

الحمد لله
الرحمن الرحيم



دانشکده پردیس بین‌المللی خوارزمی

رساله دکتری هوش مصنوعی

پردازش سیگنال غیرایستا با استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر فیلترهای جهت‌دار تطبیقی و آنالیز زمان-فرکانس تنک: با کاربرد طبقه‌بندی سیگنال الکتروانسفالوگرام

نگارنده: مختار محمدی

استاد راهنما

دکتر علی اکبر پویان

اساتید مشاور

دکتر Nabeel Ali Khan

دکتر وحید ابوالقاسمی

بهمن ۱۳۹۶



بدینوسیله گواهی می شود آقای **مختار محمدی** دانشجوی دکتری رشته **هوش مصنوعی** به شماره دانشجویی **۹۳۳۳۵۰۵** ورودی **مهرماه سال ۹۳** در تاریخ **۹۶/۱۱/۱۱** از رساله خود با عنوان : **پردازش سیگنال غیرایستا با استفاده از تکنیک های مبتنی بر فیلترهای جهت دار تطبیقی و آنالیز زمان-فرکانس تنک: با کاربرد طبقه بندی سیگنال الکتروانسفالوگرام** دفاع و با اخذ نمره **۱۹/۰۱** به درجه : **عالی** نائل گردید.

☐ الف) درجه عالی: نمره ۱۹-۲۰	☐ ب) درجه بسیار خوب: نمره ۱۸/۹۹ - ۱۷
☐ ج) درجه خوب: نمره ۱۶/۹۹ - ۱۵	☐ د) غیر قابل قبول و نیاز به دفاع مجدد دارد
☐ ه) رساله نیاز به اصلاحات دارد	

ردیف	هیئت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱	دکتر علی اکبر پویان	استاد/ اساتید راهنما		
۲	دکتروحید ابولقاسمی - نبیل علی خان	مشاور/ مشاورین		
۳	دکتر محمد رضا کرمی	استاد مدعو داخلی / خارجی		
	دکتر	استاد مدعو داخلی / خارجی		
	دکتر	استاد مدعو داخلی / خارجی		
	دکتر مرتضی زاهدی	سرپرست (نماینده) تحصیلات تکمیلی دانشکده		

مدیر محترم تحصیلات تکمیلی دانشگاه:

ضمن تأیید مراتب فوق مقرر فرمائید اقدامات لازم بعمل آید.

رئیس دانشکده و رئیس هیأت داوران:

تاریخ و امضاء:

تقدیم به همسر عزیز و فرزند دلبندم که در این مدت
یار و یاور من بودند.

سپاس‌گزاری

سپاس خداوندگار حکیم را که با لطف بی‌کران خود، آدمی را زیور عقل آراست. از زحمات بی‌دریغ استاد راهنمای خود، جناب آقای دکتر علی اکبر پویان، صمیمانه تشکر و قدردانی کنم که قطعاً بدون راهنمایی‌های ارزنده ایشان، این مجموعه به انجام نمی‌رسید.

از جناب آقای دکتر نبیل علی خان، صمیمانه تشکر و قدردانی می‌کنم که با راهنمایی‌های ارزنده ایشان، این پژوهش به انجام رسید.

از جناب آقای دکتر وحید ابوالقاسمی که زحمت مطالعه و مشاوره این رساله را تقبل فرمودند و در آماده‌سازی این رساله، به نحو احسن اینجانب را مورد راهنمایی قرار دادند، کمال امتنان را دارم.

مختار محمدی

بهمن ۱۳۹۶

تعهد نامه

اینجانب **مختار محمدی** دانشجوی دکتری رشته مهندسی کامپیوتر پردیس بین‌المللی خوارزمی دانشگاه شاهرود، نویسنده رساله‌ی با عنوان **پردازش سیگنال غیرایستا با استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر فیلترهای جهت‌دار تطبیقی و آنالیز زمان-فرکانس تنک**: با کاربرد طبقه‌بندی سیگنال الکتروانسفالوگرام، تحت راهنمایی **علی اکبر پویان** متعهد می‌شوم:

- تحقیقات در این پایان‌نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش‌های دیگر پژوهش‌گران، به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب این پایان‌نامه، تا کنون توسط خود، یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ‌جا ارایه نشده است.
- حقوق معنوی این اثر، به دانشگاه صنعتی شاهرود تعلق دارد، و مقالات مستخرج با نام “دانشگاه صنعتی شاهرود” یا “Shahrood University of Technology” به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به‌دست آوردن نتایج اصلی پایان‌نامه تاثیرگذار بوده‌اند، در مقالات مستخرج از پایان‌نامه رعایت می‌گردد.
- در تمام مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت‌های آنها) استفاده شده است، ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در تمام مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته (یا استفاده شده است)، اصل رازداری و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

مختار محمدی

بهمن ۱۳۹۶

مالکیت نتایج و حق نشر

- تمام حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم‌افزارها و تجهیزات ساخته شده) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی، در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در این پایان‌نامه بدون ذکر منبع مجاز نمی‌باشد.

چکیده

پردازش سیگنال‌های مانا در حوزه‌ی زمان-فرکانس مزایای بیشتری نسبت به هر کدام از حوزه‌های زمان یا فرکانس به همراه دارد. روش‌های زیادی مبتنی بر آنالیز زمان-فرکانس ارائه شده است. روش‌های زمان-فرکانس مبتنی بر فیلترهای جهت‌دار تطبیقی (ADTFD) از جمله روش‌های موثر بوده و نسبت به دیگر روش‌های ثابت و تطبیقی برتری دارد. در روش‌های ADTFD راستای هسته‌ی هموار ساز بر مبنای فیلتر گوسی جهت‌دار و یا مشتق دوم آن بهینه می‌گردد. با وجود کارایی بالای روش‌های ADTFD، مجموعه‌ای از کاستی‌ها مانند خودکار نبودن، پیچیدگی محاسباتی بالا، حساسیت به نویز، ناتوانی در پردازش سیگنال‌های چند مولفه‌ای با دامنه‌های متفاوت و ضعف در تخمین فرکانس آنی برای سیگنال‌های با مولفه‌های همپوشان، کاربرد آنها را محدود نموده است.

در این رساله، برای رویارویی با چالش‌های مطرح شده ابتدا پارامترهای ADTFD به صورت خودکار تخمین زده می‌شود. برای این منظور در یک الگوریتم دو مرحله‌ای ابتدا اندازه‌ی هسته‌ی هموار ساز به صورت سراسری بهینه می‌گردد سپس پارامترهای تعیین کننده‌ی شکل هسته به صورت محلی بهینه می‌گردند. برای کاستن پیچیدگی محاسبات، یک نوع جدید از ADTFD معرفی می‌گردد که پیچیدگی محاسباتی به مراتب بسیار پایین‌تری دارد. در ADTFD جدید، راستای بهینه‌ی هسته به کمک تبدیل رادون تابع ابهام سیگنال مورد نظر تخمین زده شده و جستجوی راستای بهینه در هر نقطه از صفحه‌ی زمان-فرکانس بر اساس راستای بهینه‌ی بدست آمده انجام می‌گیرد. در ADTFD ارائه شده مشکل حساسیت به نویز نیز پوشش داده می‌شود چرا که با محدود نمودن فیلترینگ در راستای نادرست ناشی از حضور نویز، حساسیت روش به نویز محدود می‌گردد. با خودکار نمودن ADTFD امکان پردازش دقیق سیگنال‌های با مولفه‌های مختلف میسر می‌شود. برای تخمین فرکانس آنی سیگنال‌های چند مولفه‌ای به‌ویژه با مولفه‌های متقاطع، روشی نوین مبتنی بر توزیع زمان-فرکانس پیشنهادی و فیلترینگ در حوزه‌ی زمان-فرکانس ارائه می‌شود. برتری این روش نسبت به روش‌های نوین مانند ICCD-RPRG نشان داده می‌شود. با استفاده از روش داده شده برای تخمین فرکانس آنی، الگوریتم جدیدی برای بازسازی سیگنال‌های با نمونه‌های ناقص با فرض تنک بودن آنها در حوزه‌ی زمان-فرکانس معرفی می‌گردد. کارایی این الگوریتم با کارایی دیگر روش‌های رایج مانند گرادیان کاهشی، EOMP و آستانه‌گذاری پی‌درپی مقایسه شده که برای سطوح مختلف از تعداد نمونه‌های ناقص، روش ارائه شده دارای MSE کمتری می‌باشد.

به عنوان مطالعه‌ی موردی، کارایی ADTFD معرفی شده در دو زمینه‌ی مختلف تشخیص خودکار صرع با استفاده از سیگنال‌های EEG گرفته شده از پایگاه داده‌ی بیمارستان فرایبرگ آلمان و تشخیص امواج سوزنی در سیگنال‌های غیرمانای با فرکانس بالا و نسبت سیگنال به نویز پایین، مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج بدست آمده نشان دهنده‌ی ۹۸٫۵۶ درصد درستی طبقه‌بندی است که ۳۷ درصد بیشتر از نتایج حاصل از به کارگیری دیگر روش‌های مبتنی بر توزیع‌های زمان-فرکانس است. به منظور تشخیص امواج سوزنی یک الگوریتم جدید با بهره‌گیری از راستای انرژی سیگنال و تنک بودن آن در نمایش زمان-فرکانس ADTFD ارائه شده است. مقایسه‌ی این الگوریتم با دیگر روش‌های رایج مانند SNEO و CoB در تشخیص ضربه در سیگنال‌های EEG نشان دهنده‌ی برتری آن از لحاظ اندازه‌های آماری مانند میزان درستی و نرخ برخورد می‌باشد.

کلمات کلیدی: توزیع زمان-فرکانس، فیلتر جهت‌دار تطبیقی، الکتروانسفالوگرام، امواج سوزنی، تنک بودن

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

1. Mohammadi, M., Pouyan, A.A. & Khan, N.A., 'A highly adaptive directional time–frequency distribution', SIViP (2016) 10: 1369. <https://doi.org/10.1007/s11760-016-0901-x>
2. Mohammadi, M., Ali Khan, N. & Pouyan, A.A., 'Automatic seizure detection using a highly adaptive directional time–frequency distribution' , Multidim Syst Sign Process (2017).
3. Mohammadi, M., Pouyan, A.A.M., Ali Khan, N. & Abolghasemi, V., 'Automatic parameters optimization of adaptive directional time-frequency distributions', Circuit, System and signal processing
4. Mohammadi, M., Pouyan, A.A.M., Ali Khan, N. & Abolghasemi, V., 'Radon Transform for Adaptive directional timefrequency distributions: Application to Seizure Detection in EEG Signals ', (ICSPIS 2017) 3rd Iranian Conference on Signal Processing and Intelligent Systems
5. Mohammadi, M., Pouyan, A.A.M., Ali Khan, N. & Abolghasemi, V., 'Enhancement of the spikes attributes in the time-frequency representations of real EEG signals', (KBEI-2017) 4th International Conference on Knowledge-Based Engineering and Innovation
6. Mohammadi, M., Ali Khan, N. & Pouyan, A.A., 'Spike detection in time-frequency domain with application to EEG Signals', submitted to Int. J. Adapt. Control Signal Process, (31 January 2017).
7. Mohammadi, M., Pouyan, A.A.M., Ali Khan, N. & Abolghasemi, V., 'An improved design of adaptive directional time-frequency distributions based on the Radon transform', submitted to Signal Processing, (2 August 2017).

فهرست مطالب

ز	فهرست تصاویر
ص	فهرست جداول
ط	فهرست اختصارات
۱	۱ مقدمه
۱	۱.۱ تعریف
۲	۲.۱ چالش‌ها
۳	۳.۱ روش پیشنهادی
۴	۴.۱ دادگان استفاده شده
۵	۵.۱ معیارهای مقایسه‌ی کارایی
۶	۶.۱ نوآوری
۷	۷.۱ ساختار رساله
۹	۲ پژوهش‌های گذشته
۹	۱.۲ حوزه‌های پردازش سیگنال
۱۰	۲.۲ پردازش سیگنال در حوزه‌ی زمان-فرکانس درجه دو
۱۰	۱.۲.۲ نمایش و فرمولاسیون زمان-فرکانس
۱۲	۲.۲.۲ مولفه‌های تداخلی در حوزه‌ی زمان-فرکانس
۱۴	۳.۲.۲ مولفه‌های تداخلی در حوزه‌ی ابهام
۱۶	۴.۲.۲ طراحی توزیع‌های درجه دوی زمان-فرکانس بر مبنای هسته‌های جدانپذیر
۱۷	۵.۲.۲ طراحی توزیع‌های درجه دوی زمان-فرکانس با دقت بالا بر مبنای هسته‌های جدانپذیر
۲۲	۳.۲ روش‌های پردازش تصویر برای بهبود تصویر حاصل از توزیع‌های زمان-فرکانس
۲۳	۴.۲ طراحی توزیع‌های سازگار
۲۴	۱.۴.۲ بهینه‌سازی پارامترهای توزیع‌های زمان-فرکانس

۵۰۲	پردازش سیگنال‌های با نمونه‌ی ناقص در حوزه‌ی زمان-فرکانس و با آگاهی از تنک بودن سیگنال در
۲۶	این حوزه
۲۹	۳ تخمین پارامترهای مربوط به شکل و اندازه‌ی هسته‌ی ADTFD
۲۹	۱.۳ مقدمه
۳۰	۲.۳ بهینه‌سازی پارامترهای مربوط به شکل فیلتر
۳۱	۳.۳ مقایسه‌ی کارایی HADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس
۳۲	۴.۳ بهینه‌سازی پارامترهای مربوط به شکل و اندازه‌ی فیلتر
۳۶	۵.۳ مقایسه‌ی کارایی LO-ADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس
۳۷	۱.۵.۳ سیگنال‌های چندمولفه‌ای کامل
۴۲	۲.۵.۳ سیگنال‌های چندمولفه‌ای نویزی
۴۳	۳.۵.۳ سیگنال EEG
۴۴	۴.۵.۳ تحلیل هزینه‌ی محاسباتی LO-ADTFD
۴۷	۶.۳ کاهش پیچیدگی محاسبات
۴۷	۷.۳ توزیع F-ADTFD
۴۹	۱.۷.۳ آنالیز پیچیدگی محاسباتی F-ADTFD
۵۰	۲.۷.۳ مقایسه‌ی کارایی F-ADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس
۵۳	۸.۳ نتیجه‌گیری
۵۷	۴ پردازش سیگنال‌های با نمونه‌های ناقص با آگاهی از تنک بودن سیگنال در حوزه‌ی زمان-فرکانس
۵۷	۱.۴ مقدمه
۵۸	۲.۴ پردازش سیگنال‌های با نمونه‌ی ناقص در حوزه‌ی زمان-لگ
۶۴	۳.۴ بازسازی سیگنال‌های با نمونه‌های ناقص با فرض تنک بودن سیگنال در حوزه‌ی زمان-فرکانس
۶۴	۱.۳.۴ مدل کردن سیگنال
۶۴	۲.۳.۴ تخمین فرکانس آنی
۶۴	۳.۳.۴ تخمین مولفه‌های یک سیگنال با استفاده از فیلترکردن در حوزه‌ی زمان-فرکانس
۶۵	۴.۳.۴ تخمین دامنه‌ی آنی
۶۸	۴.۴ بحث و مقایسه‌ی روش‌های پردازش سیگنال‌های با نمونه‌ی ناقص
۷۴	۵.۴ نتیجه‌گیری
۷۷	۵ تشخیص امواج سوزنی با استفاده از آنالیز زمان-فرکانس و با کاربرد پردازش سیگنال‌های مغزی
۷۷	۱.۵ مقدمه
۷۹	۲.۵ روش پیشنهادی
۸۱	۳.۵ مقایسه‌ی کارایی روش پیشنهادی تشخیص امواج سوزنی با دیگر روش‌های رایج
۸۲	۱.۳.۵ سیگنال مصنوعی

۲.۳.۵	سیگنال مصنوعی خارج سلولی	۸۲
۳.۳.۵	سیگنال حقیقی EEG	۸۳
۴.۵	نتیجه‌گیری	۸۵

۶ تشخیص خودکار سیگنال‌های تشنجی با استفاده از HADTFD بهینه شده بر مبنای تنکی سیگنال در

۸۷	صفحه‌ی زمان-فرکانس
۱.۶	مقدمه
۱.۱.۶	پیش‌پردازش دادگان به‌منظور حذف نویز
۲.۶	روش پیشنهادی
۱.۲.۶	HADTFD کاملاً خودکار
۲.۲.۶	استخراج ویژگی از دادگان ضبط شده‌ی چند کاناله
۳.۶	نتایج و بحث
۱.۳.۶	نتایج تجربی
۲.۳.۶	تفسیر نتایج
۳.۳.۶	مقایسه‌ی کارایی روش ارائه شده با دیگر روش‌های موجود
۴.۶	نتیجه‌گیری

۷ نتیجه‌گیری و چشم‌اندازی به آینده

۱.۷	نتیجه‌گیری
۲.۷	محدودیت‌ها و ناتوانی‌های توزیع زمان-فرکانس ارائه شده در این پژوهش
۳.۷	کاربرد توزیع‌های زمان-فرکانس ارائه شده برای حل مشکلات مهندسی

۱۰۵	مراجع
-----	-------

فهرست تصاویر

۱۴	ساخت نقطه به نقطه‌ی محدوده‌ی مولفه‌های تداخلی	۱.۲
۱۵	توزیع ویگنر-ویل یک سیگنال چند مولفه، شامل مولفه‌های اصلی، تداخلی خارجی و تداخلی داخلی	۲.۲
۱۵	موقعیت مولفه‌های اصلی، تداخلی و داخلی در حوزه‌ی (الف) ابهام و (ب) زمان-فرکانس	۳.۲
۱۸	ارتباط بین فرمول‌های یکسان از هسته‌های زمان-فرکانس در حوزه‌های دوگان [۲۲]	۴.۲
۱۸	ارتباط بین فرمول‌های یکسان از هسته‌های زمان-فرکانس در حوزه‌های دوگان و نقش تبدیل فوریه در ارتباط دادن آنها [۲۲]	۵.۲
۳۱	مراحل مربوط به الگوریتم محاسبه‌ی HADTFD	۱.۳
۳۱	نمایش توزیع‌های زمان-فرکانس یک سیگنال چندمولفه‌ای متشکل از مولفه‌های گذرای گوسین و مدولاسیون فرکانسی غیرخطی (الف) توزیع AFS (ب) توزیع AOK-TFD (ج) توزیع S-method (د) توزیع $ADTFD(a = ۲, b = ۲۰, WL = ۶۴)$ (ه) توزیع $ADTFD(a = ۳, b = ۸, WL = ۳۲)$ (و) توزیع HADTFD	۲.۳
۳۳	نمایش $ADTFD$ یک سیگنال چهارمولفه‌ای با مولفه‌های نزدیک به هم (الف) $ADTFD(a = ۲, b = ۳۰, WL = ۹۴)$ و (ب) $ADTFD(a = ۲, b = ۳۰, WL = ۹۴)$	۳.۳
۳۴	(الف) $ADTFD_1(a = ۳, b = ۶)$ ؛ (ب) $ADTFD_2(a = ۳, b = ۲۰)$ ؛ (ج) $min(ADTFD_1, ADTFD_2)$	۴.۳
۳۵	نمایش زمان-فرکانس یک سیگنال چندمولفه‌ای با استفاده از LO-ADTFD مبتنی بر (الف) مجموعه‌ی پیشنهادی P و (ب) مجموعه‌ی تصادفی P مشتمل بر ۱۴ عنصر.	۵.۳
۳۶	نمایش توزیع‌های زمان-فرکانس سیگنال داده شده در ۱۰.۳ (الف) توزیع AFS؛ (ب) توزیع AOKTFD؛ (ج) $ADTFD(۳, ۸, ۳۲)$ ؛ (د) HADTFD؛ (ه) LO-ADTFD؛ (و) $spectrogram(hamming, L = ۲۷, hamming, N = ۶۳)$ ؛ (ز) $SPWVD(hamming, N = ۲۷, hamming, N = ۶۳)$ ؛ و (ح) RSPWVD	۶.۳
۳۹	نمایش توزیع‌های زمان-فرکانس سیگنال داده شده در ۱۲.۳ (الف) توزیع AFS؛ (ب) توزیع AOKTFD؛ (ج) $ADTFD(۲, ۲۰, ۱۰۲)$ ؛ (د) HADTFD؛ (ه) LO-ADTFD؛ و (و) $spectrogram(hamming, L = ۲۷, hamming, N = ۶۳)$ ؛ و (ز) $SPWVD(hamming, N = ۲۷, hamming, N = ۶۳)$ ؛ و (ح) RSPWVD	۷.۳
۴۱	۸۵, $FFT_N = ۲۵۶$	۸.۳

۷۴	۱۱.۴ MSE سیگنال بازیابی شده براساس روش‌های مبتنی بر گرادیان، آستانه‌گذاری پی‌درپی، EOMP و روش پیشنهادی
۷۵	۱۲.۴ نمایش‌های زمان-فرکانس سیگنال بازیابی شده از سیگنال چندمولفه‌ای $S_c(t)$ با موجود بودن فقط نصف نمونه‌ها (الف) WVD؛ (ب) Spectrogram؛ (ج) $EMBD(\alpha = 0.1, \beta = 0.1)$ ؛ (د) $CKD(c = 1, D = 0.1, E = 0.1)$ ؛ (ه) AOKTFD و (و) LO-ADTFD
۷۶	۱۳.۴ MSE سیگنال بازیابی شده براساس روش‌های مبتنی بر گرادیان، آستانه‌گذاری پی‌درپی، EOMP و روش پیشنهادی
۷۹	۱.۵ نمایش زمان-فرکانس یک سیگنال با مولفه‌های تن و سوزنی
۸۱	۲.۵ (الف) سیگنال مصنوعی شامل قطاری از ضربه (ب) موقعیت ضربه‌ها (ج) ADTFD سیگنال (د) ADTFD بدست آمده از حذف مولفه‌های فرکانسی بجز نقاطی که برروی خطوط موازی محور فرکانس قرار گرفته‌اند (ه) سیگنال بازیابی شده با استفاده از محاسبه‌ی حاشیه‌ی زمانی و (و) قله‌های تشخیص داده شده.
۸۳	۳.۵ (الف) قطاری از ضربه (ب) سیگنال مصنوعی شامل مولفه‌های فرکانس بالا (ج) خروجی CoB (د) خروجی $SNEO$ و (ه) خروجی روش پیشنهادی
۸۴	۴.۵ (الف) نمایش زمانی یک سیگنال سنتز شده‌ی خارج سلولی (ب) متوسط نرخ ضربه (ج) متوسط میزان دقت (د) تعداد خطاها برای سیگنال در SNR های مختلف
۸۴	۵.۵ (الف) نمایش زمانی یک سیگنال سنتز شده‌ی خارج سلولی (ب) متوسط نرخ ضربه (ج) متوسط میزان دقت (د) تعداد خطاها برای سیگنال در SNR های مختلف
۸۵	۶.۵ (الف) سیگنال حقیقی EEG (ب) نمایش زمان-فرکانس سیگنال (ج) توزیع زمان-فرکانس بدست آمده با حفظ مولفه‌های به موازات محور فرکانس (د) امواج سوزنی تشخیص داده شده توسط روش پیشنهادی
۹۰	۱.۶ نمایش ۶ کاناله‌ی سیگنال EEG ضبط شده از مریض شماره ۲ پایگاه داده‌ی فرایبرگ، شامل هر دو حالت نرمال و تشنجی
۹۰	۲.۶ فلوجارت سیستم تشخیص تشنج
۹۶	۳.۶ طرح پراکنده‌ی ویژگی‌های زمان-فرکانس استخراج شده از توزیع HADTFD بهینه شده. رنگ آبی نشان دهنده‌ی ویژگی‌های مربوط به سیگنال نرمال و رنگ سبز مربوط به ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال تشنجی.
۹۷	۴.۶ توزیع زمان-فرکانس یک قطعه سیگنال EEG مربوط به بیمار شماره ۸ (الف) اینترایکتال، نرمال (ب) ایکتال، قبل از تشنج و (ج) ایکتال در حالت تشنج.

فهرست جداول

۲۶	مقایسه‌ی کارایی روش‌های رایج آنالیز زمان-فرکانس	۱.۲
۳۲	مقایسه‌ی عددی توزیع‌های انتخابی سیگنال داده شده در ۸.۳ بر اساس معیار SM ۲.۱	۱.۳
۳۶	مقایسه‌ی LO-ADTFD ها از نظر زمان اجرا و اندازه‌ی تمرکز انرژی برای سیگنال چندمولفه‌ی ذکر شده در شکل ۵.۳	۲.۳
۳۸	مقایسه‌ی عددی کارایی LO-ADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس رایج در نمایش زمان-فرکانس سیگنال معرفی شده در ۱۰.۳ بر مبنای معیار SM ۲.۱	۳.۳
۴۰	مقایسه‌ی عددی کارایی LO-ADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس رایج در نمایش زمان-فرکانس سیگنال معرفی شده در ۱۲.۳ بر مبنای معیار SM ۲.۱	۴.۳
۵۱	مقایسه‌ی عددی توزیع‌های انتخابی مختلف براساس معیار Boashash-Susic در پردازش سیگنال ذکر شده در مثال ۱	۵.۳
۵۱	مقایسه‌ی عددی توزیع‌های انتخابی مختلف براساس معیار Boashash-Susic در پردازش سیگنال ذکر شده در مثال ۲	۶.۳
۵۳	مقایسه‌ی عددی توزیع‌های F-ADTFD و ADTFD براساس معیار Boashash-Susic در پردازش سیگنال ذکر شده در مثال ۱	۷.۳
۵۳	مقایسه‌ی عددی توزیع‌های F-ADTFD و ADTFD براساس معیار Boashash-Susic در پردازش سیگنال ذکر شده در مثال ۲	۸.۳
۶۲	مقایسه‌ی عددی کارایی LO-ADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس رایج در نمایش زمان-فرکانس سیگنال معرفی شده در ۴.۴	۱.۴
۷۲	مقایسه‌ی کارایی روش پیشنهادی برای بازیابی سیگنال ناقص براساس توزیع‌های زمان-فرکانس مختلف	۲.۴
۹۳	AUC مربوط به ویژگی‌های استخراج شده از توزیع‌های مختلف	۱.۶
۹۵	نتایج طبقه‌بندی برای توزیع‌های مختلف	۲.۶
۹۵	نتایج طبقه‌بندی برای هر بیمار با استفاده از روش $O - HADTFD$	۳.۶

۴.۶ مقایسه‌ی نتایج طبقه‌بندی سیگنال‌های صرعی و نرمال توسط روش‌های مختلف با استفاده از پایگاه

داده‌ی فرایبرگ ۹۸

فهرست اختصارات

EEG Electroencephalogram

EMBD Extended modified B-distribution

EOMP Extended orthogonal matching pursuit

F

FFF Fractional Fourier filtering

FM Frequency modulation

G

GD..... Gradient descent

GI Gini index

H

HADTFD Highly adaptive directional
time-frequency distribution

HR Hit rate

I

IAF Instantaneous auto-correlation function

ICCD .. Intrinsic chirp component decomposition

IF Instantaneous frequency

A

ADTFD Adaptive directional time-frequency
distribution

ADTFDs Adaptive directional TFDs

AF Ambiguity function

AFS..... Adaptive fractional spectrogram

AM-FM Amplitude modulation-Frequency
modulation

AOKTFD Adaptive optimal kernel TFD

AWGN Additive white Gaussian noise

C

CKD Compact Kernel Distribution

CoB..... Cepstrum of Bispectrum

CS..... Compressive Sensing

CSK..... Compact support kernel

CW Choi-William

D

DGF Double derivative Gaussian filter

DOA..... Direction of arrival

E

ECK Extended Compact Kernel

ROC Receiver operating characteristic curve
 RPRG Ridge path re-grouping
 RSPWVD Reassigned SPWVD

J

JP Jones-Parks

S

SM Stankovic measure
 SNEO Smoothed NEO
 SNR Signal to noise ratio
 SPA Smoothing by a prior approach
 SPWVD Smoothed pseudo-Wigner distribution

L

LFM Linear frequency modulation
 LO-ADTFD Locally optimized adaptive
 directional time-frequency distribution
 LOO Leave One Patient Out

T

TFD Time-frequency distribution
 TFR Time-frequency representation
 TN True Negative
 TP True Positive

M

MBD Modified B-distribution
 MP Matching pursuit
 MSE Mean square error

W

WL Window length
 WVD Wigner-Ville distribution

N

NEO Non-linear energy operator
 NRE Normalized Renyi entropy

P

PW-LFM Piece-wise LFM

Q

QTFD Quadratic time-frequency distribution

R

RGK Radialy Gaussian kernel

فصل ۱

مقدمه

۱.۱ تعریف

سیگنال یک کمیت فیزیکی قابل اندازه‌گیری است که با توجه به طبیعت آن و براساس معیارهای مختلف، در کلاس‌های مختلف دسته‌بندی می‌شوند. کلاس‌های پیوسته در مقابل گسسته، تصادفی در مقابل معین، متناوب در مقابل نامتناوب و ایستا در مقابل غیرایستا، چند نمونه‌ی رایج از این دسته‌بندی‌ها می‌باشد. سیگنال ایستا سیگنالی است که محتوی فرکانسی آن با زمان تغییر نکند، در مقابل، سیگنال‌های با طیف فرکانسی متغیر با زمان، غیرایستا می‌باشد. بسیاری از سیگنال‌های کاربردی مانند سیگنال‌های مغزی غیرایستا بوده و شامل طیف فرکانسی متغیر با زمان می‌باشند. این طیف، فرکانس آئی سیگنال نامیده می‌شود که پارامترهای فیزیکی مهم سیگنال ورودی را مشخص می‌نماید [۲۰]. یک سیگنال را می‌توان در حوزه‌ی زمان، فرکانس و زمان-فرکانس تجزیه و تحلیل نمود. در اکثر تحقیقات، در هر دو شیوه‌ی زمان و فرکانس، سیگنال ایستا فرض شده که فرض کاملاً درستی نیست. پژوهش‌های پیشین نشان داده است که نمایش‌های کلاسیک برای آنالیز سیگنال‌های غیر ایستا کافی نبوده و آنالیز سیگنال در صفحه‌ی (t, f) مزایا و نتایج بهتری نسبت به آنالیز سیگنال در هر کدام از حوزه‌های زمان یا فرکانس ارائه می‌دهد [۸۴]. تحقیقات اخیر نشان می‌دهد که طبقه‌بندی بر اساس روش‌های زمان-فرکانس نسبت به طبقه‌بندی بر اساس روش‌های زمان یا فرکانس کارایی بهتری دارد، چرا که با استفاده از روش‌های زمان-فرکانس، ویژگی‌های با خاصیت جداپذیری بالا را می‌توان استخراج کرد. برای سیگنال‌های حیاتی، حوزه‌ی زمان-فرکانس حاوی اطلاعات بیشتری نسبت به دیگر حوزه‌های زمان و یا فرکانس می‌باشد، انتظار می‌رود که استخراج ویژگی از این حوزه منجر به طبقه‌بندی بهتری برای این دسته از سیگنال‌ها شود. مطالعه‌ی ساختار سیگنال به‌طور همزمان در هر دو حوزه‌ی زمان و فرکانس از طریق تصویر نمودن سیگنال بر روی صفحه‌ی زمان-فرکانس انجام

می‌گیرد. این روش که نمایش زمان-فرکانس TFR^1 نامیده می‌شود امکان بررسی تغییرات طیفی سیگنال در زمان که معمولاً با تغییرات دامنه و فرکانس نشان داده می‌شود، را فراهم می‌سازد. [۶۱]. نمایش زمان-فرکانس، توزیع انرژی سیگنال را در فضای دو بعدی (زمان-فرکانس) نشان می‌دهد [۶۱]. در چند دهه‌ی اخیر روش‌های آنالیز زمان-فرکانس زیادی ارائه شده است. عموماً این روش‌ها در دو دسته جای می‌گیرند. (۱) خطی (۲) توزیع زمان-فرکانس درجه دو $QTFD^2$ و یا TFD های با درجه‌ی بالاتر. روش‌های خطی مانند $synchrosqueezing$ و تخصیص مجدد^۳ کارایی کمتری نسبت به $QTFD$ ها دارند [۶۱]. با این وجود برای حذف نویز از سیگنال‌های حقیقی، روش‌های خطی مانند $generalized S-transform$ بکار گرفته می‌شود [۱۱۶]. روش‌های خطی مختلفی بر مبنای پنجره‌های انطباق‌پذیر و راستای تمرکز انرژی مولفه‌های سیگنال توسعه داده شده‌اند [۱۲۹، ۵۱، ۳۷، ۵۷]. کلاس توزیع درجه دو میزان تفکیک‌پذیری بهتری از تصویر زمان-فرکانس ارائه می‌دهد [۲۲]. توزیع ویگنر-ویل^۴ WVD نماینده‌ی کلاس توزیع‌های زمان-فرکانس چهارگانه بوده و از طریق اعمال تبدیل فوریه بر تابع خودهمبستگی^۵ سیگنال بدست می‌آید [۲۲].

۲.۱ چالش‌ها

توزیع ویگنر-ویل تمرکز انرژی ایده‌آلی را برای سیگنال‌های تک‌مولفه با مدولاسیون فرکانسی خطی^۶ LFM در صفحه‌ی زمان-فرکانس ارائه می‌دهد اما برای سیگنال‌های چند مولفه‌ای و یا سیگنال‌های تک‌مولفه با مدولاسیون فرکانسی غیرخطی، مولفه‌های تداخلی^۷ ایجاد می‌کند [۲۲]. ترم‌های تداخلی ایجاد شده مانع از تفسیر صحیح و دقیق نمایش زمان-فرکانس می‌شود. با توجه به رفتار و موقعیت مولفه‌های تداخلی در حوزه‌ی ابهام^۸ هموارسازی توزیع ویگنر-ویل با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر مد نظر قرار گرفته است. در حوزه‌ی ابهام موقعیت مولفه‌های تداخلی دور از مرکز واقع شده و استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر سبب از بین رفتن این مولفه‌ها در حوزه‌ی ابهام شده و منجر به تولید یک $QTFD$ می‌شود. حذف ترم‌های تداخلی همگام با عدم کاهش تمرکز انرژی ترم‌های اصلی از مهمترین دغدغه‌های پژوهش‌گران حوزه‌ی زمان-فرکانس می‌باشد. هسته‌های زمان-فرکانس معرفی شده، معمولاً ترم‌های تداخلی را به کمک فیلترهای پایین‌گذر حذف می‌کنند و به دو دسته‌ی وابسته به سیگنال^۹ و مستقل از سیگنال^{۱۰} تقسیم می‌شوند. اگرچه در توزیع هموار شده تاثیر مولفه‌های تداخلی کم می‌شود اما همراه با کاهش رزولوشن مؤلفه‌های سیگنال خواهد بود. در واقع یک مصالحه بین میزان کاهش تداخل و ماندگاری رزولوشن مؤلفه‌های اصلی سیگنال وجود دارد. روش‌های مختلفی برای به حداقل رساندن تداخل با حفظ رزولوشن مؤلفه‌های اصلی ارائه شده است که هر یک امتیازات و نواقص خود را دارد. [۱۶]. توزیع‌های با هسته‌ی راستادار انطباق‌پذیر^{۱۱} $ADTFD$ توزیع‌های جدیدی هستند که نسبت به دیگر توزیع‌های رایج کارایی بهتری ارائه می‌دهند [۷۲] با این وجود دارای نواقصی هستند که چالش‌های این رساله محسوب می‌شوند. لیست این چالش‌ها به‌صورت زیر است:

۱. این توزیع‌های دارای پارامترهایی هستند که به‌صورت دستی انتخاب می‌گردند که این امر کاربرد آنها را در کاربردهای واقعی محدود می‌سازد.

¹Time-frequency representation

²Quadratic time-frequency distribution

³Reassignment

⁴Wigner-Ville distribution

⁵Auto-correlation function

⁶Linear frequency modulation

⁷Cross-terms

⁸Ambiguity

⁹signal-dependent

¹⁰signal-independent

¹¹Adaptive directional time-frequency distribution

۲. این توزیع‌ها در پردازش سیگنال‌های متشکل از مولفه‌های نزدیک به هم و گذرا به صورت همزمان، ضعیف عمل می‌نمایند، این امر عمومیت آنها را زیر سوال می‌برد.
۳. این توزیع‌ها دارای پیچیدگی محاسباتی بالایی بوده و مناسب کاربردهای واقعی با منابع محدود نمی‌باشند.
۴. یکی از کاربردهای مهم توزیع‌های زمان-فرکانس که قابلیت این توزیع‌ها را نیز نشان می‌دهد، تخمین فرکانس آنی IF^1 سیگنال‌های چندمولفه‌ای است، توزیع‌های ADTFD در تخمین فرکانس آنی سیگنال‌های با مولفه‌های هم‌پوشان و دامنه‌ی متغیر، در نقطه‌ی هم‌پوشانی ضعیف عمل می‌کند.
۵. بازسازی سیگنال‌های با نمونه‌های ناقص با توجه به تنگی 2 آنها در صفحه‌ی زمان-فرکانس از چالش‌های روش‌های CS^3 محسوب شده و کارایی آنها وابسته به اطلاعات قبلی راجب مولفه‌های سیگنال است. بازسازی سیگنال با استفاده از توزیعی یا کارایی بالا و تنک بودن سیگنال در صفحه‌ی زمان-فرکانس مربوطه یکی دیگر از چالش‌های این پژوهش می‌باشد.
۶. به عنوان مطالعه‌ی موردی تشخیص سیگنال‌های صرعی با استفاده از پردازش سیگنال الکتروانسفالوگرام EEG^4 و تشخیص امواج سوزنی در سیگنال‌های EEG از دیگر چالش‌های این رساله می‌باشد.

۳.۱ روش پیشنهادی

یک نوع جدید از ADTFD ها معرفی می‌گردد که در آن پارامترهای ورودی بر اساس معیار معرفی شده در [۱۱۰] به صورت خودکار تخمین زده می‌شوند. الگوریتم پیشنهادی شامل دو مرحله است: ۱) طول پنجره به صورت سراسری بهینه می‌گردد. ۲) مجموعه‌ای از ADTFD ها با استفاده از فیلترهای بهینه در شکل‌های مختلف ساخته شده و بهترین ADTFD به صورت نقطه به نقطه انتخاب می‌گردد. مرحله‌ی اول بر مبنای این ایده است که فیلترهای با طول پنجره‌ی WL^5 پهن انرژی مولفه‌های با مدت زمان کم را پخش نموده اما تمرکز انرژی مولفه‌های نزدیک به هم را حفظ می‌کنند. همچنین فیلترهای با WL کوچک برخلاف فیلترهای با WL بزرگ عمل می‌کنند [۷۲]. راستای هسته‌ی هموارساز در ADTFD ها به صورت محلی بهینه می‌گردد [۷۲]. پرهزینه‌ترین مرحله در الگوریتم ADTFD جستجوی راستای بهینه‌ی هموارساز در هر نقطه از صفحه‌ی (t, f) است. بهینه‌سازی راستا از طریق هموارسازی در راستاهای مختلف به صورت تکراری و انتخاب راستاهای بهینه در هر نقطه است. در روش پیشنهادی راستای مولفه‌ها به صورت سراسری تخمین زده شده و برای پیدا نمودن بهترین راستا در هر نقطه، فقط راستاهای تخمین زده شده مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای تخمین راستای مولفه‌ها، راستای تمرکز انرژی هر مولفه در حوزه‌ی ابهام به کمک تبدیل رادون 6 محاسبه می‌شود. یک الگوریتم جستجوی قله‌یابی بر خروجی تبدیل رادون اعمال گشته و راستای مولفه‌ها تخمین زده می‌شود.

برای تخمین فرکانس آنی سیگنال‌های چند مولفه‌ای به‌ویژه با مولفه‌های متقاطع، روشی نوین مبتنی بر آنالیز و فیلترینگ زمان-فرکانس ارائه می‌شود. بر مبنای این روش، الگوریتم جدیدی برای بازسازی سیگنال‌های با نمونه‌های ناقص با فرض تنک بودن آنها در حوزه‌ی زمان-فرکانس معرفی می‌گردد. از نقطه نظر پردازش سیگنال، امواج سوزنی سیگنال‌هایی با

¹Instantaneous frequency

²Sparsity

³Compressive Sensing

⁴Electroencephalogram

⁵Window length

⁶Radon transform

پهنای باند پهن و دوره‌ی زمانی کوتاه بوده که انرژی آنی زیادی دارند. اسپایک‌ها در بسیاری از سیگنال‌های موجود در حیات واقعی مانند سیگنال‌های کیفیت توان در انتقال برق، الکتروانسفالوگرام در پزشکی و دادگان لرزه‌ای در زمین‌شناسی وجود دارند. تشخیص اسپایک در هر کدام از حوزه‌های یاد شده نقش مهمی در آنالیز، طبقه‌بندی و پیش‌پردازش این دادگان ایفا می‌نماید [۷۱، ۵۴] در این پژوهش یک شیوه‌ی جدید برای تشخیص امواج سوزنی در حوزه‌ی زمان-فرکانس ارائه می‌شود که از امتداد تمرکز انرژی سیگنال برای استخراج مولفه‌های زمان-فرکانس مربوط بهامواج سوزنی از پیش‌زمینه‌ی غیر ایستا استفاده می‌شود.

سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام حاوی اطلاعات مفیدی می‌باشد که از آن برای تشخیص تشنج مغزی و بیماری صرع استفاده می‌شود. از آنجاکه مانیتورینگ ۲۴ ساعته‌ی بیمار توسط متخصص نورولوژی امکان‌پذیر نمی‌باشد، تشخیص خودکار رفتار غیرطبیعی سیگنال الکتروانسفالوگرام، نقش مهمی در تشخیص و درمان بیماری صرع ایفا می‌کند. در ضمن بررسی داده‌های طولانی ثبت شده توسط متخصص امری زمان‌بر بوده و خالی از اشتباه نیست. تجزیه و تحلیل سیگنال EEG به دو شیوه‌ی وابسته به مریض^۱ و مستقل از مریض^۲ انجام می‌گیرد. در شیوه‌ی وابسته به مریض، طبقه‌بندی سیگنال برای هر مریض جداگانه صورت می‌گیرد و آزمایشات انجام شده درجه‌ی صحت بالایی را نشان می‌دهند، اما در روش مستقل از مریض، ماشین طبقه‌بندی به صورت تصادفی توسط دادگان چند مریض آموزش دیده و سپس آزمایش می‌گردد. روش مستقل از مریض گزینه‌ی بهتری برای کاربردهای عملی می‌باشد. یک روش مستقل از بیمار برای تشخیص تشنج با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از توزیع زمان-فرکانس پیشنهادی ارائه شده است. در سیستم طراحی شده سیگنال توسط ADTFD پیشنهادی به حوزه‌ی زمان-فرکانس برده شده، سه ویژگی از تصویر بدست آمده استخراج شده و یک طبقه‌بند خطی آموزش می‌بیند. این سیستم برای تشخیص سیگنال‌های نرمال از صرعی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۴.۱ دادگان استفاده شده

دادگان استفاده شده در این پژوهش به ۳ دسته تقسیم می‌شوند:

۱. **دادگان EEG مربوط به بیماران صرعی بیمارستان فرایبرگ آلمان:** این دادگان EEG طی مانیتورینگ مریض‌ها قبل از عمل جراحی در بیمارستان فرایبرگ آلمان ضبط شده است [۶۲]. این دادگان شامل ۲۴ ساعت ضبط سیگنال EEG متوالی از ۲۱ بیمار است که از صرع رنج می‌برند. در بین ۲۱ بیمار، ۸ بیمار مرد و مابقی زن هستند. سن بیماران بین ۱۲ تا ۵۰ سال است. بنا به نوع بیماری صرع، بیماران به ۳ دسته‌ی بیماران با فعالیت صرعی در ناکوکورتیکال مغز، هیپوکامپوس مغز و هر دو تقسیم می‌شوند. نرخ نمونه‌برداری دادگان ۲۵۶ هرتز می‌باشد. یک مبدل آنالوگ به دیجیتال ۱۶ بیتی برای ضبط دادگان از ۱۲۸ کانال استفاده شده است. ۶ کانال از ۱۲۸ کانال توسط متخصص EEG انتخاب شده و استفاده می‌گردد. باتوجه به رخداد تشنج در سیگنال ضبط شده، این دادگان در دو فایل ایکتال و اینترایکتال^۳ ذخیره می‌شوند. اولی حاوی داده‌ی تشنجی و دومی فقط حاوی دادگان نرمال است. برای هر بیمار حداقل ۳ فایل ایکتال وجود دارد که حداقل یکی از آنها حاوی داده‌ی تشنجی است. در فایل‌های ایکتال دادگان قبل از داده‌ی تشنجی *pre - Ictal* و دادگان بلافاصله بعد از داده‌ی تشنجی را *post - Ictal* نامیده می‌شوند. شروع و پایان داده‌ی تشنجی در هر فایل توسط متخصص EEG مشخص شده است. در این

¹Patient dependent

²Patient independent

³Ictal and Inter-Ictal

پژوهش دادگان ۹ مریض مورد مطالعه قرار گرفته است.

۲. **دادگان EEG صرعی نوزادان [۳۰]:** این دادگان، سیگنال EEG ضبط شده از نوزادان مبتلا به صرع است. نرخ نمونه‌برداری آن ۳۲ هرتز می‌باشد. این دادگان به‌عنوان فایل تکمیلی پژوهش [۳۰] در دسترس می‌باشد.

۳. **دادگان مصنوعی:** این سیگنال‌ها با استفاده از نرم افزار متلب تولید شده که شامل سیگنال‌های مصنوعی EEG تشنجی نوزادان، سیگنال سنتز شده‌ی خارج سلولی [۱۰۵] می‌باشد. سیگنال شبیه‌سازی شده‌ی EEG تشنجی نوزادان به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$s(t) = \begin{cases} 2 \cos(0.1\pi f_s t) + 2 \cos(0.2\pi f_s t) + \sum_{i=1}^5 e^{-\frac{[f_s(t-T(i))]^2}{\sigma_p^2}}, & t \in [0, 8] \\ 0 & elsewhere \end{cases} \quad (1.1)$$

که $T = 0.9375, 2.1875, 3.4375, 4.6875, 5.9375$. مدت زمان سیگنال ۸ ثانیه و نرخ نمونه‌برداری آن ۱۶ هرتز می‌باشد. طیف فعالیت‌های تشنجی یک نوزاد بالای ۰/۰۸ هرتز است. برای مدل نمودن این رفتار، سیگنال توسط یک فیلتر بالاگذر با فرکانس قطع ۰/۰۸ هرتز پردازش می‌شود. سیگنال سنتز شده‌ی خارج سلولی با استفاده از نرم افزار داده شده در [۱۰۵] و در محیط نرم افزار متلب تولید می‌گردد.

۵.۱ معیارهای مقایسه‌ی کارایی

سه معیار زیر برای مقایسه‌ی کارایی روشهای پیشنهادی ارائه شده است:

- **اندازه‌ی تمرکز انرژی:** اندازه‌ی $SM^1 [11]$ ، میزان تمرکز انرژی مولفه‌ها را در صفحه‌ی زمان-فرکانس نشان داده و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$M = \left(\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^N |\rho(n, k)|^{1/\alpha} \right)^\alpha \quad (2.1)$$

که $\alpha > 1$ و $\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^N \rho(n, k) = 1$. این معیار تمامی مولفه‌های سیگنال را به‌طور برابر مدنظر قرار می‌دهد. مقدار پایین این معیار نشان‌دهنده‌ی تمرکز بالای انرژی مولفه‌ها در صفحه‌ی زمان-فرکانس است و برعکس.

- **تخمین فرکانس آنی: IF** با توجه به توزیع‌های بدست آمده، فرکانس‌های آنی با استفاده از روش‌های پردازش تصویر [۹۴] محاسبه شده و توزیع با کمترین خطای میانگین مجذورها بین فرکانس آنی واقعی و تخمین زده شده، به‌عنوان بهترین توزیع انتخاب می‌گردد.

¹ Stankovic measure

- معیار Boashash-Sucic [۳۱] این اندازه میزان حضور مولفه‌های تداخلی را نیز مدنظر قرار می‌دهد. این اندازه به صورت زیر تعریف می‌شود

$$BS_M(t) = 1 - \frac{1}{3} \left\{ \left| \frac{A_s(t)}{A_m(t)} \right| + \left| \frac{A_x(t)}{A_m(t)} \right| + \left(1 - \frac{S(t)}{d(t)} \right) \right\} \quad (3.1)$$

که در آن برای یک جفت مولفه‌ی اصلی سیگنال $A_s(t)$ ، $A_m(t)$ و $A_x(t)$ به ترتیب دامنه‌ی لب‌های کناری، اصلی و مولفه‌های تداخلی است. $S(t)$ به عنوان اندازه‌ی میزان جدایی‌پذیری مولفه‌ها در حوزه‌ی فرکانس به صورت $S(t) = (B_1 + B_2)/2$ تعریف می‌شود که B_k پهنای باند آنی مولفه‌ی k^{th} و $d(t)$ اختلاف بین فرکانس‌های آنی واقعی است. توزیع‌های با کارایی بالاتر منجر به اندازه‌ی Boashash-Sucic نزدیک به یک می‌شوند. و توزیع‌های با کارایی ضعیف منجر به اندازه‌ی نزدیک به صفر می‌شوند.

۶.۱ نوآوری

نتایج و نوآوری‌های بدست آمده از این پژوهش در زیر آمده است.

۱. یک ADTFD خودکار با پیچیدگی محاسباتی پایین توسعه یافته است. نتایج حاصل از این پژوهش در ۴ مقاله‌ی زیر گزارش شده است.

[A₁] Mohammadi, M., Pouyan, A.A. & Khan, N.A., 'A highly adaptive directional time-frequency distribution', SIViP (2016) 10: 1369. <https://doi.org/10.1007/s11760-016-0901-x>

[A₂] Mohammadi, M., Pouyan, A.A.M., Ali Khan, N. & Abolghasemi, V., 'Automatic parameters optimization of adaptive directional time-frequency distributions', Circuit, System and signal processing.

[A₃] Mohammadi, M., Pouyan, A.A.M., Ali Khan, N. & Abolghasemi, V., 'Radon Transform for Adaptive directional timefrequency distributions: Application to Seizure Detection in EEG Signals', (ICSPIS 2017) 3rd Iranian Conference on Signal Processing and Intelligent Systems.

[A₄] Mohammadi, M., Pouyan, A.A.M., Ali Khan, N. & Abolghasemi, V., 'An improved design of adaptive directional time-frequency distributions based on the Radon transform', submitted to Signal Processing, (2 August 2017).

۲. روشی نوین بر مبنای توزیع زمان-فرکانس برای تشخیص امواج سوزنی ارائه شده است. نتایج این پژوهش در مقاله‌های [A₅] و [A₆] گزارش شده است.

[A₅] Mohammadi, M., Ali Khan, N. & Pouyan, A.A., 'Spike detection in time-frequency domain with application to EEG Signals', submitted to Int. J. Adapt. Control Signal Process, (31 January 2017).

[A₆] Mohammadi, M., Pouyan, A.A.M., Ali Khan, N. & Abolghasemi, V., 'Enhancement of the spikes attributes in the time-frequency representations of real EEG signals', (KBEI-2017) 4th International Conference on Knowledge-Based Engineering and Innovation.

۳. یک سیستم تشخیص تشنج توسعه داده شده است. نتایج این پژوهش در مقاله‌ی [A₇] گزارش شده است.

[A₇] Mohammadi, M., Ali Khan, N. & Pouyan, A.A., 'Automatic seizure detection using a highly adaptive directional time-frequency distribution', Multidim Syst Sign Process (2017).

۴. روشی نوین برای تخمین فرکانس‌های سیگنال‌های چندمولفه‌ای حتی با مولفه‌های متقاطع و نزدیک به هم ارائه شده است.

۵. بازسازی سیگنال‌های با نمونه‌های ناقص به کمک توزیع زمان-فرکانس پیشنهادی و روش داده شده برای تخمین فرکانس‌های آنی، انجام گرفته است.

نتایج حاصل از هر کدام از بندهای بالا با جدیدترین روش‌های موجود در آن زمینه مقایسه شده و برتری روش‌های ارائه شده در این پژوهش نشان داده شده است.

۷.۱ ساختار رساله

ساختار رساله به این صورت است که در فصل بعد مروری بر پژوهش‌های گذشته انجام می‌گیرد. فصل ۳ ابتدا به روش پیشنهادی شده برای تخمین پارامترهای مربوط به شکل و اندازه‌ی هسته‌ی ADTFD می‌پردازد سپس مشکل هزینه‌ی محاسباتی بالای ADTFD را مورد بررسی قرار داده و به کمک تبدیل رادون یک ADTFD با پیچیدگی محاسباتی پایین را معرفی می‌نماید. فصل ۴ روشی نوین برای بازیابی نمونه‌های ناقص یک سیگنال غیرمانا با استفاده از توزیع‌های زمان-فرکانس و فیلترینگ در حوزه‌ی زمان-فرکانس با آگاهی از تنک بودن سیگنال در این حوزه، ارائه می‌دهد. در فصل ۵ روشی نوین برای تشخیص امواج سوزنی در سیگنال‌های مغزی بر مبنای توزیع زمان-فرکانس مورد بحث قرار می‌گیرد. در فصل ۶ به معرفی یک سیستم خودکار تشخیص سیگنال‌های تشنجی از سیگنال‌های نرمال با استفاده از سیگنال‌های EEG می‌پردازیم. و در پایان فصل ۷ به نتیجه‌گیری و محدودیت‌های روش‌های داده شده در این رساله می‌پردازد.

