window length

Shamsi, Elham¹ / Ahmadi-Pajouh, Mohammad Ali^{2*} / Towhidkhah, Farzad³ / Moradi, Mohammad Hasasn³

¹ - Ph.D. Student, Biomedical Engineering Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

² - Assistant Professor, Biomedical Engineering Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

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

ARTICLE INFO

DOI: <https://doi.org/10.22041/ijbme.2024.2039234.1919>

Received: 21-8-2024

Revised: 28-12-2024

Accepted: 30-12-2024

KEYWORDS

*Adaptive time reassignment
Adaptive Fourier synchrosqueezing transform
Newborn electroencephalogram seizure
Instantaneous frequency
Group delay
Multicomponent non-stationary signal*

ABSTRACT

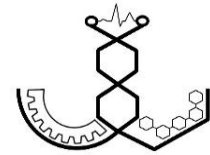
Some damages to the cerebral cortex, especially neonatal seizures, are detected using electroencephalogram (EEG) in the neonatal intensive care unit (NICU). Given the non-stationary and multicomponent nature of the EEG and lack of clinical symptoms of seizures in neonates, the EEG interpretation is complicated, time-consuming and requires specialized staff. Therefore, development of automatic methods for neonatal seizure detection is crucial. Studies demonstrate that the time-frequency methods are superior to methods in either the time or the frequency domain. Additionally, adaptive time-frequency methods yield better results, compared to their counterparts. Among the adaptive time-frequency transforms (ATFTs), the adaptive Fourier synchrosqueezing transform (AFSST) has led to promising results. The AFSST solely encompasses frequency reassignment, thereby being more suitable for representing slowly varying components. Conversely, the time-reassigned Fourier synchrosqueezing transform is more convenient for fast-changing components. Neonatal seizures comprise various component types. Hence, it is necessary to employ a TFT that is capable of representing them sharply and accurately. This study aims at improvement of neonatal seizure detection using an ATFT and time-frequency features. Thus, for the first time, the time-reassigned adaptive Fourier synchrosqueezing transform with globally optimal window length (TAFSSTOL) is applied on neonatal seizures, along with using the set-based integer-coded fuzzy granular evolutionary algorithm (SIFE) and Bayesian optimization for selecting the features and classifiers, respectively. Furthermore, time and frequency domain features are extracted. Some features have never been utilized in the literature. For time-frequency features, AFSST is also used. The time-frequency features that were extracted from TAFSSTOL led to the best classification performance (accuracy: 100%, sensitivity: 100%, specificity: 100%, precision: 100%, negative predictive value: 100%, F1 score: 100%, Matthew's correlation coefficient: 100%, Cohen's κ value: 100%, area under the receiver operating characteristic curve: 1). Thus, the TAFSSTOL is apt for various components separation and neonatal seizure detection.

*Corresponding Author

Address Biomedical Engineering Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

E-Mail pajouh@aut.ac.ir





آشکارسازی تشنج نوزادان در الکتروانسفالوگرام به‌وسیله تبدیل هم‌گام‌ساز فوری و انتقال یافته در زمان و برخورد از طول پنجره بهینه

شمسی، الهام^۱ / احمدی‌پژوه، محمدعلی^{۲*} / توحیدخواه، فرزاد^۳ / مرادی، محمدحسن^۳

^۱ - دانشجوی دکتری تخصصی، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

^۲ - استادیار، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

^۳ - استاد، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: <https://doi.org/10.22041/ijbme.2024.2039234.1919>

پذیرش: ۱۴۰۳/۱۰/۱۰

بازنگری: ۱۴۰۳/۱۰/۸

ثبت در سامانه: ۱۴۰۳/۵/۳۱

واژه‌های کلیدی	چکیده
انتقال زمانی و فقی تبدیل فوری هم‌گام ساز وفقی سیگنال الکتروانسفالوگرام تشنج نوزاد فرکانس لحظه‌ای تأخیر گروه سیگنال چندمؤلفه‌ای	بعضی آسیب‌ها به قشر مخ نوزادان با آشکارسازی تشنج در الکتروانسفالوگرام در واحد مراقبت ویژه از نوزادان تشخیص داده می‌شود. باتوجه به طبیعت غیرایستا و چندمؤلفه‌ای الکتروانسفالوگرام و نداشتن علائم بالینی تشنج در اغلب نوزادان، تفسیر این سیگنال، پیچیده، زمان‌بر و نیازمند کارمندان متخصص است. بنابراین، توسعه روش‌های تشخیص خودکار تشنج‌های نوزادان ضروری است. پژوهش‌ها نشان داده‌اند که روش‌های زمان-فرکانس بهتر از روش‌های زمانی و روش‌های فرکانسی تشنج نوزادان را آشکارسازی می‌کنند و نتایج حاصل از اعمال تبدیل‌های زمان-فرکانس و فقی بهتر از سایر تبدیل‌های زمان-فرکانس است. در میان تبدیل‌های زمان-فرکانس و فقی، تبدیل فوری هم‌گام‌ساز و فقی (AFSST) نتایج موفق‌تری به‌ارمغان آورده است. این تبدیل فقط انتقال فرکانسی دارد. بنابراین، بیشتر برای بازنمایی مؤلفه‌های دارای تغییرات آرام مناسب است. درمقابل، تبدیل فوری هم‌گام‌ساز انتقال یافته در زمان، بیشتر برای بازنمایی مؤلفه‌های دارای تغییرات سریع مطلوب است. از نظر سرعت تغییرات فرکانسی، تشنج نوزاد مؤلفه‌های مختلفی دارد. در نتیجه برای بررسی و تشخیص خودکار تشنج نوزادان، استفاده از یک تبدیل زمان-فرکانس که برای بازنمایی همه انواع مؤلفه‌ها مناسب باشد ضروری است. هدف این پژوهش بهبود آشکارسازی تشنج نوزادان است. بعضی روش‌های به‌کاررفته در این پژوهش قبلاً برای آشکارسازی تشنج نوزادان استفاده نشده است. این روش‌ها عبارتند از: ۱. تبدیل هم‌گام‌ساز فوری و فقی انتقال یافته در زمان و برخورد از طول پنجره بهینه (TAFSSTOL)، ۲. الگوریتم تکاملی دانه‌بندی فازی رمزنگاری شده با اعداد صحیح و مبتنی بر عملگرهای مجموعه‌ها (SIFE) برای انتخاب ویژگی و ۳. بهینه‌سازی بیزین برای انتخاب پارامترهای طبقه‌بندها. ویژگی‌های استخراج‌شده در حوزه‌های زمان، فرکانس و زمان-فرکانس بودند. بعضی از ویژگی‌ها، در پژوهش‌های آشکارسازی تشنج نوزادان استفاده نشده بودند. برای ویژگی‌های زمانی-فرکانسی، علاوه بر تبدیل TAFSSTOL، تبدیل AFSST نیز به‌کار گرفته شد. صحیح‌ترین و دقیق‌ترین طبقه‌بندی به‌ازای ویژگی‌های زمانی-فرکانسی مبتنی بر TAFSSTOL به‌دست آمد. بدین ترتیب، تبدیل TAFSSTOL با برخورداری از انتقال‌های و فقی زمانی-فرکانسی و طول پنجره بهینه تبدیل مناسبی برای تفکیک انواع مؤلفه‌ها و تشخیص تشنج نوزادان است.

*نویسنده مسئول

نشانی: دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

pajouh@aut.ac.ir

پست الکترونیک



۱- مقدمه

الکتروانسفالوگرام سیگنالی غیرتهاجمی است که برای آشکارسازی یا پیش‌بینی اغلب ناهنجاری‌های مغزی از جمله تشنج‌ها استفاده می‌شود [۱، ۲]. تشخیص دقیق و صحیح زمان تشنج نوزادان می‌تواند جان بسیاری از ایشان را نجات دهد [۳]. آشکارسازی علایم بالینی تشنج‌های نوزادان امری دشوار است، زیرا اغلب علایم بالینی خاصی در هنگام تشنج در ایشان دیده نمی‌شود و اغلب تشنج‌های نوزادان فقط در فعالیت‌های مغزی ایشان دیده می‌شود [۴-۹]؛ به‌علاوه، نوزادان بیمار ممکن است بعضی رفتارهای حرکتی را از خود بروز دهند که به‌سادگی با تشنج اشتباه گرفته شود. بنابراین، ممکن است تکیه بر مشاهده بالینی برای آشکارسازی تشنج به تشخیص‌های اشتباه بینجامد [۱۰]. الکتروانسفالوگرام مؤثرترین ابزار آشکارسازی فعالیت‌های مغزی مرتبط با تشنج است. معمولاً، به منظور نظارت غیرخودکار بر تشنج، متخصصان نروفیزیولوژیست باید پیوسته حاضر باشند و الکتروانسفالوگرام را بررسی کنند. بنابراین، پژوهشگران به آشکارسازی خودکار تشنج گرویده‌اند [۹].

معمولاً، انواع مختلف الگوریتم‌های یادگیری ماشین تشنج را در الکتروانسفالوگرام آشکار می‌کنند [۱۱]. چنین الگوریتم‌هایی معمولاً دو مرحله دارند: (۱) استخراج ویژگی، (۲) آموزش طبقه‌بند. عملکرد این الگوریتم‌ها بیشتر به میزان متمایزکنندگی ویژگی‌های استخراج‌شده بستگی دارد. ویژگی‌ها از بازنمایی‌های حوزه زمان، فرکانس، زمان-مقیاس یا زمان-فرکانس استخراج می‌شوند [۱۲، ۱۳]. به‌علت ماهیت غیرایستای الکتروانسفالوگرام و غنی‌بودن اطلاعات موجود در ویژگی‌های زمان-فرکانس، بازنمایی‌های زمان-مقیاس و زمان-فرکانس برای تحلیل این سیگنال مناسب‌تر هستند [۱۴، ۱۵]. تحلیل‌های حوزه زمان-فرکانس شامل به‌کارگیری توزیع‌های زمان-فرکانس [۱۶] یا استفاده از رویکردهای تجزیه سیگنال، مانند تجزیه مد تجربی [۱۷] هستند. در رویکردهای مبتنی بر تجزیه سیگنال، توجه به این واقعیت معطوف می‌شود که سیگنال الکتروانسفالوگرام می‌تواند به‌صورت سیگنالی چند مؤلفه‌ای که تحت مدولاسیون دامنه و مدولاسیون فرکانس قرار گرفته باشد مدل‌سازی شود. بنابراین، این رویکردها می‌توانند گامی از فرایند پیش‌پردازش باشند که اطلاعات متمایزکننده مفیدی، مانند فرکانس لحظه‌ای، به‌دست می‌دهند [۱، ۱۸].

روش‌های متنوعی برای استخراج ویژگی از توزیع‌های زمان-فرکانس توسعه داده شده‌اند؛ گاهی، یک توزیع زمان-فرکانس به‌صورت یک تصویر تفسیر و ویژگی‌های مرتبط با تصویر از آن استخراج می‌شود [۱۳]. به‌علاوه، شبکه‌های عصبی کانولوشنی

[۱۹، ۲۰] و حافظه طولانی کوتاه‌مدت [۲۰] نیز برای استخراج ویژگی و طبقه‌بندی کاربرد داشته‌اند. از ویژگی‌های زمان-فرکانس دیگر، می‌توان به ویژگی‌های مرتبط با فرکانس لحظه‌ای و جهت تمرکز انرژی [۲۱] اشاره کرد. در پژوهشی، انحراف معیار فرکانس لحظه‌ای و انحراف معیار تأخیر گروه تخمین زده شد و ویژگی استخراج‌شده برای آشکارسازی تشنج نوزادان کمینه این دو کمیت بوده است [۹]. پژوهش مذکور نشان داد که این ویژگی عملکرد بهتری در مقایسه با ویژگی‌های آماری زمانی، آنتروپی شانون، مسطح‌بودن طیفی، مسطح‌بودن زمانی-فرکانسی، شار طیفی و شار زمانی-فرکانسی دارد. ویژگی‌های حاشیه‌ای تغییر یافته [۴] و ویژگی‌های آماری [۴، ۹] نیز از جمله ویژگی‌هایی هستند که از تبدیل زمان-فرکانس استخراج شده‌اند و در آشکارسازی تشنج نوزادان به‌کار رفته‌اند. تشنج نوزادان امواج غیرایستا، تکرارشونده و ناگهانی است که غالب انرژی آن در فرکانس‌های کمتر از ۸ هرتز متمرکز شده است [۲۲]. به‌طور کلی، الگوهای تشنج می‌توانند خطی مدوله‌شده در فرکانس [۲۳]، تکه‌ای خطی مدوله‌شده در فرکانس [۲۳، ۲۴]، قطارهای اسپایک یا ترکیبی از همه این‌ها باشند [۲۵]. باوجود این، سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام غیرتشنجی نوزاد می‌توانند دربرگیرنده مشخصه‌های آشوب‌گونه یا تصادفی همراه با امواج قوی مدوله‌شده در دامنه [۲۴]، فعالیت‌های برست با فرکانس پایین (اغلب کمتر از ۴ هرتز) و ولتاژ بالا باشد [۲۶]. همان‌طور که بیان شد، از نظر سرعت تغییر فرکانس لحظه‌ای مؤلفه‌های سیگنال الکتروانسفالوگرام، تشنج‌های نوزادان دو نوع کلی دارد [۴، ۹، ۲۱]. بنابراین، نیاز است که تبدیل زمان-فرکانس مورداستفاده توانایی جداسازی انواع فرکانس‌های لحظه‌ای را داشته باشد به‌طوری‌که، تمرکز انرژی در جداسازی حاصل بالا باشد و پراکندگی انرژی در بازنمایی زمان-فرکانس کم باشد.

تبدیل‌های زمان-فرکانس مختلفی در پژوهش‌های آشکارسازی تشنج نوزادان استفاده شده است که از جمله آن‌ها می‌توان به تبدیل فوری زمان-کوتاه [۲۷]، تبدیل موجک پیوسته ساده [۲۸]، نسخه گسترش‌یافته تبدیل B اصلاح‌شده (EMBD) [۲۷]، تبدیل موجک Q تنظیم‌شونده [۱۴]، تبدیل موجک تجربی [۳]، تبدیل موجک ایستا [۱۹]، تبدیل موجک گسسته ساده [۲۹] و تبدیل ویگنر-ویل [۲۷] اشاره کرد. حال آنکه این نوع تبدیل‌ها اغلب تمرکز انرژی پایینی برای انواع فرکانس‌های لحظه‌ای دارند که این امر عملکرد تشخیص تشنج نوزادان را پایین می‌آورد [۲۷]. در سال‌های اخیر، تبدیل‌های جدیدی توسعه داده شده و این مسئله را تاحدودی حل کرده‌اند و

نمونه‌برداری ۲۵۶ هرتز بود. پس از فیلتر کردن نویز برق شهر، یک فیلتر بیضوی میان‌گذر دارای پاسخ ضربه نامحدود با فرکانس‌های قطع ۰/۵ هرتز و ۷۰ هرتز بر سیگنال اعمال شده بود و فرکانس نمونه‌برداری به ۳۲ هرتز کاهش داده شده بود. سپس، الکتروانسفالوگرام به قطعات ناهم‌پوشان هشت ثانیه‌ای تقسیم شد. سیگنال الکتروانسفالوگرام استفاده‌شده در این پژوهش شامل دو کلاس پس‌زمینه و تشنج بود و هرکدام از این کلاس‌ها ۲۰۰ قطعه (سگمنت) داشتند. با توجه به خواص پیش‌تر یادشده الکتروانسفالوگرام پس‌زمینه و تشنج، سیگنال استفاده‌شده در این پژوهش از مؤلفه‌های آرام و سریع برخوردار بود. شایان ذکر است که پژوهشگرانی که مجموعه داده استفاده‌شده در این پژوهش را به اشتراک گذاشته بودند، قبلاً این داده‌ها را پیش‌پردازش کرده بودند.

۲-۲- تبدیل زمان-فرکانس

همان‌طور که پیش‌تر ذکر شد، مؤلفه‌های آرام در تبدیل هم‌گام‌ساز فوری و فقی و مؤلفه‌های سریع در تبدیل هم‌گام‌ساز فوری انتقال یافته در زمان بهتر شناسایی می‌شوند. با توجه به آنکه سیگنال الکتروانسفالوگرام استفاده‌شده شامل مؤلفه‌های آرام و سریع بود، نیاز بود که از تبدیلی استفاده شود که بتواند هم مؤلفه‌های آرام و هم مؤلفه‌های سریع را شناسایی کند. بنابراین در این پژوهش، از تبدیل هم‌گام‌ساز فوری و فقی انتقال یافته در زمان و برخوردار از طول پنجره بهینه (TAFSSTOL) [۳۴] استفاده شد. در این تبدیل، طول پنجره در هر لحظه با بهینه‌سازی بیزین به دست می‌آید. تبدیل فوری هم‌گام‌ساز و فقی (AFSST) [۳۰] که تبدیل پایه به کاررفته در تبدیل TAFSSTOL است، از رابطه (۱) محاسبه می‌شود:

$$T_x^w(t, v) = \int_{\{f \in \mathbb{R}: |S_x^w(m, f)| > \gamma\}} S_x^w(m, f) \delta(v - \mu_x^w(m, f)) df \quad (1)$$

که در آن، x سیگنال تحت تبدیل، m زمان و f فرکانس است. w پنجره گوسی با طول $L(m)$ است:

$$w_{L(m)}(\tau) = \frac{1}{L(m)} w\left(\frac{\tau}{L(m)}\right) = \frac{1}{L(m)\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\left(\frac{\tau}{L(m)}\right)^2}{2}\right) \quad (2)$$

برای دستیابی به تبدیل فوری پنجره، از رابطه (۳) استفاده می‌شود:

$$W_{L(m)}(\eta) = \int_{-\infty}^{\infty} w_{L(m)}(\tau) e^{-j2\pi\eta\tau} d\tau = e^{-2(\pi L(m)\eta)^2} \quad (3)$$

محدودیت آن‌ها برای نوع خاصی از فرکانس‌های لحظه‌ای است؛ مثال بارز این تبدیل‌ها، تبدیل‌های فوری هم‌گام‌ساز از جمله تبدیل فوری هم‌گام‌ساز و فقی (AFSST) است که بیشتر برای بازنمایی مؤلفه‌های دارای تغییرات آرام کاربرد دارد [۳۰] و در آشکارسازی صرع موفق عمل کرده است [۳۱]. از سوی دیگر، تبدیل فوری هم‌گام‌ساز انتقال یافته در زمان بیشتر برای بازنمایی مؤلفه‌های دارای تغییرات سریع مفید است [۳۲]. با توجه به انواع مختلف مؤلفه‌های موجود در تشنج نوزادان، تبدیلی که هم‌زمان بتواند مؤلفه‌های دارای تغییرات آرام و سریع را با تمرکز انرژی بالا بازنمایی کند، بسیار ضروری است. به علاوه، برای دستیابی به تشخیص صحیح‌تر و دقیق‌تر تشنج، نیاز است که یک روش تجزیه بهینه طراحی شود تا ویژگی‌های متمایزکننده بهتری استخراج شود [۳۳]. نظر به اینکه و فقی بودن تبدیل زمان-فرکانس موجب آشکارسازی موفق‌تر تشنج نوزادان می‌شود [۴، ۲۷]، توسعه تبدیل‌های زمان-فرکانس و فقی در آشکارسازی تشنج نوزادان ارجحیت دارد.

هدف این پژوهش بهبود آشکارسازی تشنج نوزادان از طریق تبدیل‌های زمان-فرکانس و فقی و ویژگی‌های زمانی-فرکانسی و مقایسه عملکرد دو تبدیل زمان-فرکانس و فقی در آشکارسازی تشنج نوزادان است. در این پژوهش، برای اولین بار، از تبدیل هم‌گام‌ساز فوری و فقی انتقال یافته در زمان و برخوردار از طول پنجره بهینه (TAFSSTOL) [۳۴] به منظور بهبود آشکارسازی تشنج نوزادان استفاده شد. در این تبدیل، انتقال زمانی-فرکانسی و فقی وجود دارد؛ انتقال فرکانسی و زمانی به ترتیب به دنبال کردن مؤلفه‌های آرام و سریع کمک می‌کند. به علاوه، بهینه‌بودن طول پنجره در هر زمان در این تبدیل، به بازنمایی شفاف مؤلفه‌ها و بازسازی صحیح سیگنال منجر می‌شود. افزون بر ویژگی‌های زمانی-فرکانسی، ویژگی‌های زمانی و فرکانسی نیز استخراج شدند. بعضی ویژگی‌های استخراج شده قبلاً در هیچ پژوهشی استخراج نشده بودند. شایان ذکر است که برای ویژگی‌های زمانی-فرکانسی، علاوه بر تبدیل TAFSSTOL، از تبدیل AFSST نیز استفاده شد و بدین ترتیب، چهار طبقه‌بندی انجام شد. به علاوه، در این پژوهش برای اولین بار در ادبیات آشکارسازی تشنج نوزادان، طبقه‌بندها با بهینه‌سازی بیزین انتخاب شدند.

۲- روش

۲-۱- مجموعه داده

در این پژوهش، از مجموعه داده ثبت و پیش‌پردازش شده در بیمارستان RBWH استرالیا [24] استفاده شده است. فرکانس

$$H = \{f \in R: |S_x^w(m, f)| > \gamma\} \cup \{m \in R: |S_x^w(m, f)| > \gamma\} \quad (10)$$

شایان ذکر است که در تبدیل TAFSSTOL، طول پنجره از طریق بهینه‌سازی به‌دست می‌آید. تابع هزینه استفاده‌شده در تعیین طول پنجره بهینه در هر زمان در رابطه (۱۱) ذکر شده است:

$$g(l(m)) = 1 - \frac{RQF_\beta^l(m)}{RE_\beta^l(m)} \quad (11)$$

که در آن، l طول پنجره در حال بررسی در یک ایتريشن الگوریتم بهینه‌سازی در زمان m است. $RQF_\beta^l(m)$ عامل کیفیت بازسازی سیگنال در بازه زمانی $[m, m + 2\beta]$ به‌ازای طول پنجره $l(m)$ است. β در این پژوهش برابر با ۴ نمونه در نظر گرفته شده است. در ادبیات، این مقدار در تبدیل هم‌گام‌ساز فوریه‌ی وفقی استفاده شده است [۳۰]. $RQF_\beta^l(m)$ طبق رابطه (۱۲) محاسبه می‌شود:

$$RQF_\beta^l(m) = 10 \log_{10} \frac{\|x_\beta(m)\|^2}{\|x_\beta(m) - \hat{x}_\beta(m)\|^2} \quad (12)$$

که در آن، $x_\beta(m)$ و $\hat{x}_\beta(m)$ به‌ترتیب سیگنال x و سیگنال بازسازی‌شده، در بازه زمانی $[m, m + 2\beta]$ هستند. سیگنال بازسازی‌شده از عکس تبدیل TAFSSTOL به‌دست می‌آید:

$$\hat{x}(\xi) = \frac{L(\xi)}{w(0)} \int_{-\infty}^{\infty} R_x^w(t, \nu) d\nu \quad (13)$$

همان‌طور که پیش‌تر توضیح داده شد، $\xi = [m, m + 2\beta]$ در رابطه (۱۱)، $RE_\beta^l(m)$ آنتروپی رنی طیف زمان-فرکانس به‌دست آمده از تبدیل فوریه زمان-کوتاه $\tilde{S}_x^w(t, \nu)$ با طول پنجره $l(m)$ در بازه زمانی $[m, m + 2\beta]$ است:

$$RE_\beta^l(m) = \frac{1}{1-\lambda} \log_2 \int_{-\infty}^{\infty} \int_m^{m+2\beta} \left(\frac{|\tilde{S}_x^w(t, \nu)|}{\int_{-\infty}^{\infty} \int_{\theta}^{\theta+2\beta} |\tilde{S}_x^w(t, \nu)| dt d\nu} \right)^\lambda dt d\nu \quad (14)$$

که در آن، $\lambda \neq 1$ مرتبه آنتروپی رنی است. در ادبیات، توصیه شده است که $\lambda > 2$ باشد [35]. پژوهش‌های بسیاری از λ فرد، به‌خصوص $\lambda = 3$ استفاده کرده‌اند [26, 32, 35-38]. در این پژوهش نیز λ برابر با ۳ در نظر گرفته شد. هرچه آنتروپی رنی کمتر باشد، تمرکز انرژی و تفکیک‌پذیری بازنمایی زمان-فرکانس بیشتر و تاری آن کمتر است.

بدین ترتیب، تابع هزینه تعیین طول پنجره بهینه برای هر زمان طوری تعریف شده است که بازنمایی زمان-فرکانس سیگنال

به‌علاوه در رابطه (۱)، $S_x^w(m, f)$ تبدیل فوریه زمان-کوتاه وفقی است که از رابطه (۴) به‌دست می‌آید:

$$S_x^w(m, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) w_{L(m)}(\tau - m) e^{-j2\pi f(\tau - m)} d\tau = \int_{-\infty}^{\infty} x(m + \tau) w_{L(m)}(\tau) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (4)$$

بنا بر قضیه پلانچرل داریم:

$$S_x^w(m, f) = \mathcal{F}^{-1}\{X(\eta)W_{L(m)}(f - \eta)\} = \mathcal{F}^{-1}\{X(\eta)e^{-2\pi^2(f - \eta)^2(L(m))^2}\} \quad (5)$$

که در آن، $\mathcal{F}^{-1}$ و $X(\eta)$ به‌ترتیب عملگر عکس تبدیل فوریه و تبدیل فوریه سیگنال تحت بررسی هستند. به عبارت بهتر، تبدیل فوریه زمان-کوتاه وفقی تبدیل فوریه زمان-کوتاهی است که در آن، طول پنجره ثابت نیست و تابعی از زمان است. در رابطه (۱)، $\mu_x^w(m, f)$ عملگر انتقال فرکانسی یعنی فرکانس لحظه‌ای است:

$$\mu_x^w(m, f) = \Re\left(\frac{\frac{\partial}{\partial m} S_x^w(m, f)}{j2\pi S_x^w(m, f)}\right) + \frac{L(m)}{L(m)} \Re\left(\frac{S_x^{\tau\rho}(m, f)}{j2\pi S_x^w(m, f)}\right) \quad (6)$$

که در آن، $\Re$ عملگر جزء حقیقی عدد مختلط است. در رابطه (۶)، $S_x^{\tau\rho}(m, f)$ از رابطه (۷) به‌دست می‌آید:

$$S_x^{\tau\rho}(m, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(m + \tau) \tau \frac{1}{L^2(m)} \dot{w}\left(\frac{\tau}{L(m)}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (7)$$

رابطه (۱)، γ در دامنه تعریف انتگرال، آستانه است که باتوجه‌به [۳۰]، ۰/۰۰۱ در نظر گرفته شده است. وجود قید γ برای داشتن انتقال صحیح فرکانسی برای همه ضرایب ضروری است [۳۰].

تبدیل TAFSSTOL از رابطه (۸) محاسبه می‌شود:

$$R_x^w(t, \nu) = \iint_H S_x^w(m, f) \delta(t - t_x^w(m, f)) \delta(\nu - \mu_x^w(m, f)) dm df \quad (8)$$

در رابطه (۸)، $t_x^w(m, f)$ تأخیر گروه و عملگر انتقال زمانی است که به‌ازای $S_x^w(m, f) \neq 0$ از رابطه (۹) محاسبه می‌شود:

$$t_x^w(m, f) = m - \frac{\partial}{\partial f} \varphi_x^w(m, f) = m - \Im\left(\frac{\frac{\partial}{\partial f} S_x^w(m, f)}{S_x^w(m, f)}\right) \quad (9)$$

که در آن، $\varphi_x^w(m, f)$ و $\Im$ به‌ترتیب، فاز تبدیل فوریه زمان-کوتاه وفقی و عملگر جزء موهومی عدد مختلط هستند. در رابطه (۸)، H دامنه تعریف انتگرال است:

واضح و صحیح باشد و سیگنال بازسازی شده از عکس تبدیل، از صحت بالایی برخوردار باشد.