فصل ۲

پژوهش‌های گذشته

۱.۲ حوزه‌های پردازش سیگنال

زمان، فرکانس، لگ^۲ و داپلر^۳ چهار متغیر رایج در پردازش سیگنال هستند. توابع این متغیرها به ترتیب سیگنال در زمان $x(t)$ ، طیف فرکانسی $X(f)$ ، تابع خودهمبستگی سیگنال $r_X(\tau)$ و تابع همبستگی طیف فرکانسی $r_X(\theta)$ است. نمایش زمانی اولین و طبیعی‌ترین شیوه‌ی نمایش سیگنال است، از آنجا که تقریباً تمامی سیگنال‌های فیزیکی از طریق ضبط تغییرات زمان توسط گیرنده‌ها بدست می‌آیند. نمایش فرکانسی سیگنال، بدست آمده از تبدیل فوریه‌ی سیگنال، روشی قدرتمند در توصیف سیگنال به حساب می‌آید. به‌خصوص به این دلیل که مفهوم فرکانس، در بسیاری از علوم که در آنها رخدادهای متناوب وجود دارد، به اشتراک گذاشته می‌شود. این نمایش به‌صورت زیر تعریف می‌شود [۹۰]

$$X(f) = \int x(t)e^{-j2\pi ft} dt. \quad (1.2)$$

دو تابع باقی‌مانده توابع چهارگانه از یک متغیر می‌باشند

$$r_x(\tau) = \int x(t)x^*(t+\tau)dt, \quad (2.2)$$

$$r_X(\theta) = \int X(f)X^*(f+\theta)df \quad (3.2)$$

²Lag

³Doppler

که τ و θ به ترتیب نشان‌دهنده‌ی تاخیر زمانی و جابجایی فرکانسی می‌باشند. $j = \sqrt{-1}$ می‌باشد. اما اگر با دقت به طیف $X(f)$ بنگریم، می‌توان آن را به صورت ضرایب تابعی بدست آمده از بسط سیگنال $x(t)$ در خانواده‌ای از موج‌های نامتناهی $\exp\{j2\pi ft\}$ ، که کاملاً در زمان غیر محلی بوده، نشان داد. لذا طیف فرکانس، ضرورتاً فرکانس‌های سیگنال، دامنه و فاز مربوط به آنها را ارائه می‌دهد و زمان رخداد هیچ فرکانسی را ارائه نمی‌دهد. یک راه ساده برای مشخص نمودن سیگنال در زمان و فرکانس به صورت همزمان این است که متوسط تمرکز و پراکندگی را در هر یک از این نمایش‌ها در نظر بگیریم. این امر با در نظر گرفتن $|x(t)|^2$ ، $|X(f)|^2$ به عنوان توزیع‌های احتمال، تحقق می‌یابد. انرژی سیگنال به صورت زیر تعریف شده و محدود فرض می‌شود. بنابراین یک سیگنال در صفحه‌ی زمان-فرکانس، با متوسط موقعیت آن و محدوده‌ی انرژی متمرکز شده، که متناسب با حاصلضرب زمان-پهنای باند $T \times B \geq \frac{1}{4\pi}$ است، مشخص می‌شود. خصوصیت بارز این حاصلضرب داشتن یک مقدار محدود است. این محدودیت اصل عدم تساوی هایزنبرگ-گبور نامیده می‌شود و این حقیقت را بیان می‌کند که یک سیگنال نمی‌تواند به صورت همزمان دقت بالای زمان و فرکانس را داشته باشد. این خصوصیت پیامد تعریف تبدیل فوریه است.

$$E_x = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt < +\infty \quad (4.2)$$

بیشتر سیگنال‌های کاربردی غیرمانا بوده و حاوی طیف متغیر با زمان می‌باشند. این طیف، فرکانس‌های آبی نامیده شده و پارامترهای فیزیکی مهم سیگنال را مشخص می‌نماید [۲۰]. پژوهش‌های پیشین نشان داده است که نمایش‌های کلاسیک برای آنالیز سیگنال‌های غیر ایستا کافی نبوده و آنالیز سیگنال در صفحه‌ی (t, f) مزایا و نتایج بهتری نسبت به آنالیز سیگنال در هر کدام از حوزه‌های زمان یا فرکانس ارائه می‌دهد [۸۴]. توزیع زمان-فرکانس انرژی سیگنال را در فضای دوبعدی زمان-فرکانس را نشان می‌دهد. تغییرات دامنه و فرکانس مولفه‌های سیگنال نشان دهنده‌ی تغییرات محتوی طیف فرکانسی در زمان است.

۲.۲ پردازش سیگنال در حوزه‌ی زمان-فرکانس درجه دو

۱.۲.۲ نمایش و فرمولاسیون زمان-فرکانس

توزیع ویگنر-ویل، نماینده‌ی اصلی کلاس درجه دوی نمایش‌های زمان-فرکانس می‌باشد. این توزیع با اعمال تبدیل فوریه بر تابع خودهمبستگی آبی IAF^1 سیگنال بدست می‌آید [۲۹]:

$$W_z(t, f) = \int_{\mathbb{R}} K_z(t, \tau) e^{-j2\pi f\tau} d\tau, \quad (5.2)$$

که $K_z(t, \tau)$ به صورت زیر تعریف می‌شود

$$K_z(t, \tau) = z\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right), \quad (6.2)$$

¹Instantaneous auto-correlation function

$z(t)$ سیگنال تحلیلی بدست آمده از سیگنال حقیقی $s(t)$ با استفاده از تبدیل هیلبرت است.

$$z(t) = s(t) + j\mathcal{H}\{s(t)\}. \quad (7.2)$$

در عبارت بالا قسمت موهومی نشان دهنده‌ی تبدیل هیلبرت بوده و به صورت $\mathcal{H}\{s(t)\} = \frac{1}{\pi} \text{p.v.} \left\{ \int_{\mathbb{R}} \frac{s(\tau)}{t-\tau} d\tau \right\}$ تعریف می‌شود که p.v. نشان دهنده‌ی مقدار تکین بوده و به صورت زیر تعریف می‌شود [۲۲]

$$\text{p.v.} \left\{ \int_{\mathbb{R}} \frac{s(\tau)}{t-\tau} d\tau \right\} = \lim_{\delta \rightarrow 0} \left[\int_{-\infty}^{t-\delta} \frac{s(\tau)}{t-\tau} d\tau + \int_{t+\delta}^{+\infty} \frac{s(\tau)}{t-\tau} d\tau \right] .. \quad (8.2)$$

برای یک سیگنال حقیقی با مدولاسیون دامنه و فرکانس مانند $s(t) = a(t) \cos(\phi(t))$ ، سیگنال تحلیلی متناظر با آن به صورت زیر تعریف می‌گردد، $z(t) = a(t)e^{j\phi(t)}$ البته با این شرط که $a(t)$ یک دامنه‌ی با فرکانس پایین باشد که طیف آن با طیف سیگنال با فرکانس بالای $e^{j\phi(t)}$ همپوشانی نداشته باشد [۱۸، ۲۰]. انرژی سیگنال تحلیلی دو برابر انرژی سیگنال حقیقی است و همچنین انرژی قسمت حقیقی برابر انرژی قسمت موهومی است. کانولوشن یک سیگنال تحلیلی با هر تابع دلخواه یک سیگنال تحلیلی است. از آنجا که سیگنال تحلیلی خود یک سیگنال مختلط است می‌توان آن را به صورت فرم قطبی نوشت. آنچه که سیگنال تحلیلی بر روی سیگنال اصلی انجام می‌دهد این است که محتوی فرکانسی پایین را در دامنه و محتوی فرکانسی بالا را در $e^{j\phi(t)}$ قرار می‌دهد. از آنجا که سیگنال تحلیلی فرکانس‌های منفی را محدود می‌کند توزیع ویگنر سیگنال تحلیلی برای فرکانس‌های منفی صفر می‌شود. همچنین مولفه‌های تداخلی بین طیف فرکانسی منفی و مثبت را از بین می‌برد.

توزیع ویگنر-ویل تعریف شده در معادله‌ی ۵.۲ تمرکز انرژی ایده‌آلی را برای سیگنال‌های تک‌مولفه با مدولاسیون فرکانسی خطی ارائه می‌دهد، اما برای سیگنال‌های با مدولاسیون فرکانسی غیرخطی و یا سیگنال‌های چندمولفه‌ای، مولفه‌های نامطلوب تداخلی ایجاد می‌نماید. این مولفه‌ها به کمک کانوالو نمودن توزیع ویگنر-ویل با یک هسته‌ی دوبعدی (t, f) کاهش یافته و عبارت زیر حاصل می‌شود [۲۵]:

$$\rho(t, f) = \gamma(t, f) **_{(t, f)} W_z(t, f) \quad (9.2)$$

که $\gamma(t, f)$ کرنل هموار ساز دو بعدی زمان-فرکانس است. معادله‌ی ۹.۲ فرمول (t, f) توزیع‌های درجه دوی زمان-فرکانس را نشان می‌دهد. هموارسازی توزیع ویگنر-ویل سبب کاهش مولفه‌های تداخلی می‌شود اما مولفه‌های اصلی را نیز تار می‌نماید. به این دلیل هسته‌های زمان-فرکانس مختلفی توسعه یافته است تا بهترین توازن را بین دو هدف متناقض زیر فراهم نمایند:

الف) کاهش مولفه‌های تداخلی

ب) حفظ رزولوشن مولفه‌های اصلی

برای تخمین درست پارامترهای یک سیگنال مانند فرکانس‌های آنی و تعداد مولفه‌های آن که ویژگی‌های مهمی در کاربردهایی مانند طبقه‌بندی، پردازش و مدل نمودن سیگنال به حساب می‌آیند، نیاز به توزیع‌های زمان-فرکانس با رزولوشن بالا است. تخمین توزیع‌های درجه دوی زمان-فرکانس براساس فرمول عمومی (t, f) نیازمند یک تبدیل

فوریه و یک کانولوشن دوبعدی در امتداد محورهای زمان و فرکانس می‌باشد. در راستای این تعریف، یک توزیع درجه دوی زمان-فرکانس در چهار شیوهی مختلف قابل تعریف است: نمایش زمان-لگ، داپلر-لگ، داپلر-فرکانس و زمان-فرکانس.

۲.۲.۲ مولفه‌های تداخلی در حوزه‌ی زمان-فرکانس

نحوه‌ی ایجاد مولفه‌های تداخلی به این صورت است که دو نقطه در صفحه‌ی زمان-فرکانس در ایجاد نقطه‌ی بین این دو از لحاظ هندسی، مداخله می‌کنند. این مولفه‌های تداخلی با فرکانسی متناسب با فاصله‌ی این دو نقطه، عمود بر خط واصل دو نقطه، در نوسانند. فرض کنید سیگنال $x(t)$ شامل N مولفه‌ی فرکانسی باشد،

$$x(t) = \sum_{K=1}^N c_K x_K(t) \quad (10.2)$$

که در آن C_k ضرایب مختلط می‌باشد. توزیع ویگنر آن به صورت زیر می‌باشد [۵۵]

$$W_x(t, f) = \sum_{K=1}^N \sum_{l=1}^N c_K c_l^* W_{x_K, x_l}(t, f) = \sum_{K=l}^N W_K^{(S)}(t, f) + \sum_{K=1}^N \sum_{\substack{l=1 \\ (l \neq K)}}^N W_{Kl}^{(I)}(t, f) \quad (11.2)$$

که

$$W_K^{(S)}(t, f) \triangleq |c_K|^2 W_{x_K}(t, f) \quad (12.2)$$

مولفه‌ی اصلی مربوط به مولفه‌ی k ام سیگنال می‌باشد و

$$W_{Kl}^{(I)}(t, f) \triangleq c_K c_l^* W_{x_K, x_l}(t, f) + c_l c_K^* W_{x_l, x_K}(t, f) = 2 \operatorname{Re} \{c_K c_l^* W_{x_K, x_l}(t, f)\} \quad (13.2)$$

مولفه‌ی تداخلی مربوط به مولفه‌های k ام و l ام سیگنال می‌باشد. بنا به قانون انطباق درجه دوم هر سیگنال N مولفه‌ای، دارای N مولفه اصلی و $\binom{N}{2}$ مولفه تداخلی است. اندازه‌ی مولفه‌های تداخلی برحسب مولفه‌های اصلی، به صورت زیر بدست می‌آید.

$$|W_{x_1, x_2}(t, f)|^2 = \int_{\tau} \int_v W_{x_1}(t + \frac{\tau}{2}, f + \frac{v}{2}) W_{x_2}(t - \frac{\tau}{2}, f - \frac{v}{2}) d\tau dv \quad (14.2)$$

اگر (t_1, f_1) و (t_2, f_2) دو نقطه در صفحه‌ی زمان-فرکانس باشند و هر کدام در ناحیه‌ی R_1 و R_2 باشند، نقطه‌ی بین این دو (t_{12}, f_{12}) و فاصله‌ی زمانی آنها و فاصله‌ی فرکانسی آنها به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$t_{12} \triangleq \frac{t_1 + t_2}{2}, \quad f_{12} \triangleq \frac{f_1 + f_2}{2}; \quad \tau_{12} \triangleq t_1 - t_2, \quad v_{12} \triangleq f_1 - f_2 \quad (15.2)$$

$$t_1 = t_{12} + \frac{\tau_{12}}{2}, f_1 = f_{12} + \frac{\nu_{12}}{2}; t_1 = t_{12} - \frac{\tau_{12}}{2}, f_1 = f_{12} - \frac{\nu_{12}}{2} \quad (16.2)$$

فرمول ۱۴.۲ نشان می‌دهد که ممکن است در (t_{12}, f_{12}) صفر نباشد. این نقطه به ناحیه‌ی R_{12} تعلق دارد. در واقع اگر مولفه‌های اصلی در نقاط (t_1, f_1) و (t_2, f_2) صفر نباشد، متناظراً مولفه‌ی تداخلی مربوط به آنها در (t_{12}, f_{12}) صفر نخواهد بود. بر این اساس محدوده‌ی مولفه‌های تداخلی در صفحه‌ی زمان-فرکانس نقطه به نقطه مشخص خواهد شد. با آنکه فرمول ۱۴.۲ اطلاعات نسبتاً کاملی راجع به محدوده‌ی مولفه‌های تداخلی در صفحه‌ی زمان-فرکانس ارائه می‌دهد اما راجع به شکل آن چیزی نمی‌گوید. Halwatsch برای مطالعه‌ی این موضوع حالت خاصی را در نظر می‌گیرد که در آن سیگنال از دو مولفه یکسان تشکیل شده که در (t, f) یکی شیفت داده شده‌ی دیگری است [۵۵]. این فرض پیچیدگی محاسباتی کمی دربر داشته و ویژگی‌های مولفه‌های تداخلی از جمله شکل نوسان آن را بیان می‌کند. روش وی بدین صورت است که، فرض کنید سیگنال $x_0(t)$ در مرکز $(0, 0)$ صفحه‌ی (t, f) قرار دارد. با شیفت $x_0(t)$ در صفحه‌ی (t, f) به مکان‌های $f_1 - t_1$ و $(t_2 - f_2)$ و $x_1 t$ و $x_2 t$ بدست می‌آیند.

$$x_1(t) = x_0(t - t_1)e^{j2\pi f_1 t}, \quad x_2(t) = x_0(t - t_2)e^{j2\pi f_2 t} \quad (17.2)$$

شکل این دو یکسان بوده و فقط در مکان‌های مختلف از صفحه‌ی (t, f) رخ می‌دهند. برای سیگنال دو مولفه‌ی $x(t) = c_1 x_1(t) + c_2 x_2(t)$ مولفه‌های اصلی و مولفه‌های تداخلی از فرمول‌های زیر بدست می‌آیند.

$$W_1^{(S)}(t, f) = |c_1|^2 W_{x_0}(t - t_1, f - f_1), \quad W_2^{(S)}(t, f) = |c_2|^2 W_{x_0}(t - t_2, f - f_2) \quad (18.2)$$

$$(19.2)$$

$$W_{12}^{(I)}(t, f) = F(t - t_{12}, f - f_{12}), \quad F(t, f) = 2|c_1||c_2| W_{x_0}(t, f) \cos[2\pi(\nu_{12}t - \tau_{12}f) + \varphi_{12}]$$

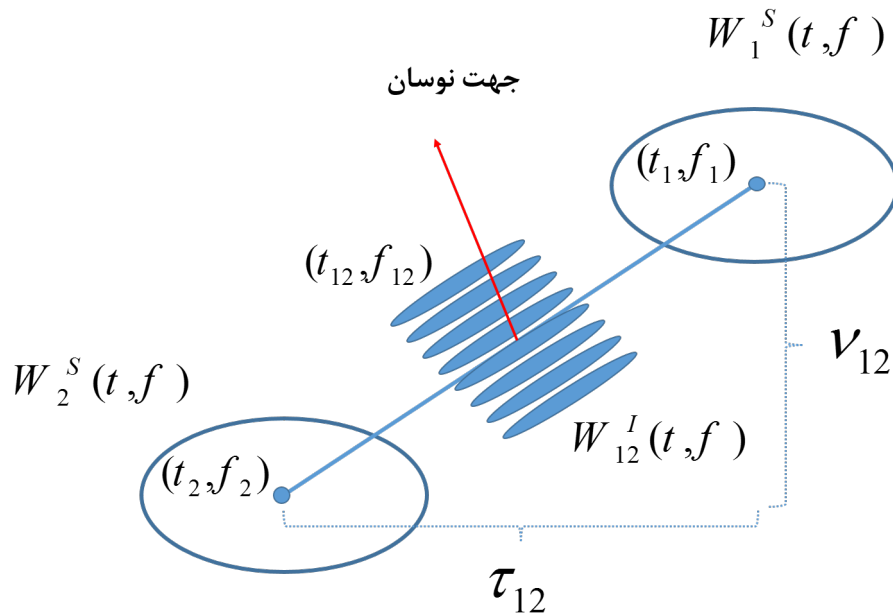
with

$$\varphi_{12} = \arg\{c_1\} - \arg\{c_2\} + 2\pi\nu_{12}t_{12}$$

این نتایج برای سیگنال گوسی $x_0(t)$ در شکل ۱۰.۲ نشان داده شده است. بنا به ۱۸.۲ مولفه‌های اصلی سیگنال، جدای شیفت و تغییر مقیاس در (t, f) برابر توزیع ویگنر سیگنال $x_0(t)$ است. و مکان‌های $x_1(t)$ و $x_2(t)$ در (t, f) باتوجه به خاصیت ثابت بودن توزیع ویگنر نسبت به شیفت مشخص می‌شود. از طرف دیگر مولفه‌های تداخلی در (t, f) به مرکز (t_{12}, f_{12}) شیفت پیدا می‌کند. فاکتور کسینوسی، نوسانی را بیان می‌کند که فرکانس آن در راستای زمان با $\tau_{12}(time - lag)$ و در راستای محور فرکانس با $\nu_{12}(frequency - lag)$ نشان داده می‌شود. هر چه فاصله‌ی دو مولفه از همدیگر دورتر باشد، شدت نوسان بیشتر می‌شود. راستای نوسان، عمود بر خط واصل دو مولفه اصلی است. پوش سطحی مولفه‌های تداخلی از طریق توزیع ویگنر سیگنال $x_0(t)$ بدست می‌آید و به $time-lag$ ، $frequency-lag$ و در نتیجه به موقعیت مولفه‌های اصلی در صفحه‌ی (t, f) بستگی ندارد. مدولاسیون کسینوسی^۱ سبب ایجاد تداخل‌های منفی مقطعی در (t, f) می‌شود. فاز نوسان به اختلاف فاز ضرایب مختلط C_1 و C_2 بستگی دارد. باید توجه داشت که این فازها در

¹ Cosine modulation

مولفه‌های اصلی ظاهر نمی‌شوند و فقط در مولفه‌های تداخلی خود را نشان می‌دهند. به همین دلیل می‌توان گفت که مولفه‌های تداخلی حاوی اطلاعات مهمی نیز هست [۵۵]. در صورتی که مقادیر time-lag و frequency-lag کم باشد،



شکل ۱.۲: ساخت نقطه به نقطه‌ی محدوده‌ی مولفه‌های تداخلی

مولفه‌های تداخلی با مولفه اصلی همپوشانی خواهد داشت و با داشتن مقادیر بزرگ، از هم ایزوله می‌شوند. اگر محدوده‌ی (t, f) مولفه‌های اصلی در یک‌جا باشد، time-lag و frequency-lag تقریباً صفر شده و خاصیت نوسانی مولفه‌های تداخلی از بین رفته و ثابت می‌گردد. انرژی تداخلی دو مولفه برابر ضرب داخلی آن دو است. لذا اگر دو مولفه عمود برهم باشند، ضرب داخلی آنها صفر و در نتیجه انرژی تداخلی آنها صفر می‌شود. نکته‌ی مهم در تعامد، میزان عدم هماهنگی^۱ می‌باشد. اگر دو سیگنال دور از هم باشند موقعیت (t, f) آنها جدا از هم خواهد بود. البته عکس آن درست نیست. آنچه تا به حال مولفه‌های تداخلی خوانده می‌شد، در کل مولفه‌های تداخلی خارجی^۲ می‌باشد. در دسته‌بندی مولفه‌های تداخلی دو نوع مولفه‌های تداخلی خارجی و مولفه‌های تداخلی داخلی^۳ وجود دارد. که مولفه‌های تداخلی خارجی، بیشتر اوقات مولفه‌های تداخلی خوانده می‌شود. بیشتر سیگنال‌ها قابل تجزیه به چند زیر سیگنال می‌باشد و لذا چند مولفه‌ای هستند. اما سیگنال‌هایی وجود دارد که به صورت طبیعی امکان تجزیه‌ی آنها به چند زیر سیگنال وجود ندارد. این سیگنال‌ها تک مولفه نامیده می‌شوند. اما در چنین سیگنال‌هایی نیز توزیع و یگنر مولفه‌های تداخلی داخلی ایجاد نموده که از لحاظ هندسی همان قوانین مربوط به مولفه‌های تداخلی بر آن حاکم است. شکل ۲.۲ توزیع زمان-فرکانس یک سیگنال چند مولفه را نشان می‌دهد که مولفه‌های تداخلی داخلی نیز در آن حضور دارند.

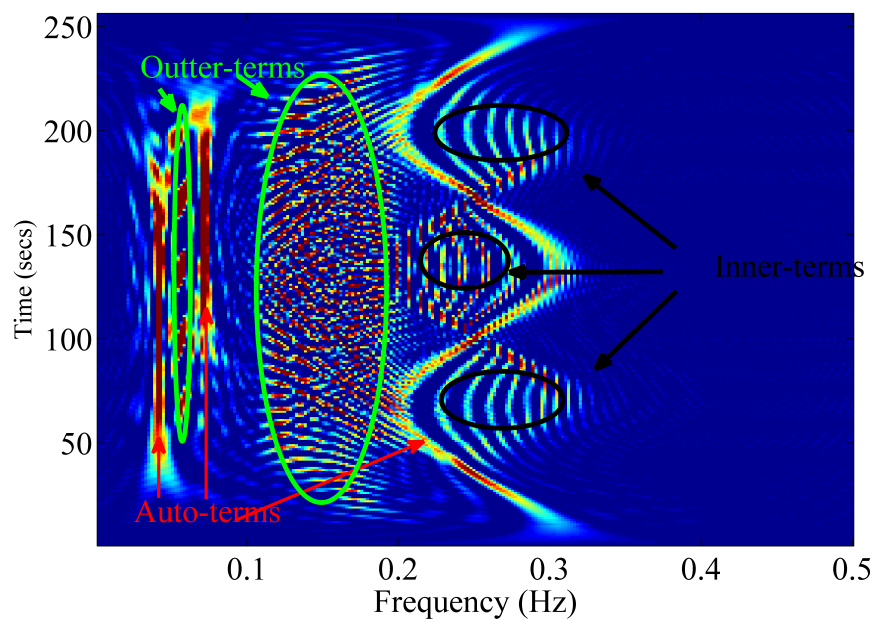
۳.۲.۲ مولفه‌های تداخلی در حوزه‌ی ابهام

مولفه‌های تداخلی در حوزه‌ی ابهام دور از مرکز ظاهر شده و تقریباً بر اساس فاصله‌ی فرکانسی دو مولفه‌ی سیگنال که در بین آنها قرار گرفته است، جدا می‌شود. به عبارت دیگر، مولفه‌های اصلی از مرکز گذشته و بین مولفه‌های تداخلی ظاهر می‌شوند. همانطور که در شکل ۳.۲ نشان داده شده است، انرژی مولفه‌های اصلی عمدتاً در اطراف مرکز متمرکز شده

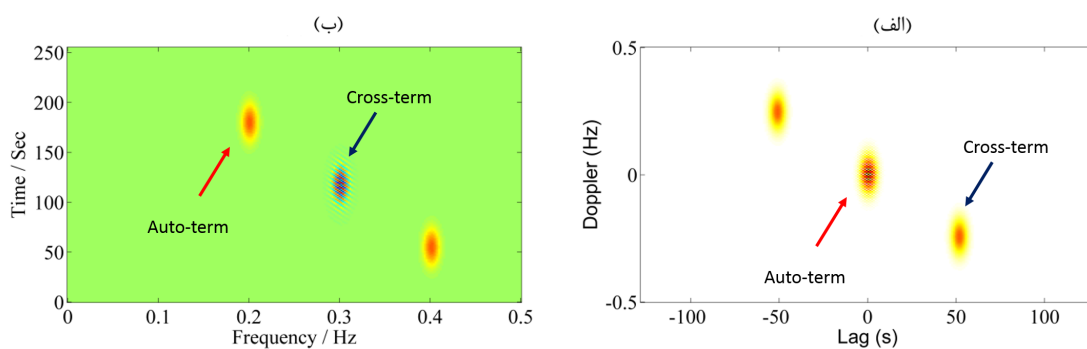
¹Disjointness

³Inner-term

²Outer-term



شکل ۲.۲: توزیع ویگنر-ویل یک سیگنال چند مولفه، شامل مولفه‌های اصلی، تداخلی خارجی و تداخلی داخلی



شکل ۳.۲: موقعیت مولفه‌های اصلی، تداخلی و داخلی در حوزه‌ی (الف) ابهام و (ب) زمان-فرکانس

است. با این وجود این مطلب برای سیگنال‌هایی که مولفه‌های اصلی آن در حوزه‌ی زمان-فرکانس همپوشانی داشته باشند، صادق نبوده و به این صورت تصحیح می‌گردد که تمرکز انرژی مولفه‌های اصلی در امتداد خطوطی قرار می‌گیرد که از مرکز می‌گذرند. [۳۰]. باتوجه به مکان هندسی مولفه‌های اصلی و تداخلی در حوزه‌ی ابهام، هسته‌ی طراحی شده برای توزیع‌های درجه‌دوی زمان-فرکانس، دارای خاصیت پایین‌گذر می‌باشد تا مولفه‌های تداخلی با مشخصه‌ی بالاگذر را از مولفه‌های اصلی با خاصیت پایین‌گذر جدا کند. بنابراین با اعمال یک فیلتر دوبعدی مناسب در حوزه‌ی ابهام بر سیگنال و برگرداندن آن به حوزه‌ی زمان-فرکانس، مولفه‌های تداخلی حذف می‌شود. این فیلترها به دو دسته‌ی مستقل از سیگنال و وابسته به سیگنال تقسیم می‌شوند [۱۶]. فیلترهای مستقل شامل هسته‌های جدانپذیر و جدانپذیر می‌باشند.

۴.۲.۲ طراحی توزیع‌های درجه دوی زمان-فرکانس بر مبنای هسته‌های جدانپذیر

اسپکتروگرام^۱ یک توزیع زمان-فرکانس ساده و در عین حال موثر در بسیاری از کاربردها می‌باشد. این توزیع به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$S_s^w(t, f) = \left| \int_{\mathbb{R}} s(\tau) w(t - \tau) e^{-2j\pi f\tau} d\tau \right|^2, \quad (20.2)$$

که $w(t)$ پنجره‌ی پردازشی می‌باشد. اسپکتروگرام یک توزیع درجه دوی زمان-فرکانس است که هسته‌ی زمان-لگ آن به صورت تابع خودهمبستگی پنجره‌ی پردازشی تعریف می‌شود:

([۲۱]، ص. ۴۷-۴۸).

$$G(t, \tau) = w^*\left(t + \frac{\tau}{\gamma}\right) w\left(t - \frac{\tau}{\gamma}\right). \quad (21.2)$$

این معادله نشان می‌دهد که هسته‌ی زمان-فرکانس اسپکتروگرام، $\gamma(t, f)$ توزیع ویگنر-ویل پنجره‌ی $w(t)$ است. به صورتی مشابه هسته‌ی فیلتر حوزه‌ی ابهام، $g(\nu, \tau)$ تابع ابهام پنجره‌ی $w(t)$ است. ([۲۱]، ص. ۷۶)،

$$\gamma(t, f) = \int_{\mathbb{R}} w^*\left(t + \frac{\tau}{\gamma}\right) w\left(t - \frac{\tau}{\gamma}\right) e^{-2j\pi f\tau} d\tau. \quad (22.2)$$

برای بحث در مورد محدودیت‌های هسته‌ی هموارساز اسپکتروگرام، پنجره‌ی گوسین $w(t) = (a/\pi)^{1/4} e^{-\frac{a}{2}t^2}$ را مورد نظر می‌گیریم. با استفاده از معادله‌ی ۲۲.۲، هسته‌ی زمان-فرکانس برای این پنجره به صورت زیر تعریف می‌شود: [۶۶]:

$$\gamma(t, f) = 2e^{-at^2} e^{-\frac{4\pi^2 f^2}{a}}. \quad (23.2)$$

عبارت بالا نشان می‌دهد که هسته‌ی هموارساز اسپکتروگرام یک هسته‌ی جدانپذیر است که در آن متغیرهای t و f با یک مقیاس پارامتربندی می‌شوند. هموارسازی در امتداد محور زمان بدون در نظر گرفتن محور فرکانس امکان‌پذیر نیست و برعکس. این موضوع اسپکتروگرام را بسیار حساس به طول پنجره می‌کند ([۲۱]، ص. ۲۲۱). به طور خلاصه، اسپکتروگرام

^۱Spectrogram

یک توزیع درجه دوی زمان-فرکانس است که مشکل مولفه‌های تداخلی را ندارد اما از دقت پایین و حساسیت به انتخاب پنجره رنج می‌برد. به عبارت دیگر توزیع ویگنر-ویل دقت بالایی را برای سیگنال‌های تک‌مولفه با مدولاسیون خطی زمانی و فرکانسی ارائه می‌دهد اما برای سیگنال‌های چند مولفه‌ای منجر به مولفه‌های تداخلی می‌شود که برای آنالیز و مدل‌نمودن سیگنال مشکل‌زا است.

توزیع S-method که می‌توان آن را نسخه‌ی بهبودیافته‌ی اسپکتروگرام قلمداد نمود، مزایای اسپکتروگرام و توزیع ویگنر-ویل را ترکیب می‌کند. این توزیع به صورت زیر تعریف می‌شود [۱۱۳]:

$$SM_s(t, f) = \int_{\mathbb{R}} G(\theta) F_s(t, f + \theta) F_s^*(t, f - \theta) d\theta, \quad (24.2)$$

که $F_s(t, f)$ تبدیل فوریه‌ی زمان-کوتاه $s(t)$ است و به صورت زیر بیان می‌شود:

$$F_s(t, f) = \int_{\mathbb{R}} w(\tau) s(t + \tau) e^{-j2\pi f\tau} d\tau. \quad (25.2)$$

در معادله‌ی ۲۴.۲، $G(\theta)$ یک پنجره‌ی باریک است که میزان حذف مولفه‌های تداخلی و رزولوشن مولفه‌های اصلی یک توزیع زمان-فرکانس را کنترل می‌کند. مطالعات پیشین نشان می‌دهد که انتخاب مناسب طول $G(\theta)$ می‌تواند مزایای هر دو توزیع اسپکتروگرام و ویگنر-ویل را اداگام کند. توزیع حاصله هم از نظر رزولوشن به توزیع ویگنر-ویل نزدیک بوده و هم از لحاظ حذف مولفه‌های تداخلی به اسپکتروگرام نزدیک است [۱۱۳]. هسته‌ی حوزه‌ی ابهام S-method مانند زیر تعریف می‌شود [۱۰۲].

$$g(\nu, \tau) = G(\nu) *_{\nu} \int_{\mathbb{R}} w(u + \frac{\tau}{\nu}) w^*(u - \frac{\tau}{\nu}) e^{-j2\pi u\nu} du = G(\nu) *_{\nu} A_w(\nu, \tau). \quad (26.2)$$

معادله‌ی ۲۴.۲ نشان می‌دهد که S-method با استفاده از تبدیل فوریه‌ی زمان-کوتاه محاسبه می‌گردد که منجر به پیچیدگی محاسباتی پایین‌تر این روش نسبت به دیگر روش‌های درجه‌دوی زمان-فرکانس مانند توزیع ویگنر-ویل شده است.

۵.۲.۲ طراحی توزیع‌های درجه دوی زمان-فرکانس با دقت بالا بر مبنای هسته‌های جداپذیر

تعریف توزیع‌های زمان-فرکانس با هسته‌ی جداپذیر

به منظور ساده‌سازی ابتدا هسته‌های زمان-فرکانسی را مدنظر قرار می‌دهیم که می‌توان آنها را به صورت ضرب یک هسته‌ی مستقل زمان با یک هسته‌ی مستقل فرکانسی نشان داد. این هسته‌ها به صورت زیر تعریف می‌شوند ([۲۱]، ص ۲۱۳-۲۲۲):

$$\gamma(t, f) = g_1(t) G_2(f). \quad (27.2)$$

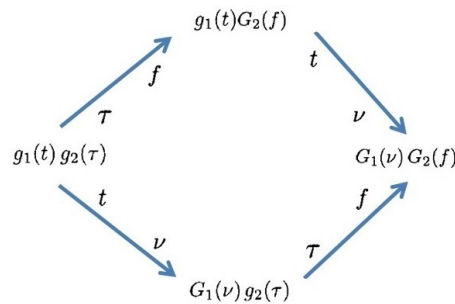
هدف و تاثیر این ساده‌سازی این است که می‌توان ابتدا به سادگی با استفاده از هموارسازی توزیع ویگنر-ویل در زمان و سپس در فرکانس، توزیع‌های درجه‌دوی زمان-فرکانس را ایجاد نمود. شکل و اندازه‌ی $g_1(t)$ یا $G_2(f)$ تعیین‌کننده‌ی میزان هموارسازی در امتداد محورهای زمان یا فرکانس می‌باشد. فرمول‌های دیگر هسته‌های جداپذیر زمان-فرکانس در دیگر حوزه‌ها، در زیر آمده است

• حوزه‌ی زمان-لگ: $G(t, \tau) = g_1(t)g_2(\tau)$

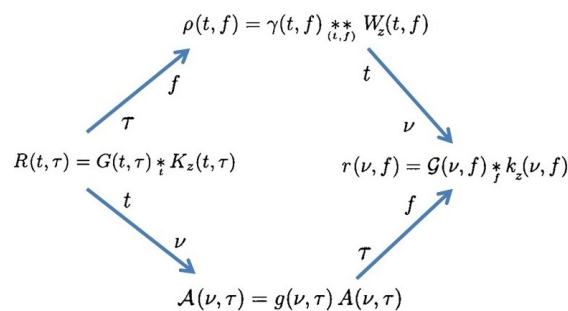
• حوزه‌ی داپلر-فرکانس: $G(\nu, f) = G_1(\nu)G_2(f)$

• حوزه‌ی داپلر-لگ: $g(\nu, \tau) = G_1(\nu)g_2(\tau)$

شکل ۴.۲ ارتباط بین فرمول‌های بالا از هسته‌های زمان-فرکانس نشان می‌دهد. همانطور که شکل ۵.۲ نشان می‌دهد این فرمول‌ها از طریق تبدیل فوریه باهمدیگر در ارتباط هستند.



شکل ۴.۲: ارتباط بین فرمول‌های یکسان از هسته‌های زمان-فرکانس در حوزه‌های دوگان [۲۲]



شکل ۵.۲: ارتباط بین فرمول‌های یکسان از هسته‌های زمان-فرکانس در حوزه‌های دوگان و نقش تبدیل فوریه در ارتباط دادن آنها [۲۲]

در طراحی توزیع‌های درجه‌دوی زمان-فرکانس، حوزه‌ی ابهام جذابیت بیشتری دارد زیرا در این حوزه به‌جای عمل کانولوشن بین داپلر و لگ از ضرب استفاده می‌شود.

هسته‌های جداپذیر مستقل از لگ و مستقل از داپلر

دو حالت ساده از هسته‌های جداپذیر، حالت‌های مستقل از لگ و مستقل از داپلر می‌باشد که با توجه به موقعیت‌های خاصی از مشخصات سیگنال منجر به طراحی و پیاده‌سازی ساده‌تری می‌شوند. هسته‌های مستقل از لگ، عمل هموارسازی را

فقط در راستای محور زمان انجام می‌دهند، لذا به صورت $G_2(f) = \delta(f)$ یا $g_2(\tau) = 1$ تعریف می‌شوند. این نوع از هسته‌ها برای پردازش سیگنال‌هایی مناسب هستند که فرکانس آنی آنها در حوزه‌ی زمان-فرکانس، موازی محور زمان می‌باشد. در حوزه‌ی ابهام، انرژی عمده‌ی مولفه‌های اصلی این سیگنال‌ها در امتداد محور لگ می‌باشد، زیرا که این سیگنال‌ها در حوزه‌ی زمان-فرکانس، مانند ضربه‌هایی در امتداد محور فرکانس ظاهر می‌گردند. هسته‌ی توزیع اصلاح شده‌ی B؛¹ MBD، یک نوع هسته‌ی مستقل از لگ می‌باشد و به صورت زیر در حوزه‌ی ابهام تعریف می‌شود [۲۵]:

$$g(\nu, \tau) = G_1(\nu) = \frac{|\Gamma(\beta + j\pi\nu)|^2}{\Gamma^2(\beta)}, \quad |\nu| \leq \frac{1}{\pi}, \quad 0 \leq \beta \leq 1 \quad (28.2)$$

که Γ نشان دهنده‌ی تابع گاما می‌باشد. ν و β به منظور اطمینان از پایین-گذر بودن فیلتر، محدود شده‌اند. این پارامترها میزان هموارسازی و حذف مولفه‌های تداخلی را به صورت مصالحه‌ای تعیین می‌کنند. بعضی از سیگنال‌های فیزیولوژی مانند HRV و الکتروانسفالوگرام مغزی ناشی از تشنج، مدولاسیون فرکانسی اندکی داشته و راستای نوسان مولفه‌های تداخلی خارجی آنها موازی محور زمان می‌باشد. هسته‌ی MBD طبیعتاً مناسب پردازش این گونه سیگنال‌هاست چراکه این فیلتر فقط در راستای محور زمان هموارسازی انجام می‌دهد. لذا از بلوری نمودن مولفه‌های اصلی که ناشی از هموارسازی دوبعدی است، جلوگیری می‌شود.

هسته‌های مستقل از داپلر عمل هموارسازی را در امتداد محور فرکانس انجام داده و به صورت $g_1(t) = \delta(t)$ یا $G_1(\nu) = 1$ تعریف می‌شود. این نوع هسته‌ها مناسب پردازش سیگنال‌هایی است که مولفه‌های اصلی آنها در حوزه‌ی زمان-فرکانس، موازی محور فرکانس باشند. در حوزه‌ی ابهام، قسمت عمده‌ی انرژی مولفه‌های اصلی این سیگنال‌ها در امتداد محور داپلر تمرکز می‌یابد. یک مثال ساده از یک توزیع زمان-فرکانس مستقل از داپلر، پنجره‌گذاری توزیع ویگنر-ویل با یک پنجره‌ی همینگ در امتداد محور لگ است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$g(\nu, \tau) = g_2(\tau) = 0.54 - 0.46 \cos(2\pi\tau), \quad -0.5 \leq \tau \leq 0.5, \quad (29.2)$$

که τ به منظور حفظ خاصیت پایین‌گذر بودن پنجره‌ی همینگ، محدود شده است. این فیلتر مناسب پردازش سیگنال‌های واقعی مانند موج‌های سوزنی EEG است که به صورت قطاری از ضربه در حوزه‌ی زمان مدل می‌گردند. راستای نوسان مولفه‌های تداخلی خارجی برای این گونه سیگنال‌ها موازی محور فرکانس است. روش‌هایی مانند توزیع ویگنر-ویل پنجره‌ای که در معادله‌ی ۲۹.۲ تعریف شده است، برای پردازش این گونه سیگنال‌ها می‌باشد. زیرا که این روش‌ها هموارسازی را فقط در امتداد محور فرکانس انجام می‌دهند و از تارنمایی مولفه‌های اصلی ناشی هموارسازی دوبعدی جلوگیری می‌شود.

بجز توزیع‌های زمان-فرکانس مستقل از لگ یا داپلر، توزیع‌های دیگری مبتنی بر هسته‌های جداپذیر مانند MBD توسعه یافته² EMBD و هسته‌های با پشتیبانی فشرده³ CSK که هموارسازی را در امتداد هر دو محور زمان و فرکانس انجام می‌دهند، توسعه یافته است [۲۱، ۲۷، ۲].

¹ Modified B-distribution

³ Compact support kernel

² Extended modified B-distribution

الف) EMBD ([۲۱]، ص ۲۱۷): هسته‌ی توزیع B در حوزه‌ی ابهام به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{cases} g(\nu, \tau) = g_2(\tau)G_1(\nu) = |\tau|^\beta \frac{|\Gamma(\beta + j\pi\nu)|^2}{\Gamma(1-\beta)\Gamma(\beta)}, \\ |\nu| \leq 0.5, \quad |\tau| \leq 0.5, \quad \text{and} \quad 0 \leq \beta \leq 1 \end{cases} \quad (30.2)$$

که ν و β جهت برقراری خاصیت پایین گذر بودن فیلتر، محدود شده‌اند.

این هسته از حاصل ضرب فیلتر پایین گذر $G_1(\nu) = \frac{|\Gamma(\beta + j\pi\nu)|^2}{\Gamma(1-\beta)\Gamma(\beta)}$ و فیلتر بالاگذر (در بعد لگ) $g_2(\tau) = |\tau|^\beta$ به دست می‌آید. این توزیع دقت بالایی را برای مقادیر انتخابی کوچک β [۱۷] ارائه می‌دهد. یک عیب این روش این است که به دنبال اعمال فیلتر بالاگذر در امتداد محور لگ، مثلاً $g_2(0) = |0|^\beta = 0$ ، در مرکز مقدار صفر ظاهر می‌شود که منجر به زوال رزولوشن توزیع برای سیگنال‌های خاصی می‌شود [۲۷]. این حقیقت سبب اصلاح آن به صورت MBD شد. هسته‌ی MBD فقط شامل پنجره‌ی داپلر هسته‌های توزیع B می‌باشد که اعوجاج ناشی از هموارسازی بالاگذر در امتداد محور لگ را محدود می‌کند. این موضوع در معادله‌ی ۳۰.۲ نشان داده شده است. بنابراین، MBD تمرکز انرژی بالایی را فقط برای سیگنال‌هایی ارائه می‌دهد که فرکانس‌های آنی آنها در طول زمان تغییرات سریعی نداشته باشند، مانند سیگنال‌های مغزی ناشی از تشنج [۳۱]. عیب مربوط به فرمول MBD مستقل از لگ این است که هموارسازی در امتداد محور فرکانس انجام نمی‌دهد، لذا کاربرد این روش را برای پردازش سیگنال‌هایی که مولفه‌های اصلی آنها موازی محور زمان است، محدود می‌نماید. EMBD با بکارگیری هموارسازی در امتداد هر دو محور لگ و داپلر، MBD را بهبود داده است [۲۷]:

$$g(\nu, \tau) = \frac{|\Gamma(\beta + j\pi\nu)|^2}{\Gamma^2(\beta)} \frac{|\Gamma(\alpha + j\pi\tau)|^2}{\Gamma^2(\alpha)}, \quad (31.2)$$

که $0 \leq \beta \leq 1$ ، $-0.5 \leq \nu \leq 0.5$ ، $-0.5 \leq \tau \leq 0.5$ و $0 \leq \alpha \leq 1$. طول پنجره‌های داپلر و لگ توسط پارامترهای جدا از هم α و β به ترتیب کنترل می‌شوند. آزادی در انتخاب هر پارامتر بدون تاثیر از دیگری این روش را در پردازش سیگنال‌های واقعی مانند سیگنال‌های مغزی، موثر می‌کند. اما EMBD فقط یک پارامتر برای کنترل شکل و اندازه‌ی هرکدام از پنجره‌ها دارد α برای لگ و β برای داپلر. بنابراین این روش اجازه‌ی بهینه نمودن هر دو خصوصیت طول و شکل پنجره‌ی فیلتر را به صورت مستقل نمی‌دهد.

ب) توزیع زمان-فرکانس هسته‌های با پشتیبانی فشرده: هسته‌های CSK با این ایده طراحی شده‌اند که برخلاف پنجره‌های گوسین که طول نامحدود دارند، خارج از محدوده‌ی مشخص شده در حوزه‌ی ابهام ناپدید گردند. لذا نیازی به پنجره‌بندی آنها که سبب از دست دادن اطلاعات می‌شود، نیست [۲]. در این روش شکل و اندازه‌ی هر پنجره مستقل از هم تعیین می‌گردد.

$$g(\nu, \tau) = \begin{cases} e^{\frac{cD^2}{\nu^2 - D^2} + \frac{cD^2}{\tau^2 - D^2}}, & \begin{cases} \nu^2 < D^2 \\ \tau^2 < D^2 \end{cases} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (32.2)$$

در عبارت بالا پنجره‌های داپلر و لگ به صورت زیر بیان می‌شوند:

$$G_1(\nu) = \begin{cases} e^c e^{\frac{cD^\gamma}{\nu^\gamma - D^\gamma}}, & |\nu| < D \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{and} \quad g_2(\tau) = \begin{cases} e^c e^{\frac{cD^\gamma}{\tau^\gamma - D^\gamma}}, & |\tau| < D \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (33.2)$$

معادله‌های بالا نشان می‌دهند که شکل و اندازه‌ی پنجره‌های داپلر و لگ به ترتیب با پارامترهای c و D مشخص می‌شود. این پارامترها به CSK اجازه می‌دهند که طول و شکل هسته را بدون وابستگی سازوار نمایند. با این وجود CSK پنجره‌های داپلر و لگ را هم طول انتخاب می‌نماید و در نتیجه هموارسازی در امتداد محور فرکانس مستقل از هموارسازی در امتداد محور زمان نیست. این کاستی کاربرد CSK را در پردازش سیگنال‌هایی که توزیع انرژی یکنواختی در حوزه‌ی ابهام دارند، محدود می‌کند. این مشکل با اصلاح تعریف CSK به صورتی که طول پنجره‌ها مستقل از همدیگر انتخاب گردد، حل می‌شود:

$$G_1(\nu) = \begin{cases} e^c e^{\frac{cD^\gamma}{\nu^\gamma - D^\gamma}}, & |\nu| < D \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{and} \quad g_2(\tau) = \begin{cases} e^c e^{\frac{cE^\gamma}{\tau^\gamma - E^\gamma}}, & |\tau| < E \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (34.2)$$

در CSK اصلاح شده، طول پنجره‌ی داپلر و لگ وابسته به دو پارامتر D و E است. این پارامترها بر مبنای شکل و گرایش مولفه‌های اصلی در حوزه‌ی ابهام به شیوه‌ای تعیین می‌گردند که مولفه‌های اصلی دارای بیشترین انرژی و مولفه‌های تداخلی حذف گردند. این تعریف منتهی به هسته‌ی فشرده‌ی توسعه یافته ECK^1 می‌شود که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$g(\nu, \tau) = G_1(\nu)g_2(\tau) = \begin{cases} e^c e^{\frac{cD^\gamma}{\nu^\gamma - D^\gamma} + \frac{cE^\gamma}{\tau^\gamma - E^\gamma}}, & |\nu| < D, \quad |\tau| < E \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (35.2)$$

توزیع زمان-فرکانس تعریف شده با ECK در پژوهش‌های پیشین به صورت خلاصه، توزیع هسته‌ی فشرده CKD^2 نامیده شده است.

توزیع‌های زمان-فرکانس مبتنی بر هسته‌ی جداپذیر مانند CKD و EMBD نسبت به توزیع‌های مبتنی بر هسته‌ی جداناپذیر مانند اسپکتروگرام کارایی بهتری دارند [29]. در بین هسته‌های جداپذیر، CKD بهترین کارایی را دارد چرا که پشتیبانی محدود در حوزه‌ی ابهام را فراهم می‌نماید [2]. اگرچه هسته‌های مستقل از سیگنال، مولفه‌های اصلی با دقت بالا را برای سیگنال‌های با مولفه‌های موازی با محور زمان یا فرکانس استخراج می‌کنند، تمرکز انرژی بهینه‌ای را برای سیگنال‌هایی که راستای توزیع انرژی آنها دور از راستای‌های محور زمان یا فرکانس است، ارائه نمی‌دهند. یک هسته‌ی راستای‌دار جداپذیر در [78] ارائه شده است. اما این روش فقط قسمت کوچکی از صفحه‌ی ابهام که حول مرکز ابهام است را مدنظر می‌گیرد و حضور مولفه‌های اصلی دور از مرکز ابهام را نادیده می‌گیرد. روش‌های مبتنی بر هسته‌های جداپذیر پارامتر خاصی برای وفق دادن راستای فیلتر هموارساز ندارند. لذا کاستی این روش‌ها ناتوانی آنها در تمرکز انرژی برای سیگنال‌های با راستای انرژی مشخص در صفحه‌ی زمان-فرکانس

¹ Extended Compact Kernel

² Compact Kernel Distribution

است [۲۹]. این مشکل تاحدودی با استفاده از توزیع‌های زمان-فرکانسی مانند توزیع‌های زمان-فرکانس چند جهته^۱ که راستای فیلتر را مدنظر قرار می‌دهد، حل می‌شود. اما این روش‌ها در تولید تمرکز انرژی بهینه برای سیگنال‌هایی که مولفه‌های اصلی آنها با مولفه‌های تداخلی‌شان در حوزه‌ی ابهام همپوشانی دارند، ناتوانند.

۳.۲ روش‌های پردازش تصویر برای بهبود تصویر حاصل از توزیع‌های زمان-فرکانس

به‌منظور خواندن، انتخاب و استخراج ویژگی‌ها از نمایش یک توزیع زمان-فرکانس، این نمایش باید دارای وضوح بالایی باشد. تمامی توزیع‌های درجه‌دوی زمان-فرکانس از محدودیت ناشی از مصالحه‌ی بین حذف مولفه‌های تداخلی و تامین رزولوشن مولفه‌های اصلی رنج می‌برند، این امر تاثیر مخربی روی پردازش و استخراج ویژگی‌های توزیع (t, f) دارد. برای بهبود خوانایی نمایش حاصل از توزیع، آن را به عنوان تصویر (t, f) در نظر گرفته و سپس روش‌های پردازش تصویر مانند تاریدایی^۲ را برای بهبود کیفیت تصویر بکار گرفته می‌شود. در ادامه دو نوع پردازش برای بهبود تصویر (t, f) مرور می‌شود:

الف) تاریدایی تصویر حاصل از نمایش توزیع زمان-فرکانس: برای تخمین تصویری با دقت بالا از یک تصویر تار شده، روش‌های de-convolution استفاده شده است. به‌عنوان نمونه این روش برای تخمین تصویر دقیق از اسپکتروگرام که می‌توان آن را تصویر تار شده‌ی (t, f) واقعی در نظر گرفت، استفاده شده است [۶۶].

ب) پردازش ساختاری: روش‌های ساختاری از این حقیقت بهره می‌برند که مولفه‌های سیگنال به‌صورت رگه‌ها یا منحنی‌هایی که ناحیه‌های پیوسته‌ای از صفحه‌ی (t, f) را پر نموده‌اند، ظاهر می‌شوند. به‌عبارت دیگر نویز به‌صورت تصادفی در صفحه‌ی (t, f) توزیع شده و یا بخش‌های کوچک در نواحی گسسته ظاهر می‌شود [۱۳]. این بخش‌ها با استفاده از عمل بازنمودن تصویر^۴ از صفحه‌ی زمان-فرکانس محو می‌شوند [۵۳]. در این عمل یک الگوی ازپیش تعیین شده با قسمت‌های کوچک مقایسه شده، در صورتی که اندازه‌ی آن قسمت‌ها از اندازه‌ی الگو کوچکتر باشد حذف می‌گردد.

در روش‌های رایج هموارسازی یک فیلتر دوبعدی پایین‌گذر بکار می‌رود که در تمام جهتها بدون توجه به مرزها، عمل هموارسازی را انجام می‌دهد. روش انتشار آنیزوتروپیک^۵ بدین‌صورت عمل می‌کند که عمل هموارسازی در تمام نقاط صفحه‌ی (t, f) بجز نقاطی که در امتداد لبه‌ها و مرزهای قطعه‌های مختلف داخل تصویر هستند، انجام می‌دهد [۴۵].

ج) ترکیب روش‌های پردازش سیگنال و تصویر: در این روش تصویر تار شده‌ی عاری از مولفه‌های تداخلی با استفاده از روش‌های پردازش تصویر قطعه‌بندی می‌شود [۷۴]. هر تکه متناظر با یکی از مولفه‌های اصلی سیگنال در حوزه‌ی زمان است. با کمک تبدیل فوریه‌ی جزئی^۶ FFF، هر مولفه با استفاده از یک فیلتر متغیر با زمان از سیگنال اصلی

¹ multi-directional TFDs

² De-bulrring

³ Morphological Processing

⁴ Image opening operation

⁵ Anisotropic diffusion

⁶ Fractional Fourier filtering

استخراج می‌شود. مولفه‌های استخراج شده به صورت جدا از هم و با استفاده از توزیع ویگنر-ویل پردازش می‌شود. در آخر نتایج با هم جمع شده و یک نمایش زمان-فرکانس با وضوح بالا و عدم حضور مولفه‌های تداخلی بدست می‌آید.

تمامی روش‌های مبتنی بر پردازش تصویر محدود به سیگنال‌هایی هستند که مولفه‌های آنها همپوشانی ندارند. در ضمن قابلیت استفاده برای سیگنال‌های با مولفه‌های نزدیک به هم را ندارند.

۴.۲ طراحی توزیع‌های سازگار

توزیع‌های مبتنی بر هسته‌های جداپذیر مانند CKD توانایی پردازش سیگنال‌هایی که تمرکز انرژی مولفه‌های آنها در حوزه‌ی ابهام در راستای‌های مختلف است، را ندارند. به منظور رویارویی با مشکل طراحی با استفاده از روش یک هسته‌ای برای تمامی نقاط صفحه‌ی (t, f) ، توزیع‌های با هسته‌های سازگار توسعه یافته‌اند. به عنوان نمونه می‌توان توزیع زمان-فرکانس با هسته‌ی بهینه^۱ AOKTFD [۶۴] و اسپکتروگرام با هسته‌ی فراکشال سازگار^۲ AFS^۲ [۶۹] نام برد. توزیع‌های مبتنی بر هسته‌ی سازگار مستقل از زمان، مناسب کار با سیگنال‌هایی است که در صفحه‌ی زمان-فرکانس انرژی را در یک راستای ثابت توزیع می‌کنند. درحالی‌که توزیع‌های متغیر با زمان مانند AOKTFD [۶۴] تمرکز انرژی بالایی را در صفحه‌ی (t, f) برای سیگنال‌هایی که راستای انرژی آنها در صفحه‌ی (t, f) متغیر با زمان است، ارائه می‌دهند. AOKTFD راستای فیلتر را در لحظه‌های زمانی بهینه می‌کند، لذا برای سیگنال‌هایی که توزیع انرژی نامتوازن در لحظه‌های مختلف زمانی دارند، مناسب نیست. هر دو روش AFS و AOKTFD در تمرکز انرژی سیگنال‌هایی که مولفه‌های آنها دامنه‌ی نسبی متغیر دارند، ناتوانند [۴]. در [۳۰] یک توزیع راستادار انطباق‌پذیر ارائه شده که بر بسیاری از روش‌های زمان-فرکانس داده برتری دارد. اما این توزیع، محدود به سیگنال‌های با مدولاسیون فرکانسی خطی تکه‌ای^۳ PW-LFM است. توزیع‌های زمان-فرکانس راستادار سازگار^۴ ADTFDs روش‌های جدیدی هستند که راستای هسته‌ی هموارساز را به صورت محلی بهینه می‌کنند [۴]. روش‌های ADTFD، هسته‌ی هموارساز را به صورت نقطه به نقطه و با استفاده از راستای انرژی سیگنال در صفحه‌ی (t, f) بهینه می‌کنند. این روش‌ها به صورت زیر تعریف می‌شوند [۴]:

$$\rho_{(adapt)}(t, f) = \rho(t, f) \underset{t}{*} \underset{f}{*} \gamma_{\theta}(t, f) \quad (۳۶.۲)$$

که $\gamma_{\theta}(t, f)$ هسته‌ی هموارساز است. پارامتر θ راستای $\gamma_{\theta}(t, f)$ را تعیین می‌کند. راستای $\gamma_{\theta}(t, f)$ به صورت نقطه به نقطه بهینه شده تا در امتداد محور اصلی لبه‌ها در صفحه‌ی (t, f) قرار گیرد، این امر منتهی به تضعیف مولفه‌های تداخلی بدون از دست دادن رزولوشن مولفه‌های اصلی می‌شود [۷۳]. با توجه به نوع روش مدنظر برای تخمین راستای لبه، هسته‌ی هموارساز می‌تواند یک فیلتر راستادار گوسین یا یک فیلتر گوسین با مشتق مرتبه‌ی دو^۵ DGF^۵ باشد. هسته‌ی

^۱ Adaptive optimal kernel TFD

^۲ Adaptive fractional spectrogram

^۳ Piece-wise LFM

^۴ Adaptive directional TFDs

^۵ Double derivative Gaussian filter

هموارساز به صورت زیر تعریف می شود:

$$\gamma_{\theta(t,f)}(t, f) = \frac{ab}{2\pi} \frac{d^2}{df_{\theta}^2} e^{-a^2 t_{\theta}^2 - b^2 f_{\theta}^2}, \quad (37.2)$$

که $\gamma_{\theta(t,f)}(t, f)$ و $t_{\theta} = t \cos(\theta) + f \sin(\theta)$ ، $f_{\theta} = -t \sin(\theta) + f \cos(\theta)$ زاویه ی چرخش نسبت به محور زمان و فیلتر گوسی راستدار است. راستای فیلتر از طریق عبارت زیر که بیشترین همبستگی را بین فیلتر راستدار و قدرمطلق توزیع ویگنر-ویل سیگنال ایجاد می نماید، بهینه می گردد [؟]:

$$\theta(t, f) = \arg \max_{\theta} \left| \rho(t, f) \right|_{(t,f)}^{**} \gamma_{\theta}(t, f). \quad (38.2)$$

که در آن a و b میزان همواری فیلتر را به ترتیب در محورهای اصلی و جزئی کنترل می کند. اصولاً برای هموارسازی زیاد، a کوچک انتخاب می گردد و برای هموارسازی خفیف در امتداد محور جزئی b بزرگ انتخاب می گردد. این فرآیند از ادغام مولفه های نزدیک به هم جلوگیری می نماید [؟]. علاوه بر پارامترهای تعیین کننده ی شکل، طول پنجره ی فیلتر نیز می بایست بهینه شود. ADTFD ها بهترین روش های داده شده برای پردازش انواع سیگنال ها می باشند با این وجود تعیین پارامترهای ورودی به صورت دستی دامنه ی استفاده از آن را محدود به افراد آگاه در زمینه ی پردازش سیگنال می نماید. این موضوع در این رساله مدنظر قرار گرفته و ADTFD خودکار بدون نیاز به هرگونه پارامتر ورودی بجز خود سیگنال، معرفی می گردد.

۱.۴.۲ بهینه سازی پارامترهای توزیع های زمان-فرکانس

در بیشتر توزیع های زمان-فرکانس نیاز به بهینه سازی پارامترهای ورودی به منظور بدست آوردن نمایش (t, f) واضح و صحیح، وجود دارد. برای نمونه انتخاب نادرست طول پنجره در اسپکتروگرام منجر به یک نمایش متفاوت و نادرست از توزیع زمان-فرکانس سیگنال می شود ([۲۱]، ص ۳۹). لذا نیاز به یک فرآیند خودکار برای انتخاب پارامترای ورودی در کاربردهای واقعی احساس می شود. اغلب، تخمین پارامترها بر اساس مشاهده ی بصری انجام می گیرد، اما این روش وابسته به ذهن شخص است. بنابراین نیاز به روش های عددی احساس می شود [۵۷]. بیشتر توزیع های زمان-فرکانس انطباق پذیر، پارامترهای ورودی هسته ی خود را با توجه به معیاری خاص که بیان کننده ی کیفیت توزیع است، به صورت محلی یا جهانی بهینه می کنند. [۹۸، ۶۴، ۱۶، ۱۱۰]. از معیارهای عددی رایج برای آزمایش کیفیت توزیع زمان-فرکانس می توان، کورتوسیس^۱ [۶۵]، آنترپی رنی^۲ [۹۸] و اندازه ی تمرکز انرژی [۱۱۰] را برشمرد. برای هر معیار داده شده ی کیفی، پارامترهای یک سیگنال می تواند به صورت جستجوی جامع و یا با استفاده از روش های محاسباتی موثر مانند الگوریتم بازگشتی تندترین کاهش^۳ [۱۱۰] و الگوریتم های ژنتیک [۱۲] تخمین زده شود.

هسته های وابسته به سیگنال بر مبنای معیار تمرکز انرژی به صورت محلی و سراسری بهینه می شوند [۱۱۰]، [۲۲]، [۷]، [۶۵] و [۸۰، ۱۴، ۱۰۲]. اما سازگاری جهانی برای سیگنال هایی مناسب است که راستای انرژی آنها با زمان تغییر نمی کند. یکی دیگر از معیارهای انتخاب درست پارامترهای توزیع های زمان-فرکانس، کیفیت توزیع است. در [۵۷] برای بهبود کیفیت محلی سازی سیگنال در STFT، یک پنجره ی سازگار اعمال می گردد که در آن اندازه ی پنجره در

^۱Kurtosis (Ratio of norms)

^۳Steepest descent recursive algorithm

^۲Renyi Entropy

طول زمان کنترل می‌گردد. این روش بدنبال فشرده‌ترین پنجره بر مبنای انرژی سیگنال در ناحیه‌ی انتخاب شده است. بعضی از روش‌های موجود در محاسبه‌ی STFT سازگار، طول پنجره را از میان تعدادی طول انتخاب می‌کند که این طول‌ها بر اساس اندازه‌گیری‌های مختلف تمرکز مانند میزان تیزی اوج منحنی، چولگی^۱ و انرژی جمع‌شده بدست آمده‌اند [۱۲۲، ۱۲۷، ۷۷]. به‌هرحال بدست آوردن اندازه‌ی بهینه‌ی طول پنجره بر مبنای اندازه‌های داده شده، تضمین نمی‌شود. در [۹۵] برنامه‌نویسی تکاملی بر مبنای نرم‌های توزیع‌یافته^۲ برای بهینه‌سازی یک هسته‌ی با توزیع نمایی قابل‌چرخش چندشکلی، ارائه شده است. اما این روش در مورد سیگنال‌های چندمولفه ناتوان است، بویژه اگر نوسان زیادی در دامنه‌ی مولفه‌های سیگنال موجود باشد. میزان وضوح آنی نرمال‌شده و نسبت تمرکز انرژی به میانگین انرژی را می‌توان به‌عنوان معیار در نظر گرفت [۲۲، ۷]. مراجع [۹۸، ۹۹، ۱۱۹] معیاری مبتنی بر آنتروپی را برای بهبود تمرکز انرژی یک توزیع زمان-فرکانس بکاربرده‌اند، که در آن کمترین مقدار آنتروپی مربوط به بالاترین وضوح مولفه‌های سیگنال است. اما این روش‌ها در عمل قابل استفاده نیست، چراکه بعضی از توزیع‌های زمان-فرکانس مقادیر منفی تولید می‌کنند که صحت عملکرد الگوریتم را زیر سوال می‌برد.

بر مبنای ساختار شکل یک توزیع، اندازه‌ی وضوح کلی محاسبه شده برابر با جمع وزنی وضوح، تمرکز و تداخل ارائه شده است [۳۱]. اما این روش بنا به استفاده از فرآیند تکرار برای تعیین موقعیت مولفه‌های تداخلی در سیگنال‌های واقعی، دارای پیچیدگی محاسباتی بالایی بوده و قابل استفاده نیست [۸۴]. در حضور مولفه‌های تداخلی، معیارهای تمرکز انرژی مبتنی بر نرم^۳ مانند اندازه‌ی JP^4 [۶۵] و آنتروپی رنی Rényi entropy [۱۴] می‌بایست همپایه شوند تا کارایی درستی را ارائه دهند. زیرا این معیارها میزان تیزی نمایش را اندازه می‌گیرند، لذا بدون در نظر گرفتن وضوح مولفه‌های اصلی از نقاط قله‌ای تاثیر می‌گیرند.

میزان تمرکز انرژی یک شاخص ساده برای پیاده‌سازی است که می‌توان از آن در سیگنال‌های با مولفه‌ی ضعیف نیز استفاده نمود. می‌توان فرض نمود که تمرکز بالاتر در حوزه‌ی (t, f) بیان‌گر بیشتر بودن انرژی سیگنال‌هایی است که در ناحیه‌ی کوچکتري متمرکز شده است. می‌توان کارایی نمایش‌های مختلف را به‌وسیله‌ی یک معیار عددی که بر مبنای میزان تمرکز انرژی SM ۲.۱ استوار است، آزمایش نمود. این معیار تمامی مولفه‌های سیگنال را به‌طور برابر مدنظر قرار می‌دهد. اشکالات معیارهای ذکر شده‌ی دیگر، در [۱۱۰] ذکر شده است. لذا برای انتخاب خودکار و بدون نظارت پارامترهای توزیع‌های زمان-فرکانس مناسب است. یک توزیع بهینه دارای بیشترین تمرکز انرژی و وضوح مولفه‌های اصلی بدون پخش محتوی طیفی و کمترین تداخل است. اخیراً روش‌هایی برای تخمین پارامترهای ADTFD ارائه شده است [۱۲، ۸۶]، اما هر دو روش پارامترهای مربوط به شکل هسته‌ی فیلتر ADTFD را مورد هدف قرار داده‌اند و طول هسته‌ی هموارساز به‌صورت دستی تنظیم می‌گردد. در این رساله یک روش کاملاً خودکار برای بهینه‌سازی تمامی پارامترهای ADTFD ارائه می‌شود که آن را ADTFD کاملاً انطباق‌پذیر^۵ LO-ADTFD می‌نامیم. در این روش، پارامترها بر مبنای معیار استانکوویچ SM [۱۱۰] بهینه می‌گردند. الگوریتم داده شده شامل دو مرحله است: در مرحله‌ی اول مجموعه‌ای از ADTFD ها با طول پنجره‌ی بهینه شده و اشکال مختلف محاسبه می‌گردد. در مرحله‌ی بعد بهترین ADTFD به‌صورت نقطه به نقطه انتخاب می‌گردد. در ضمن پیچیدگی محاسباتی ADTFD بالا بوده و کاربرد آن را در پردازش سیگنال‌های واقعی محدود نموده است. این مطلب نیز در این رساله دنبال شده و یک ADTFD با پیچیدگی محاسباتی بسیار پایین‌تر معرفی می‌شود. در ADTFD، فرآیندی که سبب افزایش حجم محاسبات می‌شود شامل عمل هموارسازی در حداقل

¹Skewness

²Distribution norms

³Norm-based concentrations

⁴Jones-Parks

⁵Locally optimized adaptive directional time-frequency distribution

۶۰ راستای مختلف برای هر نقطه (t, f) از صفحه‌ی زمان-فرکانس است. در ADTFD سریع پیشنهادی، ابتدا راستای مولفه‌های سیگنال به کمک تبدیل رادون تخمین زده شده و سپس عمل هموارسازی فقط در امتداد راستاهای تخمین زده شده انجام می‌پذیرد.

در پایان این بخش روش‌های رایج آنالیز زمان-فرکانس در جدول ۱۰۲ آورده شده و توانایی آنها در پردازش سیگنال‌های با مولفه‌های مختلف مقایسه شده است.

جدول ۱۰۲: مقایسه‌ی کارایی روش‌های رایج آنالیز زمان-فرکانس

عملکرد	TFD
حفظ انرژی مولفه‌های اصلی همراه با حضور مولفه‌های تداخلی، وضوح تصویر زمان-فرکانس پایین است	WVD
حذف کامل مولفه‌های تداخلی همراه با بلوری نمودن مولفه‌های اصلی، مولفه‌های نزدیک به هم را ادغام می‌کند	Spec
عمل هموارسازی در راستای محورها، جداگانه صورت می‌گیرد اما شکل فیلتر یکسان است. برای مولفه‌های با راستای غیر از راستای محورها ضعیف عمل می‌کند	EMBD
عمل هموارسازی در راستای محورها، جداگانه و با فیلترهای جداگانه از نظر شکل و اندازه صورت می‌گیرد. برای مولفه‌های با راستای غیر از راستای محورها ضعیف عمل می‌کند. نسبت به EMBD درجه‌ی آزادی بیشتری دارد	CKD
عمل هموارسازی را بر اساس سازگار نمودن فیلتر در راستای فرکانس آنی انجام داده و در جاهایی که فرکانس آنی موجود نباشد، نشی انرژی دارد	AFS
عمل هموارسازی را بر اساس سازگار نمودن فیلتر را در هر لحظه‌ی زمانی انجام می‌دهد. برای مولفه‌های با دامنه‌های مختلف ضعیف عمل می‌کند	AOKTFD
عمل هموارسازی را بر اساس سازگار نمودن فیلتر در هر نقطه از صفحه‌ی زمان-فرکانس انجام می‌دهد. برای سیگنال‌های که دارای مولفه‌های نزدیک به هم و گذرا به صورت همزمان باشد، ضعیف عمل می‌کند	ADTFD

۵.۲ پردازش سیگنال‌های با نمونه‌ی ناقص در حوزه‌ی زمان-فرکانس و

با آگاهی از تنگ بودن سیگنال در این حوزه

سیگنال‌های غیرمانا مانند صوت، رکوردهای مغزی، رادار، سونار و سیگنال‌های لرزه‌ای هموار در طبیعت مشاهده می‌شوند. در مرحله‌ی ثبت این سیگنال‌ها، نمونه‌هایی از آنها ممکن است بنابه نویز، تاثیر چند مسیری، خط دید، محدودیت‌های سخت‌افزاری و . . . ثبت نشده و سیگنال به صورت ناقص نمونه‌برداری گردد [۷، ۸۱]. یک سیگنال تنگ در حوزه‌ی فرکانس یا زمان-فرکانس در صورتی کاملاً قابل بازسازی است که سیگنال تحت قانون شانون نمونه‌برداری

شده باشد [۴۴]. دو تا از رایج‌ترین شیوه‌های بازسازی سیگنال گرادیان کاهشی GD^1 و MP^2 می‌باشد. الگوریتم گرادیان کاهشی نمونه‌های ناقص را به‌عنوان متغیر در نظر می‌گیرد. مقادیر این متغیرها پی‌درپی با این هدف تغییر می‌کند تا تنکی سیگنال در حوزه‌ی انتقال کاهش یابد. باید توجه نمود که حوزه‌ی انتقال می‌تواند حوزه‌ی فرکانس یا زمان-فرکانس با توجه به طبیعت سیگنال باشد [۱۰۹]. عیب گرادیان کاهشی هزینه‌ی محاسباتی بالای آن در حوزه‌ی زمان-فرکانس است. الگوریتم MP همبستگی بین سیگنال ناقص و مجموعه‌ای از سیگنال‌های ازپیش تعیین شده در یک دیکشنری را بررسی می‌کند. اتم با بیشترین همبستگی انتخاب شده و ضریب مشارکت آن برای بازسازی سیگنال محاسبه می‌گردد. اتم انتخاب شده با توجه به ضریب مشارکت آن از سیگنال کم شده و این فرایند تا آستانه‌ی خاصی ادامه می‌یابد. [۸۳، ۱۰۱، ۱۰۳]. این روش به طور وسیع و موفقیت‌آمیزی برای بازیابی سیگنال‌های فیزیولوژی استفاده شده است [۱۰۳، ۱۰۴]. کارایی این روش وابسته به انتخاب دیکشنری درست بوده که خود نیازمند اطلاعات قبلی ساختار سیگنال است. بنا به رشد روزافزون اطلاعات، روش‌های جدیدی برای جمع‌آوری، پردازش و نمایش دادگان نیاز است. سنجش فشرده CS روشی مناسب است که با مشاهدات داده‌ای کم سروکار دارد، داده را در حوزه‌ای که تنک باشد مورد بررسی قرار می‌دهد. بیشتر سیگنال‌های ایستا در حوزه‌ی فرکانس، تنک می‌باشند، درحالی‌که سیگنال‌های غیرایستا پهنای باند فرکانسی پهنی را اشغال می‌کنند. می‌توان این سیگنال‌ها را در حوزه‌ی زمان-فرکانس، تنک فرض نمود. پژوهش‌های زیادی بر مبنای تنکی سیگنال‌های غیرایستا در نمایش‌های خطی و درجه‌دوی زمان-فرکانس انجام شده است [۱۰]. اثر نمونه‌های ناقص یک سیگنال در حوزه‌ی زمان-فرکانس به‌صورت نویزهایی با الگوهای مختلف در صفحه‌ی زمان-فرکانس ظاهر می‌شود. این الگوها تفسیر مولفه‌های اصلی سیگنال را مشکل نموده و کاربرد روش‌های مبتنی بر هسته‌های ثابت را غیر ممکن می‌سازد. البته بسیاری از روش‌های سازگار موجود نیز ضعیف عمل کرده و توانایی حفظ مولفه‌های اصلی همراه با سرکوب مولفه‌های تداخلی و مولفه‌های مصنوعی ناشی از نمونه‌های ناقص را ندارند [۱۱۲]. با این‌وجود تحقیقات اخیر نشان داده‌اند که روش‌های سنجش فشرده می‌توانند کاربرد موثری در بازسازی نمایش زمان-فرکانس یک سیگنال، داشته باشند [۴۷]. مدولاسیون-دامنه مدولاسیون-فرکانس $AM-FM^3$ یک مدل واقعی و مناسب برای سیگنال‌های غیرمانا است. بهترین حوزه برای آنالیز این سیگنال‌ها حوزه‌ی زمان-فرکانس است [۴۱]. آنالیز این سیگنال‌ها هنگامی که به‌صورت تنک نمونه‌برداری می‌شوند، مشکل می‌باشد [۵]. برای تعامل با سیگنال‌های ناقص نمونه‌برداری شده که از این به بعد آن را سیگنال ناقص می‌نامیم، روش‌های زیادی با آگاهی از تنکی سیگنال مانند توزیع‌های زمان-فرکانس جهت‌دار انطباق‌پذیر توسعه داده شده است [۲۸، ۹، ۱۰۱].

¹ Gradient descent

² Matching pursuit

³ Amplitude modulation-Frequency modulation

فصل ۳

تخمین پارامترهای مربوط به شکل و اندازه‌ی هسته‌ی ADTFD

۱.۳ مقدمه

توزیع ویگنر-ویل که بر اساس تبدیل فوریه‌ی تابع خودهمبستگی ذاتی سیگنال محاسبه می‌گردد، به عنوان توزیع زمان-فرکانس پایه در آنالیز سیگنال‌های متغیر با زمان مورد استفاده قرار می‌گیرد. تمامی توزیع زمان-فرکانس‌های درجه‌ی دوم حتی اسپکتروگرام را می‌توان مدل هموارشده‌ی توزیع ویگنر-ویل دانست. عمل هموارسازی، مولفه‌های تداخلی را کاهش داده اما رزولوشن توزیع را به مخاطره می‌اندازد. در ADTFD زاویه‌ی فیلتر در هر نقطه از (t, f) ، باتوجه به جهت انرژی سیگنال در آن نقطه، تعیین گشته و به صورت زیر تعریف می‌گردد.

$$\rho_{(adapt)}(t, f) = \rho(t, f) *_t *_f \gamma_{\theta(t, f)}(t, f) \quad (1.3)$$

که در آن $\gamma_{\theta(t, f)}(t, f)$ کرنل انطباق‌پذیر می‌باشد. شکل آن توسط θ تعیین گشته و به صورت زیر تعریف می‌گردد.

$$\gamma_{\theta}(t, f) = e^{-b^* f \theta^*} \frac{\partial^*}{\partial t^*} e^{-a^* t \theta^*}, \quad (2.3)$$
$$t_{\theta} = t \cos(\theta) + f \sin(\theta), f_{\theta} = f \cos(\theta) - t \sin(\theta)$$

پارامترهای a و b میزان همواری را در دو جهت زمان و فرکانس کنترل می‌کنند. مولفه‌های اصلی به صورت لبه در حوزه‌ی زمان-فرکانس ظاهر می‌شوند لذا استفاده از فیلتر گوسین جهت‌دار درجه‌ی دو منجر به پخش انرژی سیگنال در نقاطی که سیگنال وجود ندارد، نمی‌شود. جهت کرنل در هر نقطه از (t, f) به کمک پیدا نمودن بیشترین وابستگی بین کرنل و قدرمطلق ADTFD در زوایای مختلف، انجام می‌گیرد.

$$\theta(t, f) = \arg \max_{\theta} \left| \rho(t, f) \underset{t}{*} \underset{f}{*} \gamma_{\theta}(t, f) \right| \quad (3.3)$$

در الگوریتم ADTFD انتخاب پارامترهای a ، b و اندازه‌ی پنجره بر روی میزان حضور مولفه‌های تداخلی و رزولوشن صفحه‌ی (t, f) موثر است. به منظور بدست آوردن بهترین کارایی، می‌بایست شکل و جهت کرنل در هر نقطه از صفحه‌ی (t, f) به صورت محلی تعیین گردد. در ادامه به معرفی روشی می‌پردازیم که در آن پارامترهای a و b بهینه شده و نوع جدیدی از ADTFD با قابلیت سازگاری بالا تولید می‌گردد.

۲.۳ بهینه‌سازی پارامترهای مربوط به شکل فیلتر

در این قسمت به ارائه‌ی روشی برای تخمین پارامترهای مربوط به شکل هسته‌ی ADTFD می‌پردازیم. توزیع جدید که آن را $HADTFD^1$ می‌نامیم، به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\rho_{HADTFD}(t, f) = \rho(t, f) \underset{t}{*} \underset{f}{*} \gamma_{a,b,\theta}(t, f) \quad (4.3)$$

که در آن $\gamma_{a,b,\theta}(t, f)$ همان فیلتر جهت‌دار گوسی است با این تفاوت که حال برای هر سه پارامتر a ، b و θ بهینه شده است. برای بهینه‌سازی پارامترهای مربوط به شکل فیلتر از این واقعیت بهره جسته‌ایم که برای همواری با سطح کم، مولفه‌های اصلی تغییرات کمتری در دامنه احساس می‌کنند. با این حال همگام با بالا بردن سطح همواری دامنه‌ی مولفه‌های اصلی کاهش یافته اما دامنه‌ی مولفه‌های تداخلی به سمت صفر متمایل می‌گردد. بر اساس این مشاهدات فرایند زیر به منظور بهینه‌سازی پارامترها ارائه می‌شود. سیگنال را با استفاده از چند کرنل جداگانه‌ی جهت‌دار آنالیز می‌کنیم

$$\rho_i(t, f) = \rho(t, f) \underset{t}{*} \underset{f}{*} \gamma_{a_i,b_i,\theta_i}(t, f) \quad (5.3)$$

پارامترها به صورتی انتخاب می‌گردد که با افزایش i میزان همواری افزایش یابد. برای هر نقطه از صفحه‌ی (t, f) اختلاف بین دو ADTFD متوالی محاسبه می‌گردد.

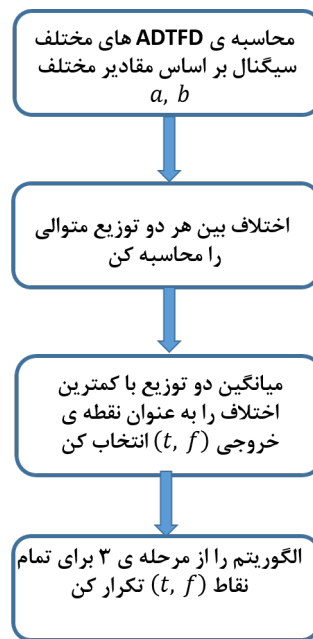
$$\Delta \rho_i(t, f) = \rho_{i+1}(t, f) - \rho_i(t, f) \quad (6.3)$$

¹Highly adaptive directional time-frequency distribution

پارامترهایی که منجر به کمترین اختلاف می‌شوند به عنوان پارامترهای دلخواه آن نقطه انتخاب می‌گردد.

$$(a, b) = \arg \min_{(a_i, b_i)} |\Delta \rho_i(t, f)| \quad (7.3)$$

مقدار هر نقطه در صفحه‌ی (t, f) بر اساس متوسط مقدار دو ADTFD ی که منجر به کمترین اختلاف شده بودند، محاسبه می‌گردد. مراحل الگوریتم ذکر شده در شکل ۱.۳ نشان داده شده است. در این الگوریتم بازه‌ی a ، ۲ تا ۴ و بازه‌ی b ، ۸ تا ۳۰ در نظر گرفته شده است. EMBD به عنوان پایه‌ی ADTFD استفاده شده است.



شکل ۱.۳: مراحل مربوط به الگوریتم محاسبه‌ی HADTFD

۳.۳ مقایسه‌ی کارایی HADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس

کارایی روش پیشنهادی از دو نمای بصری و عددی مورد بررسی قرار می‌گیرد. به‌ویژه سیگنال انتخابی سیگنالی با مولفه‌های بسیار نزدیک و مولفه‌های گذرای با طول زمانی کوچک انتخاب می‌گردد. برای این منظور یک سیگنال چند مؤلفه که شامل ۴ سیگنال غیرخطی FM^۱ و یک اتم گوسی است را در نظر می‌گیریم. دامنه‌ی چیرپ به‌صورتی انتخاب می‌گردد که مولفه‌های ضعیف و قوی همزمان در سیگنال حضور داشته باشند. این سیگنال به‌صورت زیر تعریف می‌گردد [۸۶].

$$s(t) = \begin{cases} s_1(t) + s_2(t) + 0.5s_3(t) + 0.5s_4(t) \\ \quad + s_5(t) + s_6(t) \\ \quad 0 \end{cases} \quad \begin{matrix} 0 \leq t \leq 255 \\ \text{otherwise} \end{matrix} \quad (8.3)$$

^۱ Frequency modulation

که

$$\begin{cases} s_1(t) = \cos(0.1\pi t + 0.000002\pi t^3) \\ s_2(t) = \cos(0.15\pi t + 0.000002\pi t^3) \\ s_3(t) = \cos(0.9\pi t - 0.000001\pi t^3) \\ s_4(t) = \cos(0.95\pi t - 0.000001\pi t^3) \\ s_5(t) = 2e^{-0.0015(t-94)^2} \cos(0.6\pi t) \end{cases} \quad (9.3)$$

حال به مقایسه‌ی توزیع زمان-فرکانس بدست آمده از طریق روش پیشنهادی با دیگر روش‌های AFS، AOK، S-method، [۱۱۳] و ADTFD می‌پردازیم. پارامترهای دیگر توزیع‌ها به صورت دستی بهینه شده است. همانطور که از شکل ۲.۳ نمایان است AFS، انرژی اتم گوسین را نگه داشته اما در تفکیک مولفه‌های نزدیک به هم ضعیف عمل می‌کند. AOK در استخراج مولفهی ضعیف و اتم گوسین ناکاراست. S-method در جداسازی مولفه‌های نزدیک به هم ناتوان است. ADTFD با پارامترهای $(a = 2, b = 20)$ مولفه‌های نزدیک به هم را جدا نموده اما در نمایش اتم گوسی ناکاراست. اگر پارامترهای $(a = 3, b = 8)$ استفاده گردد، اتم گوسین به خوبی نشان داده شده اما مولفه‌های نزدیک به هم قابل جداسازی نیست. HADTFD تنها توزیع زمان-فرکانسی است که همزمان با نگهداری انرژی اتم گوسین، مولفه‌های نزدیک به هم را جدا نموده و اثری از مولفه‌های تداخلی نیست.

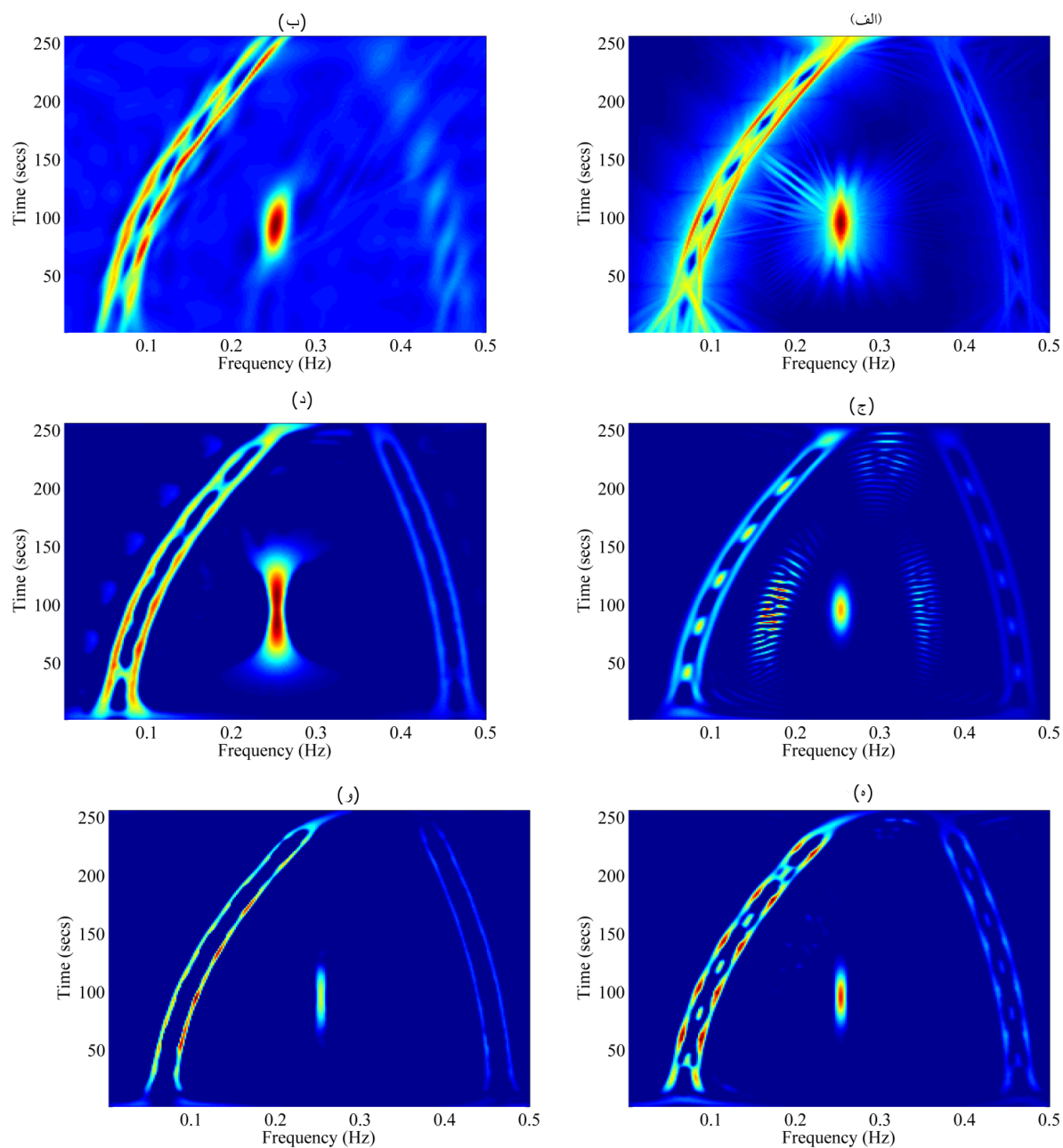
به منظور مقایسه‌ی عددی روش پیشنهادی با دیگر توزیع‌های انتخاب شده، یک اندازه براساس تمرکز انرژی توزیع، به کارگرفته می‌شود. برای اندازه‌ی تمرکز انرژی توزیع، نرمال شده‌ی معیار SM ۲.۱ استفاده می‌شود. این معادله برای توزیع‌های با تمرکز انرژی بالا، مقداری کم و برای توزیع‌های با تمرکز انرژی پایین مقدار بالایی می‌دهد. جدول ۱.۳ مقادیر داده شده توسط این معادله را برای توزیع‌های مختلف نشان می‌دهد. با توجه به مقادیر داده شده، HADTFD کمترین مقدار را داشته و لذا بهترین تمرکز انرژی را فراهم می‌نماید.

جدول ۱.۳: مقایسه‌ی عددی توزیع‌های انتخابی سیگنال داده شده در ۸.۳ بر اساس معیار SM ۲.۱

AOK-TFD	AFS
$5.6432e + 12$	$8.6482e + 10$
ADTFD($a = 2, b = 30$)	S-method
$8.2986e + 8$	$2.1730e + 10$
HADTFD	ADTFD($a = 3, b = 8$)
$3.8992e + 8$	$4.3706e + 8$

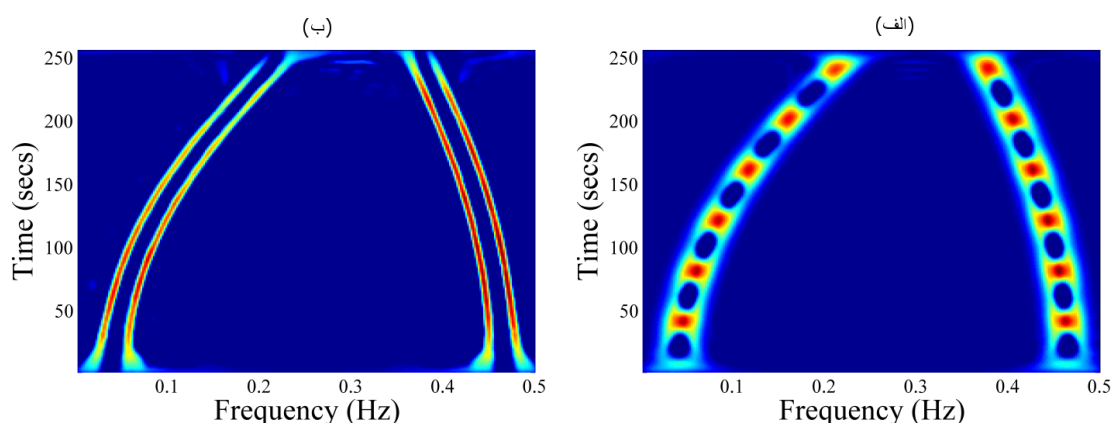
۴.۳ بهینه‌سازی پارامترهای مربوط به شکل و اندازه‌ی فیلتر

در قسمت قبل پارامترهای مربوط به شکل ADTFD تخمین زده شد، مثلاً برای حفظ انرژی مولفه‌های با پهنای باند در زمان $(B \times T)$ کوچک مانند اتم گوسین، هموارسازی نباید به صورت وسیعی انجام گیرد. مثلاً، برای a و b می‌بایست مقادیر بزرگی اختصاص داد. درحالی‌که برای حفظ مولفه‌های نزدیک به هم می‌بایست مقدار a کوچک و مقدار b بزرگ انتخاب گردد تا هموارسازی در امتداد محور اصلی مولفه‌ها قوی و در امتداد محور جزئی ضعیف باشد. این امر از ادغام



شکل ۲.۳: نمایش توزیع‌های زمان-فرکانس یک سیگنال چندمولفه‌ای متشکل از مولفه‌های گذرای گوسین و مدولاسیون فرکانسی غیرخطی (الف) توزیع AFS (ب) توزیع AOK-TFD (ج) توزیع S-method ($a = 2, b = 1$) (د) توزیع $ADTFD(a = 2, b = 1)$ (ه) توزیع $ADTFD(a = 3, b = 8, WL = 32)$ (و) توزیع HADTFD ($20, WL = 64$)

مولفه‌های نزدیک به هم جلوگیری می‌کند [۷۲]. در ADTFD علاوه بر پارامترهای مربوط به شکل هسته، یک پارامتر دیگر به نام طول پنجره WL وجود دارد که انتخاب درست آن از حساسیت ویژه‌ای برخوردار است. برای نمونه همانطور که در شکل ۳.۳ (ب) دیده می‌شود ADTFD یک سیگنال چند مولفه‌ای با مولفه‌های نزدیک به هم تصویر بهینه‌ای را با انتخاب پارامترها به صورت $(a = 2, b = 30, WL = 94)$ ارائه می‌دهد درحالی‌که با توجه به شکل ۳.۳ (الف) با انتخاب نادرست طول پنجره به صورت $(a = 2, b = 30, WL = 16)$ کیفیت وضوح تصویر داده شده پایین می‌آید. در

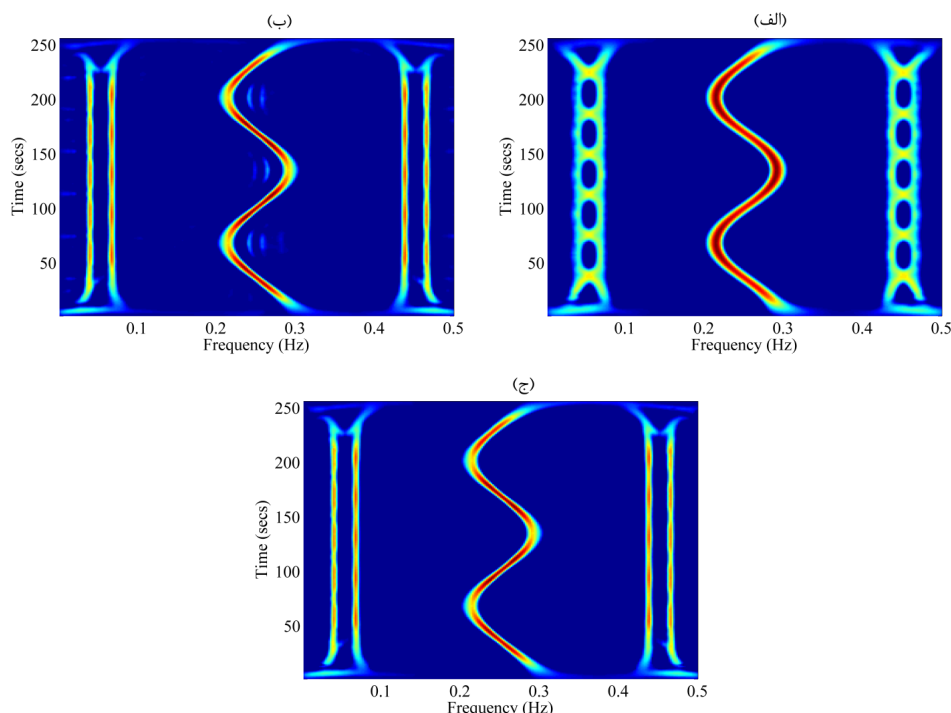


شکل ۳.۳: نمایش ADTFD یک سیگنال چهارمولفه‌ای با مولفه‌های نزدیک به هم (الف) $ADTFD(a = 2, b = 30, WL = 94)$ و (ب) $ADTFD(a = 2, b = 30, WL = 16)$

HADTFD طول پنجره به صورت دستی محاسبه می‌شود. در ادامه به معرفی توزیعی از ADTFD می‌پردازیم که در آن تمامی پارامترهای ورودی به صورت خودکار محاسبه و بهینه می‌گردند. اگرچه با خودکار نمودن انتخاب طول پنجره در HADTFD این توزیع به یک توزیع تمام خودکار تبدیل می‌گردد، آنچه که با عنوان ADTFD کاملاً خودکار LO-ADTFD معرفی می‌گردد روشی متفاوت با HADTFD را دربر می‌گیرد. برای یک سیگنال چند مولفه‌ای مانند $z(t)$ مجموعه‌ی P به صورت $P = \{(a_1, b_1), (a_2, b_2), \dots, (a_i, b_i), \dots, (a_L, b_L)\}$ تعریف می‌شود، حال برای هر عنصر از آرایه‌ی P طول پنجره‌ی بهینه بنا بر این ایده که فیلتر با طول پنجره‌ی بزرگ، انرژی مولفه‌های با طول زمانی کم را پخش نموده و انرژی مولفه‌های نزدیک به هم را حفظ می‌کند، همچنین فیلتر با طول پنجره‌ی کوچک انرژی مولفه‌های کوتاه عمر را حفظ و انرژی مولفه‌های نزدیک به هم را ادغام می‌نماید، تعیین می‌گردد. برای مقادیر کوچک طول پنجره مولفه‌های تداخلی کاملاً حذف نمی‌شوند و طول پنجره‌ی بزرگ انرژی مولفه‌ها را پخش می‌نماید. لذا برای جستجوی طول پنجره‌ی بهینه ابتدا با مقدار کوچکی شروع نموده و آن را تا بدست آمدن طول بهینه افزایش می‌دهیم. با افزایش طول پنجره تمرکز انرژی سیگنال در صفحه‌ی زمان-فرکانس افزایش یافته تا جایی که این مقدار بنا به پخش انرژی توسط مولفه‌های کوتاه عمر کاهش یابد. این نقطه‌ی عطف طول بهینه را نشان می‌دهد. در این فرآیند تمرکز انرژی با توجه به معیار $SM_{2.1}$ محاسبه می‌گردد. این شکل از بهینه‌سازی، به صورت سراسری است که در آن تمرکز انرژی در تمام صفحه‌ی زمان-فرکانس مدنظر قرار می‌گیرد. بعد از بهینه‌سازی طول پنجره برای هر عنصر از مجموعه‌ی P ، دیگر پارامترهای ADTFD با استفاده از محاسبه‌ی هر کدام از ADTFD های مجموعه‌ی P و انتخاب کمترین مقدار در هر نقطه از (t, f) انجام می‌گیرد.

بهینه‌سازی پارامترهای a و b : پارامترهای شکل فیلتر براساس این حقیقت بهینه می‌گردند که انتصاب مقدار کوچکی به a ؛ برای مثال $a = 2$ و مقدار بزرگی به b ؛ مثلاً $b = 30$ سبب هموارسازی وسیع در امتداد محور اصلی مولفه‌ها و هموارسازی کمتر در امتداد محور جزئی مولفه‌ها می‌شود. این نوع هموارسازی انرژی مولفه‌های نزدیک به هم را حفظ

نموده و مولفه‌های تداخلی خارجی را حذف می‌نماید، اما انرژی مولفه‌های گذرا را پخش نموده و توانایی سرکوب مولفه‌های تداخلی داخلی را ندارد. از طرف دیگر انتصاب مقدار نسبتاً بزرگی به a ، مقدار کوچکی به b مانند ۸ منتهی به طراحی فیلتری با قدرت هموارسازی مولفه‌های تداخلی داخلی می‌شود. بنابراین انتخاب کمترین مقادیر حاصل از اعمال هر دو نوع فیلتر مزایای هر دو را به همراه خواهد داشت؛ سرکوب مولفه‌های تداخلی داخلی و حفظ انرژی مولفه‌های اصلی سیگنال‌های با پهنای باند کم همگام با حذف مولفه‌های تداخلی خارجی. این پدیده در شکل ۴.۳ نشان داده شده است.



شکل ۴.۳: (الف) $ADTFD_1(a = 3, b = 6)$ ؛ (ب) $ADTFD_2(a = 3, b = 20)$ ؛ (ج) $min(ADTFD_1, ADTFD_2)$

الگوریتم داده شده برای محاسبه‌ی LO-ADTFD به صورت زیر است:

الگوریتم ۱

ورودی: سیگنال ورودی

خروجی: LO-ADTFD سیگنال ورودی

۱: برای هر عنصر از مجموعه‌ی P ، $j \leftarrow 1$ ، $WL_j \leftarrow N/8$

۲: $ADTFD(s, P(i), WL_j)$ را محاسبه کن.

۳: $WL_j \leftarrow WL_j + 1$ و $ADTFD(s, P(i), WL_{j+1})$ را محاسبه کن.

۴: اگر $M[ADTFD(s, P(i), WL_{j+1})] < M[ADTFD(s, P(i), WL_j)]$ آن گاه

۵: برو به ۳.

۶: وگرنه

۷: $WL_{opt} \leftarrow WL_{j-1}$

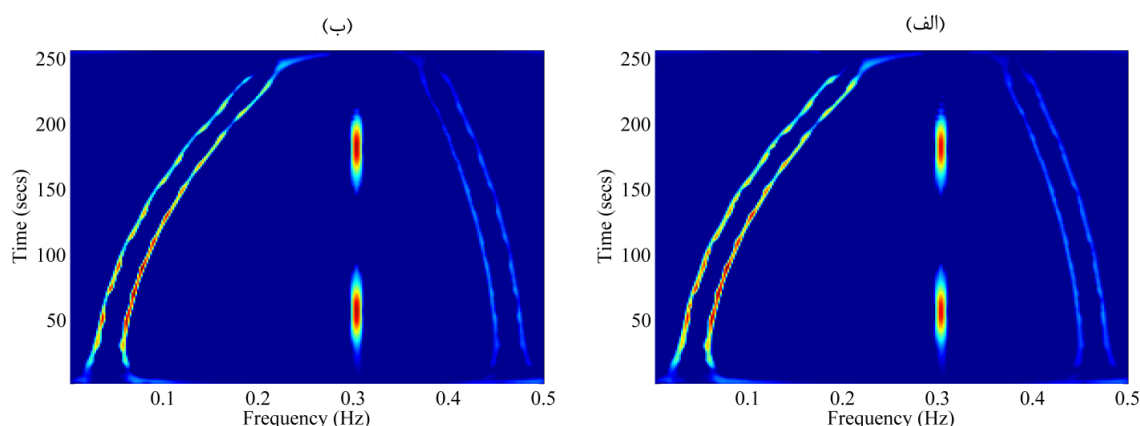
۸: پایان اگر

۹: $ADTFD$ های مختلف را بر اساس عناصر P و WL_{opt} های متناظر با هر عنصر، محاسبه کن.

۱۰: برای هر نقطه از صفحه‌ی زمان-فرکانس توزیع‌های بدست آمده، نقطه‌ی با کمترین مقدار را برگردان.

معمولاً برای پارامتر a مقادیر ۲ یا ۳ انتخاب می‌گردد، چرا که انتخاب مقادیر کوچک‌تر شکل فیلتر گوسی را کاملاً

خراب می‌کند و انتخاب مقادیر بزرگتر از ۳ به صورت موثری خاصیت هموارسازی فیلتر را کاهش می‌دهد. برای پارامتر b مقادیری بین ۵ تا ۳۰ انتخاب می‌گردد. بهترین نتیجه با جستجوی کامل در محدوده‌ی داده شده بدست می‌آید اما این جستجو هزینه‌ی محاسبات را بالا می‌برد. لذا ما این مقادیر را از مجموعه‌ی $P = \{(3, 6), (3, 8), (2, 20), (2, 30)\}$ انتخاب می‌کنیم. شکل ۵.۳ نمایش زمان-فرکانس دو توزیع را نشان می‌دهد: اولی با جستجوی کامل و دومی با جستجو در مجموعه‌ی داده شده بدست آمده است. همان‌طور که دیده می‌شود هر دو روش کارایی یکسانی دارند.



شکل ۵.۳: نمایش زمان-فرکانس یک سیگنال چندمولفه‌ای با استفاده از LO-ADTFD مبتنی بر (الف) مجموعه‌ی پیشنهادی P و (ب) مجموعه‌ی تصادفی P مشتمل بر ۱۴ عنصر.

جدول ۲.۳ دو روش را از نظر زمان اجرا و اندازه‌ی تمرکز انرژی مقایسه می‌کند.

جدول ۲.۳: مقایسه‌ی LO-ADTFD ها از نظر زمان اجرا و اندازه‌ی تمرکز انرژی برای سیگنال چندمولفه‌ی ذکر شده در شکل ۵.۳.

Stanković معیار زمان اجرا		
LO-ADTFD بر مبنای مجموعه‌ی انتخابی	۵۱	۲۷/۵۷s
LO-ADTFD بر مبنای جستجوی جامع	۴۳	۹۸/۲۲s

۵.۳ مقایسه‌ی کارایی LO-ADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس

در این بخش، کارایی LO-ADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس رایج مقایسه می‌گردد. ابتدا سیگنال‌های مصنوعی مورد بررسی قرار گرفته سپس کارایی روش پیشنهادی در پردازش سیگنال‌های ناقص و نویزی را مورد بررسی داده و در آخر کارایی آن را برای پردازش سیگنال‌های مصنوعی و واقعی مربوط به نوزادان مبتلا به صرع مورد بررسی قرار می‌دهیم. پارامترهای دیگر توزیع‌ها مانند طول پنجره‌ی توزیع تبدیل فوریه‌ی زمان-کوتاه، پارامتر هسته‌ی نمایی توزیع CW^1 [۳۹] به صورت دستی بهینه شده است. پارامتر α برای معیار SM ۲.۱ برابر ۲ انتخاب شده است. مجموعه‌ی P در تمام مثال‌ها

¹Choi-William

به صورت $P = \{(3, 6), (3, 8), (2, 20), (2, 30)\}$ تعریف می‌شود. این مجموعه به صورت تجربی بدست آمده و برای کلاس‌های مختلف از سیگنال‌های چند مولفه‌ای عملکرد خوبی ارائه می‌دهد. طول پنجره برای هر عنصر از P بهینه می‌گردد. از آنجاکه در آخرین مرحله از الگوریتم LO-ADTFD خروجی الگوریتم براساس کمترین مقدار نقاط در صفحه‌ی زمان-فرکانس محاسبه می‌شود، طول پنجره نباید به صورتی انتخاب گردد که ADTFD مبتنی بر آن بخشی از مولفه‌های اصلی را حذف نماید. بنابراین کمترین و بیشترین مقدار WL با توجه به طول سیگنال تعریف می‌گردد. این محدوده به صورت تجربی بدست آمده است، اگرچه در این محدوده حذف کامل مولفه‌های تداخلی تضمین نمی‌گردد، پاک نشدن مولفه‌های اصلی از صفحه‌ی زمان-فرکانس تضمین می‌گردد. محدوده‌ی پیشنهادی برای عناصر $\{(3, 6), (2, 20)\}$ ، $[N/4 : 4 : N/8]$ بوده و برای عناصر $\{(3, 8), (2, 30)\}$ ، $[N/4 : 4 : 3N/8]$ می‌باشد که N طول سیگنال می‌باشد. این طول در مثال‌های بعدی ۱۲۸ و ۲۵۶ با نرخ فرکانس $fs = 1Hz$ می‌باشد. با توجه به پیچیدگی محاسباتی بالای LO-ADTFD، برای سیگنال‌های طولانی پیشنهاد می‌شود سیگنال قطعه بندی شود. به منظور بکاربردن LO-ADTFD برای پردازش سیگنال‌های واقعی مانند سیگنال‌های EEG، پیشنهاد می‌شود با توجه به نوع کاربرد، نسخه‌ی سبک‌تری از ADTFD در پیاده‌سازی LO-ADTFD استفاده شود. مثلاً در کاربردی همچون تشخیص صرع با استفاده از سیگنال‌های EEG، می‌توان ADTFD را به این صورت تغییر داد که به جای هموارسازی در امتداد ۱۸۰ راستای مختلف، هموارسازی برای دو عنصر $(a = 2, b = 30)$ و $(a = 3, b = 8)$ به ترتیب محدود به $\{5, 175\}$ و $\{85, 95\}$ گردد.