۲-۳- استخراج ویژگی

در این پژوهش، ویژگی‌ها از هر سه حوزه زمان، فرکانس و زمان-فرکانس استخراج شده‌اند. برای استخراج ویژگی‌های زمانی-فرکانسی، از تبدیل‌های زمان-فرکانس AFSST و TAFSSTOL استفاده شد. ویژگی‌ها در چند گروه قرار دارند: (۱) کیفیت بازسازی سیگنال، (۲) مبتنی بر اطلاعات و پیچیدگی، (۳) تمرکز انرژی، (۴) آمارگان، (۵) تجزیه ماتریسی، (۶) تنوعات و

قله‌ای بودن، (۷) تُنک بودن و (۸) ناپیوستگی. ویژگی‌ها به تفکیک گروه‌شان در جدول (۱) ذکر شده‌اند. ویژگی‌های استخراج شده در هر حوزه و مبنای محاسبه آن‌ها در جدول (۲) بیان شده‌اند. در جدول (۲)، در کنار برخی ویژگی‌ها، مراجع مرتبطی که از آن ویژگی‌ها استفاده کرده‌اند آورده شده‌اند. شایان ذکر است که پوش با محاسبه قدرمطلق حاصل تبدیل هیلبرت به دست آمد. به علاوه، منظور از آنتروپی طیفی و آنتروپی طیفی-زمانی، به ترتیب، محاسبه آنتروپی طیف فرکانسی و آنتروپی طیف زمانی-فرکانسی با استفاده از رابطه آنتروپی شنون است.

جدول (۱) - نوع ویژگی‌ها

گروه ویژگی	نام ویژگی
کیفیت بازسازی سیگنال	عامل کیفیت بازسازی سیگنال
اطلاعات و پیچیدگی	آنتروپی شنون، آنتروپی طیفی، آنتروپی طیفی-زمانی
تمرکز انرژی	آنتروپی رنی
آمارگان	میانگین، میانه، دامنه تغییرات، انحراف معیار، انحراف مطلق از میانگین، محدوده بین چارکی، صدک‌های ۲۵ام و ۷۵ام، چولگی، کشیدگی، گشتاورهای مرکزی سوم تا ششم، انباشتک چهارم (کامپولنت چهارم) تا ششم
تجزیه ماتریسی	بیشینه عناصر بردار ضریب حاصل از فاکتوریزاسیون ماتریس نامنفی، بیشینه عناصر بردار پایه حاصل از فاکتوریزاسیون ماتریس نامنفی، گشتاورهای زمانی و فرکانسی مرتبه اول و دوم حاصل از بردارهای مذکور، بیشینه مقادیر تکیین به دست آمده از تجزیه مقادیر تکیین
تنوعات و قله‌ای بودن	مسطح بودن، شار
تُنک بودن	شاخص تُنک بودن
ناپیوستگی	شاخص ناپیوستگی

شد، تبدیل‌های زمان-فرکانس استفاده شده در این پژوهش AFSST و TAFSSTOL بودند.

آنتروپی رنی: باتوجه به اینکه انرژی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام در حین تشنج معمولاً در راستای فرکانس لحظه‌ای مؤلفه‌های سیگنال متمرکز می‌شود و انرژی سیگنال الکتروانسفالوگرام پس‌زمینه به طور تصادفی در حوزه زمان-فرکانس گسترده شده است، آنتروپی‌ها از جمله ویژگی‌های مؤثر برای آشکارسازی تشنج در الکتروانسفالوگرام هستند [۲۶]. این آنتروپی معیاری برای سنجش میزان پیچیدگی، اطلاعات و تمرکز انرژی است. بسته به اینکه آنتروپی رنی برای یک بردار محاسبه می‌شود یا یک ماتریس، شکل ظاهری رابطه ریاضی متفاوت است، اما مفهوم یکسان است. آنتروپی رنی برای یک بردار زمانی یا فرکانسی n عضوی d از رابطه (۱۶) به دست می‌آید:

$$RE = \frac{1}{1-\lambda} \log_2 \sum_{i=1}^n \frac{|d_i|}{\sum_{i=1}^n |d_i|} \quad (16)$$

در ادامه، رابطه ریاضی مربوط به بعضی از ویژگی‌ها ذکر می‌شود. **عامل کیفیت بازسازی سیگنال:** تبدیل‌های زمان-فرکانس معکوس پذیر می‌توانند سیگنال را بازسازی کنند. عامل کیفیت بازسازی سیگنال میزان کیفیت و صحت بازسازی را به دست می‌دهد. عامل کیفیت بازسازی سیگنال از رابطه (۱۵) به دست می‌آید [36]:

$$RQF = 10 \log_{10} \frac{\|x\|^2}{\|x-\hat{x}\|^2} \quad (15)$$

که در آن، x سیگنال اصلی و $\hat{x}$ سیگنال بازسازی شده است. اگر تبدیل زمان-فرکانس روی سیگنال اصلی اعمال شود و سپس عکس تبدیل زمان-فرکانس اعمال شود، سیگنال بازسازی شده به دست می‌آید که در عمل، دقیقاً همان سیگنال اصلی نیست و به همین علت، عامل کیفیت بازسازی سیگنال در ادبیات تعریف شد تا کیفیت بازسازی سنجیده شود. همان طور که پیش تر ذکر

آنتروپی رنی بازنمایی زمان-فرکانس از رابطه (۱۷) به‌دست می‌آید:

$$RE = \frac{1}{1-\lambda} \log_2 \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \left(\frac{|R_x^w(t, \nu)|}{\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |R_x^w(t, \nu)| dt d\nu} \right)^\lambda dt d\nu \quad (17)$$

که در آن، $\lambda \neq 1$ مرتبه آنتروپی رنی، t زمان، ν فرکانس و $R_x^w(t, \nu)$ حاصل اعمال تبدیل‌های زمان-فرکانس AFSST و TAFSSTOL با پنجره w بر سیگنال x است.

جدول (۲) - مبنای استخراج ویژگی‌های هر حوزه و ویژگی‌های مستخرج در هر حوزه

حوزه	مبنا	ویژگی / گروه ویژگی
زمان	دامنه	آنتروپی شنون [۲۹، ۱۵]، آنتروپی رنی، میانگین [۳۹، ۲]، چولگی [۳۹]، محدوده بین‌چارکی [۳۹، ۹]، میانه [۳۹]، کشیدگی [۳۹]، انحراف معیار [۳۹]، سایر آمارگان، تنوعات و قله‌ای بودن، شاخص تُنک‌بودن، شاخص ناپیوستگی
	پوش	آنتروپی شنون، آنتروپی رنی، آمارگان، تنوعات و قله‌ای بودن، شاخص تُنک‌بودن، شاخص ناپیوستگی
تبدیل زمان-فرکانس سیگنال	اندازه طیف فرکانسی	آنتروپی طیفی [۲۹، ۲۴]، آنتروپی رنی، آمارگان، مسطح‌بودن [۹]، شار، شاخص تُنک‌بودن، شاخص ناپیوستگی
	پوش طیف فرکانسی، فاز، جزء حقیقی و جزء موهومی تبدیل فوریه سیگنال	آنتروپی طیفی، آنتروپی رنی، آمارگان، تنوعات و قله‌ای بودن، شاخص تُنک‌بودن، شاخص ناپیوستگی
	تبدیل زمان-فرکانس سیگنال	عامل کیفیت بازسازی سیگنال
	اندازه طیف زمانی-فرکانسی	آنتروپی طیفی-زمانی، آنتروپی رنی [۹، ۴]، میانگین [۲۷، ۴]، کشیدگی [۲۷، ۴]، سایر آمارگان، مسطح‌بودن [۲۴، ۱۵، ۴]، شاخص تُنک‌بودن، تجزیه ماتریسی
	پوش طیف زمانی-فرکانسی، فاز، جزء حقیقی و جزء موهومی تبدیل زمان-فرکانس سیگنال	آنتروپی طیفی-زمانی، آنتروپی رنی، آمارگان، مسطح‌بودن، شاخص تُنک‌بودن، بیشینه مقادیر تکین به‌دست آمده از تجزیه مقادیر تکین
	بردار مقادیر تکین به‌دست آمده برای اندازه و پوش طیف زمانی-فرکانسی، فاز، جزء حقیقی و جزء موهومی تبدیل زمان-فرکانس سیگنال	آنتروپی شنون، آنتروپی رنی، آمارگان، تنوعات و قله‌ای بودن، شاخص تُنک‌بودن، شاخص ناپیوستگی
	بردارهای ضریب و پایه حاصل از فاکتوریزاسیون ماتریس نامنفی اندازه طیف زمانی-فرکانسی	آنتروپی شنون، آنتروپی رنی، آمارگان [۴۰]، تنوعات و قله‌ای بودن، شاخص تُنک‌بودن، شاخص ناپیوستگی

می‌دهد؛ بنابراین، گشتاور مرکزی مرتبه اول صفر و گشتاور مرکزی مرتبه دوم واریانس است.

$$\mu_n = E((X - \mu)^n) \quad (18)$$

که در آن، E امید ریاضی، μ میانگین و X مبنای محاسبه گشتاور مرکزی است. مبنای در جدول (۲) ذکر شده‌اند. n مرتبه

گشتاور مرکزی: گشتاور در آمار، مفهومی مشابه گشتاور در فیزیک دارد؛ به‌طوری که گشتاور مرتبه اول معادل مرکز جرم است و میانگین آماری نام دارد. گشتاور مرتبه دوم، معادل با گشتاور لختی یا همان ممان اینرسی است. گشتاور مرکزی امید ریاضی تفاضل توزیع از میانگین در توان‌های مختلف را ارائه

می‌شود یا یک ماتریس، شکل ظاهری رابطه ریاضی متفاوت است، اما مفهوم یکسان است. مسطح بودن برای یک بردار زمانی یا فرکانسی n عضو d از رابطه (23) به دست می‌آید [۴۱]:

$$F = n \frac{(\prod_{i=1}^n |d_i|)^{n-1}}{\sum_{i=1}^n |d_i|} \quad (23)$$

مسطح بودن ماتریس باز زمانی زمان-فرکانس $R_X^W(t, \nu)$ که از تبدیل‌های AFSST و TAFSSTOL حاصل می‌شود، با ابعاد $N \times M$ از رابطه (24) محاسبه می‌شود [۲۲]:

$$F = MN \frac{\prod_{t=1}^N \prod_{\nu=1}^M |R_X^W(t, \nu)|^{\frac{1}{NM}}}{\sum_{t=1}^N \sum_{\nu=1}^M |R_X^W(t, \nu)|} \quad (24)$$

شار: یکی دیگر از ویژگی‌های مناسب برای آشکارسازی تشنج در الکتروانسفالوگرام شار است [۲۴]. این ویژگی نرخ تغییرات زمانی را نشان می‌دهد [۴۱]. شار سنج مناسبی برای تمیز سیگنال‌های دارای مؤلفه‌های آرام از سیگنال‌های دارای مؤلفه‌های سریع است. شار سیگنال‌های دارای مؤلفه‌های آرام کمتر از شار دیگر سیگنال‌هاست. به‌طور مثال، انرژی سیگنال‌های تشنج در الکتروانسفالوگرام که مشخصه‌های مدولاسیون فرکانس خطی دارند، تغییرات زمانی آهسته‌تری در مقایسه با سیگنال الکتروانسفالوگرام پس‌زمینه دارد [۲۶]. شار برای یک بردار زمانی یا فرکانسی n عضو d از رابطه (25) به دست می‌آید:

$$Flux = \sum_{i=0}^{n-1} |d_{i+1} - d_i| \quad (25)$$

بیشینه عناصر بردارهای حاصل از فاکتوریزاسیون ماتریس نامنفی: برای ماتریسی نامنفی با ابعاد $M \times N$. تجزیه حاصل از فاکتوریزاسیون ماتریس نامنفی شامل دو ماتریس $B_{M \times p}$ و $C_{p \times N}$ است که به ترتیب، ماتریس پایه و ماتریس ضریب نام دارند. در این پژوهش، با الهام از یک پژوهش مرتبط [۴۰]، تعداد فاکتورها (p) یک در نظر گرفته شد. بدین ترتیب، B و C به بردارهای $B_{M \times 1}$ و $C_{1 \times N}$ تبدیل می‌شوند. وقتی ماتریس نامنفی، حاصل اعمال تبدیل زمان-فرکانس بر سیگنال باشد، بردار پایه و ضریب، به ترتیب درباره ساختار فرکانسی و زمانی باز زمانی زمان-فرکانس اطلاعاتی دربر دارند [۴۰]. بیشینه عناصر بردار ضریب و بیشینه عناصر بردار پایه، از جمله ویژگی‌های استفاده شده در این پژوهش است. شایان ذکر است که بنا به پژوهشی مرتبط [۴۰]، میانگین، انحراف معیار، کشیدگی و چولگی بردارهای پایه و ضریب نیز در این پژوهش به کار رفته است تا از تغییرات بردارهای پایه و ضریب نیز در تشخیص تشنج نوزادان بهره گرفته شده باشد.

گشتاور مرکزی است. در این پژوهش، گشتاورهای مرکزی مرتبه سوم تا ششم استفاده شده‌اند.