دو معیار زیر برای مقایسه‌ی کارایی LO-ADTFD ارائه شده است:

- تمرکز انرژی برای هر توزیع براساس SM ۲.۱ محاسبه می‌شود. مقدار پایین این معیار نشان‌دهنده‌ی تمرکز بالای انرژی مولفه‌ها در صفحه‌ی زمان-فرکانس است و برعکس.

- با توجه به توزیع‌های بدست آمده، فرکانس‌های آبی با استفاده از روش‌های پردازش تصویر [۹۴] محاسبه شده و توزیع با کمترین خطای میانگین مجذورها بین فرکانس آبی واقعی و تخمین زده شده، به عنوان بهترین توزیع انتخاب می‌گردد.

۱.۵.۳ سیگنال‌های چندمولفه‌ای کامل

مثال ۱: در این مثال یک سیگنال چند مولفه‌ای با مولفه‌های کوتاه عمر و مولفه‌های با مدولاسیون فرکانسی غیرخطی و دامنه‌ی نسبی متغیر مورد بررسی قرار می‌گیرد. این سیگنال به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$z(t) = \begin{cases} z_1(t) + z_2(t) + 0.5z_3(t) + 0.5z_4(t) \\ \quad + z_5(t) + z_6(t) & 0 \leq t \leq 255 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10.3)$$

که

$$\begin{cases} z_1(t) = \cos(0.1\pi t + 0.000002\pi t^3) \\ z_2(t) = \cos(0.05\pi t + 0.000002\pi t^3) \\ z_3(t) = \cos(0.8\pi t - 0.000001\pi t^3) \\ z_4(t) = \cos(0.85\pi t - 0.000001\pi t^3) \\ z_5(t) = 2e^{-0.0015(t-55)^2} \cos(0.6\pi t) \\ z_6(t) = 2e^{-0.0015(t-180)^2} \cos(0.6\pi t) \end{cases} \quad (11.3)$$

این سیگنال با فرکانس یک هرتز نمونه‌برداری شده است. این سیگنال با استفاده از LO-ADTFD پردازش شده و کارایی آن با دیگر توزیع‌ها مانند AFS، AOKTFD، S-method [13]، ADTFD، HADTFD، SPWVD¹ [56] و RSPWVD² مقایسه می‌گردد. شکل ۶.۳ (الف) نشان می‌دهد که AFS انرژی مولفه‌ها را در هر دو حالت نزدیک به هم و گوسی، پخش می‌نماید. AOKTFD (شکل ۶.۳ (ب)) نمایش واضحی را از مولفه‌ی قوی سیگنال در باند فرکانسی پایین ارائه می‌دهد اما انرژی دیگر مولفه‌ها را پخش می‌کند. در (ADTFD) یک مصالحه بین حفظ انرژی مولفه‌های نزدیک به هم و مولفه‌های زودگذر وجود دارد. همانطور که در شکل ۶.۳ (ج) مشاهده می‌شود، بنا به استفاده از فیلتر با طول پنجره و پارامتر b کوچک، مولفه‌های گذرا به‌خوبی حفظ شده، درحالی‌که بین مولفه‌های نزدیک به هم، مولفه‌های تداخلی دیده می‌شود. شکل ۶.۳ (د)، نمایش HADTFD را نشان می‌دهد که در آن طول پنجره درست انتخاب نشده است، این امر منجر به حضور مولفه‌های تداخلی بین مولفه‌های نزدیک به هم شده است. شکل ۶.۳ (ه) کارایی LO-ADTFD در حفظ تمامی مولفه‌های اصلی از جمله مولفه‌های با توان کم و حذف کامل مولفه‌های تداخلی را نشان می‌دهد. شکل ۶.۳ (و) نمایش اسپکتروگرام را نشان می‌دهد که در حفظ مولفه‌های نزدیک به هم بسیار ضعیف عمل می‌کند. شکل‌های ۶.۳ (ز) و (ح) توزیع‌های SPWVD و RSPWVD را نشان می‌دهد که هر دو در حذف مولفه‌های تداخلی بین مولفه‌های نزدیک به هم ناتوانند، اگرچه RWPWVD وضوح بهتری از نمایش زمان-فرکانس سیگنال را ارائه می‌دهد. بحث بالا در باره‌ی مقایسه‌ی بصری نمایش حاصل از LO-ADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس رایج بود. جدول ۳.۳ این مقایسه را به‌صورت عددی و براساس معیار SM نشان می‌دهد. در این جدول LO-ADTFD کمترین مقدار را داشته که نشانه‌ی بهترین وضوح مولفه‌های اصلی در صفحه‌ی زمان-فرکانس است.

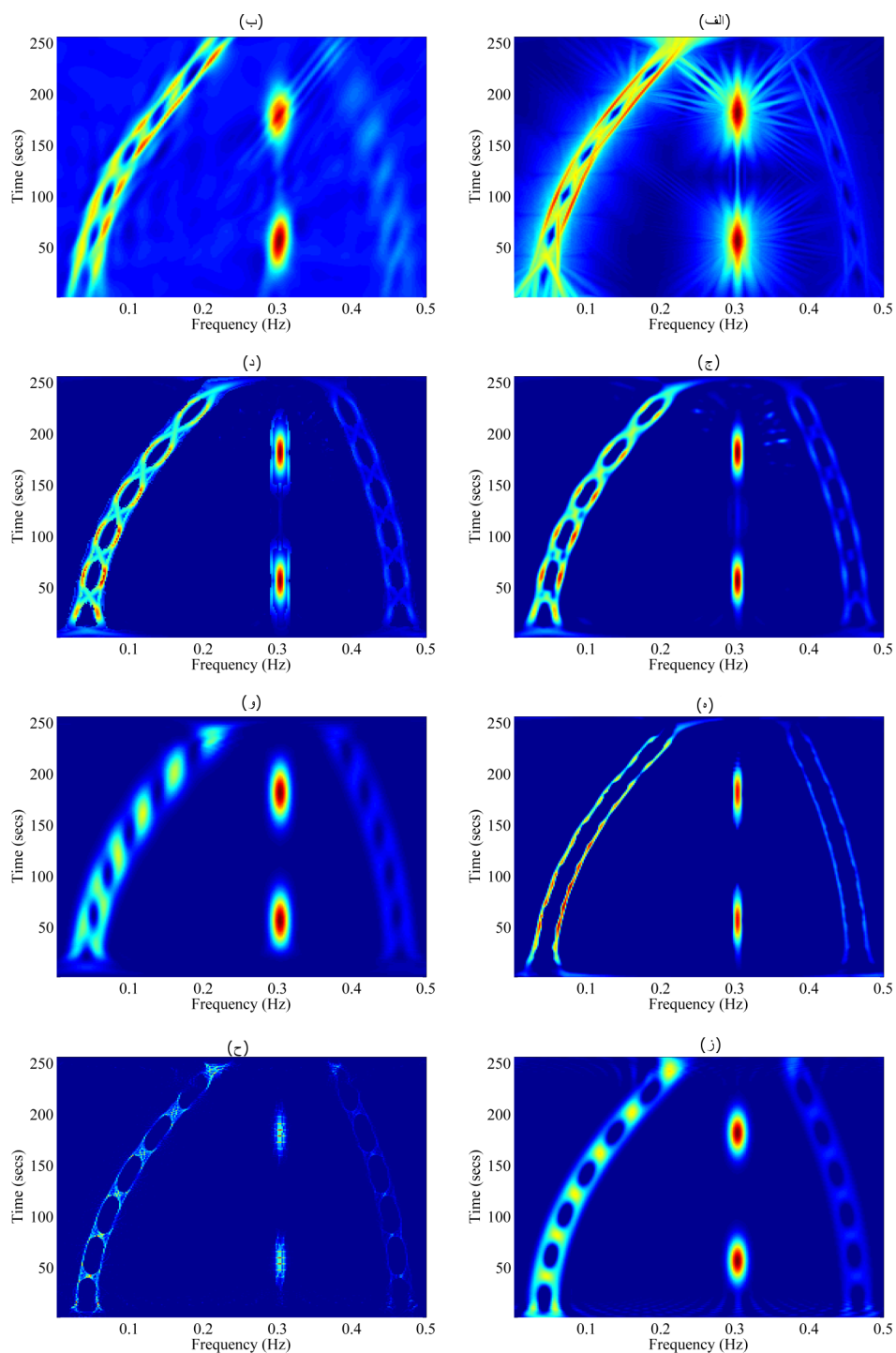
جدول ۳.۳: مقایسه‌ی عددی کارایی LO-ADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس رایج در نمایش زمان-فرکانس سیگنال معرفی شده در ۱۰.۳ بر مبنای معیار SM ۲.۱.

HADTFD	ADTFD(۳, ۸, ۳۲)	AOKTFD	AFS
۱۱۳	۱۱۴	۴۱۰	۵۲۷
RSPWVD	SPWVD	Spectrogram	LO-ADTFD
۷۴	۱۸۱	۱۴۴	۵۱

مثال ۲: در این مثال به بررسی یک سیگنال چندمولفه‌ی غیر خطی را مورد بررسی قرار می‌دهیم که مولفه‌های آن

¹Smoothed pseudo-Wigner distribution

²Reassigned SPWVD



شکل ۶.۳: نمایش توزیع‌های زمان-فرکانس سیگنال داده شده در ۱۰.۳ (الف) توزیع AFS؛ (ب) توزیع AOKTFD؛ (ج) $spectrogram(hamming, L = ۸۵, FFT_N = ۱۰۰۰)$ ؛ (د) HADTFD؛ (ه) ADTFD(۳, ۸, ۳۲)؛ (و) $SPWVD(hamming, N = ۲۷, hamming, N = ۶۳)$ ؛ (ز) RSPWVD

باهم همپوشانی دارند. این سیگنال به صورت زیر تعریف می شود:

$$z(t) = \begin{cases} z_1(t) + z_2(t) + z_3(t) + z_4(t) & 0 \leq t \leq 255 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12.3)$$

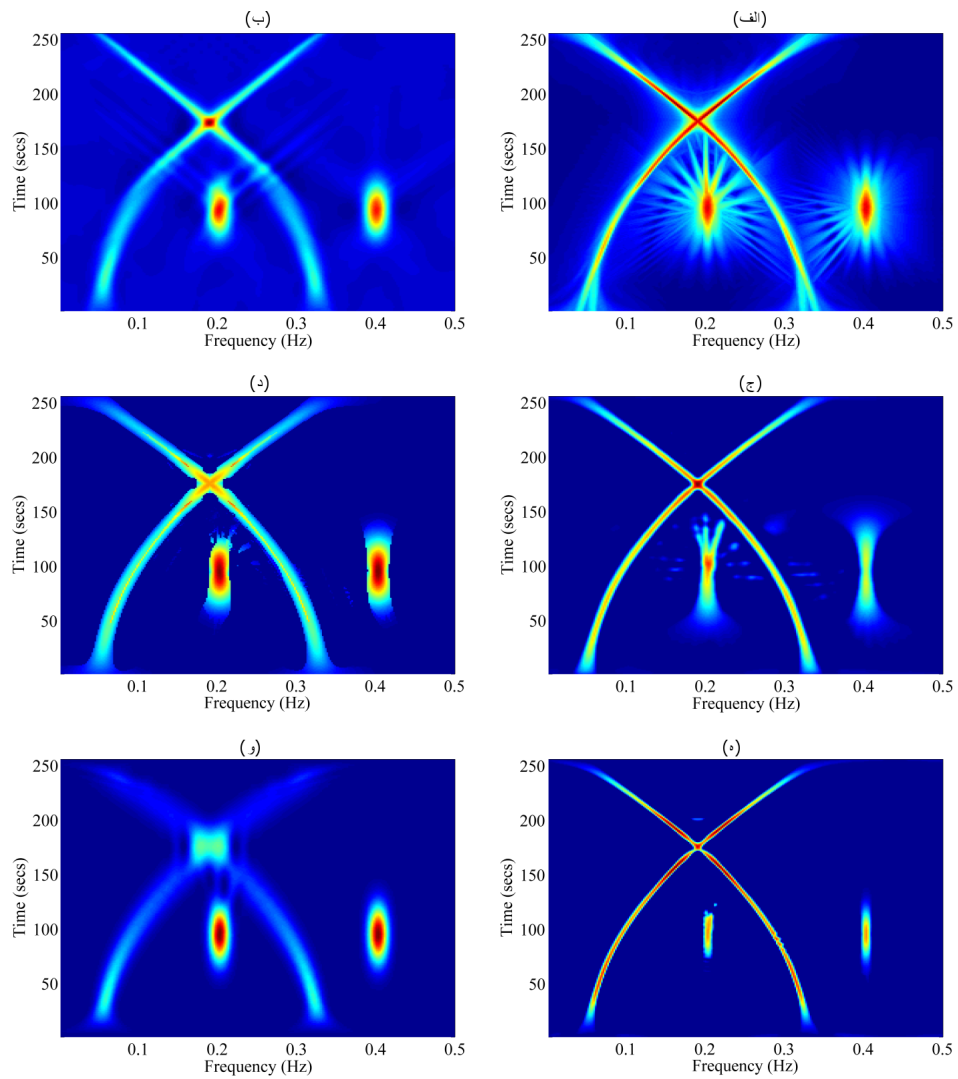
که

$$\begin{cases} z_1(t) = \cos(0.1\pi t + 0.000003\pi t^3) \\ z_2(t) = \cos(0.65\pi t - 0.000003\pi t^3) \\ z_3(t) = 2e^{-0.0015(t-94)^2} \cos(0.8\pi t) \\ z_4(t) = 2e^{-0.0015(t-84)^2} \cos(0.4\pi t) \end{cases} \quad (13.3)$$

آزمایش انجام شده در مثال قبل را با اندکی تفاوت برای سیگنال جدید تکرار می کنیم. شکل ۷.۳ (الف) نشان دهنده ی ناتوانی AFS در حفظ انرژی مولفه های گوسی است. همانطور که ۷.۳ (ب) نشان می دهد، AOKTFD انرژی مولفه های اصلی را حفظ نموده اما وضوح پایینی دارد. شکل ۷.۳ (ج) نشان می دهد که در ADTFD اگر طول پنجره مقداری بزرگ (مثلا نصف طول سیگنال) و پارامتر b مقداری بزرگ (مثلا ۳۰) انتخاب گردد، مولفه های هم پوشان به خوبی استخراج گشته اما انرژی مولفه های گوسی پخش می شود. شکل ۷.۳ (د) نشان می دهد که HADTFD عملکرد بهتری نسبت به توزیع های ذکر شده دارد، اما این توزیع نیز بنا به بهینه نبودن طول پنجره مورد استفاده، تصویر زمان-فرکانس با وضوح خوبی را ارائه نمی دهد. شکل ۷.۳ (ه) نشان دهنده ی کارایی بالای LO-ADTFD در ارائه ی تصویری واضح و بدون حضور مولفه های تداخلی از مولفه های اصلی سیگنال است. آنچه که در شکل ۷.۳ (و) دیده می شود، همان مشکل اسپکتروگرام در نمایش زمان-فرکانس سیگنال ها است که عبارت است از وضوح پایین مولفه ها در صفحه ی زمان-فرکانس. جدول ۴.۳ مقایسه ای عددی و براساس معیار SM را نشان می دهد. در این جدول LO-ADTFD کمترین مقدار را داشته که نشانه ی بهترین وضوح مولفه های اصلی در صفحه ی زمان-فرکانس است.

جدول ۴.۳: مقایسه ی عددی کارایی LO-ADTFD با دیگر توزیع های زمان-فرکانس رایج در نمایش زمان-فرکانس سیگنال معرفی شده در ۱۲.۳ بر مبنای معیار SM ۲.۱.

Spectrogram	LO-ADTFD	HADTFD	ADTFD(۲, ۲۰, ۱۰۲)	AOKTFD	AFS
۲۲۸	۴۱	۱۲۰	۱۲۳	۳۶۶	۴۶۲



شکل ۷.۳: نمایش توزیع‌های زمان-فرکانس سیگنال داده شده در ۱۲.۳ (الف) توزیع AFS؛ (ب) توزیع AOKTFD؛ (ج) $ADTFD(2, 20, 102)$ ؛ (د) HADTFD؛ (ه) LO-ADTFD؛ و (و) $spectrogram(hamming, L = 85, FFT_N = 256)$

۲.۵.۳ سیگنال‌های چندمولفه‌ای نویزی

توانایی تخمین فرکانس‌های سیگنال‌های چندمولفه‌ای توسط LO-ADTFD برای یک سیگنال کامل متشکل از دو مولفه‌ی قوی و دو مولفه‌ی ضعیف، مورد بررسی قرار می‌گیرد. سیگنال مورد نظر به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} s(t) &= s_1(t) + s_2(t) + 0.5s_3(t) + 0.5s_4(t) & 0 \leq t \leq 255 \\ s(t) &= 0 & \text{Otherwise} \end{aligned} \quad (14.3)$$

که

$$\begin{aligned} s_1(t) &= \cos(0.5\pi t + 0.000002\pi t^3) \\ s_2(t) &= \cos(0.1\pi t + 0.000002\pi t^3) \\ s_3(t) &= \cos(0.8\pi t - 0.000001\pi t^3) \\ s_4(t) &= \cos(0.45\pi t - 0.000001\pi t^3) \end{aligned} \quad (15.3)$$

فرکانس‌های آنی مولفه‌های سیگنال بالا در زیر آمده است.

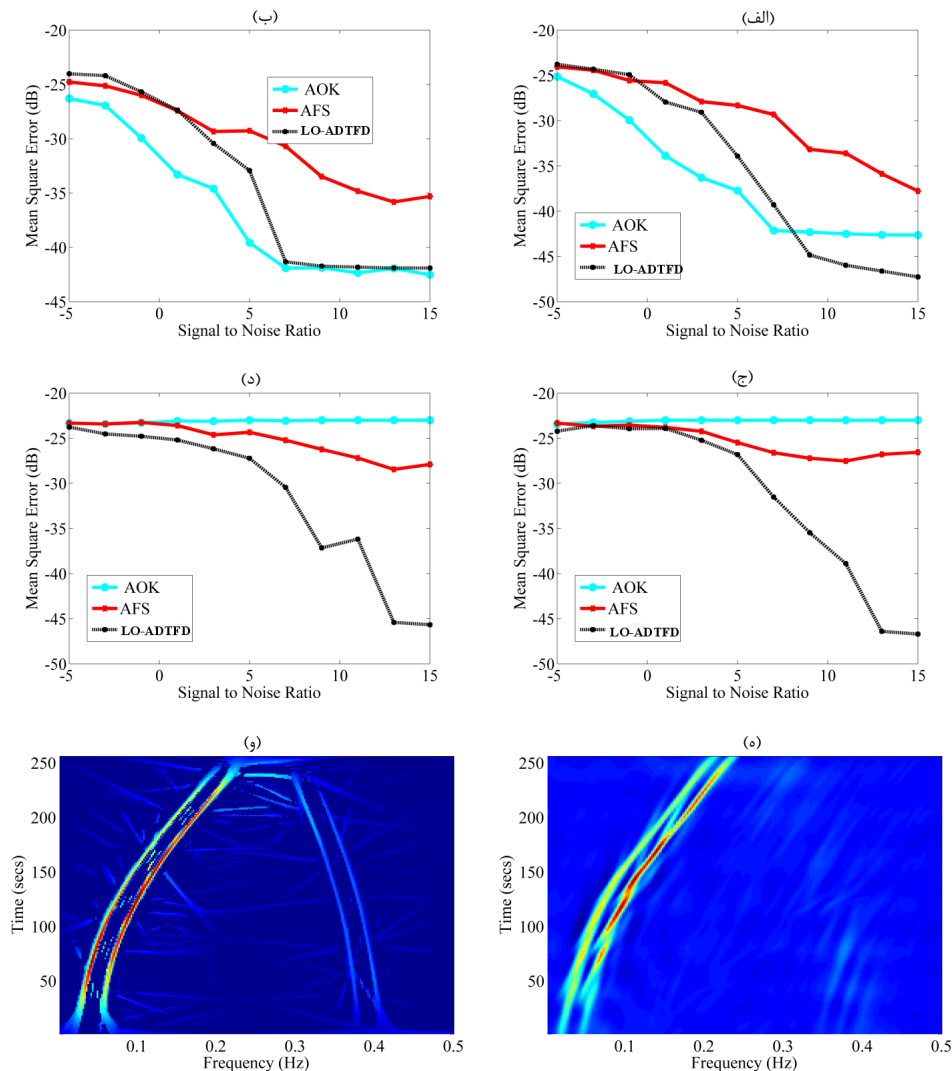
$$\begin{aligned} f_1(t) &= 0.25 + 0.000003t^2 \\ f_2(t) &= 0.05 + 0.000003t^2 \\ f_3(t) &= 0.4 - 0.0000015t^2 \\ f_4(t) &= 0.375 - 0.0000015t^2 \end{aligned} \quad (16.3)$$

فرکانس نمونه‌برداری یک هرتز بوده و نویز سفید به سیگنال اضافه شده است. برای اضافه نمودن نویز به سیگنال از تابع $AWGN^1$ موجود در نرم‌افزار متلب استفاده می‌شود. فرکانس‌های آنی مولفه‌های سیگنال با استفاده از روش اتصال مولفه‌های مرتبط [۹۴] برای SNR^2 های مختلف، در بازه‌ی $[-5 \ 15]dB$ تخمین زده شده است. برای محاسبه‌ی کارایی، خطای میانگین مجذور بین فرکانس‌های آنی واقعی سیگنال و فرکانس‌های آنی تخمین زده شده، استفاده شده است. برای هر سطح از SNR ، ۱۰۰ آزمایش انجام شده است. در این مثال LO-ADTFD فقط با AOKTFD مقایسه می‌گردد، زیرا که مقایسه با دیگر روش‌ها در مثال‌های قبلی نشان دهنده‌ی فاصله‌ی زیاد آنها با LO-ADTFD دارد. در این مثال‌ها، روش‌های AOKTFD و AFS از لحاظ کارایی به LO-ADTFD نزدیکتر بوده‌اند. در این مثال برتری LO-ADTFD بر این روش‌ها، دقیق‌تر بررسی می‌شود. شکل ۸.۳ (الف) و (ب) نشان می‌دهد که برای مولفه‌های قوی و SNR کوچکتر از ۷، AOKTFD عملکرد بهتری دارد، درحالی‌که برای SNR بزرگتر از ۷، LO-ADTFD عملکرد بهتری دارد. شکل ۸.۳ (ج) و (د) نشان دهنده‌ی کارایی LO-ADTFD در پردازش مولفه‌های ضعیف می‌باشد. همانطور که در این نمودار نمایان است، AOKTFD عملکرد بسیار ضعیفی از خود نشان داده است. شکل‌های ۸.۳ (ه) و (و) به صورت بصری این موضوع را تایید

¹Additive white Gaussian noise

²Signal to noise ratio

می نماید. همانطور که در شکل ۸.۳(ه) مشاهده می شود، AOKTFD مولفه های ضعیف را حذف نموده است.



شکل ۸.۳: خطای میانگین مجذور فرکانس های آنی تخمین زده شده برای سیگنال ۴.۴ (الف) خطای میانگین مجذور فرکانس آنی تخمین زده شده $z_1(t)$ نسبت به SNR ورودی؛ (ب) خطای میانگین مجذور فرکانس آنی تخمین زده شده $z_2(t)$ نسبت به SNR ورودی؛ (ج) خطای میانگین مجذور فرکانس آنی تخمین زده شده $z_3(t)$ نسبت به SNR ورودی؛ (د) خطای میانگین مجذور فرکانس آنی تخمین زده شده $z_4(t)$ نسبت به SNR ورودی و نمایش زمان-فرکانس سیگنال در $SNR = 10dB$ ؛ (ه) AOKTFD؛ (و) LO-ADTFD

۳.۵.۳ سیگنال EEG

نمونه ۱: سیگنال شبیه سازی شده ی یک نوزاد، شامل امواج سوزنی و تک فرکانس

بیشتر توزیع های درجه دوی زمان-فرکانس در پردازش سیگنال های با دو مشخصه ی همزمان امواج سوزنی و سینوسی، ضعیف عمل می کنند. زیرا راستای انرژی مولفه های امواج سوزنی و سینوسی به ترتیب موازی محور فرکانس و زمان می باشد. برای بررسی کارایی روش LO-ADTFD در پردازش این نوع از سیگنال ها، یک سیگنال شبیه سازی شده با $SNR = 5dB$ که شامل دو مولفه ی سینوسی و امواج سوزنی است، مورد بررسی قرار می گیرد. این سیگنال در

مقدمه‌ی رساله در بخش دادگان معرفی شده است. مشخصه‌های واقعی زمان-فرکانس سیگنال بدون نویز، از طریق جمع توزیع‌های ویگنر-ویل هر مولفه محاسبه می‌گردد. نمایش زمان-فرکانس این سیگنال مرجع در شکل ۹.۳ (الف) آمده است. این سیگنال توسط توزیع‌های اسپکتروگرام، AOKTFD، Adaptive S-method، EMBD، CKD،¹RGK [۱۵]، و LO-ADTFD مورد بررسی قرار می‌گیرد. شکل ۹.۳ (الف) توزیع اسپکتروگرام را نشان می‌دهد که امواج سوزنی را حفظ و مولفه‌های تک‌فرکانس را حذف نموده است. همانطور که در شکل ۹.۳ (ب) مشاهده می‌شود، EMBD هر دو نوع مولفه را حفظ نموده اما وضوح پایینی دارد. شکل ۹.۳ (ج) نشان می‌دهد که Adaptive S-method نویزها را کاملاً حذف نموده و وضوح بهتری نسبت به اسپکتروگرام ارائه داده است اما مانند اسپکتروگرام مولفه‌های تک‌فرکانسی را حذف نموده است. شکل ۹.۳ (د) نشان می‌دهد که CKD با توجه به کنترل بهتری که نسبت به EMBD روی شکل پنجره‌ی هموارساز دارد، وضوح بهتری نسبت به EMBD ارائه می‌دهد، با این وجود توانایی جداسازی مولفه‌ها را ندارد. شکل ۹.۳ (ه) نشان می‌دهد که RGK نسبت به دیگر روش‌های یاد شده در حفظ مولفه‌های تک‌فرکانسه عملکرد بهتری دارد اما این توزیع توانایی حفظ انرژی امواج سوزنی را ندارد. شکل ۹.۳ (و) نشان‌دهنده‌ی ضعف AOKTFD در حفظ انرژی امواج سوزنی است. آنچه که در شکل ۹.۳ (ز) دیده می‌شود واضح‌ترین نمایش زمان-فرکانس هر دو نوع مولفه توسط LO-ADTFD در میان توزیع‌های داده شده است.

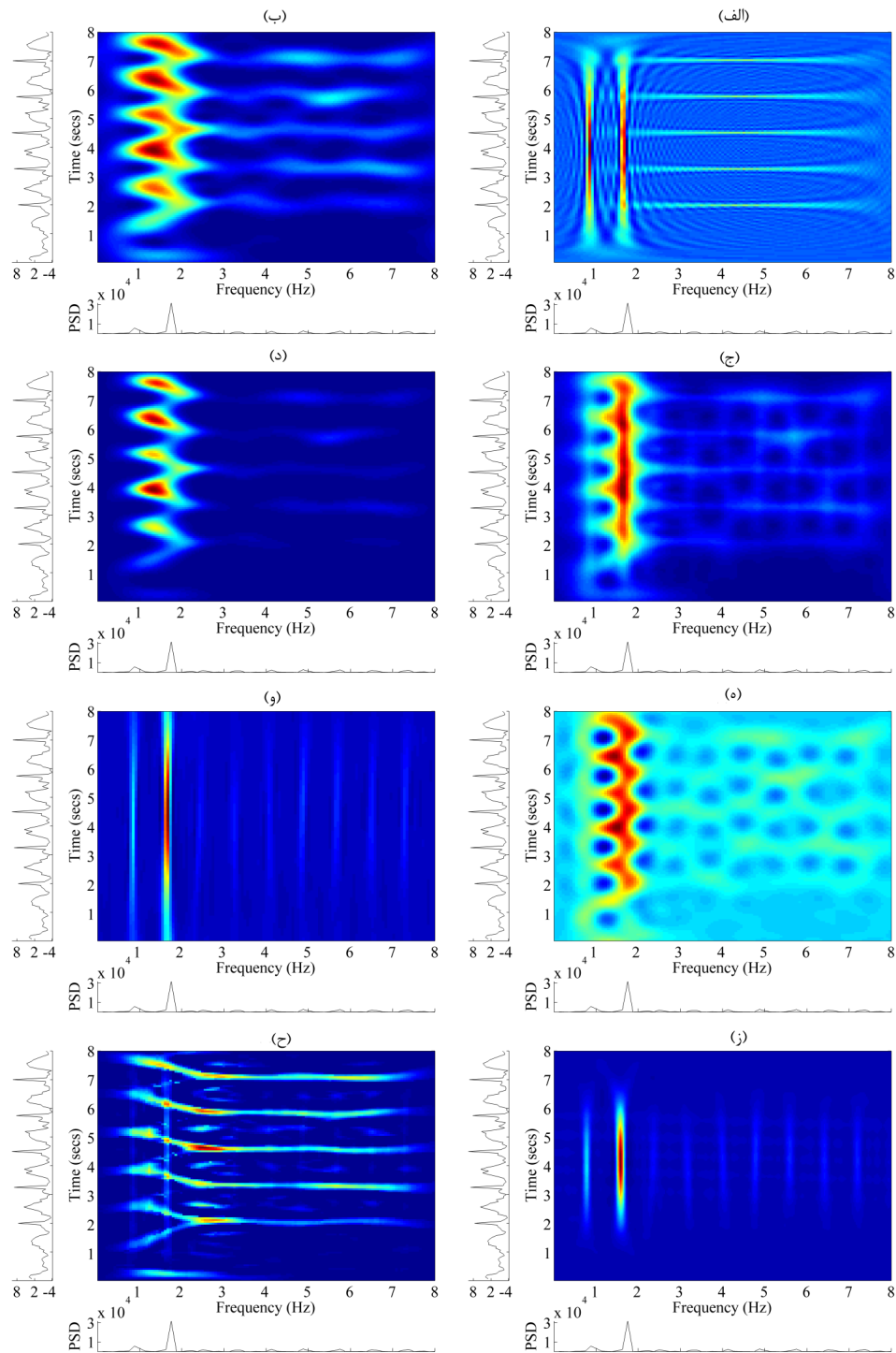
نمونه‌ی ۲: سیگنال تشنجی EEG واقعی

در این نمونه یک سیگنال تشنجی EEG که نرخ نمونه‌برداری آن ۳۲ هرتز است، مورد بررسی قرار می‌گیرد. در این نوع از سیگنال‌ها، اغلب دو راستای اصلی انرژی برای مولفه‌ها موجود است، یک راستا در امتداد محور فرکانس بوده که موج سوزنی نامیده می‌شود و راستای دیگر در امتداد محور زمان بوده و مدولاسیون فرکانسی خطی LFM نامیده می‌شود. شکل ۱۰.۳ (الف) نشان‌دهنده مشکل رایج توزیع ویگنر-ویل در نمایش سیگنال‌های چندمولفه‌ای است، این مشکل عدم خوانایی تصویر به دلیل حضور مولفه‌های تداخلی است. شکل ۱۰.۳ (ب) توزیع اسپکتروگرام را نشان می‌دهد. اگرچه این توزیع مولفه‌های تداخلی ایجاد نمی‌کند و با توجه به انتخاب طول پنجره‌ی مناسب انرژی امواج سوزنی را حفظ نموده، اما به‌طور کامل مولفه‌های تک‌فرکانسه را محو نموده است. شکل ۱۰.۳ (ج) و (د) نشان‌دهنده‌ی ناتوانی دو توزیع EMBD و CKD در ارائه‌ی تصویری واضح از هر دو مولفه‌ی موجود در سیگنال است. شکل ۱۰.۳ (ه) نشان می‌دهد که Adaptive S-method مشابه اسپکتروگرام عمل نموده اما با کارایی بهتر. AOK و RGK در حفظ انرژی مولفه‌های سینوسی موفق بوده اما قادر به حفظ انرژی امواج سوزنی نیستند (شکل‌های ۱۰.۳ (و) و (ز)). شکل ۱۰.۳ (ح) نشان‌دهنده‌ی کارایی LO-ADTFD در حفظ هر دو مولفه و سرکوب مولفه‌های تداخلی را دارد.

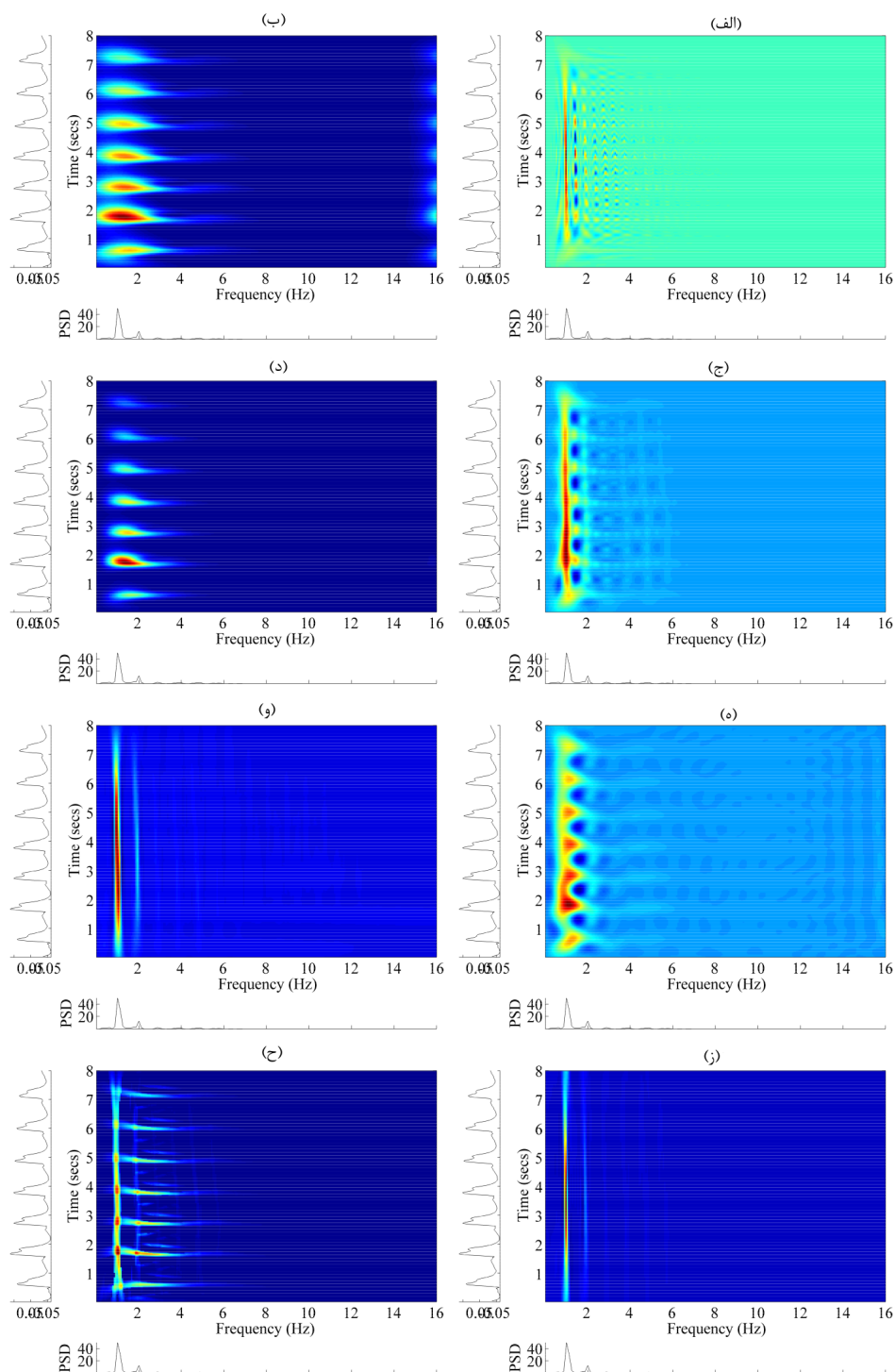
۴.۵.۳ تحلیل هزینه‌ی محاسباتی LO-ADTFD

LO-ADTFD شامل دو بخش محاسباتی اصلی است. اولین قسمت، تخمین طول پنجره‌ی بهینه برای هر یک از عناصر P است، که نیازمند به محاسبه‌ی D عدد ADTFD است. لذا برای L عنصر از P تعداد LD محاسبه‌ی ADTFD لازم است. بخش دوم مربوط به تخمین پارامترهای a و b است که نیاز به L عدد محاسبه‌ی ADTFD می‌باشد. بنابراین هزینه‌ی کل محاسبات $L(1+D)$ برابر هزینه‌ی محاسبه‌ی ADTFD است. هزینه‌ی محاسبه‌ی ADTFD یک سیگنال با ابعاد $N \times M$ برابر $O(NM \log M + KNM)$ که K تعداد راستاهای استفاده شده برای بهینه‌سازی راستای فیلتر است [۲۹]. لذا هزینه محاسباتی LO-ADTFD یک سیگنال با ابعاد $N \times M$ برابر است با $O((L(1+D))(NM \log M + KNM))$.

¹Radially Gaussian kernel



شکل ۹.۳: نمایش‌های زمان-فرکانس سیگنال شبیه‌سازی شده‌ی یک نوزاد، شامل امواج سوزنی و تک‌فرکانس در حضور نویز و $SNR = 5dB$ (الف) توزیع زمان-فرکانس واقعی و بدون نویز؛ (ب) اسپکتروگرام، پنجره‌ی بارتلت $WL = 32$ ؛ (ج) $EMBD(\alpha = 0.1, \beta = 0.1)$ ؛ (د) $Adaptive S - method(hanning, N = 83, FFT_N = 256)$ ؛ (ه) $LO - ADTFD, P = 1$ ؛ (و) $AOKTFD$ ؛ (ز) $RGK(\alpha = 2)$ ؛ (ح) $CKD(c = 1, D = 0.1, E = 0.1)$ ؛ (ط) $WL = 46$ برای عنصر اول و $WL = 32$ برای عنصر دوم.



شکل ۱۰.۳: نمایش‌های زمان-فرکانس سیگنال شبیه‌سازی شده‌ی یک نوزاد، شامل امواج سوزنی و تک‌فرکانس در حضور نویز و $SNR = 5dB$ (الف) توزیع زمان-فرکانس ویگنر-ویل؛ (ب) اسپکتروگرام، پنجره‌ی بارتلت $WL = 71$ (ج) $EMBD(\alpha = 0.1, \beta = 0.2)$ ؛ (د) $Adaptive S - method(hanning, N = 83, FFT_N = 256)$ ؛ (ه) $CKD(c = 1, D = 0.74, E = 0.75)$ ؛ (و) $RGK(\alpha = 2)$ ؛ (ز) $AOKTFD$ ؛ (ح) $LO - ADTFD, P =$ (و) و $WL = 94$ برای عنصر اول و $WL = 42$ برای عنصر دوم.

برای مقایسه می‌توان به هزینه‌ی محاسباتی توزیع‌های درجه‌دو با هسته‌ی ثابت و AOKTFD اشاره نمود که به‌ترتیب برابر $O(NM \log M)$ و $O(N^3)$ [۷۳].

۶.۳ کاهش پیچیدگی محاسبات

در بخش قبل کارایی LO-ADTFD در مقایسه با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس نشان داده شد. با این وجود این روش از پیچیدگی بالای محاسباتی برخوردار بوده و کاربرد آن را در دنیای واقعی محدود می‌نماید. بخش عمده‌ی این پیچیدگی مربوط به محاسبه‌ی ADTFD است. پیچیدگی محاسباتی ADTFD مربوط به پیدا نمودن راستای بهینه برای هموارسازی در هر نقطه از صفحه‌ی زمان-فرکانس است. این جستجو به صورتی غیرهوشمندانه و تکرار عمل هموارسازی در امتداد مجموعه‌ای از راستاها مانند $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_L\}$ در صفحه‌ی زمان-فرکانس صورت می‌گیرد. که در آن L تعداد راستاها و θ_i زوایه‌ی بین مولفه‌ی اصلی و محور لگ در حوزه‌ی ابهام است. در ادامه روشی ارائه می‌شود که در آن راستای تمرکز انرژی θ_i در حوزه‌ی (t, f) و یا حوزه‌ی (ν, τ) براساس تبدیل رادون تخمین زده می‌شود. یک الگوریتم قله‌یابی برای تخمین راستای مولفه‌ها به کار گرفته می‌شود. در حالتی که مولفه‌ها دارای انرژی متغیری باشند، تخمین راستای مولفه‌های ضعیف بدون تخمین راستاهای غیردلخواه کار دشواریست. در [۳۰] راه‌حلی پیشنهاد شده است که در آن روند^۱ تبدیل رادون تخمین زده شده و حذف می‌شود. در آن پژوهش برای حذف روند از SPA^۲ استفاده شده است که قبلاً در پژوهش [۱۱۴] برای تشخیص و حذف روند ارائه شده بود. اگرچه SPA به‌عنوان یک فیلتر متغیر با زمان بالاگذر با پاسخ ضربه‌ی محدود بوده و غیر ایستایی سیگنال را هدف قرار می‌دهد، دارای محدودیت‌های پیاده‌سازی است که پیچیدگی محاسباتی بالایی را به دنبال خواهد داشت. ما در این پژوهش از روش SGP [۴۶] استفاده می‌نماییم که مشکل SPA را ندارد. به‌عنوان سیگنال آزمایش، سیگنال‌های با مدولاسیون فرکانسی خطی LFM را مد نظر قرار می‌دهیم. این سیگنال‌ها به‌صورت زیر تعریف می‌شوند: [۲۲]

$$s_2(t) = A \operatorname{rect} \left[\frac{t - t_0 - T/2}{T} \right] \cos \left(2\pi \left[f_0(t - t_0) + \frac{\alpha}{2}(t - t_0)^2 \right] + \psi \right) \quad (17.3)$$

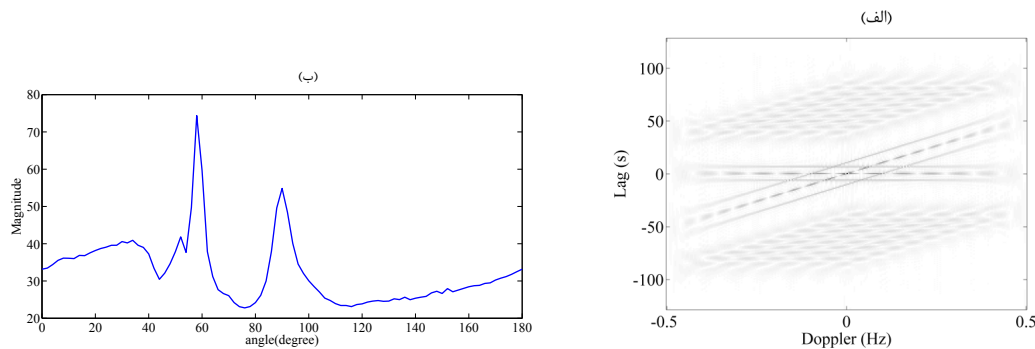
که A دامنه و ψ افست فاز است. تابع rect یک پالس مربعی با ارتفاع یک و مدت زمان یک واحد زمانی است، لذا مقدار این تابع برای $t_0 \leq t \leq t_0 + T$ یک و در جاهای دیگر صفر است. اگرچه بیشتر سیگنال‌های موجود در طبیعت non-LFM می‌باشند اما این سیگنال‌ها را می‌توان به کمک سیگنال‌های LFM تخمین زد.

۷.۳ توزیع F-ADTFD

ADTFD هسته‌ی هموارساز خود را بر اساس گرایش انرژی مولفه‌ها در صفحه‌ی زمان-فرکانس و به‌صورت نقطه به نقطه انجام می‌دهد. برای تخمین راستای انرژی مولفه‌های اصلی، تبدیل رادون قدرمطلق تابع ابهام سیگنال در فاصله‌ی صفر از مرکز محاسبه می‌شود. تابع دوبعدی $AF_z(\nu, \tau)$ بروی تابع یک‌بعدی $P(\phi)$ که به‌صورت زیر تعریف می‌شود، تصویر

¹Trend

²Smoothing by a prior approach

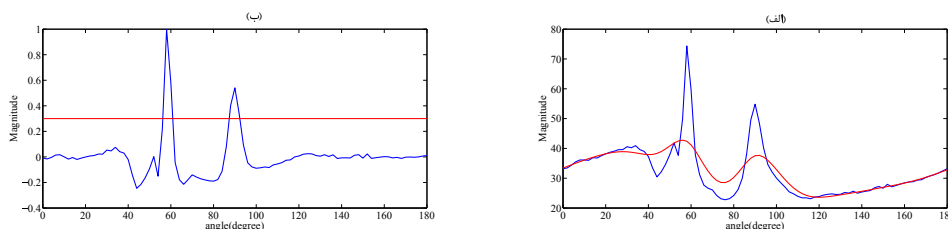


شکل ۱۱.۳: (الف) قدرمطلق تابع ابهام یک سیگنال چهارمولفه‌ای متشکل از سیگنال‌های تن و LFM (ب) تبدیل رادون قدرمطلق تابع ابهام سیگنال مدنظر در (الف)

می‌شود.

$$P(\phi) = \mathcal{R}\{|AF_z(\nu, \tau)|\} = \int |AF_z(r \sin \phi, r \cos \phi)| dr \quad (11.3)$$

که در آن $\mathcal{R}$ تبدیل رادون، r شعاع و ϕ زاویه‌ی AF در مختصات قطبی است. دامنه‌ی ϕ ، $0 \leq \phi < \pi$ می‌باشد. شکل ۱۱.۳ (الف) قدرمطلق تابع ابهام یک سیگنال چندمولفه که شامل دو مولفه‌ی LFM و دو مولفه‌ی تک‌فرکانسه است، نمایش می‌دهد. شکل ۱۱.۳ (ب) تبدیل رادون قدرمطلق تابع ابهام سیگنال مدنظر در (الف) را نشان می‌دهد. همانطور که در این شکل دیده می‌شود راستای انرژی مولفه‌های اصلی به موازات خطوطی است که از مرکز می‌گذرند. برای تخمین Chirp rate سیگنال، قله‌های تبدیل رادون تابع ابهام در فاصله‌ی صفر از مرکز پیدا می‌شود. برای پیدا نمودن قله‌های ایده‌ال به‌خصوص برای مولفه‌های ضعیف، روند تبدیل رادون تابع ابهام با استفاده از روش SPA محاسبه و حذف می‌شود. این فرآیند در شکل ۱۲.۳ نشان داده شده است. SPA روند مولفه‌ها را در سری زمانی R به‌صورت زیر مدل می‌کند.



شکل ۱۲.۳: (الف) تبدیل رادون تابع ابهام سیگنال مدنظر در شکل ۱۱.۳ و تخمین روند نشان داده شده با خط قرمز (ب) تبدیل رادون تابع ابهام بدون حضور روند. آستانه‌ی انتخاب قله با خط قرمز نشان داده شده است.

$$R_{trend} = Hy + \varepsilon \quad (12.3)$$

که H ، y و ε ماتریس مشاهدات، پارامتر مدنظر جهت تعیین و خطای مشاهده‌شده است. با در نظر گرفتن مشکل به‌صورت کمینه‌سازی حداقل مربعات ثابت، داریم:

$$\hat{y}_\sigma = \arg \min ||Hy - R||^2 + \sigma^2 ||D_d(Hy)||^2, \quad (13.3)$$

که σ و D_d پارامتر تنظیم و تخمین گسسته‌ی عملگر مشتق d ام می‌باشد. را حل مسئله به‌صورت زیر داده می‌شود:

$$\hat{y}_\sigma = (I + \sigma^2 D_\tau^T D_\tau)^{-1} R \quad (21.3)$$

که H به‌عنوان ماتریس واحد انتخاب شده و d مساوی ۲ قرار داده می‌شود. با حذف روند تخمین‌زده شده، قسمت مانا به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\begin{aligned} R_{stat} &= R - R_{trend}, \\ &= (I - (I + \sigma^2 D_\tau^T D_\tau)^{-1}) R \end{aligned} \quad (22.3)$$

برای دوری از حجم سنگین محاسبات، در ۲۲.۳ استفاده از روش گوسی محدود است. بسته به مقدار پارامتر σ ماتریس $(I + \sigma^2 D_\tau^T D_\tau)^{-1}$ منحصربه‌فرد و نامساعد است. برای دوری از این خطر، فاکتور پایین L Cholesky (ریشه‌ی دوم) ماتریس بدست می‌آید:

$$LL^T = (I + \sigma^2 D_\tau^T D_\tau) \quad (23.3)$$

براساس این تجزیه، راه‌حل به‌صورت یک توالی از دو دستگاه مثلثی متشکل از معادلات خطی ارائه می‌شود.

$$R_{trend} = L^T \setminus (L \setminus R) \quad (24.3)$$

بعد از تخمین راستای لبه‌های در تصویر بدست آمده از صفحه‌ی زمان-فرکانس، تخمین محلی آنها به‌صورت نقطه به نقطه از طریق عبارت زیر بدست می‌آید [۷۲].

$$\theta(t, f) = \arg \max_{\theta} \left| \rho(t, f) \right|_{(t, f)}^{**} \gamma_{\theta}(t, f) \quad (25.3)$$

که در آن a و b میزان هموار سازی فیلتر در راستای محورهای اصلی و جزئی را کنترل می‌نمایند. تخمین قبلی راستاها با استفاده از تبدیل رادون، فضای جستجو برای انتخاب راستای هسته‌ی هموار ساز به مجموعه‌ی تخمین زده شده محدود گشته، لذا پیچیدگی محاسباتی ناشی از جستجو در فضای 180° درجه برای انتخاب بهترین راستاها را کاهش می‌دهد. الگوریتم داده شده برای محاسبه‌ی F-ADTFD به‌صورت زیر است:

۱.۷.۳ آنالیز پیچیدگی محاسباتی F-ADTFD

پیچیدگی محاسباتی ADTFD یک سیگنال با ابعاد $N \times M$ برابر $O(NM \log M + KNM)$ می‌باشد که K تعداد سطوح عددی انتخابی برای بهینه‌سازی راستای هسته‌ی هموار ساز است [۲۹]. تعداد سطوح عددی به تعداد مولفه‌های اصلی کاهش یافته لذا پیچیدگی F-ADTFD برابر $O(NM \log M + LNM + P)$ می‌شود که در آن P تعداد اعمال جمع مربوط به محاسبه‌ی تبدیل رادون است که برابر تعداد نقاط صفحه‌ی زمان-فرکانس است. به‌طور نرمال K برابر ۶۰

ورودی: سیگنال ورودی

خروجی: F-ADTFD سیگنال ورودی

- ۱: توزیع ویگنر-ویل سیگنال را محاسبه کن
- ۲: راستای مولفه‌های اصلی در حوزه‌ی ابهام را با استفاده از تبدیل رادون تخمین بزن
- ۳: L هسته‌ی هموارساز را براساس راستاهای تخمین زده شده، محاسبه کن
- ۴: کرنل‌های بدست آمده را با توزیع ویگنر-ویل سیگنال کانالو کن
- ۵: راستای هسته‌ی هموارساز را با استفاده از ۲۵.۳ به صورت محلی بهینه کن
- ۶: راستای هسته را در صفحه‌ی زمان-فرکانس به صورت نقطه به نقطه بهینه کن

در نظر گرفته می‌شود تا تمامی راستاهای صفحه‌ی زمان-فرکانس را با فاصله‌ی ۳ درجه پوشش دهد. L تعداد راستاهای تخمین زده شده می‌باشد که از تعداد مولفه‌های اصلی سیگنال کمتر است. اگرچه پیچیدگی محاسباتی تبدیل رادون در افسه‌ی خاص، قابل چشم‌پوشی است، الگوریتم‌های سریع و موثر پیاده‌سازی شده براساس پردازشگرهای گرافیکی، سرعت اجرای این تبدیل را تا ۱۰۰۰ برابر سرعت اجرا توسط جعبه‌ایزار متلب افزایش می‌دهند [۱۱].

۲.۷.۳ مقایسه‌ی کارایی F-ADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس

در این بخش کارایی F-ADTFD با دیگر روش‌های رایج در حوزه‌ی زمان-فرکانس مقایسه می‌گردد. پارامترهای دیگر روش‌ها به صورت دستی بهینه شده است. کارایی روش F-ADTFD در پردازش سیگنال‌های حقیقی EEG برآورد می‌شود. اندازه‌ی Boashash-Sucic برای برآورد کارایی روش‌های تحت آزمایش مدنظر قرار می‌گیرد.

مثال ۱: برای بررسی کارایی F-ADTFD یک سیگنال چندمولفه‌ای با مولفه‌های LFM و گذرا را در نظر می‌گیریم. این سیگنال به صورت زیر تعریف می‌شود.