چولگی: میزان نامتقارن بودن تابع چگالی احتمال حول میانگین با چولگی اندازه‌گیری می‌شود. توزیع‌های متقارن چولگی صفر دارند و برای توزیع‌های دارای کشیدگی دنباله به سمت مقادیر بزرگ‌تر از میانگین، چولگی مثبت است. سایر توزیع‌ها، چولگی منفی دارند. چولگی گشتاور استاندارد مرتبه ۳ است و از رابطه (19) محاسبه می‌شود:

$$\tilde{\mu}_3 = \frac{E((X-\mu)^3)}{\sigma^3} \quad (19)$$

که در آن، E امید ریاضی، X مبنای محاسبه چولگی است و در جدول (۲) دیده می‌شود. μ میانگین و σ انحراف معیار است. **کشیدگی:** میزان قله‌ای بودن تابع چگالی احتمال با کشیدگی سنجیده می‌شود؛ کشیدگی توزیع نرمال ۳ است. اگر توزیع، قله تیزتر و دنباله پهن‌تری نسبت به توزیع نرمال داشته باشد، لپتوگرتیک نام دارد و کشیدگی آن بیش از ۳ است. در صورتی که، قله توزیع پهن‌تر و دنباله باریک‌تر از توزیع نرمال باشد، پلٹیگرتیک و کشیدگی آن کمتر از ۳ است. کشیدگی، گشتاور استاندارد مرتبه ۴ است؛ بنابراین، رابطه ریاضی کشیدگی مانند رابطه (19) است، با این تفاوت که در آن، به جای ۳، عدد ۴ نوشته می‌شود.

انباشتک چهارم: انباشتک‌های اول تا سوم، به ترتیب میانگین، واریانس و گشتاور مرکزی مرتبه سوم هستند. انباشتک چهارم از رابطه (20) محاسبه می‌شود:

$$\kappa_4 = \mu_4 - 3\sigma^4 \quad (20)$$

که در آن، μ میانگین و σ انحراف معیار است. **انباشتک پنجم:** با داشتن میانگین μ و انحراف معیار σ انباشتک پنجم از رابطه (21) به دست می‌آید:

$$\kappa_5 = \mu_5 - 10\mu_3\sigma^2 \quad (21)$$

انباشتک ششم: با داشتن انحراف معیار σ و میانگین μ انباشتک ششم از رابطه (22) به دست می‌آید:

$$\kappa_6 = \mu_6 - 15\mu_4\sigma^2 - 10\mu_3^2 + 30\sigma^6 \quad (22)$$

مسطح بودن: یکی از ویژگی‌های مناسب برای آشکارسازی تشنج در الکتروانسفالوگرام مسطح بودن است [۲۴]. مسطح بودن بیانگر میزان یکنواختی انرژی سیگنال است. هر چه مسطح بودن بیشتر باشد، یکنواختی انرژی سیگنال بیشتر است. مسطح بودن برابر است با میانگین هندسی تقسیم بر میانگین حسابی؛ بسته به اینکه مسطح بودن برای یک بردار محاسبه

به‌همراه گشتاور فرکانسی مرتبه اول و گشتاورهای زمانی مرتبه اول و دوم نحوه انتشار سیگنال را در به‌ترتیب، محورهای فرکانس و زمان نشان می‌دهند. محاسبه گشتاور فرکانسی مرتبه دوم از طریق رابطه (31) میسر است:

$$\psi_{f2}(v) = \frac{1}{J} \sum_{t=1}^N t^2 R_x^w(t, v) - \psi_{f1}^2(t) \quad (31)$$

که در آن، $\psi_{f1}(t)$ گشتاور فرکانسی مرتبه اول، t زمان، v فرکانس، $R_x^w(t, v)$ حاصل اعمال تبدیل‌های زمان-فرکانس AFSST و TAFSSTOL با پنجره w بر سیگنال x و N تعداد نمونه‌های زمانی موجود در $R_x^w(t, v)$ است. J از رابطه (30) به‌دست می‌آید.

شاخص تُنک‌بودن: این ویژگی موجب تمایز مؤلفه‌های پیوسته و لحظه‌ای (به عبارت بهتر: مؤلفه‌های آرام و سریع) می‌شود و بدین ترتیب قادر به جداسازی الکتروانسفالوگرام پس‌زمینه و الکتروانسفالوگرام تشنجی و تشخیص تشنج خواهد بود؛ میزان تُنک‌بودن یک بردار صفر است اگر و تنها اگر آن بردار یک عنصر غیرصفر داشته باشد. شاخص تُنک‌بودن برای یک بردار زمانی یا فرکانسی n عضوی d از رابطه (32) محاسبه می‌شود [۴۳]:

$$\vartheta = \log_{10} \frac{\sqrt{n} \frac{\sum_{j=1}^n d_j}{\sum_{j=1}^n d_j^2}}{\sqrt{n-1}} \quad (32)$$

شاخص ناپیوستگی: این ویژگی ناپیوستگی‌ها و تغییرات ناگهانی را اندازه می‌گیرد [۴۳]. باتوجه‌به اینکه تشنج موجب نوعی ناپیوستگی و تغییرات ناگهانی می‌شود، این شاخص می‌تواند یکی از ویژگی‌های مناسب برای تشخیص تشنج باشد. برای محاسبه شاخص ناپیوستگی یک بردار n عضوی d ، داریم:

$$D = \log_{10} \sum_{j=2}^n (d_j - d_{j-1})^2 \quad (33)$$

۲-۴- آمادسازی داده‌ها برای ورود به الگوریتم‌های یادگیری ماشین

تعداد کل مشاهدات ۴۰۰ بود. باتوجه‌به اینکه در این پژوهش، برای انتخاب ویژگی، انتخاب پارامترهای طبقه‌بند و آزمون طبقه‌بند از اعتبارسنجی متقابل ۱۰ لایه‌ای استفاده شد، مشاهدات به‌طور تصادفی به ۱۰ زیرمجموعه تقسیم شدند. در هر لایه، ۹ زیرمجموعه برای آموزش (۳۶۰ مشاهده) و یک زیرمجموعه برای آزمون (۴۰ مشاهده) استفاده شد. در هر لایه، میانگین و انحراف معیار ویژگی‌های داده‌های آموزش محاسبه و از آن‌ها برای استانداردسازی دادگان آموزش و آزمون استفاده شد. سپس، برای هر لایه، داده‌های آموزش استاندارد به

گشتاور زمانی مرتبه اول: این ویژگی در جداسازی سیگنال‌های دارای مؤلفه‌های آرام و سریع موفق عمل کرده است [۴۲]. بنابراین، ممکن است گزینه مناسبی برای تشخیص تشنج نوزادان نیز باشد. برای محاسبه گشتاور زمانی مرتبه اول، داریم:

$$\psi_{t1}(t) = \frac{1}{\alpha} \sum_{v=1}^M v R_x^w(t, v) \quad (26)$$

که در آن، t زمان، v فرکانس، $R_x^w(t, v)$ حاصل اعمال تبدیل‌های زمان-فرکانس AFSST و TAFSSTOL با پنجره w بر سیگنال x و M تعداد نمونه‌های فرکانسی موجود در $R_x^w(t, v)$ است. α از رابطه (27) محاسبه می‌شود:

$$\alpha = \sum_{v=1}^M R_x^w(t, v) \quad (27)$$

گشتاور زمانی مرتبه دوم: گشتاور زمانی مرتبه دوم نیز در تمییز سیگنال‌های دارای مؤلفه‌های آرام و سریع کاربرد دارد [۴۲]. بنابراین، در این پژوهش، از این ویژگی نیز برای تشخیص تشنج نوزادان استفاده شد. محاسبه گشتاور زمانی مرتبه دوم از طریق رابطه (28) میسر است:

$$\psi_{t2}(t) = \frac{1}{\alpha} \sum_{v=1}^M v^2 R_x^w(t, v) - \psi_{t1}^2(t) \quad (28)$$

که در آن، $\psi_{t1}(t)$ گشتاور زمانی مرتبه اول، t زمان، v فرکانس، $R_x^w(t, v)$ حاصل اعمال تبدیل‌های زمان-فرکانس AFSST و TAFSSTOL با پنجره w بر سیگنال x و M تعداد نمونه‌های فرکانسی موجود در $R_x^w(t, v)$ است. α از رابطه (27) محاسبه می‌شود.

گشتاور فرکانسی مرتبه اول: این ویژگی در تمایز سیگنال‌های دارای مؤلفه‌های آرام و سریع به‌کار رفته است [۴۲]. از این‌رو، ممکن است ویژگی مناسبی برای تشخیص تشنج نوزادان نیز باشد. برای محاسبه گشتاور فرکانسی مرتبه اول، داریم:

$$\psi_{f1}(v) = \frac{1}{J} \sum_{t=1}^N t R_x^w(t, v) \quad (29)$$

که در آن، t زمان، v فرکانس، $R_x^w(t, v)$ حاصل اعمال تبدیل‌های زمان-فرکانس AFSST و TAFSSTOL با پنجره w بر سیگنال x و N تعداد نمونه‌های زمانی موجود در $R_x^w(t, v)$ است. J از رابطه (30) به‌دست می‌آید:

$$J = \sum_{t=1}^N R_x^w(t, v) \quad (30)$$

گشتاور فرکانسی مرتبه دوم: باتوجه‌به اینکه گشتاور فرکانسی مرتبه دوم یک ویژگی متمایزکننده سیگنال‌های دارای مؤلفه‌های آرام و سریع است [۴۲]، در این پژوهش نیز، از آن برای تشخیص تشنج نوزادان استفاده شد. این ویژگی



دارد تا بازدهی جست‌وجو برای یافتن ویژگی‌های بهینه را در داده‌های با ابعاد بسیار بالا افزایش دهد. به علاوه، جهش مبتنی بر مکمل که در این روش استفاده شده است، موجب حفظ تنوع و فرار از راه‌حل‌های محلی می‌شود. شایان ذکر است که در این الگوریتم انتخاب ویژگی که یک الگوریتم پوششی است، طبقه‌بند درخت تصمیم به کار رفته است، چون این طبقه‌بند یکی از طبقه‌بندهای با هزینه محاسباتی کم و عملکرد مقاوم به شمار می‌رود.

۲-۶- طبقه‌بندی

به منظور آشکارسازی تشنج، داده‌ها طبقه‌بندی شدند. چهار طبقه‌بندی دوکلاسه انجام شد: (۱) طبقه‌بندی برحسب ویژگی‌های زمانی، (۲) طبقه‌بندی برحسب ویژگی‌های فرکانسی، (۳) طبقه‌بندی برحسب ویژگی‌های حاصل از تبدیل زمان-فرکانس هم‌گام‌ساز فوری و فقی موجود در ادبیات (AFSST)، (۴) طبقه‌بندی برحسب ویژگی‌های حاصل از تبدیل زمان-فرکانس طراحی شده در این مقاله (TAFSSTOL). شایان ذکر است که تعیین طبقه‌بند و تنظیم پارامترهای آن از طریق بهینه‌سازی بیزین انجام شد. تابع هزینه این پژوهش برای تعیین طبقه‌بند و پارامترهای آن خطای طبقه‌بندی بود. مجموعه طبقه‌بندهای به کار رفته در بهینه‌سازی برای تعیین طبقه‌بند شامل k نزدیک‌ترین همسایه، بیز ساده، تحلیل متمایزکننده، ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم بود.

۲-۶-۱- بهینه‌سازی بیزین

سامانه‌های وفقی در کاربردهای زندگی واقعی، چند پارامتر و متغیر غیرقطعی داخلی یا محیطی دارند. روش‌های بهینه‌سازی تصادفی اغلب برای این موارد که عدم قطعیت وسیعی دارند مناسب هستند [۴۵]. با توجه به بسیاری از پژوهش‌ها، سامانه‌های وفقی معمولاً از بهینه‌سازی بیزین [۴۶، ۴۷] برای کنترل و تصمیم‌گیری [۴۸-۵۳] در مسائل فنی [۴۷، ۵۴-۵۸]، طراحی تکلیف در حوزه علوم اعصاب [۵۹] و تنظیم پارامترها [۶۰] استفاده می‌کنند. گام‌های بهینه‌سازی بیزین به طور کلی عبارتند از:

- ۱- مدل‌سازی تابع هزینه به صورت یک فرایند گوسی [۶۱]،
- ۲- به روزرسانی بیزین برای تغییر مدل فوق در هر ارزیابی جدید از تابع هزینه،
- ۳- یافتن نقطه بعدی ارزیابی بر مبنای تعادل بین جست‌وجوی سراسری و جست‌وجوی محلی، کمینه‌سازی هزینه محاسباتی و تعداد ارزیابی‌های تابع هزینه و بیشینه‌سازی

الگوریتم انتخاب ویژگی وارد شدند و این داده‌ها براساس ویژگی‌های منتخب، در انتخاب پارامترهای طبقه‌بند استفاده شدند. پس از آن، مدل طبقه‌بند به دست آمده در هر لایه به داده‌های آزمون استاندارد آن لایه اعمال و عملکرد طبقه‌بندی سنجیده شد. در نتیجه، در مجموع ۱۰ بار طبقه‌بندی انجام شد، به طوری که، در هر بار (هر لایه)، دادگان آزمون در هیچ مرحله از انتخاب ویژگی و انتخاب پارامترهای طبقه‌بند به کار نرفته بودند و اصطلاحاً انتخاب‌گر ویژگی و همچنین طبقه‌بند اصلاً آن‌ها را ندیده بودند. شبه کد مراحل کلی طی شده از استخراج ویژگی تا انتهای طبقه‌بندی به شرح ذیل است:

۱. استخراج ویژگی،
۲. تقسیم تصادفی داده‌ها به ۱۰ زیرمجموعه،
۳. برای $i = 1, 2, \dots, 10$:
 - در نظر گرفتن زیرمجموعه i ام به عنوان دادگان آزمون و در نظر گرفتن ۹ زیرمجموعه دیگر به عنوان دادگان آموزش،
 - محاسبه میانگین و انحراف معیار ماتریس ویژگی‌های دادگان آموزش،
 - استانداردسازی دادگان آموزش و آزمون برحسب میانگین و انحراف معیار دادگان آموزش،
 - انتخاب ویژگی با استفاده از دادگان آموزش استاندارد شده،
 - انتخاب پارامترهای طبقه‌بند با استفاده از ویژگی‌های منتخب دادگان آموزش استاندارد شده (Training Data- Fold i),
 - آزمون مدل طبقه‌بند با استفاده از دادگان آزمون استاندارد شده (Testing Data- Fold i),
 - ۴. ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی.