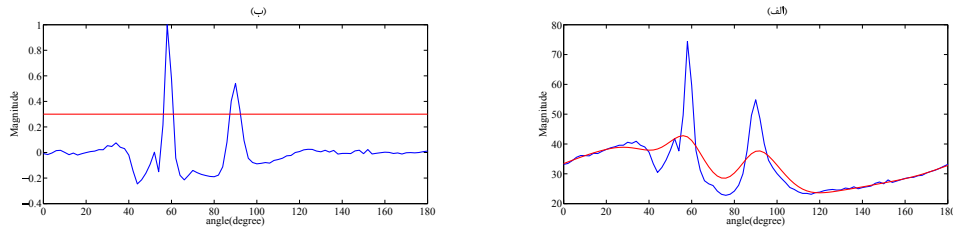
$$z(t) = \begin{cases} z_1(t) + z_2(t) + z_3(t) + z_4(t) & 0 \leq t \leq 255 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (26.3)$$

که

$$\begin{cases} z_1(t) = \cos(0.3\pi t + 0.00012\pi t^2) \\ z_2(t) = \cos(0.4\pi t + 0.00012\pi t^2) \\ z_3(t) = \sin(0.3\pi t) \\ z_4(t) = \sin(0.06\pi t) \end{cases} \quad (27.3)$$

. نرخ نمونه‌برداری سیگنال ۱ هرتز است. سیگنال با استفاده از روش‌های زمان-فرکانس F-ADTFD، Spectrogram، CW، EMBD، WVD و AFS [۶۹] آنالیز می‌شود. شکل ۱۳.۳ تبدیل رادون سیگنال بالا را که در محاسبه‌ی F-ADTFD مورد استفاده قرار می‌گیرد، نشان می‌دهد. در شکل ۱۴.۳ حضور مولفه‌های تداخلی بین دو مولفه‌ی نزدیک به هم در تمام

توزیع‌ها بجز توزیع F-ADTFD دیده می‌شود. جدول ۵.۳ کارایی توزیع‌های یاد شده را بر اساس معیار Boashash-Susic نشان می‌دهد. کمترین مقدار مربوط به F-ADTFD بوده که نشانه برتری وضوح مولفه‌های اصلی در F-ADTFD نسبت به توزیع‌های داده شده است.



شکل ۱۳.۳: (الف) تبدیل رادون تابع ابهام سیگنال مدنظر در مثال ۱ و تخمین روند نشان داده شده با خط قرمز (ب) تبدیل رادون تابع ابهام بدون حضور روند. آستانه‌ی انتخاب قله با خط قرمز نشان داده شده است.

جدول ۵.۳: مقایسه‌ی عددی توزیع‌های انتخابی مختلف براساس معیار Boashash-Susic در پردازش سیگنال ذکر شده در مثال ۱.

AFS	MDD	CKD	S-method
۰/۷۴۴۱	۰/۸۹۲۷	۰/۷۰۵۴	۰/۸۲۰۵
F-ADTFD	Synchrosqueezing	AOK	RGK
۰/۹۶۷۳	۰/۷۴۱۷	۰/۹۴۱۷	۰/۹۴۶۶

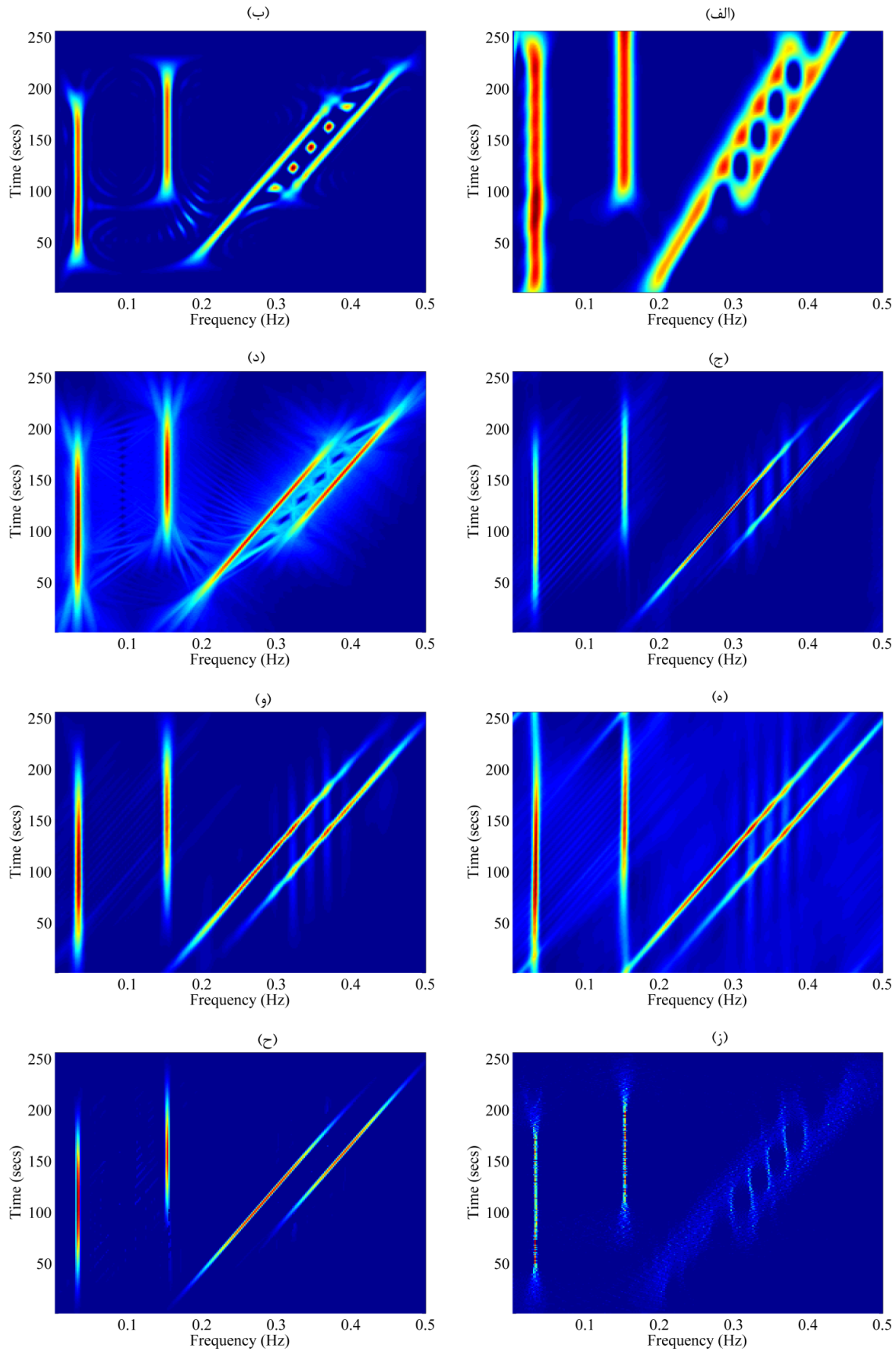
مثال ۲: در این مثال سیگنالی را در نظر می‌گیریم که دو مولفه‌ی LFM نزدیک به هم موازی و دو مولفه‌ی LFM متقاطع با $SNR = 5$ می‌باشد. همانطور که در شکل ۱۵.۳ مشخص است توزیع‌های S-method، EMBD، CKD و AFS توانایی حفظ انرژی مولفه‌های نزدیک به هم را ندارند. توزیع‌های RGK و AOK وضوح بالایی را برای مولفه‌های موازی نزدیک به هم ارائه می‌دهند اما در حفظ انرژی مولفه‌های متقاطع ناتوانند. توزیع‌های MDD و F-ADTFD انرژی هر دو نوع از مولفه‌ها را حفظ نموده و تصویر زمان-فرکانس با وضوح بالایی را ارائه می‌دهند. با این وجود جدول ۶.۳ نشان دهنده‌ی برتری F-ADTFD نسبت به MDD است.

جدول ۶.۳: مقایسه‌ی عددی توزیع‌های انتخابی مختلف براساس معیار Boashash-Susic در پردازش سیگنال ذکر شده در مثال ۲.

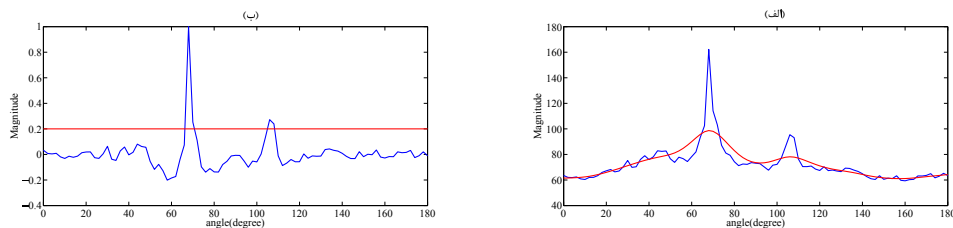
MDD	CKD	EMBD	S-method
۰/۶۰۶۹	۰/۶۴۵۱	۰/۶۷۸۱	۰/۷۷۸۲
F-ADTFD	AOK	AFS	RGK
۰/۷۹۲۱	۰/۷۸۹۶	۰/۶۰۸۵	۰/۷۷۹۱

مقایسه‌ی کارایی ADTFD و F-ADTFD

آنالیز پیچیدگی F-ADTFD نشان داد که پیچیدگی محاسباتی F-ADTFD به مراتب بسیار پایین‌تر از ADTFD است، با این حال برتری F-ADTFD فقط محدود به پیچیدگی محاسباتی نمی‌شود بلکه در این روش با توجه به حذف راستاهای اضافی برای هموارسازی، نمایش زمان-فرکانس بهتری را برای سیگنال‌های با SNR پایین ارائه می‌دهد. شکل ۱۷.۳ نمایش ADTFD سیگنال‌های داده شده در مثال‌های ۱ و ۲ را ارائه می‌دهد. همچنین جدول ۷.۳ کارایی ADTFD را



شکل ۱۴.۳: نمایش (t, f) سیگنال مدنظر در مثال ۱ (الف) $N = ۵۱۲$, $L = ۶$, $method(hanning)$ $S -$
 (ب) $FFT_N = ۵۱۲$, $Overlap N = ۸۴$, $c = ۱$, $D = ۰.۱۹$, $E = ۰.۱۲$ $CKD(D = (ج) MDD$
 (د) $E = ۱$, AFS (ه) RGK (و) AOK (ز) $Synchrosqueezing(hamming\ window, L = ۸۵)$ (ح)
 $F - ADTFD(a = ۲, b = ۳۰, WL = ۱۰۲)$



شکل ۱۵.۳: (الف) تبدیل رادون تابع ابهام سیگنال مدنظر در مثال ۲ و تخمین روند نشان داده شده با خط قرمز (ب) تبدیل رادون تابع ابهام بدون حضور روند. آستانه‌ی انتخاب قله با خط قرمز نشان داده شده است.

براساس معیار Boashash-Sucic برای این دو سیگنال نشان می‌دهد. با بررسی جدول‌های ۷.۳ و ۸.۳ به برتری F-ADTFD نسبت به ADTFD پی می‌بریم. **سیگنال‌های EEG حقیقی** در این قسمت یک سیگنال EEG حقیقی را مورد **جدول ۷.۳:** مقایسه‌ی عددی توزیع‌های F-ADTFD و ADTFD براساس معیار Boashash-Sucic در پردازش سیگنال ذکر شده در مثال ۱.

ADTFD	F-ADTFD	
۳/۱۳	۰/۵۱	زمان محاسبه
۰/۷۷۳۶	۰/۹۶۷۳	معیار Boashash-Sucic

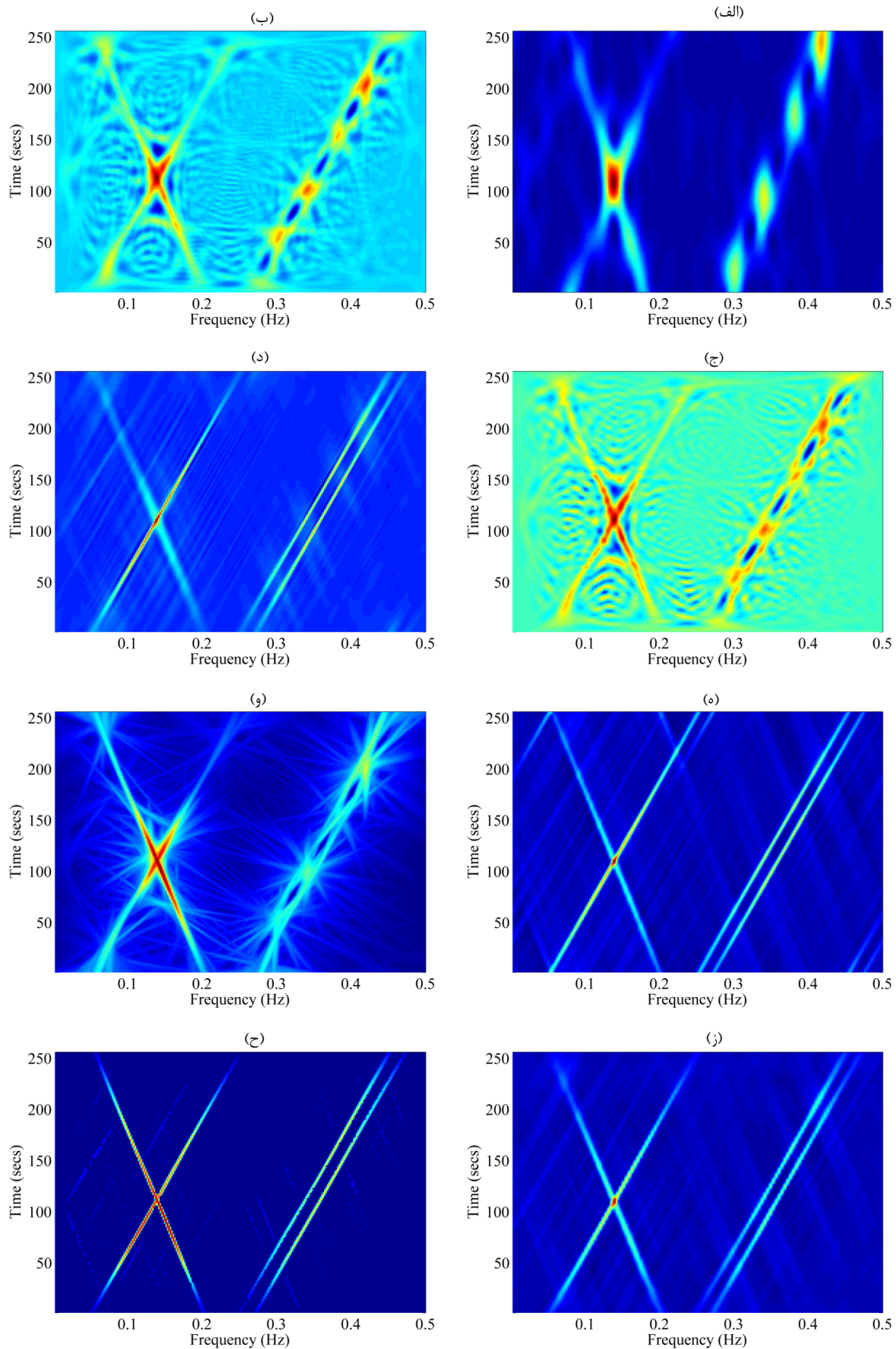
جدول ۸.۳: مقایسه‌ی عددی توزیع‌های F-ADTFD و ADTFD براساس معیار Boashash-Sucic در پردازش سیگنال ذکر شده در مثال ۲.

ADTFD	F-ADTFD	
۳/۰۱	۰/۴۹	زمان محاسبه
۰/۷۸۱۳	۰/۷۹۲۱	معیار Boashash-Sucic

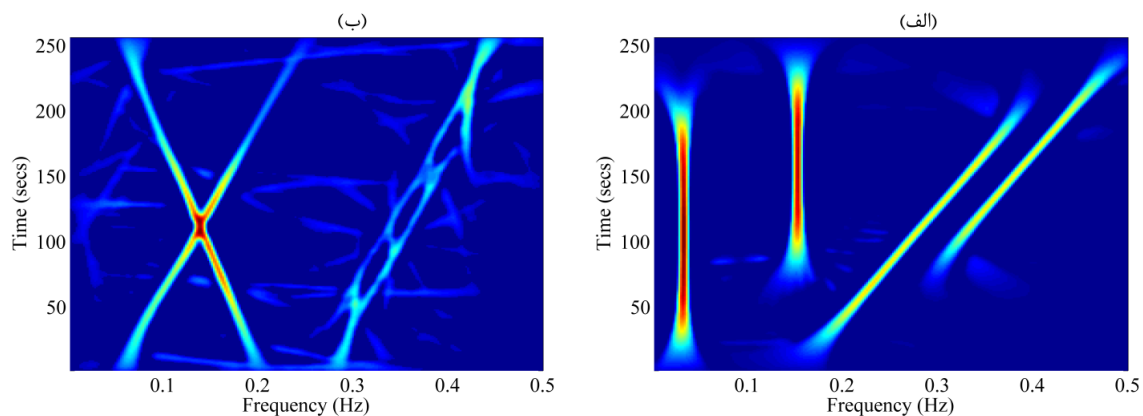
بررسی قرار می‌دهیم که از پایگاه داده‌ی بیمارستان فرایبرگ آلمان گرفته شده است. سیگنال، مربوط به یک بیمار مبتلا به صرع بوده که در حالت تشنج با نرخ نمونه‌برداری ۲۵۶ هرتز ضبط شده است. در این مثال نرخ نمونه‌برداری به ۱۲۸ هرتز کاهش می‌یابد که البته تاثیری بر حذف اطلاعات مفید سیگنال ندارد. شکل ۱۸.۳ نمایش توزیع‌های زمان-فرکانس MDD، AOK و F-ADTFD یک قطعه از سیگنال را نشان می‌دهد. همانطور که از هر ۳ شکل قابل مشاهده است در این سیگنال ۳ مولفه‌ی LFM وجود دارد. هر سه توزیع این ۳ مولفه را به‌خوبی نشان داده‌اند. آنچه که در شکل‌های ۱۸.۳ (ب) (ج) دیده می‌شود حضور تعداد زیادی امواج سوزنی بوده که توسط AOK حذف شده است. در کل F-ADTFD تمرکز انرژی بهتری را ارائه داده است.

۸.۳ نتیجه‌گیری

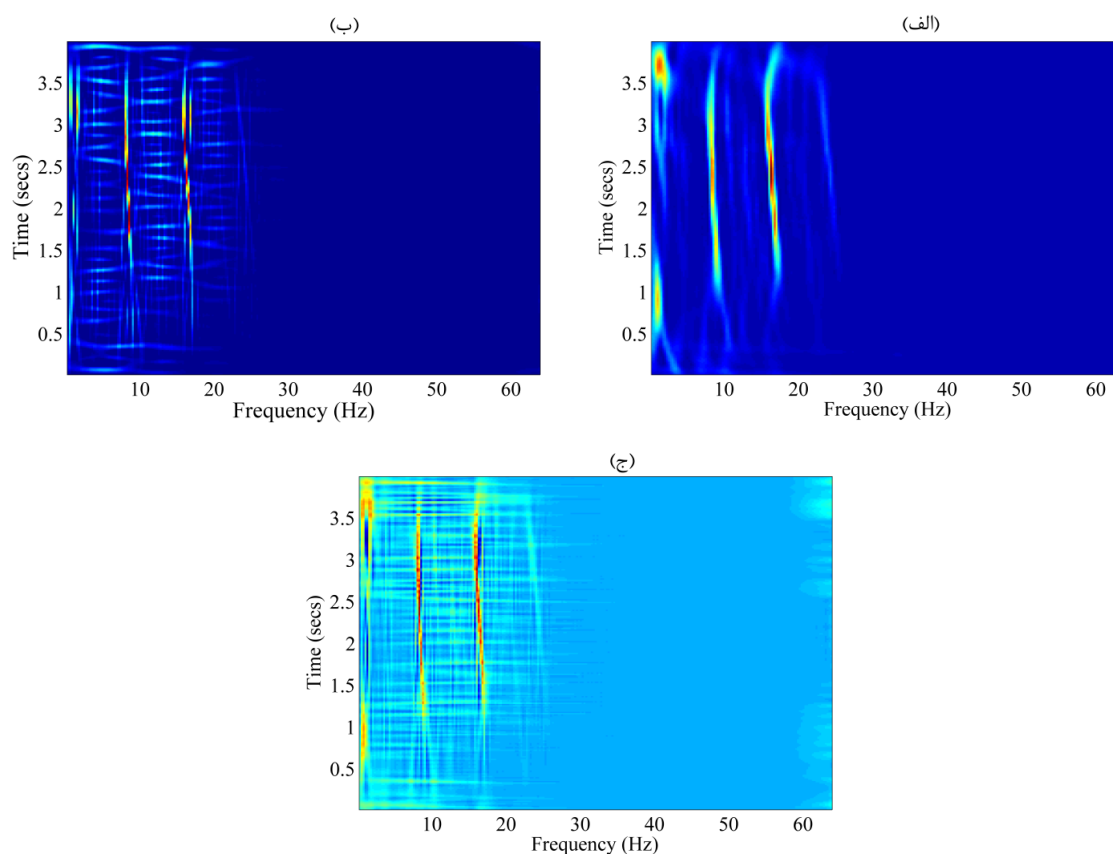
در این فصل که هسته‌ی اصلی این پژوهش به‌شمار می‌آید، روشی برای بهینه‌سازی پارامترهای هسته‌ی راستادار انطباق‌پذیر ارائه شد که در آن در هر نقطه از صفحه‌ی زمان-فرکانس پارامترهای فیلتر بدون نیاز به اطلاعات اضافی از طرف تحلیل‌گر بهینه می‌شود. این روش LO-ADTFD نامیده شد. با بهینه‌سازی خودکار پارامترهای ADTFD عمومیت این روش قوی برای پردازش سیگنال‌های چند مولفه‌ای متشکل از مولفه‌های نزدیک به هم و گذرا تثبیت می‌گردد. یک الگوریتم



شکل ۱۶.۳: نمایش‌های زمان-فرکانس سیگنال ذکر شده در مثال ۱ براساس (الف) $S - method(hanning, L = ۱۶۰)$ ؛ (ب) $EMBD(\alpha = ۰.۸, \beta = ۰.۲۴)$ ؛ (ج) $MDD(D = ۰.۸, E = ۱)$ ؛ (د) RGK ؛ (ه) AFS ؛ (و) AOK ؛ و (ز) $F - ADTFD(a = ۲, b = ۳۰, WL = ۱۰۲)$



شکل ۱۷.۳: $ADTFD(a = 2, b = 30, WL = 102)$ سیگنال مدنظر در (الف) مثال ۱ و (ب) مثال ۲.



شکل ۱۸.۳: نمایش توزیع‌های زمان-فرکانس یک سیگنال EEG حقیقی با استفاده از (الف) AOK؛ (ب) F-ADTFD؛ و (ج) MDD.

دو مرحله‌ای برای بهینه‌سازی پارامترهای ADTFD به کار گرفته شد. در مرحله‌ی اول طول پنجره بهینه گردید سپس در مرحله‌ی بعد با محاسبه‌ی ADTFD های مختلف و انتخاب کمترین مقدار آنها یک نمایش عاری از مولفه‌های تداخلی همراه با وضوح بالای مولفه‌های اصلی ارائه گردید. ایده‌ی موجود در مرحله‌ی دوم این است که فیلترهای با طول بهینه و اشکال مختلف قسمت‌های مختلفی از مولفه‌های تداخلی را حذف می‌نمایند.

به‌طور خلاصه مزایای روش داده شده به‌صورت زیر است؛ الف) آسان برای استفاده زیرا که نیازی به هیچ پارامتر ورودی به‌جز خود سیگنال نیست ب) مناسب برای پردازش هر دو نوع سیگنال‌های حقیقی و مصنوعی ج) کارایی روش با استفاده از چندین مثال نشان داده شد. همچنین محدودیت‌های آن به قرار زیر است؛ الف) هزینه‌ی محاسباتی آن بالا است، البته بیشتر الگوریتم‌های موجود در روش داده شده موازی بوده و می‌توان برای تسریع آنها از پردازنده‌های گرافیکی استفاده نمود. ب) معکوس‌پذیری: سنتز سیگنال امکان‌پذیر نیست زیرا که روش از درجه‌ی دو است. با این‌وجود می‌توان ترکیبی از روش‌های تخمین مولفه‌های فرکانسی و فیلترینگ در حوزه‌ی زمان-فرکانس را برای استخراج مولفه‌های سیگنال به کار گرفت [۴]. در فصل ۴ این رساله این موضوع بررسی شده است.

اگرچه هزینه‌ی محاسباتی LO-ADTFD بالاست اما مناسب پردازش آفلاین می‌باشد. برای کاربردهای عملی، پیاده‌سازی بهینه‌ی آن با پردازنده‌های گرافیکی یا FPGA ها پیشنهاد می‌شود.

در این فصل روشی برای بهبود کارایی ADTFD ارائه شد. با تخمین راستای فیلترها در الگوریتم ADTFD هزینه‌ی فیلترینگ تکراری در امتداد راستاهای مختلف کاهش یافت. عمومیت این روش برای سیگنال‌های LFM تثبیت گردید. نتایج حاصل از هر دو روش مقایسه‌ی بصری و عددی نشان دهنده‌ی برتری F-ADTFD نسبت به ADTFD از نظر حفظ مولفه‌های اصلی و حذف مولفه‌های تداخلی است. درعین حال کارایی روش داده شده از لحاظ پیچیدگی محاسباتی افزایش یافته است.

فصل ۴

پردازش سیگنال‌های با نمونه‌های ناقص با آگاهی از تنک‌بودن سیگنال در حوزه‌ی زمان-فرکانس

۱.۴ مقدمه

سیگنال گسسته‌ی $x(n)$ با N نمونه را به صورت بردار $x = [x(0) \ x(1) \ \dots \ x(N-1)]^T$ تعریف می‌کنیم. ضرایب انتقال آن به صورت $X(k) = T[x(n)]$ نشان داده می‌شود. اگر تعداد ضرایب غیر صفر $X(k) \neq 0$ برای $k \in \{k_1, k_2, \dots, k_s\}$ به صورتی باشد که $s \ll N$ آنگاه سیگنال $x(n)$ در حوزه‌ی انتقال تنک است. حال فرض کنید که $M < N$ نمونه از سیگنال در حوزه‌ی زمان، در موقعیت‌های زمانی گسسته وجود داشته باشد:

$$n_i \in \mathbb{N}_A = \{n_1, n_2, \dots, n_M\} \subset \mathbb{N} = \{0, 1, 2, \dots, N-1\}. \quad (1.4)$$

تحت شرایطی که در تئوری CS مطالعه شده است [۳۴، ۳۵، ۴۴] بازسازی کامل سیگنال ناقص در صورتی که در حوزه‌ی انتقال تنک باشد، امکان‌پذیر است.

سیگنال‌های مانا مانند سیگنال سینوسی، در حوزه‌ی فرکانس باند باریکی را پر نموده و نمایش فرکانسی تنکی را ارائه می‌دهند. برخلاف سیگنال‌های سینوسی، سیگنال‌های FM پهن‌بند بوده و تمامی پهنای باند را تحت نرخ نمونه‌برداری نایکویست اشغال می‌کنند. بدین دلیل این سیگنال‌ها در حوزه‌ی فرکانس تنک نیستند. با این وجود، این سیگنال‌ها با توجه به تمرکز توان مولفه‌ها در زمان‌های مختلف، دارای باند باریک در هر لحظه می‌باشند. به همین منوال مشخصه‌های

زمان-فرکانس کلاس بزرگی از سیگنال‌های غیرمانا، بخش کوچکی از صفحه‌ی زمان-فرکانس را اشغال می‌کنند. این خاصیت، این سیگنال‌ها را در حوزه‌ی زمان-فرکانس تنک معرفی نموده [۸] و روش‌های CS و بازسازی سیگنال‌های تنک را برای آنالیز زمان-فرکانس دعوت نموده است [۴۴، ۱۰۳]. مشخصه‌ی فرکانس آنی سیگنال‌های LFM و FM سینوسی در نمایش ایده‌آل زمان-فرکانس این سیگنال‌ها به‌صورت خطوط و منحنی‌هایی در صفحه‌ی زمان-فرکانس پر شده با تعداد زیادی صفر ظاهر می‌شوند [۱۰]. نمونه‌های ناقص و اندازه‌گیری به‌صورت تصادفی سبب [۱۲۵] (الف) نقص ورودی در تابع خودهمبستگی ذاتی IAF و ایجاد نویز در WVD و AF^1 (ب) کاهش دامنه‌ی مولفه‌های اصلی بنا به انرژی از دست رفته‌ی سیگنال در نمونه‌های ناقص می‌شود. نمایش WVD سیگنال‌های با نمونه‌ی ناقص هنگامی که نسبت نمونه‌های موجود به نمونه‌های ناقص کم باشد، قابل تفسیر نبوده و توزیع‌های هموار شده بر مبنای توزیع ویگنر مورد نیاز است. در این فصل ابتدا روشی برای بازیابی این سیگنال‌ها در صفحه‌ی زمان-لگ ارائه شده، سپس روشی برای بازیابی این سیگنال‌ها با استفاده از تخمین فرکانس آنی و فیلترینگ در حوزه‌ی زمان-فرکانس با آگاهی از تنک بودن سیگنال در این حوزه ارائه می‌شود.

۲.۴ پردازش سیگنال‌های با نمونه‌ی ناقص در حوزه‌ی زمان-لگ

مشخصه‌ی کلاس کوهن، استفاده از تبدیل فوریه برای انتقال از یک حوزه مانند زمان-فرکانس به حوزه‌ی دیگر مانند زمان-لگ یا داپلر-لگ می‌باشد. این تبدیل سبب ایجاد نویزهای ساختگی به‌خاطر نمونه‌های از دست رفته‌ی سیگنال در حوزه‌ی ابهام می‌گردد. روش پیشنهادی شامل به‌کارگیری روش LO-ADTFD و جایگزین نمودن تبدیل فوریه با یک دیکشنری خطی و حل بازسازی تنک و مسئله‌ی بهینه‌سازی مربوطه است. این روش بر مبنای این ایده ارائه شده است که ناقص بودن نمونه در زمان سبب ناقص شدن سیگنال در حوزه‌ی زمان-لگ می‌شود، لذا عمل درونیابی را می‌توان هم در زمان و هم در زمان-لگ انجام داد. مرجع [۶۳] نشان داده است که درونیابی در حوزه‌ی زمان-لگ نتیجه‌ی بهتری نسبت به درونیابی در زمان ارائه می‌دهد. در این روش ابتدا با استفاده از تبدیل LO-ADTFD سیگنال به حوزه‌ی زمان-فرکانس برده شده، با استفاده از تبدیل فوریه‌ی معکوس به حوزه‌ی زمان-لگ منتقل یافته، سپس به کمک روش OMP به حوزه‌ی زمان-فرکانس برگشت داده می‌شود. فلوچارت این الگوریتم در شکل ۱.۴ نشان داده شده است. در این قسمت برای بررسی کارایی این روش سیگنال‌هایی را مورد بررسی قرار می‌دهیم که نیمی از نمونه‌های آنها به‌صورت تصادفی حذف شده است. هدف، بررسی کارایی LO-ADTFD در حذف نویز ناشی از نمونه‌های ناقص و حذف مولفه‌های تداخلی همگام با حفظ مولفه‌های اصلی است.

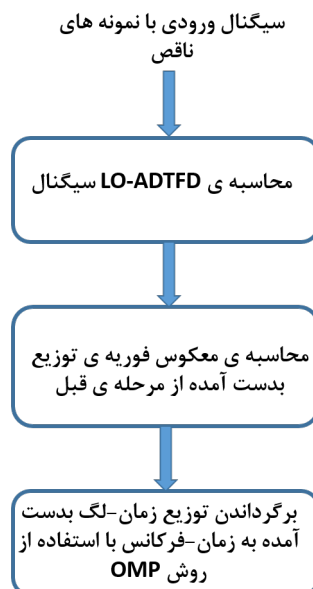
مثال ۳: سیگنال چندمولفه‌ای ناقص زیر را در نظر بگیرید

$$z(t) = z_1(t) + z_2(t) \quad (۲.۴)$$

که

$$z_1(t) = e^{(j0.0014\pi t^2 + j4\pi t)}, \quad z_2(t) = e^{(j0.0014\pi t^2 + j16\pi t)} \quad (۳.۴)$$

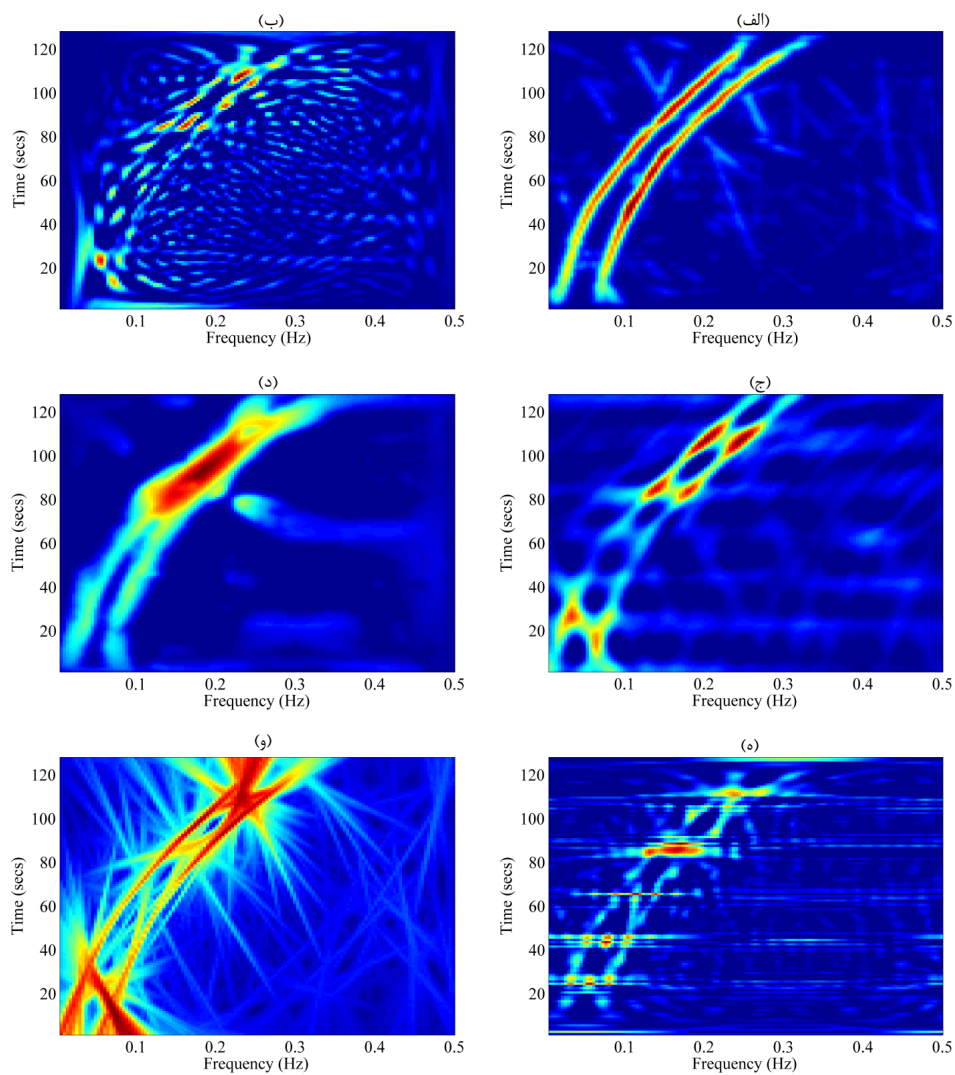
¹ Ambiguity function



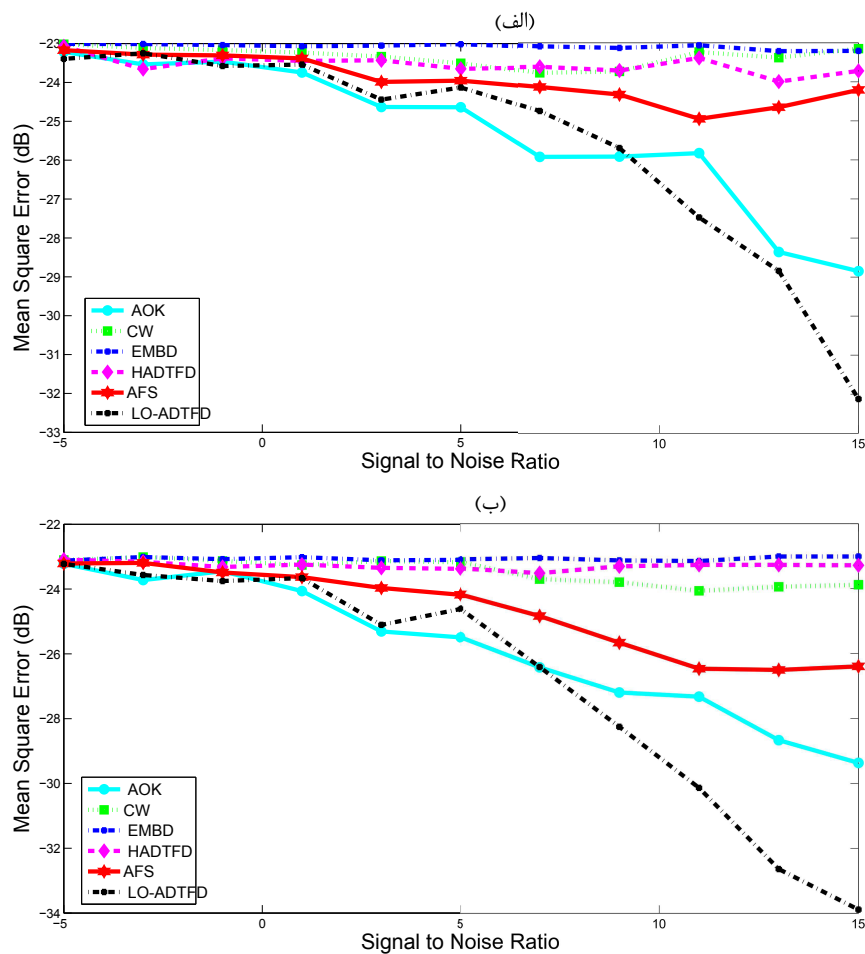
شکل ۱.۴: الگوریتم LO-ADTFD در حوزه ی زمان-لگ و با در نظر گرفتن تنگی سیگنال در این حوزه

حالتی را در نظر می گیریم که نصف نمونه های سیگنال به صورت تصادفی حذف شده است. این عمل با قرار دادن صفر در مکان هایی که نمونه ها موجود نباشند، انجام می پذیرد. در چنین سناریویی درونیابی برای بازیابی نمونه های ناقص، قابل استفاده نیست، زیرا درونیابی یک عمل پایین گذر بوده و محتوی فرکانسی بالا را سرکوب می کند. AOKTFD و AFS به عنوان نماینده ی هسته های وابسته به سیگنال، EMBD و CW به عنوان نماینده ی توزیع های با هسته ی ثابت و HADTFD برای مقایسه با LO-ADTFD مدنظر قرار می گیرند. شکل ۲.۴ (الف) LO-ADTFD سیگنال را نشان می دهد. البته باید ذکر نمود که در LO-ADTFD استفاده شده، مرحله ی دوم الگوریتم LO-ADTFD که شامل بهینه سازی محلی است، اعمال نشده است. همانطور که از شکل ۲.۴ (ب) پیداست، توزیع های با هسته ی ثابت در پردازش سیگنال های ناقص ناتوانند. شکل ۲.۴ (ج) نشان می دهد که اگرچه AOKTFD به طور قابل توجهی مولفه های تداخلی را سرکوب نموده است، اما مولفه های اصلی از وضوح خوبی برخوردار نیستند. شکل ۲.۴ (د) HADTFD سیگنال را نمایش می دهد. شکل ۲.۴ (ه) توزیع CW را نشان می دهد که از حضور خطوط موازی با محور فرکانس رنج می برد. شکل ۲.۴ (و) توزیع AFS را نشان می دهد که مولفه های اصلی را استخراج نموده اما مولفه های مصنوعی ناشی از ناقص بودن سیگنال حضور دارند.

توانایی تخمین فرکانس آنی توسط یک توزیع، نشان دهنده ی کارایی آن توزیع می باشد. این معیار در SNR های مختلف برای آزمایش استحکام LO-ADTFD استفاده شده است. در این جا، تخمین فرکانس آنی به کمک روش اتصال مولفه های مرتبط برای $SNR[-5 \text{ dB} \text{ تا } 15 \text{ dB}]$ انجام می پذیرد [۹۴]. برای هر سطح از SNR، ۱۰۰ بار آزمایش شده و خطای میانگین مجذورها بین فرکانس آنی اصلی و فرکانس آنی تخمین زده شده توسط هر توزیع محاسبه می گردد. شکل ۳.۴ نشان می دهد که EMBD و CW به عنوان نماینده های توزیع های مبتنی بر هسته ی ثابت، در استخراج فرکانس آنی صحیح ناتوان هستند. HADTFD نیز بنا به انتخاب نادرست طول پنجره و بهینه سازی محلی، عملکرد خوبی ندارد. AFS و AOK عملکرد بهتری داشته اما آنها نیز حتی در SNR بالاتر از 10 dB خطای میانگین مجذور زیر -30 را ارائه می دهند. LO-ADTFD به درستی فرکانس آنی را در SNR بالاتر از 10 dB تخمین می زند.



شکل ۲.۴: نمایش‌های زمان-فرکانس سیگنال ناقص ذکر شده در ۲.۴ (الف) LO-ADTFD؛ (ب) توزیع EMBD؛ (ج) HADTFD؛ (د) AOKTFD؛ (ه) توزیع $CW(L = 64, FFT_N = 128)$ و (و) توزیع AFS.



شکل ۳.۴: خطای میانگین مجذور فرکانس‌های آنی تخمین زده شده برای سیگنال ۲.۴ (الف) خطای میانگین مجذور فرکانس آنی تخمین زده شده $z_1(t)$ نسبت به SNR ورودی؛ (ب) خطای میانگین مجذور فرکانس آنی تخمین زده شده $z_2(t)$ نسبت به SNR ورودی

مثال ۴: در این مثال یک سیگنال ناقص دیگر را مورد بررسی قرار می دهیم که دارای دو مولفه‌ی متقاطع می‌باشد. همانند مثال قبلی نصف نمونه‌های سیگنال به‌صورت تصادفی حذف شده است. فاز مولفه‌های سیگنال چندجمله‌ای درجه سه است. این سیگنال به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

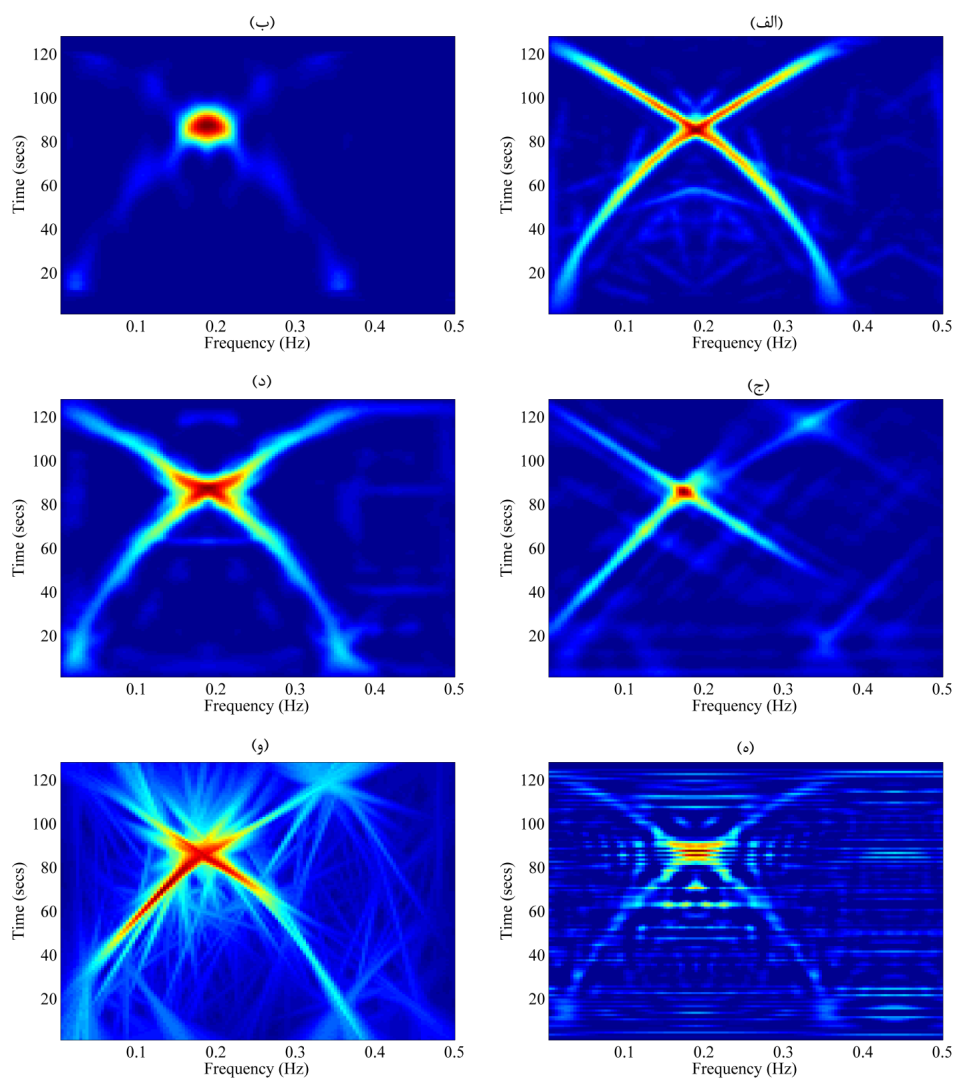
$$z(t) = e^{(j\omega_0 t + j\omega_1 t^2 + j\omega_2 t^3)} + e^{(-j\omega_0 t + j\omega_1 t^2 + j\omega_2 t^3)} \quad (4.4)$$

AOKTFD و AFS به‌عنوان نماینده‌ی هسته‌های وابسته به سیگنال، Adaptive-S-method و CW به‌عنوان نماینده‌ی توزیع‌های با هسته‌ی ثابت و HADTFD برای مقایسه با LO-ADTFD مدنظر قرار می‌گیرند. شکل ۴.۴(الف)، LO-ADTFD سیگنال را نشان می‌دهد که با موفقیت مولفه‌های اصلی سیگنال را حفظ نموده، مولفه‌های تداخلی و مولفه‌های مصنوعی ناشی از نمونه‌های ناقص را حذف می‌نماید. شکل ۴.۴(ب) نشان می‌دهد که توزیع‌های مستقل از سیگنال مانند Adaptive S-method در پردازش سیگنال‌های ناقص ناتوانند. ۴.۴(ج) توزیع AOKTFD را نشان می‌دهد که قسمتی از مولفه‌ی اصلی را حذف نموده است. شکل ۴.۴(د) نشان‌دهنده‌ی ضعف HADTFD در حفظ انرژی مولفه‌ها در نقطه‌ی تقاطع است. شکل ۴.۴(ه) توزیع CW را نشان می‌دهد که وضوح مولفه‌ها بنا به حضور خطوط موازی با محور فرکانس که ناشی از خاصیت حاشیه‌ای این توزیع است، پایین است. شکل ۴.۴(و) AFS را نشان می‌دهد که مولفه‌های اصلی را حفظ نموده اما مولفه‌های مصنوعی نیز حضور دارند.

جدول ۱.۴: مقایسه‌ی عددی کارایی LO-ADTFD با دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس رایج در نمایش زمان-فرکانس سیگنال معرفی شده در ۴.۴

AFS	CW	HADTFD	AOK	Adaptive S-method	LO-ADTFD
۱۴۳	۷۷	۶۷	۶۲	۶۴	۳۷

اگرچه روش بالا برای بازیابی سیگنال‌های با نمونه‌های ناقص عملکرد خوبی دارد اما این روش وابسته به انتخاب درست دیکشنری مورد استفاده می‌باشد. در ادامه توزیع زمان-فرکانس با فرض تنگی نمایش سیگنال در این حوزه برای بازیابی نمونه‌های سیگنال‌های ناقص به کار می‌رود. این شیوه با آگاهی از تنگی، اعوجاج ناشی از نمونه‌برداری ناقص را جبران می‌نماید. در این روش قویترین مولفه‌ی سیگنال کشف شده و با استفاده از فیلتر نمودن در حوزه‌ی زمان-فرکانس استخراج می‌شود. فیلتر زمان-فرکانس را می‌توان به‌عنوان یک عمل درونیابی تفسیر نمود که منتهی به بازیابی نمونه‌های ناقص سیگنال می‌شود. فرآیند حذف مولفه‌ی قوی از سیگنال آنقدر تکرار می‌شود تا تمامی مولفه‌های آن استخراج گردد. در پایان از جمع مولفه‌های استخراج شده سیگنال اصلی بدست می‌آید.



شکل ۴.۴: نمایش‌های زمان-فرکانس سیگنال ناقص ذکر شده در ۲.۴ (الف) LO-ADTFD؛ (ب) توزیع $Adaptive\ S$ ؛ (ج) AOKTFD؛ (د) HADTFD؛ (ه) توزیع $CW(L = ۱۲۸)$ ؛ (و) توزیع AFS. $FFT_N = ۱۲۸$ و ۶۴ .

۳.۴ بازسازی سیگنال‌های با نمونه‌های ناقص با فرض تنک بودن سیگنال در حوزه‌ی زمان-فرکانس

۱.۳.۴ مدل کردن سیگنال

در این پژوهش مدل AM-FM برای سیگنال‌های غیرمانا استفاده می‌شود که به صورت زیر تعریف می‌شود [۲۸]:

$$s(t) = \sum_{i=1}^N s_i(t) = \sum_{i=1}^N a_i(t) \cos \left(2\pi \int f_i(t) dt + \theta \right) \quad (5.4)$$

که N تعداد کل مولفه‌های سیگنال، $a_i(t)$ دامنه‌ی آنی مولفه‌ی i ام و $f_i(t)$ فرکانس آنی آن است. فرض می‌شود که $a_i(t)$ یک دامنه‌ی با سرعت تغییرات جزئی است. یک سیگنال براساس معادله‌ی ۵.۴ تک‌مولفه نامیده می‌شود اگر N برابر ۱ باشد، در غیراین صورت سیگنال چند مولفه‌ای می‌باشد. بهترین شیوه برای آنالیز چنین سیگنال‌هایی، روش‌های زمان-فرکانس است. یک توزیع ایده‌آل برای نمایش درجه دوی زمان-فرکانس یک سیگنال، انرژی مولفه‌های سیگنال را به صورتی بهینه در امتداد فرکانس‌های آنی سیگنال متمرکز می‌نماید. برای مثال

$$\rho(t, f) = \sum_{i=1}^N a_i^2(t) \delta(f_i(t) - f). \quad (6.4)$$

در بخش بعد نشان داده شده است که با استفاده از فرکانس‌های آنی یک سیگنال می‌توان دامنه‌ی آنی سیگنال را با اعمال فیلتر متغیر با زمان بدست آورد.

۲.۳.۴ تخمین فرکانس آنی

همانطور که در بالا اشاره شد یک سیگنال AM-FM کاملاً با دامنه‌ی آنی، فاز آنی و تعداد کل مولفه‌های آن مدل می‌شود. بنابراین در سناریوی نمونه‌های ناقص، مشکل بازیابی سیگنال اصلی را می‌توان به صورت تخمین فاز آنی و دامنه‌ی آنی بیان نمود. روش ارائه شده آنالیز زمان-فرکانس را برای تخمین فرکانس‌های آنی به کار می‌برد که به دنبال آن یک فیلتر متغیر با زمان برای تخمین دامنه‌ی آنی اعمال می‌شود. سپس مولفه‌های استخراج شده‌ی سیگنال با هم جمع شده و سیگنال اصلی بازیافت می‌شود.

۳.۳.۴ تخمین مولفه‌های یک سیگنال با استفاده از فیلترکردن در حوزه‌ی زمان-فرکانس

در این بخش روشی ارائه می‌شود که دامنه‌ی آنی مولفه‌های یک سیگنال را براساس فرکانس‌های آنی آن که از قبل تخمین زده شده است، محاسبه می‌کند. شکل تحلیلی سیگنال $s(t)$ با استفاده از تبدیل هیلبرت به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$z(t) = s(t) + jH\{s(t)\} \quad (7.4)$$

که در آن H عملگر تبدیل هیلبرت است. دامنه‌ی آنی مولفه‌های سیگنال با استفاده از عمل de-chirping به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$z_c(t) = z(t)e^{-j2\pi \int \hat{f}_k(\tau) d\tau} = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^N a_i(t)e^{j2\pi \int f_i(\tau) - \hat{f}_k(\tau) d\tau} + a_k(t)e^{j2\pi \int f_k(\tau) - \hat{f}_k(\tau) d\tau} \quad (8.4)$$

اگر فاز آنی درست تخمین زده شده باشد، مثلاً $f_k(t) - \hat{f}_k(t) \approx 0$ سیگنال de-chirped شده به صورت زیر می‌باشد:

$$z_c(t) = z(t)e^{j2\pi \int \hat{f}_k(\tau) d\tau} = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^N a_i(t)e^{j2\pi \int f_i(\tau) d\tau} e^{-j2\pi \int \hat{f}_k(\tau) d\tau} + a_k(t) \quad (9.4)$$

عمل دی-چیرپ نمودن، بخش FM مولفه‌ی K ام را حذف و دامنه‌ی آنی آن را نگه می‌دارد. حال دامنه‌ی مولفه‌ی K ام با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر قابل‌بازیابی است. در مورد سیگنال‌های ناقص، نمونه‌های ناقص را می‌توان به عنوان اسپایک‌هایی که به یک سیگنال فرکانس پایین مانند $a_k(t)$ اضافه شده است، تفسیر نمود [۷۳]. بیشتر انرژی این اسپایک‌ها در فرکانس‌های بالا نهفته است، لذا با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر امکان بازیابی $a_k(t)$ و سرکوب اسپایک وجود دارد.

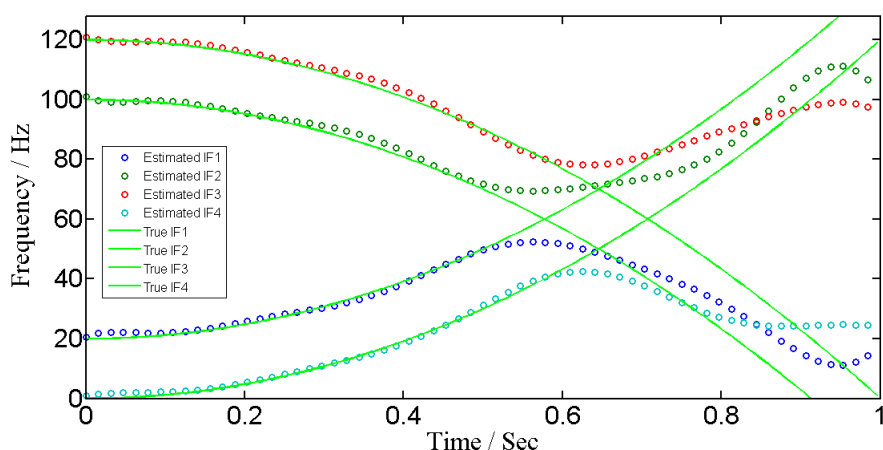
۴.۳.۴ تخمین دامنه‌ی آنی

این فرآیند شامل انتقال سیگنال به حوزه‌ی زمان-فرکانس و سپس شناسایی نقاط اوج موجود در صفحه‌ی زمان-فرکانس برای تخمین فرکانس‌های آنی است. مولفه‌های آنی در صفحه‌ی زمان-فرکانس به صورت لبه‌هایی ظاهر می‌شود، لذا ردیابی نقاط اوج موجود در صفحه‌ی زمان-فرکانس منتهی به تخمین فرکانس‌های آنی می‌شود.

روش زمان-فرکانس استفاده شده، LO-ADTFD است که کارایی آن در فصل‌های قبل برای فراهم نمودن بهترین تصویر زمان-فرکانس از سیگنال‌های غیرمانا نشان داده شد [۸۶]. برای تخمین فرکانس آنی روش نوینی را ارائه می‌دهیم که در آن فرکانس‌های آنی مولفه‌های متقاطع و همپوشان نیز به درستی تخمین زده می‌شود. این یک مشکل رایج در الگوریتم‌های تخمین فرکانس آنی در نقطه‌ی تقاطع مولفه‌ها می‌باشد که الگوریتم مولفه‌ی نادرست را در آن نقطه دنبال می‌کند. این موضوع در شکل ۵.۴ نشان داده شده است. در این تحقیق، این مشکل با در نظر گرفتن راستای محورهای اصلی قله‌ها در امتداد منحنی فرکانس آنی و با فرض تنک بودن قله‌ها در صفحه‌ی زمان-فرکانس حل می‌شود. مراحل الگوریتم به صورت زیر است:

۱. مقدار K را برابر صفر قرار بده.

۲. K را یک واحد اضافه نموده و سیگنال داده شده مانند $s(t)$ را با استفاده از LO-ADTFD آنالیز کن.



شکل ۵.۴: تخمین فرکانس‌های آنی برای یک سیگنال چند مولفه‌ای متشکل از ۴ مولفه‌ی متقاطع.

۳. نقطه‌ی با بیشترین انرژی (t_*, f_*) در صفحه‌ی زمان-فرکانس را پیدا کن.

۴. فرکانس آنی مولفه‌ی K ام را در لحظه‌ی t_* به صورت $f_k(t_*) = f_*$ تخمین بزن که $\hat{f}_k(t)$ فرکانس آنی تخمین زده شده در لحظه‌ی زمانی t_* است.

۵. فرکانس آنی را برای $t > t_*$ با استفاده از فرآیند زیر تخمین بزن

(آ) t را به صورت $t = t_* + 1/fs$ اضافه کن که fs نرخ نمونه‌برداری است.

(ب) قله‌ی موجود در همسایگی $\hat{f}_k(t)$ را پیدا کن.

$$f_* = \arg \max_f |\rho(t, f)| \quad \hat{f}_k(t - 1/fs) - B \leq f \leq \hat{f}_k(t - 1/fs) + B \quad (10.4)$$

که B مقدار آستانه انتخاب شده بر اساس پهنای باند آنی است.

(ج) این احتمال وجود دارد که در نزدیکی نقطه‌ی تقاطع مولفه‌ها، قله‌ی کشف شده مربوط به منحنی فرکانس آنی هر کدام از مولفه‌های دیگر باشد. بنابراین الگوریتم پیشنهادی، راستای اصلی قله‌ی کشف شده را با راستای اصلی قله‌ی کشف شده از مرحله‌ی قبل در لحظه‌ی $t - \frac{1}{fs}$ مقایسه می‌نماید. اگر راستای هردو قله نزدیک به هم بود، مثلاً اگر $|\theta(t - \frac{1}{fs}, \hat{f}_k(t - \frac{1}{fs})) - \theta(t, f_*)| < T$ ، قله‌ی کشف شده به منحنی فرکانس آنی مولفه‌ی K ام نسبت داده می‌شود

$$\hat{f}_k(t) = f_* \quad (11.4)$$

در غیر این صورت فرکانس آنی را با برون‌یابی تخمین بزن:

$$\hat{f}_k(t) = \hat{f}_k(t - \frac{1}{fs}) + \frac{1}{fs} \tan \left(\theta(t - \frac{1}{fs}, \hat{f}_k(t - \frac{1}{fs})) \right) \quad (12.4)$$

(د) الگوریتم را از (آ) تکرار کن تا به حدود توزیع زمان-فرکانس بررسی

۶. فرآیندی مشابه فرآیند بالا را برای $t < t_0$ تکرار کن.

۷. فرکانس آنی تخمین زده شده را سپس برای حذف مولفه‌ی متناظر از سیگنال ترکیبی بر مبنای فرآیند زیر به کار بگیر

(آ) فاز آنی را به صورت زیر تخمین بزن:

$$\hat{\varphi}_k(t) = \int_0^t \hat{f}_k(\tau) d\tau \quad (13.4)$$

(ب) سیگنال داده شده را به کمک فاز تخمین زده شده دی-چیرپ کن:

$$s_c(t) = s(t)e^{-j\hat{\varphi}_k(t)} \quad (14.4)$$

با فرض $\hat{\varphi}_k(t) \approx \varphi_k(t)$.

$$s_c(t) = \sum_{n=1}^N a_n(t)e^{j\varphi_n(t)}e^{-j\hat{\varphi}_k(t)} = a_k(t) + \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq k}}^N a_n(t)e^{j\varphi_n(t)}e^{-j\hat{\varphi}_k(t)} \quad (15.4)$$

(ج) دامنه‌ی آنی مولفه‌ی K ام سیگنال مثلاً $a_k(t)$ ، یک سیگنال پایین‌گذر بوده و با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر قابل استخراج است.

(د) مولفه‌ی k ام را با استفاده از فاز آنی و دامنه‌ی آنی تخمین زده شده به صورت زیر سنتز کن: $s_k(t) = a_k(t)e^{j\varphi_k(t)}$

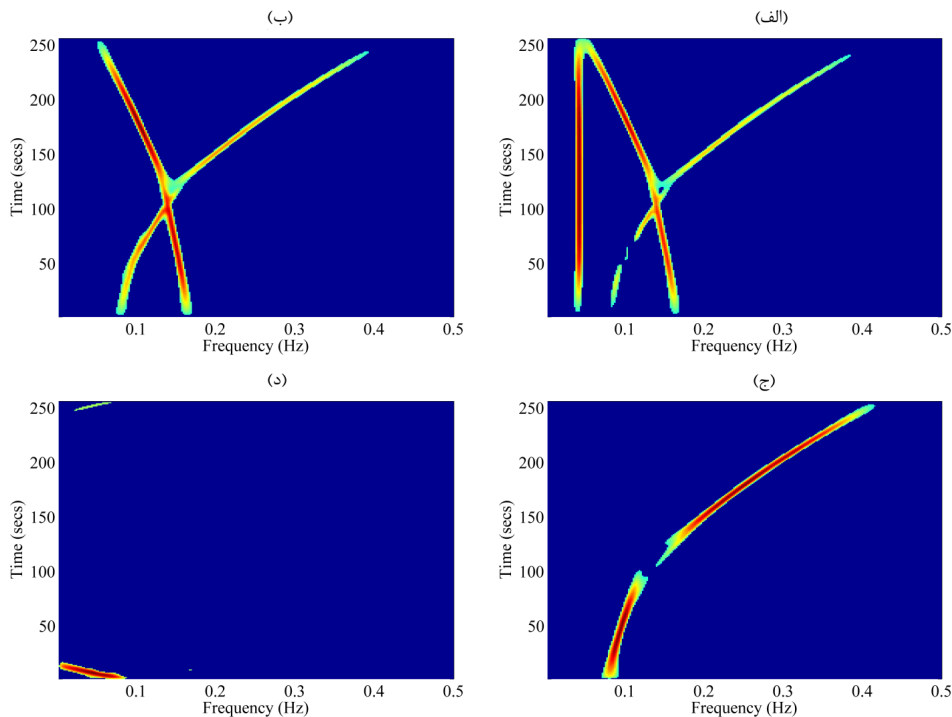
(ه) سیگنال سنتز شده را از سیگنال اصلی حذف کن.

$$s(t) = s(t) - s_k(t) \quad (16.4)$$

۸. الگوریتم را از (۲) تکرار کن تا زمانی که انرژی سیگنال از آستانه‌ی مشخص شده پایین تر آید.

شکل ۶.۴ فرآیند بالا را برای یک سیگنال ۳ مولفه‌ای نشان می‌دهد.

حال با استفاده از الگوریتم بالا روشی برای بازسازی سیگنال‌های با نمونه‌های ناقص ارائه می‌شود.



شکل ۶.۴: نمایش حذف مولفه‌های سیگنال با استفاده از فیلترینگ زمان-فرکانس و تخمین فرکانس آنی (الف) نمایش زمان-فرکانس سیگنال ۳ مولفه‌ای با حضور تمامی مولفه‌ها؛ (ب) قوی‌ترین مولفه از (الف) حذف شده است؛ (ج) قوی‌ترین مولفه از (ب) حذف شده است و (د) نمایش زمان-فرکانس سیگنال که تمام مولفه‌های آن حذف شده است.

الگوریتم ۳

ورودی: سیگنال ناقص ورودی

خروجی: سیگنال بازیابی شده سیگنال ورودی

$$\hat{s}(t) = s(t), k = 1$$

۲: مولفه‌های سیگنال را با استفاده از الگوریتم بالا استخراج کن با این تفاوت که در مرحله‌ی حذف هر مولفه از سیگنال می‌بایست سیگنال استخراج شده از سیگنال اصلی در نقاط موجود کم گردد.

۳: سیگنال اصلی را با جمع سیگنال‌های استخراج شده در نقاط ناقص سیگنال محاسبه کن

$$\begin{aligned} \hat{s}(t) &= s(t) & \text{for } b(t) &= 1 \\ \hat{s}(t) &= \sum_{k=1}^N s_k(t) & \text{for } b(t) &= 0 \end{aligned} \quad (17.4)$$

۴.۴ بحث و مقایسه‌ی روش‌های پردازش سیگنال‌های با نمونه‌ی ناقص

در این بخش ابتدا کارایی روش پیشنهادی برای تخمین فرکانس آنی مورد بررسی قرار می‌گیرد سپس کارایی روش داده شده برای بازسازی سیگنال‌های با نمونه‌های ناقص مورد بررسی قرار می‌گیرد.

در ابتدا روش پیشنهاد شده برای تخمین فرکانس آنی را با روشی جدید که اخیراً ارائه شده و نسبت به دیگر روش‌های تخمین فرکانس آنی برتری دارد، مقایسه می‌نماییم. روش یاد شده ترکیبی از تجزیه‌ی مولفه‌ی چیرپ ذاتی¹ ICCD و

¹Intrinsic chirp component decomposition

گروه بندی مجدد لبه $RPRG^1$ [۳۸]. این روش بر پایه‌ی اسپکتروگرام ارائه شده است. در این مقایسه روش مزبور را بر اساس اسپکتروگرام، AOKTFD، LO-ADTFD و MBD مورد مطالعه قرار می‌دهیم. برای روش پیشنهادی فقط از LO-ADTFD استفاده می‌کنیم از آنجاکه این روش خاص LO-ADTFD طراحی شده است. حال یک سیگنال چهار مولفه که دارای مولفه‌های نزدیک به هم و متقاطع می‌باشد را مد نظر قرار می‌دهیم. این سیگنال با نرخ ۲۵۶ هرتز نمونه‌برداری شده و زمان آن یک ثانیه است.

$$z(t) = z_1(t) + 0.5z_2(t) + z_3(t) + z_4(t) \quad (۱۸.۴)$$

که $z_1(t) = e^{j2\pi(40t^2)}$ ، $z_2(t) = e^{j2\pi(20t+40t^2)}$ ، $z_3(t) = e^{j2\pi(100t-40t^2)}$ and $z_4(t) = e^{j2\pi(60t)}$ شکل ۷.۴ (الف) نمایش زمان-فرکانس ایده‌ال و شکل های ۷.۴ (ب-د) فرکانس آنی سیگنال و فرکانس آنی تخمین زده شده به ترتیب توسط روش های MBD-RPRG، پیشنهادی، LO-ADTFD-RPRG، AOKTFD-RPRG و Spectrogram-RPRG را نشان می‌دهد. همان‌طور که از شکل‌ها قابل رویت است، روش پیشنهادی تمامی فرکانس‌های آنی را به درستی تشخیص داده و در محل تقاطع مولفه‌ها مسیر درستی را در امتداد هر مولفه دنبال می‌کند درحالی‌که دیگر روش‌ها در محل تقاطع مولفه‌ها دچار اشتباه شده فرکانس‌های آنی مولفه‌های مختلف را باهم ترکیب می‌کنند. به منظور بررسی استحکام الگوریتم پیشنهادی، کارایی آن را با روش‌های مبتنی بر RPRG در SNR های مختلف $0dB$ تا $10dB$ مقایسه می‌نماییم. MSE^2 بین فرکانس آنی واقعی و فرکانس آنی تخمین زده شده برای اندازه‌گیری صحت فرکانس‌های آنی تخمین زده شده به کار گرفته می‌شود. ۱۰۰ آزمایش مونت کارلو برای تخمین MSE در هر SNR انجام می‌گیرد. شکل ۸.۴ نشان می‌دهد که روش پیشنهادی برای تخمین فرکانس آنی بهترین کارایی را در همه‌ی SNR ها ارائه می‌دهد.

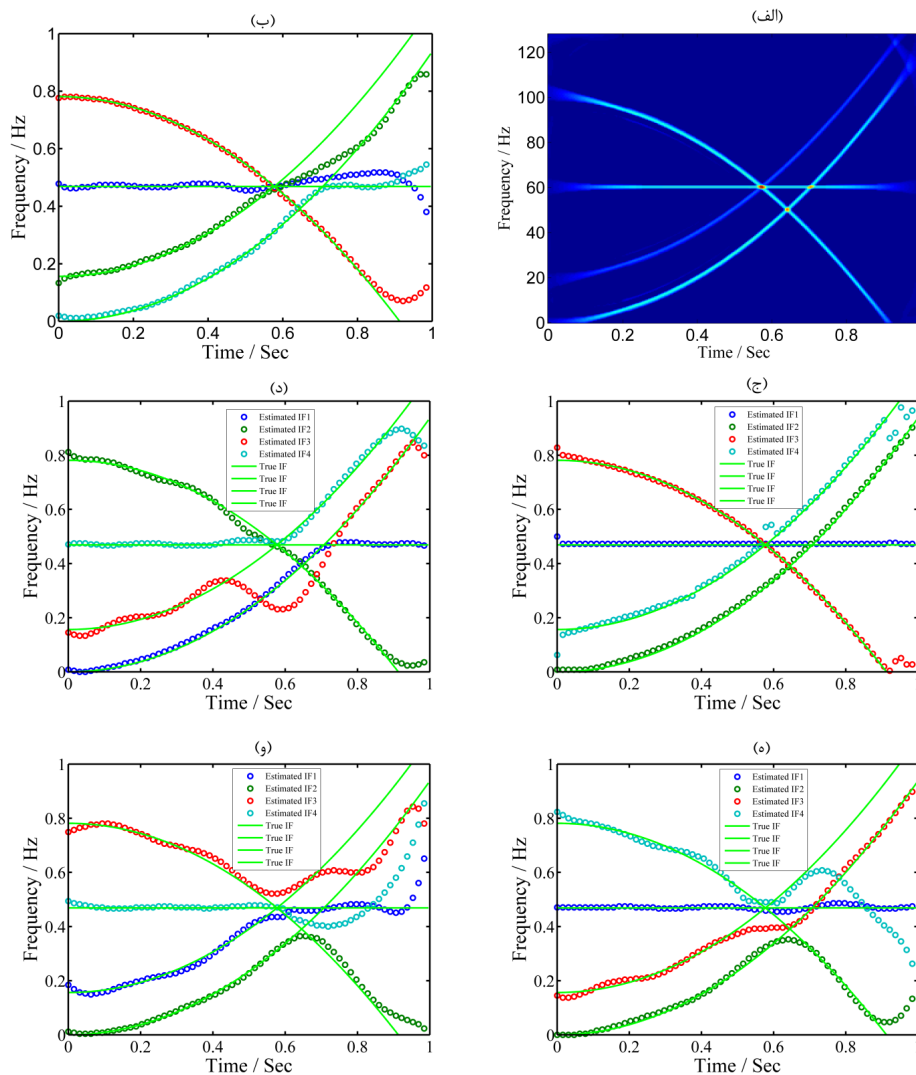
در ادامه کارایی الگوریتم پیشنهادی برای بازسازی یک سیگنال ناقص را در حالتی که مولفه‌های سیگنال نزدیک به هم و متقاطع باشند، با دیگر روش‌های بازسازی استاندارد مانند روش‌های مبتنی بر گرادیان [۱۱۱]، آستانه‌گذاری پی‌درپی [۹۲] و MP متعامد توسعه یافته $EOMP^3$ [۹۷] مقایسه می‌نماییم. الگوریتم داده شده‌ی مبتنی بر فیلترینگ زمان-فرکانس نیازمند وضوح بالا و سرکوب نویزهای ناشی از نمونه‌های ناقص توزیع زمان-فرکانس مورد استفاده است. لذا انتخاب درست یک توزیع ضروری است. برای این انتخاب نشان داده می‌شود که LO-ADTFD بهترین گزینه برای پیاده‌سازی الگوریتم بازسازی سیگنال ناقص مبتنی بر فیلترینگ زمان-فرکانس می‌باشد.

سیگنال متشکل از مولفه‌های متقاطع: سیگنال چندمولفه‌ای $s(t)$ با طول زمانی ۱ ثانیه را در نظر می‌گیریم. این سیگنال به صورت $s(t) = s_1(t) + s_2(t)$ تعریف می‌شود که $s_1(t) = e^{j60\pi t^2 + 40\pi t}$ و $s_2(t) = e^{j200\pi t - 60\pi t^2}$ نرخ نمونه‌برداری ۲۵۶ هرتز است. به منظور انتخاب بهترین توزیع زمان-فرکانس، سیگنال داده شده را با استفاده از توزیع‌های WVD، Spectrogram، CKD [۲۸]، EMBD [۲۸]، LO-ADTFD و AOKTFD [۶۴] آنالیز می‌کنیم. شکل ۹.۴ (الف) نشان می‌دهد که WVD تمرکز انرژی بالایی را برای مولفه‌های اصلی فراهم نموده اما از حضور مولفه‌های تداخلی رنج می‌برد. شکل ۹.۴ (ب) توزیع اسپکتروگرام را نشان می‌دهد که در آن مولفه‌های تداخلی حضور ندارند اما مولفه‌های اصلی دچار اعوجاج شده‌اند. شکل‌های ۹.۴ (ج) و (د) نشان‌دهنده‌ی توانایی توزیع‌های EMBD و CKD در حذف مولفه‌های تداخلی و حفظ مولفه‌های اصلی است، با این‌وجود این دو روش باعث اعوجاج در نقطه‌ی تقاطع مولفه‌ها می‌شوند. شکل ۹.۴ (ه) نمایش AOKTFD را نشان می‌دهد که مشابه دو روش قبل عمل می‌کند. شکل ۹.۴ (و) نشان می‌دهد که LO-ADTFD

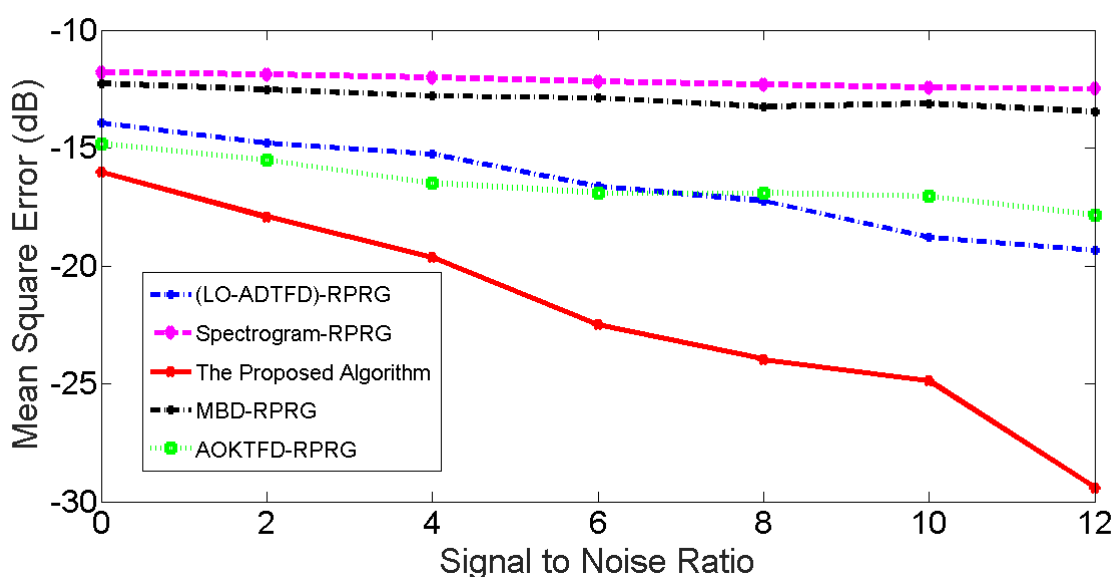
¹Ridge path re-grouping

³Extended orthogonal matching pursuit

²Mean square error



شکل ۷.۴: (الف) نمایش زمان-فرکانس سیگنال با استفاده از جمع LO-ADTFD سیگنال متناظر با هرکدام از مولفه‌های سیگنال ترکیبی. فرکانس آنی واقعی سیگنال (خطوط پیوسته) در مقابل فرکانس آنی تخمین زده شده (دایره) با استفاده از (ب) MBD-RPRG (ج) روش پیشنهادی (د) LO-ADTFD-RPRG (ه) AOKTFD-RPRG (و) Spectrogram-RPRG.

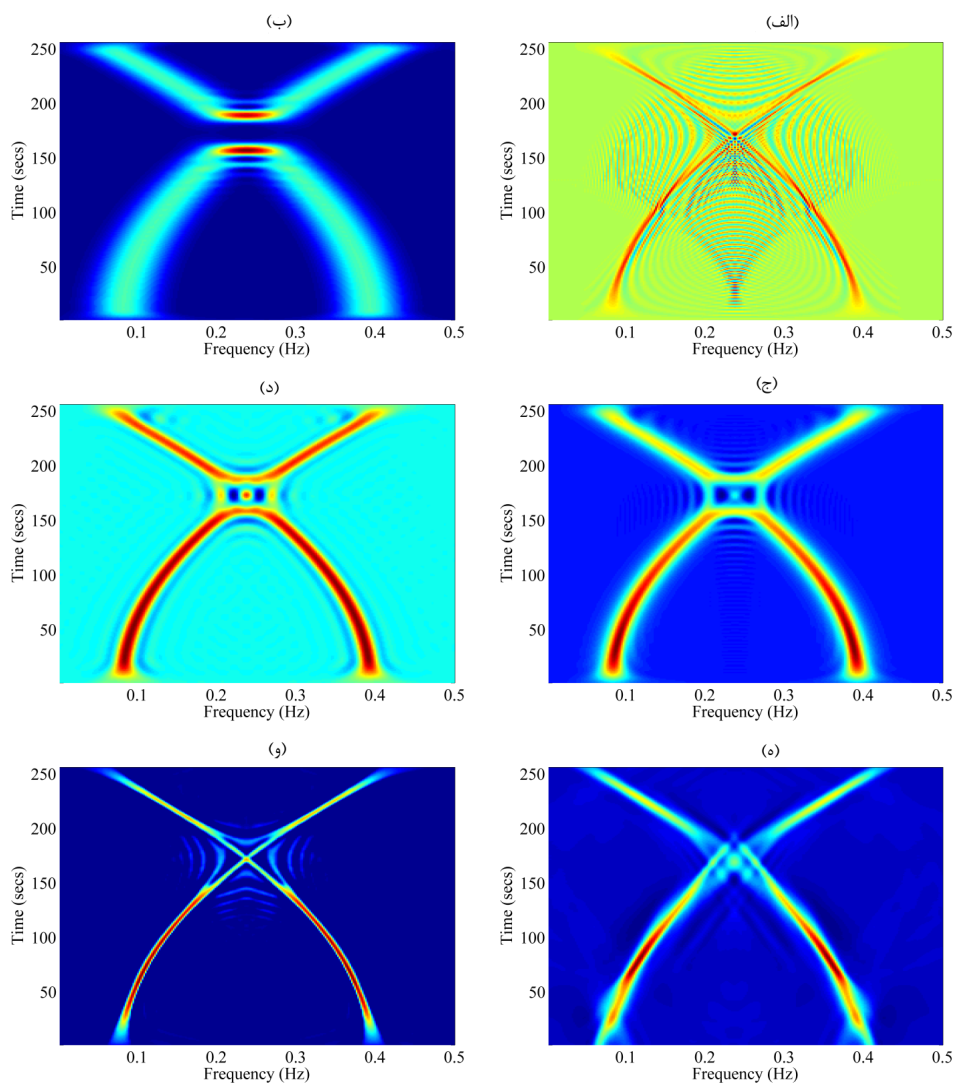


شکل ۸.۴: متوسط MSE بین فرکانس‌های آنی واقعی و فرکانس‌های آنی تخمین زده شده با استفاده از روش پیشنهادی و روش‌های ICCD-RPRG مبتنی بر Spectrogram، AOKTFD، MBD، LO-ADTFD.

بهترین کارایی را در حفظ انرژی مولفه‌های اصلی و حذف مولفه‌های تداخلی در تمامی نقاط صفحه‌ی زمان-فرکانس را دارد.

حال به بررسی سناریوی می‌پردازیم که در آن ۵۰ درصد از نمونه‌های سیگنال به صورت تصادفی حذف شده است. این امر با صفر قرار دادن موقعیت نمونه‌های حذف شده‌ی سیگنال امکان‌پذیر است. برای این سناریو همان سیگنال داده شده در شکل ۹.۴ را مدنظر قرار می‌دهیم. شکل ۱۰.۴ نمایش زمان-فرکانس سیگنال بازیابی شده براساس الگوریتم پیشنهادی و مبتنی بر توزیع‌های زمان-فرکانس مختلف را نشان می‌دهد. همان‌طور که شکل ۱۰.۴ (الف) نشان می‌دهد توزیع ویگنر-ویل انرژی مولفه‌های اصلی را با وضوح بالایی نشان می‌دهد اما حضور مولفه‌های تداخلی و نویز ناشی از نمونه‌های ناقص، خوانایی تصویر را پایین آورده است. توزیع‌های با هسته‌ی ثابت مانند اسپکتروگرام، EMBD و CKD که به ترتیب در شکل‌های ۱۰.۴ (ب، ج و د) مولفه‌های تداخلی را سرکوب نموده‌اند با این حال توانایی حفظ انرژی مولفه‌های اصلی در نقطه‌ی تقاطع و حاشیه‌ی آن را ندارند. ۱۰.۴ (ه) نشان می‌دهد که LO-ADTFD بالاترین وضوح تصویر زمان-فرکانس سیگنال بازیابی شده را دارا است. این توزیع انرژی مولفه‌های اصلی را در امتداد فرکانس‌های آنی متمرکز نموده و مولفه‌های تداخلی و تا حدودی نویز ناشی از مولفه‌های ناقص را سرکوب می‌نماید. شکل ۱۰.۴ (و) حاکی از آن است که AOKTFD کارایی بهتری نسبت به روش‌های مبتنی بر هسته‌ی ثابت دارد اما این روش نیز توانایی حفظ انرژی در نقطه‌ی تقاطع مولفه‌های اصلی را ندارد.

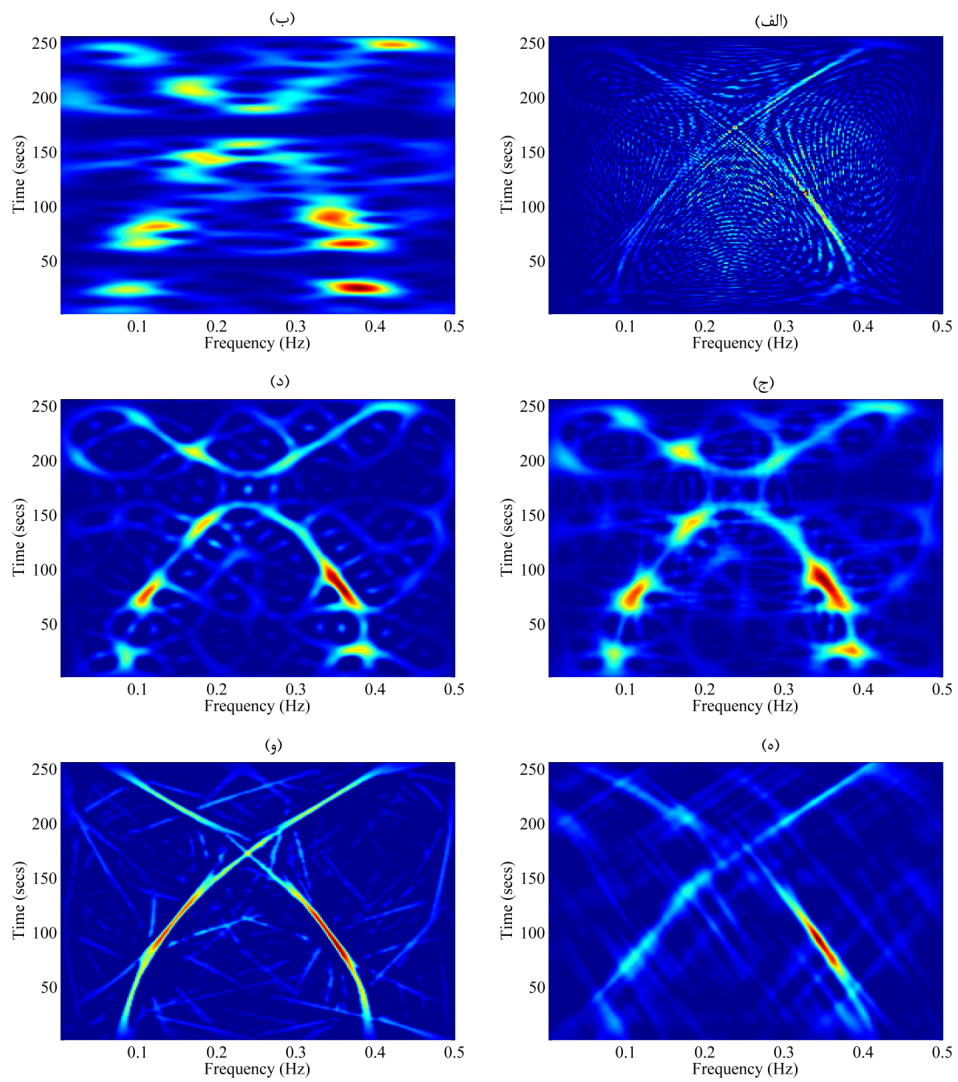
جدول ۲.۴ میانگین مربع خطا بین سیگنال اصلی و بازیابی شده را بر اساس توزیع‌های مختلف نشان می‌دهد. کمترین مربع خطا مربوط به LO-ADTFD است که این امر توسط تصویر ارائه شده از توزیع زمان-فرکانس سیگنال بازیابی شده نیز قابل استنباط است. بیشترین مقدار خطا مربوط به توزیع ویگنر-ویل است که ناشی از حضور نویز زیاد مربوط به نمونه‌های ناقص می‌باشد. بر مبنای نتایج بالا، HADTFD را به عنوان توزیع مورد استفاده در الگوریتم بازیابی سیگنال‌های ناقص انتخاب می‌کنیم. حال کارایی الگوریتم پیشنهادی را با دیگر الگوریتم‌های رایج بازسازی سیگنال‌های ناقص مانند روش‌های مبتنی بر گرادینان، آستانه‌گذاری پی‌درپی و EOMP مقایسه می‌کنیم. شکل ۱۱.۴ منحنی MSE بدست آمده از



شکل ۹.۴: نمایش‌های زمان-فرکانس براساس (الف) WVD؛ (ب) Spectrogram؛ (ج) $EMBD(\alpha = 0.1, \beta = 0.1)$ ؛ (د) $CKD(c = 1, D = 0.1, E = 0.1)$ ؛ (ه) AOKTFD و (و) LO-ADTFD.

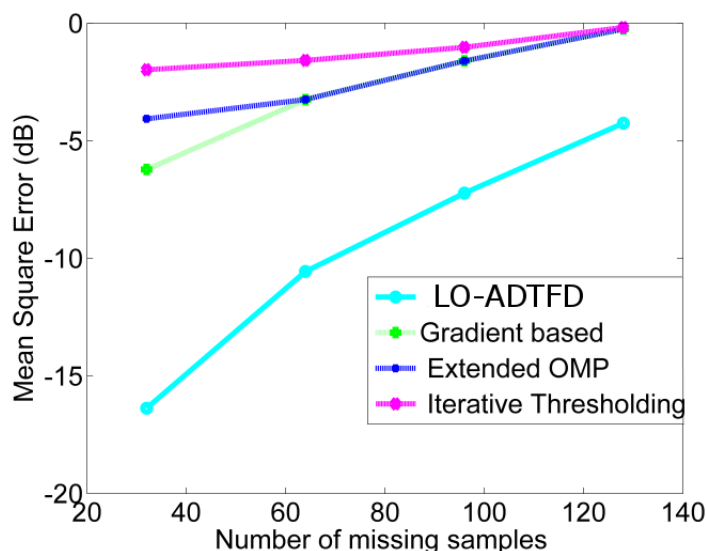
جدول ۲.۴: مقایسه‌ی کارایی روش پیشنهادی برای بازیابی سیگنال ناقص براساس توزیع‌های زمان-فرکانس مختلف

HADTFD	AOKTFD	CKD	EMBD	Spectrogram	WVD	توزیع
-۱/۷۲۳۹	-۰/۰۰۰۷	-۰/۹۰۶۷	-۱/۳۶۵۸	۰/۸۰۱۰	۱/۲۱۴۴	MSE



شکل ۱۰.۴: نمایش‌های زمان-فرکانس سیگنال بازیابی شده از یک سیگنال چندمولفه‌ای با موجود بودن فقط نصف نمونه‌ها (الف) WVD؛ (ب) Spectrogram؛ (ج) $EMBD(\alpha = 0.1, \beta = 0.1)$ ؛ (د) $CKD(c = 1, D = 0.1, E = 0.1)$ ؛ (ه) AOKTFD و (و) LO-ADTFD.

۵۰ آزمون مونت کارلو برای حالت‌های مختلفی از تعداد نمونه‌های ناقص مانند ۳۲ تا ۱۲۸، را نشان می‌دهد. در این آزمون روش پیشنهادی در کل حالت‌ها کمترین MSE را داشته است.

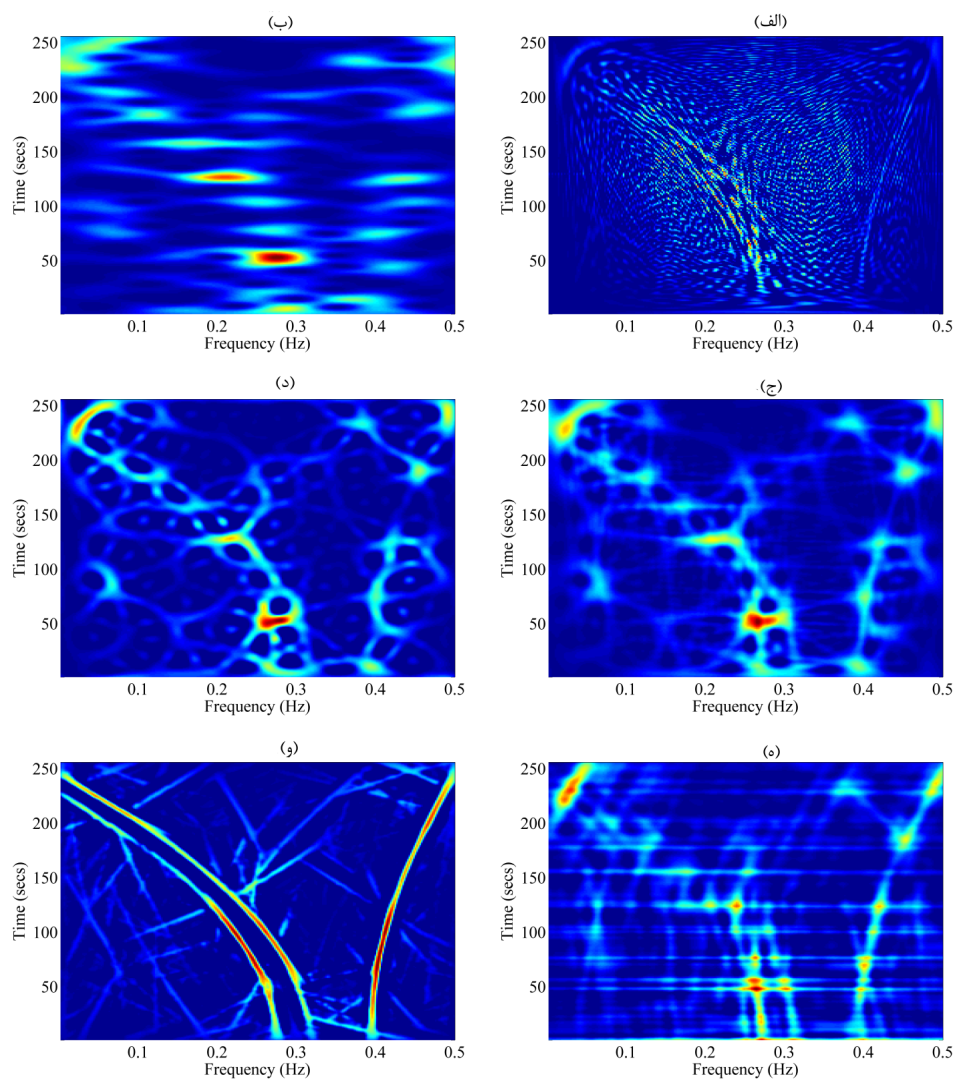


شکل ۱۱.۴: MSE سیگنال بازیابی شده براساس روش‌های مبتنی بر گرادیان، آستانه‌گذاری پی‌درپی، EOMP و روش پیشنهادی

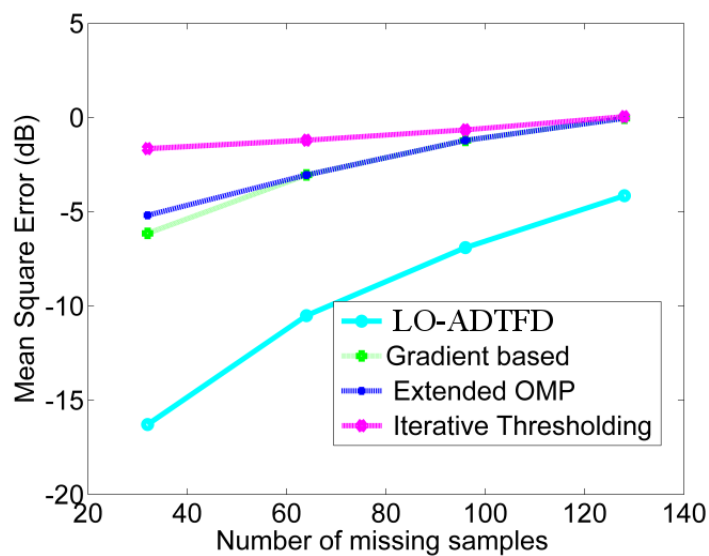
سیگنال چند مولفه با مولفه‌های نزدیک به هم: در ادامه یک سیگنال ۳ مولفه‌ای مانند $s_c(t) = s_1(t) + s_2(t) + s_3(t)$ را در نظر می‌گیریم که با نرخ ۲۵۶ هرتز نمونه‌برداری شده و مدت آن ۱ ثانیه است. در این سیگنال $s_1(t) = e^{j(200\pi t + 20\pi t^2)}$ ، $s_2(t) = e^{j(140\pi t - 60\pi t^2)}$ و $s_3(t) = e^{j(160\pi t - 60\pi t^2)}$ است. نصف نمونه‌های سیگنال به صورت تصادفی حذف شده است. نمایش زمان-فرکانس سیگنال بازسازی شده توسط روش پیشنهادی و مبتنی بر مجموعه‌ای از توزیع‌های مختلف را در شکل ۱۲.۴ مشاهده می‌کنیم. همان‌طور که از شکل پیداست فقط LO-ADTFD توانایی حفظ انرژی مولفه‌های سیگنال را داشته و دیگر توزیع‌ها در این امر شکست خورده‌اند. حال کارایی الگوریتم پیشنهادی را با دیگر الگوریتم‌های رایج بازسازی سیگنال‌های ناقص مانند روش‌های مبتنی بر گرادیان، آستانه‌گذاری پی‌درپی و EOMP مقایسه می‌کنیم. شکل ۱۱.۴ منحنی MSE بدست آمده از ۵۰ آزمون مونت کارلو برای حالت‌های مختلفی از تعداد نمونه‌های ناقص مانند ۳۲ تا ۱۲۸، را نشان می‌دهد. در این آزمون روش پیشنهادی در کل حالت‌ها کمترین MSE را داشته است.

۵.۴ نتیجه‌گیری

یک الگوریتم تخمین فرکانس آنی سیگنال‌های چندمولفه‌ای با مولفه‌های نزدیک به هم و متقاطع ارائه شد. روش داده شده از ترکیب یک توزیع زمان-فرکانس با رزولوشن بالا مانند LO-ADTFD و الگوریتم تخمین فرکانس آنی جدیدی که راستای لبه‌ها را برای ردگیری مولفه‌ها و جلوگیری از ترکیب شدن آنها در نحل تقاطع آنها بهره می‌برد. نتایج تجربی حاکی از برتری این روش نسبت به دیگر روش‌های نوین مانند روش‌های مبتنی بر ICCD-RPRG است. یک روش موثر برای بازسازی سیگنال‌های با نمونه‌های تنک بر مبنای فیلترینگ زمان-فرکانس ارائه شد. روش پیشنهادی به صورت پی‌درپی مولفه‌های سیگنال را با استفاده از توزیع LO-ADTFD استخراج نموده و در پایان جمع مولفه‌های



شکل ۱۲.۴: نمایش‌های زمان-فرکانس سیگنال بازیابی شده از سیگنال چندمولفه‌ای $S_c(t)$ با موجود بودن فقط نصف نمونه‌ها (الف) WVD؛ (ب) Spectrogram؛ (ج) $EMBD(\alpha = 0.1, \beta = 0.1)$ ؛ (د) $CKD(c = 1, D = 0.1, E = 0.1)$ ؛ (ه) AOKTFD و (و) LO-ADTFD.



شکل ۱۳.۴: MSE سیگنال بازیابی شده براساس روش‌های مبتنی بر گرادیان، آستانه‌گذاری پی‌درپی، EOMP و روش پیشنهادی

بدست آمده تقریب خوبی از سیگنال اصلی را ارائه داد. نقطه قوت LO-ADTFD متمرکز نمودن انرژی مولفه‌های اصلی در امتداد فرکانس‌های آنی است. فیلترینگ زمان-فرکانس خلا ناشی از نمونه‌های ناقص را پر می‌کند. روش پیشنهادی کارایی بهتری در مقایسه با دیگر روش‌های رایج بازسازی سیگنال‌های ناقص از جمله گرادیان کاهشی، EOMP و آستانه‌گذاری پی‌درپی ارائه داد.

فصل ۵

تشخیص امواج سوزنی با استفاده از آنالیز زمان-فرکانس و با کاربرد پردازش سیگنال‌های مغزی

۱.۵ مقدمه

امواج سوزنی سیگنال‌هایی با انرژی آنی بالا، پهنای باند بالا و گذرا می‌باشند. از نقطه‌نظر پردازش سیگنال، امواج سوزنی مولفه‌هایی از سیگنال هستند که دارای دو ویژگی انرژی بالا و فرکانس بالا می‌باشند. امواج سوزنی در بسیاری از سیگنال‌های واقعی مانند سیگنال‌های کیفیت توان، مغزی، زیست‌پزشکی و سیگنال‌های لرزه‌ای مشاهده می‌شود. تشخیص امواج سوزنی اهمیت فراوانی در پیش‌پردازش، پردازش و طبقه‌بندی این سیگنال‌ها دارد. برای مثال تشخیص امواج سوزنی در اختلال توان [۷۱] یا تشخیص فعالیت‌های تشنجی در سیگنال‌های EEG [۵۴]. در طبقه‌بندی و مرتب‌سازی سیگنال‌های عصبی، تشخیص امواج سوزنی معمولاً اولین مرحله در هر الگوریتم مرتب‌سازی می‌باشد. به‌همین صورت در پردازش دادگان لرزه‌ای، تشخیص و محدود سازی امواج سوزنی نقش مهمی در جدا سازی دادگان زمین لرزه از امواج سوزنی ایفا می‌نماید [۱۱۷]. فاکتورهای مختلفی وجود دارد که روش‌های تشخیص امواج سوزنی را بغرنج می‌نماید [۱۰۷]؛ مانند ابزارهای ضبط و مسیر انتقال داده، فاصله‌ی نزدیک بین منابع تولید کننده‌ی امواج سوزنی که منجر به سوار شدن امواج سوزنی روی یکدیگر در پروب می‌شود [۸۲] و نویز گاوسی. روش‌های تشخیص امواج سوزنی

مبتنی بر فرض ایستایی یا شبه مانایی سیگنال، در تشخیص امواج سوزنی سیگنال‌های با پیش‌زمینه‌ی غیرمانا ناتوانند. در این رساله بدون از دست دادن عمومیت موضوع بر روی تشخیص امواج سوزنی در سیگنال‌های EEG متمرکز می‌شویم. رایج‌ترین شیوه‌ی تشخیص امواج سوزنی به‌ویژه در سیستم‌های تعبیه‌شده، آستانه‌گذاری دامنه‌ی سیگنال است [۱۰]. امواج سوزنی با کنترل دامنه‌ی سیگنال تشخیص داده می‌شود، به این صورت که هرگاه دامنه از حد مشخص شده بالاتر رود به‌عنوان امواج سوزنی در نظر گرفته می‌شود. کارایی این روش وابسته به انتخاب درست آستانه است. یک توازن بین تعداد امواج سوزنی تشخیص داده‌شده (انتخاب آستانه‌ی پایین) و دقت (انتخاب آستانه‌ی بالا) این روش‌ها وجود دارد. این شیوه همچنین در حالتی که دامنه‌ی سیگنال بزرگ بوده و امواج سوزنی دامنه‌ی نسبی کوچکی داشته باشند ناتوان است.

روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تشخیص امواج سوزنی ارائه شده است [۳۶]، اما این روش‌ها کارایی خوبی در SNR پایین ندارند [۱۰۵]. اپراتور انرژی غیرخطی NEO^1 یک ابزار رایج برای تشخیص امواج سوزنی می‌باشد [۶۷]. روش NEO حساس به‌نویز بوده و برای سیگنال‌های چند مولفه‌ای مقادیر نامطلوب DC و مولفه‌های تداخلی متغیر با زمان ایجاد می‌نماید. این محدودیت‌ها با استفاده از هموارسازی NEO که منجر به تولید روشی جدید به‌نام $SNEO^2$ می‌شود، قابل جبران است. SNEO با کانال‌نمودن خروجی NEO با یک پنجره‌ی هموارساز بدست می‌آید. عمل هموارسازی، نویز و مولفه‌های تداخلی را حذف می‌نماید. [۸۷]. با این وجود SNEO نیز تا حدودی حساس به نویز است [۳۳]. یک روش قویتر برای تشخیص امواج سوزنی در SNR پایین استفاده از تطابق الگو (یکی از روش‌های رایج در پردازش تصویر و سیگنال) است [۴۸، ۷۶]. یک شکل موج که نشان‌دهنده‌ی شکل امواج سوزنی داده شده است به‌عنوان الگو انتخاب می‌گردد. سپس سیگنال با الگوی داده شده کانال‌نمود می‌گردد تا حالتی که مشابه الگوی داده شده است، پیدا شود. به‌رحال این روش نیازمند اطلاعات قبلی سیگنال است تا مشخصه‌ی امواج سوزنی را مدل نماید، این امر در محیط‌های نویزی به‌سهولت امکان‌پذیر نیست. در ضمن این روش امواج سوزنی را که مشابه الگو نباشند تشخیص نمی‌دهد. روش CoB^3 به‌شیوه‌ای انعطاف‌پذیر امواج سوزنی را حتی در حضور نویز گاوسی تشخیص می‌دهد [۱۰۵]. این روش کارایی بهتری نسبت به دیگر روش‌های موفق تشخیص امواج سوزنی ارائه می‌دهد [۸۸، ۳۲، ۱۲۰]. کارایی این روش همگام با افزایش میزان همبستگی نویز و سیگنال کاهش می‌یابد. در ضمن CoB فرض مانایی را برای سیگنال قائل است، لذا مناسب تشخیص امواج سوزنی در حالتی که سیگنال پس‌زمینه غیرماناست، نمی‌باشد. برای تشخیص امواج سوزنی با پس‌زمینه‌ی غیرمانایی، روش‌های زمان-فرکانس قابلیت بهتری از خود نشان داده‌اند. در [۵۴] روشی ارائه شده است که در آن دو برش فرکانس از صفحه‌ی زمان-فرکانس سیگنال برداشت شده و SNEO آنها محاسبه می‌گردد. اگر در یک زمان هر دو SNEO قله ایجاد نمایند، در آن برش زمانی امواج سوزنی رخ داده است [۵۴]. این روش فرض می‌نماید که سیگنال مورد نظر فعالیت‌های با فرکانس بالا ندارد.

در این رساله شیوه‌ای جدید مبتنی بر راستای انرژی سیگنال در حوزه‌ی زمان-فرکانس ارائه می‌شود که مشخصه‌ی زمان-فرکانس امواج سوزنی را از پس‌زمینه‌ی غیرمانا استخراج می‌نماید. برتری روش پیشنهادی نسبت به دو روش SNEO و CoB نشان داده می‌شود [۷۲].