شکل (۱)- شبه کد مراحل طی شده در یادگیری ماشین در این پژوهش

۵-۲- انتخاب ویژگی

انتخاب ویژگی و در نتیجه کاهش ابعاد ویژگی‌ها و صرفه‌جویی در هزینه محاسباتی نقش مهمی را در فرایند تصمیم‌گیری ایفا می‌کند و طبقه‌بندی را بهبود می‌بخشد. به این منظور، در این پژوهش، از الگوریتم تکاملی دانه‌بندی فازی رمزنگاری شده با اعداد صحیح و مبتنی بر عملگرهای مجموعه‌ها (SIFE) [۴۴] استفاده شده است. عموم الگوریتم‌های تکاملی شامل پنج مرحله هستند: (۱) مقداردهی آغازین، (۲) ارزیابی تابع هزینه، (۳) انتخاب، (۴) نخبه‌گرایی و (۵) تغییر مشتمل بر تقاطع و جهش. الگوریتم SIFE در هر کدام از این مراحل، انتخاب‌های خاصی

که بیانگر این است که چه کسری از مشاهدات پس‌زمینه، به‌اشتباه تشنج تشخیص داده شدند.

صحت: به کسری از کل مشاهدات که به‌درستی طبقه‌بندی شدند صحت گفته می‌شود. صحت از رابطه (۳۷) محاسبه می‌شود:

$$ACC = \frac{TP+TN}{TP+TN+FN+FP} \quad (37)$$

دقت: در تشخیص ناهنجاری‌ها، مهم است که چه میزان از ناهنجاری‌های تشخیص داده شده، به‌درستی تشخیص داده شده‌اند. معیار سنجش این موضوع دقت یا ارزش اخباری مثبت نام دارد که از رابطه (۳۸) به‌دست می‌آید:

$$PPV = \frac{TP}{TP+FP} \quad (38)$$

ارزش اخباری منفی: یکی دیگر از معیارهای مهم در تشخیص ناهنجاری‌ها این است که چه میزان از تشخیص‌های با نتیجه "بدون ناهنجاری" درست هستند. این معیار ارزش اخباری منفی نام دارد و بدین صورت حساب می‌شود:

$$NPV = \frac{TN}{TN+FN} \quad (39)$$

امتیاز اف ۱: میانگین همساز حساسیت و دقت امتیاز اف ۱ نام دارد:

$$F1 = 2 \frac{TPR \times PPV}{TPR + PPV} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (40)$$

ضریب همبستگی متیو: معیارهایی که تا اینجا بررسی شد، همزمان اثر مستقیم TP ، FP ، TN و FN را نمی‌سنجند؛ به منظور بررسی همزمان اثر مستقیم چهار کمیت مذکور، از کمیت‌های دیگری استفاده می‌شود. یکی از این کمیت‌ها ضریب همبستگی متیو است:

$$MCC = \frac{TP \times TN - FP \times FN}{\sqrt{(TP+FP)(TP+FN)(TN+FP)(TN+FN)}} \quad (41)$$

مقدار کاپای کوهن: معیار دیگری که همزمان اثر مستقیم TP ، FP ، TN و FN را می‌سنجد مقدای کاپای کوهن است:

$$Cohen's \kappa Value = \frac{ACC - p_e}{1 - p_e} \quad (42)$$

که در آن، ACC صحت طبقه‌بندی و p_e سطح شانس است.

۳- نتایج

۳-۱- ارزیابی انتخاب ویژگی

باتوجه‌به اینکه تعداد ویژگی‌های هر حوزه از ۱۰۰۰ کمتر بود، تعداد ایتريشن‌های انتخاب ویژگی در هر حوزه ۵۰ بود [۴۴] و در هر ایتريشن ۲۵ جمعیت بررسی شد. در هر ایتريشن، تعداد مختلفی از ویژگی‌ها انتخاب شدند که درنهایت، برای هر لایه از

سرعت پیاده‌سازی [۶۲، ۶۳]، احتمال بهبود و اندازه بهبود [۶۴، ۶۵].

۲-۶-۲- سنجش عملکرد طبقه‌بند

برای سنجش عملکرد طبقه‌بندی، از معیارهای حساسیت (نرخ مثبت صادق)، اختصاصیت (نرخ منفی صادق)، صحت، دقت (ارزش اخباری مثبت)، ارزش اخباری منفی، امتیاز اف ۱، ضریب همبستگی متیو، مقدار کاپای کوهن و مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم (ROC) استفاده شد. شایان ذکر است که در این طبقه‌بندی دو کلاسه، منظور از کلاس مثبت، کلاس تشنج و منظور از کلاس منفی، کلاس پس‌زمینه است. در ادامه، معیارهای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی ذکر می‌شود.

حساسیت: یکی از معیارهای مهم برای ارزیابی عملکرد یک تکلیف آشکارسازی ناهنجاری این است که چه میزان از مشاهدات دارای ناهنجاری به‌درستی تشخیص داده شدند، یعنی حساسیت چقدر بوده است. نام‌های دیگر این معیار، بازیابی یا نرخ مثبت صادق است. این معیار از رابطه (۳۴) محاسبه می‌شود:

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN} \quad (34)$$

که در آن، TP و FN به‌ترتیب تعداد مشاهداتی است که به‌درستی مثبت و به‌اشتباه منفی طبقه‌بندی شدند. در این پژوهش، TP بیانگر تعداد تشنج‌هایی است که به‌درستی آشکارسازی شدند و FN تعداد تشنج‌هایی است که آشکار نشدند و به‌اشتباه، در کلاس پس‌زمینه جای گرفتند.

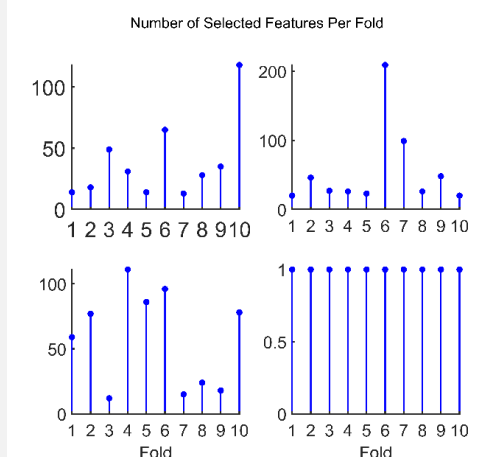
اختصاصیت: معیار مهم دیگر در ارزیابی آشکارسازی ناهنجاری این است که چه میزان از مشاهدات بدون ناهنجاری به‌درستی شناسایی شدند، یعنی اختصاصیت چقدر بوده است. نام دیگر این معیار، نرخ منفی صادق است. اختصاصیت از رابطه (۳۵) به‌دست می‌آید:

$$TNR = \frac{TN}{TN+FP} \quad (35)$$

که در آن، TN و FP به‌ترتیب تعداد مشاهداتی است که به‌درستی منفی و به‌اشتباه مثبت طبقه‌بندی شدند. در این پژوهش، TN بیانگر تعداد مشاهداتی است که به‌درستی در کلاس پس‌زمینه جای گرفتند و FP تعداد مشاهداتی است که به‌اشتباه تشنج درنظر گرفته شدند. شایان ذکر است که اگر اختصاصیت از ۱ کم شود، نرخ مثبت کاذب به‌دست می‌آید:

$$FPR = \frac{FP}{TN+FP} \quad (36)$$

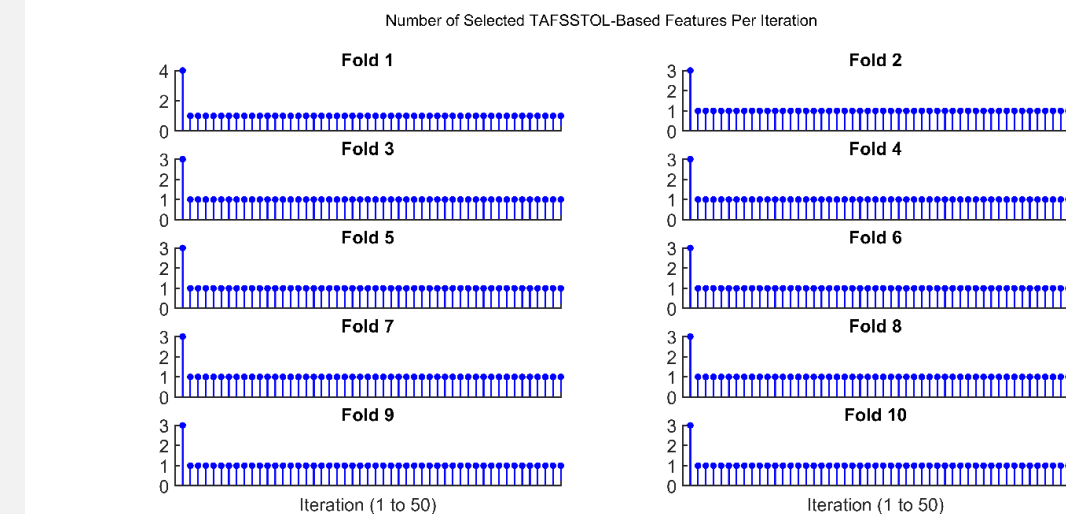
ویژگی‌ها کمتر است. p-value آزمون آماری مذکور در جدول (۳) نشان داده شده است.



شکل (۲) - تعداد ویژگی‌های انتخاب شده در هر لایه از اعتبارسنجی متقابل (۱۰ لایه‌ای؛ بالا سمت چپ) حوزه زمان، بالا سمت راست) حوزه فرکانس، پایین سمت چپ) حوزه زمان - فرکانس مبتنی بر تبدیل AFSST، پایین سمت راست) حوزه زمان-فرکانس مبتنی بر تبدیل TAFSSTOL

اعتبارسنجی متقابل ۱۰ لایه‌ای و هر حوزه ویژگی، ویژگی‌های انتخاب شده در ایتريشن ۵۰ ام برای مراحل انتخاب پارامتر طبقه‌بند استفاده شدند. تعداد ویژگی‌های انتخاب شده در هر لایه و برای هر حوزه ویژگی، در شکل (۲) نشان داده شده است. ملاحظه می‌شود که برای ویژگی‌های مبتنی بر تبدیل TAFSSTOL، در هر لایه فقط یک ویژگی (انحراف معیار اندازه طیف زمانی-فرکانسی) انتخاب شده است. به منظور بررسی بیشتر درباره ویژگی‌های حوزه زمان-فرکانس مبتنی بر تبدیل TAFSSTOL، برای هر لایه، تعداد ویژگی‌های انتخاب شده در این حوزه در هر ایتريشن نیز بررسی شد که در شکل (۳) قابل ملاحظه است.

به منظور بررسی تفاوت خطای طبقه‌بندی پس از انتخاب ویژگی و خطای طبقه‌بندی براساس همه ویژگی‌ها، برای هر کدام از چهار حوزه ویژگی (زمان، فرکانس، زمان-فرکانس مبتنی بر AFSST و زمان-فرکانس مبتنی بر TAFSSTOL)، از آزمون تی زوجی با سطح معناداری ۰/۰۵ استفاده شد. مشاهده شد که برای هر حوزه ویژگی، خطای طبقه‌بندی به‌ازای ویژگی‌های منتخب به‌طرز معناداری از خطای طبقه‌بندی با کل



شکل (۳) - تعداد ویژگی‌های انتخاب شده در ایتريشن‌های مربوط به هر لایه از اعتبارسنجی متقابل ۱۰ لایه‌ای، در حوزه ویژگی‌های زمان-فرکانس مبتنی بر تبدیل TAFSSTOL

۳-۲- ارزیابی طبقه‌بندی

همان‌طور که پیش‌تر شرح داده شد، برای طبقه‌بندی از یک اعتبارسنجی متقابل ۱۰ لایه‌ای استفاده شد. با تجميع نتایج تمام ۱۰ لایه مشخص شد که ویژگی‌های حوزه زمان-فرکانس به طبقه‌بندی موفق‌تری در مقایسه با ویژگی‌های حوزه زمان و حوزه فرکانس منجر شدند و ضعیف‌ترین عملکرد مربوط به ویژگی‌های فرکانسی بود. به‌علاوه، ویژگی‌های مستخرج از

جدول (۳) - p-value آزمون تی زوجی برای ارزیابی انتخاب

ویژگی	
زمان	$<0/000001$
فرکانس	$<0/000001$
زمان-فرکانس مبتنی بر AFSST	$<0/000001$
زمان-فرکانس مبتنی بر TAFSSTOL	$<0/000001$

یافته‌های تعدادی از پژوهش‌های مرتبط دیگر در جدول (۵) ذکر شده است.

۴-۱- حوزه ویژگی‌ها

نتایج نشان داد که ویژگی‌های حوزه فرکانس، درمقایسه با ویژگی‌های حوزه زمان و حوزه زمان-فرکانس، کمترین میزان مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم را داشتند. این نتیجه با پژوهش‌های پیشین سازگار است [۲۹]. این ضعف عملکرد ویژگی‌های فرکانسی در سایر معیارهای ارزیابی طبقه‌بندی نیز مشاهده شد. باتوجه‌به آنکه دامنه سیگنال‌های بررسی‌شده در فرکانس‌های پایین بیشتر است و این می‌تواند اطلاعات موجود در فرکانس‌های بالاتر را بپوشاند و آن‌ها را از دسترس طبقه‌بندی دور نگه دارد [۱۹]، ضعیف‌بودن عملکرد ویژگی‌های حوزه فرکانس دور از انتظار نبود.

Predicted Class	b	162	49	NPV: 76.8%
	s	38	151	PPV: 79.9%
		TNR: 81.0%	TPR: 75.5%	ACC: 78.3%
		b	s	
Predicted Class	b	145	51	NPV: 74%
	s	55	149	PPV: 73.0%
		TNR: 72.5%	TPR: 74.5%	ACC: 73.5%
		b	s	
Predicted Class	b	171	34	NPV: 83.4%
	s	29	166	PPV: 85.1%
		TNR: 85.5%	TPR: 83.0%	ACC: 84.3%
		b	s	
Predicted Class	b	199	0	NPV: 100%
	s	1	200	PPV: 99.5%
		TNR: 99.5%	TPR: 100%	ACC: 99.8%
		b	s	

شکل (۴)- ماتریس درهم‌ریختگی، حساسیت، اختصاصیت، صحت، دقت (ارزش اخباری مثبت) و ارزش اخباری منفی (کلاس‌های b و s به‌ترتیب بیانگر کلاس پس‌زمینه و کلاس تشنج هستند؛ بالا سمت چپ) طبقه‌بندی با ویژگی‌های حوزه زمان، بالا سمت راست) طبقه‌بندی با ویژگی‌های حوزه فرکانس، پایین سمت چپ) طبقه‌بندی با ویژگی‌های حوزه زمان-فرکانس مبتنی بر تبدیل AFSST، پایین سمت راست) طبقه‌بندی با ویژگی‌های حوزه زمان-فرکانس مبتنی بر تبدیل TAFSSTOL

Feature Domain	Time	0.776	0.566	0.566
	Frequency	0.737	0.470	0.470
	TF (AFSST)	0.840	0.685	0.686
	TF (TAFSSTOL)	0.997	0.995	0.996
		F1	MCC	Cohen's κ
		Performance Measure		

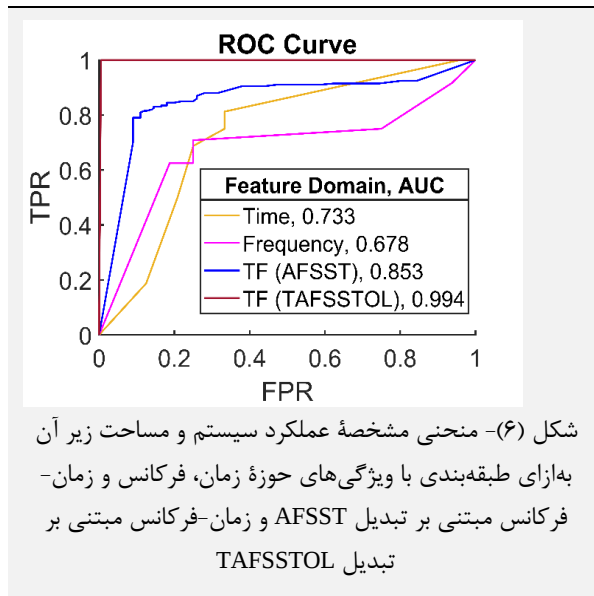
شکل (۵)- امتیاز اف ۱، ضریب همبستگی متیو و مقدار کاپای کوهن به‌ازای طبقه‌بندی با ویژگی‌های حوزه زمان، فرکانس، زمان-فرکانس مبتنی بر تبدیل AFSST و زمان-فرکانس مبتنی بر تبدیل TAFSSTOL

تبدیل زمان-فرکانس TAFSSTOL تشنج نوزادان را بهتر از ویژگی‌های زمان-فرکانس مستخرج از تبدیل زمان-فرکانس AFSST تشخیص داد. به دیگر سخن، ویژگی‌های استخراج‌شده از تبدیل زمان-فرکانس TAFSSTOL بهترین نتایج را به‌دست داد. منظور از تجميع نتایج تمام ۱۰ لایه این است که به‌طور مثال، برای ماتریس درهم‌ریختگی که در شکل (۴) نشان داده شده است، مجموع تعداد مشاهدات آزمون که در ۱۰ لایه طبقه‌بندی، به‌درستی یا به اشتباه در هر کلاس قرار گرفتند در خانه متناظرشان در ماتریس مذکور گزارش شده است. بنابراین، ماتریس درهم‌ریختگی برای هر حوزه ویژگی، گزارشگر مجموعاً ۴۰۰ مشاهده است (۱۰ لایه طبقه‌بندی داده‌های ۴۰ مشاهده‌ای). مقادیر ارزش اخباری مثبت (دقت)، ارزش اخباری منفی، حساسیت (بازیابی یا نرخ مثبت صادق)، اختصاصیت (نرخ منفی صادق)، صحت، امتیاز اف ۱، ضریب همبستگی متیو و مقدار کاپای کوهن گزارش‌شده نیز از روی همان ماتریس درهم‌ریختگی محاسبه شده بود. امتیاز اف ۱، ضریب همبستگی متیو و مقدار کاپای کوهن در شکل (۵) قابل مشاهده هستند. این تجميع نتایج ۱۰ لایه در رسم منحنی ROC برای طبقه‌بندی براساس هر حوزه ویژگی نیز به‌کار رفته است؛ به عبارت بهتر، باتوجه‌به ۴۰ مشاهده‌ای بودن دادگان آزمون برای هر لایه، بردار برچسب خروجی طبقه‌بندی در هر لایه نیز ۴۰ عضو داشت که باتوجه‌به ۱۰ لایه‌ای بودن طبقه‌بندی، درنهایت وقتی بردارهای برچسب خروجی طبقه‌بندی این ۱۰ لایه کنار هم قرار گرفت، بردار تجميعی برچسب‌های خروجی طبقه‌بندی ۴۰۰ عضو داشت. این امر درباره بردار احتمال پسین برای هر کلاس نیز صدق می‌کند. حاصل این تجميع در شکل (۶) قابل ملاحظه است. به‌علاوه، میانگین و انحراف معیار همه سنجه‌های مذکور حاصل از ۱۰ لایه طبقه‌بندی محاسبه شد که نتایج آن در جدول (۴) آورده شده است.

۴-۲ بحث و جمع‌بندی

در این پژوهش، از ویژگی‌های حوزه زمان، فرکانس و زمان-فرکانس برای آشکارسازی تشنج نوزادان استفاده شد. ویژگی‌های حوزه زمان-فرکانس از دو تبدیل زمان-فرکانس جداگانه استخراج شدند: تبدیل AFSST [۳۰] و تبدیل TAFSSTOL [۳۴]. این پژوهش اولین استفاده از تبدیل TAFSSTOL برای آشکارسازی تشنج نوزادان است و تعدادی از ویژگی‌های استخراج‌شده قبلاً در هیچ پژوهشی استخراج نشده بودند. به‌علاوه، در این پژوهش برای اولین بار در ادبیات آشکارسازی تشنج نوزادان، طبقه‌بندها با بهینه‌سازی بیزین انتخاب شدند. مقایسه بهترین نتایج پژوهش کنونی با بهترین

تبدیل‌ها بازنمایی زمان-فرکانس را در جهت فرکانس فشرده می‌کنند. در نتیجه، بازنمایی حاصل، تمرکز انرژی بالاتری در امتداد محور فرکانس خواهد داشت. بنابراین، تبدیل‌های مذکور تکنیک‌پذیری فرکانسی را افزایش می‌دهند [۶۶]. فرض FSSTها این است که دامنه لحظه‌ای، فرکانس لحظه‌ای و



در این پژوهش، ویژگی‌های زمان-فرکانس بهتر از ویژگی‌های زمانی در آشکارسازی تشنج نوزادان عمل کردند. این نتیجه، مؤید یافته‌های پژوهش‌های پیشین [۹، ۱۵، ۲۹] است. با استفاده از تبدیل زمان-فرکانس، پویایی‌ها در هر دو حوزه زمان و فرکانس در نظر گرفته می‌شود و خطر ناپدید شدن اطلاعاتی که در زمان‌ها یا فرکانس‌های خاصی، دامنه کمی دارند از بین می‌رود. این نکته می‌تواند دلیل عملکرد بهتر ویژگی‌های زمان-فرکانس در مقایسه با ویژگی‌های زمانی و ویژگی‌های فرکانسی در پژوهش کنونی باشد. البته در پژوهشی [۱۹]، ویژگی‌های زمان-فرکانس کمی ضعیف‌تر از ویژگی‌های زمانی عمل کردند. در پژوهش مذکور، تبدیل زمان-فرکانس به‌کاررفته تبدیل موجک ایستا بود. همان‌طور که انتظار می‌رفت، تبدیل مورد استفاده در عملکرد تمییز بین کلاس‌ها نیز نقش اساسی دارد. در پژوهش کنونی، تبدیل زمان-فرکانس جدیدی به نام TAFSSTOL بهترین نتایج را در همه معیارهای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی ارائه داد. دلایل اساسی برای برتری

جدول (۴) - میانگین و انحراف معیار برای سنج‌های عملکرد طبقه‌بندی در اعتبارسنجی متقابل ۱۰ لایه‌ای (اعداد درون پرانتز انحراف معیار هستند)

صحت (%)	حساسیت (%)	اختصاصیت (%)	دقت (%)	ارزش اخباری منفی (%)	مساحت زیر منحنی ROC	امتیاز اف ۱	ضریب همبستگی متیو	مقدار کاپای کوهن
زمان ۷۸/۳ (۶/۲)	۷۶/۱ (۱۰/۹)	۸۲/۲ (۱۰/۷)	۸۰/۶ (۱۲/۸)	۷۷/۶ (۱۰/۱)	۰/۷۴۰ (۰/۰۷۶)	۰/۷۷۳ (۰/۰۷۴)	۰/۵۸۳ (۰/۱۱۸)	۰/۵۶۸ (۰/۱۲۱)
فرکانس ۷۳/۵ (۷/۴)	۷۴/۸ (۵/۸)	۷۳/۲ (۱۴/۰)	۷۳/۹ (۱۲/۶)	۷۳/۷ (۸/۷)	۰/۶۹۷ (۰/۱۰۱)	۰/۷۳۷ (۰/۰۶۹)	۰/۴۷۸ (۰/۱۴۲)	۰/۴۷۰ (۰/۱۴۴)
زمان-فرکانس مبتنی بر AFSST ۸۳/۵ (۷/۷)	۷۹/۴ (۱۲/۶)	۸۷/۱ (۸/۵)	۸۶/۳ (۸/۷)	۸۰/۹ (۱۰/۰)	۰/۸۲۲ (۰/۰۶۲)	۰/۸۲۴ (۰/۰۹۶)	۰/۶۶۸ (۰/۱۶۰)	۰/۶۶۲ (۰/۱۵۶)
زمان-فرکانس مبتنی بر TAFSSTOL ۹۹/۸ (۰/۸)	۱۰۰ (۰)	۹۹/۶ (۱/۳)	۹۹/۴ (۱/۹)	۱۰۰ (۰)	۰/۹۹۴ (۰/۰۰۴)	۰/۹۹۷ (۰/۰۱۰)	۰/۹۹۵ (۰/۰۱۶)	۰/۹۹۵ (۰/۰۱۶)

۴-۲- انتقال و فقی زمانی-فرکانسی

تبدیل‌های زمان-فرکانس مبتنی بر تبدیل فوری زمان-کوتاه انتقال داده شده در فرکانس (FSST)، فرکانس لحظه‌ای را برای هر ناحیه در صفحه تبدیل فوری زمان-کوتاه که بزرگی آن بالاتر از آستانه از پیش تعیین شده است تخمین می‌زنند. این

تبدیل‌ها بازنمایی زمان-فرکانس را در جهت فرکانس فشرده می‌کنند. در نتیجه، بازنمایی حاصل، تمرکز انرژی بالاتری در امتداد محور فرکانس خواهد داشت. بنابراین، تبدیل‌های مذکور تکنیک‌پذیری فرکانسی را افزایش می‌دهند [۶۶]. فرض FSSTها این است که دامنه لحظه‌ای، فرکانس لحظه‌ای و

استفاده از عملگرهای افقی انتقال زمانی-فرکانسی صحت می‌گذارد.

۴-۳- طول بهینه پنجره

تجزیه و تحلیل فرکانس‌های لحظه‌ای دارای تغییرات سریع به تفکیک‌پذیری زمانی بالایی نیاز دارد که با طول پنجره کوچک به دست می‌آید تا شروع آن‌ها را شفاف و صحیح نمایش دهد. در غیر این صورت، درهم‌رفتگی مؤلفه‌ها در محور زمانی وجود خواهد داشت. در مقابل، برای جداسازی صحیح مؤلفه‌های دارای تغییرات آرام به تفکیک‌پذیری فرکانسی خوبی نیاز است که با طول پنجره بزرگ به دست می‌آید. با وجود این، یک پنجره کوتاه برای به دست آوردن بازنمایی‌های شفاف‌تر برای این مؤلفه‌ها لازم است [۳۲]. به همین ترتیب، برای فرکانس‌های لحظه‌ای نزدیک به یکدیگر طول پنجره به اندازه کافی بزرگ نیاز است تا نشتی طیفی رخ ندهد [۶۹]. هنگام تحلیل سیگنال‌های پهن‌بند، طول پنجره کوتاه برای مؤلفه‌های فرکانس بالا و طول پنجره بزرگ برای مؤلفه‌های فرکانس پایین مناسب است [۷۰]. به علاوه با توجه به اصل عدم قطعیت هایزنبرگ، دستیابی هم‌زمان به تفکیک‌پذیری بالای زمانی و فرکانسی غیرممکن است. بنابراین، برای تحلیل سیگنال‌های چندمؤلفه‌ای دارای تغییرات آرام و سریع ضروری است که طول پنجره به طرز مناسبی تغییر داده شود که در هر زمان، طول بهینه پنجره انتخاب شود [۶۹].