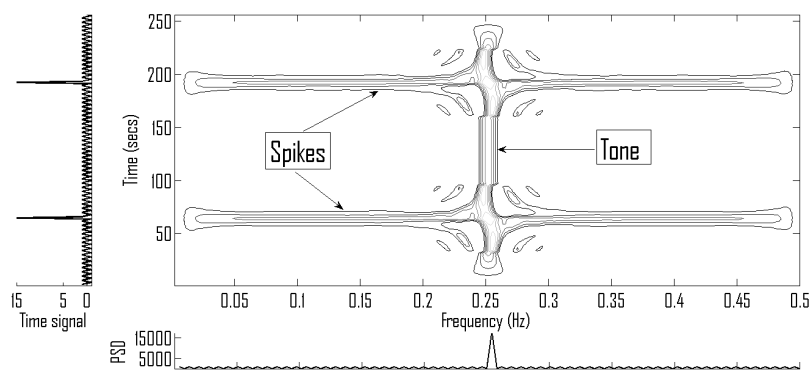
¹Non-linear energy operator

³Cepstrum of Bispectrum

²Smoothed NEO

۲.۵ روش پیشنهادی

طبیعت غیرمانای بسیاری از سیگنال‌های واقعی مانند EEG و یا سیگنال‌های عصبی، پردازش و تشخیص امواج سوزنی در این سیگنال‌ها را مشکل نموده است. توزیع‌های زمان-فرکانس درجه‌دو روش‌های رایجی هستند که برای پردازش سیگنال‌های غیرمانا استفاده می‌شوند. به‌منظور پردازش امواج سوزنی در حوزه‌ی زمان-فرکانس، سیگنالی را در نظر می‌گیریم که از دو مولفه‌ی تن و امواج سوزنی تشکیل شده است. شکل ۱.۵ امواج سوزنی را به‌صورت خطوط موازی با محور فرکانس نشان می‌دهد. بنابراین در حوزه‌ی زمان-فرکانس می‌توان امواج سوزنی را با پیدا نمودن نقاطی از صفحه‌ی زمان-فرکانس که راستای اصلی انرژی آنها در امتداد محور فرکانس است، تشخیص داد. راستای بیشترین انرژی در هر



شکل ۱.۵: نمایش زمان-فرکانس یک سیگنال با مولفه‌های تن و سوزنی

نقطه با مقایسه‌ی همبستگی هسته‌ی هموارساز راستادار با قدرمطلق توزیع درجه‌دو در آن نقطه بدست می‌آید [۱۰].

$$\theta(t, f) = \arg \max_{\theta} \left| (|\rho(t, f)|) \underset{(t, f)}{**} \gamma_{\theta}(t, f) \right|. \quad (1.5)$$

که $\theta(t, f)$ راستای انرژی لبه‌ها در هر نقطه از صفحه‌ی زمان-فرکانس و $\gamma_{\theta}(t, f)$ مشتق دوم فیلتر گاوسی جهت‌دار را نشان می‌دهد. به‌منظور استخراج امواج سوزنی ضعیف در پس‌زمینه‌ی قوی، عبارت بالا را تغییر جزئی داده و لگاریتم قدرمطلق توزیع درجه‌دو را مدنظر می‌گیریم.

$$\theta(t, f) = \arg \max_{\theta} \left| \log(|\rho(t, f)|) \underset{(t, f)}{**} \gamma_{\theta}(t, f) \right|. \quad (2.5)$$

$\gamma_{\theta}(t, f)$ به صورت زیر محاسبه می‌شود

$$\gamma_{\theta}(t, f) = \frac{ab}{2\pi} \frac{d^2}{df_{\theta}^2} e^{-a^2 t_{\theta}^2 - b^2 f_{\theta}^2}, \quad (3.5)$$

که $t_{\theta} = t \cos(\theta) + f \sin(\theta)$ و $f_{\theta} = -t \sin(\theta) + f \cos(\theta)$. θ زاویه‌ی چرخش نسبت به محور زمان است. پارامترهای a و b پهنای فیلتر را به ترتیب در امتداد محورهای اصلی و جزئی کنترل می‌کنند. این پارامترها به‌صورت خودکار بهینه می‌شوند [۸۶]. در پژوهش‌های پیشین نشان داده شده است که با هموارسازی یک توزیع درجه‌دو توسط

$\gamma_{\theta}(t, f)$ درامتداد راستای اصلی لبه‌ها، یک توزیع درجه‌دوی با وضوح بالا بدست می‌آید. [؟]. این توزیع‌ها، توزیع‌های جهت‌دار تطبیقی نامیده شده و به صورت زیر تعریف می‌شوند [؟]:

$$\rho_{(adapt)}(t, f) = \rho(t, f) \underset{t}{*} \underset{f}{*} \gamma_{\theta(t, f)}(t, f) \quad (4.5)$$

تمامی نقاطی که موازی محور فرکانس بوده و $\theta(t, f) = \frac{\pi}{4}$ به‌عنوان نقاط امواج سوزنی دسته‌بندی می‌شوند. لذا مشخصه‌ی امواج سوزنی را می‌توان به‌صورت زیر استخراج نمود:

$$\rho_S(t, f) = \rho_{(adapt)}(t, f) \quad \text{for} \quad \rho_{(adapt)}(t, f) = \frac{\pi}{4} \quad (5.5)$$

$$\rho_S(t, f) = 0 \quad \text{otherwise} \quad (6.5)$$

با محاسبه‌ی حاشیه‌ی زمانی $\rho_S(t, f)$

$$h(t) = \int \rho_S(t, f) df \quad (7.5)$$

سیگنال زمانی حامل امواج سوزنی بدست می‌آید. حال با اعمال یک آستانه‌ی مناسب، امواج سوزنی مشخص می‌شوند. مراحل این روش در الگوریتم ۴ آمده است.

الگوریتم ۴ تشخیص امواج سوزنی

ورودی: سیگنال متشکل از قطار ضربه‌ی سوار شده بر پس‌زمینه‌ی سیگنال خروجی: امواج سوزنی

- ۱: توزیع درجه‌دوی سیگنال را بر اساس Eq. ۲.۵ محاسبه کن
 - ۲: راستای انرژی سیگنال را بر اساس Eq. ۲۵.۳ در هر نقطه از صفحه‌ی زمان-فرکانس محاسبه کن.
 - ۳: ADTFD سیگنال را بر اساس راستاهای تخمین زده شده و معادله‌ی Eq. ۴.۵ محاسبه کن.
 - ۴: فقط نقاطی را نگه دار که راستای انرژی آنها موازی محور فرکانس هستند (۶.۵)
 - ۵: حاشیه‌ی زمانی سیگنال را با جمع نقاط صفحه‌ی زمان-فرکانس در امتداد لبه‌ها و با استفاده از معادله‌ی ۷.۵ محاسبه کن.
-

مراحل انجام الگوریتم را با در نظر گرفتن یک سیگنال مصنوعی به‌عنوان مثال نشان می‌دهیم:

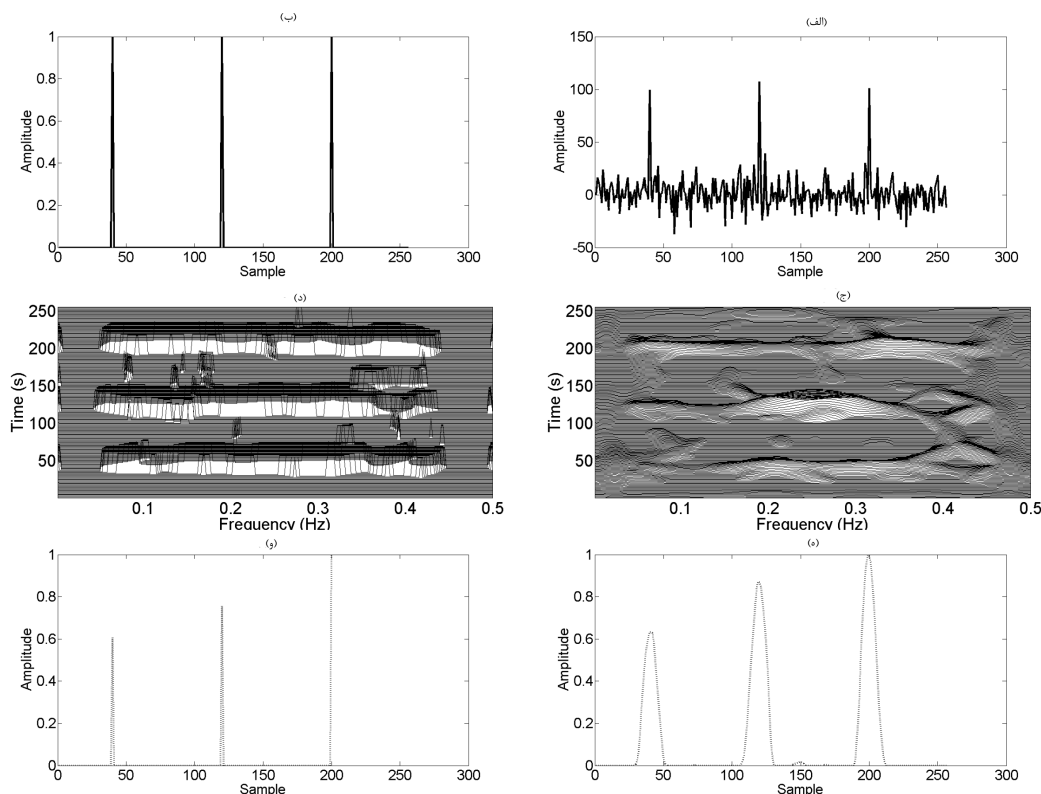
$$x(t) = s(t) + q(t) \quad (8.5)$$

که $s(t)$ به‌عنوان سیگنال پس‌زمینه به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{cases} s(t) = \cos(0.1\pi(t) + 0.000002\pi(t)^3) + 0.5 \cos(0.1\pi(t) - 0.0000002\pi(t)^3) \\ 0 \leq t \leq 25 \end{cases} \quad (9.5)$$

و $q(t)$ قطار ضربه است. نمایش زمانی سیگنال $x(t)$ با $SNR = 0$ در شکل ۲.۵(a) نشان داده شده است. شکل ۶.۴(b)

موقعیت ضربه‌ها را نمایش می‌دهد. شکل‌های ۲.۵، (c)، (d)، (e)، (f) مراحل کلیدی الگوریتم را که شامل محاسبه‌ی ADTFD، استخراج مشخصه‌های فرکانسی ضربه‌ها، محاسبه‌ی حاشیه‌ی زمانی و تشخیص قله‌ی هر موج سوزنی را به ترتیب نشان می‌دهد.



شکل ۲.۵: (الف) سیگنال مصنوعی شامل قطاری از ضربه (ب) موقعیت ضربه‌ها (ج) ADTFD سیگنال (د) ADTFD بدست آمده از حذف مولفه‌های فرکانسی بجز نقاطی که بر روی خطوط موازی محور فرکانس قرار گرفته‌اند (ه) سیگنال بازیابی شده با استفاده از محاسبه‌ی حاشیه‌ی زمانی و (و) قله‌های تشخیص داده شده.

۳.۵ مقایسه‌ی کارایی روش پیشنهادی تشخیص امواج سوزنی با دیگر روش‌های رایج

کارایی روش پیشنهادی را با روش‌های SNEO و CoB با استفاده از سیگنال‌های مختلف زیر بررسی می‌کنیم:

- یک سیگنال غیرمانا شامل مولفه‌های با فرکانس‌های بالا و پایین
- سیگنال EEG مصنوعی ایجاد شده با استفاده از روش داده شده در [۱۰۷]
- یک سیگنال حقیقی EEG که از پایگاه‌داده‌ی فرایبرگ برداشت شده است.

کارایی روش پیشنهادی بر مبنای نرخ برخورد HR^1 ، دقت و خطا بررسی می‌گردد. اندازه‌ها به صورت زیر تعریف می‌گردند:

¹ Hit rate

• نرخ برخورد

$$\frac{\text{TruePositive}}{\text{FalseNegative} + \text{TruePositive}} \quad (10.5)$$

• دقت

$$\frac{\text{TruePositive}}{\text{FalseNegative} + \text{FalsePositive}} \quad (11.5)$$

• خطا

$$\frac{\text{FalsePositive} + \text{FalseNegative}}{\text{TrueNegative} + \text{TruePositive} + \text{FalseNegative} + \text{FalsePositive}} \quad (12.5)$$

۱.۳.۵ سیگنال مصنوعی

سیگنال نویزی $x(t) = q(t) + s(t)$ را در نظر می‌گیریم که در آن $q(t)$ قطاری از امواج سوزنی بوده و در شکل ۳.۵(a) نشان داده شده است. $s(t)$ یک سیگنال غیرمانا و شامل هردو مولفه‌ی فرکانس بالا و پایین است، این سیگنال به صورت زیر تعریف می‌شود:

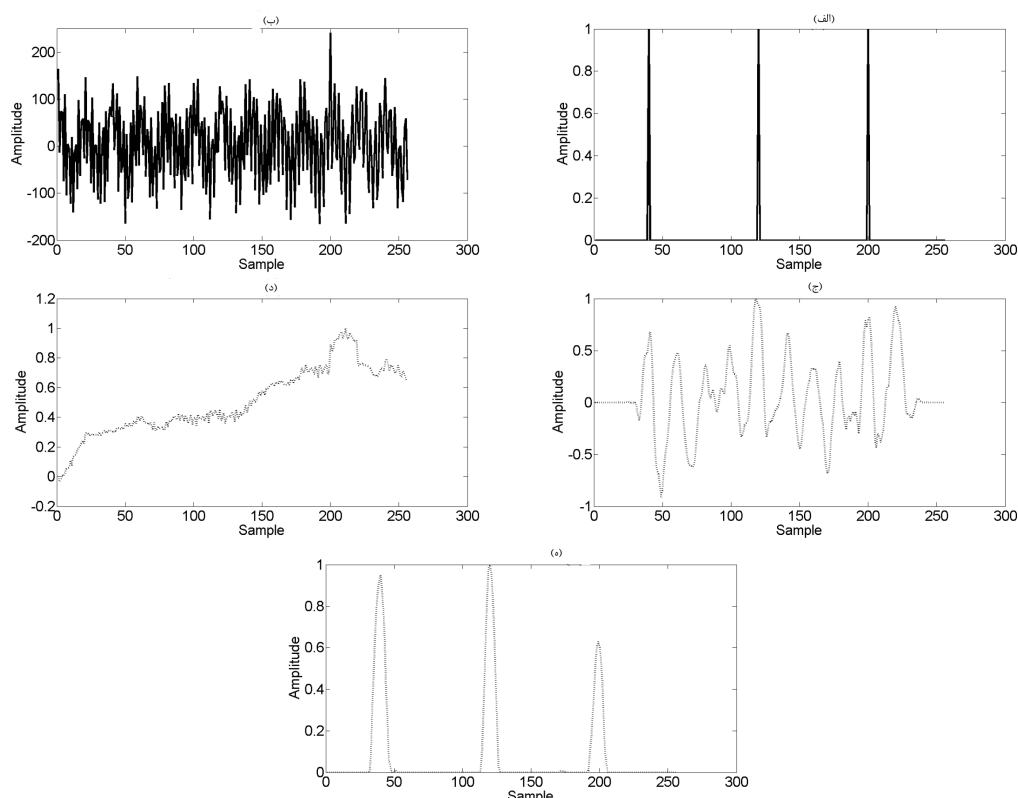
$$\begin{cases} s(t) = 50 \cos(0.1\pi(t) + 0.000002\pi(t)^3) + 100 \cos(0.8\pi(t) - 0.00000014\pi(t)^3) \\ 0 \leq t \leq 25 \end{cases} \quad (13.5)$$

شکل

۳.۵(b) سیگنال $x(t)$ را نشان می‌دهد که دارای $SNR = 15dB$ می‌باشد. خروجی‌های CoB، SNEO و روش پیشنهادی در شکل‌های ۳.۵(c)، (d)، (e) به ترتیب نشان داده شده است. روش‌های CoB و SNEO قله‌های نادرست زیادی را تولید می‌کنند، لذا مناسب شناسایی امواج سوزنی در سیگنال‌های با پس‌زمینه‌ی غیرایستا نمی‌باشند.

۲.۳.۵ سیگنال مصنوعی خارج سلولی

یکی از محک‌های خوب برای ارزیابی نمودن روش‌های تشخیص امواج سوزنی، سیگنال الکتروفیزیولوژیک خارج سلولی است. با این وجود برای تخمین خطا، نیاز به دانش موقعیت امواج سوزنی در رکورد وجود دارد. متأسفانه بدست آوردن این اطلاعات در یک سیگنال حقیقی مشکل است. لذا در این تحقیق سیگنال‌های نوروفیزیولوژی سنتز شده‌ی خارج سلولی را مد نظر قرار می‌دهیم که موقعیت امواج سوزنی مشخص شده است. سیگنال‌های سنتز شده‌ی خارج سلولی شامل قطاری از ضربه، نویز عصبی همبسته و نویز ناهمبسته می‌باشد [۱۰۷]. برای این آزمایش، یک سیگنال ۰.۵ ثانیه‌ای آمیخته با ۴ نویز همبسته و ۲ نویز ناهمبسته را در نظر می‌گیریم که نرخ نمونه‌برداری آن $10000 Hz$ می‌باشد. این سیگنال با استفاده از نرم‌افزار توصیف شده در [۱۰۷] تولید شده است. نویزهای همبسته و ناهمبسته از ترکیب خطی سیگنال‌های داخل

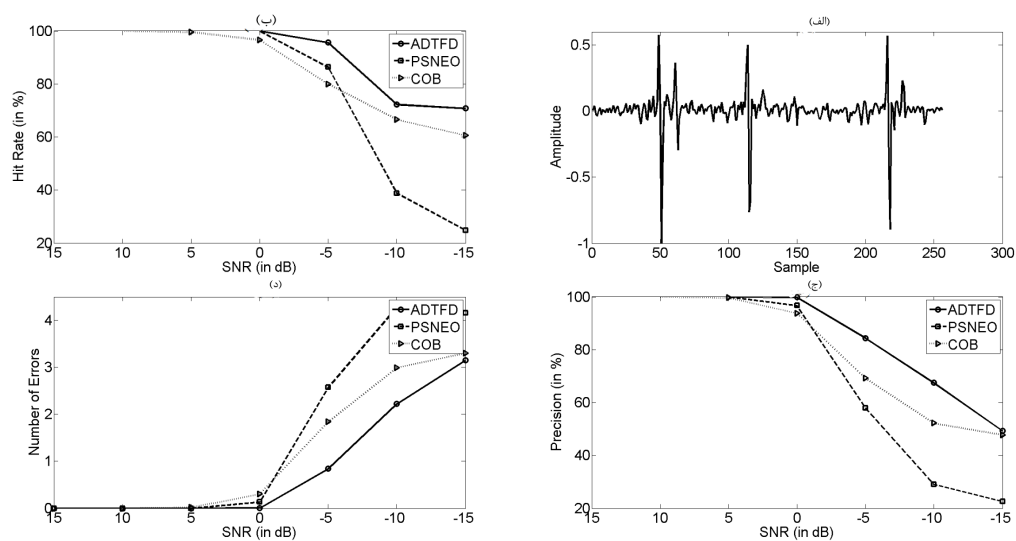


شکل ۳.۵: (الف) قطاری از ضربه (ب) سیگنال مصنوعی شامل مولفه‌های فرکانس بالا (ج) خروجی *CoB* (د) خروجی *SNEO* و (ه) خروجی روش پیشنهادی

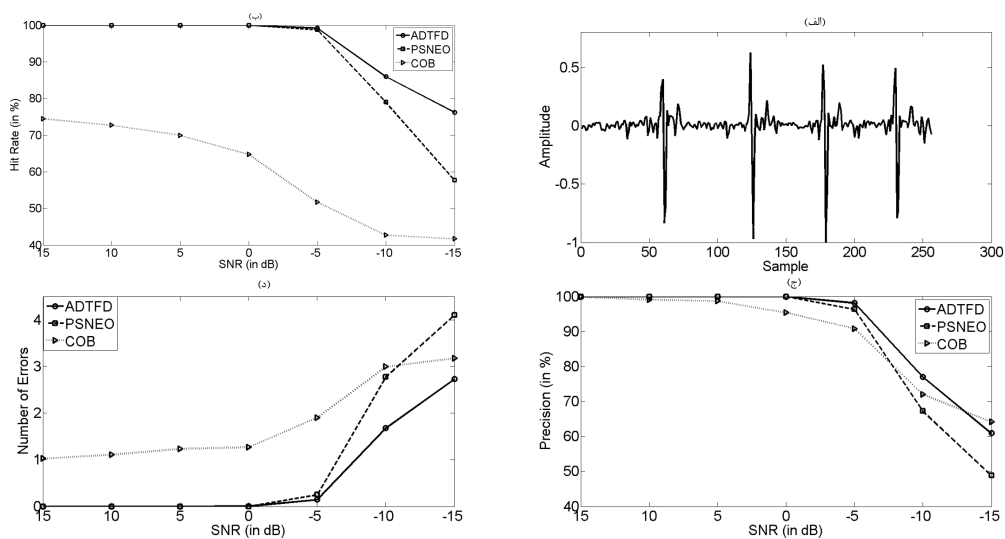
سلولی وزن‌دار شده و جمع‌شده و مشتق دوم و سوم آنها بدست می‌آیند. پارامترهای مربوط به کنترل نسبت نویزهای همبسته به ناهمبسته توسط کاربر قابل تغییر است. در این آزمایش پارامترهای پیش‌فرض استفاده شده است. سیگنال بدست آمده سپس با فاکتور ۱۶ دوباره نمونه‌برداری می‌گردد. اولین ۲۵۶ نمونه‌ی سیگنال به‌عنوان سیگنال تست مورد نظر قرار می‌گیرد. نمایش زمانی سیگنال در شکل ۴.۵ (a) نشان داده شده است. به‌منظور مقایسه‌ی عددی کارایی روش پیشنهادی با *SNEO* و *CoB* با استفاده از سیگنال مورد نظر ۲۰۰ آزمایش مونت کارلو در SNR های $[-15, \dots, 15]$ dB انجام می‌شود. شکل ۴.۵ نشان می‌دهد که تمامی روش‌ها کارایی خوبی را از نظر نرخ برخورد، دقت و خطا در $SNR = 0$ و مقادیر بالاتر ارائه می‌دهند. با این‌وجود روش پیشنهادی بهترین کارایی را برای $SNR < 0$ ارائه می‌دهد. آزمایش را با استفاده از یک سیگنال که وزن نویز ناهمبسته‌ی آن نسبت به نویز ناهمبسته‌ی سیگنال مورد استفاده در آزمایش قبل دو برابر می‌باشد، تکرار می‌نماییم. شکل ۵.۵ نشان می‌دهد که کارایی روش پیشنهادی همگام با افزایش دامنه‌ی نویزهای همبسته و ناهمبسته کاهش نمی‌یابد، درحالی‌که کارایی دیگر روش‌ها حتی در SNR بزرگتر از صفر نیز کاهش می‌یابد.

۳.۳.۵ سیگنال حقیقی EEG

برای مقایسه‌ی کارایی روش پیشنهادی در آنالیز سیگنال‌های حقیقی، پایگاه داده‌ی داده شده در [۲۹] را مورد استفاده قرار می‌دهیم. یک قطعه سیگنال تشنجی با طول ۲۵۷ نمونه را که با نرخ ۳۲ هرتز نمونه‌برداری شده است، در نظر می‌گیریم. نمایش زمانی و ADTFD آن به‌ترتیب در شکل‌های ۶.۵ (a) و (b) آمده است. توزیع بدست آمده از حفظ مولفه‌های امواج

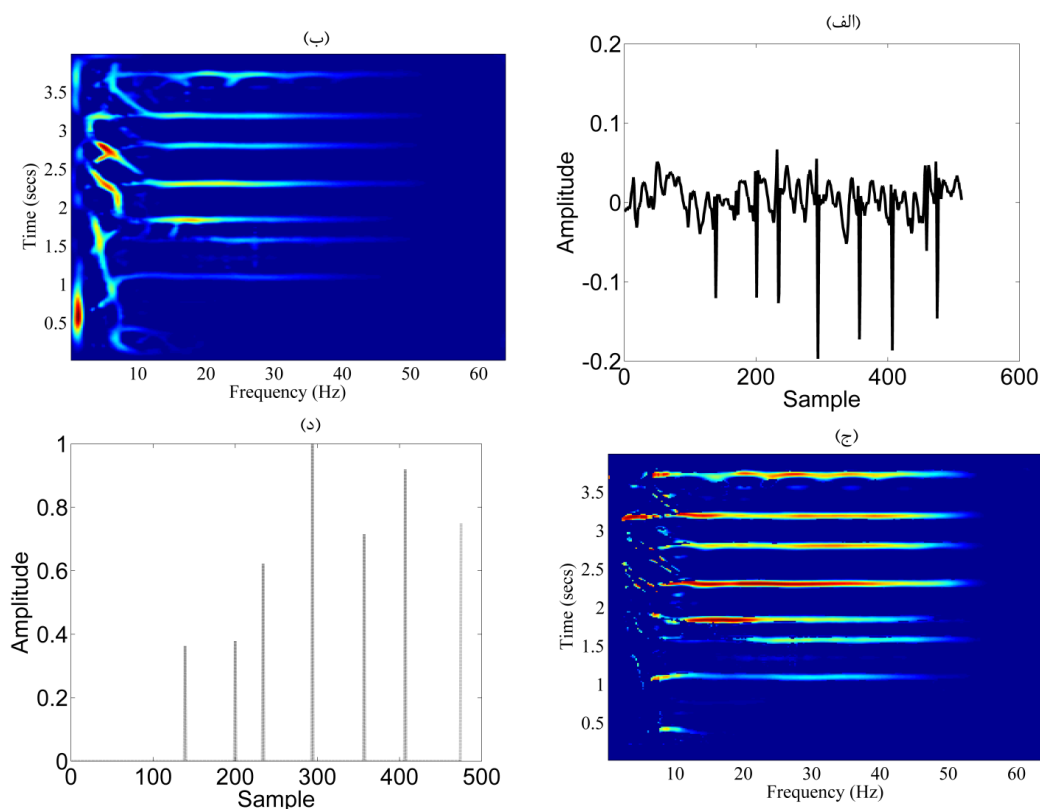


شکل ۴.۵: (الف) نمایش زمانی یک سیگنال سنتز شده‌ی خارج سلولی (ب) متوسط نرخ ضربه (ج) متوسط میزان دقت (د) تعداد خطاها برای سیگنال در SNR های مختلف



شکل ۵.۵: (الف) نمایش زمانی یک سیگنال سنتز شده‌ی خارج سلولی (ب) متوسط نرخ ضربه (ج) متوسط میزان دقت (د) تعداد خطاها برای سیگنال در SNR های مختلف

سوزنی در حوزه‌ی زمان-فرکانس در شکل ۶.۵ (c) نشان داده شده است. شکل ۶.۵ (d) نشان می‌دهد که تمامی امواج سوزنی در ADTFD ظاهر شده و با موفقیت توسط روش پیشنهادی کشف شده‌اند.



شکل ۶.۵: (الف) سیگنال حقیقی EEG (ب) نمایش زمان-فرکانس سیگنال (ج) توزیع زمان-فرکانس بدست آمده با حفظ مولفه‌های به موازات محور فرکانس (د) امواج سوزنی تشخیص داده شده توسط روش پیشنهادی

۴.۵ نتیجه‌گیری

روشی مبتنی بر آنالیز زمان-فرکانس برای تشخیص امواج سوزنی ارائه شد. روش پیشنهادی از راستای توزیع انرژی مولفه‌های سیگنال برای جداسازی مشخصه‌های امواج سوزنی از پس‌زمینه‌ی سیگنال بهره می‌برد. مشخصه‌های زمان-فرکانس استخراج شده‌ی مربوط به امواج سوزنی در امتداد محور زمان تصویر شده و حاشیه‌ی زمانی سیگنال محاسبه می‌شود. برروی حاشیه‌ی زمانی بدست آمده یک آستانه اعمال شده و امواج سوزنی کشف می‌شوند. کارایی روش پیشنهادی با استفاده از سیگنال‌های مصنوعی و حقیقی آزمایش گردید. نتایج تجربی حاکی از برتری روش پیشنهادی نسبت به دیگر روش‌های SNEO و CoB از نظر صحت و نرخ برخورد می‌باشد.

فصل ۶

تشخیص خودکار سیگنال‌های تشنجی با استفاده از HADTFD بهینه شده بر مبنای تنکی سیگنال در صفحه‌ی زمان-فرکانس

۱.۶ مقدمه

صرع به‌عنوان یک بیماری مغزی قلمداد می‌شود که بیمار بیشتر از دو تشنج را تجربه می‌کند. تشنج صرعی نتیجه‌ی تخلیه‌ی بارخودکار، هماهنگ و بیش از حد یک گروه از سلول‌های مغزی است [۶۰]. الکتروانسفالوگرام روش استاندارد است که برای ضبط فعالیت‌های الکتریکی مغزی استفاده می‌شود. سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام EEG، به‌عنوان ابزار مهمی جهت تشخیص و پیش‌بینی بیماری صرع به‌کار گرفته شده‌اند. تشخیص خودکار بیماری صرع براساس پردازش سیگنال EEG توسط یک ماشین خودکار، نیاز به مراقبت ۲۴ ساعته‌ی بیمار توسط متخصص نورولوژی را برطرف می‌نماید. پردازش سیگنال و استخراج ویژگی‌های مفید از مهمترین بخش‌های این ماشین خودکار است. روش‌های کشف تشنج در سیگنال EEG در دو دسته‌ی وابسته به بیمار و مستقل از بیمار قرار می‌گیرند. روش‌های وابسته به بیمار رایج‌تر بوده چراکه این روش‌ها صحت تشخیص بالاتری را ارائه می‌دهند [۱، ۱۲۳، ۱۲۴، ۷۹، ۱۹]. به‌هرحال این روش‌ها نیازمند به آموزش طبقه‌بند برای هر بیمار می‌باشند. در مقابل روش‌های مستقل از بیمار نیاز به این شیوه از آموزش را ندارند، اما صحت تشخیص پایین‌تری را ارائه می‌دهند [۹۱، ۳، ۹۶]. هر دو شیوه شامل مراحل زیر می‌باشند:

۱. انتقال سیگنال به حوزه‌ی مناسب، برای مثال از حوزه‌ی زمان به حوزه‌ی فرکانس

۲. استخراج ویژگی‌ها

۳. آموزش طبقه‌بند

این مطالعه‌ی موردی با هدف توسعه‌ی یک سیستم طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG مبتنی بر دو مرحله‌ی اول از مراحل بالا انجام می‌پذیرد. سیگنال EEG را می‌توان در حوزه‌ی زمان، فرکانس و زمان-فرکانس نمایش داد [۲۶]. تحقیقات انجام گرفته نشان دهنده‌ی عدم توانایی روش‌های زمان و فرکانس برای آنالیز سیگنال‌های EEG می‌باشد. تجزیه و تحلیل زمان-فرکانس روش مناسبی برای آنالیز سیگنال‌های غیرمانا به‌ویژه EEG به‌شمار می‌رود. حوزه‌ی زمان فاقد اطلاعات فرکانسی و حوزه‌ی فرکانس فاقد اطلاعات زمانی سیگنال است. نمایش زمان-فرکانس شامل هر دو اطلاعات می‌باشد. لذا اگر اطلاعات این حوزه به صورت درستی در فرم ویژگی‌های زمان-فرکانس استخراج گردد، صحت طبقه‌بندی بالایی را فراهم می‌نماید. برای بهره‌وری از نمایش زمان-فرکانس برای طبقه‌بندی سیگنال‌ها، روش‌های مختلفی برای استخراج ویژگی‌ها از نمایش زمان-فرکانس ارائه شده است، بعضی از این روش‌ها در ادامه آمده است:

۱. **ویژگی‌های فرکانس‌آنی:** بیشتر سیگنال‌های حقیقی به‌صورت سیگنال‌های AM-FM مدل می‌شوند. این سیگنال‌ها

کاملاً با پارامترهای مدل AM-FM که فاز آنی، فرکانس آنی، دامنه‌ی آنی و تعداد کل مولفه‌ها می‌باشند، مشخص می‌شوند. برای این سیگنال‌ها، پارامترهای استخراج شده از فرکانس آنی یا دامنه‌ی آنی منتهی به نتایج طبقه‌بندی بهتری می‌شود [۴۳، ۴۰، ۱۰۶، ۴۹]. پارامترهای وابسته به فرکانس آنی و دامنه‌ی آنی را می‌توان از توزیع‌های زمان-فرکانس و یا روش‌های مبتنی بر تجزیه‌ی تجربی مودی بدست آورد [۲۶، ۴۲، ۴۹].

۲. **ویژگی‌های آنتروپی:** اندازه‌های آنتروپی زمان-فرکانس مانند آنتروپی رنی و یکنواختی^۱ زمان-فرکانس را می‌توان

برای جداسازی سیگنال‌های با تمرکز انرژی بالا از سیگنال‌هایی که انرژی پخش شده‌ای از سیگنال را در صفحه‌ی زمان-فرکانس ارائه می‌دهند، به کار برد [۲۴، ۲۶]. برای مثال در مورد سیگنال‌های EEG فعالیت‌های تشنجی در حوزه‌ی زمان-فرکانس تنک بوده در حالی که سیگنال پس‌زمینه بدین صورت نیست. [۲۹].

۳. **ویژگی‌های الگویی:** ویژگی‌های زمان-فرکانس الگو، مرتبط با جهت و شکل توزیع انرژی در صفحه‌ی زمان-فرکانس می‌باشند. این ویژگی‌ها از کانال‌ها نمودن توزیع زمان-فرکانس با مجموعه‌ای از ماسک‌های کانولوشن

مانند فیلترهای تجزیه‌ی موجک یا فیلترهای جهت‌دار بدست می‌آیند. این ویژگی‌ها به صورت چند تصویر فیلتر شده استخراج می‌شوند که از آنها ویژگی‌های آماری استخراج می‌شود [۱۱۸، ۸۹، ۱۰۸].

۴. روش‌های دیگری مانند روش‌های کاهش بعد برای استخراج مستقیم ویژگی‌ها از یک توزیع زمان-فرکانس، فیلتر

همگام و ویژگی‌های آماری را می‌توان نام برد [۵۲، ۵۸، ۵۰، ۷۵، ۲۳].

در پژوهش‌های پیشین نشان داده شده است که توسعه‌ی ویژگی‌های فرکانسی به ویژگی‌های زمان-فرکانس، کارایی طبقه‌بندی سیگنال‌ها را بهبود می‌بخشد [۲۴]. همچنین نشان داده شد که توزیع‌های با وضوح بالاتر کارایی بهتری دارند [۲۹، ۷۰].

^۱Flatness

در ادامه ساختار مطالعه‌ی موردی ارائه می‌شود

۱. روش HADTFD بهینه شده برای تجزیه و تحلیل سیگنال EEG به کار گرفته می‌شود. این روش وضوح بهتری از انرژی مولفه‌ها در صفحه‌ی زمان-فرکانس نسبت به دیگر روش‌های موجود ارائه می‌دهد [۸۶].

۲. ویژگی‌ها در ابتدا به صورت مستقل از کانال‌های مختلف استخراج شده سپس با استفاده از میانگین مکانی ترکیب می‌شوند

۳. یک سیستم طبقه‌بندی کامل طراحی شده و کارایی آن بر مبنای روش مستقل از بیمار اعتبار سنجی می‌شود

۴. کارایی روش استفاده شده با استفاده از پایگاه داده‌ی بزرگی و بر مبنای اعتبارسنجی متقابل LOO بررسی می‌شود.

دادگان استفاده شده در این فصل سیگنال‌های EEG ضبط شده در بیمارستان فرایبرگ آلمان است که در فصل ۱ توصیف شده است.

۱.۱.۶ پیش‌پردازش دادگان به منظور حذف نویز

برای حذف نویز از دادگان استفاده شده فیلترهای ذیل اعمال می‌گردد

۱. یک فیلتر باتروورت از درجه‌ی ۱۲ برای حذف نویز ۵۰ هرتز برق شهر

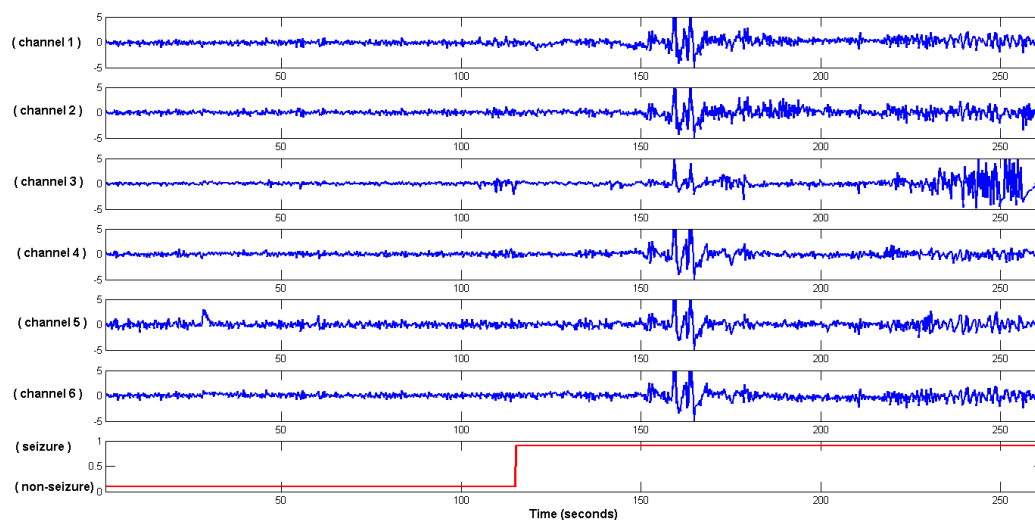
۲. یک فیلتر باتروورت پایین‌گذر با فرکانس قطع ۶۴ هرتز برای حذف فرکانس‌های بالا

۳. یک فیلتر باتروورت بالاگذر با فرکانس قطع ۵۰۰ هرتز برای حذف مولفه‌ی DC.

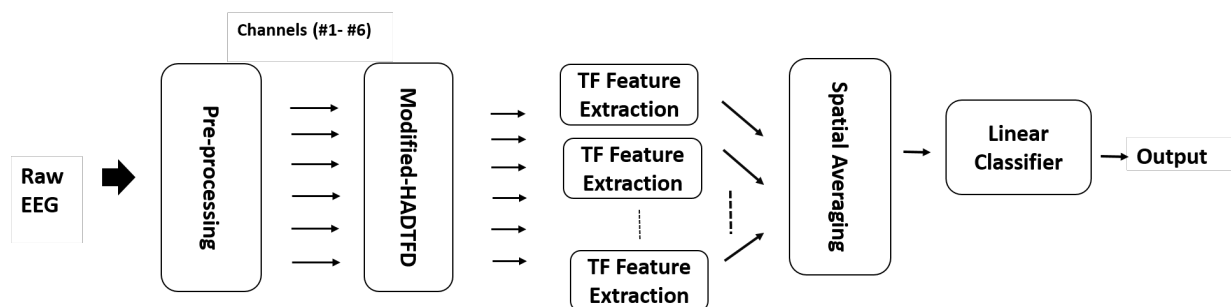
بعد از پیش‌پردازش تمامی دادگان با نرخ ۱۲۸ هرتز مجدداً نمونه‌برداری می‌شوند. پایین آوردن نرخ نمونه‌برداری به منظور کاهش پیچیدگی محاسبات انجام می‌پذیرد. از آنجاکه سیگنال‌ها از مریض‌های مختلفی جمع‌آوری می‌شوند، آنها را نرمالایز نموده تا میانگین صفر و واریانس یکتا برقرار شود. با این رویکرد روش تشخیص نسبت به هیچ‌کدام از مریض‌ها بایاس نخواهد داشت. پهنای باند سیگنال دلخواه برای آزمایش از ۶۰ هرتز تجاوز نمی‌نماید، لذا نمونه‌برداری مجدد تاثیری بر نتایج نخواهد داشت. شکل ۱.۶ یک سیگنال ضبط شده از مریض شماره ۲ را نشان می‌دهد که حاوی هر دو حالت نرمال و تشنجی است.

۲.۶ روش پیشنهادی

روش پیشنهادی برای طبقه‌بندی شامل آنالیز سیگنال EEG توسط HADTFD بهینه شده و استخراج ویژگی‌ها از توزیع بدست آمده است. این دو مرحله در زیربخش‌های بعد توضیح داده می‌شود. فلوچارت کامل سیستم ارائه شده در شکل ۲.۶ نشان داده شده است.



شکل ۱.۶: نمایش ۶ کاناله‌ی سیگنال EEG ضبط شده از مریض شماره ۲ پایگاه داده‌ی فرایبرگ، شامل هر دو حالت نرمال و تشنجی



شکل ۲.۶: فلوچارت سیستم تشخیص تشنج

۱.۲.۶ HADTFD کاملاً خودکار

روش زمان-فرکانس مورد استفاده همان HADTFD با اندکی بهینه سازی است. طول پنجره در HADTFD به صورت دستی انتخاب می گردد، در اینجا این پارامتر بر اساس میزان تنگی سیگنال در صفحه ی زمان-فرکانس بهینه می گردد. هر چه سیگنال در صفحه ی زمان-فرکانس تنکتر باشد دارای مولفه های تداخلی کمتری بوده و میزان پخش انرژی مولفه های اصلی در اطراف لبه ها کمتر است. بر مبنای این ایده مقدار GI^1 توزیع زمان-فرکانس به عنوان معیار تنگی سیگنال در صفحه ی زمان-فرکانس بدست آمده از توزیع محاسبه می گردد. برای یک بردار با مقادیر حقیقی $s, s(1) \leq s(N)$ به صورت زیر تعریف می شود:

$$GI = 1 - \frac{2}{N} \sum_{n=1}^N \frac{s(n)}{\|s\|_1} \frac{N - n + 0.5}{N}. \quad (1.6)$$

سیگنال های با کمترین مقادیر غیرصفر، بیشترین GI را دارند. بنابراین اندازه ی GI میزان تنگی سیگنال را در صفحه ی زمان-فرکانس نشان می دهد. برای محاسبه ی GI یک TFD^2 شکل برداری آن محاسبه می شود. برای یک سیگنال چند مولفه ای مانند $z(t)$ مجموعه ی P به صورت $P = \{(a_1, b_1), (a_2, b_2), \dots, (a_i, b_i), \dots, (a_L, b_L)\}$ تعریف می شود، حال برای هر عنصر از آرایه ی P طول پنجره ی بهینه بنا بر GI هر ADTFD محاسبه می گردد. لذا برای جستجوی طول پنجره ی بهینه ابتدا با مقدار کوچکی شروع نموده و آن را تا بدست آمدن طول بهینه افزایش می دهیم. با افزایش طول پنجره تمرکز انرژی سیگنال در صفحه ی زمان-فرکانس افزایش یافته تا جایی که این مقدار بنا به پخش انرژی توسط مولفه های کوتاه عمر کاهش یابد. این نقطه ی عطف طول بهینه را نشان می دهد. در این فرآیند تمرکز انرژی با توجه به معیار زیر محاسبه می گردد. این شکل از بهینه سازی، بهینه سازی به صورت جهانی است که در آن میزان تنگی سیگنال در تمام صفحه ی زمان-فرکانس مدنظر قرار می گیرد. بعد از بهینه سازی طول پنجره برای هر عنصر از مجموعه ی P ، دیگر پارامترهای ADTFD با استفاده از محاسبه ی هر کدام از ADTFD های مجموعه ی P و انتخاب کمترین مقدار در هر نقطه از (t, f) انجام می گیرد. الگوریتم داده شده برای محاسبه ی HADTFD بهینه شده به صورت زیر است:

الگوریتم ۵

ورودی: سیگنال ورودی

خروجی: Optimized - HADTFD سیگنال ورودی

۱: برای هر عنصر از مجموعه ی P ، $j \leftarrow 1$ ، $WL_j \leftarrow N/8$

۲: $ADTFD(s, P(i), WL_j)$ را محاسبه کن.

۳: $WL_j \leftarrow WL_j + 1$ و $ADTFD(s, P(i), WL_{j+1})$ را محاسبه کن.

۴: اگر $GI[ADTFD(s, P(i), WL_{j+1})] > GI[ADTFD(s, P(i), WL_j)]$ آنگاه

۵: برو به ۳.

۶: وگرنه

۷: $WL_{opt} \leftarrow WL_{j-1}$

۸: پایان اگر

۹: ADTFD های مختلف را بر اساس عناصر P و WL_{opt} های متناظر با هر عنصر، محاسبه کن.

۱۰: برای هر نقطه از صفحه ی زمان-فرکانس توزیع های بدست آمده، نقطه ی با کمترین مقدار اختلاف دو توزیع متوالی را برگردان.

¹ Gini index

² Time-frequency distribution

۲.۲.۶ استخراج ویژگی از دادگان ضبط شدهی چند کاناله

توصیف ویژگی ها

در این پژوهش ویژگی های زمان-فرکانس زیر که از توسعهی ویژگی های حوزهی فرکانس بدست آمده، استفاده شده است: [۲۴].

- شار زمان-فرکانس^۱: این ویژگی میزان تغییرات انرژی سیگنال را در حوزهی زمان-فرکانس اندازه می گیرد و به صورت زیر تعریف می شود [۲۴]:

$$TF_{FLUX} = \sum_{l=1}^N \sum_{m=1}^N \rho[n+l, k+m] - \rho[n, k] \quad (۲.۶)$$

که l و m راستایی از صفحهی زمان-فرکانس را مشخص می نمایند که تغییرات انرژی در امتداد آن تخمین زده می شود. در این پژوهش مقدار شار در امتداد قطرها ($l=1, m=1$) تخمین زده می شود.

- آنتروپی زمان-فرکانس: اندازهی تمرکز انرژی آنتروپی زمان-فرکانس اغلب برای بهینه سازی پارامترهای یک توزیع زمان-فرکانس استفاده می شود [۱۱۰]. این ویژگی را می توان برای طبقه بندی سیگنال های دارای انرژی متمرکز در صفحهی زمان-فرکانس نسبت به سیگنال های دارای انرژی پخش شده در صفحهی زمان-فرکانس به کار برد.
- تختی^۲ زمان-فرکانس: این اندازه به صورت نسبت میانگین هندسی توزیع به میانگین حسابی آن تعریف می شود

$$TF_{Flatness} = N^2 \frac{\prod_{n=1}^N \prod_{k=1}^N \rho[n, k]}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^N \rho[n, k]} \quad (۳.۶)$$

- آنتروپی رنی نرمال شده^۳ NRE: این اندازه میزان تصادفی بودن توزیع انرژی سیگنال را در حوزهی زمان-فرکانس نشان می دهد و به صورت زیر تعریف می شود [۲۴]:

$$TFRE = -\frac{1}{2} \log_2 \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^N \left(\frac{\rho[n, k]}{\sum_n \sum_k \rho[n, k]} \right)^2 \quad (۴.۶)$$

ترکیب ویژگی های چند کانال

در سیگنال های EEG ضبط چند کاناله فراهم می گردد. به منظور تشخیص تشنج، مهم است که اطلاعات استخراج شده از تمامی کانال ها را باهم ترکیب نمود تا یک تصمیم گرفته شود. این امر با استخراج ویژگی ها از کانال های مختلف و سپس محاسبه ی میانگین ویژگی های بدست آمده، امکان پذیر است.

¹Time-frequency Flux

³Normalized Renyi entropy

²Flatness

۳.۶ نتایج و بحث

۱.۳.۶ نتایج تجربی

در این تحقیق ویژگی‌های ذکر شده در بالا را از فایل ایکتال پایگاه داده استخراج می‌کنیم. بعد از پیش‌پردازش سیگنال‌های EEG آنها را به قطعات ۵۱۲ نمونه‌ای (۴ ثانیه‌ای) با همپوشانی ۵۰ درصد تقسیم می‌نماییم. مجموعه‌ای از ۲۰۷۲ قطعه سیگنال نرمال و ۲۰۷۲ قطعه سیگنال تشنجی از پایگاه داده استخراج می‌شود. این قطعات با استفاده از توزیع‌های WVD، S-method، CKD، Spectrogram، EMBD و modified-HADTFD به حوزه‌ی زمان-فرکانس انتقال می‌یابند. سپس ویژگی‌های زمان-فرکانس از این توزیع‌ها استخراج می‌گردد. باتوجه به عدم وجود تفسیر هر کانال به صورت مجزا، میانگین ویژگی‌های استخراج شده برای ۶ کانال محاسبه می‌شود. لذا مجموعه‌ای از ۲۰۷۲ بردار ویژگی برای هر کدام از سیگنال‌های صرعی و نرمال بدست می‌آید. به منظور مقایسه‌ی کارایی هر ویژگی به صورت مجزا، منحنی مشخصه عملکرد سیستم ROC^۱ آنالیز می‌شود. برای هر ویژگی ROC طبقه‌بند دودویی تخمین زده شده و سطح زیر نمودار ROC که AUC نامیده می‌شود، محاسبه می‌گردد. AUC قابلیت یک ویژگی برای جداسازی دو کلاس داده‌ای را نشان می‌دهد. جدول ۱.۶ AUC های بدست آمده برای ویژگی‌های داده شده مبتنی بر توزیع‌های زمان-فرکانس مشخص شده را نشان می‌دهد. در این جدول ویژگی شار زمان-فرکانس کاراترین ویژگی می‌باشد اگر از توزیع HADTFD بهینه استخراج شده باشد.

جدول ۱.۶: AUC مربوط به ویژگی‌های استخراج شده از توزیع‌های مختلف

<i>O - HADTFD</i>	<i>CKD</i>	<i>S - method</i>	<i>EMBD</i>	<i>Spectrogram</i>	<i>WVD</i>	
۰/۶	۰/۶	۰/۵۸	۰/۶۱	۰/۶۲	۰/۵۹	تختی
۰/۵۵	۰/۵	۰/۶۴	۰/۵۰	۰/۶۳	۰/۶۵	آنتروپی
۰/۹۴	۰/۶۶	۰/۵۲	۰/۶۳	۰/۶۱	۰/۶۰	شار

بردارهای ویژگی برای آموزش یک طبقه‌بند خطی استفاده می‌شوند. طبقه‌بندی براساس ترکیب خطی ویژگی‌ها به صورت زیر انجام می‌گیرد:

$$y = f(\vec{w} \cdot \vec{x}) = f\left(\sum_i w_i x_i\right) \quad (۵.۶)$$

که $\vec{w}$ یک بردار حقیقی از وزن‌ها و f یک تابعی است که حاصل ضرب داخلی بردار ورودی $\vec{x}$ و بردار وزن $\vec{w}$ را به خروجی دلخواه تصویر می‌نماید. نمونه‌های آموزشی برچسب‌دار برای محاسبه‌ی بردار وزن استفاده می‌شود. تابع f به سادگی تمامی مقادیر بالاتر از مقدار آستانه را به یک کلاس و دیگر مقادیر را به کلاس دیگر تصویر می‌کند. برای این منظور یک تراکم نرمال چندمتغیره‌ی با استفاده از برآورد متقابل کوواریانس بر هر گروه قالب می‌شود. با اعمال کمترین واریانس بین عناصر یک کلاس و بیشترین واریانس بین کلاس‌های مختلف عبارت زیر را بیشینه می‌کند.

$$J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_W w} \quad (۶.۶)$$

^۱ Receiver operating characteristic curve

که w ماتریس تصویر شده، S_B ماتریس پراکندگی بین کلاسی و S_W ماتریس پراکندگی داخل کلاسی است. تعریف ماتریس پراکندگی به صورت زیر است:

$$S_B = \sum_c (\mu_c - \bar{x})(\mu_c - \bar{x})^T \quad (7.6)$$

$$S_W = \sum_c \sum_{i \in c} (x_i - \mu_c)(x_i - \mu_c)^T \quad (8.6)$$

که $\bar{x}$ و μ_c میانگین کلی و نمونه‌ای دادگان است. تابع هدف J نسبت به تغییر مقیاس بردار $w \rightarrow \alpha w$ ثابت است. لذا w را می‌توان به صورتی در نظر گرفت که مخرج ۱ گردد، چراکه خودش مقداری اسکالر دارد. با این اوصاف مشکل بیشینه نمودن تابع هدف J به مشکل بهینه سازی محدود زیر تبدیل می‌شود:

$$\begin{aligned} \min_w \quad & -\frac{1}{4} w^T S_B w \\ \text{s.t.} \quad & w^T S_W w = 1 \end{aligned} \quad (9.6)$$

بنا به لاگرانژ

$$L(p) = -\frac{1}{4} w^T S_B w + \frac{1}{4} \lambda (w^T S_W w - 1) \quad (10.6)$$

شرایط Karush-Kuhn-Tucker ایجاب می‌کند که

$$S_B w = \lambda S_W w \Rightarrow S_W^{-1} S_B w = \lambda w \quad (11.6)$$

لذا w یک بردار ویژه از $S_W^{-1} S_B$ است. در پایان مشکل مقادیر ویژه‌ی عمومی برای ماتریس $S_W^{-1} S_B$ حل شده و جداساز خطی بدست می‌آید.

روش اعتبار سنجی LOO^1 برای برآورد کارایی سیستم تشخیص تشنج مستقل از بیمار به کار می‌رود، از آنجا که این روش یک روش استاندارد بوده که برای مقایسه‌ی روش‌های مختلف تشخیص تشنج استفاده شده است [۵۹، ۱۲۶، ۶، ۸۵]. در این روش دادگان تمام مریض‌ها بجز یک مریض برای آموزش طبقه‌بند استفاده می‌شود و داده‌ی مریض باقی مانده برای آزمایش طبقه‌بند استفاده می‌شود. این فرآیند آنقدر تکرار می‌شود تا زمانی که هر مریض شانس آزمایش شدن را بیابد. قبل از تغذیه‌ی طبقه‌بند توسط ویژگی‌ها، آنها را نرمالیزه می‌کنیم. جدول ۲.۶ نتایج طبقه‌بندی را از منظر ویژگی^۲، حساسیت^۳ و دقت کلی^۴ با استفاده از توزیع‌های مختلف نشان می‌دهد. همان‌طور که این جدول نشان می‌دهد CKD در بین روش‌های زمان-فرکانس با هسته‌ی مستقل از سیگنال، عملکرد بهتری نسبت به دیگر روش‌های این گروه ارائه داده است. این برتری به دلیل هموارسازی هسته‌ی این توزیع در راستای محورهای لگ و داپلر بوده که این دو راستا در واقع راستای مولفه‌های سیگنال تشنجی نیز می‌باشد. زیرا که این سیگنال‌ها دارای مولفه‌های سوزنی در راستای محور

¹Leave One Patient Out

²Specificity

³Sensitivity

⁴Total accuracy

فرکانس و مولفه‌های تون در راستای محور زمان می باشند. کمترین دقت مربوط به توزیع ویگنر-ویل بوده زیرا این توزیع مولفه‌های تداخلی زیادی را ایجاد نموده که کیفیت ویژگی‌های استخراج شده را پایین می‌آورد. توزیع HADTFD بهینه شده نمایش دقیقی از مولفه‌های سیگنال در صفحه‌ی زمان-فرکانس ارائه داده که منتهی به استخراج ویژگی‌های با خاصیت جداپذیری بالایی شده است. جدول ۳.۶ این نتایج را برای هر مریض و با اعمال HADTFD بهینه‌شده نشان می‌دهد. این اندازه‌ها به صورت زیر تعریف می‌شوند:

• ویژگی

$$\frac{\text{True Negative}}{\text{Total Number of True Negatives}} \quad (12.6)$$

• حساسیت

$$\frac{\text{True Positive}}{\text{Total Number of True Positive}} \quad (13.6)$$

• دقت کلی

$$\frac{\text{True Positive} + \text{True Negative}}{\text{Total Number of Examples}} \quad (14.6)$$

TN¹ تعداد قطعات نرمالی است که به درستی کشف شده است و TP² تعداد قطعات تشنجی است که درست تشخیص داده شده است.

جدول ۲.۶: نتایج طبقه‌بندی برای توزیع‌های مختلف

<i>O - HADTFD</i>	<i>CKD</i>	<i>S - method</i>	<i>EMBD</i>	<i>Spectrogram</i>	<i>WVD</i>	
۹۸/۵۶	۶۷/۶	۵۹/۴۵	۶۰/۷۱	۵۷/۳۲	۵۳/۰۹	دقت کلی
۹۹/۴۷	۶۷/۳۹	۷۳/۱۵	۶۰/۵۹	۶۲/۹۴	۷۲/۰۸	حساسیت
۹۹/۴۷	۶۷/۸۷	۴۵/۷۴	۶۰/۸۴	۵۱/۷۰	۳۴/۱۱	ویژگی

جدول ۳.۶: نتایج طبقه‌بندی برای هر بیمار با استفاده از روش *O - HADTFD*

P۹	P۸	P۷	p۶	p۵	P۴	P۳	P۲	Patient۱(P۱)	
۹۸/۰۹	۹۳/۰۶	۹۷/۰۸	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۹۸/۸۶	دقت کلی
۹۸/۲۱	۹۸/۲۱	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۹۸/۸۰	حساسیت
۹۸/۲۱	۹۸/۲۱	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۹۸/۸۰	ویژگی

۲.۳.۶ تفسیر نتایج

برای برآورد کارایی سیستم پیشنهادی مقایسه‌ی مبتنی بر قطعه اعمال شد. نتایج کلیدی این مقایسه در جدول‌های ۱.۶ و ۲.۶ به صورت زیر خلاصه می‌شود:

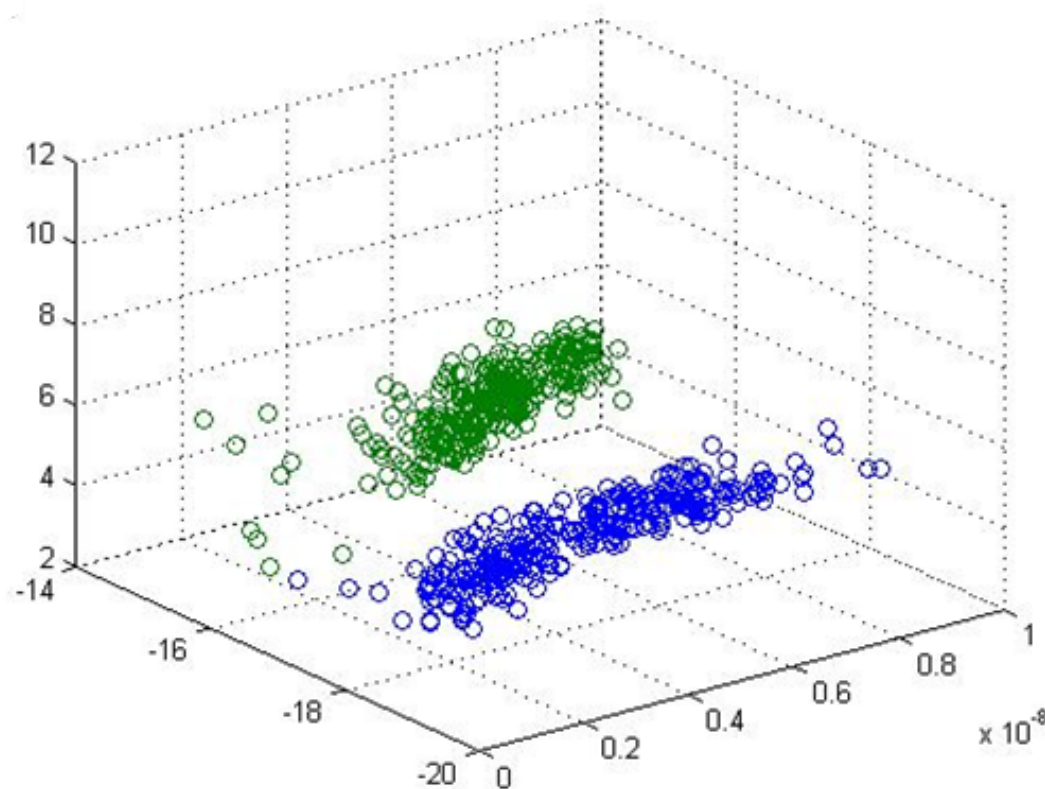
¹True Negative

²True Positive

- شار زمان-فرکانس در میان ویژگی‌های داده شده بهترین ویژگی می‌باشد زیرا این ویژگی $AUC = 0.94$ هنگام استفاده از HADTFD بهینه را ارائه می‌دهد.

- توزیع HADTFD بهینه‌ترین کارایی را در بین توزیع‌های داده شده دارد. زیرا صحت طبقه‌بندی ۹۸/۵۶ درصد را ارائه داده است که ۳۷ درصد از کارایی سیستم پیشنهادی مبتنی بر دیگر روش‌های زمان-فرکانس بالاتر است. علاوه بر این این نتایج با استفاده از طبقه‌بند ساده‌ی خطی بدست آمده است. این نوع از طبقه‌بندها توانایی عمومیت خوبی داشته و معمولاً از آموزش بیش از اندازه دوری می‌کنند.

کارایی بالای HADTFD بهینه شده به‌خاطر توانایی این روش در ارائه‌ی نمایشی با تمرکز بالا از مولفه‌های سیگنال در صفحه‌ی زمان-فرکانس است. تمرکز انرژی بالای مولفه‌ها منتهی به استخراج ویژگی‌های با خاصیت جدایی‌پذیری بالا می‌شود که براساس ترکیب خطی آنها سیگنال‌های تشنجی از پس‌زمینه قابل تفکیک است ۳.۶.

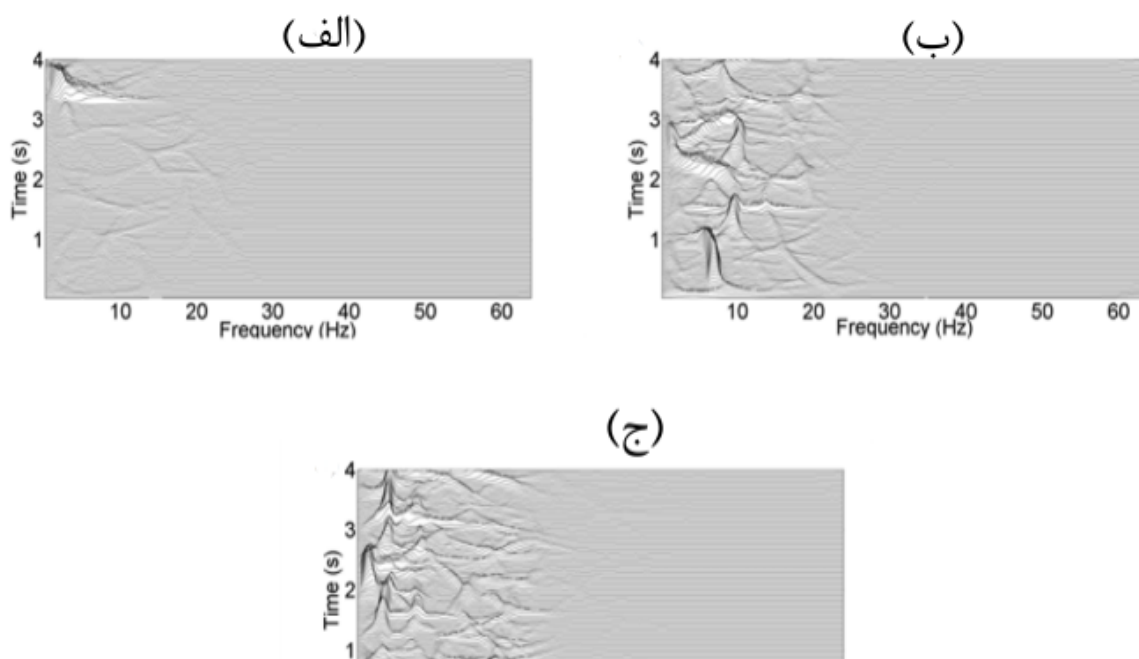


شکل ۳.۶: طرح پراکنده‌ی ویژگی‌های زمان-فرکانس استخراج شده از توزیع HADTFD بهینه شده. رنگ آبی نشان دهنده‌ی ویژگی‌های مربوط به سیگنال نرمال و رنگ سبز مربوط به ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال تشنجی.

۳.۳.۶ مقایسه‌ی کارایی روش ارائه شده با دیگر روش‌های موجود

جدول ۴.۶ کارایی روش ارائه شده را با تعدادی از روش‌های جدید که از یک پایگاه داده‌ی مشترک استفاده نموده‌اند، را مقایسه می‌نماید. این نکته شایان ذکر است که بهترین کارایی توسط روش داده شده در [۶۸] ارائه شده است حال

آنکه روش ما دومین مرتبه را دارد. این ضعف نسبی به این دلیل است که ما بر روی حالتی از طبقه‌بندی تمرکز کرده‌ایم که در آن سه قطعه‌ی نرمال، بلافاصله قبل از تشنج و تشنج موجود است. همانطور که شکل ۴.۶ نشان می‌دهد مشکل جداسازی سیگنال تشنجی از سیگنال بلافاصله قبل و یا بعد از تشنج سخت‌تر از جداسازی آن از سیگنال نرمالی است که فاصله‌ی زمانی زیادی با قطعه‌ی تشنجی دارد. باید توجه نمود که دیگر روش‌های داده شده بر روی جداسازی سیگنال تشنجی از سیگنال نرمال تمرکز دارند. در ضمن روش ارائه شده برای سناریوی مستقل از بیمار قابل اعتماد می‌باشد زیرا روش LOO برای اعتبارسنجی آن استفاده شده که تقریب بدون بایاسی را از خطای واقعی ارائه می‌دهد. لذا کارایی که توسط LOO ارائه می‌شود نزدیک به کارایی سیستم در طبقه‌بندی دادگانی است که قبلاً مشاهده نکرده است [۱۱۵].



شکل ۴.۶: توزیع زمان-فرکانس یک قطعه سیگنال EEG مربوط به بیمار شماره ۸ (الف) اینترایکتال، نرمال (ب) ایکتال، قبل از تشنج و (ج) ایکتال در حالت تشنج.

۴.۶ نتیجه‌گیری

در این فصل نشان داده شد که انتخاب یک توزیع زمان-فرکانس با وضوح بالا برای پیاده‌سازی یک سیستم طبقه‌بندی مبتنی بر آنالیز زمان-فرکانس برای تشخیص سیگنال‌های تشنجی مهم است. HADTFD بهینه شده که عملکرد بهتری از نظر وضوح مولفه‌ها نسبت به دیگر توزیع‌های زمان-فرکانس دارد، استخراج ویژگی‌های با خاصیت جداپذیری بالا را فراهم می‌نماید. این ویژگی‌ها منتهی به صحت طبقه‌بندی ۹۸/۵۶ درصد با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل LOO بر روی دادگان ۹ بیمار صرعی شد. این نتایج حتی با استفاده از اعمال یک فیلتر بر روی خروجی با توجه به همبستگی مکانی بین سیگنال‌های صرعی و نرمال، بهبود می‌یابد [۱۱۵].

جدول ۴.۶: مقایسه‌ی نتایج طبقه‌بندی سیگنال‌های صریح و نرمال توسط روش‌های مختلف با استفاده از پایگاه داده‌ی فرایرگ

Spec.%	Sens.%	Type of data	Patient-Selection	Method and features	Authors
۹۴/۸۹	۹۱/۷۲	Ictal and Interictal	Specific	Fractal interecept and relative fluctuation index	[۱۷۳] Yuan et al.
۹۷/۸	۶۸/۹	Ictal and Interictal	Specific	Entropy and rhythmicity	[۱] Arabi et al.
۹۹/۸۲	۸۷/۵	Ictal and Interictal	Independent/random	Multistage seizure detection	[۹۳] Raghunathan et al.
–	۹۶/۷۵	Ictal and Interictal	Independent/random	Wavelet and lacunarity and fluctuation index	[۱۷۸] Zhou et al.
۹۹/۴	۹۹/۸	Ictal and Interictal	Independent/random	Multiscale Principal Component Analysis and eigenvector	[۶۸] Kevric et al.
۹۷/۶۷	۹۲/۸۴	Ictal and Interictal	Independent/random	Multifractal analysis and alpha0, alpha(min), alpha(max)	[۱۷۱] Zhang et al.
۹۹/۰۸	۹۵/۴۵	Ictal and Interictal	Specific	sparse representation with online dictionary learning	[۷۹] Li et al.
۹۹/۹	۸۷/۵	Ictal and Interictal	Independent/random	Stationary Wavelet Transform	[۹۱] Oroasco et al.
۹۹/۶۷	۹۹/۶۷	Ictal	Independent/ Leave-one-patient-out	modified-HADTFD and TF-Flux, TF-Entropy, TF-Flatness	This work

فصل ۷

نتیجه‌گیری و چشم‌اندازی به آینده

۱.۷ نتیجه‌گیری

بیشتر سیگنال‌های واقعی مانند صوت، رکوردهای مغزی، رادار، سونار و سیگنال‌های لرزه‌ای، غیرمانا هستند. توزیع‌های زمان-فرکانس بهترین راه کار برای پردازش این گونه از سیگنال‌ها بوده و آنالیز سیگنال در این حوزه از آنالیز آن در هر کدام از حوزه‌های زمان یا فرکانس مزایای بیشتری به همراه دارد. وضوح بالا در نمایش مولفه‌های سیگنال مهمترین پارامتر برای کارایی این توزیع‌ها است. توزیع‌های راستا دار انطباق‌پذیر کارایی بهتری نسبت به دیگر توزیع‌های مبتنی بر هسته‌ی ثابت و انطباق‌پذیر ارائه می‌دهند. آن‌چه که در این پژوهش مورد مطالعه قرار گرفت مبانی، مفاهیم و مشکلات این کلاس از توزیع‌ها بود که به نوآوری‌های زیر منجر شد:

- در این پژوهش یک روش خودکار انطباق‌پذیر برای محاسبه‌ی توزیع زمان-فرکانس با وضوح بالا ارائه شد. روش ADTFD روشی جدید بوده که انرژی مولفه‌های یک سیگنال را با وضوح بالایی در صفحه‌ی زمان-فرکانس نشان داده و مولفه‌های تداخلی را سرکوب می‌نماید. با این حال نیازمند به تنظیم دستی پارامترهای خود می‌باشد. البته تنظیم دستی و دقیق پارامترها نیز کافی نیست زیرا یک مجموعه پارامتر برای انواع سیگنال‌ها قابل استفاده نیست، به‌ویژه اگر مولفه‌های یک سیگنال شامل مولفه‌های گذرا و نزدیک به هم باشد. محدودیت این روش بهینه‌سازی پارامترهای فیلتر است که به صورت دستی انجام شده، لذا به صورت محلی وفق‌پذیر نمی‌باشد. راه حلی ارائه شد که در آن پارامترهای ADTFD به صورت محلی بهینه شده و توزیعی خودکار و کاملاً انطباق‌پذیر فراهم گردید. بهینه‌سازی جهانی پارامترها برای سیگنال‌های شامل دو مولفه‌ی گذرا و نزدیک به هم به صورت همزمان نتیجه‌ی مطلوب را ارائه نمی‌دهد. ما یک الگوریتم دو مرحله‌ای برای حل این مشکل ارائه دادیم که در مرحله‌ی اول طول

پنجره‌ی فیلتر به‌صورت جهانی بهینه شده و در مرحله‌ی دوم پارامترهای کنترل‌کننده‌ی شکل فیلتر به‌صورت محلی بهینه می‌شوند. کارایی این روش هم به‌صورت بصری و هم عددی در نمایش با وضوح بالای هر دو مولفه‌ی گذرا و نزدیک به هم که به‌طور همزمان در سیگنال حضور دارند، نشان داده شد. نتایج بدست آمده حاکی از آن است که توزیع ارائه شده که LO-ADTFD نامیده شد، نسبت به تمامی توزیع‌های موجود کارایی بالاتری در نمایش دقیق مولفه‌های یک سیگنال غیرمانا در صفحه‌ی زمان-فرکانس ارائه می‌دهد.

- روش ADTFD جدای تنظیم دستی پارامترها دو مشکل اساسی دیگر دارد که قابلیت کاربرد آن را در پردازش سیگنال‌های واقعی مانند سیگنال‌های بیومدیکال محدود نموده است. اولین موضوع هزینه‌ی محاسباتی بالای این روش است که بیشتر از هزینه‌ی محاسباتی اغلب روش‌های موجود در حوزه‌ی زمان-فرکانس می‌باشد و دیگری حساسیت آن به حضور نویز می‌باشد. این هزینه مربوط به جستجوی راستاهای بهینه‌ی فیلتر در هر نقطه از صفحه‌ی زمان-فرکانس است که معمولاً شامل ۱۲۰ عمل فیلترینگ مکرر است. در این رساله روشی ارائه شد که در آن راستاهای بهینه با استفاده از تبدیل رادون تابع ابهام سیگنال تخمین زده شده و عمل فیلترینگ محدود به راستاهای تخمین زده شده می‌شود. تعداد این راستاها معمولاً بیشتر از تعداد مولفه‌های سیگنال نمی‌باشد. استفاده از این روش نه تنها هزینه‌ی محاسباتی را بسیار پایین آورد بلکه در پردازش سیگنال‌های نویزی موثر واقع شد. زیرا با محدود نمودن محدوده‌ی راستاهای جستجو به راستای مولفه‌ها، اثر نویز در صفحه‌ی زمان-فرکانس که به‌صورت لبه‌هایی ظاهر می‌شود، سرکوب می‌گردد.

- توزیع زمان-فرکانس معرفی شده LO-ADTFD برای شناسایی اسپایک در سیگنال‌های غیرمانا به کار گرفته شد. الگوریتم داده شده از راستای انرژی مولفه‌های سیگنال در حوزه‌ی زمان-فرکانس بهره برده تا اسپایک‌ها را در حضور سیگنال‌های با فرکانس بالا حتی در حالت سیگنال به نویز پایین تشخیص دهد. کارایی روش داده شده با استفاده از سیگنال‌های غیرمانای مصنوعی، سیگنال‌های مدل سیگنال EEG، و سیگنال حقیقی EEG برآورد شد. این کارایی بر اساس نرخ ضربه و دقت محاسبه گردید و نشان داده شد که کارایی الگوریتم داده شده بر اساس معیارهای ذکر شده از دیگر روش‌های رایج مانند SNEO بهتر است.

- آنالیز سیگنال‌های EEG یکی از روش‌های تشخیص صرع توسط پزشکان نورولوژی است. تشخیص خودکار سیگنال‌های تشنجی اهمیت کلینیکی زیادی دارد. یک روش مستقل از بیمار برای تشخیص سیگنال‌های تشنجی ارائه شد. در این سیستم خودکار از ویژگی‌های زمان-فرکانس برای طبقه‌بندی سیگنال‌ها استفاده شده است. کارایی سیستم وابسته به کیفیت تصویر ارائه شده توسط توزیع زمان-فرکانس می‌باشد. برای این منظور توزیع معرفی شده در این رساله را انتخاب نمودیم. صحت طبقه‌بندی سیستم داده شده ۹۸/۵۶ درصد بود که ۳۷ درصد از صحت طبقه‌بندی سیستم‌های مبتنی بر دیگر توزیع‌ها بیشتر بود. شایان ذکر است که این دقت فقط با استفاده از ۳ ویژگی شار، تختی و آنتروپی بدست آمده است.

- روشی جدید برای بازیابی نمونه‌های ناقص یک سیگنال چندمولفه ارائه شد. روش داده شده به‌صورت پی‌درپی مولفه‌های فرکانسی را به‌صورت پی‌درپی استخراج می‌کند. برای این امر ابتدا به کمک LO-ADTFD انرژی مولفه‌ها در امتداد فرکانس‌های آنی تمرکز یافت سپس با استفاده از فیلترینگ زمان-فرکانس مولفه‌ها استخراج گردید. فیلترینگ زمان-فرکانس، خلا ناشی از نمونه‌های ناقص را درون‌یابی می‌نماید. با ترکیب مولفه‌های

استخراج شده سیگنال بازسازی شده بدست می‌آید. برتری این روش نسبت به دیگر روش‌های رایج مانند گرادیان کاهشی و MP نشان داده شد.

۲.۷ محدودیت‌ها و ناتوانی‌های توزیع زمان-فرکانس ارائه شده در این پژوهش

کاستی‌ها و محدودیت‌های روش داده شده در این پژوهش که می‌توان در پژوهش‌های آینده مورد تحقیق قرار داد به شرح زیر است:

- با توجه به محاسبه‌ی چندین ADTFD هنگام محاسبه‌ی LO-ADTFD، هزینه‌ی محاسبات بالا بوده و مناسب کار با سیگنال‌های با نمونه‌ی زیاد نیست. برای پردازش این گونه سیگنال‌ها بهتر است سیگنال را به قطعات ۵۱۲ نمونه‌ای تقسیم نمود و LO-ADTFD هر قطعه را جدا حساب نمود.
- روش داده شده برای کاهش هزینه‌ی محاسباتی ADTFD مناسب سیگنال‌های با مدولاسیون فرکانسی خطی بوده و راه کار بهتری برای دیگر انواع غیرخطی نیاز است.
- روش پیشنهادی برای تخمین فرکانس آنی مختص سیگنال‌های با فرم AM-FM است، توسعه‌ی این روش برای دیگر سیگنال‌های غیر مانا پیشنهاد می‌شود.
- با توجه به محدود بودن دسترسی به پایگاه داده‌ی مورد استفاده در رساله، نتایج مربوط به آزمایش ۹ مریض است، پیشنهاد می‌شود آزمایش با پایگاه داده‌ی جامع‌تری انجام گردد.

۳.۷ کاربرد توزیع‌های زمان-فرکانس ارائه شده برای حل مشکلات مهندسی

توزیع ارائه شده در این رساله در حوزه‌های مهندسی زیر قابل استفاده است:

- سیگنال‌های با مدولاسیون فرکانسی سینوسی در بسیاری از کاربردها مانند رادار و مخابرات ظاهر می‌شوند. در پردازش سیگنال‌های رادار، قطعات با گردش دورانی سریع، لرزشی و یا نوسانی، سیگنالی را منعکس می‌نمایند که سبب اثر میکروداپلر در شکل سیگنال‌هایی با مدولاسیون فرکانسی سینوسی می‌شود. در عمل استخراج، تجزیه و تخمین پارامترهای این دسته از سیگنال‌ها اهمیت زیادی دارد زیرا این پارامترها مربوط به ابعاد فیزیکی و دیگر خصوصیات شی متحرک می‌باشد. بیشتر روش‌های استفاده شده برای شناسایی، استخراج و تخمین پارامترهای این سیگنال‌ها بر اساس دو رویکرد بنا شده‌اند. اولی براساس ایده‌ی پارامتریک بوده که در آن شکل سیگنال مطلوب انتخاب شده و سعی می‌شود با تطبیق پارامترهای مولفه‌ی مطلوب این مولفه‌ها استخراج شود. رویکرد دیگر براساس آنالیز زمان-فرکانس است که ویژگی‌های غیرمانای سیگنال از توزیع زمان-فرکانس سیگنال ترکیبی استخراج می‌شود. با توجه به اینکه LO-ADTFD نمایش واضح از مولفه‌های سیگنال ارائه می‌دهد گزینه‌ی مناسبی برای پردازش سیگنال‌های رادار به‌شمار می‌آید.

- توانایی تخمین فرکانس آنی توزیع‌های زمان-فرکانس اهمیت ویژه‌ای در بسیاری از کاربردها مانند رادار، سونار و بیومدیکال دارد. کارایی این پارامتر وابسته به کارایی توزیع زمان-فرکانس مورد استفاده می‌باشد. LO-ADTFD تصویر دقیق و درستی از انرژی مولفه‌های سیگنال در صفحه‌ی زمان-فرکانس ارائه می‌دهد که منجر به تخمین دقیق فرکانس‌های آنی می‌شود
- توزیع‌های زمان-فرکانس این امکان را فراهم می‌نمایند که الگوریتم‌های تخمین جهت ورود¹ DOA در سناریوهایی که تعداد منابع از اعداد حسگرها بیشتر هستند، به کار گرفته شوند. کارایی این الگوریتم‌ها وابسته به میزان وضوح و خوانایی توزیع زمان-فرکانس استفاده شده می‌باشد، LO-ADTFD را می‌توان در این الگوریتم‌ها مورد استفاده قرار داد.
- پردازش داده برای شبکه‌های داده‌ای لرزه‌ای که اطلاعات مربوط به زلزله را آنالیز می‌کنند، از اهمیت به‌سزایی برخوردار است. امکان پردازش دستی این سیگنال‌ها با توجه به حجم انبوه آنها وجود ندارد. در پردازش خودکار این دادگان، کیفیت دادگان ضبط شده نقش موثری در پردازش درست آنها ایفا می‌کند. ۳ مشکل اساسی در دادگان لرزه‌ای واقعی وجود دارد: اسپایک‌ها، دادگان تکراری و ازقلم افتادگی نمونه‌های داده. روش پیشنهادی در این پژوهش گزینه‌ی مناسبی برای تشخیص اسپایک‌ها در سیگنال‌های لرزه‌ای می‌باشد.

¹Direction of arrival

- [1] Aarabi, A., R. Fazel-Rezai, and Y. Aghakhani (2009). A fuzzy rule-based system for epileptic seizure detection in intracranial EEG. *Clinical Neurophysiology* 120(9), 1648 – 1657.
- [2] Abed, M., A. Belouchrani, M. Cheriet, and B. Boashash (2012, June). Time-frequency distributions based on compact support kernels: Properties and performance evaluation. *IEEE Transactions on Signal Processing* 60(6), 2814–2827.
- [3] Alam, S. M. S. and M. I. H. Bhuiyan (2013, March). Detection of seizure and epilepsy using higher order statistics in the EMD domain. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics* 17(2), 312–318.
- [4] Ali, S., N. A. Khan, M. Haneef, and X. Luo (2017, Nov). Blind source separation schemes for mono-sensor and multi-sensor systems with application to signal detection. *Circuits, Systems, and Signal Processing* 36(11), 4615–4636.
- [5] Ali Khan, N. and S. Ali (2017, Jul). Sparsity-aware adaptive directional time-frequency distribution for source localization. *Circuits, Systems, and Signal Processing*.
- [6] Alotaiby, T. N., S. A. Alshebeili, F. E. A. El-Samie, A. Alabdulrazak, and E. Alkhnaian (2016, Dec). Channel selection and seizure detection using a statistical approach. In *2016 5th International Conference on Electronic Devices, Systems and Applications (ICEDSA)*, pp. 1–4.
- [7] Amin, M., D. Borio, Y. Zhang, and L. Galleani (2017). Time-frequency analysis for gnss: From interference mitigation to system monitoring. *IEEE Signal Processing Magazine* 34(5), 85–95.
- [8] Amin, M., B. Jokanovic, and T. Dogaru (2014, Sept). Reconstruction of locally frequency sparse nonstationary signals from random samples. In *2014 22nd European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, pp. 1771–1775.
- [9] Amin, M., B. Jokanovic, Y. Zhang, and F. Ahmad (2015a). A sparsity-perspective to quadratic time-frequency distributions. *Digital Signal Processing* 46, 175–190.
- [10] Amin, M. G., B. Jokanovic, Y. D. Zhang, and F. Ahmad (2015b). A sparsity-perspective to quadratic time-frequency distributions. *Digital Signal Processing* 46, 175 – 190.
- [11] Andersson, F., M. Carlsson, and V. V. Nikitin (2015, May). Fast algorithms and efficient GPU implementations for the Radon transform and the back-projection operator represented as convolution operators. *ArXiv e-prints*.
- [12] Awal, M. A. and B. Boashash (2017). An automatic fast optimization of quadratic time-frequency distribution using the hybrid genetic algorithm. *Signal Processing* 131, 134 – 142.
- [13] Baraniuk, R. G. (1994, Nov). Wavelet soft-thresholding of time-frequency representations. In *IEEE International Conference on Image Processing*, Volume 1, pp. 71–74 vol.1.
- [14] Baraniuk, R. G., P. Flandrin, A. J. E. M. Janssen, and O. J. J. Michel (2001, May). Measuring time-frequency information content using the renyi entropies. *IEEE Transactions on Information Theory* 47(4), 1391–1409.
- [15] Baraniuk, R. G. and D. L. Jones (1993). Signal-dependent time-frequency analysis using a radially gaussian kernel. *Signal Processing* 32(3), 263 – 284.

- [16] Baraniuk, R. G. and D. L. Jones (1994, Jan). A signal dependent time-frequency representation: fast algorithm for optimal kernel design. *IEEE Transactions on Signal Processing* 42(1), 134–146.
- [17] Barkat, B. and B. Boashash (2001). A high-resolution quadratic time-frequency distribution for multicomponent signals analysis. *IEEE Transactions on Signal Processing* 49(10), 2232–2239.
- [18] Bedrosian, E. (1963, May). A product theorem for hilbert transforms. *Proceedings of the IEEE* 51(5), 868–869.
- [19] Bhattacharyya, A. and R. B. Pachori (2017, Sept). A multivariate approach for patient-specific eeg seizure detection using empirical wavelet transform. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 64(9), 2003–2015.
- [20] Boashash, B. (1992, Apr). Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal. i. fundamentals. *Proceedings of the IEEE* 80(4), 520–538.
- [21] Boashash, B. (2003). *Time-Frequency Signal Analysis and Processing: A Comprehensive Reference*. Elsevier, Oxford.
- [22] Boashash, B. (2016). *Time-Frequency Signal Analysis and Processing* (Second Edition ed.). Oxford: Academic Press.
- [23] Boashash, B. and G. Azemi (2014). A review of time-frequency matched filter design with application to seizure detection in multichannel newborn EEG. *Digital Signal Processing* 28, 28–38.
- [24] Boashash, B., G. Azemi, and N. A. Khan (2015). Principles of time-frequency feature extraction for change detection in non-stationary signals: Applications to newborn EEG abnormality detection. *Pattern Recognition* 48(3), 616–627.
- [25] Boashash, B., G. Azemi, and J. M. O’Toole (2013, Nov). Time-frequency processing of nonstationary signals: advanced TFD design to aid diagnosis with highlights from medical applications. *IEEE Signal Processing Magazine* 30(6), 108–119.
- [26] Boashash, B., G. Azemi, and J. M. O’Toole (2013, Nov). Time-frequency processing of nonstationary signals: Advanced TFD design to aid diagnosis with highlights from medical applications. *IEEE Signal Processing Magazine* 30(6), 108–119.
- [27] Boashash, B. and T. Ben-Jabeur (2012, July). Design of a high-resolution separable-kernel quadratic TFD for improving newborn health outcomes using fetal movement detection. In *11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications*, pp. 354–359.
- [28] Boashash, B., N. Khan, and T. Ben-Jabeur (2010). Time-frequency feature extraction and pattern recognition using high resolution tfds: A tutorial review. *Digital Signal Processing* 40, 1–30.
- [29] Boashash, B., N. A. Khan, and T. Ben-Jabeur (2015). Time-frequency features for pattern recognition using high-resolution tfds: A tutorial review. *Digital Signal Processing* 40, 1–30.
- [30] Boashash, B. and S. Ouelha (2017). An improved design of high-resolution quadratic time-frequency distributions for the analysis of non-stationary multicomponent signals using directional compact kernels. *IEEE Transactions on Signal Processing* PP(99), 1–1.
- [31] Boashash, B. and V. Sucic (2003, May). Resolution measure criteria for the objective assessment of the performance of quadratic time-frequency distributions. *IEEE Transactions on Signal Processing* 51(5), 1253–1263.
- [32] Borghi, T., R. Gusmeroli, A. Spinelli, and G. Baranauskas (2007). A simple method for efficient spike detection in multiunit recordings. *Journal of Neuroscience Methods* 163(1), 176 – 180.
- [33] Calvagno, G., M. Ermani, R. Rinaldo, and F. Sartoretto (2000). A multiresolution approach to spike detection in eeg. In *2000 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings (Cat. No.00CH37100)*, Volume 6, pp. 3582–3585 vol.6.
- [34] Candes, E. J. (2008). The restricted isometry property and its implications for compressed sensing. *Comptes Rendus Mathematique* 346(9), 589 – 592.

- [35] Candes, E. J., J. Romberg, and T. Tao (2006, Feb). Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Transactions on Information Theory* 52(2), 489–509.
- [36] Chandra, R. and L. M. Optican (1997, May). Detection, classification, and superposition resolution of action potentials in multiunit single-channel recordings by an on-line real-time neural network. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 44(5), 403–412.
- [37] Chen, G., J. Chen, G. Dong, and H. Jiang (2015). An adaptive non-parametric short-time fourier transform: Application to echolocation. *Applied Acoustics* 87, 131 – 141.
- [38] Chen, S., X. Dong, G. Xing, Z. Peng, W. Zhang, and G. Meng (2017). Separation of overlapped non-stationary signals by ridge path regrouping and intrinsic chirp component decomposition. *IEEE Sensors Journal* 17(18), 5994–6005.
- [39] Choi, H. I. and W. J. Williams (1989, Jun). Improved time-frequency representation of multi-component signals using exponential kernels. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 37(6), 862–871.
- [40] Cic, M., J. Soda, and M. Bonkovic. Automatic classification of infant sleep based on instantaneous frequencies in a single-channel EEG signal. *Computers in Biology and Medicine* 43(12), 2110–2117.
- [41] Cohen, L. (1989). Time-frequency distributions-a review. *Proceedings of the IEEE* 77(7), 941–981.
- [42] Dong, S., G. Azemi, and B. Boashash (2014). Improved characterization of HRV signals based on instantaneous frequency features estimated from quadratic time-frequency distributions with data-adapted kernels. *Biomed. Signal Proc. and Control* 10, 153–165.
- [43] Dong, S., B. Boashash, G. Azemi, B. Lingwood, and P. B. Colditz (2014). Automated detection of perinatal hypoxia using time-frequency-based heart rate variability features. *Med. Biol. Engineering and Computing* 52(2), 183–191.
- [44] Donoho, D. L. (2006). Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(4), 1289–1306.
- [45] Dugnot, B., C. Fernández, and G. Galiano (2007). Wolf population counting by spectrogram image processing. *Applied Mathematics and Computation* 186(1), 820–830.
- [46] Eleuteri, A., A. C. Fisher, D. Groves, and C. J. Dewhurst (2012). An efficient time-varying filter for detrending and bandwidth limiting the heart rate variability tachogram without resampling: Matlab open-source code and internet web-based implementation. *Computational and Mathematical Methods in Medicine* 2012, 6.
- [47] Flandrin, P. and P. Borgnat (2010, June). Time-frequency energy distributions meet compressed sensing. *IEEE Transactions on Signal Processing* 58(6), 2974–2982.
- [48] Franke, F., M. Natora, C. Boucsein, M. H. J. Munk, and K. Obermayer (2010). An online spike detection and spike classification algorithm capable of instantaneous resolution of overlapping spikes. *Journal of Computational Neuroscience* 29(1), 127–148.
- [49] Fu, K., J. Qu, Y. Chai, and T. Zou (2015). Hilbert marginal spectrum analysis for automatic seizure detection in EEG signals. *Biomedical Signal Processing and Control* 18, 179 – 185.
- [50] Ghoraani, B. and S. Krishnan (2011, Sept). Time-frequency matrix feature extraction and classification of environmental audio signals. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing* 19(7), 2197–2209.
- [51] Giv, H. H. (2013). Directional short-time fourier transform. *Journal of Mathematical Analysis and Applications* 399(1), 100 – 107.
- [52] Hamid, H., M. Mostefa, and B. Boualem (2004). Time-frequency feature extraction of newborn EEG seizure using svd-based techniques. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* 2004(16), 898124.

- [53] Haralick, R. M., S. R. Sternberg, and X. Zhuang (1987, July). Image analysis using mathematical morphology. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 9(4), 532–550.
- [54] Hassanpour, H., M. Mesbah, and B. Boashash (2004, May). Eeg spike detection using time-frequency signal analysis. In *2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Volume 5, pp. V–421–V–424 vol.5.
- [55] Hlawatsch, F. (1984). Interference terms in the wigner distribution. *Digital Signal Processing* 84, 363–367.
- [56] Hlawatsch, F., T. G. Manickam, R. L. Urbanke, and W. Jones (1995). Smoothed pseudo-wigner distribution, choi-williams distribution, and cone-kernel representation: Ambiguity-domain analysis and experimental comparison. *Signal Processing* 43(2), 149 – 168.
- [57] Hon, T. K. and A. Georgakis (2012, Oct). Enhancing the resolution of the spectrogram based on a simple adaptation procedure. *IEEE Transactions on Signal Processing* 60(10), 5566–5571.
- [58] Honeine, P., C. Richard, and P. Flandrin (2007, July). Time-frequency learning machines. *IEEE Transactions on Signal Processing* 55(7), 3930–3936.
- [59] Hosseini, M. P., A. Hajisami, and D. Pompili (2016, July). Real-time epileptic seizure detection from eeg signals via random subspace ensemble learning. In *2016 IEEE International Conference on Autonomic Computing (ICAC)*, pp. 209–218.
- [60] Hunyadi, B., P. Dupont, W. Van Paesschen, and S. Van Huffel (2017). Tensor decompositions and data fusion in epileptic electroencephalography and functional magnetic resonance imaging data. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery* 7(1), e1197–n/a. e1197.
- [61] Iatsenko, D., P. V. McClintock, and A. Stefanovska (2015). Linear and synchrosqueezed time-frequency representations revisited: Overview, standards of use, resolution, reconstruction, concentration, and algorithms. *Digital Signal Processing* 42, 1 – 26.
- [62] Ihle, M., H. Feldwisch-Drentrup, C. A. Teixeira, A. Witon, B. Schelter, J. Timmer, and A. Schulze-Bonhage (2012, June). Epilepsiae - a european epilepsy database. *Comput. Methods Prog. Biomed.* 106(3), 127–138.
- [63] Jokanovic, B., M. Amin, and T. Dogaru (2015, Jan). Time-frequency signal representations using interpolations in joint-variable domains. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 12(1), 204–208.
- [64] Jones, D. and R. Baraniuk (1995, Oct). An adaptive optimal-kernel time-frequency representation. *IEEE Transactions on Signal Processing* 43(10), 2361–2371.
- [65] Jones, D. L. and T. W. Parks (1990, Dec). A high resolution data-adaptive time-frequency representation. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 38(12), 2127–2135.
- [66] kai Lu, W. and Q. Zhang (2009, July). Deconvolutive short-time fourier transform spectrogram. *IEEE Signal Processing Letters* 16(7), 576–579.
- [67] Kaiser, J. F. (1990, Apr). On a simple algorithm to calculate the ‘energy’ of a signal. In *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 381–384 vol.1.
- [68] Kevric, J. and A. Subasi (2014). The effect of multiscale pca de-noising in epileptic seizure detection. *Journal of Medical Systems* 38(10), 131.
- [69] Khan, N. and B. Boashash (2013, Feb). Instantaneous frequency estimation of multicomponent nonstationary signals using multiview time-frequency distributions based on the adaptive fractional spectrogram. *Signal Processing Letters, IEEE* 20(2), 157–160.
- [70] Khan, N. A. and S. Ali (2016). Classification of EEG signals using adaptive time-frequency distributions. *Metrology and Measurement Systems* 23(2), 251–260.
- [71] Khan, N. A., F. Baig, S. J. Nawaz, N. Ur Rehman, and S. K. Sharma (2016). Analysis of power quality signals using an adaptive time-frequency distribution. *Energies* 9(11), 933.

- [72] Khan, N. A. and B. Boashash (2016). Multi-component instantaneous frequency estimation using locally adaptive directional time frequency distributions. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing* 30(3), 429–442.
- [73] Khan, N. A. and M. Sandsten (2016). Time-frequency image enhancement based on interference suppression in wigner-ville distribution. *Signal Processing* 127, 80 – 85.
- [74] Khan, N. A., I. A. Taj, M. N. Jaffri, and S. Ijaz (2011). Cross-term elimination in wigner distribution based on 2d signal processing techniques. *Signal Processing* 91(3), 590 – 599. *Advances in Fractional Signals and Systems*.
- [75] Khlif, M., P. Colditz, and B. Boashash (2013). Effective implementation of time-frequency matched filter with adapted pre and postprocessing for data-dependent detection of newborn seizures. *Medical Engineering Physics* 35(12), 1762 – 1769.
- [76] Kim, S. and J. McNames (2007). Automatic spike detection based on adaptive template matching for extracellular neural recordings. *Journal of Neuroscience Methods* 165(2), 165 – 174.
- [77] Kwok, H. K. and D. L. Jones (2000, Oct). Improved instantaneous frequency estimation using an adaptive short-time fourier transform. *IEEE Transactions on Signal Processing* 48(10), 2964–2972.
- [78] Lakshmanan, V. (2004, July). A separable filter for directional smoothing. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 1(3), 192–195.
- [79] Li, J., W. Zhou, S. Yuan, Y. Zhang, C. Li, and Q. Wu (2016). An improved sparse representation over learned dictionary method for seizure detection. *International Journal of Neural Systems* 26(01), 1550035. PMID: 26542318.
- [80] Liang, Z., X. Duan, and X. Li (2016). *Entropy Measures in Neural Signals*, pp. 125–166. Singapore: Springer Singapore.
- [81] Liu, S., Y. Zhang, and T. Shan (2018). Detection of weak astronomical signals with frequency-hopping interference suppression. *Digital Signal Processing* 72, 1–8.
- [82] Liu, X., X. Yang, and N. Zheng (2012, March). Automatic extracellular spike detection with piece-wise optimal morphological filter. *Neurocomput.* 79, 132–139.
- [83] Mallat, S. and Z. Zhang (1993). Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *IEEE Transactions on Signal Processing* 41, 3397–3415.
- [84] Malnar, D., V. Sucic, and J. O’Toole (2015). Automatic quality assessment and optimisation of quadratic time-frequency representations. *Electronics Letters* 51(13), 1029–1031.
- [85] Mathieson, S. R., N. J. Stevenson, E. Low, W. P. Marnane, J. M. Rennie, A. Temko, G. Lightbody, and G. B. Boylan (2016). Validation of an automated seizure detection algorithm for term neonates. *Clinical Neurophysiology* 127(1), 156 – 168.
- [86] Mohammadi, M., A. A. Pouyan, and N. A. Khan (2016). A highly adaptive directional time-frequency distribution. *Signal, Image and Video Processing* 10(7), 1369–1376.
- [87] Mukhopadhyay, S. and G. C. Ray (1998, Feb). A new interpretation of nonlinear energy operator and its efficacy in spike detection. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 45(2), 180–187.
- [88] Nenadic, Z. and J. W. Burdick (2005, Jan). Spike detection using the continuous wavelet transform. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 52(1), 74–87.
- [89] Nilufar, S., N. Ray, M. K. I. Molla, and K. Hirose (2012, March). Spectrogram based features selection using multiple kernel learning for speech/music discrimination. In *2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 501–504.
- [90] O’Neill, J. C. and W. J. Williams (1999, Mar). A function of time, frequency, lag, and doppler. *IEEE Transactions on Signal Processing* 47(3), 789–799.
- [91] Orosco, L., A. G. Correa, P. Diez, and E. Laciari (2016). Patient non-specific algorithm for seizures detection in scalp EEG. *Computers in Biology and Medicine* 71, 128 – 134.

- [92] Peyre, G. (2010). Best basis compressed sensing. *IEEE Transactions on Signal Processing* 58(5), 2613–2622.
- [93] Raghunathan, S., A. Jaitli, and P. P. Irazoqui (2011). Multistage seizure detection techniques optimized for low-power hardware platforms. *Epilepsy Behavior* 22, 61–68.
- [94] Rankine, L., M. Mesbah, and B. Boashash (2007, June). If estimation for multicomponent signals using image processing techniques in the time-frequency domain. *Signal Process.* 87(6), 1234–1250.
- [95] Rao, N. and P. Moharir (1998). A signal-dependent evolution kernel for cohen class time-frequency distributions. *Digital Signal Processing* 8(3), 158 – 165.
- [96] Riaz, F., A. Hassan, S. Rehman, I. K. Niazi, and K. Dremstrup (2016, Jan). EMD-based temporal and spectral features for the classification of EEG signals using supervised learning. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 24(1), 28–35.
- [97] Sahoo, S. and A. Makur (2010). Signal recovery from random measurements via extended orthogonal matching pursuit. *IEEE Transactions on Signal Processing* 63(10), 2572–2581.
- [98] Sang, T.-H. and W. J. Williams (1995, May). Renyi information and signal-dependent optimal kernel design. In *1995 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Volume 2, pp. 997–1000 vol.2.
- [99] Saulig, N., I. Orovic, and V. Sucic (2016). Optimization of quadratic time-frequency distributions using the local renyi entropy information. *Signal Processing* 129, 17–24.
- [100] Schmidt, E. M. (1984). Computer separation of multi-unit neuroelectric data: a review. *Journal of Neuroscience Methods* 12(2), 95 – 111.
- [101] Sejdic, E. and L. Chaparro. Time-frequency representations based on compressive samples. In *21st European Signal Processing Conference*.
- [102] Sejdic, E., I. Djurovic, and J. Jiang (2009). Time-frequency feature representation using energy concentration: An overview of recent advances. *Digital Signal Processing* 19(1), 153–183.
- [103] Sejdic, E., I. Orovic, and S. Stankovic (2017). Compressive sensing meets time-frequency: An overview of recent advances in time-frequency processing of sparse signals. *Digital Signal Processing*.
- [104] Sejdic, E., M. Rothfuss, M. Gimbel, and M. Mickle (2014). Comparative analysis of compressive sensing approaches for recovery of missing samples in implantable wireless doppler device. *IET Signal Processing* 8(3), 230–238.
- [105] Shahid, S., J. Walker, and L. S. Smith (2010, April). A new spike detection algorithm for extra-cellular neural recordings. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 57(4), 853–866.
- [106] Sharma, R., R. B. Pachori, and U. R. Acharya (2015). Application of entropy measures on intrinsic mode functions for the automated identification of focal electroencephalogram signals. *Entropy* 17(2), 669–691.
- [107] Smith, L. S. and N. Mtetwa (2007). A tool for synthesizing spike trains with realistic interference. *Journal of Neuroscience Methods* 159(1), 170 – 180.
- [108] Souli, S. and Z. Lachiri (2013). Multiclass support vector machines for environmental sounds classification in visual domain based on log-gabor filters. *I. J. Speech Technology* 16(2), 203–213.
- [109] Stankovic, I., C. Ioana, and M. Dakovic (2018). On the reconstruction of nonsparse time-frequency signals with sparsity constraint from a reduced set of samples. *Signal Processing* 142, 480–484.
- [110] Stanković, L. (2001). A measure of some time-frequency distributions concentration. *Signal Processing* 81(3), 621 – 631. Special section on Digital Signal Processing for Multimedia.
- [111] Stankovic, L. and M. Dakovic (2016). On a gradient-based algorithm for sparse signal reconstruction in the signal/measurements domain. *Mathematical Problems in Engineering* 2016, 1–16.

- [112] Stankovic, L., M. Dakovic, and S. Vujovic (2014, May). Adaptive variable step algorithm for missing samples recovery in sparse signals. *IET Signal Processing* 8(3), 246–256.
- [113] Stanković, L. J. (1994, Jan). A method for time-frequency analysis. *IEEE Transactions on Signal Processing* 42(1), 225–229.
- [114] Tarvainen, M. P., P. O. Ranta-Aho, and P. A. Karjalainen (2002). An advanced detrending method with application to hrv analysis. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 49(2), 172–175.
- [115] Temko, A., E. Thomas, W. Marnane, G. Lightbody, and G. Boylan (2011). EEG-based neonatal seizure detection with support vector machines. *Clinical Neurophysiology* 122(3), 464 – 473.
- [116] Wang, D., J. Wang, Y. Liu, and Z. Xu (2015, Sept). An adaptive time-frequency filtering algorithm for multi-component lfm signals based on generalized s-transform. In *2015 21st International Conference on Automation and Computing (ICAC)*, pp. 1–6.
- [117] Wang, H.-j., P. Jin, and G.-z. Liu (2003). Automatic spikes detection in seismogram. *Acta Seismologica Sinica* 16(3), 348–355.
- [118] Wang, K. (2015). Time-frequency feature representation using multi-resolution texture analysis and acoustic activity detector for real-life speech emotion recognition. *Sensors* 15(1), 1458–1478.
- [119] Williams, W. J. and T. Sang (1994, Oct). Adaptive rid kernels which minimize time-frequency uncertainty. In *Proceedings of IEEE-SP International Symposium on Time- Frequency and Time-Scale Analysis*, pp. 96–99.
- [120] Xu, G., J. Wang, Q. Zhang, S. Zhang, and J. Zhu. A spike detection method in eeg based on improved morphological filter. *Computers in Biology and Medicine* 37(11), 1647–1652.
- [121] Yanli, Z., Z. Weidong, and Y. Shasha (2015). Multifractal analysis and relevance vector machine-based automatic seizure detection in intracranial EEG. *International Journal of Neural Systems* 25(06), 1550020. PMID: 25986754.
- [122] Yin, Q., L. Shen, M. Lu, X. Wang, and Z. Liu (2013, Feb). Selection of optimal window length using stft for quantitative snr analysis of lfm signal. *Journal of Systems Engineering and Electronics* 24(1), 26–35.
- [123] Yuan, Q., W. Zhou, Y. Liu, and J. Wang (2012). Epileptic seizure detection with linear and non-linear features. *Epilepsy Behavior* 24(4), 415–421.
- [124] Zandi, A. S., M. Javidan, G. A. Dumont, and R. Tafreshi (2010, July). Automated real-time epileptic seizure detection in scalp EEG recordings using an algorithm based on wavelet packet transform. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 57(7), 1639–1651.
- [125] Zhang, Y., T. Y. Ji, M. S. Li, and Q. H. Wu (2013, Dec). Detection and classification of low-frequency power disturbances using a morphological max-lifting scheme. In *2013 IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*, pp. 1–5.
- [126] Zhang, Z. and K. K. Parhi (2016, June). Low-complexity seizure prediction from ieeg/seeg using spectral power and ratios of spectral power. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems* 10(3), 693–706.
- [127] Zhong, J. and Y. Huang (2010, Oct). Time-frequency representation based on an adaptive short-time fourier transform. *IEEE Transactions on Signal Processing* 58(10), 5118–5128.
- [128] Zhou, W., Y. Liu, Q. Yuan, and X. Li (2013, Dec). Epileptic seizure detection using lacunarity and bayesian linear discriminant analysis in intracranial EEG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 60(12), 3375–3381.
- [129] Zhu, M., X. Zhang, and Y. Qi (2015, Dec). An adaptive stft using energy concentration optimization. In *2015 10th International Conference on Information, Communications and Signal Processing (ICICS)*, pp. 1–4.

Aabstract

Signal analysis in the time-frequency domain provides more advantageous than analyzing the signal in either the time or the frequency domain. Adaptive directional time-frequency distributions (ADTFDs) are effective and superior to other fixed and adaptive methods. In the ADTFD the direction of the kernel is adapted on the basis of directional Gaussian or double derivative Gaussian filter.

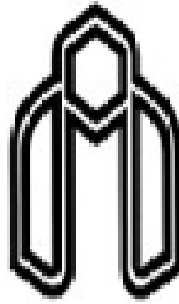
Although ADTFDs are very effective, their applicability are restricted due to the manual tuning of the parameters, high computational cost, sensitivity to the noise, weak performance in analyzing multicomponent signal with different amplitudes and instantaneous frequency (IF) estimation of multicomponent signals with overlapped components.

In this work to overcome the above-mentioned challenges, first the parameters of the ADTFDs are estimated. Using a two-stage algorithm, first the length of the smoothing kernel is optimized globally. In the second stage, the parameters which control the shape of the selected smoothing window is optimized, locally. To alleviate computational cost a computationally efficient variant of ADTFD is introduced. In the new ADTFD, the optimized directions are estimated using the Radon transform of the ambiguity function of the signal and the searching is eliminated to the estimated directions. In the new ADTFD, the sensitivity to the noise is also covered as eliminating the wrong directions corresponding to the noise, alleviates the sensitivity of the ADTFD to the presence of the noise. By automating the ADTFD, the possibility of precise analysis of multicomponent signal with different components is provided.

To estimate the IF of a multicomponent signal specifically with overlapped components, a new method based on the proposed time-frequency technique and time-frequency filtering is introduced. The performance of the proposed method in contrast to the state of the art methods such as ICCD-RPRG is compared. Based on the proposed IF estimate method a new algorithm for reconstruction of multicomponent signals with missing samples is introduced. The performance of this method is compared with the common methods such as gradient descent, EOMP and iterative thresholding with different levels of missing samples, which leads to minimum MSE for the proposed method.

As part of the case study, the performance of the proposed ADTFD is assessed using a seizure detection system and a spike detection algorithm for signals with high frequency activity and low SNR. In case of seizure detection system, the obtained results show classification accuracy of 98.56%, which is 37% more than the accuracy achieved with other TFDs. In order to detect the spike, a new algorithm based on the direction of the energy of the signal component in the time-frequency plane is introduced. The performance of the proposed spike detection method is compared with SNEO and CoB methods using different statistical measures such as precision rate and hit-rate.

Keywords: Time-frequency distribution, adaptive directional filter, EEG, spikes, sparsity



Shahrood University of Technology

Kharazmi International Campus

Ph.D. Thesis in Artificial Intelligence

**Non-stationary signal processing using adaptive
directional filters and sparsity aware
time-frequency approaches: Application to EEG
signal classification**

By: Mokhtar Mohammadi

Supervisor

Dr. Ali Akbar Pouyan

Advisors

Dr. Nabeel Ali Khan

Dr. Vahid Abolghasemi

February, 2018