در تبدیل AFSST [۳۰]، فرایند انتخاب طول پنجره صرفاً کمینه‌سازی آنتروپی رنی بازنمایی زمان-فرکانس است و در آن از الگوریتم بهینه‌سازی خاصی استفاده نشده است. افزون بر این، طول پنجره کوتاه پیش‌نیاز بیشینه‌سازی شفافیت بازنمایی زمان-فرکانس است [۳۰، ۶۹]. بدین ترتیب، الگوهای تداخلی در بازنمایی فرکانس‌های لحظه‌ای نزدیک به یکدیگر دیده خواهد شد. در حالی که در تبدیل TAFSSTOL، برای هر زمان، طول پنجره از طریق بهینه‌سازی سرتاسری تابع هزینه‌ای که شفافیت بازنمایی و صحت بازسازی را شامل می‌شود به دست می‌آید و مسئله مربوط به فرکانس‌های لحظه‌ای همسایه در آن حل شده است [۳۴]. بنابراین، تبدیل صحیح‌تر و شفاف‌تر عمل می‌کند و نتایج این پژوهش نیز مؤید همین نکته است.

۴-۴- پیشنهادها برای کارهای آینده

در مجموعه داده مورد استفاده در این پژوهش، علل تشنج‌ها (ضایعه یا بیماری موجب تشنج)، توزیع مکانی منشأ بروز تشنج‌ها در مغز، کانال‌های ثبت‌شده، سن نوزادان، جنسیت

سرعت تغییر فرکانس لحظه‌ای هر مؤلفه، در طول زمان، آرام تغییر می‌کند. این فرض برای سیگنال‌هایی با فرکانس‌های لحظه‌ای متغیر سریع، یعنی سیگنال‌های ضربه‌مانند، برقرار نیست، زیرا سرعت تغییرات فرکانس لحظه‌ای نسبتاً بالایی دارند [۳۷]. در بازنمایی زمان-فرکانس این نوع سیگنال‌ها، FSSST عمده‌تاً در بهبود تفکیک‌پذیری زمانی عملکرد مطلوبی ندارند [۶۶]. بنابراین، صحت فرکانسی که FSSST تخمین می‌زند (یعنی عملگر انتقال فرکانسی) برای این سیگنال‌ها کم است و به تمرکز انرژی کمتر و کاهش صحت بازسازی کل سیگنال منجر می‌شود.

از سوی دیگر، تبدیل‌های زمان-فرکانس مبتنی بر تبدیل فوریه زمان-کوتاه انتقال داده شده در زمان (TRSST) فرکانس لحظه‌ای را تخمین نمی‌زنند. در عوض، آن‌ها تأخیر گروه را تخمین می‌زنند تا تبدیل فوریه زمان-کوتاه را در جهت زمانی فشرده کنند و تفکیک‌پذیری زمانی را افزایش دهند. TRSST عمده‌تاً برای نمایش صحیح و دقیق پویایی‌های سیگنال‌های ضربه‌مانند طراحی شده‌اند، که اغلب انرژی آن‌ها در زمان وقوع اجزای ضربه قرار دارد. علاوه بر این، ضرایب TRSST فقط به دامنه این سیگنال‌ها بستگی دارد. به دلیل تخمین‌زدن فرکانس لحظه‌ای، غالب TRSST نمی‌تواند تفکیک‌پذیری فرکانسی لازم برای فرکانس‌های لحظه‌ای نوسانی با تغییرات آهسته را بهبود بخشند. بنابراین، صحت تأخیر گروهی که TRSST تخمین می‌زند (یعنی عملگر انتقال زمانی) برای این سیگنال‌ها کوچک است. در نتیجه، تمرکز انرژی و صحت بازسازی کل سیگنال کاهش می‌یابد [۳۲].

در مجموع، هر کدام از انتقال‌ها به نفع نوع خاصی از مؤلفه‌هاست و هر کدامشان به تنهایی، برای سیگنال چندمؤلفه‌ای به طوری که ترکیبی از انواع مختلف مؤلفه‌ها را داشته باشد (مثلاً سیگنال الکتروانسفالوگرام تشنج نوزادان) مطلوب نیست. به طور مثال، AFSST به دلیل برخورداری از انتقال فرکانسی، بیشتر برای مؤلفه‌های آرام مؤثر است. با توجه به نتایج پژوهش‌های پیشین، انتقال زمانی در حضور اجزای سریعاً متغیر [۲۳، ۳۰] و انتقال فرکانسی برای مؤلفه‌های با تغییرات آهسته [۱۶، ۲۶-۲۸] مفید است. انتقال هم‌زمان زمانی و فرکانسی در تبدیل زمان-فرکانس TAFSSTOL می‌تواند مکمل یکدیگر باشند و تبدیل حاصل برای سیگنال‌های چند مؤلفه‌ای، مستقل از سرعت تغییرات مؤلفه‌ها، مناسب است. استفاده هم‌زمان از انتقال‌های زمانی و فرکانسی پیش‌تر نیز مؤثر بوده است [۶۷، ۶۸] به خصوص برای تبدیل TAFSSTOL که عملگرهای انتقال زمانی-فرکانسی آن افقی هستند [۳۴]. نتایج پژوهش کنونی نیز بر سودمندی



جدول (۵)- مقایسه عملکرد طبقه‌بندی این پژوهش با تعدادی از پژوهش‌های مرتبط

پژوهشگران، سال	نوع ویژگی استخراج شده / روش استخراج ویژگی	عملکرد گزارش شده
Boashash و همکاران، ۲۰۱۵ [۲۴]	زمانی-فرکانسی	مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم: ۰/۹۰
Khan و همکاران، ۲۰۱۶ [۲۷]	زمانی-فرکانسی	صحت: ۹۷/۵٪، حساسیت: ۹۹٪، اختصاصیت: ۹۶٪
Boashash و همکاران، ۲۰۱۷ [۱۵]	زمانی-فرکانسی	مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم: ۰/۹۳
Khan و همکاران، ۲۰۱۸ [۲۱]	زمانی-فرکانسی	صحت: ۹۸/۲۵٪، حساسیت: ۹۹/۵٪، اختصاصیت: ۹۷٪، مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم: ۰/۹۸
شهبازی بوکانی و همکاران، ۲۰۱۹ [۳۳]	زمانی-فرکانسی	مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم: ۰/۸۷
Frassinetti و همکاران، ۲۰۲۰ [۱۹]	ترکیب زمانی-فرکانسی و شبکه‌های عصبی کانولوشنی	دقت: ۷۷٪، مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم: ۰/۸۱
Khan و همکاران، ۲۰۲۱ [۹]	زمانی-فرکانسی	صحت: ۹۹٪، حساسیت: ۹۸/۵٪، اختصاصیت: ۹۹/۵٪، مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم: ۰/۹۴
Abirami و همکاران، ۲۰۲۲ [۶]	آماري و زمانی-فرکانسی	مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم: ۰/۸۴
Visalini و همکاران، ۲۰۲۳ [۷۱]	شبکه‌های عصبی باور عمیق	صحت: ۹۸/۷٪، حساسیت: ۹۶/۱٪، اختصاصیت: ۹۹/۲٪، مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم: ۰/۹۷
Zhou و همکاران، ۲۰۲۴ [۷۲]	زمانی و فرکانسی و شبکه عصبی چندتوجهی سبک	صحت: ۹۵/۷٪، مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم: ۰/۹۹
Wang و همکاران، ۲۰۲۴ [۷۳]	زمانی	صحت: ۹۲/۳٪، حساسیت: ۹۸/۷٪، دقت: ۹۳/۶٪، امتیاز اف: ۰/۹۵۸
پژوهش کنونی	زمانی-فرکانسی مبتنی بر تبدیل TAFSSTOL	صحت: ۹۹/۸٪، حساسیت: ۱۰۰٪، اختصاصیت: ۹۹/۵٪، دقت: ۹۹/۵٪، ارزش اخباری منفی: ۱۰۰٪، امتیاز اف: ۰/۹۹۷، ضریب همبستگی متیو: ۰/۹۹۵، مقدار کاپای کوهن: ۰/۹۹۶، مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم: ۰/۹۹۴

بنابراین، استفاده از مجموعه داده‌ای با تعداد مشاهدات بیشتر توصیه می‌شود تا امکان بررسی عمیق‌تر آشکارسازی تشنج نوزادان براساس حوزه/تبدیل‌های مذکور نیز فراهم شود. به‌علاوه، در پژوهش‌های آینده، ویژگی‌های دیگر نظیر توان نسبی در باندهای مختلف، توان کل، چگالی طیف توان، مقدار مؤثر، اکسترمم‌ها، گذر از صفرها، سایر آنتروپی‌ها، پهنای باند، شار زمانی-فرکانسی، و ویژگی‌های تصویری نیز می‌تواند استخراج و در آشکارسازی تشنج نوزادان استفاده شود. همچنین، می‌توان تبدیل زمان-فرکانس را توسعه داد که از چند طریق میسر است: استفاده از تبدیل‌های مرتبه دوم و مراتب بالاتر، استفاده از سایر تخمین‌زنده‌ها برای متغیرهایی مانند تأخیر گروه، به‌کارگیری پنجره‌های دیگری که در ادبیات استفاده شده‌اند (مانند بلکمن [۶۶]، کایزر [۳۸] و هنینگ [۶۶]) و تغییر تابع هزینه.

منابع و مراجع

[۱] R.B. Pachori, V. Bajaj, Analysis of normal and epileptic seizure EEG signals using empirical mode decomposition, Computer Methods and Programs in Biomedicine, 104 (2011) 373-381.

ایشان و مشخصات ظاهری (مانند قد، وزن، دور سر) مشخص نبود و حجم داده محدود بود. استفاده از مجموعه داده‌ای با حجم بالاتر که اطلاعات مذکور را داشته باشد برای پژوهش‌های آینده توصیه می‌شود تا بتوان اثرات احتمالی عوامل مذکور بر عملکرد طبقه‌بندی را سنجید.

علاوه بر دلایل پیش‌گفته برای غنای ویژگی‌های زمانی-فرکانسی، دلیل فاصله نسبتاً قابل توجه بین عملکرد طبقه‌بندی براساس ویژگی‌های مبتنی بر TAFSSTOL نسبت به عملکرد طبقه‌بندی بر مبنای ویژگی‌های دیگر می‌تواند تعداد ویژگی‌های انتخاب‌شده باشد که در برازش مدل طبقه‌بند اثرگذار است؛ به بیان بهتر، همان‌طور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود، در تمام لایه‌ها، تعداد ویژگی‌های انتخاب‌شده مبتنی بر TAFSSTOL بسیار کمتر از تعداد ویژگی‌های انتخاب‌شده مبتنی بر حوزه‌های زمان و فرکانس و زمان-فرکانس براساس تبدیل AFSST است. باتوجه به محدود بودن تعداد مشاهدات در هر لایه (۳۶۰ مشاهده برای آموزش و ۴۰ مشاهده برای آزمون) و مقایسه آن با تعداد ویژگی‌های انتخابی در حوزه/تبدیل‌های مذکور، احتمال بیش‌برازش در طبقه‌بندی با ویژگی‌های مبتنی بر حوزه‌های زمان، فرکانس یا تبدیل زمان-فرکانس AFSST وجود دارد.



- [۱۳]B. Boashash, S. Ouelha, Designing high-resolution time–frequency and time–scale distributions for the analysis and classification of non-stationary signals :a tutorial review with a comparison of features performance, *Digital Signal Processing*, 77 (2018) 120-152.
- [۱۴]A. Bhattacharyya, R.B. Pachori, A. Upadhyay, U.R. Acharya, Tunable-Q Wavelet Transform Based Multiscale Entropy Measure for Automated Classification of Epileptic EEG Signals, *Applied Sciences*, 2017.
- [۱۵]B. Boashash, H. Barki, S. Ouelha, Performance evaluation of time-frequency image feature sets for improved classification and analysis of non-stationary signals: Application to newborn EEG seizure detection, *Knowledge-Based Systems*, 132 (2017) 188-203.
- [۱۶]F. Hlawatsch, G.F. Boudreaux-Bartels, Linear and quadratic time-frequency signal representations, *IEEE Signal Processing Magazine*, 9 (1992) 21-67.
- [۱۷]Z. Wu, N.E. Huang, ENSEMBLE EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION: A NOISE-ASSISTED DATA ANALYSIS METHOD, *Advances in Adaptive Data Analysis*, 01 (2009) 1-41.
- [۱۸]C. Ozlem Karabiber, A. Aydin, Epileptic EEG Classification by Using Advanced Signal Decomposition Methods, in: M. Sandro (Ed.) *Epilepsy*, IntechOpen, Rijeka, 2020, pp. Ch. 2.
- [۱۹]L. Frassinetti, D. Ermini, R. Fabbri, C. Manfredi, Neonatal Seizures Detection using Stationary Wavelet Transform and Deep Neural Networks: Preliminary Results, 2020 IEEE 20th Mediterranean Electrotechnical Conference (MELECON), 2020, pp. 344-349.
- [۲۰]A. Larbi, M. Abed, A. Nahi, A. Ouahabi, Neonatal seizure detection from minimized EEG channels using polynomial compact support distribution and VGG19-BiLSTM hybrid model, 2024 8th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA), 2024, pp. 1-6.
- [۲۱]N.A. Khan, S. Ali, A new feature for the classification of non-stationary signals based on the direction of signal energy in the time–frequency domain, *Computers in Biology and Medicine*, 100 (2018) 10-16.
- [۲۲]B. Boashash, G. Azemi, N. Ali Khan, Principles of time–frequency feature extraction for change detection in non-stationary signals: Applications to newborn EEG abnormality detection, *Pattern Recognition*, 48 (2015) 616-627.
- [۲]A. Varsavsky, I. Mareels, M. Cook, *Epileptic Seizures and the EEG: Measurement, Models, Detection and Prediction*, CRC Press 2016.
- [۳]A. Anuragi, D. Singh Sisodia, R.B. Pachori, Epileptic-seizure classification using phase-space representation of FBSE-EWT based EEG sub-band signals and ensemble learners, *Biomedical Signal Processing and Control*, 71 (2022) 103138.
- [۴]N.A. Khan, S. Ali, K. Choi, Modified Time-Frequency Marginal Features for Detection of Seizures in Newborns, *Sensors*, 2022.
- [۵]D.M. Murray, G.B. Boylan, I. Ali, C.A. Ryan, B.P. Murphy, S. Connolly, Defining the gap between electrographic seizure burden, clinical expression and staff recognition of neonatal seizures, *Archives of Disease in Childhood - Fetal and Neonatal Edition*, 93 (2008) F187.
- [۶]S. Abirami, J. Thomas, R. Yuvaraj, J.F. Agastinose Ronickom ,A Comparative Study on EEG Features for Neonatal Seizure Detection, in: M. Murugappan, Y. Rajamanickam (Eds.) *Biomedical Signals Based Computer-Aided Diagnosis for Neurological Disorders*, Springer International Publishing, Cham, 2022, pp. 43-64.
- [۷]G.B .Boylan, N.J. Stevenson, S. Vanhatalo, Monitoring neonatal seizures, *Seminars in Fetal and Neonatal Medicine*, 18 (2013) 202-208.
- [۸]V. Nagarajan, A. Muralidharan, D. Sriraman, S.P. Kumar, Scalable Machine Learning Architecture for Neonatal Seizure Detection on Ultra-Edge Devices, 2022 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Signal Processing (AISP), 2022, pp. 1-6.
- [۹]N.A. Khan, S. Ali, K. Choi, An instantaneous frequency and group delay based feature for classifying EEG signals, *Biomedical Signal Processing and Control*, 67 (2021) 102562.
- [۱۰]A. Malone, G. Boylan, A. Ryan, S. Connolly, FC21. 3 Ability of medical personnel to accurately differentiate neonatal seizures from non-seizure movements, *Clinical Neurophysiology*, (2006) 1.
- [۱۱]O. Kocadagli, R. Langari, Classification of EEG signals for epileptic seizures using hybrid artificial neural networks based wavelet transforms and fuzzy relations, *Expert Systems with Applications*, 88 (2017) 419-434.
- [۱۲]F. O.K, R. R, Time-domain exponential energy for epileptic EEG signal classification, *Neuroscience Letters*, 694 (2019) 1-8.

globally optimal window length, *Biomedical Signal Processing and Control*, 97 (2024) 106692.

[۳۵]D. Pham, S. Meignen, High-Order Synchrosqueezing Transform for Multicomponent Signals Analysis—With an Application to Gravitational-Wave Signal, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 65 (2017) 3168-3178.

[۳۶]Z. He, X. Tu, W. Bao, Y. Hu, F. Li, Gaussian-modulated linear group delay model: Application to second-order time-reassigned synchrosqueezing transform, *Signal Processing*, 167 (2020) 107275.

[۳۷]H. Cao, X. Wang, D. He, X. Chen, An improvement of time-reassigned synchrosqueezing transform algorithm and its application in mechanical fault diagnosis, *Measurement*, 155 (2020) 107538.

[۳۸]Z. Chen, Y. Zi, Z. Xiao, Y. Wang, S. Qing, A Bilateral Second-Order Synchrosqueezing Transform and Application to Vibration Monitoring of Aerospace Engine, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 70 (2021) 1-15.

[۳۹]K.M. Mumenin, P. Biswas, M.A. Khan, A.S. Alammary, A.-A. Nahid, A Modified Aquila-Based Optimized XGBoost Framework for Detecting Probable Seizure Status in Neonates, *Sensors*, 2023.

[۴۰]B. Karan, S.S. Sahu, J.R. Orozco-Arroyave, K. Mahto, Non-negative matrix factorization-based time-frequency feature extraction of voice signal for Parkinson's disease prediction, *Computer Speech & Language*, 69 (2021) 101216.

[۴۱]J. Löfhede, M. Thordstein, N. Löfgren, A. Flisberg, M. Rosa-Zurera, I. Kjellmer, K. Lindecrantz, Automatic classification of background EEG activity in healthy and sick neonates, *J Neural Eng*, 7 (2010) 16007.

[۴۲]J.S. Almeida, P.P. Rebouças Filho, T. Carneiro, W. Wei, R. Damaševičius, R. Maskeliūnas, V.H.C. de Albuquerque, Detecting Parkinson's disease with sustained phonation and speech signals using machine learning techniques, *Pattern Recognition Letters*, 125 (2019) 55-62.

[۴۳]B. Ghoraani, S. Krishnan, Time-Frequency Matrix Feature Extraction and Classification of Environmental Audio Signals, *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 19 (2011) 2197-2209.

[۴۴]H. Saadatmand, M.R. Akbarzadeh-T, Set-based integer-coded fuzzy granular evolutionary algorithms for high-dimensional feature selection, *Applied Soft Computing*, 142 (2023) 110240.

[۴۵]E. Henrichs, V. Lesch, M. Straesser, S. Kounev, C. Krupitzer, A literature review on optimization

[۲۳]A. Papandreou-Suppappola, *Applications in Time-Frequency Signal Processing*, CRC Press 2018.

[۲۴]B. Boashash, N.A. Khan, T. Ben-Jabeur, Time-frequency features for pattern recognition using high-resolution TFDs: A tutorial review, *Digital Signal Processing*, 40 (2015) 1-30.

[۲۵]M. Mohammadi, N. Ali Khan, H. Hassanpour, A. Hussien Mohammed, Spike Detection Based on the Adaptive Time-Frequency Analysis, *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 39 (2020) 5656-5680.

[۲۶]B. Boashash, *Time-Frequency Signal Analysis and Processing: A Comprehensive Reference*, Elsevier Science 2015.

[۲۷]N.A. Khan, S. Ali, Classification of EEG signals using adaptive time-frequency distributions, *Metrology and Measurement Systems*, 23 (2016) 251--260.

[۲۸]M. Diyykh, F.S. Miften, S. Abdulla, R.C. Deo, S. Siuly, J.H. Green, A.Y. Oudabb, Texture analysis based graph approach for automatic detection of neonatal seizure from multi-channel EEG signals, *Measurement*, 190 (2022) 110731.

[۲۹]B.R. Greene, S. Faul, W.P. Marnane, G. Lightbody, I. Korotchikova, G.B. Boylan, A comparison of quantitative EEG features for neonatal seizure detection, *Clinical Neurophysiology*, 119 (2008) 1248-1261.

[۳۰]L. Li, H. Cai, H. Han, Q. Jiang, H. Ji, Adaptive short-time Fourier transform and synchrosqueezing transform for non-stationary signal separation, *Signal Processing*, 166 (2020) 107231.

[۳۱]M. Amiri, H. Aghaeinia, H.R. Amindavar, Automatic epileptic seizure detection in EEG signals using sparse common spatial pattern and adaptive short-time Fourier transform-based synchrosqueezing transform, *Biomedical Signal Processing and Control*, 79 (2023) 104022.

[۳۲]D. He, H. Cao, S. Wang, X. Chen, Time-reassigned synchrosqueezing transform: The algorithm and its applications in mechanical signal processing, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 117 (2019) 255-279.

[۳۳]P. Shahsavari Baboukani, G. Azemi, B. Boashash, P. Colditz, A. Omidvarnia, A novel multivariate phase synchrony measure: Application to multichannel newborn EEG analysis, *Digital Signal Processing*, 84 (2019) 59-68.

[۳۴]E. Shamsi, M. Ali Ahmadi-Pajouh, F. Towhidkhah, M. Hassan Moradi, Time-reassigned adaptive fourier synchrosqueezing transform with



Venkatesh, Rapid Bayesian optimisation for synthesis of short polymer fiber materials, *Scientific Reports*, 7 (2017) 5683.

[۵۶] S. Ju, T. Shiga, L. Feng, Z. Hou, K. Tsuda, J. Shiomi, Designing Nanostructures for Phonon Transport via Bayesian Optimization, *Physical Review X*, 7 (2017) 021024.

[۵۷] P.I. Frazier, Bayesian Optimization, Recent Advances in Optimization and Modeling of Contemporary Problems, *INFORMS2018*, pp. 255-278.

[۵۸] A. Vahid, S. Rana, S. Gupta, P. Vellanki, S. Venkatesh, T. Dorin, New Bayesian-Optimization-Based Design of High-Strength 7xxx-Series Alloys from Recycled Aluminum, *JOM*, 70 (2018) 2704-2709.

[۵۹] M.M. Khajah, B.D. Roads, R.V. Lindsey, Y.-E. Liu, M.C. Mozer, Designing Engaging Games Using Bayesian Optimization, *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, Association for Computing Machinery, San Jose, California, USA, 2016, pp. 5571-5582.

[۶۰] S. Tang, Y. Zhu, S. Yuan, Intelligent fault diagnosis of hydraulic piston pump based on deep learning and Bayesian optimization, *ISA Transactions*, 129 (2022) 555-563.

[۶۱] J. Snoek, H. Larochelle, R.P. Adams, Practical bayesian optimization of machine learning algorithms, *Advances in neural information processing systems*, 2012, pp. 2951-2959.

[۶۲] S.S. Garud, I.A. Karimi, M. Kraft, Design of computer experiments: A review, *Computers & Chemical Engineering*, 106 (2017) 71-95.

[۶۳] H. Liu, Y.-S. Ong, J. Cai, A survey of adaptive sampling for global metamodeling in support of simulation-based complex engineering design, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 57 (2018) 393-416.

[۶۴] S. Greenhill, S. Rana, S. Gupta, P. Vellanki, S. Venkatesh, Bayesian Optimization for Adaptive Experimental Design: A Review, *IEEE Access*, 8 (2020) 13937-13948.

[۶۵] M.A. Gelbart, J. Snoek, R.P. Adams, Bayesian optimization with unknown constraints, *arXiv preprint arXiv:1403.5607*, (۲۰۱۴),

[۶۶] B. Alexander, S. Naoki, Adaptive synchrosqueezing based on a quilted short-time Fourier transform, *Proc.SPIE*, 2017, pp. 1039420.

[۶۷] T. Oberlin, S. Meignen, V. Perrier, Second-Order Synchrosqueezing Transform or Invertible Reassignment? Towards Ideal Time-Frequency

techniques for adaptation planning in adaptive systems: State of the art and research directions, *Information and Software Technology*, 149 (2022) 106940.

[۴۶] D.R. Jones, M. Schonlau, W.J. Welch, Efficient Global Optimization of Expensive Black-Box Functions, *Journal of Global Optimization*, 13 (1998) 455-492.

[۴۷] B. Shahriari, K. Swersky, Z. Wang, R.P. Adams, N.d. Freitas, Taking the Human Out of the Loop: A Review of Bayesian Optimization, *Proceedings of the IEEE*, 104 (2016) 148-175.

[۴۸] Z. Jian, R.J. Figueiredo, Autonomic Feature Selection for Application Classification, 2006 IEEE International Conference on Autonomic Computing, 2006, pp. 43-52.

[۴۹] J.C.B. Leite, D.M. Kusic, D. Mossé, L. Bertini, Stochastic approximation control of power and tardiness in a three-tier web-hosting cluster, *Proceedings of the 7th international conference on Autonomic computing*, Association for Computing Machinery, Washington, DC, USA, 2010, pp. 41-50.

[۵۰] N. Bencomo, A. Belaggoun, V. Issarny, Dynamic decision networks for decision-making in self-adaptive systems: A case study, 2013th International Symposium on Software Engineering for Adaptive and Self-Managing Systems (SEAMS), 2013, pp. 113-122.

[۵۱] I. Gerostathopoulos, C. Prehofer, T. Bures, Adapting a system with noisy outputs with statistical guarantees, *Proceedings of the ۱۳th International Conference on Software Engineering for Adaptive and Self-Managing Systems*, Association for Computing Machinery, Gothenburg, Sweden, 2018, pp. 58-68.

[۵۲] E.M. Fredericks, I. Gerostathopoulos, C. Krupitzer, T. Vogel, Planning as Optimization: Dynamically Discovering Optimal Configurations for Runtime Situations, 2019 IEEE 13th International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems (SASO), 2019, pp. 1-10.

[۵۳] J. Haensel, C.M. Adriano, J. Dyck, H. Giese, Collective risk minimization via a bayesian model for statistical software testing, *Proceedings of the IEEE/ACM 15th International Symposium on Software Engineering for Adaptive and Self-Managing Systems*, Association for Computing Machinery, Seoul, Republic of Korea, 2020, pp. 45-56.

[۵۴] D. Xue, P.V. Balachandran, J. Hogden, J. Theiler, D. Xue, T. Lookman, Accelerated search for materials with targeted properties by adaptive design, *Nature Communications*, 7 (2016) 11241.

[۵۵] C. Li, D. Rubín de Celis Leal, S. Rana, S. Gupta, A. Sutti, S. Greenhill, T. Slezak, M. Height, S.

Representations, IEEE Transactions on Signal Processing, 63 (2015). ۱۳۴۴-۱۳۳۵ (

[۶۸] T.J. Gardner, M.O. Magnasco, Sparse time-frequency representations, Proceedings of the National Academy of Sciences, 103 (2006) 6094-6099.

[۶۹] Y.-L. Sheu, L.-Y. Hsu, P.-T. Chou, H.-T. Wu, Entropy-based time-varying window width selection for nonlinear-type time-frequency analysis, International Journal of Data Science and Analytics, 3 (2017) 231-245.

[۷۰] H. Cai, Q. Jiang, L. Li, B.W. Suter, Analysis of adaptive short-time Fourier transform-based synchrosqueezing transform, Analysis and Applications, 19 (2020) 71-105.

[۷۱] K. Visalini, S. Alagarsamy, D. Nagarajan, Neonatal seizure detection using deep belief networks from multichannel EEG data, Neural Computing and Applications, 35 (2023) 10637-10647.

[۷۲] W. Zhou, W. Zheng, Y. Feng, X. Li, LMA-EEGNet: A Lightweight Multi-Attention Network for Neonatal Seizure Detection Using EEG signals, Electronics, 2024.

[۷۳] Y. Wang, S. Yuan, J.-X. Liu, W. Hu, Q. Jia, F. Xu, Combining EEG Features and Convolutional Autoencoder for Neonatal Seizure Detection, International journal of neural systems, 34 (2024) 2450040.